



Universidad de Oviedo

Programa de Doctorado en Ingeniería de Producción,  
Minero-Ambiental y de Proyectos

Tesis Doctoral

**DETERMINACIÓN DEL EFECTO DE LAS  
CONDICIONES AMBIENTALES EN EL DISEÑO  
DE ESTRUCTURAS METÁLICAS EN  
INTEMPERIE**

Marta Terrados Cristos

Noviembre 2023





Universidad de Oviedo

Programa de Doctorado en Ingeniería de Producción,  
Minero-Ambiental y de Proyectos

Tesis Doctoral

**DETERMINACIÓN DEL EFECTO DE LAS  
CONDICIONES AMBIENTALES EN EL DISEÑO  
DE ESTRUCTURAS METÁLICAS EN  
INTEMPERIE**

Marta Terrados Cristos

Noviembre 2023







## RESUMEN DEL CONTENIDO DE TESIS DOCTORAL

1.- Título de la Tesis	
Español/Otro Idioma: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.	Inglés: Determination of the Influence of Environmental Conditions on the Design of Outdoor Metallic Structures.
2.- Autor	
Nombre: Marta Terrados Cristos	DNI/Pasaporte/NIE:
Programa de Doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos	
Órgano responsable: Centro Internacional de Postgrado	

### RESUMEN (en español)

El proceso de degradación que sufren las estructuras metálicas a la intemperie afecta a su estabilidad, durabilidad e impacto medioambiental. La correcta gestión de este complejo fenómeno multifactorial es esencial para el desarrollo sostenible. Para evitar un fin de ciclo prematuro, en las fases de diseño se introducen factores correctores. Sin embargo, la dificultad de conocer la pérdida de material durante su vida útil provoca un sobredimensionamiento que supone un gasto y consumo de recursos innecesario.

La degradación se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por impacto de partículas (abrasión) y uno químico, por una reacción de descomposición (corrosión). Las principales causas que desencadenan ambos fenómenos son las características ambientales del aire y del suelo.

La normativa vigente en materia de corrosión exige conocer valores específicos de contaminantes atmosféricos para clasificar la atmósfera y estimar las pérdidas. Si bien este método incrementa la seguridad, la construcción es una actividad económica y debe mantener un nivel adecuado de viabilidad. Encontrar el punto óptimo entre eficiencia y precio competitivo, manteniéndose dentro de los límites de la norma, es un gran desafío.

Además, el cambio climático y el auge de las energías renovables lleva a construcciones en entornos más exigentes y con potencial abrasivo, lo que afecta a la seguridad de las estructuras y exige revisar y actualizar los métodos de diseño.

El objetivo principal de este estudio es diseñar y validar un sistema capaz de determinar, bajo condiciones de incertidumbre, la degradación físico-química de estructuras metálicas en intemperie durante su vida útil por el efecto de las condiciones ambientales.

Para caracterizar la corrosividad de cualquier ambiente sin requerir largos períodos de muestreo se han desarrollado modelos de aprendizaje automático que predigan la pérdida por corrosión. Los resultados de la evaluación mostraron un ahorro medio de hasta el 16% en los recubrimientos.

El análisis de los datos muestra la importancia de los aerosoles marinos como agente especialmente agresivo, pero cuyo efecto no está bien definido. Así,



como objetivo secundario se ampliará el conocimiento existente acerca de la acción de estos contaminantes. Para ello, se realizaron pruebas experimentales cuyos resultados se compararon con información meteorológica, confirmando ( $p < 0,05$ ) que las zonas susceptibles a la corrosión costera se identifican en función de su orientación, el clima y el viento. Esto facilita y añade garantías al diseño y la supervisión remota, mejorando el comportamiento de los modelos generales.

En el caso de la abrasión, no existe ni normativa ni datos que permitan realizar una valoración previa. Su efecto está relacionado con las características meteorológicas, pero también con el suelo. Por ello, en este trabajo se desarrolla un mapa mundial para conocer y acotar las áreas susceptibles a la abrasión eólica. Este modelo híbrido de clasificación semiautomática se basa en variables críticas, estudios de caso e imágenes multispectrales. El algoritmo muestra resultados muy precisos ( $R^2 = 0,99$ ) y el enfoque general del sistema se presenta como un método útil y generalizable. Además, para determinar la tasa de erosión potencial experimentada por las estructuras metálicas en esos terrenos vulnerables se desarrolla un modelo *MARS* que evalúa la pérdida de material por impacto de partículas, utilizando una combinación de estudios de caso y datos experimentales con pruebas de impacto directo. Se obtiene una precisión del 98% con un error relativo menor al 15%.

Estos logros sirven doblemente al objetivo principal. Por un lado, permiten anticipar la pérdida de material en nuevas estructuras y optimizar el diseño en base a las condiciones ambientales. Por otro lado, maximizan la vida útil de las estructuras existentes reduciendo la incertidumbre de su estado final, con un mantenimiento eficaz y promoviendo la resiliencia y sostenibilidad.

#### **RESUMEN (en Inglés)**

The degradation process that metal structures undergo when exposed to the elements affects their stability, durability, and environmental impact. Proper management of this complex multifactorial phenomenon is essential for sustainable development. To avoid premature end-of-life, corrective factors are introduced during the design phases. However, the challenge of accurately predicting material loss over its lifespan leads to an overdesign that results in unnecessary resource consumption and costs.

Degradation is primarily attributed to two mechanisms: a physical one, caused by particle impact (abrasion), and a chemical one, due to decomposition reactions (corrosion). The key triggers for both phenomena are the environmental characteristics of the air and soil. Current corrosion regulations demand knowledge of specific atmospheric contaminant values to classify the atmosphere and estimate losses. While this approach enhances safety, construction is an economic activity that must maintain a suitable level of



viability. Finding the optimal balance between efficiency and competitive pricing while staying within regulatory limits is a significant challenge.

Additionally, climate change and the rise of renewable energies have led to constructions in more demanding and potentially abrasive environments, impacting structural safety and necessitating a review and update of design methods.

The primary goal of this study is to design and validate a system capable of determining the physicochemical degradation to which metal structures will be exposed when exposed to the elements throughout their lifespan due to environmental conditions.

To characterize the corrosivity of any environment without requiring long sampling periods, machine learning models have been developed to predict corrosion losses. Evaluation results show an average savings of up to 16% in coatings.

Data analysis highlights the importance of marine aerosols as a particularly aggressive agent, though their effect is not well-defined. Therefore, a secondary objective is to expand existing knowledge about the impact of these contaminants. Experimental tests were conducted and their results compared with meteorological information, confirming ( $p < 0.05$ ) that areas susceptible to coastal corrosion can be identified based on their orientation, climate, and wind. This facilitates and adds certainty to design and remote monitoring, enhancing the performance of general models.

In the case of abrasion, there is no regulation or data available for prior assessment. Its effect is related to meteorological characteristics and soil conditions. Therefore, this work develops a global map to identify and delineate areas susceptible to wind abrasion. This hybrid semi-automatic classification model is based on critical variables, case studies, and multispectral images. The algorithm produces highly accurate results ( $R^2 = 0.99$ ), and the overall system approach is presented as a useful and generalizable method. Additionally, to determine the potential erosion rate experienced by metal structures in these vulnerable areas, a *MARS* model is developed to evaluate material loss due to particle impact. It achieves an accuracy of 98% with a relative error of less than 15%.

These achievements serve the primary goal in two ways. On one hand, they allow for the anticipation of material loss in new structures and optimization of designs based on environmental conditions. On the other hand, they maximize the lifespan of existing structures, reducing uncertainty about their final condition through effective maintenance, and promoting resilience and sustainability.



Universidad de Oviedo  
*Universidá d'Uviéu*  
*University of Oviedo*

**SR. PRESIDENTE DE LA COMISIÓN ACADÉMICA DEL PROGRAMA DE DOCTORADO EN  
INGENIERÍA DE PRODUCCIÓN, MINERO-AMBIENTAL Y DE PROYECTOS**



# Agradecimientos

*Todo proyecto tiene esfuerzos que no se ven y los mayores esfuerzos en este caso han sido los vuestros, por apoyarme y por alumbrarme cuando perdía visión. Vosotros sabéis lo poco que me gusta hacer público algo tan privado, pero es precisamente por vosotros que no puedo dejar esta página en blanco.*

*A las verdaderas artífices, las supernenas, por vuestro inmensurable talento y talante, vuestra inteligencia envuelta en dulzura, por ser referentes. Fran, por tu confianza y tu guía. Nuchi, por tu paciencia y generosidad. Por vuestra amabilidad infinita. Gracias.*

*Al equipo del forrín polar, se lo pongan o no. Con los GIPIS tengo una suerte que ni me la creo, aprendo y disfruto cada día. Cris, gracias por cuidarnos(me) tanto y tan bien.*

*Roci, por el apoyo genuino, por creer en mi más que yo misma. Soli, por la motivación constante, por aguantarme sin entender y entenderme más que nadie. Gracias, por sentirnos cerquita estando lejos.*

*A mis super familia, a mis abus, a mis amigos, a los múltiples cómplices de las muestras, a los 7 gurrudimos. Gracias.*

*Pablo, por la incondicionalidad, por hacer fácil lo difícil, por el ánimo y el humor, por ser oasis. Gracias*

*A las personas que más admiro, que son a su vez mis mayores fans.*

*Papis, gracias por estar siempre tan orgullosos de mí. Por la escucha incansable, la gestión de las muestras, por sacar lo mejor de mí, por las delicias culinarias y por ser básicamente mi razón de ser.*

***Infinitas gracias.***

*Al final sí que me presta este huequito en la tesis para mi gente.*



# Índice de contenido

---

<b>RESUMEN</b>	<b>III</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>V</b>
<b>CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS</b>	<b>1</b>
I.1    Introducción	1
I.2    Objetivos	3
I.3    Estructura de la memoria	4
<b>CAPÍTULO II. ESTADO DEL ARTE</b>	<b>6</b>
II.1   Degradación química: corrosión atmosférica	6
II.1.1  Variables involucradas	9
II.2   Degradación física: abrasión eólica	11
II.2.1  Variables involucradas	13
II.3   Conclusiones	16
<b>CAPÍTULO III. MATERIALES Y MÉTODOS</b>	<b>17</b>
III.1  Caracterización de la corrosividad atmosférica	18
III.1.1  Modelos de corrosión	18
III.1.2  Degradación atmosférica por acción de los aerosoles marinos	23
III.2  Modelización de la abrasión	26
III.2.1  Localización de zonas susceptibles de abrasión eólica	26
III.2.2  Determinación de la tasa de erosión por partículas	29
<b>CAPÍTULO IV. PUBLICACIONES</b>	<b>34</b>
<b>CAPÍTULO V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b>	<b>80</b>
V.1   Caracterización de la corrosividad atmosférica	80
V.1.1   Modelo de corrosión	80
V.1.2   Degradación atmosférica por acción de los aerosoles marinos	87
V.1.3   Conclusiones	95
V.2   Modelización de la abrasión	97
V.2.1   Localización de zonas susceptibles de abrasión eólica	97
V.2.2   Determinación de la tasa de erosión por partículas	104
V.2.3   Conclusiones	109



<b>CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES</b>	<b>112</b>
VI.1 Conclusiones	112
VI.2 Líneas de futuro	114
<b>CAPÍTULO VII. REFERENCIAS</b>	<b>117</b>
<b>ANEXOS</b>	<b>139</b>
Anexo A. Contribuciones	140
VII.1.1 Artículos publicados en revistas científicas	140
VII.1.2 Capítulos de libros	141
VII.1.3 Comunicaciones en Congresos y Jornadas	141
VII.1.4 Premios	144
Anexo B. Informe sobre el Factor de Impacto	145
Anexo C. Casos de la literatura para el estudio de la abrasión	147

# Lista de figuras

---

Figura 1: Modos de transporte de arena por el viento. ....	11
Figura 2: Esquema general de la metodología utilizada para lograr los objetivos propuestos. ...	18
Figura 3: Localización de las muestras del programa ISOCORRAG. ....	19
Figura 4: Localización de las muestras de los ensayos de deposición de cloro. ....	24
Figura 5: Esquema propuesto para la recogida de muestras en el método de la vela cubierta. ...	26
Figura 6: Representación esquemática de las pruebas de laboratorio realizadas. ....	31
Figura 7: Resultados del análisis de importancia de las variables en el modelo de predicción de corrosión. ....	81
Figura 8: Número de casos de entrenamiento por neurona en el modelo de corrosión. ....	81
Figura 9: Valor medio de corrosión por neurona. La pérdida de corrosión en micras se representa por el tamaño del círculo. ....	82
Figura 10: Zonas de corrosividad de la atmósfera. (a) Representación de la corrosión en base al tamaño del círculo, (b) Categoría de corrosividad de acuerdo con la norma ISO 9223:2012. ....	82
Figura 11: Valores de corrosión en micras, predichos durante el primer año frente a los valores reales. La línea de puntos es la línea de regresión ( $R^2=0,7728$ ). La línea gris representa el entrenamiento óptimo. ....	83
Figura 12: Caso de estudio de ejemplo. Las porciones que muestra cada nodo son las contribuciones de cada variable en el valor final, a mayor tamaño mayor peso. ....	84
Figura 13: Comparación entre el rango de valores ofrecido por la norma y el ofrecido por el modelo, representado por gráficos de bigote agrupados por categoría. ....	85
Figura 14: Comparativa entre los errores relativos de la regresión no lineal y la fórmula estándar. ....	86
Figura 15: (a) Precipitaciones acumuladas durante los periodos de estudio en cada localización. (b) Distribución de las precipitaciones por localización a lo largo del tiempo. ....	88
Figura 16: Direcciones predominantes del viento en diferentes lugares y periodos de muestreo. ....	90
Figura 17: Resultados de la deposición de cloro sobre las probetas en función de su posición y periodo. (a) primer periodo. (b) Segundo período. La parte inferior muestra la rosa de los vientos en cada periodo. ....	91
Figura 18: Resultados de la prueba II, representación de la deposición en cada ubicación de estudio. ....	93
Figura 19: Deposición de cloruro en función de la distancia al mar en metros (escala logarítmica). ....	93
Figura 20: Representación de la deposición de cloruro y distancia a la costa. ....	94
Figura 21: Contenido máximo de Partículas Totales en Suspensión ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) en cada ubicación de estudio. ....	98
Figura 22: Cantidad de tiempo (horas) con valores altos de velocidad del viento en cada ubicación de estudio. ....	99
Figura 23: Humedad Relativa ( $RH$ ) media anual en cada localización de estudio, en porcentaje. ....	99
Figura 24: Contenido en arcilla en ( $\text{g}/\text{kg}$ ) en cada una de las localizaciones de estudio. ....	100

Figura 25: Firmas espectrales de la macroclase SA y las principales clases que forman la macroclase NSA: Nieve, Edificios, Vegetación y Agua. ....	101
Figura 26: Mapa con polígonos identificados de las áreas degradadas. ....	103
Figura 27: Ubicaciones SA clasificadas, limitadas como multipolígonos y delineadas en rojo. .	103
Figura 28: Resultados de multipolígonos georreferenciados vectorizados en Google Earth.....	104
Figura 29: Aspecto de las muestras metálicas antes y después de las pruebas de impacto directo. (a) Aluminio (b) Acero inoxidable (c) Acero galvanizado (d) Hojalata.....	105
Figura 30: Representación de la pérdida de masa acumulada promedio y su desviación en cada familia de materiales de estudio. ....	106
Figura 31: Comparación entre resultados obtenidos experimental y teóricamente en base a fórmulas empíricas. ....	107
Figura 32: Resultados del modelo de abrasión utilizando el algoritmo MARS. ....	108

# Lista de tablas

---

Tabla 1: Índices de corrosión del zinc durante el primer año de exposición para diferentes categorías de corrosividad según la norma ISO 9223:2012. ....	8
Tabla 2: Variables más significativas para el ensayo de impacto directo. ....	14
Tabla 3: Resumen de las características principales de las variables objeto de estudio. Unidad (Ud), valor mínimo (Min), valor medio (Med) y valor máximo (Max). ....	20
Tabla 4: Ejemplo de datos de entrada del modelo de corrosión. ....	83
Tabla 5: Ejemplo de resultados para el estudio del ejemplo del modelo de categorías de corrosión. ....	84
Tabla 6: Resultados obtenidos por el método de Newton para el coeficiente b optimizado. ....	86
Tabla 7: Resultados del caso de ejemplo, utilizando el modelo de distancia. ....	86
Tabla 8: Similaridad de Bray-Curtis (%) para las principales clases. ....	101
Tabla 9: Variables de validación del algoritmo <i>Random Forest</i> . ....	102
Tabla 10: Resultados de la matriz de confusión del algoritmo <i>Random Forest</i> . ....	102
Tabla 11: Variables existentes en la base de datos de ensayos de abrasión, incluyendo: descripción, tipo, unidad (Ud.), valor mínimo (Valor min.) y valor máximo (Valor máx.). ....	105
Tabla 12: Valores medios de pérdida de masa (%) de las 4 familias de materiales. ....	105
Tabla 13: Valores de RMSE de las 4 familias de materiales. ....	108
Tabla 14: Error relativo, error absoluto, valor medio y error del modelo de abrasión. ....	109



# Lista de acrónimos

---

- ASTM:** *American Society for Testing and Materials.* Sociedad Americana para Pruebas y Materiales
- CFD:** *Computational Fluid Dynamics.* Dinámica de Fluidos Computacional.
- CLRTAP:** *Convention on Long-range Transboundary Air Pollution.* Convenio sobre la Contaminación Atmosférica a Largo Plazo Transfronteriza
- ECM:** Error Cuadrático Medio.
- ER:** *Erosion Ratio.* Tasa de erosión.
- ERC:** *Erosion Ratio by Cut.* Tasa de Erosión por Corte.
- ERD:** *Erosion Ratio by Deformation.* Tasa de Erosión por Deformación
- GCV:** *Generalized Cross-Validation.* Validación Cruzada Generalizada.
- GIS:** *Geographic Information System.* Sistemas de Información Geográfica.
- HL:** *Hardness Level.* Dureza del material.
- ICP/UNECE:** *International Cooperative Programme with United Nations Economic Commission for Europe.* Programa de Cooperación Internacional con la Comisión Económica Europea de las Naciones Unidas.
- ISO:** *International Organization for Standardization.* Organización Internacional de Normalización
- MAE:** *Mean Absolute Error.* Error Absoluto Medio.
- MARS:** *Multivariate Adaptive Regression Spline.* Splines De Regresión Adaptativas Multivariadas.
- MICAT:** Mapa Iberoamericano de Corrosividad Atmosférica.
- NSA:** No Susceptible de Abrasión
- R<sup>2</sup>:** Coeficiente de determinación.

- RH:** *Relative Humidity*. Humedad Relativa
- RMSE:** *Root Mean Square Error*. Error Cuadrático Medio.
- RNA:** Red Neuronal Artificial.
- ROI:** *Regions of Interest*. Regiones De Interés.
- RSS:** *Residual Sum of Squares*. Suma De Los Cuadrados De Los Residuos.
- SA:** Susceptibles a la Abrasión.
- SOM:** *Self-Organizing Map*. Mapas Autoorganizados.
- TOW:** *Time of Wetness*. Tiempo de Humectación.
- TSP:** *Total Suspended Particles*. Partículas Suspendidas Totales.
- WCO:** *World Corrosion Organization*. Organización Mundial de la Corrosión.

## RESUMEN

---

El proceso de degradación que sufren las estructuras metálicas a la intemperie afecta a su estabilidad, durabilidad e impacto medioambiental. La correcta gestión de este complejo fenómeno multifactorial es esencial para el desarrollo sostenible. Para evitar un fin de ciclo prematuro, en las fases de diseño se introducen factores correctores. Sin embargo, la dificultad de conocer la pérdida de material durante su vida útil provoca un sobredimensionamiento que supone un gasto y consumo de recursos innecesario.

La degradación se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por impacto de partículas (abrasión) y uno químico, por una reacción de descomposición (corrosión). Las principales causas que desencadenan ambos fenómenos son las características ambientales del aire y del suelo.

La normativa vigente en materia de corrosión exige conocer valores específicos de contaminantes atmosféricos para clasificar la atmósfera y estimar las pérdidas. Si bien este método incrementa la seguridad, la construcción es una actividad económica y debe mantener un nivel adecuado de viabilidad. Encontrar el punto óptimo entre eficiencia y precio competitivo, manteniéndose dentro de los límites de la norma, es un gran desafío.

Además, el cambio climático y el auge de las energías renovables lleva a construcciones en entornos más exigentes y con potencial abrasivo, lo que afecta a la seguridad de las estructuras y exige revisar y actualizar los métodos de diseño.

El objetivo principal de este estudio es diseñar y validar un sistema capaz de determinar, bajo condiciones de incertidumbre, la degradación físico-química de estructuras metálicas en intemperie durante su vida útil por el efecto de las condiciones ambientales.

Para caracterizar la corrosividad de cualquier ambiente sin requerir largos períodos de muestreo se han desarrollado modelos de aprendizaje automático que predigan la pérdida por corrosión. Los resultados de la evaluación mostraron un ahorro medio de hasta el 16% en los recubrimientos.

El análisis de los datos muestra la importancia de los aerosoles marinos como agente especialmente agresivo, pero cuyo efecto no está bien definido. Así, como objetivo secundario se ampliará el conocimiento existente acerca de la acción de



estos contaminantes. Para ello, se realizaron pruebas experimentales cuyos resultados se compararon con información meteorológica, confirmando ( $p < 0,05$ ) que las zonas susceptibles a la corrosión costera se identifican en función de su orientación, el clima y el viento. Esto facilita y añade garantías al diseño y la supervisión remota, mejorando el comportamiento de los modelos generales.

En el caso de la abrasión, no existe ni normativa ni datos que permitan realizar una valoración previa. Su efecto está relacionado con las características meteorológicas, pero también con el suelo. Por ello, en este trabajo se desarrolla un mapa mundial para conocer y acotar las áreas susceptibles a la abrasión eólica. Este modelo híbrido de clasificación semiautomática se basa en variables críticas, estudios de caso e imágenes multiespectrales. El algoritmo muestra resultados muy precisos ( $R^2 = 0,99$ ) y el enfoque general del sistema se presenta como un método útil y generalizable. Además, para determinar la tasa de erosión potencial experimentada por las estructuras metálicas en esos terrenos vulnerables se desarrolla un modelo *MARS* que evalúa la pérdida de material por impacto de partículas, utilizando una combinación de estudios de caso y datos experimentales con pruebas de impacto directo. Se obtiene una precisión del 98% con un error relativo menor al 15%.

Estos logros sirven doblemente al objetivo principal. Por un lado, permiten anticipar la pérdida de material en nuevas estructuras y optimizar el diseño en base a las condiciones ambientales. Por otro lado, maximizan la vida útil de las estructuras existentes reduciendo la incertidumbre de su estado final, con un mantenimiento eficaz y promoviendo la resiliencia y sostenibilidad.

# ABSTRACT

---

The degradation process that metal structures undergo when exposed to the elements affects their stability, durability, and environmental impact. Proper management of this complex multifactorial phenomenon is essential for sustainable development. To avoid premature end-of-life, corrective factors are introduced during the design phases. However, the challenge of accurately predicting material loss over its lifespan leads to an overdesign that results in unnecessary resource consumption and costs.

Degradation is primarily attributed to two mechanisms: a physical one, caused by particle impact (abrasion), and a chemical one, due to decomposition reactions (corrosion). The key triggers for both phenomena are the environmental characteristics of the air and soil. Current corrosion regulations demand knowledge of specific atmospheric contaminant values to classify the atmosphere and estimate losses. While this approach enhances safety, construction is an economic activity that must maintain a suitable level of viability. Finding the optimal balance between efficiency and competitive pricing while staying within regulatory limits is a significant challenge.

Additionally, climate change and the rise of renewable energies have led to constructions in more demanding and potentially abrasive environments, impacting structural safety and necessitating a review and update of design methods.

The primary goal of this study is to design and validate a system capable of determining the physicochemical degradation to which metal structures will be exposed when exposed to the elements throughout their lifespan due to environmental conditions.

To characterize the corrosivity of any environment without requiring long sampling periods, machine learning models have been developed to predict corrosion losses. Evaluation results show an average savings of up to 16% in coatings.

Data analysis highlights the importance of marine aerosols as a particularly aggressive agent, though their effect is not well-defined. Therefore, a secondary objective is to expand existing knowledge about the impact of these contaminants. Experimental tests were conducted and their results compared with meteorological information, confirming ( $p < 0.05$ ) that areas susceptible to coastal corrosion can be identified based on their orientation, climate, and wind.

This facilitates and adds certainty to design and remote monitoring, enhancing the performance of general models.

In the case of abrasion, there is no regulation or data available for prior assessment. Its effect is related to meteorological characteristics and soil conditions. Therefore, this work develops a global map to identify and delineate areas susceptible to wind abrasion. This hybrid semi-automatic classification model is based on critical variables, case studies, and multispectral images. The algorithm produces highly accurate results ( $R^2 = 0.99$ ), and the overall system approach is presented as a useful and generalizable method. Additionally, to determine the potential erosion rate experienced by metal structures in these vulnerable areas, a *MARS* model is developed to evaluate material loss due to particle impact. It achieves an accuracy of 98% with a relative error of less than 15%.

These achievements serve the primary goal in two ways. On one hand, they allow for the anticipation of material loss in new structures and optimization of designs based on environmental conditions. On the other hand, they maximize the lifespan of existing structures, reducing uncertainty about their final condition through effective maintenance, and promoting resilience and sustainability.

# CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

---

## I.1 INTRODUCCIÓN

La degradación a la que se enfrentan las estructuras expuestas a la intemperie es uno de los retos más exigentes que afronta la industria [1]. La dudosa durabilidad de muchas estructuras alrededor del mundo deriva en una corta vida útil, grandes inversiones en mantenimiento y fuertes impactos en el medio, que de ningún modo resulta sostenible [2]. Además, es común lidiar con este tipo de problemas una vez se han detectado y no anteponiéndose a su aparición [3].

Esta degradación, se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por el impacto directo de partículas sobre la superficie [4] y uno químico, debido a la formación de lo que se conoce como celdas galvánicas [5]. Ambos mecanismos están condicionados por los contaminantes y fenómenos atmosféricos presentes en cada localización.

La contaminación atmosférica se puede presentar en forma de sólidos, gases y aerosoles (pequeñas gotas de líquidos), siendo los contaminantes más comunes la sal marina, los contaminantes industriales o antropogénicos y las partículas (inertes o carbonosas). Estos se generan a partir de tres fuentes [6]:

- La interacción de las olas con la línea de costa;
- Partículas provenientes de la corteza terrestre;
- Aerosoles y gases antropogénicos que proceden de actividades humanas.

La corrosión es el proceso de descomposición de un material causado por una reacción química con su entorno [7]. La corrosión de un metal se produce cuando una superficie entra en contacto con un gas o un líquido y el proceso se acelera por la exposición a temperatura cálida, humedad, ácidos y sales. En concreto, la presencia de iones cloruro es la principal causa de corrosión en las estructuras de regiones costeras [8] ya que tiene un efecto acelerador [9], [10].

Los problemas relacionados con la corrosión constituyen más del 25% de los fallos experimentados en la industria del petróleo y el gas. Indudablemente, al ser un fenómeno ligado a la contaminación atmosférica el problema es cada vez más acuciante [11]. A pesar de los esfuerzos por investigar la corrosión atmosférica, las investigaciones cuantitativas son poco concluyentes, especialmente en lo que

respecta al efecto de la tasa de deposición de cloruros sobre la tasa de corrosión [12], [13].

El estándar más extendido en la actualidad respecto a la corrosión en las estructuras metálicas (ISO 9223:2012 [14]) agrupa el nivel de corrosividad de una atmósfera en seis categorías. A cada categoría se le asocia una pérdida de material que, generalmente, se utiliza como punto de partida para determinar los requisitos de recubrimiento. No obstante, estas categorías presentan rangos de variabilidad, lo que significa que, al diseñar, la cantidad de material seleccionada puede variar, pudiendo el diseñador proponer valores distintos para un mismo caso. Optar por los valores más elevados de protección implica moverse en el lado de la seguridad, pero, a cambio, supone un excesivo gasto de material y presupuesto que podría ser innecesario.

En esta norma se proponen dos métodos para determinar la categoría corrosiva de una atmósfera dependiendo de la disponibilidad de datos experimentales [14]. Cuando estos están disponibles, se pueden utilizar funciones de dosis-respuesta. Sin embargo, cuando no hay datos disponibles, se recomienda la estimación de la categoría de corrosividad utilizando el procedimiento informativo que, como se establece en la norma, se basa en la comparación de las condiciones ambientales locales con la descripción de los ambientes atmosféricos típicos, lo que puede causar malinterpretaciones [15]. Encontrar el punto óptimo entre eficiencia y precio competitivo, manteniéndose dentro de los límites es, por lo tanto, un desafío dada la falta de caracterización del sitio de construcción específico.

Por otro lado, la abrasión es el proceso de erosión producido por las partículas en suspensión que impactan en los objetos arrastradas por la fuerza del viento [16]. El viento no puede transportar partículas tan grandes como lo pueden hacer otros fluidos, como el agua corriente, pero recoge fácilmente las partículas del suelo por lo que la erosión eólica es más pronunciada en las regiones secas y con poca vegetación [6]. El flujo de transporte de arena puede deteriorar la superficie metálica total o parcialmente dependiendo de la velocidad, el ángulo de impacto, la resistencia mecánica y la forma de las partículas sólidas involucradas en el proceso de erosión [4].

En la literatura se pasa por alto la acción del viento transportando arena y sus impactos en infraestructuras, lo que complica el estudio y previsión de estos problemas [17]. Esto puede deberse a que muchas ubicaciones inicialmente no parecen propensas a que sus estructuras sufran este fenómeno [18]. A pesar de ello, áreas como dunas costeras, depósitos activos de arena y tierras degradadas

[19], que ocupan alrededor del 15% de la superficie terrestre [20], están siendo cada vez más utilizadas para actividades humanas como transporte, industria, viviendas y energías renovables [21], [22] con perspectivas de expansión debido al cambio climático [23]. El cambio climático intensifica estas condiciones, las zonas desertificadas son más extensas y las tormentas de arena son más frecuentes [24], [25], aumentando la necesidad de actualizar medidas ambientales para diseñar nuevas estructuras que incluyan a priori la susceptibilidad al desgaste por abrasión [26] y asegurar la confiabilidad de las existentes [27], [28].

Así, la combinación de los problemas de abrasión y corrosión tiene como resultado un mal diseño inicial [29] con consecuencias perjudiciales en su estado final [30]. Estos fenómenos han llamado cada vez más la atención en las últimas décadas debido a los catastróficos accidentes resultantes [31] y a la creciente demanda de diseños sostenibles [32].

La asunción de diferentes estrategias de prevención permite alargar la vida útil de las estructuras expuestas, reduciendo las acciones de mantenimiento necesarias a lo largo de su etapa de explotación y disminuyendo su impacto ambiental, consiguiendo así desarrollar infraestructuras fiables, sostenibles, resilientes y de calidad, en línea con los Objetivos de Desarrollo Sostenible [33].

## I.2 OBJETIVOS

El objetivo principal de este trabajo de investigación es diseñar y validar un sistema capaz de determinar la degradación físico-química a la que se verán sometidas las estructuras metálicas en intemperie durante su vida útil por el efecto de las condiciones ambientales, incluso en condiciones de incertidumbre.

El resultado permite: por un lado, mejorar el diseño inicial para optimizar el uso del material, y, por otro lado, maximizar la vida útil de las estructuras ya existentes reduciendo la incertidumbre de su estado final.

La consecución de este objetivo principal pasa por alcanzar los siguientes objetivos específicos:

- **Caracterizar la corrosividad de cualquier ambiente sin requerir largos períodos de prueba y muestreo**, y generalizarlo a cualquier ubicación en todo el mundo, con los datos disponibles de estudios internacionales. Los resultados se muestran en el artículo: *'Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques'* [34] que desarrolla modelos de aprendizaje automático que predigan la pérdida por corrosión de los recubrimientos de zinc con el tiempo.

- **Ampliar el conocimiento existente sobre la degradación** a la que están sometidas las estructuras **por acción de los aerosoles marinos** como agente especialmente agresivo en la corrosión atmosférica. Este objetivo se desarrolla en el artículo titulado: '*Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study*' [35] que relaciona la información climática con los resultados de estudios experimentales no destructivos para la caracterización de daños estructurales potenciales en zonas costeras.
- **Conocer, acotar y limitar las áreas susceptibles a la abrasión** por partículas arrastradas por el viento para clasificar de forma remota los terrenos. Esto se consigue con el desarrollo de un mapa mundial de erosión eólica utilizando tecnologías de teledetección y análisis de imágenes multiespectrales basándose en datos históricos y estudios de casos.
- **Determinar la tasa de erosión potencial experimentada por las estructuras metálicas en función de su ubicación geográfica.** Su desarrollo se detalla en el artículo: '*Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning*' [36], donde se desarrolla un modelo predictivo que busca brindar información sobre la degradación física potencial asociada al terreno circundante.

### I.3 ESTRUCTURA DE LA MEMORIA

En el primer capítulo, se presenta una introducción del problema abordado, identificando los objetivos principales y secundarios que se pretenden alcanzar con esta investigación.

El segundo capítulo se enfoca en el análisis exhaustivo del estado del arte y se proporciona una explicación detallada sobre la degradación producida por determinados contaminantes atmosféricos, tanto en forma de desgaste químico por acción de contaminantes gaseosos como por degradación física tras el impacto de partículas sólidas.

El tercer capítulo describe la metodología empleada para llevar a cabo el estudio y presenta las diferentes fuentes de datos y técnicas utilizadas en el desarrollo del trabajo y la metodología utilizada para lograr cada uno de los objetivos propuestos.

El cuarto capítulo presenta los detalles de cada uno de los principales aspectos de la investigación a través de los cuatro artículos que constituyen el núcleo central de este trabajo. Los resultados más significativos de estos trabajos se identifican en el capítulo quinto, acompañados de su correspondiente interpretación.

El sexto capítulo presenta las conclusiones obtenidas y sugiere posibles direcciones futuras de investigación.

El séptimo capítulo contiene la lista de referencias bibliográficas utilizadas en el estudio.

Finalmente, en los Anexos se detallan las distintas comunicaciones y contribuciones derivadas de esta investigación, un análisis del factor de impacto del trabajo, así como la lista de casos de estudio utilizada para el desarrollo de uno de los objetivos.



## CAPÍTULO II. ESTADO DEL ARTE

---

Las estructuras civiles se deterioran de diversas formas [37]. Las principales causas de daño, fallo o incluso colapso de una estructura metálica son el envejecimiento, las condiciones climáticas, el deterioro de algunos componentes, los diseños deficientes y los desastres naturales [38], [39]. Aunque algunos de estos problemas pueden provocar un fallo rápido, los daños debidos al desgaste o la fatiga tienden a producirse durante largos periodos de tiempo. Se pueden introducir sistemas de monitorización continua de estas estructuras para evaluar su condición y proporcionar una alerta temprana contra los daños estructurales [3], pero esto, si bien previene del colapso, no resuelve el problema del mal dimensionamiento inicial. Los daños pueden evitarse [40], introduciendo factores correctivos en las fases de diseño para garantizar la integridad de la estructura durante su vida útil [1]. Sin embargo, la dificultad para cuantificar la pérdida de material provoca una sobredimensión innecesaria, lo que conduce a costos y consumo de recursos superfluos [41].

La degradación estructural no solo está asociada con problemas estructurales, sino también con problemas económicos, ambientales y sociales [42]. Gestionar la degradación y crear estructuras resilientes es un tema importante y un desafío constante [43]. Para ello se deben tratar los diferentes mecanismos de degradación de materiales, siendo los principales la corrosión atmosférica [44] y la abrasión eólica [45].

### II.1 DEGRADACIÓN QUÍMICA: CORROSIÓN ATMOSFÉRICA

La mayor parte de las estructuras y equipos metálicos operan en condiciones exteriores [46]. En estos casos, uno de los principales problemas relacionados con su estabilidad y durabilidad es la corrosión [47], [48]. La Organización Mundial de la Corrosión (WCO) estima que el costo directo mundial de la corrosión oscila entre 1,3 y 1,4 billones de euros [49].

La corrosión es un fenómeno muy complejo que se basa en la degradación de un material o sus propiedades debido a su reacción con el entorno [7] e involucra múltiples factores [50], [51] y variables [52], [53]. El carácter del ataque y la velocidad de corrosión son consecuencia del sistema formado por materiales

metálicos, ambiente atmosférico, parámetros técnicos y condiciones de operación [54].

Para garantizar la integridad de la capa exterior, las estructuras se diseñan con protección física. Históricamente, el zinc metálico ha sido utilizado como forma de protección contra la corrosión de las estructuras de acero [55]. Desafortunadamente, también se produce daño por corrosión en estos sistemas [56], [57].

La ciencia de la corrosión atmosférica comenzó con Faraday en el siglo XIX [58]. Vernon comenzó experimentos sistemáticos en corrosión atmosférica en la década de 1920 [59]. En 1986, Benarie y Lipfert publicaron su trabajo sobre la corrosión atmosférica [60], relacionando este fenómeno con la concentración de ciertos contaminantes y el pH de la lluvia.

Existen varios modelos cinéticos de corrosión que intentan predecir la corrosión atmosférica a lo largo del tiempo: el modelo lineal general [61], los modelos de función de potencia [62] y los modelos de potencia-lineal [63]. Sin embargo, como el proceso de corrosión está influenciado por factores ambientales [64], estos modelos cinéticos de corrosión son válidos únicamente en lugares específicos. Cuando las condiciones ambientales cambian, el modelo puede dejar de ser aplicable [65], por lo que se opta por clasificar la agresividad de diferentes atmósferas.

De acuerdo con este enfoque, se lanzó el programa ISOCORRAG en 1986 [66]. El comité técnico ISO 156 desarrolló este proyecto con la intención de obtener suficiente información para estandarizar la corrosión atmosférica en metales y aleaciones. Cuatro normas internacionales se crearon como resultado de este proyecto: ISO 9223 [15], ISO 9224 [67], ISO 9225 [14] e ISO 9226 [68]. Desde entonces, estas normas han servido como guías prácticas y ayudas para el diseño tanto de estructuras como de su protección contra la corrosión.

Específicamente, la norma ISO 9224:2012 propone una relación para exposiciones a la corrosión a largo plazo. Esta relación se basa en la función potencial. de acuerdo con la siguiente ecuación (1):

$$D = r_{corr} t^b \quad (1)$$

donde,  $r_{corr}$  es la tasa de corrosión del primer año,  $t$  es el número de años a analizar, y  $b$  es el exponente de tiempo específico del ambiente y del metal.

Por otro lado, la norma ISO 9223:2012 [14] divide la corrosividad de las atmósferas en 6 categorías. Cada una de estas categorías corresponde a un nivel de corrosión diferente. Para el zinc, los datos se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1: Índices de corrosión del zinc durante el primer año de exposición para diferentes categorías de corrosividad según la norma ISO 9223:2012.

Categoría de corrosividad	Corrosividad	Unidad	Zinc
C1	Muy baja	$\mu\text{m/año}$	$r_{\text{corr}} \leq 0,1$
C2	Baja	$\mu\text{m/año}$	$0,1 < r_{\text{corr}} \leq 0,7$
C3	Media	$\mu\text{m/año}$	$0,7 < r_{\text{corr}} \leq 2,1$
C4	Alta	$\mu\text{m/año}$	$2,1 < r_{\text{corr}} \leq 4,2$
C5	Muy alta	$\mu\text{m/año}$	$4,2 < r_{\text{corr}} \leq 8,4$
CX	Extrema	$\mu\text{m/año}$	$8,4 < r_{\text{corr}} \leq 25$

En septiembre de 1987, el Órgano Ejecutivo para la Convención sobre la Contaminación Atmosférica a Largo Plazo Transfronteriza (CLRTAP) decidió lanzar un Programa de Cooperación Internacional con la Comisión Económica Europea de las Naciones Unidas (ICP/UNECE) [69], cuyo objetivo era realizar una evaluación cuantitativa del efecto de los contaminantes en la corrosión atmosférica [50]. Además, el Programa Iberoamericano Internacional 'Ciencia y Tecnología para el Desarrollo (CYTED)' promovió el lanzamiento de un tercer programa cooperativo, llamado MICAT [70] (Mapa Iberoamericano de Corrosividad Atmosférica). Su objetivo era entender los mecanismos que tienen lugar cuando ocurre este fenómeno y generar con los datos obtenidos modelos matemáticos para calcular la corrosión como función de la condición climática o los niveles de contaminantes [9].

En 1992, la Sociedad Americana para Pruebas y Materiales, ASTM, publicó un estudio que discutía un método alternativo para medir la penetración de la corrosión, con modelos más precisos y racionales que el modelo potencial tradicional [71]. Posteriormente, Feliu et al. desarrollaron ecuaciones de regresión para acero, zinc, cobre y aluminio en función de parámetros meteorológicos y de contaminación simples [72]. En 2003, Albrecht et al. recopilaban datos de exposición atmosférica de diversas fuentes y evaluaron gráficamente la severidad de los entornos y la resistencia a la corrosión de los aceros [73]. R.E. Melchers se centró en el estudio de la corrosión de metales en atmósferas marinas en sus estudios de 2008 [74] y 2013 [75]. En ese último año Morcillo et al. [76] realizaron una recopilación exhaustiva de la literatura científica sobre la corrosión atmosférica del acero. En los años siguientes, se

desarrollaron estudios experimentales locales para caracterizar este fenómeno, como los realizados en Grecia [77] y la República Checa [78].

La relación dosis-respuesta que correlaciona directamente los factores ambientales influyentes con los parámetros de corrosión [79] continúa siendo la más utilizada. La forma básica de esta función sigue las relaciones lineales simples [70], [80] o logarítmico-lineales [81]. Sin embargo, desde 2004 muchos investigadores comenzaron a alejarse de juzgar el efecto de cada factor ambiental por separado y establecieron un nuevo modelo de combinación de múltiples factores [82], [83]. La temperatura, la humedad, la concentración de dióxido de azufre y la concentración de cloruro son las variables más utilizadas [84] y, al mismo tiempo, las más complejas de predecir, conocer y entender.

En conclusión, existen diferentes opciones para predecir las tasas de corrosión de metales, si se dispone de información específica sobre sus características ambientales. La normativa actual propone el uso de las funciones dosis-respuesta si se dispone de datos experimentales. Sin embargo, en los casos en que la concentración de contaminantes es desconocida, las opciones son limitadas. El tiempo y coste dificultan la obtención de esta información, ya que no son representativas durante periodos menores a un año.

Si no se dispone de estos datos, el procedimiento informativo es la otra forma propuesta por la normativa. Esta opción se basa en la comparación de las condiciones ambientales locales con la descripción de entornos atmosféricos típicos y cuyo resultado son unos rangos de predicción. Indudablemente esto lleva a contextos de incertidumbre e interpretaciones erróneas.

### II.1.1 VARIABLES INVOLUCRADAS

Toda la investigación relacionada con la corrosión realizada hasta ahora ha demostrado que existen ciertos factores que influyen claramente en el proceso de corrosión: la temperatura, la humedad relativa, el nivel de precipitación y las concentraciones de contaminantes ( $\text{SO}_x$ , Cl, etc.) [85], [86]. También se utiliza comúnmente como variable sintética una combinación de parámetros conocido como Tiempo de Humectación (TOW). TOW representa la fracción de tiempo en la que la humedad relativa supera el 80% a la vez que la temperatura ambiente está por encima de los 0 °C (h/año) [87].

El clima tiene una influencia significativa en la corrosión ya que algunos de los factores mencionados anteriormente dependen de la zona climática. Existen diversas formas de caracterizar el clima en una región, pero la clasificación de

Köppen–Geiger, que analiza el comportamiento de las temperaturas y precipitaciones, es la técnica más extendida [88]. Según este método, se distinguen seis niveles de precipitación [88]: desierto (0), estepa (1), totalmente húmedo (2), verano seco (3), invierno seco (4) y monzón (5). Por su parte, la temperatura y la humedad relativa son variables climáticas fácilmente analizables y sus valores son generalmente accesibles.

Sin embargo, otros factores derivados de las actividades humanas, cuya importancia es también significativa, son mucho más difíciles de expresar como un valor numérico representativo. Las áreas más pobladas y desarrolladas, con acumulaciones de vehículos y alta actividad industrial, tienen un mayor potencial corrosivo. Igualmente, se sabe que los materiales situados en áreas cercanas al mar tienen un peor rendimiento de corrosión [89], [90]. La degradación de las estructuras en las zonas costeras [91] es un problema especialmente importante por su trascendencia para la sociedad [92], [93]. Aproximadamente el 40% de la población mundial vive a menos de 100 km de la costa [94] y es precisamente en estas zonas donde suelen ubicarse las industrias. Numerosos estudios han corroborado que la velocidad de deposición del cloruro es un factor crítico que afecta a la corrosión atmosférica de los metales [95], [96]. La principal fuente de estos iones de cloruro es el océano [97], [98] y es por esto que la distancia al mismo se usa como principal criterio para considerar o no este contaminante [99], [100] a la hora de estudiar la corrosividad de un lugar. Sin embargo, la distancia al océano no refleja la eficiencia del transporte de cloruro o la velocidad a la que cae o precipita, entre otros efectos; por lo tanto, su parametrización varía de un lugar a otro [101]. La influencia de otros parámetros como las condiciones de bloqueo en el resultado final de la deposición se estudió en [102], [103], [104], pero se refería a la cobertura y orografía terrestre. El estudio de los diferentes mecanismos y su complejidad en el transporte de contaminantes atmosféricos son cruciales para describir y entender tales procesos [105]. Además, los resultados son directamente aplicables y relevantes para el control de otros contaminantes importantes [106], [107].

Así pues, estudiar experimentalmente los mecanismos de deposición de este contaminante atmosférico, los parámetros involucrados en su transporte y relacionar los resultados con los datos climatológicos generales también puede ayudar a predecir y prevenir posibles daños estructurales. Conociendo de antemano los lugares más susceptibles, no es necesario destinar recursos a la

monitorización de grandes y complejas estructuras civiles y permite limitarlo a determinadas zonas.

## II.2 DEGRADACIÓN FÍSICA: ABRASIÓN EÓLICA

La abrasión eólica es el proceso de desgaste producido por las partículas movidas por el viento que impactan en las estructuras [4]. Las diferencias en la presión atmosférica generan movimientos de aire capaces de erosionar los materiales cuando las velocidades alcanzan niveles suficientes [108]. El transporte de arena por el viento se caracteriza por tres tipos de movimiento basados en el diámetro del grano ( $d$ ): suspensión ( $d < 0,07$  mm); saltación ( $0,07 < d < 0,5$  mm); y arrastre ( $d > 0,5$  mm) [109] (Figura 1). Entre estos, la saltación juega un papel crucial en la masa total de arena transportada, impulsada por las fuerzas de cizallamiento del viento en la superficie terrestre, que provocan el rebote y el flujo horizontal de las partículas de arena [27], [28].

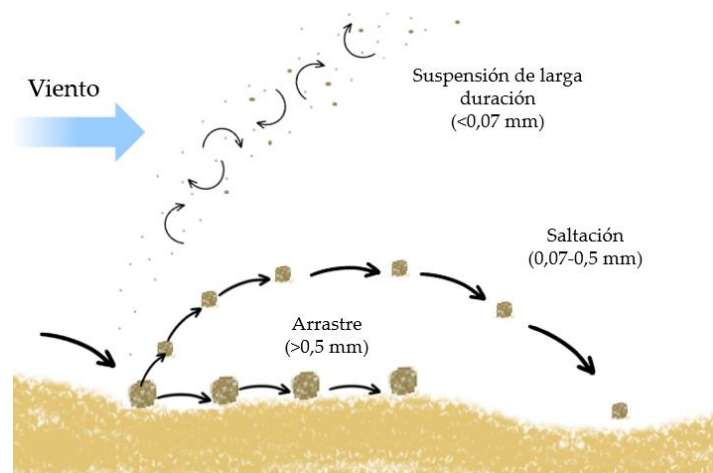


Figura 1: Modos de transporte de arena por el viento.

Aunque la erosión del viento puede ocurrir en todos los climas, es más prevalente en entornos semiáridos y áridos [16], caracterizados por una extensa degradación del terreno o condiciones secas [19]. Las regiones potencialmente susceptibles a la acción de la arena transportada por el viento son las dunas costeras [110], los depósitos de arena activos [111] y las tierras degradadas [20], [112].

Dado el escaso desarrollo humano en estos entornos, históricamente las estructuras metálicas no estuvieron expuestas a este problema. Sin embargo, estas áreas albergan cada vez más actividades humanas [21], [22]. La proliferación de construcciones, incluidas nuevas ciudades [2] o el desarrollo de proyectos de energía renovable [29], [30] han puesto de relieve la erosión del

viento. Por ejemplo, ya hay casos documentados de edificios desgastados en la costa noroeste de Egipto por tormentas de arena [113].

El cambio climático tiene un fuerte impacto en las condiciones ambientales [24] y las tormentas de arena ocurren con mucha más frecuencia [25]. En consecuencia, dado que este es un fenómeno físico con un impacto acumulativo, también aumenta el número de eventos peligrosos.

La comunidad científica ha empezado a reconocer la importancia de la erosión eólica debido a su impacto en la salud del suelo, la producción agrícola, el clima y la resistencia de las estructuras [114]. Inicialmente los esfuerzos se destinaron a simular y predecir los efectos del viento en el campo, incluida la erosión del suelo, para controlar la degradación del terreno e implementar prácticas adecuadas de manejo agrícola [115]. En este ámbito se han desarrollado diversos estudios que incluyen, desde ecuaciones empíricas para la erosión promedio del suelo [116], [117] hasta modelos avanzados que predicen rendimientos de cultivos y conservación de recursos naturales [118]–[120]. Existen modelos para predecir y controlar la erosión del suelo por el viento y sus implicaciones en el uso de este [121]–[124], modelos computacionales para el control de la erosión en tuberías de gas y petróleo [125]–[130], modelización con dinámica de fluidos computacional (CFD) y modelos de elementos finitos [131], [125], [132] o nuevos métodos basados en 'electroquímica bipolar' [133]. Desgraciadamente no son aplicables al daño causado en las estructuras por la arena movida por el viento.

En los últimos años, investigadores de la Universidad de Tecnología de Mongolia Interior si han estudiado el impacto de la erosión del viento en los recubrimientos de estructuras de acero en las regiones centrales y occidentales de Mongolia afectadas por tormentas de arena [134], [135]. Concluyeron en un primer análisis que la abrasión de estas estructuras expuestas a viento y arena está principalmente influenciada por la velocidad de erosión, y la dureza del material.

Por otro lado, muchos estudios utilizan Sistemas de Información Geográfica (GIS) para el procesamiento y análisis de datos que contienen información espacial [136] derivada de la teledetección [137] para clasificar y diagnosticar la salud de la corteza terrestre, los suelos y la vegetación [138]–[141]. Específicamente, el uso de teledetección y técnicas de SIG se está empezando a utilizar en este contexto para evaluar los peligros de las dunas de arena [142], pero no hay estudios que caractericen globalmente la susceptibilidad y el potencial de riesgo de un área determinada. Conocer y clasificar la superficie



terrestre también es interesante para la ingeniería constructiva y el diseño estructural. Además, este fenómeno no solo afecta la estabilidad de las infraestructuras en general, sino también diferentes sectores en particular. Por ejemplo, también afecta a la pérdida de reflectancia de los paneles solares [143], [144], aumentando el peso que deben soportar las estructuras y el enterramiento de las mismas [145].

Específicamente, el problema de la degradación de las estructuras metálicas por abrasión es más complejo, ya que requiere no solo el estudio de la cobertura del suelo, sino también la influencia de otros factores críticos, como la granulometría, composición y características climáticas.

En definitiva, si bien la degradación de las estructuras metálicas en condiciones exteriores, tanto química como físicamente, está directamente influenciada por su ubicación geográfica [146], la atención se ha centrado predominantemente en el estudio de la corrosión [12], [13], [34], con menos énfasis en la abrasión relacionada con el terreno, que no solo tiene relevancia para lograr los Objetivos de Desarrollo Sostenible sino también para una planificación efectiva del terreno.

Identificar y determinar suelos adecuados para la construcción facilitaría su clasificación, permitiendo redirigirlos hacia usos alternativos o asignando valores específicos de desgaste, minimizando el desperdicio de materiales.

### II.2.1 VARIABLES INVOLUCRADAS

La erosión es un fenómeno complejo que puede ocurrir en entornos muy diferentes. Sin embargo, existen algunas características básicas que las ubicaciones susceptibles a este fenómeno deben compartir. Situaciones de baja humedad relativa, altas velocidades del viento y altas cantidades de partículas en suspensión tienen más probabilidades de transportar arena por el viento e impactar en las construcciones circundantes [1]. Además, la composición del suelo y el contenido de arcilla en el suelo lo hacen más agresivo hacia el metal, ya que influye en la eficiencia de absorción de agua [147]. Los parámetros que influyen en la erosión se pueden categorizar en tres grupos principales [148]–[150]:

1. Condiciones de impacto, que incluyen la velocidad y el ángulo de impacto.
2. Características de la partícula erosionante, como su tamaño, forma y otros parámetros.
3. Propiedades del material que se está erosionando, incluyendo su ductilidad, dureza, densidad y otros factores relevantes.



Comprender cómo las condiciones del terreno afectan a las infraestructuras a largo plazo es crucial para el diseño y mantenimiento de edificios nuevos e históricos [22], [151]. La categorización de los efectos de la arena transportada por el viento no solo es escasa en la literatura científica sino también en las normas. Una excepción notable es el código argelino de nieve y viento [152], que considera las cargas de arena como una acción directa, fija y estática, similar a las cargas de nieve, aunque en realidad la acumulación de arena implica tanto cargas estáticas directas como acciones indirectas. Otras normas relevantes, como la NORMA UNE-EN 1991-1-4 [153] y el Eurocódigo 3 EN 1993-1-1 [154], no abordan los daños causados por la acción de partículas en las estructuras. A pesar de que la norma UNE para recubrimientos de zinc (UNE-EN ISO 14713-1 [155]) incluye una sección sobre la abrasión, esta resalta la alta resistencia del zinc a la abrasión y no contempla otras formas de desgaste. Por otro lado, la Sociedad Americana para Pruebas y Materiales (ASTM) definió el método ASTM G76-13 para medir la erosión por partículas en laboratorio [156], que determina la pérdida de material por el impacto de partículas sólidas concentradas en un flujo de gas pero no continúa su desarrollo a las etapas de diseño.

Desde la Universidad de Tulsa han realizado ensayos experimentales utilizando este estándar para conocer el impacto sobre las infraestructuras de petróleo y gas, por el problema que supone en las tuberías en dichos entornos [128]–[130]. Desarrollaron una ecuación semi-mecánica que tiene en cuenta la forma y velocidad de las partículas, y concluyeron que la erosión aumenta con la dureza de las partículas hasta un punto límite.

La Tabla 2 resume las variables más significativas consideradas en la literatura para este tipo de ensayos de impacto directo.

Tabla 2: Variables más significativas para el ensayo de impacto directo.

<b>Parámetros del proceso</b>	<b>Parámetros del material erosionado</b>
Ángulo de impacto [129]	Dureza [157]
Diámetro de partícula [158]	Tenacidad a la fractura [157]
Velocidad de impacto [159]	Módulo de elasticidad [129]

Si bien idealmente deberían estar disponibles, la realidad de las fases de ingeniería y diseño es que los análisis para obtenerlas y los costes y los tiempos precisos para realizarlos no son compatibles con los desarrollos urbanísticos o industriales. Por ello, para intentar un enfoque macroscópico y garantizar modelos verdaderamente útiles y aplicables a cualquier estudio de caso, se debe reducir el conjunto de variables óptimas al subconjunto, formado por variables

accesibles, capaz de representar el problema con suficiente precisión. Así, las variables seleccionadas se reducen, en función de su disponibilidad y relevancia según la literatura, a las siguientes:

- **Dureza del material** ( $HL$ ): Los estudios coinciden en que la dureza del material es una variable muy influyente en el cálculo de la erosión por viento [160].
- **Velocidad de las partículas** ( $v$ ): Es un punto clave para determinar la fuerza con la que las partículas impactan en la estructura, ya que la abrasión aumenta con velocidades de partículas más altas [160].
- **Cantidad de material erosivo** ( $m$ ): La cantidad de material que impacta en la estructura influye directamente en el nivel de abrasión [160].
- **Ángulo de impacto** ( $\theta$ ): Los estudios han demostrado que para materiales dúctiles, como las estructuras metálicas, el mayor daño por abrasión ocurre en ángulos de impacto entre 15 y 30 grados y disminuye hacia los 90 grados [125].
- **Tasa de erosión** ( $ER$ ): La mayoría de la literatura científica representa la gravedad de la erosión por viento utilizando la relación de erosión, que se mide generalmente de la siguiente manera (2) [161], [162]:

$$ER = \frac{\text{Masa de material perdido por erosión}}{\text{Masa de material erosionado}} \quad (2)$$

Medir el impacto en forma de ratio, en lugar de utilizar la pérdida de masa, tiene la ventaja de permitir una mejor comparación de la erosión entre diferentes materiales [163].

Las respuestas comunes a la erosión del viento incluyen el aumento de la protección y el recubrimiento de materiales, lo cual es prevalente en la industria del viento y la aeronáutica, con investigaciones que exploran recubrimientos y aleaciones multicapa [164], [165]. El conocimiento previo durante la fase de diseño o ingeniería es esencial para la sostenibilidad, ya que facilita cálculos que ayudan a mitigar las implicaciones económicas y ambientales del excesivo desperdicio de material [166], [167]. Otros estudios se han centrado en soluciones de tratamiento del suelo, como barreras protectoras [168], [169] o tratamientos de superficie [170]–[173], pero implementar estas soluciones en superficies más grandes es un desafío. Por lo tanto, es imperativo establecer métodos para determinar y predecir la extensión de la abrasión inducida por la erosión del

viento en las estructuras, lo que permite la implementación de medidas preventivas apropiadas.

### II.3 CONCLUSIONES

Las estructuras metálicas expuestas a diversos tipos de contaminantes y fenómenos atmosféricos pueden experimentar procesos de degradación y pérdida de material, lo que tiene consecuencias graves, llegando incluso a provocar el colapso de la estructura. Por esta razón, la comunidad científica ha estado investigando las causas y efectos de estos fenómenos durante un tiempo considerable, con el objetivo de abordarlos desde una etapa temprana. No obstante, el estudio y la predicción de estos fenómenos se complica debido a su naturaleza multifactorial.

A nivel internacional, se han realizado estudios de campo sobre la pérdida de material debido a la corrosión, existiendo normativas destinadas a regular el diseño de estructuras expuestas a este tipo de degradación. Sin embargo, las ecuaciones propuestas tienen una fiabilidad limitada debido a la dificultad para conocer los datos que precisan. Los sistemas basados en intervalos discretos de atmósferas específicas, si bien son un avance, proponen unas horquillas de protección muy amplias que dejan lugar a una incertidumbre excesiva.

En cuanto a la erosión de las estructuras metálicas causada por partículas arrastradas por el viento, este fenómeno ha recibido menos atención en la literatura científica y en la normativa, a pesar de que su impacto está en constante crecimiento debido a las nuevas tendencias en construcción y las condiciones climáticas actuales y futuras.

Lo que sí se determina en los estudios anteriores es la existencia de una serie de factores, tanto en corrosión como abrasión, que se identifican como causas claves de los procesos, aunque su medición exacta resulta imposible en los desarrollos reales de ingeniería.

Así, se puede concluir que el aprovechamiento de la información climática satelital, la implementación de sistemas de aprendizaje automático y sistemas predictivos, junto con el estudio de variables específicas que acoten el problema, representan alternativas muy prometedoras para determinar de antemano la degradación de estas estructuras, y reducir la incertidumbre de su estado final, sin importar su ubicación

## CAPÍTULO III. MATERIALES Y MÉTODOS

---

El propósito principal de esta investigación es el diseño y validación de un sistema capaz de predecir la degradación físico-química de las estructuras metálicas en intemperie en función de las condiciones ambientales del lugar dónde estén localizadas. El objetivo es prever y cuantificar esta degradación o pérdida de material en cualquier ubicación específica, permitiendo tomar medidas preventivas durante la fase de diseño. Para lograr esto, se ha desarrollado un enfoque en dos fases basado en los objetivos propuestos en el apartado I.2.

En todos los casos se sigue un proceso similar, con la recopilación de información existente o generación de nuevos datos mediante ensayos propios si se carece de estos, un procesamiento de la información para la creación de los modelos y una validación de estos mediante el uso de información no aplicada en el proceso de modelización.

Para la consecución de los dos primeros objetivos, relacionados con la corrosión, se creó una base de datos que reúne información propia, datos disponibles del entorno y estudios previos de casos de muestreo de cupones metálicos en distintas ubicaciones por todo el mundo. En el caso de la abrasión, se trata a dos niveles. A nivel macro (objetivo 3) se recopila información satelital y de características climáticas, de vegetación y geológicas procedente de fuentes públicas, mientras que para la caracterización de la abrasión a nivel micro (objetivo 4) se realizan ensayos en laboratorio procesando dicha información propia para complementar la insuficiente información procedente de fuentes previas.

En la Figura 2 se indican los datos y variables y el procesamiento y la forma de validación utilizados para la consecución de cada objetivo.

Objetivo	1. Información de partida		2. Procesamiento	
	<i>Variables</i>		<i>Validación</i>	
1: CARACTERIZAR LA CORROSIVIDAD DE CUALQUIER AMBIENTE SIN REQUERIR LARGOS PERÍODOS DE MUESTREO	· Estudios científicos: ISOCORRAG	-Clima: Precip, TOW, RH, Temperatura -Atmósfera: Marino, Industrial, Urbano -Pérdida por corrosión -Categoría	· Modelización corrosividad 1 año: SuperSOM · Modelización a largo plazo: Método de Newton · Calidad: Modelo de distancias	R <sup>2</sup> Validación cruzada
2: AMPLIAR EL CONOCIMIENTO EXISTENTE SOBRE LA DEGRADACIÓN ATMOSFÉRICA POR ACCIÓN DE LOS AEROSOLÉS MARINOS	· Estudios experimentales en campo · Información climática satelital	-Temperatura -HR -Velocidad del viento -Dirección del viento -Precipitaciones -Deposición de cloros	· Método seco · Método húmedo · Vela húmeda modificada	Normativa: ISO 9225:2012 (Anexo D) Significancia estadística: <i>t-student</i>
3: ACOTAR LAS ÁREAS SUSCEPTIBLES A LA ABRASIÓN EÓLICA POR PARTÍCULAS	· Registros históricos · Imágenes multispectrales	-Vegetación -HR -Velocidad del viento -Partículas suspendidas -Composición del suelo	Clasificación supervisada: Random Forest	R <sup>2</sup> MAE RMSE Matriz de confusión
4: DETERMINAR LA TASA POTENCIAL DE ABRASIÓN EN FUNCIÓN DE LA UBICACIÓN GEOGRÁFICA	· Ensayos experimentales de laboratorio · Revisión bibliografía	-Dureza del material -Velocidad de partícula -Cantidad del material -Ángulo de impacto -Pérdida por abrasión	· Ensayos de impacto directo · Análisis de importancia: GCV, RSS · Modelización pérdida: MARS	Normativa: ASTM G76-2013 Fórmula empírica Validación cruzada: RMSE, ER, EAbsoluto

Figura 2: Esquema general de la metodología utilizada para lograr los objetivos propuestos.

### III.1 CARACTERIZACIÓN DE LA CORROSIVIDAD ATMOSFÉRICA

#### III.1.1 MODELOS DE CORROSIÓN

##### *Información de partida*

Como se explicaba anteriormente, los estándares actuales en materia de corrosión requieren, para conocer la pérdida por corrosión en un ambiente, datos específicos obtenidos en un periodo representativo (1 año). La dificultad de obtener dicha información cuando se pretende ejecutar una estructura determina el primer objetivo que pretende buscar un enfoque más práctico para caracterizar la corrosividad de la atmósfera en cualquier lugar, sin la necesidad de medidas específicas.

Tras el análisis exhaustivo de la bibliografía y los estudios experimentales existentes, se concluyó que resultan más representativos los datos procedentes de muestras helicoidales por lo que se acudió a los datos del programa ISOCORRAG. Las tasas de corrosión en muestras helicoidales tienen valores promedio más altos y no limitan la pérdida de material a una sola dirección. Este enfoque es útil en el presente caso, ya que se relaciona más estrechamente con las estructuras galvanizadas utilizadas en ingeniería civil que no son unidireccionales. Además, incluye un amplio espectro de muestras helicoidales

distribuidas a nivel mundial. El proyecto se llevó a cabo en más de 50 lugares diferentes en Asia, Europa y América (Figura 3). Durante el programa ISOCORRAG, las muestras expuestas se utilizaron para determinar la tasa de corrosión del primer año. Agrupadas en diferentes conjuntos, se expusieron muestras triplicadas durante 6 meses y se dejaron hasta 1 año. Sin embargo, algunas de las muestras se mantuvieron un tiempo superior, por lo que también se utilizaron para estudiar la exposición a la corrosión a largo plazo.



Figura 3: Localización de las muestras del programa ISOCORRAG.

Esta información fue complementada con datos climatológicos históricos junto con tres variables sintéticas binarias que representan el comportamiento de la contaminación relacionada con los sulfatos y la deposición de cloruros:

- Industrial/No industrial: las áreas industriales son aquellas con industrias de combustión de combustibles fósiles (refinerías, centrales térmicas, etc.). La presencia de estas industrias provoca una mayor probabilidad de existencia de agentes corrosivos en la zona.
- Marino/No marino: esta caracterización se ha realizado considerando como 'Marino' cualquier ubicación a menos de 15 km de la costa [174], [175]. Las zonas marinas se consideran de mayor potencial corrosivo dado su mayor nivel de cloro en el aire.
- Urbano/Rural: se consideraron ubicaciones urbanas aquellas con más de 5000 habitantes o 300 habitantes por kilómetro cuadrado [176]. Como en el caso industrial la presencia de actividad humana es causa de una mayor concentración de agentes potencialmente corrosivos en la atmósfera.

En cuanto a la caracterización climática para cada ubicación se recopiló la información de temperatura, humedad relativa, TOW y nivel de precipitación de Köppen-Geiger, unificadas de manera simple, accesible y completa. Por lo tanto, se establecieron un total de tres variables predictoras numéricas para el modelo:

temperatura media anual, humedad relativa media anual, TOW, una variable categórica (precipitación) y tres variables booleanas (industrial, marino y urbano). Para caracterizar el nivel de corrosión se incluyen dos variables: la pérdida debida a corrosión durante el primer año de exposición, tomada directamente de estudios experimentales y la categoría de corrosividad atmosférica, definida según la norma.

En la Tabla 3 se muestra un resumen de las variables. La temperatura media anual se representa como  $T_{anual}$  y la humedad relativa (RH) media anual como  $RH_{anual}$  en la tabla.

Tabla 3: Resumen de las características principales de las variables objeto de estudio. Unidad (Ud), valor mínimo (Min), valor medio (Med) y valor máximo (Max).

Variable	Variables continuas				Variable	Variables discretas
	Ud.	Min	Med	Max		Rango
T <sub>anual</sub>	°C	-15	14,5	29,1	Marino	0 (No-Marino) – 1(Marino)
RH <sub>anual</sub>	%	33	74,7	98	Industrial	0 (No-industrial) – 1(Industrial)
TOW	h/año	37	2723	6350	Rural	0 (Urbano) – 1(Rural)
					Precipitaciones	1 – 5

#### *Procesamiento: modelización de la corrosión*

A partir de los datos anteriores se procede a la modelización de la pérdida por corrosión del acero galvanizado.

Entre las diferentes técnicas disponibles se opta por dos aproximaciones:

- Mapas autoorganizados (en inglés, *Self-Organizing Maps*, SOM) para la caracterización del primer año.
- Regresión no lineal para su extensión a la pérdida a lo largo de la vida útil de la instalación.

Los mapas autoorganizados, conocido como SOM, son un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) no supervisada presentada en 1982 por T. Kohonen [177]. Este tipo de red tiene un aprendizaje competitivo y no supervisado. La propia red se encarga de autoorganizarse y descubrir características comunes, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada [178], [179]. La arquitectura del modelo implica que cada neurona de entrada está conectada a una de las neuronas de salida mediante uniones ponderadas (pesos). Por tanto, las neuronas de salida tendrán asociado un vector de pesos, que también



constituye el vector promedio de la categoría representada por la neurona de salida [180], [181].

La utilidad de SOM reside en la interpretación visual holística del resultado más que en la comprensión de los procesos subyacentes [182]. A grandes rasgos, la capa de salida (es decir, el propio mapa autoorganizado) contiene neuronas organizadas en un entramado rectangular o hexagonal para representar todo el conjunto de datos [177]. El objetivo de este aprendizaje es categorizar los datos introducidos en la red. Los valores similares se clasifican en la misma categoría y, por tanto, deben activar la misma neurona de salida. Al tratarse de un método no supervisado, las clases o categorías deben ser creadas por la propia red detectando relaciones entre los datos de entrada [183]. Sin embargo, SOM también puede utilizarse para el reconocimiento de patrones (aprendizaje supervisado). Si se trata de clasificación, como en este caso, se utiliza la estrategia de "el ganador se lo lleva todo". Este principio puede ampliarse a más capas, generando mapas superorganizados (*Supersom*). Para cada capa, se calcula un nivel de similitud; las similitudes individuales se combinan en un único valor que se utiliza para determinar el nodo ganador.

La pérdida por corrosión del zinc durante el primer año de exposición ( $Corr_{Zn}$ , en  $\mu\text{m}$ ) fue la variable de salida a predecir en la primera capa. La ventaja de los mapas SOM es que, además de asignar un valor individual, también se da un rango de incertidumbre, obtenido sumando el valor mínimo y máximo dentro de cada neurona. Se pretende que, además de autoorganizarse en función de las variables de entrada, las redes *Supersom* agrupen los datos según las distintas categorías de corrosividad. Entonces, la segunda de las dos capas de salida sería el resultado de organizar la corrosividad en una capa de salida supervisada que asignará a cada nodo el valor correspondiente de "categoría de corrosividad" fijado por la norma.

Posteriormente, se realiza la optimización de la fórmula de la norma ISO 9224 (ecuación (1)) que permite extrapolar estos resultados del primer año a resultados a largo plazo. La técnica de optimización utilizada es el método de Newton.

En este método de optimización se emplean los gradientes de la función objetivo, que se obtienen mediante el cálculo analítico de las derivadas parciales de esta función [184]. En este caso, dado que el método busca minimizar la diferencia entre los valores predichos por la ecuación y los valores reales, la función objetivo a minimizar es el error relativo. Así, el método de Newton busca ajustar la variable  $b$  (el exponente del tiempo específico del ambiente y del metal) para



minimizar la función objetivo, utilizando información sobre cómo los diferentes cambios influyen la función, encontrando así los valores de los parámetros que mejor ajustan la ecuación en cada caso.

Durante su construcción, el modelo de predicción, como es habitual en este tipo de aproximaciones, se contrasta con el coeficiente  $R^2$  de la relación existente entre el valor proporcionado por el modelo y el valor real.

No obstante, los modelos están necesariamente condicionados por el número limitado de muestras sobre la que se construyen por lo que sus resultados no serán igualmente representativos para todos los datos de entrada. Por ello se ha dotado al sistema de un mecanismo de comprobación de la calidad de las predicciones en la fase de explotación de modelo se creó una función que permite estimar la bondad de la predicción en cuanto a la existencia de datos relevantes en un espacio muestral cercano. Esta estimación se basa en un modelo de distancias euclídeas que analiza las variables de entrada del modelo, determinando la cercanía de los casos más similares en la base de datos para mostrar su valor de corrosión y su grado de similitud (calidad). Se trata de una función no negativa que se utiliza para calcular la distancia entre dos puntos  $P, Q$  en un espacio  $n$ -dimensional [185] sobre la base del Teorema de Pitágoras (ecuación (3)) [186]. La evaluación de los resultados mediante este método consiste en comprobar las distancias entre los valores predichos con valores de la base de datos. A medida que el valor de la distancia tiende a 0, el modelo tendrá una calidad del 100%, de acuerdo con lo indicado en la ecuación (4), siendo  $d_{max}$  la distancia máxima entre dos valores de la base de datos.

$$d_E(P, Q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (3)$$

$$Calidad (\%) = 100 * \left(1 - \frac{d_E}{d_{max}}\right) \quad (4)$$

Aunque tanto el modelo *Supersom* como el de distancia parten de la misma base de datos y tienen las mismas entradas, sus propósitos son diferentes. Mientras que el modelo *Supersom* proporciona una predicción de corrosión y una categoría de corrosividad, el modelo de distancia establece la calidad de dicha predicción.

Para la validación de la importancia de cada una de las variables objeto de estudio sobre la variable a predecir se utilizan dos estadísticos: el criterio de validación cruzada generalizado (GCV) y la suma residual de cuadrados (RSS).

## III.1.2 DEGRADACIÓN ATMOSFÉRICA POR ACCIÓN DE LOS AEROSOL MARINOS

*Información de partida*

El análisis de bibliografía muestra la importancia de los aerosoles marinos como agente especialmente agresivo, pero cuyo efecto no está bien definido. Así, como objetivo secundario se busca ampliar el conocimiento existente acerca de la acción de estos contaminantes. Los modelos actuales de deposición de cloruros, basados en funciones que lo relacionan de forma inversa con la distancia al mar, presentan rendimientos limitados [187]. La distancia al mar no representa realmente la capacidad de los cloruros de estar presentes en una determinada zona puesto que su prevalencia está lógicamente condicionada por las circunstancias climáticas e incluso orográficas. Este estudio pretende rellenar el hueco existente en la bibliografía en lo referente a la modelización del cloro y su efecto sobre la corrosión, dada la dificultad de encontrar valores de este elemento en las localizaciones de las estructuras.

El estudio de la degradación de estructuras en zonas costeras se abordó mediante la investigación de la deposición de cloruro, vinculando datos experimentales con datos meteorológicos. Para ello, se plantearon una serie de ensayos distribuidos y localizados en la zona Norte de España, cuyos resultados se complementan con los registros históricos climáticos de cada punto en el periodo de estudio y en el año anterior.

Dado el carácter multifactorial del problema, que dificulta en gran medida la extracción de conclusiones debido al alto grado de interacciones existentes entre las variables, los datos existentes en la bibliografía se han complementado con información específica obtenida mediante ensayos diseñados para determinar la influencia de las variables clave.

Así, se colocaron en 11 localizaciones 6 muestras, 4 de ellas a 90 grados y el resto expuestas en todas las direcciones. Las localizaciones se seleccionaron de tal modo que se incluyeran diversas distancias al mar, dada la relevancia que se asigna a esta variable en la bibliografía analizada. Además, en una de las localizaciones, las muestras se colocan en 3 periodos temporales distintos con el fin de comprobar el efecto del cambio en la dirección del viento predominante. En la Figura 4 se muestran las distribuciones de las muestras en los distintos puntos de ensayo. Los lugares de experimentación incluyen muestras de una, dos o tres técnicas.

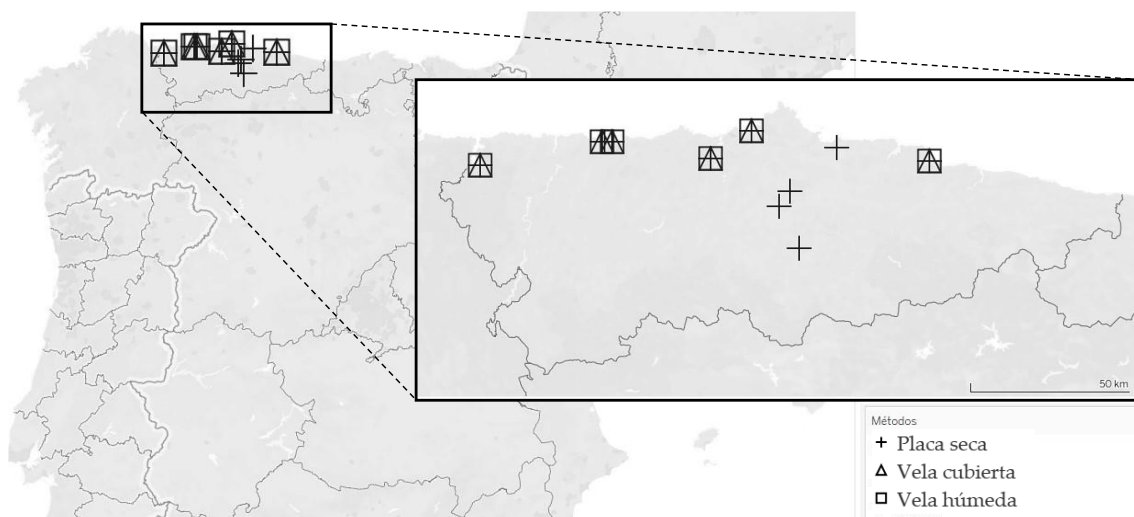


Figura 4: Localización de las muestras de los ensayos de deposición de cloro.

La colocación de las muestras en estas condiciones viene derivada del interés de conocer la influencia tanto de la orientación del viento y su procedencia (marina o terrestre) como del efecto combinado y aislado de la lluvia y el viento. Las muestras orientadas son analizadas con el método de la Placa Seca que representa el efecto del viento. Las muestras abiertas analizadas con Vela Húmeda incorporan el efecto omnidireccional del viento y la lluvia. El objetivo era determinar qué umbrales de velocidad del viento aparecen en la deposición y el transporte de cloruros en tales circunstancias. Igualmente, se estudió el papel de la dirección del viento con respecto a la precipitación.

Además, en este trabajo se desarrolla un nuevo método para conocer de forma aislada el efecto de la lluvia, que se ha denominado Vela Cubierta. A estas probetas se añadió una muestra de control. Con la combinación de ambos métodos se estudió la influencia de las precipitaciones en la deposición de contaminantes y el papel de las precipitaciones en presencia y ausencia de viento.

La preparación de las muestras se realizó de acuerdo con lo indicado en la norma ISO 9225:2012 [14]. Una vez finalizado el periodo de ensayo, se extrajeron las muestras, se procesaron de acuerdo con lo indicado en las normas y se analizaron por cromatografía iónica (METROHM 883 Basic IC plus).

#### *Tratamiento de los datos*

Tal como se mencionó anteriormente, se utilizaron tres técnicas para determinar la deposición de cloruros en las muestras expuestas durante los ensayos. La norma ISO 9225:2012 establece los procedimientos para la preparación de muestras mediante los métodos de la placa seca y de la vela húmeda.

- Placa seca. Esta técnica se basa en exponer una superficie conocida de gasa de doble capa protegida de la lluvia y medir, mediante análisis químico, la cantidad de cloruros capturados procedentes de una dirección y depositados en la superficie de la gasa [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ]. La preparación de las muestras, la duración del ensayo, la gestión de la solución final y el cálculo de los resultados se definen en el anexo E de la norma ISO 9225:2012 [14].
- Vela húmeda. La técnica consiste en una superficie textil húmeda envuelta en forma de cilindro y un depósito de agua para mantener la condición húmeda de la gasa. Este método permite recoger aerosoles procedentes de todas las direcciones. La cantidad de cloruro depositado se determina mediante análisis químico para, posteriormente, calcular la tasa de deposición de cloruro [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ].

Los dispositivos de muestreo y la solución utilizados, así como la recogida de las muestras y el cálculo final de la deposición, se describen en el anexo D de la norma ISO 9225:2012 [14].

No obstante, los métodos anteriores no permiten conocer el efecto de la lluvia de forma aislada a la influencia del viento puesto que la vela húmeda está sometida a lluvia y viento en todas las direcciones. Los casos en los que las estructuras se encuentran protegidas del viento, pero expuestas a la lluvia (por ejemplo, en plazas rodeadas de rascacielos) son ejemplos de ubicaciones para los que esta información es relevante. Ante el interés de identificar el efecto de cada variable de modo independiente, se consideró la posibilidad de desarrollar un método específico para diferenciar el impacto del viento y la lluvia. Este método, basado en el método de la vela húmeda, se ha denominado vela cubierta.

El método de la vela cubierta consiste en una superficie textil húmeda similar a la de la vela húmeda envuelta en forma de cilindro sobre un depósito de agua para mantener su humedad (Figura 5). Estos elementos son cubiertos con una funda de material aislante que aisle los laterales de la acción del viento, manteniendo un cono suficiente de apertura en la parte superior para permitir el paso de la lluvia, pero sin que se produzca el impacto del viento, en cualquier dirección, sobre la gasa. Como en el caso anterior la cantidad de cloruro depositado se determina mediante análisis químico para, posteriormente, calcular la tasa de deposición de cloruro [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ].

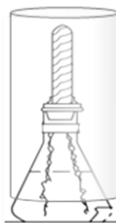


Figura 5: Esquema propuesto para la recogida de muestras en el método de la vela cubierta.

Los datos obtenidos en las pruebas experimentales se analizaron estadísticamente mediante el programa SPSS 22.0. Se utilizó la prueba t de *Student* para muestras independientes para evaluar si existían diferencias estadísticas significativas entre las medias a un nivel de confianza de  $p < 0,05$  para cada una de las variables cuya influencia se pretende estudiar.

## III.2 MODELIZACIÓN DE LA ABRASIÓN

### III.2.1 LOCALIZACIÓN DE ZONAS SUSCEPTIBLES DE ABRASIÓN EÓLICA

*Información de partida: imágenes multiespectrales y casos de estudio*

Mientras que en el caso de la corrosión existen numerosos estudios de diferentes características, la abrasión apenas se abordó en la literatura por lo que no es posible basarse directamente en estos datos para la construcción de modelos. No obstante, aunque no hay tantos ejemplos y datos reales, la comunidad científica acepta diversos indicadores [161] que aumentan el riesgo potencial [18] de abrasión estructural [112]:

- Baja humedad relativa y altas velocidades del viento presentes simultáneamente.
- Altas concentraciones totales de partículas suspendidas (del inglés, *Total Suspended Particles*, TSP) en el aire.
- Bajo porcentaje de arcilla en los suelos circundantes [112], que favorece la saltación.
- Superficies sin vegetación u obstáculos que sirvan como barreras al viento.

Por lo tanto, los factores críticos para realizar el estudio son: Vegetación Humedad relativa, Velocidad del viento, TSP y Composición del suelo.

Por otro lado, a pesar de la falta de estudios sobre el problema específico de la abrasión por partículas, el movimiento de la arena arrastrada por el viento y su efecto sobre diversas infraestructuras, como la pérdida de eficiencia de los paneles solares y otros efectos adversos ha sido ampliamente documentado. Dado que la abrasión tiene su origen en el impacto de las partículas de arena

sobre las estructuras, estos casos reales ayudan a identificar ubicaciones que presentan terrenos propensos a movimientos de partículas impulsados por el viento y, en consecuencia, susceptibles de abrasión. Sin embargo, aunque se produzca este movimiento, es posible que no cause una degradación significativa de las estructuras. Por lo tanto, al revisar todos los casos de estudio presentados en la literatura y realizar un análisis histórico de las principales variables críticas, es necesario caracterizar ubicaciones susceptibles o no a la abrasión, y determinar si es probable que las estructuras metálicas sufran desgaste.

Para que el fenómeno se produzca es necesario que en dichas zonas se cumplan unos valores mínimos de las variables citadas anteriormente como relevantes. De acuerdo con la bibliografía analizada, las áreas se seleccionaron asumiendo que las zonas susceptibles (SA) cumplen los siguientes criterios: humedad relativa baja (<50%), velocidades del viento altas (>10 m/s) [188], contenido alto de partículas suspendidas totales (>1000  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) [112], contenido bajo de arcilla [112] y vegetación escasa.

El conjunto de datos de entrenamiento se dividió en dos grupos, cada uno de ellos compuesto por diferentes escenarios: las ubicaciones susceptibles a la abrasión (denominadas SA) y ubicaciones no susceptibles a la abrasión (denominadas NSA). Dentro de cada uno, se seleccionaron ejemplos para abarcar todas las posibles variabilidades. Cada ejemplo se caracteriza por su reflectancia en los distintos rangos del espectro electromagnético, lo que se conoce como firma espectral [189].

Para las áreas no susceptibles a la abrasión (NSA), se identificaron múltiples regiones de interés (ROI), que incluyen agua, edificios, áreas con diferentes niveles de vegetación y nieve. Así, se obtuvieron diferentes ROIs para cada tipo de vegetación, diferentes tipologías de edificios, varios ejemplos de agua, ríos, lagos y océanos, así como clases de nieve en montañas y glaciares. Por otro lado, se analizaron los escenarios que incluyen diferentes suelos degradados que son susceptibles a la abrasión y al transporte de arena, en otro grupo, cuyos ejemplos individuales incluyeron diferentes granulometrías, composiciones del suelo y contenidos de humedad.

Una vez determinadas todas estas ROIs, se combinaron y se analizaron sus firmas espectrales para obtener una firma espectral del conjunto. Posteriormente, y como forma de validar la base de datos de entrenamiento, se verificaron las firmas espectrales obtenidas en cada uno de los ejemplos.

La distancia espectral se utiliza para evaluar la diferencia entre firmas espectrales o píxeles de entrenamiento, con el objetivo de identificar si las clases distintas son demasiado similares y, por lo tanto, propensas a errores de clasificación.

Se utilizó la métrica de similitud de Bray Curtis [190] (ecuación (5)) para evaluar los datos de entrenamiento elegidos, que varía de 0 a 100, siendo cero totalmente diferente y 100 indicando valores idénticos de las firmas.

$$BC_{ij} = 1 - \frac{2C_{ij}}{S_i + S_j} \quad (5)$$

donde  $C_{ij}$  es la suma de los valores más bajos para los grupos que tienen en común los dos sitios y  $S_i$ ;  $S_j$  son el número total de grupos contados en ambos sitios. Cuanto más baja sea la métrica de Bray Curtis, más representativos serán los datos de partida.

#### *Procesamiento: segmentación global*

La creación de los modelos de clasificación supervisada se realizó mediante clasificación semiautomática que es una técnica de procesamiento de imágenes que permite la identificación de diferentes materiales en una imagen, basándose en su firma espectral [189]. Debido a que cada clase tiene una reflectancia espectral única (firma espectral), la clasificación aprovecha las diferencias espectrales para asignar cada píxel a una clase. Esta técnica se realiza en tres pasos:

- 1) Extracción de la firma espectral de cada píxel del marco multibanda.
- 2) Clasificación de *píxeles* mediante un algoritmo.
- 3) Creación de un nuevo *ráster* con los *píxeles* clasificados.

En este caso, el algoritmo elegido fue *Random Forest*. Este es un clasificador capaz de manejar con éxito la alta dimensionalidad y multicolinealidad de los datos [191]. Este algoritmo es una combinación de árboles de decisión en los que cada árbol depende de los valores de un vector aleatorio, probado de forma independiente y con la misma distribución para cada uno de ellos [192]. Así, en lugar de aprender un único modelo, se aprenden varios modelos y se combinan las estimaciones de cada uno de ellos. Este algoritmo tiene una muy buena capacidad de generalización, es rápido y no es sensible al sobreajuste, lo que permite la posibilidad de validar un modelo mediante pruebas estadísticas. Esto permite tener en cuenta la confiabilidad del modelo, por lo que se ha utilizado en un número creciente de trabajos [193]–[195].



Para evaluar los resultados del modelo se eligieron diferentes métricas, así como una matriz de confusión que evalúa los casos correcta e incorrectamente clasificados.

- Error absoluto medio (MAE), que es una medida común para predecir el error de un modelo (ecuación (6)). Calcula el promedio de las diferencias absolutas entre las predicciones de un modelo y los valores reales.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - y \cdot M_i|}{N} \quad (6)$$

- Error cuadrático medio (RMSE), medida frecuentemente utilizada de las diferencias entre los valores predichos por un modelo y los valores observados (ecuación (7)). A menor valor, mejor es el rendimiento del modelo.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y \cdot m_i)^2}{N}} \quad (7)$$

- Coeficiente de determinación ( $R^2$ ) es la proporción de la varianza de la variable dependiente que se puede predecir a partir de las variables independientes; es una medida estadística de qué tan cerca está un modelo de los puntos de datos reales (ecuación (8)). Un valor más alto indica un mejor ajuste entre la predicción y el valor real.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y \cdot m_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - y \cdot M_i)^2} \quad (8)$$

Una vez obtenido y validado el resultado final, los resultados del proyecto se vectorizaron y las áreas encontradas se poligonizaron utilizando las herramientas disponibles en QGIS para obtener un mapa mundial con los polígonos georreferenciados que delimitan las áreas afectadas.

### III.2.2 DETERMINACIÓN DE LA TASA DE EROSIÓN POR PARTÍCULAS

*Información de partida: ensayos de laboratorio y datos de la literatura*

Con la finalidad de alcanzar este objetivo se utilizaron dos fuentes principales de datos: datos externos derivados de la literatura internacional y datos internos adquiridos a partir de pruebas experimentales de laboratorio. En este punto, se recopilaron todos los estudios experimentales en la literatura que tienen como objetivo caracterizar el efecto de diferentes parámetros en la erosión de diversos



materiales. Estos estudios implican la realización de pruebas con arena u otras partículas y la medición de su impacto [125], [196].

Complementariamente, se obtuvieron datos experimentales mediante la realización de diversas pruebas de laboratorio para conocer la tasa de erosión en distintos materiales y bajo diferentes condiciones. Las variables analizadas y recopiladas fueron las mismas que se identificaron como relevantes en la revisión bibliográfica. A continuación, se especifica el procedimiento para obtener cada una de ellas, tanto de forma general, como para ensayos de laboratorio:

- Dureza del material (*HL*): Se realizaron pruebas de dureza en placas de diferentes materiales utilizando la prueba de dureza Leeb (*HL*) [197] que relaciona la velocidad de rebote con la velocidad de impacto de un dispositivo esférico, con un diámetro de 3 mm o 5 mm.
- Velocidad de las partículas (*v*): A nivel laboratorio, la velocidad se ajusta en función de factores como la presión del compresor, la presión atmosférica y el diámetro de la boquilla. De forma general, conociendo la velocidad del aire, se estima la velocidad de las partículas y se determina su rango de valores. Según los estudios en la literatura, la relación media con la velocidad del fluido portador es un tercio [198].
- Cantidad de material erosivo (*m*): El material que impacta en la estructura se calcula según la ecuación (9):

$$m = m_a * v_w * d * s \quad (9)$$

Donde:

- $m_a$  es la concentración de material erosivo en el aire expresada en microgramos por metro cúbico.
- $v_w$  es la velocidad del viento en metros por segundo.
- $d$  es la duración del impacto por año en horas.
- $s$  es el área de superficie en metros cuadrados.

A nivel de laboratorio, la cantidad de arena se determina mediante pesaje.

- Ángulo de impacto ( $\theta$ ): Se determina comparando la orientación de la estructura con la dirección dominante del viento. A nivel de laboratorio, el ángulo de impacto se establece mediante la colocación de la muestra.
- Tasa de erosión (*ER*): La tasa de erosión se determinó mediante la realización de pruebas de impacto directo de acuerdo con la norma ASTM

G76-2013. Se realizaron un total de 216 pruebas, que involucraron 12 tipos diferentes de materiales, incluyendo acero desnudo, acero inoxidable, acero galvanizado, aluminio y hojalata. Cada material se sometió a 3 repeticiones de la prueba. Las pruebas se realizaron utilizando 3 lotes de 300 g de arena, lo que resulta en un total de 900 g de partículas erosivas. Se utilizaron dos tamaños diferentes de arena (150 y 300  $\mu\text{m}$ ).

Todas estas pruebas se llevaron a cabo en una cabina de chorreado de arena (CHC60) equipada con una pistola de chorreado de arena operada con boquillas de cerámica. La tasa de flujo de aire requerida de 340 L/min se logró utilizando un compresor (METALWORKS 458804090). La Figura 6 muestra un esquema del procedimiento de prueba. Para separar la arena en diferentes tamaños de partículas, se empleó un tamizador (CISA BA200N).

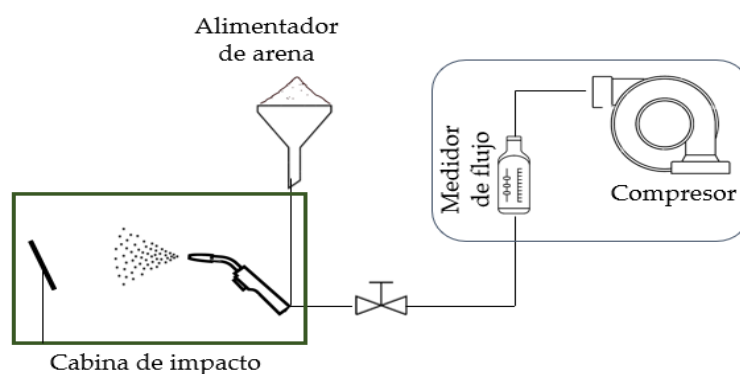


Figura 6: Representación esquemática de las pruebas de laboratorio realizadas.

Las placas se pesaron antes y después de cada lote de arena utilizando una balanza de laboratorio de precisión 0,1 mg (Raswag AS 310 R2 PLUS) para determinar la pérdida de masa. Comparando el peso final con el peso inicial, se determinó la pérdida de masa causada por el impacto y la relación de erosión ( $ER$ ).

Para validar los resultados obtenidos, se propone emplear una ecuación empírica de erosión basada en principios teóricos y leyes físicas relacionadas con el impacto directo [129]. Al comparar los datos con los valores calculados, se evalúa la consistencia y validez de los resultados obtenidos.

El daño por erosión es causado por dos mecanismos: corte ( $ER_C$ ) (ecuación (10)) y deformación ( $ER_D$ ) (ecuación (11)). Por lo tanto, el daño total por erosión se obtiene sumando ambos términos.

$$ER_C = \begin{cases} C_1 F_s \frac{U^{2.41} \sin(\theta) [2 K \cos(\theta) - \sin(\theta)]}{2K^2} & \theta < \tan^{-1}(K) \\ C_1 F_s \frac{U^{2.41} \cos^2(\theta)}{2} & \theta > \tan^{-1}(K) \end{cases} \quad (10)$$

$$ER_D = C_2 F_s \frac{(U \sin(\theta) - U_{tsh})^2}{2} \quad (11)$$

Donde:

- $U_{tsh}$  es la velocidad umbral por debajo de la cual la deformación es despreciable.
- $F_s$  es el factor de angularidad de la partícula, que varía de 0,25 para partículas completamente redondeadas a 1 para partículas muy angulares. En este caso, se consideró 0,5, valor asignado a la arena mixta.
- $K$  es la relación entre el área de contacto en la dirección  $x$  y el área de contacto en la dirección  $y$  de la partícula con el material. En la mayoría de los materiales erosionados por arena es 0, por lo que se utilizó esta relación en este estudio.
- $C$  es la constante de corte, que depende de la dureza del material. Se ha demostrado que es proporcional a la raíz cuadrada inversa de la dureza del material ( $HL$ ). Para fines de este estudio, se consideró  $C$  como 1 [125].
- $U$  es la velocidad inicial de la partícula. Según estudios experimentales, la relación media entre la velocidad de la partícula y la velocidad del gas es de 3,1739 [198].
- $\theta$  es el ángulo de impacto, considerado perpendicular en este caso.

#### *Procesamiento: predicción de la tasa de erosión*

Una vez recopilados y preprocesados todos los datos comienza la etapa de modelado que se lleva a cabo utilizando el algoritmo *MARS* (del inglés, *Multivariate Adaptive Regression Splines*). Este algoritmo es una herramienta efectiva para construir modelos predictivos precisos y robustos a partir de conjuntos de datos complejos y es uno de los algoritmos más utilizados para resolver problemas de computación adaptativa [199]. El algoritmo *MARS* permite identificar relaciones no lineales y no paramétricas entre variables, aproximando una función desconocida por la combinación lineal de un conjunto de funciones básicas (productos de las variables del modelo) [200]. Esta técnica de aprendizaje automático combina la regresión lineal con funciones no lineales llamadas *splines*. Comienza construyendo un modelo lineal inicial y luego agrega

splines para capturar las relaciones no lineales en los datos. Utiliza un enfoque iterativo para mejorar el ajuste y selecciona las variables más relevantes [201]. En última instancia, se obtiene un modelo flexible que combina términos lineales y no lineales para predecir una variable de respuesta continua [202].

El algoritmo *MARS* es capaz de predecir la cantidad de material que se pierde debido a la abrasión, como se muestra en la ecuación (12) de la siguiente forma:

$$\text{Pérdida} = f(v, \theta, m, HL) \quad (12)$$

Donde la pérdida se define en gramos,  $v$  es la velocidad de las partículas (m/s),  $\theta$  el ángulo de impacto ( $^\circ$ ),  $m$  la masa de arena (g) y  $HL$  la dureza del material.

Para validar los resultados obtenidos y garantizar la confiabilidad del modelo desarrollado se utiliza validación cruzada. La validación cruzada es una técnica muy utilizada para evaluar el rendimiento de los modelos predictivos [203]. En este contexto, el conjunto de datos se divide en subconjuntos de entrenamiento y de prueba. El modelo se entrena con el subconjunto de entrenamiento y su rendimiento se evalúa con el subconjunto de prueba. Este proceso se repite varias veces, alternando los subconjuntos de entrenamiento y de prueba, y se calcula una medida de rendimiento medio para evaluar la capacidad de generalización del modelo [204].



Se calcula una medida de rendimiento para evaluar la capacidad de generalización del modelo, basada en indicadores como *RMSE*, *ER*, *EA* y la diferencia frente a la media.

# CAPÍTULO IV. PUBLICACIONES

---

Article

# Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques

Marta Terrados-Cristos <sup>\*</sup>, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloneta   
and Ana Fernández-Iglesias

Project Engineering Department, University of Oviedo, 33004 Oviedo, Spain; fdeasis@uniovi.es (F.O.-F); guillermo.alonso@api.uniovi.es (G.A.-I.); marina.diaz@api.uniovi.es (M.D.-P.); fernandeziana@uniovi.es (A.F.-I.)  
\* Correspondence: marta.terrados@api.uniovi.es

**Abstract:** Galvanised steel atmospheric corrosion is a complex multifactorial phenomenon that globally affects many structures, equipment, and sectors. Moreover, the International Organization of Standardization (ISO) standards require specific pollutant depositions values for any atmosphere classification or corrosion loss prediction result. The aim of this research is to develop predictive models to estimate corrosion loss based on easily worldwide available parameters. Experimental data from internationally validated studies were used for the data mining process, basing their characterisation on seven globally accessible qualitative and quantitative variables. Self-Organising Maps including both supervised and unsupervised layers were used to predict first-year corrosion loss, its corrosivity categories, and an uncertainty range. Additionally, a formula optimised with Newton's method has been proposed for extrapolating these results to long-term results. The predictions obtained were compared with real values using Euclidean distances to know its similarity degree, offering high prediction performance. Specifically, evaluation results showed an average saving of up to 16% in coatings using these predictions. Therefore, using the proposed models reduces the uncertainty of the final structures state by predicting their material loss, avoiding initial over-dimensioning of structures, and meeting the principles of efficiency and sustainability, thus reducing costs.

**Keywords:** weathered galvanised steel; corrosion; predictive models; optimisation



**Citation:** Terrados-Cristos, M.; Ortega-Fernández, F.; Alonso-Iglesias, G.; Díaz-Piloneta, M.; Fernández-Iglesias, A. Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials* **2021**, *14*, 3906. <https://doi.org/10.3390/ma14143906>

Academic Editor: Marián Palcut

Received: 10 June 2021

Accepted: 12 July 2021

Published: 13 July 2021

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

Multiple metallic structures and equipment operate in outdoor conditions [1]. In such cases, one of the main problems related to their stability and durability is corrosion [2,3]. World Corrosion Organization (WCO) estimates the world direct cost of corrosion to be between 1.3 and 1.4 trillion EUR, 3.1% to 3.5% of a nation's GDP annually [4].

Corrosion is a very complex phenomenon based on the degradation of a material or its properties due to its reaction with the environment [5]. Multiple factors [6], particles [7], and variables [8,9] are involved. The character of the attack and the corrosion rate are consequences of the system formed by metallic materials, atmospheric environment, technical parameters, and operating conditions [10]. Corrective factors are introduced in the design phases to guarantee the structure's integrity during its useful life [11]. However, the difficulty of quantifying the material loss causes unnecessary over-dimensioning, leading to superfluous costs and resources consumption [12]. Proper management of this complex multifactorial phenomenon is key to sustainable development [13].

To ensure the integrity of the outer layer, structures are designed with physical protection. Historically, metallic zinc has provided excellent corrosion protection of steel structures [14]. Unfortunately, corrosion damage also occurs in such systems [15]. Since corrosion leads to a mass loss, an excess thickness is often considered to ensure service life. This not only increases manufacturing cost but also does not satisfy the principles of sustainable engineering efficiency [16]. Therefore, lacking an automated monitoring

system or predictive model, routine thickness monitoring would be required [17]. These phenomena have drawn increasing attention in recent decades due to the resulting catastrophic accidents [18] and the growing demand for sustainable designs [19]. For an optimal selection of materials, atmospheric aggressiveness must be considered. Depending on this, coating needs can be set.

The current regulation regarding galvanised metallic structures (ISO 9223:2012 [20]) groups the corrosivity level of an atmosphere into six categories. After studying the effect of corrosion on standard samples during 1 year of weathering exposure, the level of corrosion rates achieved can be established by measuring weight losses for different materials. This material's loss due to corrosion is commonly used as an initial measure for determining coating requirements. However, material loss margins are allowed within these categories, and coating thickness designs based on them are not fixed. These margins imply variability in the amount of material that can be translated into increased costs.

According to [20], two methods are proposed to classify the corrosivity of atmospheric environments, depending on the availability of experimental data. When experimental data are available, dose–response functions can be used. However, when no experimental data are available, corrosivity category estimation using the informative procedure is recommended, and as stated in the norm, it is based on the comparison of local environmental conditions with the description of typical atmospheric environments, which may cause misinterpretations [21]. Finding the optimum point between efficiency and competitive price, while remaining within limits, is therefore challenging given the lack of characterisation of the specific construction site.

The objective of this work is to develop machine learning models that, by analysing real cases, predict corrosion mass loss of zinc coatings over time. The aim is to characterise an environment without requiring long testing periods and sampling and generalising it to any location worldwide, with the data available from international studies. This considerably increases the existing knowledge about coated steel structure corrosion and extends it to the full diversity of atmospheres, thereby reducing the uncertainty of its final state.

This paper starts with a state-of-the-art analysis. Then, it explains the creation of the database through the characterisation of each sample. Next, the applied methodology is explained, and modelling and evaluation techniques are defined. Finally, results are discussed, and the conclusions obtained in this research are proposed.

## 2. Literature Review

There is a wide range of corrosion problems in the industry, resulting from the different combinations of materials, environments, and service conditions [22]. Therefore, the concern about corrosion is not new. The science of atmospheric corrosion started with Faraday in the nineteenth century [23]. Another important contribution was made by Vernon who began systematic experiments in atmospheric corrosion in the 1920s [24]. In 1986, Benarie and Lipfert published their work on atmospheric corrosion [25], relating this phenomenon to the concentration of certain pollutants and pH of the rain. Subsequently, Feliu et al. developed regression equations for mild steel, zinc, copper, and aluminium [26].

There are several kinetic corrosion models that attempt to predict atmospheric corrosion over time: the general linear model [27], the power function models [28], and the power-linear models [29]. However, the corrosion process is influenced by multiple environmental factors [30]. Therefore, these corrosion kinetic models are valid at specific locations. When the environmental condition changes, the model may no longer be applicable [31]. It would be interesting to classify the aggressiveness of different atmospheres, which would allow preventive measures to be taken. Therefore, it is important to introduce the interaction parameters between environmental factors and corrosion rates for their efficient prediction.

In accordance with this approach, the ISOCORRAG program was launched in 1986 [32]. The ISO 156 technical committee developed this project with the intention of obtaining



sufficient information to standardise atmospheric corrosion on metals and alloys. Four international standards were created as a result of this project: ISO 9223 [21], ISO 9224 [33], ISO 9225 [20], and ISO 9226 [34]. Since then, these standards have served as practical guidelines and aids for the design of both structures and their corrosion protection. In September 1987, the Executive Body for the Convention on Long-Range Transboundary Air Pollution (CLRTAP) decided to launch an International Cooperation Program with the United Nations European Economic Commission (ICP/UNECE) [35] whose objective was to carry out a quantitative assessment of the effect of pollutants on atmospheric corrosion [6]. In addition, a third cooperative program was launched, named MICAT [36] (Ibero-American Atmospheric Corrosivity Map). Its objective was to understand the mechanisms that take place when this phenomenon occurs, to generate, with the data obtained, mathematical models to calculate corrosion as a function of climate condition or pollutant levels [13]. The three projects evaluated corrosion by measuring mass loss and were based on what was indicated in the standard for measuring  $\text{SO}_2$  or  $\text{Cl}^-$  levels and other pollutant concentrations.

In 1992, the ASTM (American Society for Testing and Materials) published a study discussing an alternative method for measuring corrosion penetration, with models that are tighter and more rational than the traditional potential model [37]. In 2003, several workers compiled atmospheric exposure data from many research reports and journal articles [38]. R.E. Melchers, an engineer at Newcastle University, focused on studying the corrosion of metals in marine atmospheres in his studies in 2008 [39] and 2013 [40]. Later, Morcillo et al. [27] made a comprehensive compilation in the scientific literature on weathering steel atmospheric corrosion [6]. In addition, they developed Damage Functions to know the damage that a metallic structure can suffer depending on weathering conditions. In the subsequent years, there have been local experimental studies to characterise this phenomenon, such as those in Greece [41] and the Czech Republic [42].

The dose–response function is the most widely used. It directly correlates the influencing environmental factors with the corrosion parameters [43]. The basic form of this function follows the simple linear [36,44] or logarithmic–linear relationships [45]. However, many researchers also started to depart from judging the effect of each environmental factor separately and established a new multi-factor combination model [46,47]. A response surface model (RSM) takes into account the interactive effect and the non-linearity of the atmospheric corrosion process and allows a better approximation compared to conventional dose–response function models [48]. The models offer a closer approximation of corrosion rate by introducing different input variables. Temperature, humidity, sulphur dioxide concentration, and chloride concentration are typically used.

In conclusion, there are different options to predict corrosion rates of metals based on experimental input data. However, for the cases when pollutants' concentration is unknown, the options are limited. Time and cost constraints make the development of these measurements difficult as they would be unrepresentative when only completed at a specific point in time. As the environmental conditions continuously change, it is necessary to know their distribution over larger distances and longer periods of time. All corrosion related research carried out so far showed that there are certain factors that clearly influence the corrosion process. Regarding atmospheric corrosion, the factors include temperature, relative humidity, precipitation level, and pollutant concentrations ( $\text{SO}_x$ ,  $\text{Cl}^-$ , etc.) [49,50]. A combination of parameters, such as Time of Wetness (TOW), is also used. TOW represents the fraction of time when relative humidity exceeds 80% and ambient temperature is above  $0^\circ\text{C}$  (h/year) [51].

Climate has a significant influence on corrosion since some of the factors mentioned above depend on the climatic zone. A Köppen–Geiger classification [52] is the most popular technique for climate characterisation. According to this method, six precipitation levels can be distinguished [52]: desert (0), steppe (1), totally humid (2), summer dry (3), winter dry (4), and monsoon (5). Temperature and relative humidity are easily analysable climatic variables, and their values are generally accessible. There are also additional factors besides



climate, mainly derived from human activities, whose importance is also significant. It is evident that the most populated and most-developed areas with accumulations of vehicles and high industrial activity have greater corrosive potential. It is also known that materials situated in areas closer to the sea tend to have a worse corrosion performance. Therefore, it is necessary to include these additional factors as well as they are critical for the successful operation of the model.

### 3. Materials and Methods

#### 3.1. Data

This work seeks a more practical approach to characterise the environment. After a complete analysis of the data from existing experimental studies, it has been concluded that ISOCORRAG program data [32] should be used as it also analysed the corrosion in helical samples. Corrosion rates on helical samples have higher average corrosion rate values and do not limit corrosion loss to a single direction. This approach is useful in our case, as it more closely relates to galvanised structures used in civil engineering. Besides, it includes enough helical specimens distributed globally to represent a wide variety of cases. The project was carried out at more than 50 different locations in Asia, Europe, and America (Figure 1). During the ISOCORRAG program, the exposed specimens were used to determine the first-year corrosion rate. Nevertheless, some of the specimens were also used to study long term corrosion exposure. Grouped in different sets, triplicate samples were exposed every 6 months, and left for up to 1 year. The monitoring process lasted from 1986 to mid-1989.



**Figure 1.** ISOCORRAG program sample's location.

ISO 9223 and ISO 9224 standards are highlighted for this project. First, ISO 9223:2012 [20] divides the corrosivity of atmospheres into 6 categories. Each of these categories corresponds to a different corrosion level. For zinc, data are shown in Table 1.

**Table 1.** Corrosion rates of zinc for first-year exposure for different corrosivity categories according to ISO 9223:2012.

Corrosivity Category	Corrosivity	Unit	Zinc
C1	Very low	$\mu\text{m}/\text{year}$	$r_{\text{corr}} \leq 0.1$
C2	Low	$\mu\text{m}/\text{year}$	$0.1 < r_{\text{corr}} \leq 0.7$
C3	Medium	$\mu\text{m}/\text{year}$	$0.7 < r_{\text{corr}} \leq 2.1$
C4	High	$\mu\text{m}/\text{year}$	$2.1 < r_{\text{corr}} \leq 4.2$
C5	Very high	$\mu\text{m}/\text{year}$	$4.2 < r_{\text{corr}} \leq 8.4$
CX	Extreme	$\mu\text{m}/\text{year}$	$8.4 < r_{\text{corr}} \leq 25$

Second, ISO 9224:2012 proposes a relationship for long-term corrosion exposures. This relationship is based on the power function according to the following equation:

$$D = r_{\text{corr}} t^b \tag{1}$$

In Equation (1),  $r_{\text{corr}}$  is the first-year corrosion rate,  $t$  is the number of years to be analysed, and  $b$  is the environment and metal-specific time exponent.

### 3.1.1. Variables

Willing to characterise any location worldwide, its atmospheric corrosivity and climate need to be considered. For this work, three specific types of atmospheric environments have been introduced as binary synthetic variables, trying to represent the behaviour of sulphates-related pollution and chlorides deposition:

- Industrial/Non-industrial: industrial are areas with fossil fuel combustion industries (refineries, thermal power plants, etc.).
- Marine/Non-marine: this characterisation has been made according to the distance from the coast, considering as Marine any location within 15 km from the seashore [53,54].
- Urban/Rural: locations with more than 5000 inhabitants or 300 inhabitants per square kilometre have been considered urban locations [55].

Regarding the climate characterisation, temperature, relative humidity, TOW, and Köppen–Geiger level of precipitation were the main characteristics, unified in a simple, accessible, and complete way. Therefore, a total of seven numeric predictor variables were set for the model: mean annual temperature, mean annual relative humidity, TOW, precipitation, industrial, marine, and urban. The variable to be predicted was the zinc corrosion loss during first-year exposure, directly taken from experimental studies, and its atmospheric corrosivity category, based on the standard. Each sample was characterised, following the rules mentioned above, as explained in Figure 2.

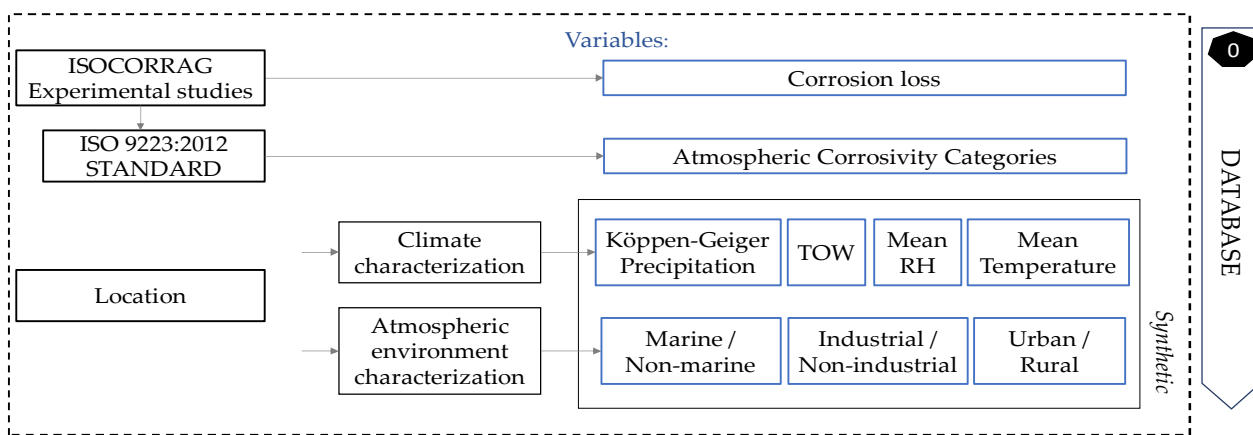


Figure 2. Flow chart for database creation and future locations characterisation.

A summary of variables is shown in Table 2. The mean annual temperature is represented as T\_annual and mean annual relative humidity as RH\_annual in the table.

Table 2. Information on new continuous and discrete variables added.

Continuous Variables					Discrete Variables	
Variable	Unit	Min	Avg	Max	Variable	Range
T_annual	°C	−15	14.5	29.1	Marine	0 (Non-Marine)–1(Marine)
RH_annual	%	33	74.7	98	Industrial	0 (Non-industrial)–1(Industrial)
TOW	h/year	37	2723	6350	Rural	0 (Urban)–1(Rural)
					Precipitation	1–5

### 3.1.2. Data Analysis

Data quality and representativeness are crucial for modelling; otherwise, the results obtained would be inconsistent. Frequency distributions of the 4 discrete variables are shown in Figure 3. All possible combinations between different environment types (Rural/Urban, Industrial, Marine) have been observed. In addition, colours show the number of samples in each of the 5 possible precipitation levels. All precipitation levels were represented; however, there some combinations were represented more often than others (urban, industrial, and marine zone).

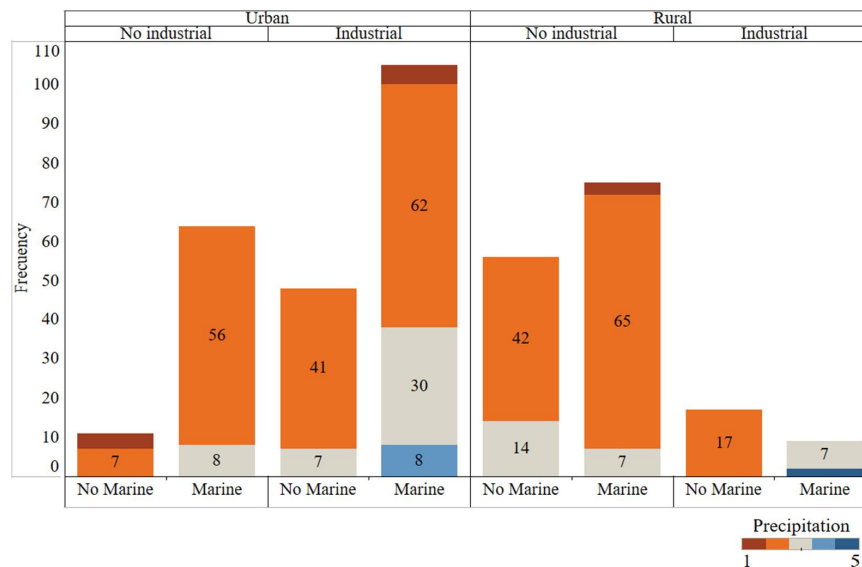


Figure 3. Frequency graphical analysis of the categorical variables. All possible atmospheric environment combinations are represented and coloured by precipitation type.

Regarding continuous variables, Figure 4 shows the geographical distribution of temperature and mean annual relative humidity in each location, according to the numerical values obtained. The data are obtained from web services that use weather stations spread all over the world. Worldwide distribution of cases has been achieved.

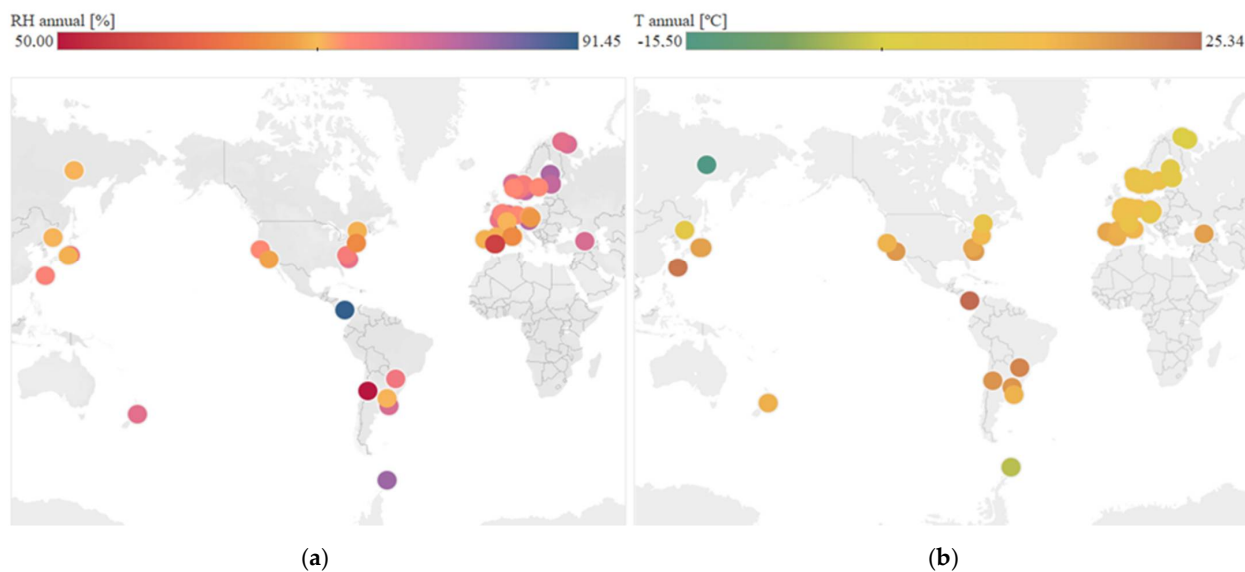
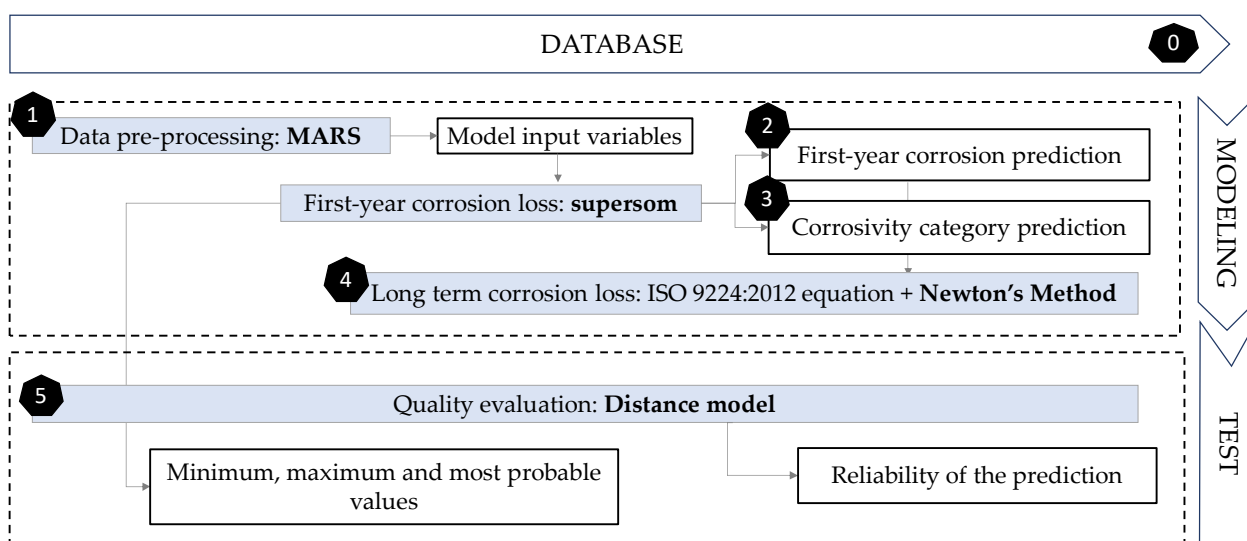


Figure 4. Analysis of continuous variables at each location. (a) Distribution of mean annual relative humidity. (b) Distribution of mean annual temperature.

### 3.2. Methodology

The methodology followed in this paper consisted of 6 phases (Figure 5). The preparatory stage (stage zero) in the previous subsection was concluded with the creation of the database. Then, the remaining five phases included modelling and testing. The first step for data pre-processing was to identify input variable's importance for better understanding their behaviour and obtaining additional information regarding their usefulness in the final model. This was completed using Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS, Step 1). Then, the next phase was to define the first-year corrosion loss of galvanised steel. Self-Organising Maps (SOM) were used, including various layers (supersom) of both supervised and unsupervised learning. The next two steps used the result of the various layers of this algorithm. The first layer has been the result of using unsupervised SOM, according to the relationships between the 7 main variables. Zinc corrosion loss during first year of exposure (Corr\_Zn, in  $\mu\text{m}$ ) was the output variable to be predicted (Step 2).



**Figure 5.** Flow chart showing the methodology followed in this paper. The six phases proposed are exposed as shown.

The advantage of SOM maps is that in addition to assigning an individual value, an uncertainty range is also given, obtained by adding the minimum and maximum value within each neuron. Besides, it is intended that in addition to self-organising according to the input variables, supersom networks group the data according to the various corrosivity categories. Then, the second one of the two output layers would be the result of organising corrosion in a supervised output layer that will assign the corresponding 'corrosivity category' value set to each node by the standard (Step 3). Furthermore, the corrosivity is not constant with respect to exposure time. In most cases, it decreases with increasing exposure due to accumulation of corrosion products on the surface. Step 4 includes optimising the formula that allows the extrapolation of these results to long term results. With Newton's method, a nonlinear regression of the formula used by ISO 9224 (Equation (1)) was performed to optimise the value of variable  $b$ .

Finally, to test the quality of the predictions, a model based on Euclidean distances was used (Step 5). This model analyses the model input variables, trying to find the most similar cases in the database to show their corrosion value and its similarity degree (quality). Then, in this fifth phase, the results obtained were compared with existing real cases to measure the quality of predictions using a Euclidean distance model. Although both supersom and distance models start from the same database and have the same inputs, their purposes are different. While supersom model gives a corrosion prediction, and a corrosivity category, the distance model sets the quality of that prediction.

## Techniques

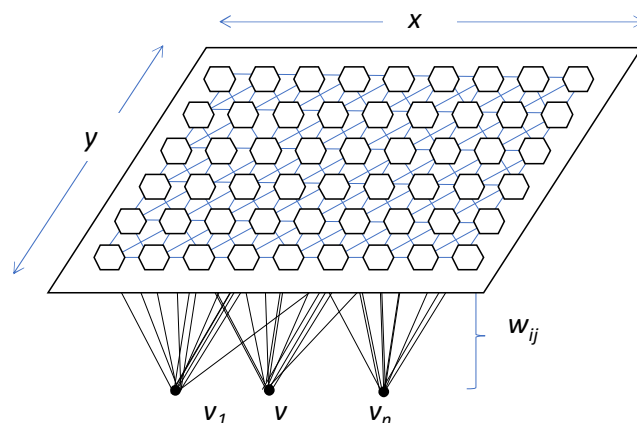
- Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

One of the most widely used algorithms for solving adaptive computing problems is MARS [56]. This method consists of approximating an unknown function by the linear combination of a set of basic functions (products of the model variables) [57]. Among the key points of the algorithm, it stands out that it autonomously selects the relevant variables and interactions between them for each subregion. Thus, the dimensionality reduction of the problem is performed directly by the model, with the advantage of being locally carried out. Precisely, this benefit can be used to analyse the relevance of the variables likely to subsequently participate in the model.

- Self-Organising Maps (SOM)

The clustering model, known as SOM, is an unsupervised Artificial Neural Network (ANN) presented in 1982 by T. Kohonen [58]. This model is based on certain evidence discovered at brain level and performs a reduction of the dimensionality of the input space to produce topologically ordered maps. This type of network has competitive, unsupervised learning. The network itself is in charge of self-organising and discovering common features, regularities, correlations, or categories in the input data [59,60].

Figure 6 shows the architecture of the model and how each input neuron is connected to one of the output neurons by weights ( $w$ , according to Kohonen's notation). The output neurons will therefore have an associated vector of weights which is called the reference vector (or codebook), also constituting the average vector of the category represented by the output neuron [61,62].



**Figure 6.** General example of SOM model's topography. Dimensions are expressed by  $x$  and  $y$ ;  $v_{1-n}$  represent each one of the input neurons, and  $w_{ij}$  is the weight of each vector according to Kohonen's notation.

SOM's utility lies in the holistic visual interpretation of the output rather than in understanding the underlying processes [63]. Roughly speaking, the output layer (i.e., the self-organising map itself) contains neurons organised in a rectangular or hexagonal lattice to represent the entire dataset [58].

The goal of this learning is to categorise the data fed into the network. Similar values are classified into the same category and, therefore, should activate the same output neuron. Since this is an unsupervised method, classes or categories must be created by the network itself through correlations between the input data [64]. However, SOM can also be used for pattern recognition (supervised learning). The information is given at the end of the training: if classification is involved, as in this case, the winner-takes-all strategy is used. This principle can be extended to more layers, generating super-organised maps (supersom). For each layer, a similarity level is calculated, and the individual similarities are combined into a single value which is used to determine the winner node.

- Newton’s method

This nonlinear regression uses Newton’s Surface gradients, which is an unconstrained linear regression method based on that gradient. The gradient information is provided by analytically computed gradients. Design variables are modified, while their impact on the objective function is analysed [65].

- Euclidean distance model

The operation of this model is based on Euclidean distances ( $d_E$ ). This is a non-negative function used to calculate the distance between two points  $P = (p_1; p_2; \dots; p_n)$  and  $Q = (q_1; q_2; \dots; q_n)$  on an n-dimensional space [66]. It works on the basis of the Pythagoras Theorem (Equation (2)) [67]. Results evaluation using this method involves checking that the model gives a 100 % quality in all the cases studied, i.e., that it perfectly finds its counterpart.

$$d_E(P,Q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \tag{2}$$

To summarise, Table 3 shows the different algorithms used in each phase of the data mining process.

**Table 3.** Summary of all models used.

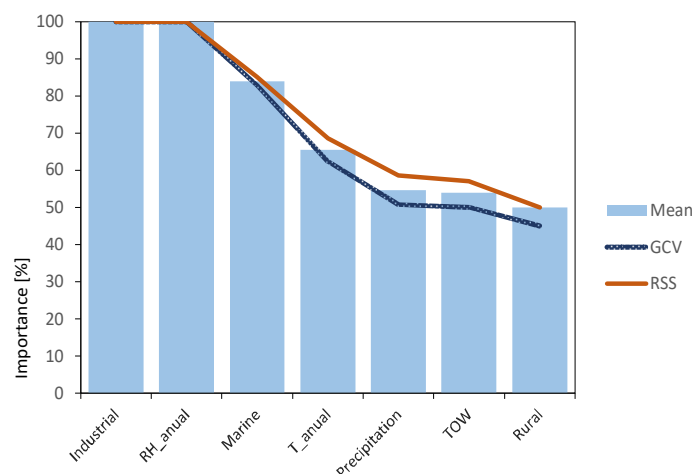
Phase	Algorithm
Pre-processing data	MARS
Modelling	
• Corrosivity category prediction	superSOM
• First-year corrosion prediction	superSOM
• Long-term corrosion prediction	Newton method
Quality evaluation	Distance model

#### 4. Results and Discussion

Results obtained in each of the phases are presented below.

##### 4.1. Data Pre-Processing Using MARS

The importance of each of the variables has been analysed, assessing their influence on the variable to be predicted. Two statistics were used: generalised cross-validation criterion (GCV) and residual sum of squares (RSS). Both criteria results (blue and red lines) together with the mean of both results (light blue bars) are shown in Figure 7.



**Figure 7.** Variable importance analysis results, using MARS algorithm.



It is clearly evidenced that variables related to atmospheric pollutants  $\text{SO}_2$  (Industrial) and  $\text{Cl}^-$  (Marine) are the most important factors, together with relative humidity, in agreement with what was previously described in the literature review. They can all be considered as independent variables, susceptible to providing the model with enough information to obtain valuable predictions.

#### 4.2. First-Year Corrosion Prediction

The result of the supersom model is a mesh of  $7 \times 7$  hexagonal neurons trained with the Kohonen algorithm, which provides a good representation of the sample space. The resulting trained map contains all the data in a vector structure so that the training data falls on each of the neurons (Figure 8).

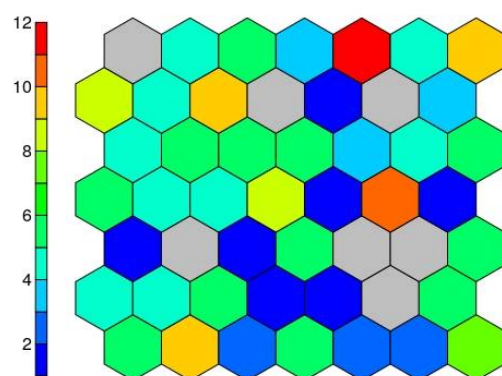


Figure 8. Number of cases on each neuron.

Each neuron, filled or not, is represented by a codebook. These neurons are arranged in such a way that nearby neurons represent points closer to each other. Analysing the result of the average corrosion values per neuron along the mesh, it can be clearly seen how the mesh is growing towards the lower right corner. Figure 9 shows this result; the larger the circle size, the higher the average corrosion. Keeping the neighbourhood properties, a uniform behaviour is shown, which indicates good training results.

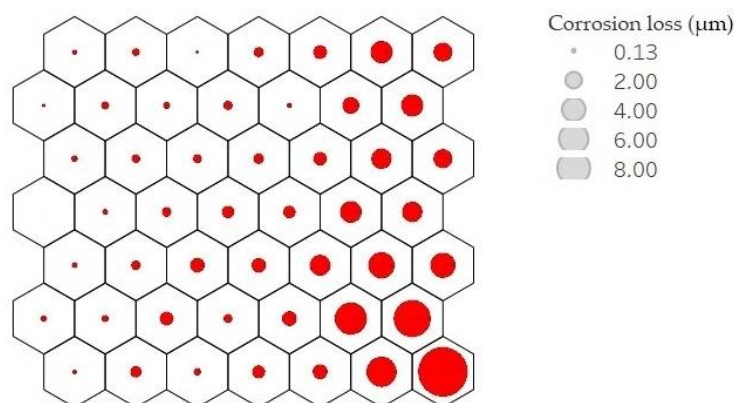
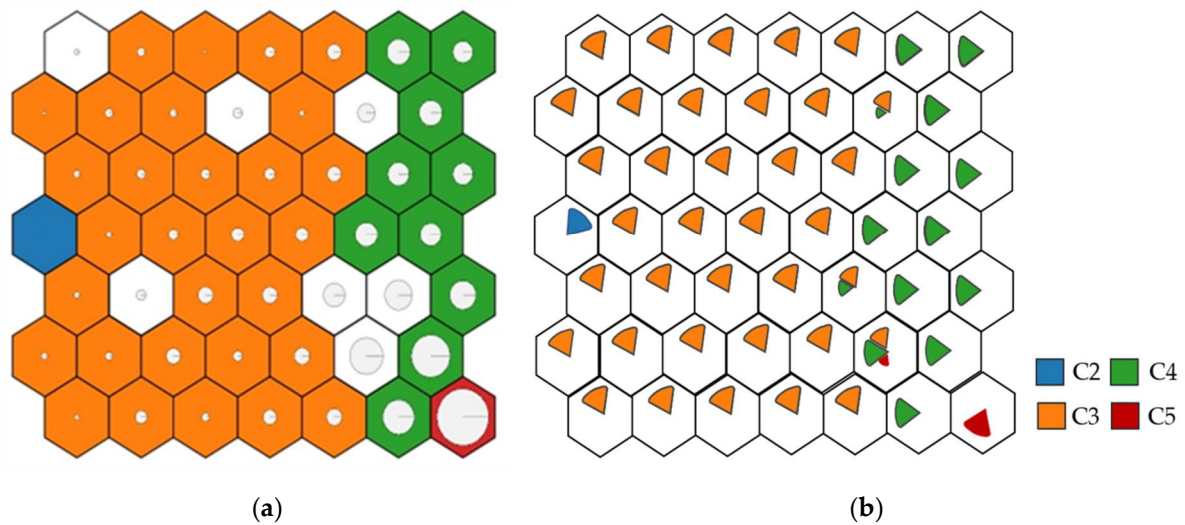


Figure 9. Mean corrosion values per neuron. Corrosion loss in  $\mu\text{m}$  per year is represented by circle size.

#### 4.3. Corrosivity Category Classification

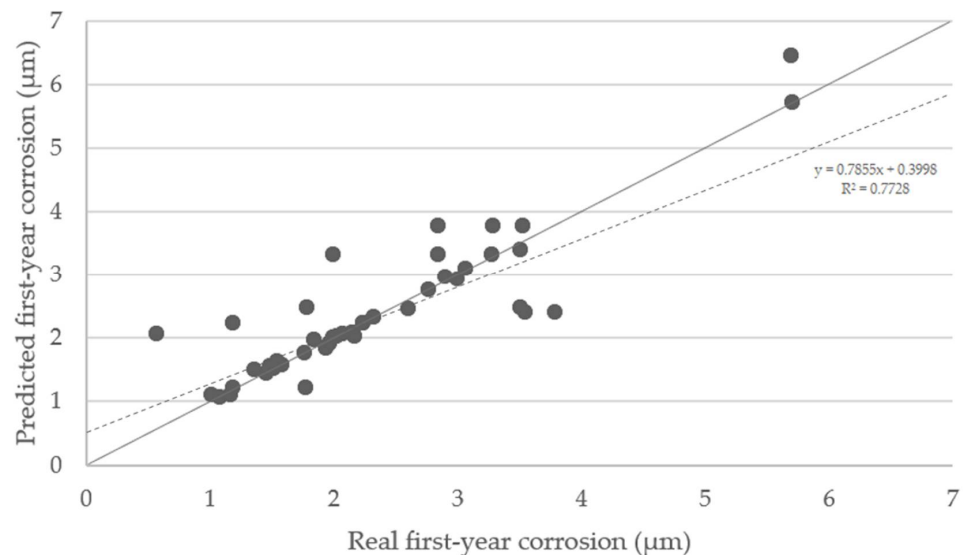
When analysing the results of both output layers, represented in each neuron by its corrosion rate value, the neurons were grouped, forming zones mostly corresponding to one type of atmosphere (Table 1). The zones division with different corrosion rates is given in Figure 10. Both C1 and CX categories were filtered out of the dataset due to a lack of consistent data. Thus, the far-left zone corresponds to C2 atmospheres, the left zones to C3, the right zones to C4, and finally, the lower-right end to C5. There is also a transition

between the values so that the C5 are in contact with C4, C4 with C3, etc., demonstrating an optimal training.



**Figure 10.** Corrosion zones according to the environment. (a) Corrosion representation (larger circle, more corrosion). (b) Corrosivity category representation, according to ISO 9223:2012 standard.

The predicted first-year corrosion rates using SOM trained network were compared with real values. A satisfactory correlation has been obtained (Figure 11), although not all points perfectly matched their counterparts. The ideal situation would be if the predicted values all lied on the diagonal line. The points tend to be located on the upper side of the graph, meaning that predictions are conservative, and the decisions made based on them can provide greater safety.



**Figure 11.** Predicted first-year corrosion values in micron vs. real first-year corrosion values. The dashed line is the regression line ( $R^2 = 0.7728$ ). The points situated on the diagonal grey line represent an optimal training.

From the trained network, it is possible to determine the corrosion rate of any situation to be studied. When introducing a new case to the model, it finds the node that most closely resembles its input variables. Thus, the output of the model is the corrosion rate of that node. The uncertainty range is also given, including the minimum and maximum

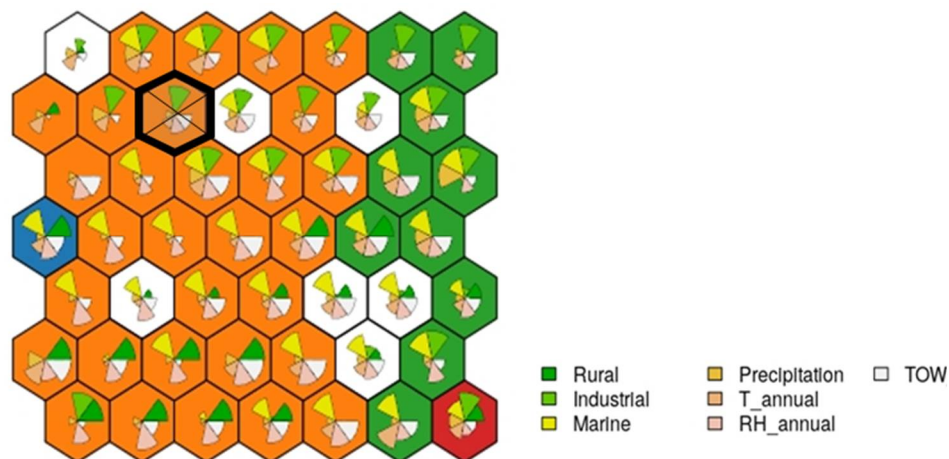


values within each neuron. This can be seen with the following example for a case with the characteristics defined in Table 4.

**Table 4.** Example of model input data.

Rural	Industrial	Marine	Precipitation	T_annual	RH_annual	TOW
0	1	0	2	11.98	72.1	3218

The case falls into the neuron indicated in Figure 12, which consists of 10 examples.



**Figure 12.** Case study example: the cake portions shown at each node show the contribution of each variable; the larger the size, the greater its final weight.

Table 5 shows all results obtained. Different conclusions can be made by selecting the maximum (Corr\_max), minimum (Corr\_min), and average (Corr\_avg) values of the examples in one single neuron. As a result, when the values with the most or least corrosion occurring within the projects in the neuron are chosen, the optimistic and pessimistic predictions can be obtained. Alternatively,  $\beta$ -distribution is used to determine the ‘most probable’ rate of Corr\_Zn, using the maximum, minimum, and average values. On the other hand, the category is awarded by the weighted average of the categories in each case. In this case, since all cases are C3, C3 is its category.

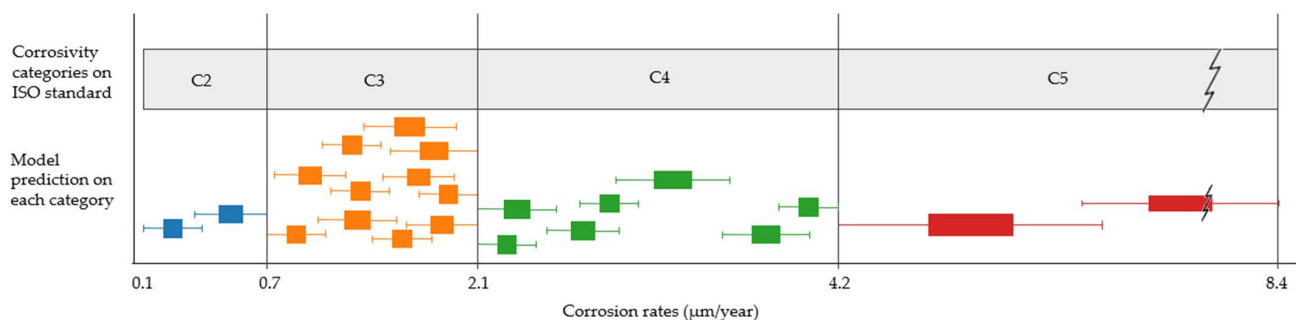
**Table 5.** Example of results for the case study.

Corr_min	Corr_avg	Corr_max	Range Given by the Model	Category	Range Given by ISO Standard
1.22	1.578	1.91	1.22–1.91	C3 100%	0.7–2.1

Comparing the range given by the model with the range given by the existing standard, it is observed that the latter represents a much higher uncertainty for each corrosivity category. Extending this comparison to the entire study scope, possible model predictions for each category, clustered on similar values and represented by boxplots, can be presented (Figure 13). Although not all categories are equally distributed, they show, in general, narrower intervals.

This study is presented as a possible alternative to the informative procedure of the ISO standard when there is no experimental data available. The results of the informative procedure regarding atmospheric categorisation provide a range of mass losses for each material. The current trend among companies and engineers, when no specific experimental information is available, is to use the highest value of each category to make their decisions. Since corrosion loss values are directly related to the required coating thickness,

the higher the corrosion loss value, the more coating is required. A coating thickness can thus be directly determined by the predicted material's loss.



**Figure 13.** Comparison between each category range offered by the standard using the informative procedure and the possible mean values and uncertainties offered by the model, represented by clustered boxplots on each category.

The material requirement for coatings can be compared with the largest measurement proposed by the standard in each category and with the value predicted by the model. Following the example above, when using a Zn-coating of 1.6 µm (Corr\_avg) instead of 2.1 µm (maximum in the range given by ISO), a 24% reduction in material's costs is obtained. It is then proposed to carry out this comparison for the rest of the points studied. From a more conservative perspective, comparing the maximum predicted value (Corr\_max) with the maximum proposed by the standard using the informative method can also be used. In this way, uncertainties are also considered. By performing this for all data studied during the evaluation phase, an average saving of 16% in coating material is obtained.

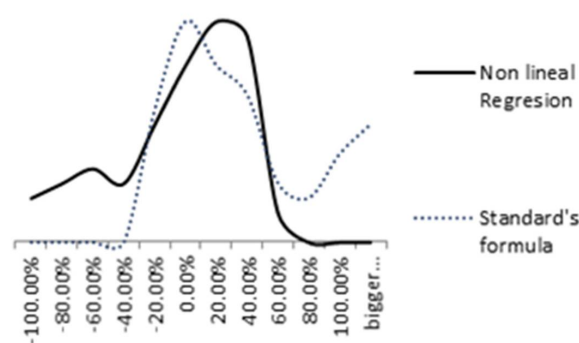
#### 4.4. Long-Term Corrosion Prediction

Once the first-year corrosion rate provided by the supersom model is known, the long-term loss can be identified thanks to the optimised Equation (1). Table 6 shows the different values obtained by this optimisation method for each of the corrosivity categories.

**Table 6.** Results obtained by Newton's method for optimised *b* coefficient.

Corrosivity Category	Value
C2–C3	0.816
C4–C5	0.704

Figure 14 compares the distribution of relative errors of both models. The nonlinear regression relative error is represented by a solid black line and the standard formula's relative error (ISO 9224) by a blue dashed line. A more uniform distribution is achieved in the nonlinear regression model.



**Figure 14.** Comparison between Nonlinear regression and standard's formula relative errors.

#### 4.5. Quality Evaluation

For the correct functioning of the model, data were normalised. According to the previous criteria, the most similar options are shown. The best way to show the results of this last model is using an application example, which is presented in Table 7. The quality row shows the percentage assessing the prediction's quality. The first column represents all input values of the example. The next three columns show the most similar real results in the database.

**Table 7.** Results of the example case, using the distance model.

Variable	Example	Result 1	Result 2	Result 3
Location	Dortmund	Bergisch Gladbach	Saint Denis	London
Quality	-	98.10%	98.00%	86.60%
Rural/Urban	Urban	Urban	Urban	Urban
Industrial	Yes	Yes	Yes	Yes
Marine	No	No	No	No
Precipitation	2	2	2	2
T <sub>annual</sub>	11.98	11.8	12.3	12.5
RH <sub>annual</sub>	72.1	73	73	74
TOW	3218	3149	3146	4021.3
Corr <sub>Zn</sub> (µm/year)	-	1.60	1.48	1.67
Corrosion Category	-	C3	C3	C3

Results obtained above show high prediction reliability. Cases similar to the one under study have been found in the database. The model could also give a satisfactory result for a case that is not included in the database. Ideally, the results obtained with the proposed methodology should be compared with the results obtained with existing methods in the literature. However, since the innovative premise of this study is based on adapting the input variables to avoid the need for pollutant-specific data, such a comparison cannot be made. One of the differentiating factors of this classifier model is that to obtain a corrosion loss rate, values for pollutant concentrations are not needed. Consequently, it may be concluded that the different algorithms developed are a good alternative for technicians and engineers to make informed decisions based on their level of risk acceptance. To sum up, given a specific location and based on the available data, these models can determine the Zn-coating thickness needed for a successful short- and long-term corrosion resistance, providing the most probable, optimistic, and pessimistic predictions.

#### 5. Conclusions

In the present work, various models for predicting galvanised coated steel corrosion damage of metal structures exposed to weathering have been developed. The following conclusions can be drawn from this research.

The application of a superson algorithm is considered for first-year corrosion prediction, which allows categorising any environment while obtaining a predicted value, with satisfactory results. In the cases when no experimental data are available, the model can be an alternative to the conventional informative method based on pollutant input variables. The model presented in this work could help civil engineering companies to optimise the ratio between the minimum coating required and maximum service life, thus contributing to a significant lifetime extension of steel structures.

The main limitation of the model is that it lacks statistical metrics to evaluate the performance. To solve this and explore the performance and quality of the predictions, a quality model based on Euclidean distances was proposed. A long-term corrosion prediction was also optimised based on standards ISO 9224:2012 formula and the exponential coefficient with Newton's method.

To cover all different atmospheric environments, more specific characterisations are required. The future research will focus on including the development of physical variables, such as wind speed and wind direction. It is also important to feed the model with more

examples from the lesser-represented categories, as there are notable differences between C3/C4 categories and the remainder of the cases. Adding new metallic materials will also be explored, following the same methodology, possibly leading to the development of new prediction models.

**Author Contributions:** Conceptualisation, F.O.-F. and A.F.-I.; methodology, G.A.-I. and M.D.-P.; validation, G.A.-I. and M.T.-C.; writing—original draft preparation, M.T.-C.; writing—review and editing, M.T.-C. and M.D.-P.; supervision, F.O.-F. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research received no external funding.

**Institutional Review Board Statement:** Not applicable.

**Informed Consent Statement:** Not applicable.

**Data Availability Statement:** Data sharing is not applicable to this article.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

1. Wang, Z.; Wang, M.; Jiang, J.; Lan, X.; Wang, F.; Geng, Z.; Tian, Q. Atmospheric Corrosion Analysis and Rust Evolution Research of Q235 Carbon Steel at Different Exposure Stages in Chengdu Atmospheric Environment of China. *Scanning* **2020**, *2020*, e9591516. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. Emeter, M.E.; Afolalu, S.A.; Amusan, L.M.; Mamudu, A. Role of Atmospheric Aerosol Content on Atmospheric Corrosion of Metallic Materials. *Int. J. Corros.* **2021**, *2021*, e6637499. [[CrossRef](#)]
3. Michael Schutze, R.B. *Corrosion Resistance of Steels, Nickel Alloys, and Zinc in Aqueous Media: Waste Water, Seawater, Drinking Water, High-Purity Water*; John Wiley and Sons Ltd.: Hoboken, NJ, USA, 2016; ISBN 3-527-34069-6.
4. Hays, G.F. *Now Is the Time*; World Corrosion Organization: New York, NY, USA, 2010.
5. Ahmad, Z. Chapter 2—Basic Concepts in Corrosion. In *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*; Ahmad, Z., Ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 9–56, ISBN 978-0-7506-5924-6.
6. Chico, B.; De la Fuente, D.; Díaz, I.; Simancas, J.; Morcillo, M. Annual Atmospheric Corrosion of Carbon Steel Worldwide. An Integration of ISOCORRAG, ICP/UNECE and MICAT Databases. *Materials* **2017**, *10*, 601. [[CrossRef](#)]
7. Yin, C.; Cheng, X.; Liu, X.; Zhao, M. Identification and Classification of Atmospheric Particles Based on SEM Images Using Convolutional Neural Network with Attention Mechanism. *Complexity* **2020**, *2020*, e9673724. [[CrossRef](#)]
8. Hembrara, O.V.; Andreikiv, O.E. Effect of Hydrogenation of the Walls of Oil-and-Gas Pipelines on Their Soil Corrosion and Service Life. *Mater. Sci.* **2012**, *47*, 598–607. [[CrossRef](#)]
9. Doyle, G.; Seica, M.V.; Grabinsky, M.W. The Role of Soil in the External Corrosion of Cast Iron Water Mains in Toronto, Canada. *Can. Geotech. J.* **2003**, *40*, 225–236. [[CrossRef](#)]
10. Kusmierek, E.; Chrzescijanska, E. Atmospheric Corrosion of Metals in Industrial City Environment. *Data Brief* **2015**, *3*, 149–154. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
11. Xu, Y.; Liu, L.; Zhou, Q.; Wang, X.; Tan, M.Y.; Huang, Y. An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels. *Metals* **2020**, *10*, 180. [[CrossRef](#)]
12. Lazorenko, G.; Kasprzhitskii, A.; Nazdracheva, T. Anti-Corrosion Coatings for Protection of Steel Railway Structures Exposed to Atmospheric Environments: A Review. *Constr. Build. Mater.* **2021**, *288*, 123115. [[CrossRef](#)]
13. Morcillo, M.; Chico, B.; Fuente, D.; Simancas, J. Looking Back on Contributions in the Field of Atmospheric Corrosion Offered by the MICAT Ibero-American Testing Network. *Int. J. Corros.* **2012**, *2012*, 824365. [[CrossRef](#)]
14. National Institute of Standards and Technology; American Bureau of Shipping; Colorado School of Mines; Mineral Management Service; Office of Pipeline Safety. *Coatings for Corrosion Protection: Offshore Oil and Gas Operation Facilities, Marine Pipeline and Ship Structures*; U.S. Department of Transportation: Washington, DC, USA, 2004.
15. Peabody, A.W. *Control of Pipeline Corrosion*; Bianchetti, R., Ed.; National Association of Corrosion Engineers (NACE): Houston, TX, USA, 2001; ISBN 1-57590-092-0.
16. Arriba-Rodriguez, L.; Villanueva-Balsera, J.; Ortega-Fernandez, F.; Rodriguez-Perez, F. Methods to Evaluate Corrosion in Buried Steel Structures: A Review. *Metals* **2018**, *8*, 334. [[CrossRef](#)]
17. Naz, M.Y.; Ismail, N.I.; Sulaiman, S.A.; Shukrullah, S. Electrochemical and Dry Sand Impact Erosion Studies on Carbon Steel. *Sci. Rep.* **2015**, *5*, 16583. [[CrossRef](#)]
18. Kubzova, M.; Krivy, V.; Kreislova, K. Influence of Chloride Deposition on Corrosion Products. *Procedia Eng.* **2017**, *192*, 504–509. [[CrossRef](#)]
19. Moins, B.; France, C.; Van den Bergh, W.; Audenaert, A. Implementing Life Cycle Cost Analysis in Road Engineering: A Critical Review on Methodological Framework Choices. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2020**, *133*, 110284. [[CrossRef](#)]

20. ISO. ISO 9225:2012: *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Measurement of Environmental Parameters Affecting Corrosivity of Atmospheres*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
21. ISO. ISO 9223:2012: *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Classification, Determination and Estimation*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
22. National Association of Corrosion Engineers; Baboian, R. *NACE Corrosion Engineer's Reference Book*; NACE International: Houston, TX, USA, 2016; ISBN 978-1-5231-0657-8.
23. Ahmad, Z. Chapter 1—Introduction to Corrosion. In *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*; Ahmad, Z., Ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 1–8, ISBN 978-0-7506-5924-6.
24. Vernon, W.H.J. First (Experimental) Report to the Atmospheric Corrosion Research Committee (of the British Non-Ferrous Metals Research Association). *Nature* **1925**, *115*, 417. [[CrossRef](#)]
25. Benarie, M.; Lipfert, F.L. A General Corrosion Function in Terms of Atmospheric Pollutant Concentrations and Rain PH. *Atmos. Environ.* **1967**, *20*, 1947–1958. [[CrossRef](#)]
26. Feliu, S.; Morcillo, M. The Prediction of Atmospheric Corrosion from Meteorological and Pollution Parameters. *Corros. Sci.* **1993**, *34*, 403–414. [[CrossRef](#)]
27. Morcillo, M.; Chico, B.; Díaz, I.; Cano, H.; de la Fuente, D. Atmospheric Corrosion Data of Weathering Steels. A Review. *Corros. Sci.* **2013**, *77*, 6–24. [[CrossRef](#)]
28. De la Fuente, D.; Castaño, J.G.; Morcillo, M. Long-Term Atmospheric Corrosion of Zinc. *Corros. Sci.* **2007**, *49*, 1420–1436. [[CrossRef](#)]
29. Panchenko, Y.M.; Marshakov, A.I. Long-Term Prediction of Metal Corrosion Losses in Atmosphere Using a Power-Linear Function. *Corros. Sci.* **2016**, *109*, 217–229. [[CrossRef](#)]
30. Leygraf, C.; Wallinder, I.; Tidblad, J.; Graedel, T. *Atmospheric Corrosion*, 2nd ed.; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2016; p. 374.
31. Cai, Y.; Xu, Y.; Zhao, Y.; Ma, X. Atmospheric Corrosion Prediction: A Review. *Corros. Rev.* **2020**. [[CrossRef](#)]
32. Dean, S.W.; Knotkova, D.; Kreislová, K. *ISOCORRAG International Atmospheric Exposure Program: Summary of Results*; ASTM International: West Conshohocken, PA, USA, 2011.
33. ISO. ISO 9224:2012 *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Guiding Values for the Corrosivity Categories*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
34. ISO. ISO 9226:2012 *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Determination of Corrosion Rate of Standard Specimens for the Evaluation of Corrosivity*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
35. Swedish Corrosion Institute. *UN/ECE International Cooperative Programme on Effects on Materials Including Historic and Cultural Monuments*; Report no. 1: Technical Manual; Swedish Corrosion Institute: Stockholm, Sweden, 1988.
36. Morcillo, M. Atmospheric Corrosion in Ibero-America: The MICAT Project. *Atmos. Corros.* **1995**. [[CrossRef](#)]
37. McCuen, R.H.; Albrecht, P.; Cheng, J. A New Approach to Power-Model Regression of Corrosion Penetration Data. In *Corrosion Forms and Control for Infrastructure*; ASTM International: West Conshohocken, PA, USA, 1992. [[CrossRef](#)]
38. Albrecht, P.; Hall, T.T., Jr. Atmospheric Corrosion Resistance of Structural Steels. *J. Mater. Civ. Eng.* **2003**, *15*, 2–24. [[CrossRef](#)]
39. Melchers, R.E. A New Interpretation of the Corrosion Loss Processes for Weathering Steels in Marine Atmospheres. *Corros. Sci.* **2008**, *50*, 3446–3454. [[CrossRef](#)]
40. Melchers, R.E. Long-Term Corrosion of Cast Irons and Steel in Marine and Atmospheric Environments. *Corros. Sci.* **2013**, *68*, 186–194. [[CrossRef](#)]
41. Titakis, C.; Vassiliou, P. Evaluation of 4-Year Atmospheric Corrosion of Carbon Steel, Aluminum, Copper and Zinc in a Coastal Military Airport in Greece. *Corros. Mater. Degrad.* **2020**, *1*, 8. [[CrossRef](#)]
42. Kreislova, K.; Knotkova, D. The Results of 45 Years of Atmospheric Corrosion Study in the Czech Republic. *Materials* **2017**, *10*, 394. [[CrossRef](#)]
43. Tidblad, J. Atmospheric Corrosion of Metals in 2010–2039 and 2070–2099. *Atmos. Environ.* **2012**, *55*, 1–6. [[CrossRef](#)]
44. Knotkova, D.; Boschek, P.; Kreislova, K. Results of ISO CORRAG Program: Processing of One-Year Data in Respect to Corrosivity Classification. *Atmos. Corros.* **1995**. [[CrossRef](#)]
45. Panchenko, Y.M.; Marshakov, A.I.; Nikolaeva, L.A.; Kovtanyuk, V.V.; Igonin, T.N.; Andryushchenko, T.A. Comparative Estimation of Long-Term Predictions of Corrosion Losses for Carbon Steel and Zinc Using Various Models for the Russian Territory. *Corros. Eng. Sci. Technol.* **2017**, *52*, 149–157. [[CrossRef](#)]
46. Cole, I.S.; Muster, T.H.; Azmat, N.S.; Venkatraman, M.S.; Cook, A. Multiscale Modelling of the Corrosion of Metals under Atmospheric Corrosion. *Electrochim. Acta* **2011**, *56*, 1856–1865. [[CrossRef](#)]
47. Nguyen, M.N.; Wang, X.; Leicester, R.H. An Assessment of Climate Change Effects on Atmospheric Corrosion Rates of Steel Structures. *Corros. Eng. Sci. Technol.* **2013**, *48*, 359–369. [[CrossRef](#)]
48. Gomes, H.M.; Awruch, A.M. Comparison of Response Surface and Neural Network with Other Methods for Structural Reliability Analysis. *Struct. Saf.* **2004**, *26*, 49–67. [[CrossRef](#)]
49. Ahmad, Z. Chapter 10—Atmospheric Corrosion. In *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*; Ahmad, Z., Ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 550–575. ISBN 978-0-7506-5924-6.
50. Vargel, C. Chapter C.2—The Parameters of Atmospheric Corrosion. In *Corrosion of Aluminium*; Vargel, C., Ed.; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2004; pp. 241–257, ISBN 978-0-08-044495-6.



51. Schindelholz, E.; Kelly, R.G. Wetting Phenomena and Time of Wetness in Atmospheric Corrosion: A Review. *Corros. Rev.* **2012**, *30*. [[CrossRef](#)]
52. Kottek, M.; Grieser, J.; Beck, C.; Rudolf, B.; Rubel, F. World Map of the Köppen-Geiger Climate Classification Updated. *Meteorol. Z.* **2006**, *15*, 259–263. [[CrossRef](#)]
53. Committee MT-014 (Corrosion Of Metals). *AS 4312-2008 Atmospheric Corrosivity Zones in Australia*; Standards Australia: Sydney, NSW, Australia, 2008.
54. Chico, B.; Otero, E.; Mariaca, L.; Morcillo, M. La Corrosión En Atmósferas Marinas. Efecto de La Distancia a La Costa. *Rev. Metal.* **1998**, *34*. [[CrossRef](#)]
55. Goerlich, G.F.J.; Cantarino, M.I. Estimaciones de la población rural y urbana a nivel municipal. *Estad. Esp.* **2015**, *57*, 5–28.
56. Friedman, J.H. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Ann. Stat.* **1991**, *19*, 1–67. [[CrossRef](#)]
57. Vanegas, J.; Vásquez, F. Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), Una Alternativa Para El Análisis de Series de Tiempo. *Gac. Sanit.* **2017**, *31*, 235–237. [[CrossRef](#)]
58. Oja, E.; Kaski, S. *Kohonen Maps*, 1st ed.; Elsevier Science: Amsterdam, The Netherlands, 1999.
59. Wehrens, R.; Buydens, L. Self- and Super-Organizing Maps in R: The Kohonen Package. *J. Stat. Softw.* **2007**, *21*, 1–19. [[CrossRef](#)]
60. Villmann, T.; Bauer, H.-U. Applications of the Growing Self-Organizing Map11This Work Has Been Supported by Deutsche Forschungsgemeinschaft, SFB 185 “Nichtlineare Dynamik”, TP E6. *Neurocomputing* **1998**. [[CrossRef](#)]
61. Diazaraque, J.M.M. Los Mapas Auto-Organizados de Kohonen (SOM). Available online: <https://docplayer.es/9172924-Los-mapas-auto-organizados-de-kohonen-som.html> (accessed on 15 April 2021).
62. Pachghare, V.; Kulkarni, P.; Nikam, D. Intrusion Detection System Using Self Organizing Maps. In Proceedings of the 2009 International Conference on Intelligent Agent & Multi-Agent Systems (IAMA 2009), Chennai, India, 22–24 July 2009; pp. 1–5.
63. Heasley, E.L.; Millington, J.D.A.; Clifford, N.J.; Chadwick, M.A. A Waterbody Typology Derived from Catchment Controls Using Self-Organising Maps. *Water* **2020**, *12*, 78. [[CrossRef](#)]
64. Kohonen, T. *Self-Organizing Maps*, 3rd ed.; Springer Series in Information Sciences; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2001; ISBN 978-3-540-67921-9.
65. Shanno, D.F. Conditioning of Quasi-Newton Methods for Function Minimization. *Math. Comput.* **1970**, *24*, 647–656. [[CrossRef](#)]
66. Bronshtein, I.; Semendiaev, K. *Manual de Matemáticas para Ingenieros y Estudiantes*; Mir: Moscow, Russia; Rubiños-1860: Madrid, Spain, 1993; ISBN 978-84-8041-022-9.
67. Bourbaki, N. *Topological Vector Spaces: Chapters 1–5*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2002; ISBN 978-3-540-42338-6.

## Research Article

# Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study

**Marta Terrados-Cristos** , **Francisco Ortega-Fernández** , **Marina Díaz-Piloneta** ,  
**Vicente Rodríguez Montequín**, and **Javier García González** 

*Project Engineering Department, University of Oviedo, Oviedo 33004, Spain*

Correspondence should be addressed to Marta Terrados-Cristos; [marta.terrados@api.uniovi.es](mailto:marta.terrados@api.uniovi.es)

Received 25 February 2022; Revised 13 May 2022; Accepted 17 May 2022; Published 2 June 2022

Academic Editor: Meisam Gordan

Copyright © 2022 Marta Terrados-Cristos et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Atmospheric corrosion, especially in coastal environments, is a major structural problem affecting metallic structures in various sectors. Structural health monitoring systems based on satellite information can help to ensure the proper behavior of civil structures and are an interesting alternative for remote locations. The aim of this case study is to relate remote sensing information to the results of experimental studies for potential structural damage characterization. The ultimate idea is to characterize any environment without long testing periods or sampling costs. Comparative nondestructive experimental tests involving different locations, sampling techniques, and study periods are performed. The results obtained are analyzed and compared with meteorological satellite data characterization at each site. The experimental test results show sufficient statistical significance ( $p < 0.05$ ), confirming that the areas potentially most susceptible to corrosion can be identified using information from remote sensing satellites based on orientation, wind conditions, and wind origin. This can be used to facilitate the remote design and monitoring of structures more accurately with a stability guarantee.

## 1. Introduction

Civil structures deteriorate in various ways [1]. The principal causes of damage, failure, or even collapse of a civil structure are aging, climate conditions, deterioration of some components, deficient designs, and natural disasters [2, 3]. Although some of these issues can cause rapid failure [4], damage due to corrosion or fatigue tends to occur over extended periods of time. Nevertheless, these damages can be prevented if corrective actions are taken timely [5]. Therefore, it is of the utmost importance to monitor civil structures continuously to assess their structural conditions and provide early warning against structural damage [6].

Corrosion is one of the major structural defects in metallic structures [7], particularly in coastal environments [8]. Moreover, the fact that this problem can occur in any area [9] complicates its visual assessment, which is already an expensive, imprecise, and time-consuming task [10]. Traditional approaches for damage diagnosis of civil

structures are mainly based on visual inspection. However, the size and conditions of the structures make this process increasingly difficult. Globalization has led to the design and development of many remote projects, which complicates routine monitoring and highlights the importance of using satellite remote sensing data to study environmental problems on a global scale [11].

Structural health monitoring (SHM) is an important process for assessing the health and integrity of civil structures to prevent structural damage [12]. SHM systems are widely used to achieve adequate performance in civil structures [13] and proper maintenance management [14]. Progress in technology and sensors has led to the transformation of SHM into a new form of monitoring [4, 15]. SHM systems generally include damage detection, location, and quantification [16], and damage detection is precisely the most critical one [1].

SHM is a broad and highly interdisciplinary field of research involving experimental testing, system

identification, data acquisition and management, and long-term measurement of the environmental and specific operational conditions [17, 18]. Numerous damage detection applications can be found in almost every field.

Owing to recent advances in sensing and data acquisition systems, the use of these techniques in engineering applications has become an interesting development. There are multiple examples of different applications, such as modeling structural resistance and response [19, 20], studies based on vibration control [1, 12, 21], using machine learning techniques in SHM [16, 17, 22–24], and new approaches, such as smartphone-centric multisensory solutions [4].

All of them are trying to monitor, predict, or prevent damage from occurring, as early damage detection is an important concern for the scientific civil community [25]. However, a more efficient approach is to design or redesign structures based on these potential problems.

Most civil engineering projects involve metallic structures, generally made of bare or coated steel [26], which suffer from atmospheric corrosion [27]. Structural degradation in coastal areas is a particularly important problem because of its significance to society [28]. Approximately 40% of the world's population lives within 100 km of the coast [29] and it is precisely in these areas where industries are often located. Many studies have corroborated that the deposition rate of chloride is a critical factor that affects the atmospheric corrosion of metals [30] and the influence of chloride-contaminated environments on durability [31].

Thus, experimentally studying the deposition mechanisms of this atmospheric pollutant and relating the results to remote satellite data can help to predict and prevent potential structural damage. Hence, with prior knowledge of the most susceptible locations, it may not be necessary to allocate resources to monitor large, complex civil structures and the problem of SHM monitoring may be limited to certain areas.

Therefore, the main objective of this study was to propose a novel method for preliminary analysis of potential structural damage. The aim of this case study was to relate remote sensing information to the results of nondestructive experimental studies for potential structural damage characterization. This approach provides valuable information in a simple manner. Consequently, it makes it possible to design and monitor structures remotely and more accurately.

## 2. Materials and Methods

An outline of the methodology used in this study is shown in Figure 1. The first stage consisted of characterizing each site and studying its meteorological variables (temperature, relative humidity, wind speed, wind direction, and precipitation). Climatic information was obtained from remote-sensing satellites. This information was downloaded and processed to create a global database using Web servers. The next step in structuring and homogenizing the study data began by identifying and cleaning anomalous values. In addition, basic statistical analyses (means, deviations,

maxima, minima, etc.) were performed. To ensure representativeness, these variables and their relationships were analyzed both during the study period and in the previous year. The possible relationships between the variables were studied, and the results were represented graphically for their correct interpretation.

The second stage included experimental studies. Sample preparation, using one of the three techniques further explained in Section 3.1, was performed according to what is indicated in the ISO 9225:2012 standard "Corrosion of metals and alloys. Corrosivity of atmospheres. Measurement of environmental parameters affecting the corrosivity of atmospheres" [32]. The samples were then exposed. Control samples were added in all cases. Subsequently, once the test period was completed, the samples were removed, processed as indicated in the standards, and analyzed by ion chromatography (METROHM 883 Basic IC plus).

In the third and last stage, the results of the tests were analyzed together with the results of the meteorological characterization of satellite data, which allowed drawing joint conclusions.

**2.1. Sample Preparation.** Three techniques were used to determine the chloride deposition. The ISO 9225:2012 standard sets the procedures for sample preparation using the wet candle and dry plate methods. As the previous methods were found to have limitations, it was necessary to develop a more accurate method to differentiate the impact of wind and rain, so the third option used in this experimental study was a new method based on the wet candle method (hereinafter referred to as "Covered candle").

**2.1.1. Dry Plate.** This technique is based on exposing a known area of double-layered gauze protected from rain and measuring by chemical analysis the amount of captured chlorides coming from one direction and deposited on the surface of the gauze. Chloride deposition is expressed in milligrams per square meter per day [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\text{ day}^{-1}$ ]. Sample preparation, test duration, management of the final solution, and calculation of results are defined in Annex E of ISO 9225:2012 [32].

**2.1.2. Wet Candle.** The technique consists of a wet textile surface wrapped in the form of a cylinder and a water reservoir to maintain the wet condition of the gauze. This method allows the collection of aerosols from all directions. The amount of chloride deposited is determined by chemical analysis, and subsequently, the chloride deposition rate [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\text{ day}^{-1}$ ] is calculated.

The sampling devices and solution used and the collection of the samples and the final calculation of the deposition are described in Annex D of ISO 9225:2012 [32].

**2.1.3. Covered Candle.** This is an altered version of the wet candle method, which provides an option for monitoring the effect of precipitation on the final chloride ion deposition. The main limitation of the wet candle method is that it does



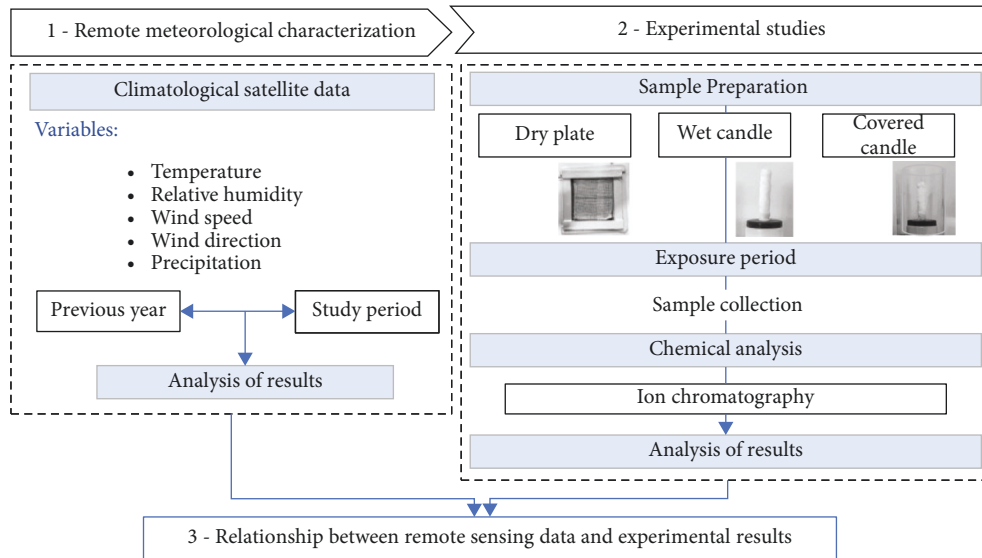


FIGURE 1: Outline of the common methodology for all tests.

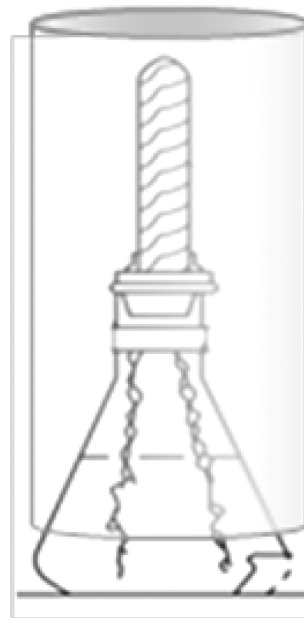


FIGURE 2: Proposed scheme for sample's collection in the covered candle method.

not allow differentiation between pollutant deposition by wind and pollutants deposited by rain. Cases where structures are located protected from wind but perfectly exposed to rain (e.g., in squares surrounded by skyscrapers) are suitable for this approach. This method includes a cover of plastic or similar material to isolate the sample from wind action (see the scheme in Figure 2).

**2.2. Test Description.** Three different experimental tests were conducted throughout the investigation. Each of them

attempts to analyze and clarify a different hypothesis and study the influence of one or multiple climatic variables on the final pollutant deposition.

**2.2.1. Test I: Influence of Wind Direction and Wind Origin on Chloride Deposition.** Previous chloride deposition models only consider the distance to the sea, but this generates errors. The aim of this test was to analyze the influence of the relative wind position, together with the importance of the origin of the wind (wind from the sea or from land), in an

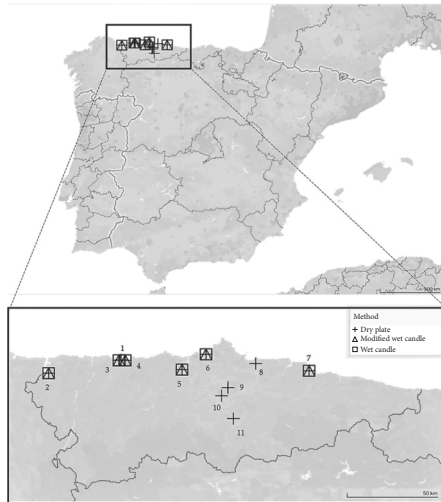


FIGURE 3: Location of samples in northern Spain distributed for all three different tests.

attempt to clarify why there are differences between deposition for the same distance and atmospheric conditions.

Samples in the same location were set in four different positions: upwind + wind coming and not coming from the sea, and downwind + wind coming and not coming from the sea. To achieve the objective described for Test I, tests were carried out at two successive time intervals. Thus, given the characteristics of the local wind and the possible positions of the samples in the four cardinal orientations, it was possible to obtain the range of events to be studied using the above-described dry plate technique.

**2.2.2. Test II: Influence of Location, Orientation, and Atmospheric Conditions on Chloride Deposition.** The aim of this test was to analyze the influence of the distance from the sample to the pollutant emitting source together with some other atmospheric variables (temperature, precipitation, wind, and relative humidity) and to consider the relative position between the structure and prevailing wind direction at each site.

The aim was to determine which wind speed thresholds appear in chloride deposition and transportation under such circumstances. In addition, the role of wind direction with respect to precipitation was studied. All samples were distributed at different distances from the sea at the locations shown in Figure 3, and the dry plate technique was employed.

**2.2.3. Test III: Influence of Precipitations and Wind on Chloride Deposition.** This third test studied the influence of precipitation on pollutant deposition and the role of precipitation in the presence and absence of wind.

The results obtained by the two different techniques were compared: the wet candle technique and its new version. Thus, one method involved total exposure to atmospheric variables and the other was isolated from the wind. The samples were collected at different points in the region. The

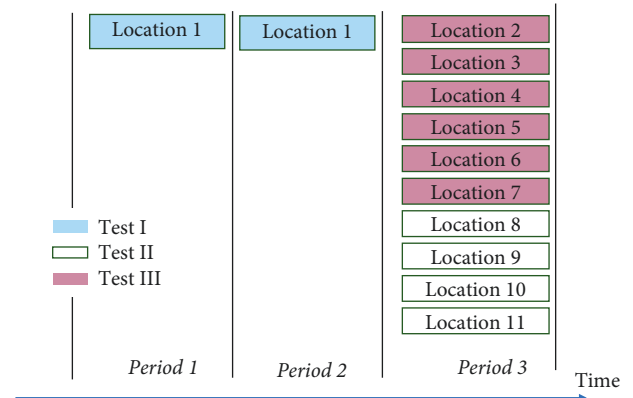


FIGURE 4: Distribution of all three tests and their locations over time.

final sample distributions at different test points are shown in Figure 3. The experimental sites include one-, two-, or three-sample techniques.

The time planning for the three tests is presented in Figure 4. The combinations of the different tests and locations are indicated by the colors of the bar and outline. It can be observed how some locations participated in Tests I and II, others only in Test II, and the third selection of locations in Tests II and III, based on climatological conditions and availability.

Table 1 summarizes the methods, locations, and study periods for each of the three tests.

**2.3. Statistical Analysis.** Data obtained from the experimental tests were statistically analyzed using SPSS 22.0 software. Student's t-test for independent samples was used to assess whether there were significant statistical differences between the means at a confidence level of  $p < 0.05$ .

## 3. Results and Discussion

### 3.1. Results of Meteorological Characterization

**3.1.1. Precipitations.** Figure 5(a) shows the accumulated precipitation for each location during the study period, represented by vertical bars. As test I was performed over two different periods. In Figure 5, location 1 was divided into 1a and 1b, referring to these two study periods. At location 1, hardly any rainfall occurred during the first test interval (1a). In the second test interval (1b) at the same location, the rainfall increased considerably. For the rest of the locations, similar results were observed, with abundant precipitation, except for one specific location (number 8).

Figure 5(b) presents the distribution of precipitation data over time. Each line represents the location. Although the number of lines is large and visualization may be difficult, it is clearly observed that the weather was rather dry at the beginning, with a large amount of rainfall at the end for all sites.

TABLE 1: Summary of the different techniques, locations, and study periods involved in the three tests.

	Technique			Location		Study period	
	Dry plate	Wet candle	Covered candle	One location	Multiple locations	One period	Two periods
Test I	x			X			
Test II	x				x	x	x
Test III		x	x		x	x	

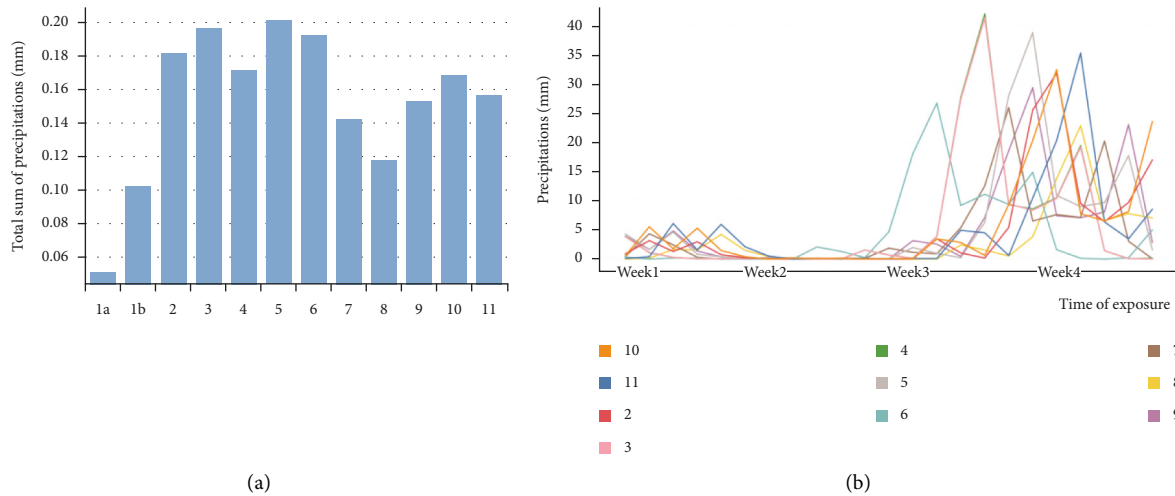


FIGURE 5: (a) Cumulative rainfall during the study periods at each location. (b) Distribution of rainfall by location over time.

**3.1.2. Relative Humidity and Temperature.** As stated in the literature, both relative humidity [33, 34] and temperature [35] may be parameters influencing atmospheric corrosion. Nevertheless, the average relative humidity during the sampling period and the average temperature at each location did not vary sufficiently during that period to be considered influential.

**3.1.3. Wind Speed.** Wind analysis is more complex because, in addition to wind speed, wind gusts and direction are also important [36–38]. Some authors agree that the influence of wind speed becomes clearer above a certain threshold; however, there is no single reference value [39, 40]. At none of the locations were very high wind speeds recorded; however, it is true that the closer to the sea, the higher the average wind speeds.

However, the maximum wind gusts measured during the study period showed winds of up to 12 m/s at some points along the coast. In the central areas and farther away from the coast, the highest measured speeds did not exceed 6 m/s.

**3.1.4. Wind Direction.** Finally, in addition to wind speed, wind direction plays a relevant role. Analyzing the prevailing winds at a given location can help identify the most dangerous areas [41]. To study the possibility of relating monthly wind directions to annual wind directions, predominant wind directions over the study period were compared to wind directions considering annual data (year 2020). After analyzing this parameter, the results provided relevant conclusions from several perspectives (Figure 6). First, when

comparing the prevailing winds of the study period in the year 2021 (green arrow), it was observed that they remained perfectly consistent with the prevailing directions obtained during the same period in the previous year (yellow arrow), as no yellow arrows could be seen. However, the prevailing directions for a specific period do not necessarily correspond with the annual directions (blue arrow).

Another important factor was the sensitivity of the prevailing wind direction at each point. As stated above and as many authors agree [39, 40, 42], there are minimum wind speeds (threshold speeds) for the transport of pollutants over long distances. Below this threshold, the wind is not sufficiently strong. However, determining this threshold is complex. For the same study period, considering a certain minimum wind speed condition, the results of the predominant wind direction may also change. Prior to these calculations of the predominant directions, the results are filtered so that only values greater than a certain threshold speed (3 m/s (red arrow) and 2 m/s (orange arrow)) are considered, and the directions may vary. The values of the predominant directions could be changed only by varying the threshold velocity by 1 m/s, which shows the complexity of this parameter.

## 3.2. Results of Experimental Studies

**3.2.1. Test I.** The results of the localized test are presented in Figure 7. The upper part of the figure shows the chloride deposition results during the first time interval (left) and the second time interval (right). Below, the wind rose during each study period is included. The blue dots represent the

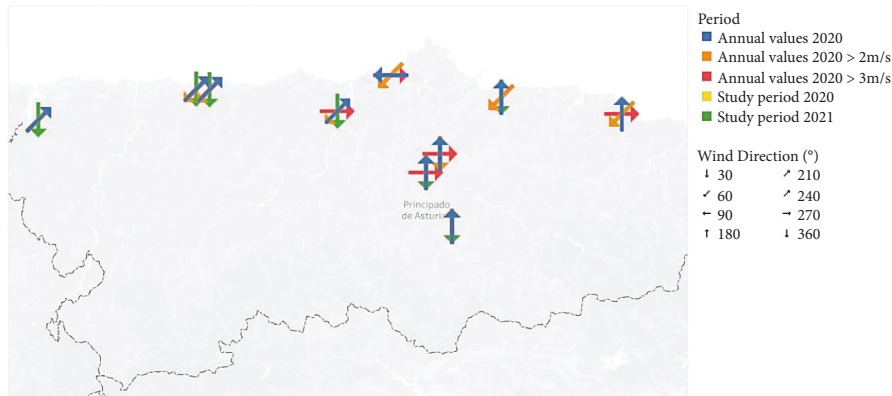


FIGURE 6: Prevailing wind directions at different sampling sites and periods.

north-facing samples (facing the sea) and the orange dots represent the south-facing samples (not facing the sea). In addition, the triangular shape represents the height of the samples; where the triangles with the tip upward, the samples are at the highest altitude.

Analyzing all this together, we observe the first period with a predominantly north-easterly wind of marine origin. The windward samples showed higher depositions at both heights, and the difference from the south-facing samples was very clear. In contrast, during the second study period, the prevailing winds were from the SW, and although the capacity of the wind to transport particles was approximately the same in both periods (similar wind speeds and frequencies), the final result was not similar. Therefore, the origin of the wind (marine or nonmarine) was the most important and relevant difference between the two studies.

Other studies have analyzed the importance of the orientation of the structure for pollutant deposition [41] but not whether the wind comes from an emitting source or from another direction.

Comparing the differences in pollutant deposition between the north and south faces during the first study period, a highly significant difference was observed ( $p < 0.00028$ ). In contrast, if the same comparison was made during the second study period, no significant difference ( $p > 0.16$ ) in the deposition of marine pollutants was observed between the samples that received more wind but had a nonmarine origin and those with little exposure to the wind but whose wind came from the sea.

The clearest differences were observed when comparisons were made between the two study periods. In the samples exposed to the north and, therefore, directly exposed to the sea, there was a large difference ( $p < 4.11 \text{ E}^{-05}$ ) between the two periods.

If the wind energies were compared as proposed by Meira et al. [39] to detect if they were equivalent, it was observed that the energy of pollutant transport was

practically the same, as the difference was not very significant ( $p > 0.1$ ), but the deposition results again showed clear differences ( $p < 0.03$ ).

However, this is undoubtedly not the only influential factor. In the analysis of the precipitation results mentioned above (Figure 6), during the first study period, the accumulated precipitation was up to four times lower than that in the second period, where, although it did not rain excessively, it did rain much more than in the previous period. Thus, the chloride ions were not in the air ready to be transported but on the surface.

Comparing the results, even if there was a difference in precipitation between periods, which decreased the pollutant content of the atmosphere [35], there was no difference in deposition ( $p < 0.03$ ); therefore, the relationship between wind orientation and origin was the most relevant factor.

This could confirm two points:

- (i) In addition to the importance of the relative position between the orientation of the prevailing wind and the structure, the origin of these wind gusts is also important because if the wind is very strong but does not come from the sea but from inland, it may bring fewer chloride ions.
- (ii) The role of the wind cannot be understood as an isolated variable, and precipitation (periodicity, quantity, etc.) seems to be important too, not so much for its action as a transport mechanism but for its interaction with the environment, cleaning the structures or reducing the chloride content in the atmosphere, Wash-out effect [43].

Finally, regarding this first test, when comparing the results of the deposition differences relative to elevation, as proposed in [44, 45], we agreed that for this case study, at a distance of only 4 m as in the present situation, no clear differences ( $p > 0.31$ ) were observed between the two scenarios.

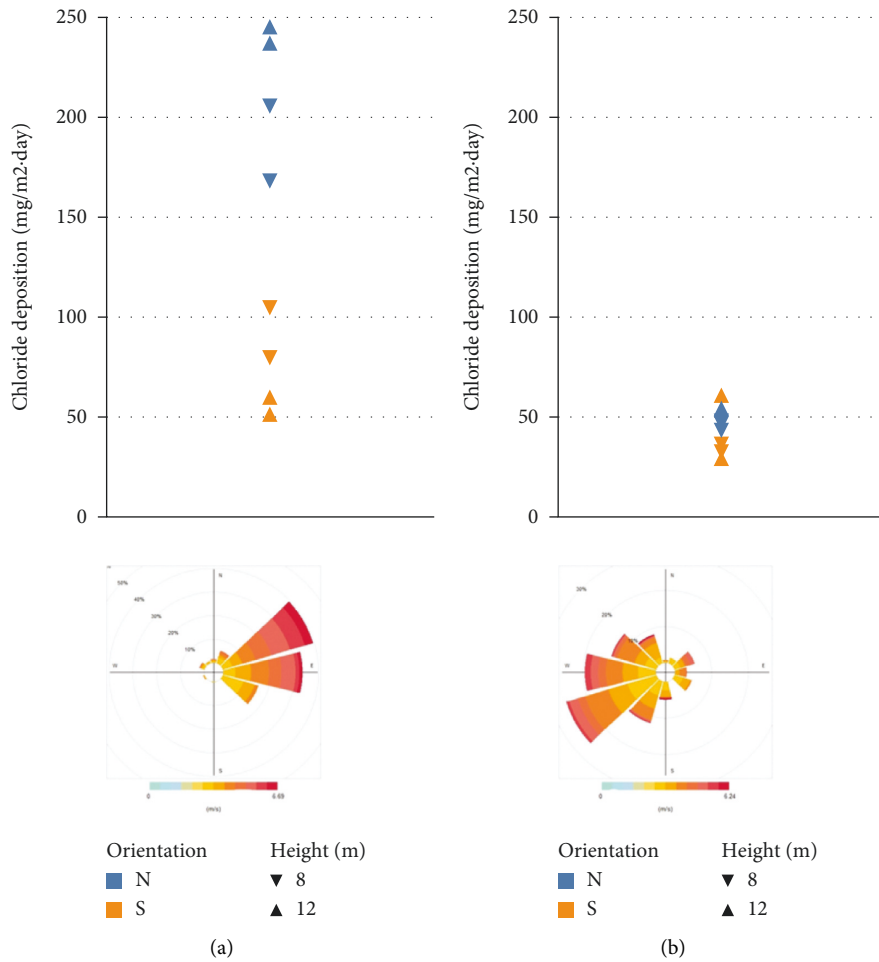


FIGURE 7: Results of the localized tests: first study period (a). Second study period (b).



FIGURE 8: Results of test II, representation of deposition at each study location.

3.2.2. *Test II.* Figure 8 presents a summary of the results from Test II. The size of the circle indicates the amount of sea salt deposited. The values obtained as a function of geographical location were logical. The closer to the coast, the higher the deposition [44, 46, 47]. In agreement with other studies, the deposited salt concentration decreased as it moved away from the ocean [48, 49] when there were no additional sources to

replace these losses. However, there was a southern point that stood out owing to its value in addition to its remoteness from the sea. It should be noted that other less influential sources can generate chloride, e.g., biomass combustion [50], coal burning [35], or industrial fumes [51].

It would be interesting to analyze these data by considering the orientation of each sample at each site

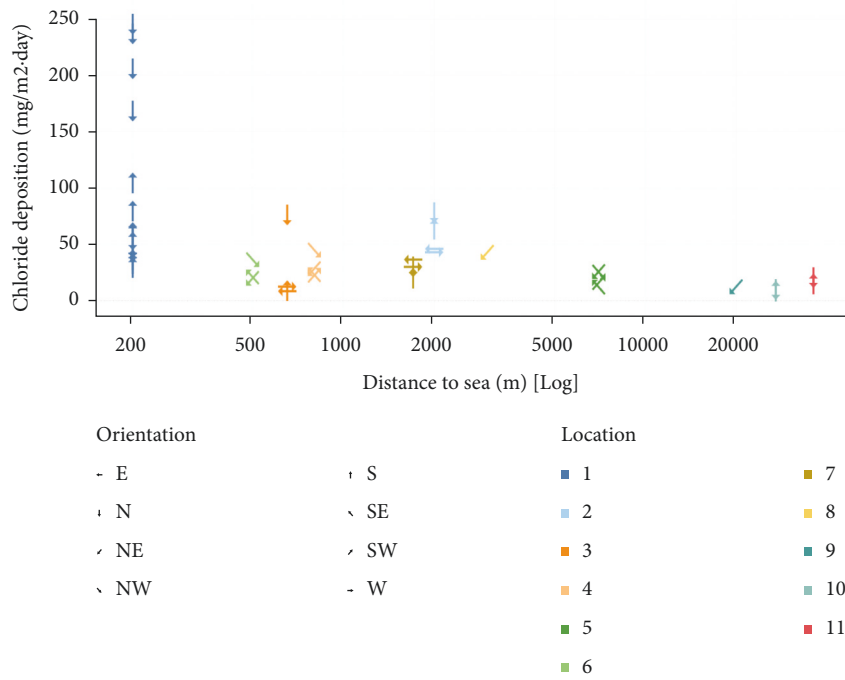


FIGURE 9: Chloride deposition as a function of distance from the sea in meters (logarithmic scale).

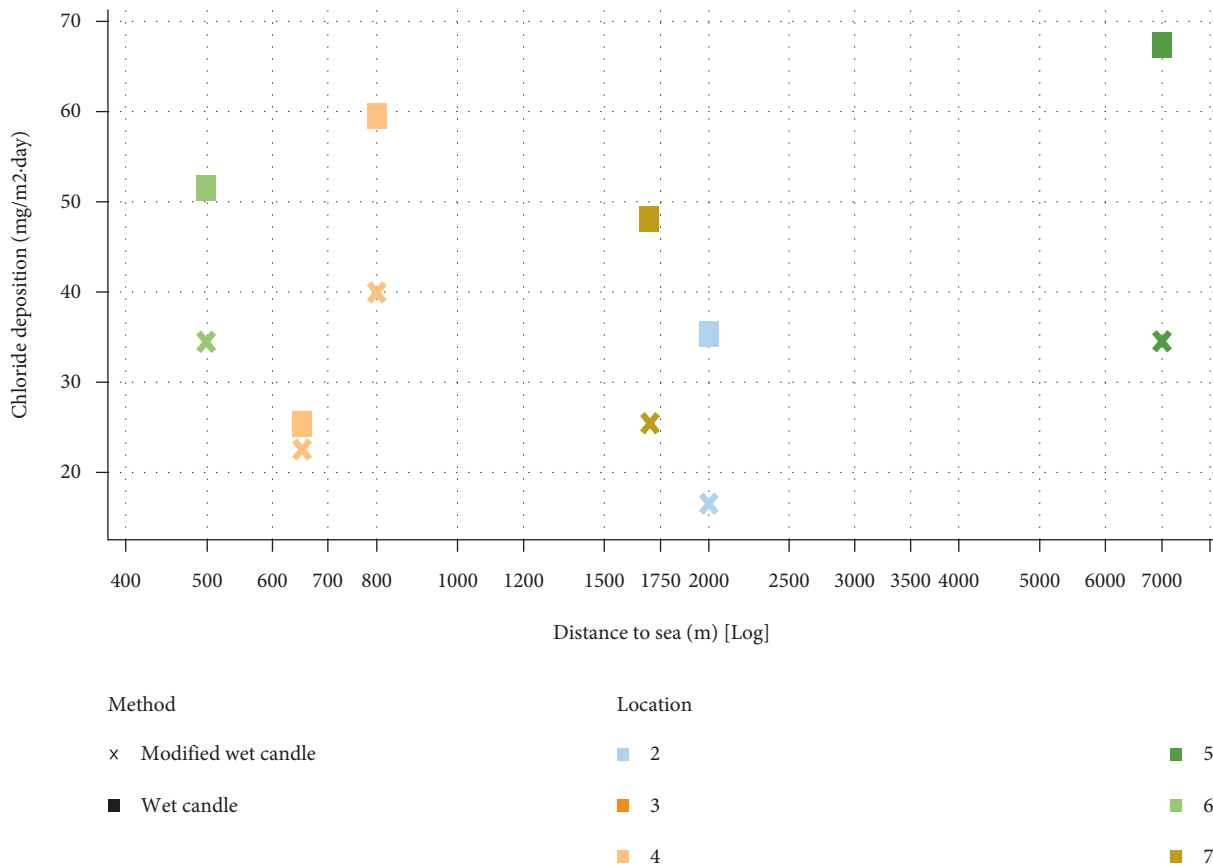


FIGURE 10: Representation of chloride deposition versus distance to coast in test III.

(Figure 9). All 11 locations were identified by both their color and equal distance to the sea. The results from test I (location 1) are also included in the graphic to gain a perspective. Thus, it is clear that the chloride content generally decreases as the distance increases. However, as each arrow indicates, there were significant differences between the orientations.

Relevant results were obtained when the values obtained during the second test were analyzed. First, it can be observed that chloride depositions are generally lower than those in test I, even considering the distance, probably because it was a period of much more rainfall than the previous one. This is in agreement with what Binyehmed et al. [35] found after analyzing the results of their experimental studies, which corroborated the increased chloride deposition rate in dry seasons compared to that in wet seasons. Besides, it can be observed that results can differ significantly depending on the orientation and origin of the wind, as demonstrated in test I. These differences in deposition became more remarkable with increasing proximity to the coast. More specifically, all the samples exposed to sea wind (coming from the north) had higher depositions than those from the other directions ( $p < 0.01$ ), although these depositions progressively decreased in all cases as they moved away from the coast. Certainly, as the distance to the sea increased, the sensitivity of the orientation decreased.

3.2.3. *Test III.* The results of the final experiment are presented in Figure 10. This figure shows the deposition values versus distance from the shore. Each location is represented by a color; therefore, samples of the same color were subjected to the same meteorological conditions during the study period. However, the shape of the figure indicates the sampling techniques it represents.

The values obtained using the standard wet candle method were significantly higher than those of the modified counterpart ( $p < 0.01$ ). These are the same study and meteorological conditions, except for the fact that the wet candle method is exposed to the wind and the covered candle method is not. Thus, the important role played by this variable is once again reflected, as stated in [36, 38], among other reports. It is risky to simplify the relationship between pollutant deposition and distance to the sea because the effectiveness of transportation or the existence of alternative sources may be important, as the results of location 5 demonstrated. The effect of blocking conditions on the final deposition result was studied in [41, 52, 53] but referred to as land cover.

The main source of these chloride ions is the ocean [41]. However, the distance to the ocean does not reflect exclusively the efficiency of chloride transport or the rate at which it falls or precipitates, among other effects; therefore, its parameterization varies from place to place [54]. Thus, this alternative technique may be used in cases such as those here studied, in which precipitation but no wind is present.

Atmospheric corrosion is a complex electrochemical process that involves many factors and variables [55]. The degradation suffered by the structures due to the action of chloride ions is clear [43, 56, 57] and it could be directly related to the protectiveness of the rust layers [58].

Therefore, to ensure sufficiently safe and useful life conditions, studying climatic variables, such as those proposed herein, can help identify potential damages [59]. The efficiency and complexity of airborne transportation are crucial for such processes [60]. In addition, it may be applicable and relevant to other important contaminants [61, 62].

## 4. Conclusions

Atmospheric corrosion in coastal environments has serious economic and environmental consequences owing to the degradation of structures, which forces the implementation of measures that have an impact on solution sustainability. SHM systems based on satellite information are an interesting alternative for monitoring remote locations. Studying and analyzing the most vulnerable zones of a structure prior to applying an SHM method may reduce the monitoring and modeling time and cost. This investigation focused on studying the deposition process of chloride contaminants as the most relevant factor for corrosion in coastal environments. Traditional approaches estimate chloride content only after direct measurement or by distance to the sea. Direct measurement is affected by the limitations of the current methods, which do not consider the effect of rainfall and relating it exclusively to distance to the sea involves serious errors. The results of the performed experimental tests based on meteorological sensor data, both localized and distributed, supported these ideas and allowed drawing the following main conclusions:

- (i) The relative position between the orientation of the structure and the prevailing wind direction is a very important factor.
- (ii) In addition to prevailing winds, it is of the utmost importance to consider the origin of that wind because when it comes from nonmarine areas, the transport and, therefore, the deposition of marine pollutants will be much lower.
- (iii) Neither temperature nor relative humidity shows sufficiently large variations in the period and place of study to clarify its role in this phenomenon, although it is not possible to rule out their involvement.
- (iv) The role of precipitation is also important, not only because it produces a washing effect and cleans the surfaces of contaminants, but also because, even when it does not act directly on the surface, it can reduce the chloride content in the environment, thus avoiding its transport and deposition by the wind. Precipitation periodicity is an important



variable. However, one of the main limitations observed during the tests was the difficulty in forecasting precipitation.

- (v) The new covered candle deposition measurement method can separate the contributions made by the wind from those made by rain, which allows modeling the phenomenon in a much deeper way. Even with the new method, there are many limitations in the use of real data, as it lacks representativeness for having been collected over short periods of time.
- (vi) The experimental test results show with sufficient statistical significance that the areas potentially most susceptible to corrosion can be identified using information from remote sensing satellites based on orientation, wind conditions, and wind origin.

In future research, it is proposed to quantify numerically the values of wind power or energy for each orientation and location studied. Thus, it will be possible to obtain the minimum wind threshold for the case study.

It is necessary to develop models that consider the orientation, velocity, and percentage distribution of the wind source to make a deposition model. With all these conditions, a model can be built that provides, without needing sensors, an accurate estimation of the corrosion at a given location. This can be used both for the diagnosis of existing structures and for the optimized design of new structures. This better prediction will improve the estimation of corrosion of structures exposed to weathering and, eventually, enable an optimization of structural design from the economic and environmental sustainability point of view.

## Data Availability

The data used to support the findings of this study are available from the corresponding author upon request.

## Conflicts of Interest

The authors declare no conflicts of interest regarding the publication of this paper.

## Acknowledgments

This study was funded by the Regional Ministry of Science and Innovation and the University of the Principality of Asturias (grant number AYUD/2021/50953).

## References

- [1] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, M. Gabbouj, and D. J. Inman, "A review of vibration-based damage detection in civil structures: from traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 147, Article ID 107077, 2021.
- [2] F. Seguel and V. Meruane, "Damage assessment in a sandwich panel based on full-field vibration measurements," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 417, pp. 1–18, 2018.
- [3] "Deep learning and its applications to machine health monitoring," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 115, pp. 213–237, 2019.
- [4] E. Ozer and M. Q. Feng, "Structural health monitoring," in *Start-Up Creation*, F. Pacheco-Torgal, E. Rasmussen, C.-G. Granqvist, V. Ivanov, A. Kaklauskas, and S. Makonin, Eds., pp. 345–367, Woodhead Publishing, Second Edition, 2020.
- [5] R.-T. Wu and M. R. Jahanshahi, "Data fusion approaches for structural health monitoring and system identification: past, present, and future," *Structural Health Monitoring*, vol. 19, no. 2, pp. 552–586, 2020.
- [6] M. Mishra, P. B. Lourenço, and G. V. Ramana, "Structural health monitoring of civil engineering structures by using the internet of things: a review," *Journal of Building Engineering*, vol. 48, Article ID 103954, 2022.
- [7] C. H. Tan, F. R. Mahamd Adikan, Y. G. Shee, and B. K. Yap, "Nondestructive fiber Bragg grating based sensing system: early corrosion detection for structural health monitoring," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 268, pp. 61–67, 2017.
- [8] M. Abbas and M. Shafiee, "An overview of maintenance management strategies for corroded steel structures in extreme marine environments," *Marine Structures*, vol. 71, Article ID 102718, 2020.
- [9] M. Wasim and M. B. Djukic, "External corrosion of oil and gas pipelines: a review of failure mechanisms and predictive preventions," *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, vol. 100, Article ID 104467, 2022.
- [10] D. Ziaja and P. Nazarko, "SHM system for anomaly detection of bolted joints in engineering structures," *Structures*, vol. 33, pp. 3877–3884, 2021.
- [11] M. Gong, D. Ruth, M. Claire et al., "Adaptive smoothing to identify spatial structure in global lake ecological processes using satellite remote sensing data," *Spat. Stat.*, Article ID 100615, 2022.
- [12] S. Das, P. Saha, and S. K. Patro, "Vibration-based damage detection techniques used for health monitoring of structures: a review," *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, vol. 6, no. 3, pp. 477–507, 2016.
- [13] M. Gordan, S. R. Sabbagh-Yazdi, Z. Ismail et al., "State-of-the-art review on advancements of data mining in structural health monitoring," *Measurement*, vol. 193, Article ID 110939, 2022.
- [14] M. Meribout, S. Mekid, N. Kharoua, and L. Khezzer, "Online monitoring of structural materials integrity in process industry for I4.0: a focus on material loss through erosion and corrosion sensing," *Measurement*, vol. 176, Article ID 109110, 2021.
- [15] F. J. Pallarés, M. Betti, G. Bartoli, and L. Pallarés, "Structural health monitoring (SHM) and Nondestructive testing (NDT) of slender masonry structures: a practical review," *Construction and Building Materials*, vol. 297, Article ID 123768, 2021.
- [16] M. Hassan Daneshvar and H. Sarmadi, "Unsupervised learning-based damage assessment of full-scale civil structures under long-term and short-term monitoring," *Engineering Structures*, vol. 256, Article ID 114059, 2022.
- [17] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, and D. J. Inman, "Wireless and real-time structural damage detection: a novel decentralized method for wireless sensor networks," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 424, pp. 158–172, 2018.
- [18] F. N. Catbas, O. Celik, O. Avci, O. Abdeljaber, M. Gul, and N. T. Do, "Sensing and monitoring for stadium structures: a



- review of recent advances and a forward look,” *Front. Built Environ.* vol. 3, 2017.
- [19] S. Lee and C. Lee, “Prediction of shear strength of FRP-reinforced concrete flexural members without stirrups using artificial neural networks,” *Engineering Structures*, vol. 61, pp. 99–112, 2014.
- [20] H. Salehi and R. Burgueño, “Emerging artificial intelligence methods in structural engineering,” *Engineering Structures*, vol. 171, pp. 170–189, 2018.
- [21] F. Shadan, F. Khoshnoudian, and A. Esfandiari, “A frequency response-based structural damage identification using model updating method,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 23, no. 2, pp. 286–302, 2016.
- [22] M. H. Daneshvar, A. Gharighoran, S. A. Zareei, and A. Karamodin, “Early damage detection under massive data via innovative hybrid methods: application to a large-scale cable-stayed bridge,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 17, no. 7, pp. 902–920, 2021.
- [23] H. Sarmadi, A. Entezami, B. Saedi Razavi, and K.-V. Yuen, “Ensemble learning-based structural health monitoring by Mahalanobis distance metrics,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 28, no. 2, Article ID e2663, 2021.
- [24] A. Entezami, H. Shariatmadar, and S. Mariani, “Early damage assessment in large-scale structures by innovative statistical pattern recognition methods based on time series modeling and novelty detection,” *Advances in Engineering Software*, vol. 150, Article ID 102923, 2020.
- [25] M. H. Rafiei and H. Adeli, “A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures,” *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, vol. 26, no. 18, Article ID e1400, 2017.
- [26] L. Yan, Y. Diao, Z. Lang, and K. Gao, “Corrosion rate prediction and influencing factors evaluation of low-alloy steels in marine atmosphere using machine learning approach,” *Science and Technology of Advanced Materials*, vol. 21, no. 1, pp. 359–370, 2020.
- [27] E. Diler, F. Peltier, J. Becker, and D. Thierry, “Real-time corrosion monitoring of aluminium alloys under chloride-contaminated atmospheric conditions,” *Materials and Corrosion*, vol. 72, no. 8, pp. 1377–1387, 2021.
- [28] B. Santosh Kumar, S. A. Sannasiraj, and K. Murali, “Effect of climate change in the deterioration of a berthing structure in a tropical environment,” *J. Inst. Eng. India Ser. A*, vol. 102, no. 3, pp. 697–703, 2021.
- [29] N. Brett, “Why we should care about vulnerable coastal communities,” 2019, <https://ani.seafdec.org.ph/handle/20.500.12174/5473>.
- [30] W. Choi, D. Lee, and C. B. Bahn, “Quantitative analysis methods of chloride deposition on silver for atmospheric corrosion monitoring in South Korea,” *Corrosion*, vol. 77, no. 1, pp. 53–61, 2021.
- [31] N. Russo, M. Gastaldi, L. Schiavi, A. Strini, R. Zanoni, and F. Lollini, “78\_Effect of cracks on the service life of RC structures exposed to chlorides,” *Acta Polytech. CTU Proc.* vol. 33, pp. 511–517, 2022.
- [32] ISO, “ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, ISO 9225:2012 Corrosion of metals and alloys — corrosivity of atmospheres — measurement of environmental parameters affecting corrosivity of atmospheres,” 2012, <https://www.iso.org/>.
- [33] P. Haberecht, “Pollution Deposition Rates on Insulator (HV) Surfaces for Use in Atmospheric Corrosivity Estimation,” University of Newcastle, Callaghan, Australia, Doctor of Philosophy, 2008.
- [34] G. R. Meira, M. C. Andrade, I. J. Padaratz, M. C. Alonso, and J. C. Borba, “Measurements and modelling of marine salt transportation and deposition in a tropical region in Brazil,” *Atmospheric Environment*, vol. 40, no. 29, pp. 5596–5607, 2006.
- [35] F. M. Binyehmed, A. M. Abdullah, R. M. Zawawi, R. E. Elawad, and K. Youssef, “Deposition Rate of Chloride DRC as a Corrosive Agent in Several Locations in the Klang Valley, Malaysia,” *Sci.Int.* vol. 29, no. 2, 2017.
- [36] I. Díaz, H. Cano, P. Lopesino et al., “Five-year atmospheric corrosion of Cu, Cr and Ni weathering steels in a wide range of environments,” *Corrosion Science*, vol. 141, pp. 146–157, 2018.
- [37] A. W. Momber, S. Buchbach, P. Plagemann, and T. Marquardt, “Edge coverage of organic coatings and corrosion protection over edges under simulated ballast water tank conditions,” *Progress in Organic Coatings*, vol. 108, pp. 90–92, 2017.
- [38] T. Duan, W. Peng, K. Ding et al., “Long-term field exposure corrosion behavior investigation of 316L stainless steel in the deep sea environment,” *Ocean Engineering*, vol. 189, Article ID 106405, 2019.
- [39] G. R. Meira, W. T. A. Pinto, E. E. P. Lima, and C. Andrade, “Vertical distribution of marine aerosol salinity in a Brazilian coastal area – the influence of wind speed and the impact on chloride accumulation into concrete,” *Construction and Building Materials*, vol. 135, pp. 287–296, 2017.
- [40] J. Piazzola and S. Despiou, “Contribution of marine aerosols in the particle size distributions observed in Mediterranean coastal zone,” *Atmospheric Environment*, vol. 31, no. 18, pp. 2991–3009, 1997.
- [41] J. Liu, G. Ou, Q. Qiu, F. Xing, K. Tang, and J. Zeng, “Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region,” *Construction and Building Materials*, vol. 190, pp. 1015–1022, 2018.
- [42] J. C. Guerra, A. Castañeda, F. Corvo, J. J. Howland, and J. Rodríguez, “Atmospheric corrosion of low carbon steel in a coastal zone of Ecuador: anomalous behavior of chloride deposition versus distance from the sea,” *Materials and Corrosion*, vol. 70, no. 3, pp. 444–460, 2019.
- [43] R. Wattanapornprom and T. Ishida, “Modeling of chloride penetration into concrete under airborne chloride environmental conditions combined with washout effects,” *Journal of Advanced Concrete Technology*, vol. 15, no. 3, pp. 126–142, 2017.
- [44] B. Liu, X. Mu, Y. Yang et al., “Effect of tin addition on corrosion behavior of a low-alloy steel in simulated coastal-industrial atmosphere,” *Journal of Materials Science & Technology*, vol. 35, no. 7, pp. 1228–1239, 2019.
- [45] G. R. Meira, C. Andrade, I. J. Padaratz, C. Alonso, and J. C. Borba Jr., “Chloride penetration into concrete structures in the marine atmosphere zone - relationship between deposition of chlorides on the wet candle and chlorides accumulated into concrete,” *Cement and Concrete Composites*, vol. 29, no. 9, pp. 667–676, 2007.
- [46] D. de la Fuente, I. Díaz, J. Simancas, B. Chico, and M. Morcillo, “Long-term atmospheric corrosion of mild steel,” *Corrosion Science*, vol. 53, no. 2, pp. 604–617, 2011.
- [47] J. Alcántara, B. Chico, J. Simancas, I. Díaz, D. de la Fuente, and M. Morcillo, “An attempt to classify the morphologies presented by different rust phases formed during the exposure of carbon steel to marine atmospheres,” *Materials Characterization*, vol. 118, pp. 65–78, 2016.

- [48] M. E. R. Gustafsson and L. G. Franzén, "Dry deposition and concentration of marine aerosols in a coastal area, SW Sweden," *Atmospheric Environment*, vol. 30, no. 6, pp. 977–989, 1996.
- [49] P. J. Davies and R. S. Crosbie, "Mapping the spatial distribution of chloride deposition across Australia," *Journal of Hydrology*, vol. 561, pp. 76–88, 2018.
- [50] K. A. Pratt, S. M. Murphy, R. Subramanian et al., "Flight-based chemical characterization of biomass burning aerosols within two prescribed burn smoke plumes," *Atmospheric Chemistry and Physics*, vol. 11, no. 24, Article ID 12549, 2011.
- [51] R. C. Moffet, B. de Foy, L. T. Molina, M. J. Molina, and K. A. Prather, "Measurement of ambient aerosols in northern Mexico City by single particle mass spectrometry," *Atmospheric Chemistry and Physics*, vol. 8, no. 16, pp. 4499–4516, 2008.
- [52] K. Slamova, "Mapping Atmospheric Corrosion in Coastal Regions: Methods and Results," *Journal of Photonics for Energy*, vol. 2, no. 1, Article ID 022003, 2012.
- [53] A. Castañeda, F. Corvo, J. J. Howland, and R. Marrero, "Penetration of marine aerosol in a tropical coastal city: Havana," *Atmósfera*, vol. 31, no. 1, pp. 87–104, 2018.
- [54] H. Guan, A. J. Love, C. T. Simmons, O. Makhnin, and A. S. Kayaalp, "Factors influencing chloride deposition in a coastal hilly area and application to chloride deposition mapping," *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 14, no. 5, pp. 801–813, 2010.
- [55] M. Kubzova, V. Krivy, and K. Kreislova, "Influence of chloride deposition on corrosion products," *Procedia Engineering*, vol. 192, pp. 504–509, 2017.
- [56] S. Hu, Z. Wang, Y. Guo, and G. Xiao, "Life-cycle seismic fragility assessment of existing RC bridges subject to chloride-induced corrosion in marine environment," *Advances in Civil Engineering*, vol. 2021, Article ID e9640521, 18 pages, 2021.
- [57] Y. Gu, A. Yu, and X. Zhang, "Seismic performance of offshore piers under wave impact and chloride ion corrosion environment," *Shock and Vibration*, vol. 2021, pp. 1–19, 2021.
- [58] H. Chen, H. Cui, Z. He, L. Lu, and Y. Huang, "Influence of chloride deposition rate on rust layer protectiveness and corrosion severity of mild steel in tropical coastal atmosphere," *Materials Chemistry and Physics*, vol. 259, Article ID 123971, 2021.
- [59] M. Ormellese, S. Beretta, T. Bellezze, and F. Bolzoni, "Atmospheric Corrosion Behavior of Zinc and Zinc Alloys: Comparison between Natural and Accelerated Exposure," 2021, <https://onepetro.org/NACECORR/proceedings/CORR21/8-CORR21/D081S029R008/464011>.
- [60] R. Wattanapornprom, P. Limtong, T. Ishida, P. Pheinsusom, and W. Pansuk, "Airborne chloride intensity and chloride ion penetration into mortar specimen in Thailand," *Engineering Journal*, vol. 24, no. 2, pp. 87–100, 2020.
- [61] M. H. Nazir, A. Saeed, and Z. Khan, "A comprehensive predictive corrosion model incorporating varying environmental gas pollutants applied to wider steel applications," *Materials Chemistry and Physics*, vol. 193, pp. 19–34, 2017.
- [62] G. Battista, "Analysis of the air pollution sources in the city of rome (Italy)," *Energy Procedia*, vol. 126, pp. 392–397, 2017.

## Article

# Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning

Marta Terrados-Cristos <sup>\*</sup>, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín   
and José Valeriano Álvarez Cabal

Project Engineering Department, University of Oviedo, 33004 Oviedo, Spain

\* Correspondence: marta.terrados@api.uniovi.es

**Abstract:** With the increasing construction activities in dry or degraded lands affected by wind-driven particle action, the deterioration of metal structures in such environments becomes a pressing concern. In the design and maintenance of outdoor metal structures, the emphasis has mainly been on preventing corrosion, while giving less consideration to abrasion. However, the importance of abrasion, which is closely linked to the terrain, should not be underestimated. It holds significance in two key aspects: supporting the attainment of sustainable development goals and assisting in soil planning. This study aims to address this issue by developing a predictive model that assesses potential material loss in these terrains, utilizing a combination of the literature case studies and experimental data. The methodology involves a comprehensive literature analysis, data collection from direct impact tests, and the implementation of a machine learning algorithm using multivariate adaptive regression splines (MARS) as the predictive model. The experimental data are then validated and cross-verified, resulting in an accuracy rate of 98% with a relative error below 15%. This achievement serves two primary objectives: providing valuable insights for anticipating material loss in new structure designs based on prospective soil conditions and enabling effective maintenance of existing structures, ultimately promoting resilience and sustainability.

**Keywords:** wind erosion; degraded land; metal structures; abrasion; machine learning



**Citation:** Terrados-Cristos, M.; Ortega-Fernández, F.; Díaz-Piloñeta, M.; Montequín, V.R.; Cabal, J.V.Á. Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning. *Land* **2023**, *12*, 1503. <https://doi.org/10.3390/land12081503>

Academic Editor: Chuanrong Zhang

Received: 16 June 2023  
Revised: 22 July 2023  
Accepted: 26 July 2023  
Published: 28 July 2023



**Copyright:** © 2023 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

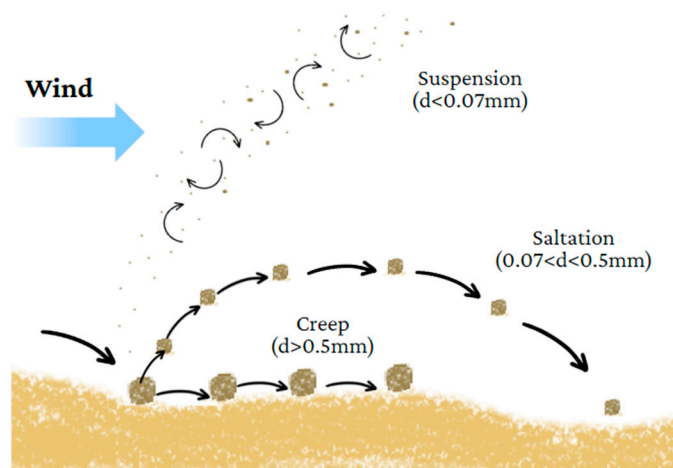
Wind erosion is a natural process that involves removal, transport and deposition of coarse and fine particles, primarily sand, by the wind [1]. Differences in atmospheric pressure generate air movements capable of eroding surface materials (also known as abrasion) when velocities reach sufficient levels [2]. The scientific community has increasingly recognized the significance of wind erosion due to its impact on soil health, agricultural production, climate and structures resilience [3]. Efforts have been devoted to simulating and predicting wind-driven effects, including soil erosion, to control land degradation and implement appropriate agricultural management practices [4]. Various methods, ranging from empirical equations for average soil erosion [5,6] to advanced models predicting crop yields and conservation of natural resources [7–9], have been developed.

However, wind erosion is gaining increasing relevance in other fields that have not been extensively studied. The durability of metal structures is greatly influenced by damage caused by wind erosion, particularly in degraded areas where wind-driven particle movement is more intense [10]. While the degradation of metal structures in outdoor conditions, both chemically and physically, is directly influenced by their geographical location [11], the attention has predominantly been on studying corrosion [12–14], with less emphasis on terrain-related abrasion, which holds relevance for achieving sustainable development goals and effective land planning.

Identifying and determining suitable soils for construction would facilitate their classification, allowing for redirection to alternative uses or assigning specific wear values,

aligning with the objectives of sustainable development, and minimizing material wastage. This process results in significant economic, social, and environmental losses, affecting various metal constructions.

Windblown sand transport is characterized by three types of movement based on grain diameter ( $d$ ): suspension ( $d < 0.07$  mm); saltation ( $0.07 < d < 0.5$  mm); and creep ( $d > 0.5$  mm) [15] (Figure 1). Among these, saltation plays a crucial role in the total mass of sand transported, driven by wind shear forces on the land surface that lead to the rebound of sand particles and horizontal sand mass flow in the downwind direction [16,17].



**Figure 1.** Windblown sand transport modes.

Although wind erosion can occur in all climates, it is more prevalent in semi-arid and arid environments characterized by extensive land degradation or dry conditions [18]. As a result, metal structures were historically not exposed to this problem. However, the proliferation of constructions in these areas, including new cities [19] and the development of renewable energy projects [20,21], has brought wind erosion into focus. Approximately one-fifteenth of the Earth's surface is susceptible to significant sand blowing [16] and the expansion of wind erosion-prone areas is expected due to climate change [22].

Factors influencing the movement of sand and hazardous particles by wind include specific particle size distribution, extensive plain lands without vegetation or wind barriers, high wind speeds combined with low relative humidity and elevated concentrations of total suspended particulate matter [23]. In contrast, as height increases, the negative impact of the process becomes less severe due to its inherent characteristics, as higher altitudes result in fewer particles reaching the area [24,25]. The parameters that influence erosion can be categorized into three main groups.

1. Impact conditions, which include the velocity and angle of impact;
2. Characteristics of the eroding particle, such as its size, shape, and other parameters;
3. Properties of the material being eroded, including its ductility, hardness, density, and other relevant factors.

Understanding how land conditions affect infrastructure in the long term is crucial for the design and maintenance of both new and historic buildings. The maintenance of structures in aggressive environments, such as the north-west coast of Egypt exposed to sandstorms, presents significant challenges [26]. Wind erosion implications for high-speed lines in Saudi Arabia are also garnering attention [27]. Researchers at the Inner Mongolia University of Technology have studied the impact of wind erosion on steel structure coatings in central and western regions of Mongolia affected by sandstorms [28,29]. However, the design, analysis, and evaluation of wind erosion processes are still in the early stages of study.

Common responses to wind erosion include increasing protection and coating of materials, which is prevalent in the wind and aeronautics industry, with research exploring

multilayer coatings and alloys [30,31]. Prior knowledge during the design or engineering phase is essential for sustainability as it facilitates calculations that help to mitigate the economic and environmental implications of excessive material waste [32]. Other studies have focused on soil treatment solutions, such as protective barriers [33] or surface treatments [34–36], but implementing these solutions on larger surfaces is challenging. The current approach to studying wind erosion often relies on localized and case-specific investigations, compounded by a lack of standardized terminology in the literature. These factors pose challenges in unifying the research efforts and effectively addressing the issue. Therefore, it is imperative to establish methods for determining and predicting the extent of wind erosion-induced abrasion on structures to enable the implementation of appropriate preventive measures.

The objective of this study is to develop a predictive machine learning model capable of determining the erosion rate experienced by metal structures based on their geographical location. By integrating data from various sources, including existing studies and experimental data, the model aims to provide insights into potential degradation associated with the surrounding land. These insights enable to design environmentally conscious structures, optimize material usage, and extend the lifespan of metal structures through careful maintenance planning and preventive measures.

This paper presents a detailed description of the methodology employed, starting with the creation of a robust database serving as the foundation for training the predictive models. The database comprises information sourced from existing studies in the literature. Given the limited literature data available, a specific and comprehensive dataset was generated, incorporating a wider range of materials and measurable variables obtained through direct impact tests conducted in a laboratory setting. Subsequently, the modelling techniques and evaluation methods utilized throughout this study are elucidated. Finally, the results are thoroughly analysed, and the conclusions drawn from this research are presented.

## 2. Materials and Methods

The methodology employed in this study is outlined in Figure 2 and encompasses three key phases. The initial phase involved the creation of a database, which serves as the key point for the application of predictive algorithms that facilitate the estimation of erosion rates for specific metals under different conditions and types of terrain. Subsequently, in the second phase, the model was developed based on the analysis of the compiled data. Finally, in the third phase, the model's efficacy was evaluated through validation procedures, and the obtained results were assessed.

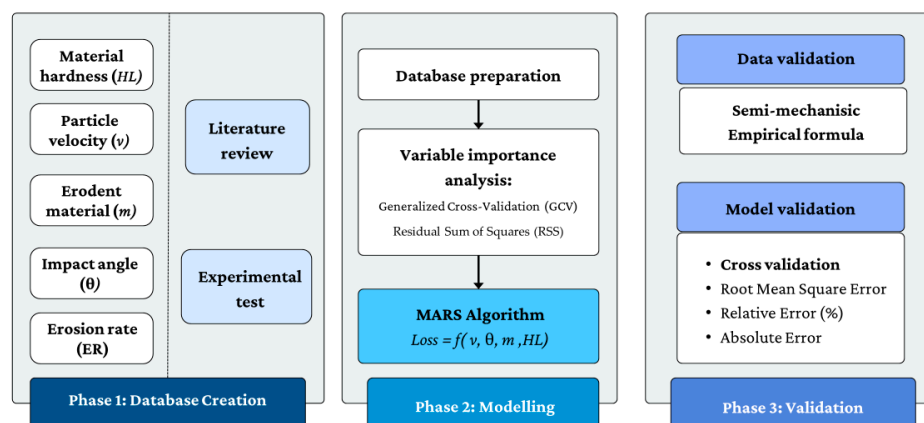


Figure 2. Overall process followed.

### 2.1. Phase 1: Database Creation

For this first phase, two main sources of data were used: external data derived from international literature, and internal data acquired from experimental laboratory tests. The first source involved assembling the cases and analysis of the relevant information in the

literature related to the study topic. Additionally, several laboratory tests were carried out in order to expand the information with our own experimental data.

### 2.1.1. Literature Review

Erosion is a phenomenon influenced by multiple factors, including the properties of both the material being eroded and the material causing the erosion, as well as the conditions under which the phenomenon occurs. Table 1 summarises the most significant variables considered in the literature.

**Table 1.** Most significant variables of the direct impact test.

Process Parameters	Eroded Material Parameters
Impact angle [37]	Hardness [38]
Particle diameter of impacting particles [39]	Fracture toughness [38]
Impact velocity [40]	Elastic modulus [37]

However, to attempt a macroscopic approach and ensure that the model is truly useful and applicable to any case study, the variables that form the model should be readily available or easily obtainable. Therefore, the variables collected were selected based on their availability and significance according to the literature.

1. Material hardness (*HL*): Studies agree that material hardness is a highly influential variable in calculating wind erosion [41];
2. Particle velocity (*v*): It is key point to determine the force with which particles impact the structure, as abrasion increases with higher particle velocities [41];
3. Amount of erodent material (*m*): The quantity of material impacting the structure directly influences the level of abrasion [41];
4. Impact angle ( $\theta$ ): Studies have shown that for ductile materials as metallic structures, the highest abrasion damage occurs at impact angles between 15 and 30 degrees and decreases towards 90 degrees [42];
5. Erosion rate (*ER*): The majority of scientific literature describes wind erosion using the erosion ratio which is usually measured as follows (1) [43,44]:

$$ER = \frac{\text{Mass of material lost due to erosion}}{\text{Mass of material eroded}} \quad (1)$$

Measuring the impact in this way, instead of using mass loss, has the advantage of allowing better comparison of erosion between different materials [45]. At this point, all experimental studies in the literature that aim to characterize the effect of different parameters on erosion and erosion resistance of various materials were collected. These studies typically involve conducting tests with sand or other particles and measuring the impact [42,46].

The database consists of 778 data points. The dataset, comprising data from different laboratory tests, undergoes thorough pre-processing to handle missing values, outliers, and inconsistencies. Standardisation of measurement units is applied to facilitate meaningful comparisons, while min-max scaling rescales the variables for analysis. Categorical data are appropriately encoded, and the normalized data from various sources are integrated into a unified dataset stored as relational data in a CSV (comma-separated values) format.

### 2.1.2. Experimental Test

Experimental data were obtained by conducting various laboratory tests. The analysed and collected variables were the same as those identified as relevant in the literature review. The procedure for obtaining each of these experimental data is specified below.

### Material Hardness (*HL*)

Hardness tests were performed on plates made of different materials using the Leeb hardness test. The Leeb hardness (*HL*) [47] relates the rebound velocity to the impact velocity of a spherical device, with a diameter of 3 mm or 5 mm (2).

$$HL = \frac{\text{rebound velocity}}{\text{impact velocity}} \times 1000 \quad (2)$$

The tests were performed according to the following standards: ASTM A956/A956m–17a, Standard Test Method for Leeb Hardness Testing of Steel Products and ISO 16859-1/2/3:2015, and Metallic materials–Leeb hardness test [48,49].

### Particle Velocity (*v*)

Velocity can be adjusted based on factors such as the pressure of the compressor, atmospheric pressure, and the diameter of the nozzle. By measuring the air velocity, we can estimate the particle velocity and determine its range of values. According to studies in the literature, the relationship with the velocity of the carrier fluid itself is estimated to be less than one-third [42].

### Amount of Erodent Material (*m*)

The material impacting the structure can be estimated based on the concentration of erodent material in the air (expressed in micrograms per cubic meter) ( $m_a$ ), multiplied by the wind velocity (in meters per second) ( $v_w$ ); the duration of impact per year (in hours) ( $d$ ); and the surface area (in square meters) ( $s$ ) (3). At a laboratory level, the amount of sand is determined via weighing.

$$m = m_a * v_w * d * s \quad (3)$$

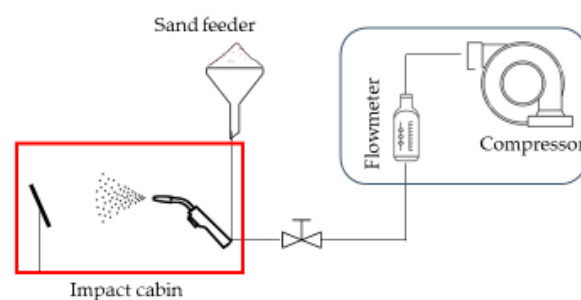
### Impact angle ( $\theta$ )

The impact angle ( $\theta$ ) can be determined by comparing the orientation of the structure with the dominant wind direction. At a laboratory level, the impact angle can be set by sample's colocation.

### Erosion Rate (*ER*)

Erosion rate was determined by conducting direct impact tests according to the ASTM G76-2013 standard [50]. A total of 216 tests were conducted, involving 12 different types of materials, including bare steel, stainless steel, galvanized steel, aluminium, and tinplate. Each material underwent 3 repetitions of the test. The tests were performed using 3 batches of 300 g of sand, resulting in a total of 900 g of eroding particles. Two different sizes of sand were used (150 and 300  $\mu\text{m}$ ).

All these tests were carried out in a sandblasting cabin (CHC60, PA, Spain) equipped with a sandblasting gun operated with ceramic nozzles. The required airflow rate of 340 L/min was achieved using a compressor (METALWORKS 458804090, PA, Spain). Figure 3 shows an outline of the testing procedure. To separate the sand into different particle sizes, a sieve shaker (CISA BA200N, PA, Spain) was employed.



**Figure 3.** Schematic representation of laboratory tests performed.



The plates were weighed before and after each sand batch using Laboratory Precision Balance (Raswag AS 310 R2 PLUS, PA, Spain) to determine the mass loss. By comparing the final weight with the initial weight, the mass loss caused by the impact was determined, providing valuable information about the energy absorption capacity of the samples and the erosion ratio (*ER*).

## 2.2. Phase 2: Modelling

Once all the data are collected, complementing the information from the literature with experimental test, the modelling stage began. The collected data from both sources underwent a thorough cleaning and pre-processing process to ensure data quality and consistency. An exploratory analysis was conducted to understand the data structure and identify patterns. Relevant variables were selected for predictive models. Two methods are used to determine the importance of each variable in the model: generalized cross-validation (GCV) and residual sum of squares (RSS).

- Generalized cross-validation (GCV): It involves fitting the model with all variables, calculating GCV scores by temporarily excluding each variable, and ranking them based on their scores. Variables with higher GCV scores are considered more important;
- Residual sum of squares (RSS): It calculates the sum of the squared differences between the observed values and the predicted values obtained by the model. The RSS represents the overall amount of unexplained variation in the data. A lower RSS indicates a better fit of the model to the data.

The database was then prepared for model construction by partitioning the data and handling missing values. These steps ensured the integrity of the data and facilitated the construction of accurate predictive models.

The modelling stage is carried out using the MARS algorithm (multivariate adaptive regression splines). This algorithm is an effective tool for constructing accurate and robust predictive models from complex datasets. MARS algorithm enables the identification of nonlinear and nonparametric relationships among variables, which is particularly useful in the study of direct impact where relationships can be highly nonlinear. This machine learning technique combines linear regression with non-linear functions called splines. It begins by constructing an initial linear model and then adds splines to capture non-linear relationships in the data. It uses an iterative approach to improve the fit and selects the most relevant variables [51]. Ultimately, a flexible model is obtained that combines both linear and non-linear terms to predict a continuous response variable [52].

The MARS algorithm is capable of predicting the amount of material that can be lost due to abrasion, as shown in Equation (4) in the following form:

$$Loss (g) = f(v, \theta, m, HL) \quad (4)$$

where

- $v$  : Particle velocity (m/s);
- $\theta$ : Impact angle ( $^{\circ}$ );
- $m$ : Mass of sand (g);
- $HL$ : Material hardness.

## 2.3. Phase 3: Validation

Validating the obtained results is crucial to ensure the reliability and generalizability of the developed models. In this methodology, two validation phases are conducted: data validation and model validation.

### 2.3.1. Data Validation

To validate the obtained results, it is proposed to employ an empirical semi-mechanistic erosion equation [37]. This formula is based on theoretical principles and physical laws



related to direct impact. By comparing the data with the values calculated, the consistency and validity of the obtained results can be evaluated.

The erosion damage is caused by two mechanisms: cutting ( $ER_C$ ) (5) and deformation ( $ER_D$ ) (6). Therefore, the total erosion damage is given by the sum of both terms.

$$ER_C = \begin{cases} C_1 F_s \frac{U^{2.41} \sin(\theta) [2 K \cos(\theta) - \sin(\theta)]}{2K^2} & \theta < \tan^{-1}(K) \\ C_1 F_s \frac{U^{2.41} \cos^2(\theta)}{2} & \theta > \tan^{-1}(K) \end{cases} \quad (5)$$

$$ER_D = C_2 F_s \frac{(U \sin(\theta) - U_{tsh})^2}{2} \quad (6)$$

where

- $U_{tsh}$  is the threshold velocity below which deformation is negligible;
- $F_s$  is the angularity factor of the particle, ranging from 0.25 for completely rounded particles to 1 for very angular particles. In this case,  $F_s$  was considered as 0.5;
- $K$  is the ratio between the contact area in the x-direction and the contact area in the y-direction of the particle with the material. In most materials eroded by sand, it is 0, so is the ratio used in this study;
- $C$  is the cutting constant, which depends on the hardness of the material. It has been shown to be proportional to the inverse square root of materials hardness [42];
- $U$  is the initial velocity of the particle. According to experimental studies, the average relationship between particle velocity and gas velocity is 3.1739 [42];
- $\theta$  is the impact angle, considered perpendicular in this case.

### 2.3.2. Model Validation

Cross-validation is a widely used technique for evaluating the performance of predictive models. In this context, the dataset is divided into training (75%) and testing (25%) subsets. The model is trained using the training subset, and its performance is evaluated using the testing subset. This process is repeated several times (6 blocks), alternating the training and testing subsets, and an average performance measure is calculated to assess the model's generalization capability, based on the following.

- The root mean square error (RMSE) measures the average magnitude of the residuals (differences between predicted and actual values). A lower RMSE indicates a better fit between the model and the observed data;
- Relative error measures the percentage difference between the predicted and actual values, providing insight into the relative accuracy of the model's predictions;
- Absolute error represents the absolute difference between predicted and actual values, giving an indication of the magnitude of the prediction errors;
- Mean directly compares the values, indicating the overall bias of the model.

## 3. Results

The results are presented in detail throughout the different phases of the proposed methodology.

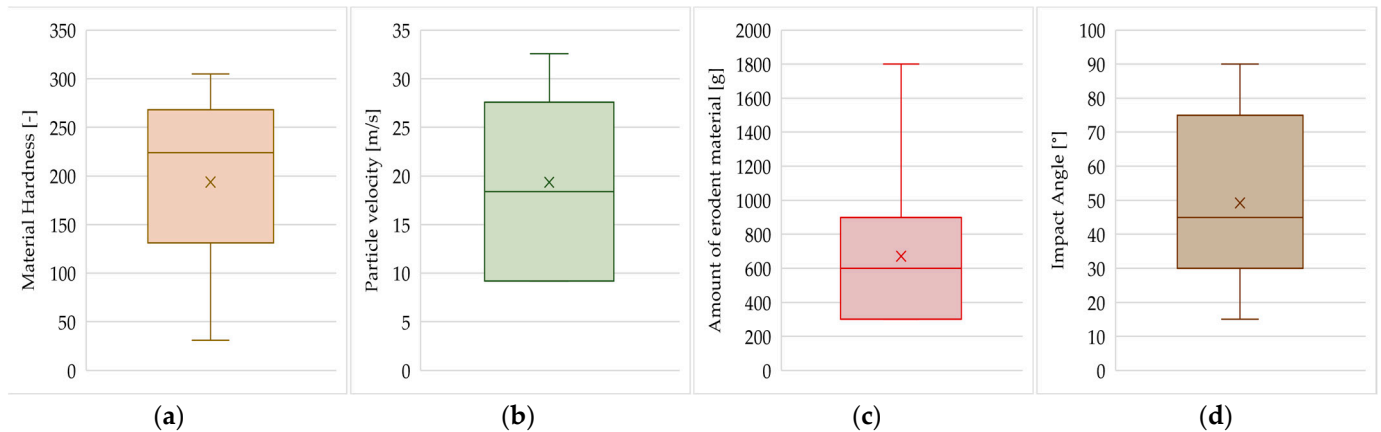
### 3.1. Phase 1: Database Creation

After an exhaustive study of the scientific literature and analysis of direct impact tests from research such as [46,53,54], the data and variables that align with the context of the object of this study are collected, analysed, identified, and added. A total of 778 initial data points were collected before eliminating and cleaning the database. The collected parameters and the range of values studied are summarised in the following Table 2.

**Table 2.** Values in the study variables: range, mean and standard deviation (Sd).

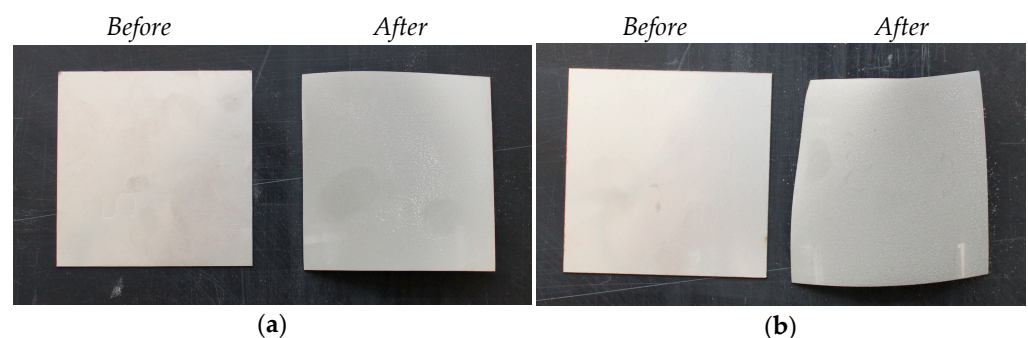
Material Hardness [-]			Particle Velocity [m/s]			Amount of Erodent Material [g]			Impact Angle [°]		
Range	Mean	Sd	Range	Mean	Sd	Range	Mean	Sd	Range	Mean	Sd
395–710	193.64	87.49	9.2–32.56	19.35	7.29	300–1800	670.65	343.25	15–90	49.22	25.71

The distribution of these variables is shown in the form of box plots in Figure 4.

**Figure 4.** Variable distribution: (a) material hardness, (b) particle velocity, (c) amount of erodent material, (d) impact angle.

On the other hand, the experimental tests were conducted under normal pressure and temperature conditions. The eroding material particles, in this case sand, had diameters of 150  $\mu\text{m}$  and 300  $\mu\text{m}$  and were propelled at a velocity ranging between 13 and 14 m/s.

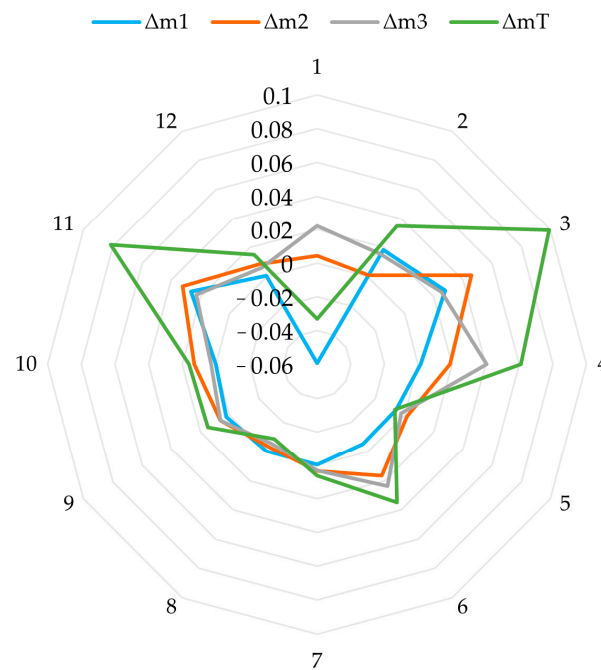
Upon the completion of the impact tests, clear surface deformation was observed in the samples. Furthermore, evident surface changes were measured, indicating the influence on the structure and external appearance of the samples, suggesting the need for further detailed analysis. Some examples of the experimental test results are shown in Figure 5.

**Figure 5.** Metal samples before and after direct impingement tests. (a) Stainless steel, (b) galvanized steel.

It was observed that some plates, such as aluminium, showed mass gains of up to 0.05%. This phenomenon can be attributed not only to the absence of significant wear but also to the embedding of sand particles in the material. This phenomenon was also observed in tinplate samples. The remaining plates exhibited mass losses ranging from approximately 0.20% to 0.30%, except for galvanized steel, which showed losses of 0.99%.

The radial chart in Figure 6 displays the average values of each of the 12 materials under different test conditions. Mass loss after impact for the three defined amounts of sand, as well as the total mass loss, is shown in four different colours. In this following

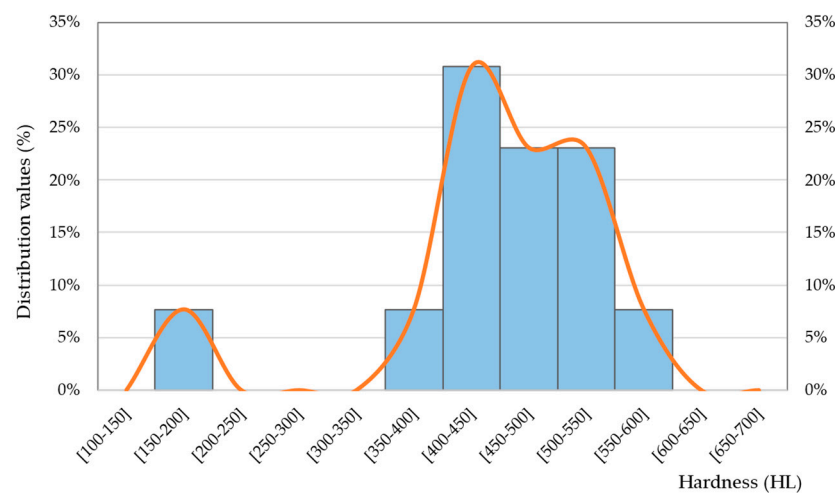
chart, the axes extend outward from the centre and the magnitude of the mass loss is represented on each axis using dots or lines.



**Figure 6.** Representation of the average mass change in each study condition.

By comparing the mass losses among the different amounts of sand (300 g ( $\Delta m_1$ ), 600 g ( $\Delta m_2$ ) and 900 g ( $\Delta m_3$ )), patterns or trends can be identified. The chart shows that as the amount of sand increases, the mass loss also increases, except for materials where sand particles become embedded due to their low hardness. Additionally, the chart presents the total mass loss as a consolidated measure across all amounts of sand.

On the other hand, Figure 7 provides information about the distribution and variability of hardness values. It can be observed that the majority of values are within a close range, with a single outlier, corresponding to aluminium.



**Figure 7.** Representation of the hardness distribution of the tested materials.

The Pearson correlation coefficient obtained between mass change and hardness is 0.28, indicating a moderate positive correlation between hardness data and mass loss. The *p*-value of 0.361 suggests that this correlation is not statistically significant at a significance level of 0.05. It is important to note that other factors or variables not considered in

this analysis could have a more relevant influence on the results. Therefore, further comprehensive studies are recommended to better understand the nature and strength of the relationship between the variables in question.

3.2. Phase 2: Modelling

Once the database is prepared, the predictive algorithm is applied to create a model for predicting the material loss (mass loss) that a metal structure will experience under those conditions.

Two methods are used to determine the importance of each variable in the model: generalized cross-validation (GCV) and residual sum of squares (RSS). The most significant variables, in order, are shown in Table 3.

Table 3. Importance of each variable determined via GCV and RSS.

	GCV	RSS
Velocity	100	100
Impact Angle	76.2	76.2
Amount of Sand	62.9	62.9
Material Hardness	27	27.8

Velocity of impact is the most relevant factor according to both methods. Furthermore, the values obtained for each of the variables according to the two methods are similar and coherent with each other. Hence, these variables can be deemed as valid and integrated into the predictive model.

3.3. Phase 3: Validation

Figure 8 displays the results after validating the data obtained empirically through experimental trials and the data calculated using well-established equations in the scientific community. The dashed line represents the ideal situation for these values. Each set of experiments samples is represented by a unique colour. It can be observed that there are no significant deviations between the theoretical and practical values, and the differences are acceptable ( $R^2 = 0.9207$ ). Therefore, these results can be considered valid and incorporated into the predictive model.

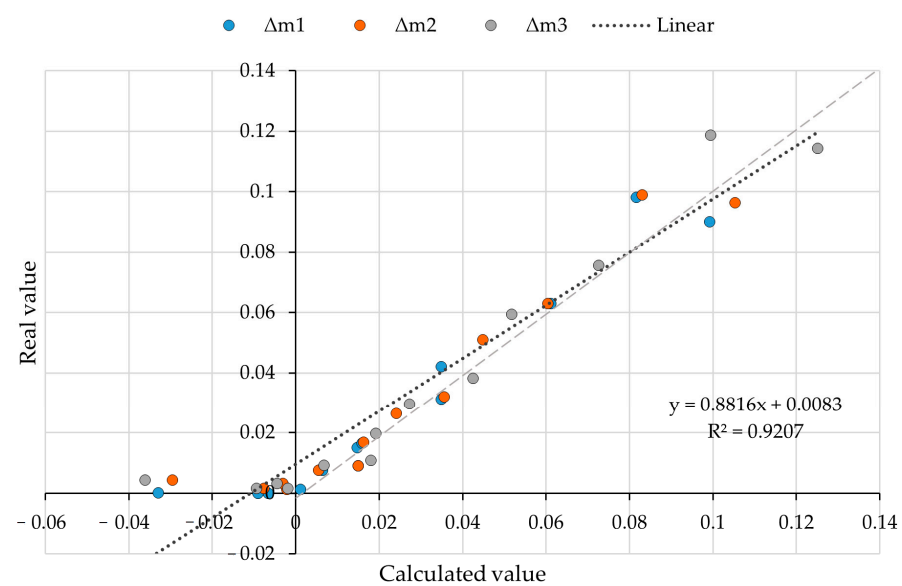
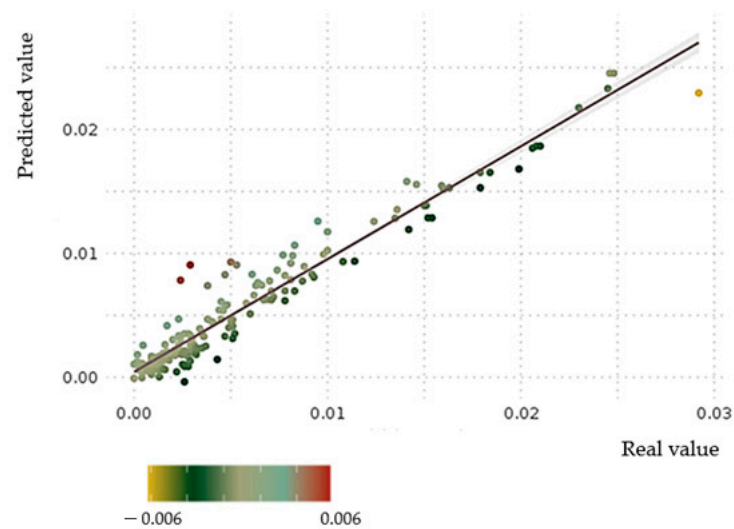


Figure 8. Comparison between experimentally and theoretically obtained results.

In Figure 9, the predicted values are represented on the vertical axis, while the actual values are shown on the horizontal axis.



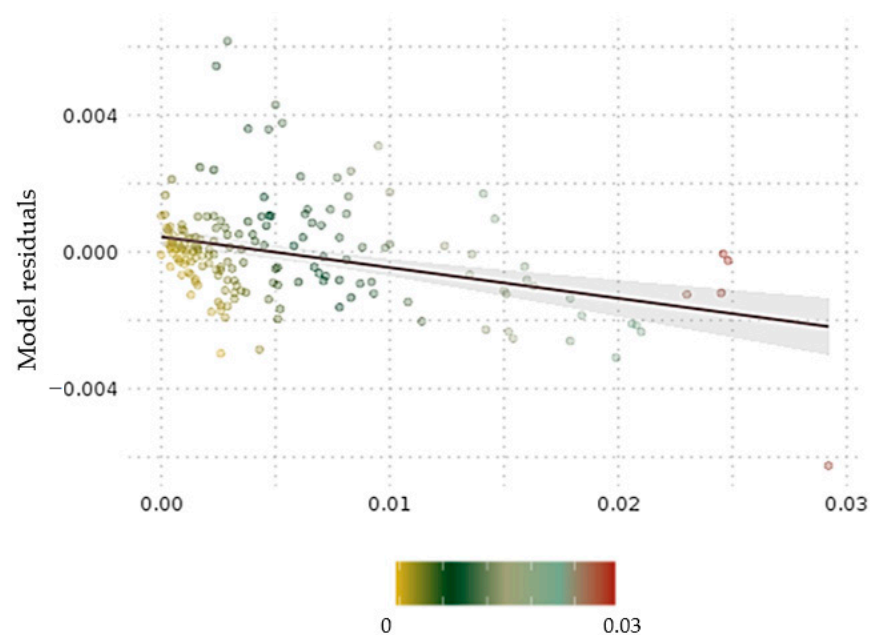
**Figure 9.** Abrasion model results.

Ideally, the points in this plot should be distributed along the diagonal line, indicating an exact correspondence between the model's predictions and the actual values. In this case, a high correlation is observed between the predicted and actual values, as most of the points are close to the diagonal line ( $R^2 = 0.9083$ ). This demonstrates that the MARS model is capable of generating accurate estimations of mass loss based on the study parameters.

The proximity of the points to the diagonal line also suggests that the model generalizes well, meaning it can provide accurate predictions even for data not used during the model's training. This ability to generalize is essential to ensure the applicability and reliability of the model in practical situations.

The residuals represent the differences between the predicted and actual values of mass loss based on the study parameters. In a precise and reliable model, the residuals should be randomly distributed around zero and show no systematic trend.

In Figure 10, a homogeneous distribution of residuals around zero is observed, indicating that the MARS model can capture the variability in the data, adequately adjusting to the patterns of mass loss.



**Figure 10.** Residual plot of the MARS model.

The root mean square error (RMSE) used in this case to measure the differences between the predicted values of the model and the actual values has a value of 0.005587. Table 4 shows a comparison between the relative error, absolute error, the percentage predicted through the model, and an example of what it would be using the mean value.

**Table 4.** Relative error, absolute error, and mean error of the model.

Relative Error (%)	Absolute Error	Mean (%)	Model (%)
1	0.000292	1.12	25.7
5	0.00146	15.08	77.09
10	0.00292	38.55	94.41
14	0.004088	58.1	97.77
20	0.00584	85.47	98.88
25	0.0073	86.59	100
Inf	Inf	100	100

These results provide an assessment of the model's performance in predicting the abrasion values. The RMSE value indicates the average difference between the predicted and actual values, with lower values indicating better accuracy. The table presents the relative and absolute errors for different percentages, comparing the model's predictions to the mean value. It can be observed that the model's predictions have significantly lower errors compared to using the mean value, demonstrating its effectiveness in estimating the abrasion values. For a relative error of less than 15%, the model shows an efficiency of 98% accuracy.

## 4. Discussion

### 4.1. Interpretation of Results

The results of this study highlight the importance of considering the conditions and characteristics of the surrounding terrain when designing and maintaining outdoor metal structures on dry and degraded lands. This study emphasizes that wind erosion can lead to significant degradation of metal structures in such environments, a factor often overlooked during the design process. The developed predictive model incorporating data from various sources provides valuable insights into the potential material degradation and erosion experienced by these structures. The findings underscore the significance of including terrain-related parameters as essential factors in the design and maintenance practices for outdoor metal structures.

The compilation of a comprehensive database from the existing literature and the inclusion of experimental data from direct impingement tests on metal plates subjected to high-pressure air and sand impacts the study's findings. The experimental tests revealed mass losses ranging from 0.20% to 0.99% for different metal plates. It was interesting to observe that certain plates, such as aluminium and various types of tinplate, showed mass gains, likely due to minimal wear and the embedding of sand particles. These observations underscore the complexity of abrasion processes and highlight the need for a more nuanced understanding of material responses under different impact conditions.

### 4.2. Implications and Applications

The study's implications are significant for the construction industry and outdoor metal structure maintenance. By incorporating information about the land and drylands circumstances and environmental factors into the design process, engineers and designers can better anticipate and mitigate potential material loss and degradation. Understanding the impact of wind-driven particle action on metal structures will facilitate more informed decision-making in product development and material selection, ultimately leading to more durable and resilient structures.

The developed predictive model using the multivariate adaptive regression splines (MARS) algorithm holds great promise for practical applications. The model's accuracy in predicting material mass loss based on parameters such as hardness, impact angle, impact

velocity, and sand quantity makes it a valuable tool in assessing material performance and durability under different impact conditions. Designers and engineers can use this model to optimize the design of metal structures and select appropriate materials, considering the specific environmental conditions they will be exposed to. Moreover, the model's efficiency of 98% accuracy for a relative error of less than 15% indicates its reliability and suitability for real-world applications.

#### 4.3. Limitations and Future Research

The present study offers valuable insights into the relationship between terrain conditions and material degradation, focusing on outdoor metal structures in a controlled environment. Although this study acknowledges certain limitations, it could be further enhanced to explore the significance of its findings in dryland regions, where the impact of environmental factors is more pronounced.

One aspect that could be clarified is how dryland conditions were specifically modelled in the lab. Understanding the methodology used to replicate these conditions would add depth to the study and provide insight into the relevance of the findings to real-world desert environments.

To enhance the study's applicability, future research should consider in situ challenges that may be encountered in actual deserts. Factors such as extreme temperature fluctuations, the presence of abrasive particles in winds, and limited water resources for structure maintenance can significantly affect material degradation in dryland areas.

Moreover, investigating the long-term performance of the predictive model under cyclic weather patterns and varying wind velocities in dryland conditions would provide valuable information about its practical reliability.

Overall, expanding the study to encompass a broader range of dryland scenarios and addressing the in situ challenges faced in actual deserts would contribute to a more comprehensive understanding of material degradation in these regions.

## 5. Conclusions

With the proliferation of constructions on dry and degraded lands, it is crucial to consider the conditions and characteristics of the surrounding terrain when designing and maintaining outdoor metal structures due to the potential problems caused by wind erosion. However, these parameters are often overlooked during the design process. To address this issue, this study emphasizes the importance of incorporating information about land circumstances in the design and maintenance of metal structures exposed to outdoor conditions.

By developing a predictive model that considers data from diverse sources, it provides valuable insights into the potential degradation and erosion experienced by such structures. The findings underscore the need to include terrain-related parameters as essential factors in the design and maintenance practices for outdoor metal structures.

A comprehensive database was compiled from the existing literature and supplemented with experimental data collected for this study. The tests evaluated the mass loss experienced by metal plates subjected to high-pressure air and sand impacts using direct impingement tests. Sample plates exhibited mass losses ranging from 0.20% to 0.99%. Notably, some plates, such as aluminium and different types of tinplate, showed mass gains, likely due to minimal wear and sand particle embedding.

Based on the literature review and experimental data, a predictive model was developed using the multivariate adaptive regression splines (MARS) algorithm. This model accurately predicted material mass loss based on parameters such as hardness, impact angle, impact velocity, and sand quantity. The practical application of the MARS model was demonstrated in assessing the material performance and durability under different impact conditions, aiding in informed decision-making for product development and material selection. For a relative error of less than 15%, the model shows an efficiency of 98% accuracy.



Future research should focus on studying the influence of wind speed and its parameterization in this context, further enhancing our understanding of material degradation, and enabling more precise modelling and predictions.

**Author Contributions:** Conceptualization, M.T.-C. and F.O.-F.; methodology, M.D.-P.; validation, V.R.M. and J.V.Á.C.; writing—original draft preparation, M.D.-P. and M.T.-C.; writing—review and editing, M.T.-C. and F.O.-F. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was funded by the Council of Science, Innovation, and University through FICYT for the realization of R + D + i network projects with grant number AYUD/2021/57418. Additionally, The APC was funded by the Council of Science, Innovation, and University of the Principality of Asturias with grant number AYUD/2021/50953.

**Data Availability Statement:** The data used to support the findings of this study are available from the corresponding author upon request.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

1. Wei, X.; Wu, X.; Wang, D.; Wu, T.; Li, R.; Hu, G.; Zou, D.; Bai, K.; Ma, X.; Liu, Y.; et al. Spatiotemporal variations and driving factors for potential wind erosion on the Mongolian Plateau. *Sci. Total. Environ.* **2023**, *862*, 160829. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. Zobeck, T.M.; Van Pelt, R.S.; Hatfield, J.L.; Sauer, T.J. Wind Erosion. In *Soil Management: Building a Stable Base for Agriculture*; John Wiley & Sons, Ltd.: Hoboken, NJ, USA, 2015; pp. 209–227. [[CrossRef](#)]
3. Webb, N.P.; Kachergis, E.; Miller, S.W.; McCord, S.E.; Bestelmeyer, B.T.; Brown, J.R.; Chappell, A.; Edwards, B.L.; Herrick, J.E.; Karl, J.W.; et al. Indicators and benchmarks for wind erosion monitoring, assessment and management. *Ecol. Indic.* **2020**, *110*, 105881. [[CrossRef](#)]
4. Jarrah, M.; Mayel, S.; Tatarko, J.; Funk, R.; Kuka, K. A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity. *Catena* **2020**, *187*, 104388. [[CrossRef](#)]
5. Woodruff, N.P.; Siddoway, F.H. A Wind Erosion Equation. *Soil Sci. Soc. Am. J.* **1965**, *29*, 602–608. [[CrossRef](#)]
6. Williams, J.R.; Jones, C.A.; Dyke, P.T. A Modeling Approach to Determining the Relationship between Erosion and Soil Productivity. *Am. Soc. Agric. Biol. Eng.* **1984**, *27*, 0129–0144. [[CrossRef](#)]
7. Liu, B.; Qu, J.; Ning, D.; Han, Q.; Yin, D.; Du, P. WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces. *Catena* **2019**, *172*, 266–273. [[CrossRef](#)]
8. Böhner, J.; Schäfer, W.; Conrad, O.; Gross, J.; Ringeler, A. The WEELS model: Methods, results and limitations. *Catena* **2003**, *52*, 289–308. [[CrossRef](#)]
9. Hong, C.; Chenchen, L.; Xueyong, Z.; Huiru, L.; Liqiang, K.; Bo, L.; Jifeng, L. Wind erosion rate for vegetated soil cover: A prediction model based on surface shear strength. *Catena* **2020**, *187*, 104398. [[CrossRef](#)]
10. Xu, Y.; Liu, L.; Zhou, Q.; Wang, X.; Tan, M.Y.; Huang, Y. An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels. *Metals* **2020**, *10*, 180. [[CrossRef](#)]
11. Savill, T.; Jewell, E.; Barker, P. Development of Techniques and Non-Destructive Methods for In-Situ Performance Monitoring of Organically Coated Pre-Finished Cladding Used in the Construction Sector. In *Electrochemical Society Meeting Abstracts*; The Electrochemical Society, Inc.: Pennington, NJ, USA, 2022; p. 1016. [[CrossRef](#)]
12. Laukkanen, A.; Lindgren, M.; Andersson, T.; Pinomaa, T.; Lindroos, M. Development and validation of coupled erosion-corrosion model for wear resistant steels in environments with varying pH. *Tribol. Int.* **2020**, *151*, 106534. [[CrossRef](#)]
13. Terrados-Cristos, M.; Ortega-Fernández, F.; Alonso-Iglesias, G.; Diaz-Piloneta, M.; Fernández-Iglesias, A. Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials* **2021**, *14*, 3906. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
14. Zhang, Y.; Ayyub, B.M.; Fung, J.F. Projections of corrosion and deterioration of infrastructure in United States coasts under a changing climate. *Resilient Cities Struct.* **2022**, *1*, 98–109. [[CrossRef](#)]
15. Kok, J.F.; Parteli, E.J.R.; Michaels, T.I.; Karam, D.B. The physics of wind-blown sand and dust. *Rep. Prog. Phys.* **2012**, *75*, 106901. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
16. Raffaele, L.; Bruno, L. Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling. *Eng. Struct.* **2019**, *178*, 88–101. [[CrossRef](#)]
17. Shao, Y. (Ed.) Integrated Wind-Erosion Modelling. In *Physics and Modelling of Wind Erosion, in Atmospheric and Oceanographic Sciences Library*; Springer: Dordrecht, The Netherlands, 2008; pp. 303–360. [[CrossRef](#)]
18. Wang, W.; Samat, A.; Ge, Y.; Ma, L.; Tuheti, A.; Zou, S.; Abuduwaili, J. Quantitative Soil Wind Erosion Potential Mapping for Central Asia Using the Google Earth Engine Platform. *Remote. Sens.* **2020**, *12*, 3430. [[CrossRef](#)]
19. Al-Sayed, A.; Al-Shammari, F.; Alshutayri, A.; Aljojo, N.; Aldahri, E.; Abouola, O. The Smart City-Line in Saudi Arabia: Issue and Challenges. *Postmod. Openings* **2022**, *13*, 15–37. [[CrossRef](#)]
20. Hunold, C.; Leitner, S. ‘Hasta la vista, baby!’ The Solar Grand Plan, environmentalism, and social constructions of the Mojave Desert. *Environ. Polit.* **2011**, *20*, 687–704. [[CrossRef](#)]



21. Vo, T.T.E.; Je, S.-M.; Jung, S.-H.; Choi, J.; Huh, J.-H.; Ko, H.-J. Review of Photovoltaic Power and Aquaculture in Desert. *Energies* **2022**, *15*, 3288. [[CrossRef](#)]
22. Parteli, E.J.R. Predicted expansion of sand deserts. *Nat. Clim. Chang.* **2022**, *12*, 967–968. [[CrossRef](#)]
23. Wiesinger, F.; Sutter, F.; Fernández-García, A.; Wette, J.; Wolfertstetter, F.; Hanrieder, N.; Schmücker, M.; Pitz-Paal, R. Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment. *Appl. Energy* **2020**, *268*, 114925. [[CrossRef](#)]
24. Dentoni, V.; Grosso, B.; Pinna, F.; Lai, A.; Bouarour, O. Emission of Fine Dust from Open Storage of Industrial Materials Exposed to Wind Erosion. *Atmosphere* **2022**, *13*, 320. [[CrossRef](#)]
25. Shi, X. Numerical prediction on erosion damage caused by wind-blown sand movement. *Eur. J. Environ. Civ. Eng.* **2014**, *18*, 550–566. [[CrossRef](#)]
26. El-Sherbiny, Y.M. Erosive wear of different facade finishing materials. *HBRC J.* **2018**, *14*, 431–437. [[CrossRef](#)]
27. Carrascal, I.; Casado, J.; Diego, S.; Polanco, J. Dynamic behaviour of high-speed rail fastenings in the presence of desert sand. *Constr. Build. Mater.* **2016**, *117*, 220–228. [[CrossRef](#)]
28. Hao, Y.-H.; Li, Y. Erosion-behaviors of the coating on steel structure eroded at low erosion-angle in sandstorm. *Mocaxue Xuebao/Tribology* **2013**, *33*, 343–348. [[CrossRef](#)]
29. Hao, Y.-H.; Ren, Y.; Duan, G.-L.; Zhu, M.-X.; Feng, Y.-J. Erosion mechanism and evaluation of steel structure coating eroded under sandstorm environment. *Jianzhu Cailiao Xuebao/J. Build. Mater.* **2014**, *34*, 357–363. [[CrossRef](#)]
30. Cao, X.; He, W.; Liao, B.; Zhou, H.; Zhang, H.; Tan, C.; Yang, Z. Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy. *Surf. Coat. Technol.* **2018**, *365*, 214–221. [[CrossRef](#)]
31. Dalili, N.; Edrisy, A.; Carriveau, R. A review of surface engineering issues critical to wind turbine performance. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2009**, *13*, 428–438. [[CrossRef](#)]
32. Coelho, L.B.; Zhang, D.; Van Ingelgem, Y.; Steckelmacher, D.; Nowé, A.; Terryn, H. Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective. *Npj Mater. Degrad.* **2022**, *6*, 8. [[CrossRef](#)]
33. Bruno, L.; Horvat, M.; Raffaele, L. Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures. *J. Wind. Eng. Ind. Aerodyn.* **2018**, *177*, 340–365. [[CrossRef](#)]
34. Almajed, A.; Lemboye, K.; Arab, M.G.; Alnuaim, A. Mitigating wind erosion of sand using biopolymer-assisted EICP technique. *Soils Found.* **2020**, *60*, 356–371. [[CrossRef](#)]
35. Meng, H.; Gao, Y.; He, J.; Qi, Y.; Hang, L. Microbially induced carbonate precipitation for wind erosion control of desert soil: Field-scale tests. *Geoderma* **2020**, *383*, 114723. [[CrossRef](#)]
36. Shi, Y.; Shi, Z. Ultrasonic surface treatment for improving wind-blown sand erosion resistance of cementitious materials. *Wear* **2020**, *460–461*, 203185. [[CrossRef](#)]
37. Khanouki, H.A. Development of Erosion Equations for Solid Particle and Liquid Droplet Impact. Ph.D. Thesis, University of Tulsa, Tulsa, OK, USA, 2015.
38. Bouledroua, O.; Meliani, M.H.; Azari, Z.; Sorour, A.; Merah, N.; Pluvinaige, G. Effect of Sandblasting on Tensile Properties, Hardness and Fracture Resistance of a Line Pipe Steel Used in Algeria for Oil Transport. *J. Fail. Anal. Prev.* **2017**, *17*, 890–904. [[CrossRef](#)]
39. Pastore, G.; Baird, T.; Vermeesch, P.; Bristow, C.; Resentini, A.; Garzanti, E. Provenance and recycling of Sahara Desert sand. *Earth-Sci. Rev.* **2021**, *216*, 103606. [[CrossRef](#)]
40. Zheng, X.; Bo, T. Representation model of wind velocity fluctuations and saltation transport in aeolian sand flow. *J. Wind. Eng. Ind. Aerodyn.* **2022**, *220*, 104846. [[CrossRef](#)]
41. Oka, Y.; Okamura, K.; Yoshida, T. Practical estimation of erosion damage caused by solid particle impact: Part 1: Effects of impact parameters on a predictive equation. *Wear* **2005**, *259*, 95–101. [[CrossRef](#)]
42. Arabnejad, H.; Mansouri, A.; Shirazi, S.; McLaury, B. *Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications*; SPE: San Antonio, TX, USA, 2015. [[CrossRef](#)]
43. Wiesinger, F.; Sutter, F.; Wolfertstetter, F.; Hanrieder, N.; Fernández-García, A.; Pitz-Paal, R.; Schmücker, M. Assessment of the erosion risk of sandstorms on solar energy technology at two sites in Morocco. *Sol. Energy* **2018**, *162*, 217–228. [[CrossRef](#)]
44. Harsha, A.; Bhaskar, D.K. Solid particle erosion behaviour of ferrous and non-ferrous materials and correlation of erosion data with erosion models. *Mater. Des.* **2008**, *29*, 1745–1754. [[CrossRef](#)]
45. Bingley, M.; O'flynn, D. Examination and comparison of various erosive wear models. *Wear* **2005**, *258*, 511–525. [[CrossRef](#)]
46. Huttunen-Saarivirta, E.; Kinnunen, H.; Tuiremo, J.; Uusitalo, M.; Antonov, M. Erosive wear of boiler steels by sand and ash. *Wear* **2014**, *317*, 213–224. [[CrossRef](#)]
47. Çelik, S.B.; Çobanoğlu, I.; Koray, T.; Gireson, K. Investigation of the Leeb hardness test in rapid characterisation of rock cores with particular emphasis on the effect of length to diameter ratio. *Int. J. Min. Reclam. Environ.* **2023**, *37*, 524–543. [[CrossRef](#)]
48. ASTM A956/A956m-17a; Standard Test Method for Leeb Hardness Testing of Steel Products. ASTM: West Conshohocken, PA, USA, 2022.
49. ISO 16859-1/2/3:2015; Metallic Materials—Leeb Hardness Test. ISO: Geneva, Switzerland, 2015.
50. ASTM G76-2013; Standard Test Method for Conducting Erosion Tests by Solid Particle Impingement Using Gas Jets. ASTM: West Conshohocken, PA, USA, 2013.
51. Friedman, J.H. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Ann. Stat.* **1991**, *19*, 1–67. [[CrossRef](#)]

52. Naser, A.H.; Badr, A.H.; Henedy, S.N.; Ostrowski, K.A.; Imran, H. Application of Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) approach in prediction of compressive strength of eco-friendly concrete. *Case Stud. Constr. Mater.* **2022**, *17*, e01262. [[CrossRef](#)]
53. Praveen, A.S.; Sarangan, J.; Suresh, S.; Subramanian, J.S. Erosion wear behaviour of plasma sprayed NiCrSiB/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> composite coating. *Int. J. Refract. Met. Hard Mater.* **2015**, *52*, 209–218. [[CrossRef](#)]
54. Mathapati, M.; Ramesh, M.; Doddamani, M. High temperature erosion behavior of plasma sprayed NiCrAlY/WC-Co/cenosphere coating. *Surf. Coat. Technol.* **2017**, *325*, 98–106. [[CrossRef](#)]

**Disclaimer/Publisher's Note:** The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.



# CAPÍTULO V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

---

En este capítulo se reúnen los elementos más significativos del trabajo expresados de forma individual en los artículos de la tesis que corresponden con la consecución de cada objetivo propuesto, agrupados por los dos conceptos básicos que persigue este trabajo: las pérdidas por corrosión y el efecto de la abrasión.

## V.1 CARACTERIZACIÓN DE LA CORROSIVIDAD ATMOSFÉRICA

### V.1.1 MODELO DE CORROSIÓN

#### *Preprocesamiento de datos*

Se analiza la importancia de cada una de las variables propuestas, valorando su influencia sobre la variable a predecir mediante los dos estadísticos: validación cruzada generalizado (*GCV*) y suma residual de cuadrados (*RSS*). En la Figura 7 se muestran los resultados de ambos criterios (líneas azul y roja respectivamente). Se evidencia claramente que las variables relacionadas con los contaminantes atmosféricos  $\text{SO}_2$  (*Industrial*) y  $\text{Cl}^-$  (*Marino*) son los factores más importantes, junto con la humedad relativa (*HR\_anual*), lo que coincide con lo descrito en la revisión bibliográfica. Todas ellas son consideradas como variables independientes, susceptibles de aportar información suficiente al modelo para obtener predicciones valiosas.

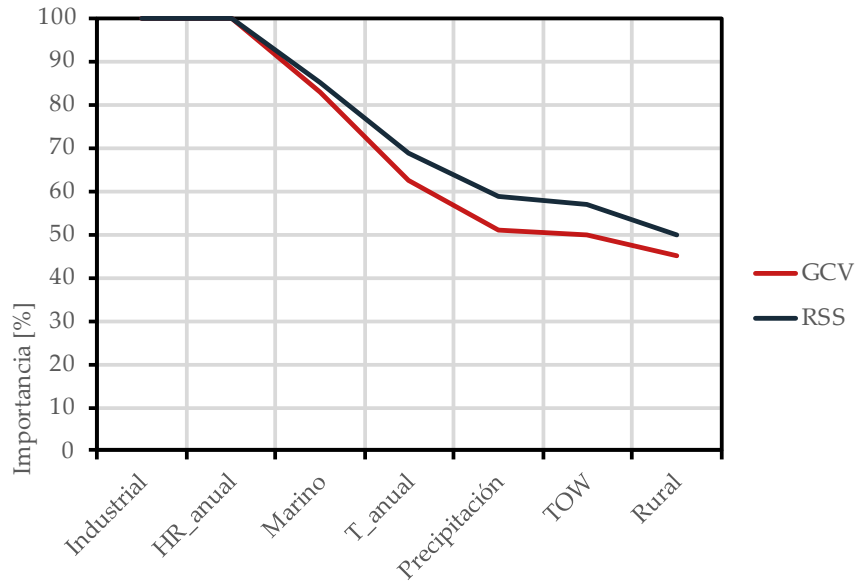


Figura 7: Resultados del análisis de importancia de las variables en el modelo de predicción de corrosión.

#### *Predicción de la corrosión en el primer año*

El resultado del modelo *Supersom* para los 468 casos de estudio es una malla de neuronas hexagonales de  $7 \times 7$  entrenada con el algoritmo de Kohonen, que proporciona una buena representación del espacio muestral. El mapa entrenado resultante contiene todos los datos en una estructura vectorial, de modo que los datos de entrenamiento recaen en cada una de las neuronas (Figura 8).

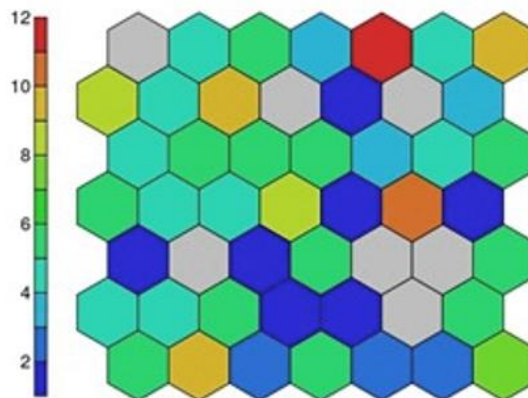


Figura 8: Número de casos de entrenamiento por neurona en el modelo de corrosión.

Estas neuronas están dispuestas de tal forma que las neuronas cercanas representan puntos más próximos entre sí. Analizando el resultado de los valores medios de corrosión por neurona a lo largo de la malla, se aprecia claramente cómo ésta va creciendo hacia la esquina inferior derecha. La Figura 9 muestra este resultado; cuanto mayor es el tamaño del círculo, mayor es la corrosión

media. Manteniendo las propiedades de vecindad, se muestra un comportamiento uniforme, lo que indica buenos resultados de entrenamiento.

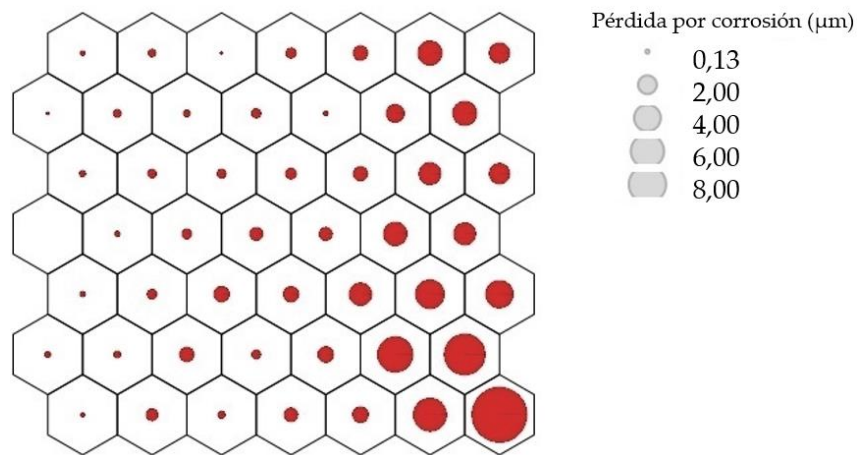


Figura 9: Valor medio de corrosión por neurona. La pérdida de corrosión en micras se representa por el tamaño del círculo.

#### *Clasificación por categorías de corrosividad*

Al analizar los resultados de ambas capas de salida, representados en cada neurona por su valor de pérdida por corrosión, las neuronas se agruparon formando zonas correspondientes en su mayoría a un tipo de atmósfera (Tabla 1). En la Figura 10 se muestra la división de las zonas con diferentes índices de corrosión. Las categorías C1 y CX se filtraron del conjunto de datos debido a la falta de datos suficientes. Así, la zona del extremo izquierdo corresponde a atmósferas C2, seguidamente a C3, las de la derecha a C4 y, por último, el extremo inferior derecho a C5. También existe una transición entre los valores, de modo que los C5 están en contacto con los C4, los C4 con los C3, etc., lo que demuestra una formación óptima.

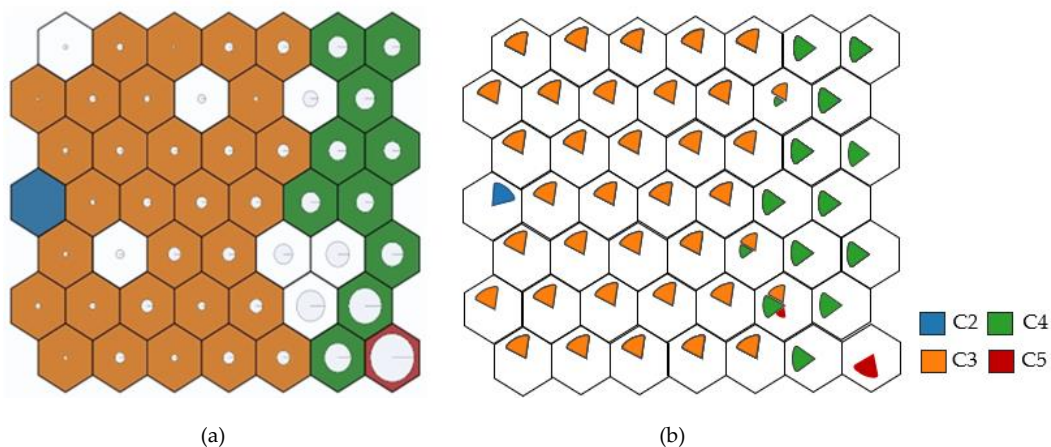


Figura 10: Zonas de corrosividad de la atmósfera. (a) Representación de la corrosión en base al tamaño del círculo, (b) Categoría de corrosividad de acuerdo con la norma ISO 9223:2012.

Los valores de pérdida por corrosión del primer año predichos mediante la red entrenada con SOM se compararon con los valores reales, obteniendo una correlación satisfactoria (Figura 11). La situación ideal sería que todos los valores predichos coincidieran con la línea diagonal. Los puntos tienden a situarse por encima de la diagonal, lo que significa que las predicciones son conservadoras y que las decisiones tomadas en función de ellas aportan mayor seguridad.

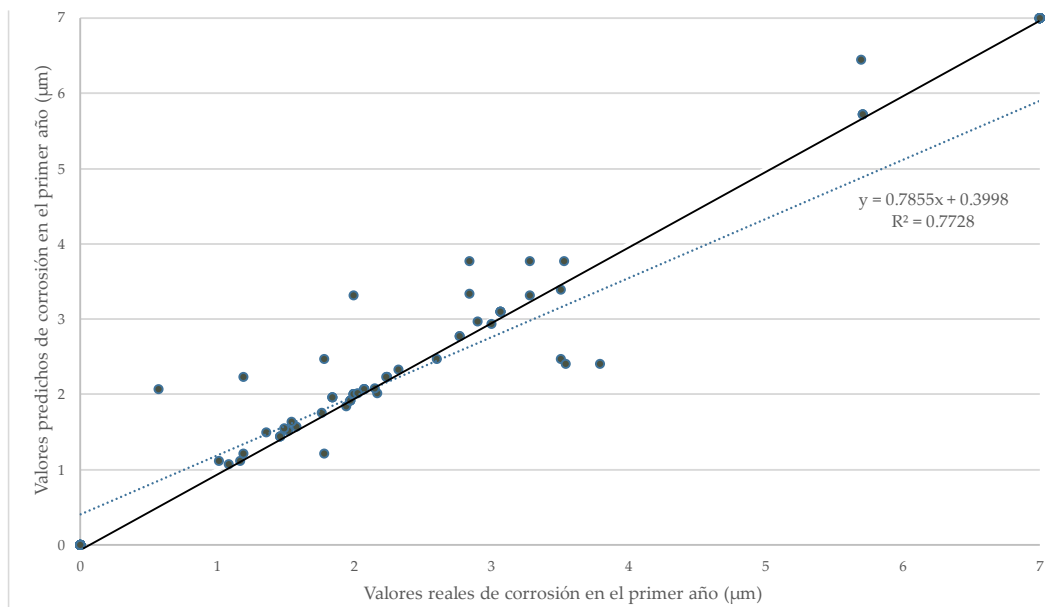


Figura 11: Valores de corrosión en micras, predichos durante el primer año frente a los valores reales. La línea de puntos es la línea de regresión ( $R^2=0,7728$ ). La línea gris representa el entrenamiento óptimo.

Por tanto, a partir de la red entrenada, es posible determinar la tasa de corrosión de cualquier situación que se quiera estudiar. Al introducir un nuevo caso en el modelo, éste encuentra el nodo que más se asemeja a sus variables de entrada de modo que la salida del modelo es la velocidad de corrosión de ese nodo.

Además, el modelo es capaz de proporcionar un rango de incertidumbre, incluyendo los valores mínimo y máximo dentro de cada neurona. Esto se observa con el siguiente ejemplo para un caso con las características definidas en la Tabla 4.

Tabla 4: Ejemplo de datos de entrada del modelo de corrosión.

Rural	Industrial	Marino	Precipitación	T_anual	RH_anual	TOW
0	1	0	2	11,98	72,1	3218

El caso entra dentro de la neurona indicada en la Figura 12, que consta de 10 ejemplos.



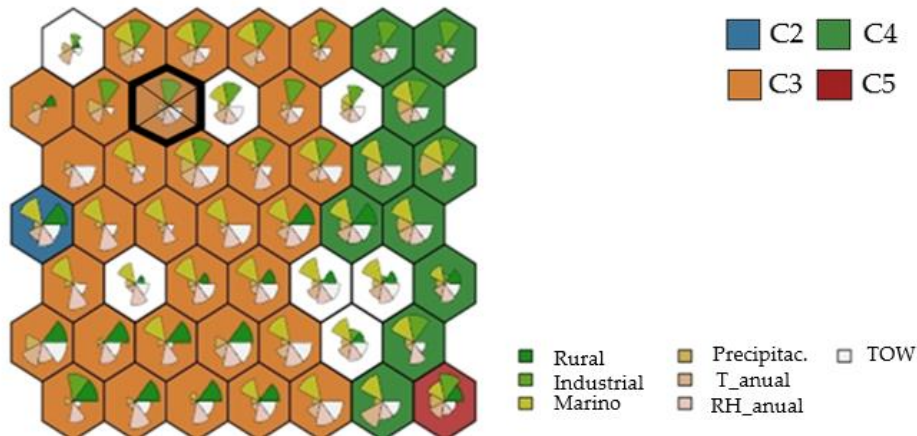


Figura 12: Caso de estudio de ejemplo. Las porciones que muestra cada nodo son las contribuciones de cada variable en el valor final, a mayor tamaño mayor peso.

La Tabla 5 muestra los resultados obtenidos para dicho ejemplo. De la neurona ganadora se obtienen tres valores: máximo (*Corr\_max*), mínimo (*Corr\_min*) y medio (*Corr\_med*). Con el fin de considerar las incertidumbres se añade además un valor más probable obtenido mediante la distribución  $\beta$ . Así, el decisor tiene información suficiente para, en función de su tolerancia al riesgo, tomar una decisión informada basada en su expectativa de asumir o no posibles riesgos I (tomando valores mínimos) o sobrecostes (aplicando valores máximos). Para decisores no informados se recomienda el valor más probable de la beta.

Además, la categoría se adjudica mediante la moda de las categorías de cada caso. En este caso, dado que todos los casos coincidentes en esa neurona son C3, se le asigna esta categoría.

Tabla 5: Ejemplo de resultados para el estudio del ejemplo del modelo de categorías de corrosión.

Corr_min	Corr_med	Corr_max	Rango obtenido en el modelo	Categoría	Rango de la norma ISO
1,22	1,578	1,91	[1,22-1,91]	C3 [100%]	[0,7-2,1]

Comparando el rango dado por el modelo con el rango dado por la norma existente, se observa que este último representa una incertidumbre mucho mayor para cada categoría de corrosividad. El rango útil se restringe mucho con los nuevos valores mejorando los costes a la vez que disminuye los riesgos de colapso estructural.

Ampliando esta comparación a todo el ámbito del estudio, se presentan las posibles predicciones del modelo para cada categoría, agrupadas en valores similares y representadas mediante gráficos de caja (Figura 13). Aunque no todas



las categorías se distribuyen por igual, muestran, en general, intervalos más estrechos.

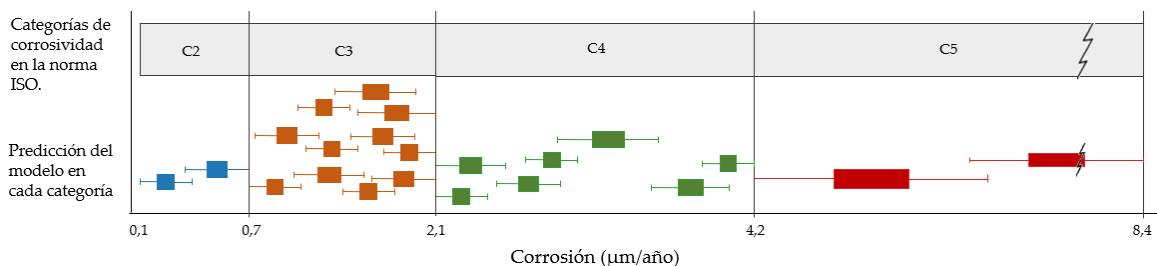


Figura 13: Comparación entre el rango de valores ofrecido por la norma y el ofrecido por el modelo, representado por gráficos de bigote agrupados por categoría.

Este estudio se presenta como una posible alternativa al procedimiento informativo de la norma ISO cuando no se dispone de datos experimentales. Los resultados del procedimiento informativo sobre categorización atmosférica proporcionan un rango de pérdidas de masa para cada material. La tendencia actual entre contratistas e ingenierías, cuando no se dispone de información experimental específica, es utilizar el valor más alto de cada categoría para tomar sus decisiones. Dado que los valores de pérdida por corrosión están directamente relacionados con el espesor de revestimiento necesario, cuanto mayor sea el valor de pérdida por corrosión, mayor será la cantidad de revestimiento necesaria. Por tanto, el espesor de un revestimiento se determina directamente por la pérdida de material prevista.

La necesidad de material para revestimientos puede compararse con la mayor medida propuesta por la norma en cada categoría y con el valor predicho por el modelo. Siguiendo con el ejemplo anterior, al utilizar un recubrimiento Zn de 1,6  $\mu\text{m}$  (*Corr\_med*) en lugar de 2,1  $\mu\text{m}$  (máximo en el rango dado por ISO), se obtiene una reducción del 24% en los costes de material. A continuación, se propone realizar esta comparación para el resto de los puntos estudiados. Desde una perspectiva más conservadora, también se puede utilizar la comparación del valor máximo previsto (*Corr\_max*) con el máximo propuesto por la norma utilizando el método informativo. De este modo, también se tienen en cuenta las incertidumbres. Realizando esto para todos los datos estudiados durante la fase de evaluación, se obtiene un ahorro medio del 16% en material de recubrimiento.

#### *Predicción de la corrosión a largo plazo*

Una vez conocida la tasa de corrosión del primer año proporcionada por el modelo *Supersom*, se determina la pérdida a largo plazo gracias a la Ecuación (1)

optimizada. La Tabla 6 muestra los diferentes valores obtenidos por este método de optimización para cada una de las categorías de corrosividad.

Tabla 6: Resultados obtenidos por el método de Newton para el coeficiente b optimizado.

Categoría de corrosividad	Valor
C2-C3	0,816
C4-C5	0,704

En la Figura 14 se compara la distribución de los errores relativos de ambos modelos. El error relativo de la regresión no lineal se representa con una línea continua y el error relativo de la fórmula estándar (ISO 9224) con una línea discontinua azul. En el modelo de regresión no lineal se consigue una distribución más uniforme con una desviación estándar un 11% menor.

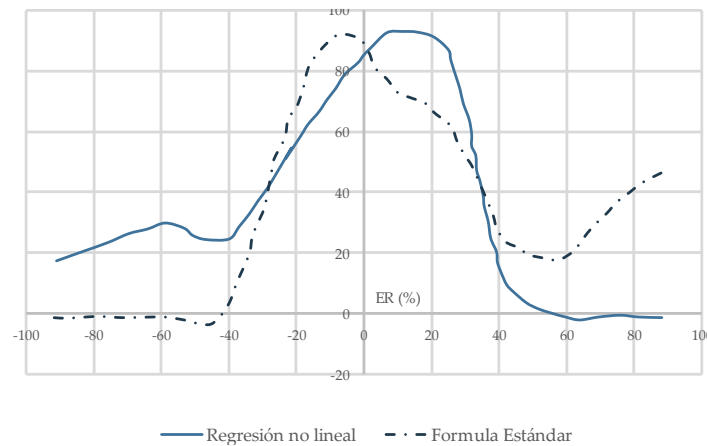


Figura 14: Comparativa entre los errores relativos de la regresión no lineal y la formula estándar.

### Evaluación de la calidad

El modelo está dotado además de un sistema de calidad que permite estimar la bondad de la predicción mediante la determinación de casos cercanos dentro del mismo espacio muestral. En el caso del ejemplo de aplicación, los resultados de este criterio basado en la distancia se presentan en la Tabla 7. La fila *Calidad* muestra un porcentaje que representa la bondad de la predicción. La primera columna representa todos los valores de entrada del ejemplo. Las tres columnas siguientes muestran los resultados reales más similares existentes en la base de datos.

Tabla 7: Resultados del caso de ejemplo, utilizando el modelo de distancia.

Variable	Ejemplo	Resultado 1	Resultado 2	Resultado 3
Ubicación	Dortmund	Bergisch-Gladbach	Saint Denis	Londres

Variable	Ejemplo	Resultado 1	Resultado 2	Resultado 3
Calidad	-	98,10%	98,00%	86,60%
Rural/Urbano	Urbano	Urbano	Urbano	Urbano
Industrial	Si	Si	Si	Si
Marino	No	No	No	No
Precipitación	2	2	2	2
T_anual	11,98	11,8	12,3	12,5
RH_anual	72,1	73	73	74
TOW	3218	3149	3146	4021,3
Corr_Zn ( $\mu\text{m/año}$ )	-	1,60	1,48	1,67
Categoría de corrosión	-	C3	C3	C3

Los resultados obtenidos muestran una elevada fiabilidad de predicción, es decir, en la base de datos se han encontrado casos similares al estudiado. Toda esta información no sería posible obtenerla mediante otros métodos puesto que todos ellos requieren un nivel de información inexistente en estas etapas del proyecto. Uno de los factores diferenciadores de este modelo clasificador es que para obtener un índice de pérdida por corrosión no se necesitan valores de concentraciones de contaminantes. En consecuencia, se concluye que los diferentes algoritmos desarrollados son una buena alternativa para que técnicos e ingenieros tomen decisiones informadas en función de su nivel de aceptación del riesgo.

Por tanto, dada una localización específica y basándose en los datos disponibles, estos modelos determinan el espesor de recubrimiento Zn necesario para una resistencia a la corrosión exitosa a corto y largo plazo, proporcionando las predicciones más probables, optimistas y pesimistas, pudiendo el diseñador tomar una decisión informada desde su propio criterio.

#### V.1.2 DEGRADACIÓN ATMOSFÉRICA POR ACCIÓN DE LOS AEROSOLAS MARINOS

Los modelos anteriores consideraban como elemento relevante el ambiente marino debido a que en éste existe una importante cantidad de cloruro en el ambiente, sustancia que es conocida por su importante efecto sobre la corrosión. No obstante, los modelos anteriores lo representaban sólo mediante una variable booleana, dada la ausencia de esta información en la mayor parte de los casos y la imposibilidad de tomar mediciones en un tiempo estadísticamente significativo entre las fases de lanzamiento del proyecto y la ingeniería. La caracterización más precisa del efecto de los cloruros sobre la corrosión es un elemento clave para el ajuste de los modelos cuyo rendimiento estaba comprometido anteriormente por las limitaciones de los valores existentes hasta la fecha. Aunque existen fuente de carácter antrópico, la mayor parte de los

cloruros existentes en la atmósfera se deben a la cercanía al mar. Modelar la evolución de su concentración en función, no solo de la distancia al mar, sino de factores como distancia, orientación y velocidad del viento o meteorología resultan esenciales para mejorar los modelos en entornos cercanos a la costa. Para realizar estos modelos, siguiendo la metodología descrita en el Capítulo 3, se han realizado estudios de la caracterización meteorológica tras analizar las principales variables atmosféricas en los lugares de estudio durante el periodo de ensayos y en años previos. Posteriormente se presentan los resultados de los ensayos experimentales propuestos.

### *Resultados de la caracterización meteorológica*

#### **Precipitaciones**

La Figura 15 muestra la precipitación acumulada para cada localización durante el periodo de estudio, representada por barras verticales. La localización 1 se dividió en 1a y 1b, en referencia a los dos periodos de estudio en los que se realizaron ensayos. En el emplazamiento 1, apenas se produjeron precipitaciones durante el primer intervalo de prueba (1a), mientras que en el segundo intervalo de prueba en la misma ubicación (1b), las precipitaciones aumentaron considerablemente. En el resto de las localizaciones se observaron resultados similares, con precipitaciones abundantes, excepto en una localización concreta (8).

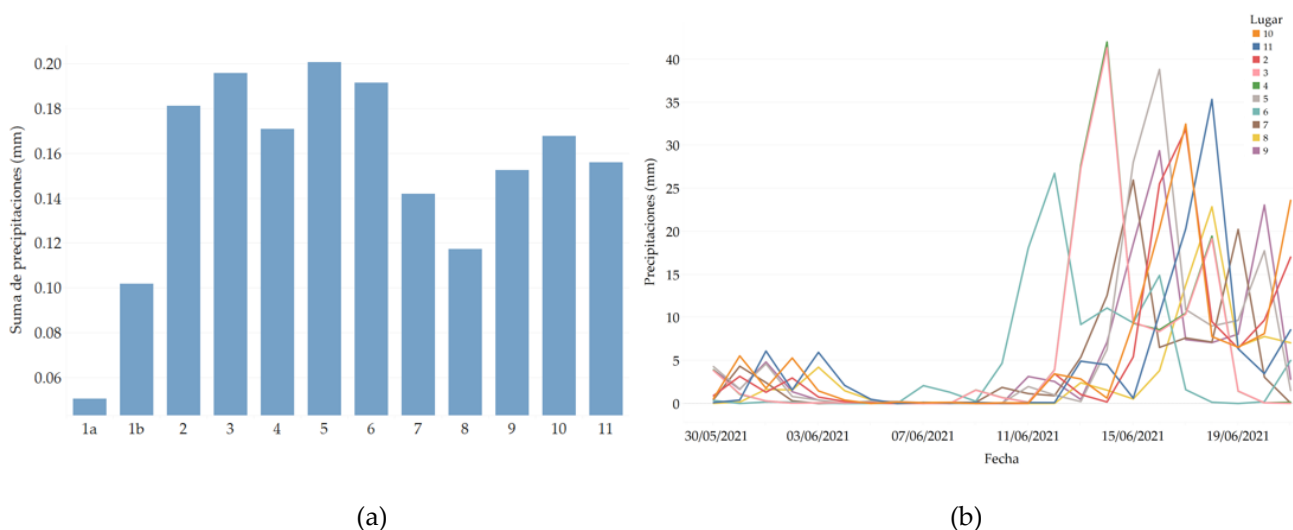


Figura 15: (a) Precipitaciones acumuladas durante los periodos de estudio en cada localización.  
(b) Distribución de las precipitaciones por localización a lo largo del tiempo.

La parte b de la Figura 15 presenta la distribución de los datos de precipitación a lo largo del tiempo. Cada línea representa una localización. Aunque el número

de líneas es grande y la visualización puede resultar difícil, se observa claramente que el tiempo fue bastante seco al principio, con una gran cantidad de precipitaciones al final, para todos los emplazamientos.

### *Velocidad del viento*

El análisis del viento no se limita a su velocidad, sino que incluye las rachas y la dirección de este. Algunos autores coinciden en que la influencia de la velocidad del viento se hace más evidente a partir de un determinado umbral; sin embargo, no existe un único valor de referencia [205], [206]. En ninguno de los emplazamientos se registraron velocidades del viento muy elevadas aunque es cierto que cuanto más cerca del mar, mayores son las velocidades medias. Las rachas de viento máximas medidas durante el periodo de estudio mostraron velocidades de hasta 12 m/s en algunos puntos de la costa. En las zonas centrales y más alejadas de la costa, las velocidades máximas medidas no superaron los 6 m/s.

### *Dirección del viento*

A la hora de determinar el efecto de la capacidad de transporte del viento y determinar el alcance de las partículas que arrastra, además de su velocidad, la dirección desempeña un papel relevante. Analizar los vientos predominantes en un lugar determinado ayuda a identificar las zonas más afectadas. Aunque existen estudios que analizan la importancia de la orientación de la estructura para la deposición de contaminantes [102], no consideran si el viento proviene de una fuente emisora de cloruros o de otra dirección.

Para estudiar la relación de las direcciones del viento mensuales con las anuales, se compararon las direcciones predominantes durante el periodo de estudio con los datos anuales (año 2020). Los resultados proporcionaron conclusiones relevantes desde varias perspectivas (Figura 16). En primer lugar, al comparar los vientos predominantes del periodo de estudio en el año 2021 (flecha verde), se observó que se mantenían perfectamente coherentes con las direcciones predominantes obtenidas durante el mismo periodo en el año anterior (flecha amarilla). Sin embargo, las direcciones predominantes para un periodo concreto no se corresponden necesariamente con las direcciones anuales (flecha azul). Esto demuestra la necesidad de realizar tomas de muestras durante periodos amplios si se pretende su representatividad.



Figura 16: Direcciones predominantes del viento en diferentes lugares y periodos de muestreo.

Como se mencionó previamente y respaldado por múltiples autores [205]–[207], existe un umbral de velocidad mínima del viento por debajo del cual el viento carece de la energía necesaria para mantener las partículas en suspensión y desplazarlas. Sin embargo, determinar este umbral es un proceso complejo.

En el mismo período de estudio, al considerar una velocidad mínima del viento específica como condición, la dirección predominante del viento varía, incluso con pequeñas variaciones. Por ejemplo, aplicando un filtro que excluye los valores por debajo de 3 m/s (marcada en rojo) y 2 m/s (marcada en naranja) la dirección predominante del viento varía, como se observa en la Figura 16.

Este análisis demuestra que incluso un cambio mínimo de 1 m/s en la velocidad umbral del viento resulta en alteraciones significativas en la dirección predominante del viento.

#### *Resultados de los estudios experimentales*

En la Figura 17 se presentan los resultados de la prueba localizada, donde se estudió la deposición en distintos periodos de tiempo. La parte superior de la figura muestra los resultados de deposición de cloruros durante el primer (izquierda) y segundo intervalo de tiempo (derecha). Debajo, se incluye la rosa de los vientos correspondiente a cada periodo de estudio. Los puntos azules representan las muestras orientadas al norte (frente al mar) y los puntos naranjas representan las muestras orientadas al sur (opuestas al mar). La forma triangular representa la altura de las muestras, donde los triángulos con la punta hacia arriba se encuentran a mayor altitud. Se colocaron dos muestras en cada localización y periodo en dos alturas distintas.

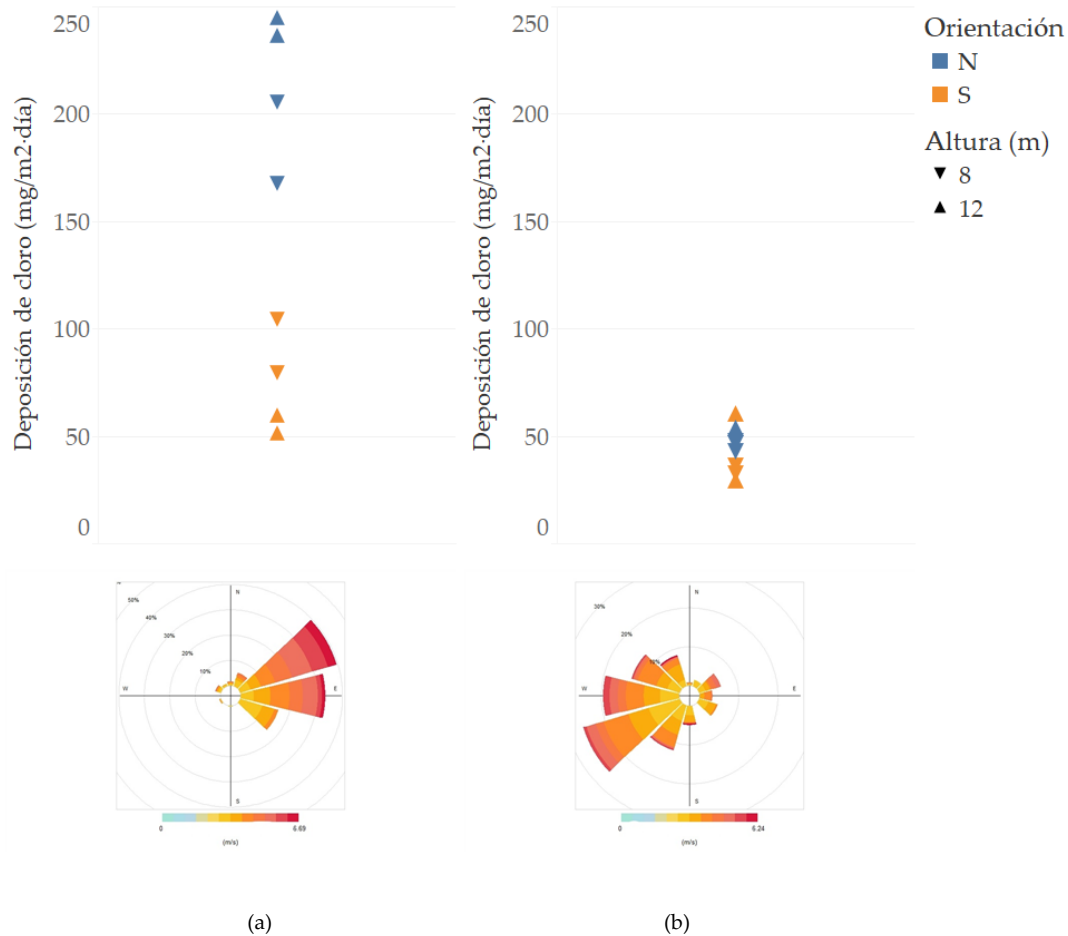


Figura 17: Resultados de la deposición de cloro sobre las probetas en función de su posición y periodo. (a) primer periodo. (b) Segundo período. La parte inferior muestra la rosa de los vientos en cada periodo.

En el primer período, con un viento predominantemente del noreste, de origen marino, las muestras expuestas al viento en barlovento presentaron depósitos mayores en ambas alturas con una diferencia altamente significativa ( $p < 0,00028$ ) respecto a las muestras orientadas hacia el sur. En contraste, durante el segundo período de estudio, los vientos predominantes provenían del suroeste y el resultado final fue muy diferente: no presenta diferencia significativa ( $p > 0,16$ ) en la deposición de contaminantes marinos entre las muestras que recibieron más viento aunque de origen no marino y aquellas con poca exposición al viento pero cuyo viento provenía del mar.

La energía de transporte de contaminantes, calculada según la metodología propuesta por Meira et al. [205] resulta similar en ambos casos (diferencia poco significativa,  $p > 0,1$ ), lo que permite afirmar que son equivalentes. Esto demuestra la relevancia del origen del viento (marino o no) sobre los resultados de deposición.

Igualmente, se detectó la existencia de una diferencia apreciable en otro parámetro menos estudiado: las precipitaciones. Durante el primer período de ensayos, la precipitación acumulada fue hasta cuatro veces menor que en el segundo período. Según indican otros estudios [208] la presencia de precipitaciones abundantes tiende a disminuir el contenido de contaminantes presentes en la atmósfera. Sin embargo, al comparar los resultados de deposición, se observa que no hubo diferencia significativa en la deposición ( $p < 0,03$ ). Por lo tanto, la relación entre la orientación y el origen del viento fue el factor más relevante.

Así, se confirman dos puntos:

- Además de la posición relativa entre la orientación del viento predominante y la estructura, el origen de estas ráfagas de viento (del mar o no) resulta crucial para el resultado de deposición de iones de cloruro.
- El papel del viento no solo es un mecanismo de transporte sino que interactúa con el entorno, limpiando las estructuras o reduciendo el contenido de cloruro en la atmósfera.

Finalmente, al comparar los resultados de las diferencias de deposición en relación con la elevación, como se propone en [209], [210], se concluye que para este estudio de caso, no se observaron diferencias claras ( $p > 0,31$ ) entre los dos escenarios, si bien la distancia es de 4 metros.

La Figura 18 presenta un resumen de los resultados de deposición en el resto de las localizaciones. El tamaño del círculo indica la cantidad de sal marina depositada. La concentración de sal depositada disminuyó a medida el punto de muestreo es más lejano a la costa [209], [211]–[214] cuando no había fuentes adicionales que reemplazaran estas pérdidas. No obstante, existen algunos puntos con valores anómalamente elevados de acuerdo a la distancia al mar (específicamente el punto 11). Por su situación cercana a polígonos industriales, esta es una clara muestra de que existen otras fuentes que generan cloruro, como la combustión de biomasa [215], la quema de carbón [208] o los humos industriales [216]. Aunque no se ha realizado un estudio exhaustivo de las fuentes, la zona en la que se ubica la muestra 11 pertenece a un entorno industrial en el que se ubican instalación con procesos de combustión como, por ejemplo, centrales térmicas de carbón.





Figura 18: Resultados de la prueba II, representación de la deposición en cada ubicación de estudio.

La Figura 19 muestra los datos considerando la orientación de cada muestra y su distancia al mar.

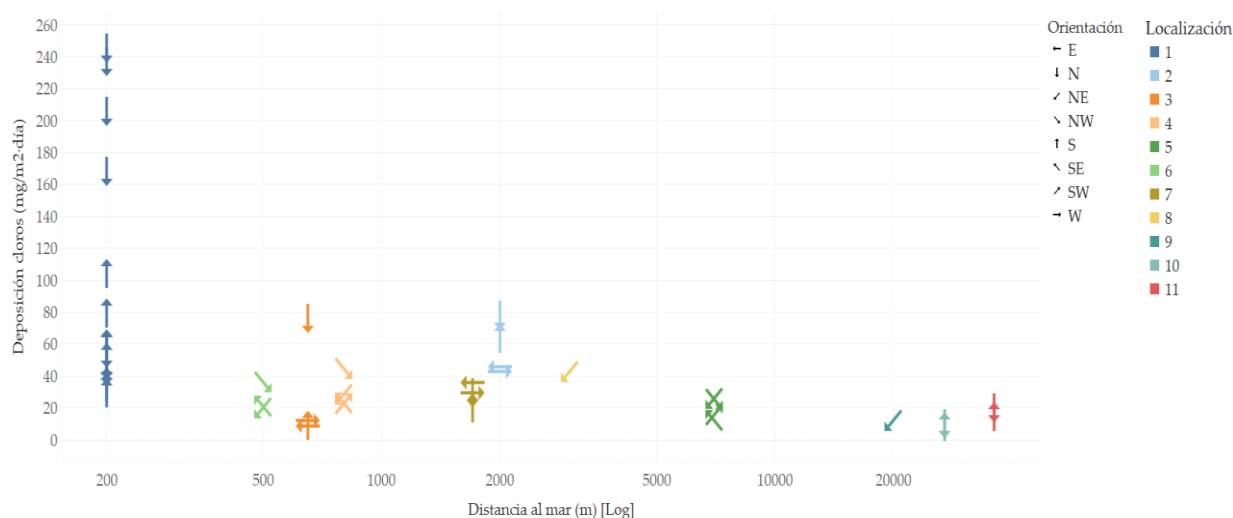


Figura 19: Deposición de cloruro en función de la distancia al mar en metros (escala logarítmica).

La llamativa diferencia entre las deposiciones de cloruro de la localización 1 y el resto se corresponde con los distintos periodos de estudio. Esto concuerda con lo que Binyehmed et al. [208] concluyeron después de analizar los resultados de sus estudios experimentales, corroborando una mayor tasa de deposición de cloruro en las estaciones secas en comparación con las estaciones húmedas. Analizando los valores máximos se observa que el contenido de cloruro disminuye a medida que aumenta la distancia. Sin embargo, se aprecian diferencias significativas entre las orientaciones para una misma distancia. Más específicamente, todas las muestras expuestas al viento marino (procedente del norte) tuvieron

deposiciones más altas que las de otras direcciones ( $p < 0,01$ ), aunque estas deposiciones disminuyen progresivamente en todos los casos a medida que se alejan de la costa. Ciertamente, a medida que aumenta la distancia al mar disminuye la sensibilidad de la orientación, probablemente por el mayor efecto de la difusión.

Por último, para poder comprobar el efecto de la lluvia se realiza un nuevo experimento en el que se analizan los valores de deposición mediante dos métodos distintos: el tradicional de la vela húmeda y el método alternativo diseñado para este trabajo de vela cubierta.

Se trata del mismo estudio y condiciones meteorológicas, excepto por el hecho de que el método de la vela húmeda está expuesto al viento y el método de la vela cubierta no lo está. Por tanto, la vela cubierta proporciona los niveles de deposición exentos del barrido del viento de modo que, a partir de la diferencia entre los dos métodos, se detecta el efecto derivado de la precipitación.

Los resultados se presentan en la Figura 20 que muestra los valores de deposición en estas nuevas muestras en función de la distancia desde la costa. Cada ubicación está representada por un color; por lo tanto, las muestras del mismo color estuvieron sujetas a las mismas condiciones meteorológicas durante el período de estudio, pero con técnicas de muestreo distintas.

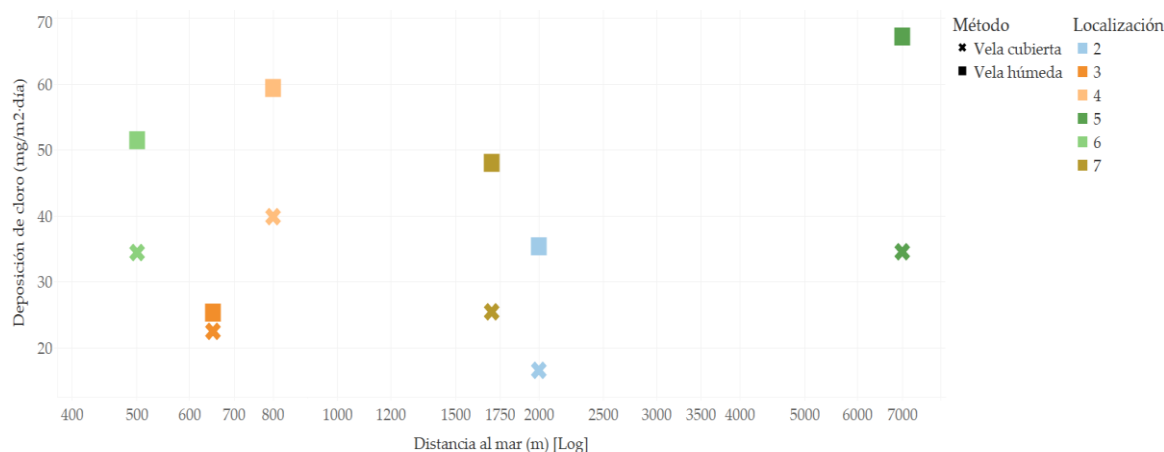


Figura 20: Representación de la deposición de cloruro y distancia a la costa.

Los valores obtenidos utilizando el método de la vela húmeda estándar son significativamente más altos que los de la vela cubierta ( $p < 0,01$ ), validando la importancia del viento como principal mecanismo de transporte y deposición de contaminantes por encima de las precipitaciones.

Además, los resultados de la ubicación 5, con mayor deposición de cloro estando a mayor distancia del mar que el resto demuestran, de nuevo, que es arriesgado simplificar la relación entre la deposición de contaminantes marinos y la distancia al mar, porque la eficacia del transporte o la existencia de fuentes alternativas son también importantes.

### V.1.3 CONCLUSIONES

El desarrollo de modelos basados en *Machine Learning* para predecir la corrosión atmosférica en diferentes ubicaciones geográficas bajo condiciones de incertidumbre a través del análisis de datos, el entrenamiento de modelos, el análisis meteorológico y la realización de ensayos experimentales, permite obtener las siguientes conclusiones.

- Las variables más influyentes en la predicción de la corrosión atmosférica son las relativas a los contaminantes atmosféricos SO<sub>2</sub> (*Industrial*) y Cl<sup>-</sup> (*Marino*), junto con la humedad relativa (*HR\_anual*).
- El modelo *Supersom*, entrenado con un el algoritmo de Kohonen, demostró su eficacia al proporcionar una representación efectiva del espacio muestral. Se observó un crecimiento uniforme de la corrosión en la malla, respaldando la calidad del entrenamiento.
- Las predicciones se compararon con valores reales, revelando una correlación satisfactoria ( $R^2=0,7728$ ) y predicciones conservadoras, que brindan un alto nivel de seguridad en las decisiones.
- La determinación de la pérdida a largo plazo mediante una ecuación optimizada mostró una distribución más uniforme en comparación con la fórmula estándar (ISO 9224), con un error relativo un 11% menor.
- El modelo se distingue por implementar un sistema de calidad, que permite estimar la bondad de las predicciones basándose en casos similares en el espacio muestral.
- Con la utilización del modelo, se observaron ahorros significativos en costos de material de recubrimiento. Por ejemplo, en el caso expuesto, al utilizar recubrimientos Zn de 1,6  $\mu\text{m}$  (valor predicho) en lugar de 2,1  $\mu\text{m}$  (valor de la

norma), se logró una reducción del 24% en los costos de material. Considerando todos los proyectos, se obtuvo un ahorro promedio del 16% en material de recubrimiento.

- Los ensayos que correlacionan la deposición de contaminantes de cloruro con la orientación relativa entre la estructura y la dirección y origen del viento demuestran, con significancia estadística suficiente ( $p < 0,05$ ), la importancia esencial de examinar estos factores para comprender la corrosión en entornos costeros. Todas las muestras expuestas al viento marino presentan depósitos significativamente más altos que las expuestas a otras direcciones ( $p < 0,01$ ), y estos depósitos disminuyen gradualmente a medida que se alejan de la costa.
- La velocidad del viento y su umbral mínimo para el transporte de partículas juegan un papel importante en la deposición de contaminantes. Se demuestra que un cambio mínimo en el umbral de velocidad del viento ( $<1\text{m/s}$ ) tiene un impacto significativo en la determinación de la dirección predominante del viento y, por lo tanto, en la deposición.
- Este nuevo enfoque propuesto para medir la deposición de iones cloruros (llamado "vela cubierta") permite separar las contribuciones atribuibles al viento de las causadas por la lluvia, lo que contribuye a una comprensión más profunda del fenómeno.
- El método de muestreo demostró que, aunque la precipitación también influye en la deposición de cloruros por un proceso de lavado, el viento es el mecanismo principal de transporte y deposición de contaminantes.
- La distancia al mar no es el único factor determinante en la deposición de cloruro; la sensibilidad de la orientación disminuye a medida que aumenta la distancia. Esto sugiere que la difusión tiene un mayor efecto en ubicaciones más alejadas de la costa.

Estos resultados demuestran la utilidad de los modelos desarrollados como alternativa a la norma ISO correspondiente, especialmente en situaciones de incertidumbre donde no se disponga de datos experimentales específicos. Los modelos ofrecen ahorros sustanciales en costos de material y mejoran la precisión

en las predicciones, lo que resulta esencial en la gestión de estructuras expuestas a condiciones atmosféricas variables.

Los resultados de esta investigación destacan la importancia de considerar la orientación del viento, el origen marino o no marino de los vientos y su velocidad en la predicción de la corrosión atmosférica. Estos hallazgos son fundamentales para mejorar la gestión y protección de estructuras expuestas a condiciones atmosféricas variables en áreas costeras.

El modelo de cloruros aporta, por tanto, una nueva información suficientemente precisa que, incorporada al modelo de corrosión puede aumentar su calidad sin necesidad de realizar muestreos específicos de datos.

## V.2 MODELIZACIÓN DE LA ABRASIÓN

### V.2.1 LOCALIZACIÓN DE ZONAS SUSCEPTIBLES DE ABRASIÓN EÓLICA

La realización de modelos de abrasión está condicionada por la forma en que se desarrolla este tipo de desgaste. Mientras que la corrosión se debe fundamentalmente a sustancias existentes en el aire, la abrasión depende tanto de condiciones meteorológicas como de elementos sólidos existentes en el terreno e incluso de la topografía y la vegetación.

El objetivo de desarrollar un sistema capaz de modelizar ambas formas de degradación en cualquier lugar del mundo requiere, en primer lugar, determinar si el terreno es susceptible de sufrir este fenómeno. La lista de estudios de casos y localizaciones con datos históricos de las variables críticas determinados en el capítulo III, 255 en total, se presenta en el Anexo C. Estos casos presentan zonas en las que la acumulación de arena plantea problemas de funcionamiento de infraestructuras o de pérdidas de eficiencia en centrales eléctricas. Igualmente se consideraron aquellos lugares con disponibilidad de datos sobre las partículas suspendidas. Analizando los registros históricos de los casos de estudio e incorporando los criterios fijados como límite para la existencia de un factor de riesgo potencial para la abrasión (apartado III.3.1), se pueden determinar aquellas zonas en las que se genera un impacto significativo sobre las estructuras.

#### *Aplicación de los criterios de selección*

El primer criterio son los sólidos en suspensión. La Figura 21 muestra el contenido de *TSP* (valor promedio anual) en cada ubicación de estudio. El tamaño del punto indica la cantidad de partículas en suspensión. Las ubicaciones

de estudio con un valor máximo de *TSP* inferior a  $1000 \mu\text{g}/\text{m}^3$  no cumplen uno de los criterios para ser consideradas como lugares susceptibles de abrasión, por lo que se descartan.

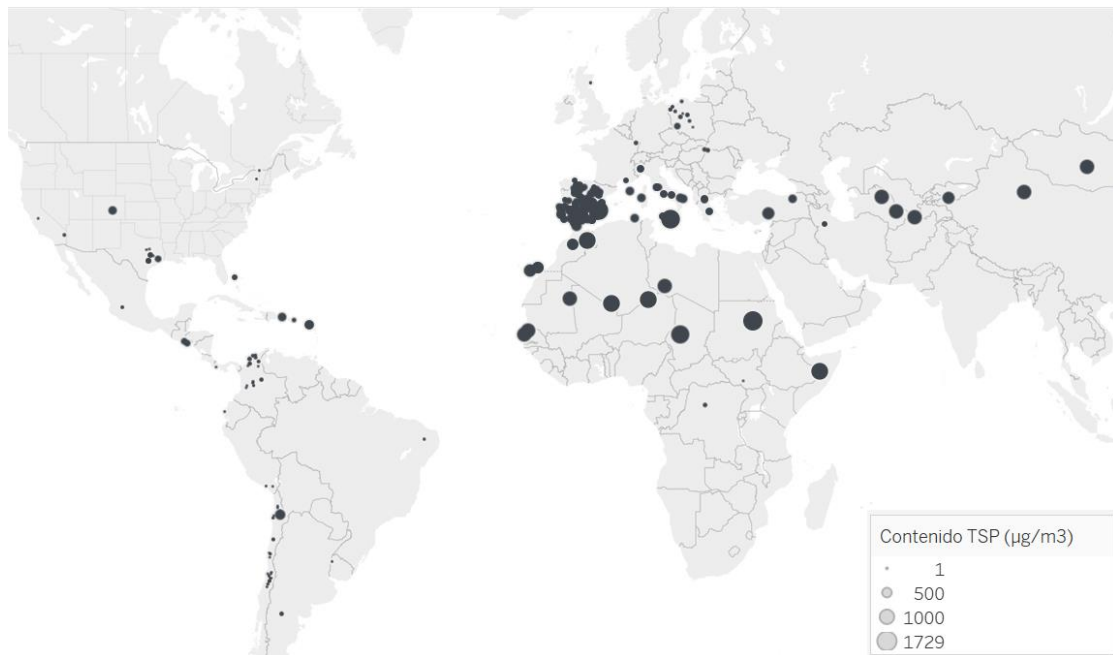


Figura 21: Contenido máximo de Partículas Totales en Suspensión ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) en cada ubicación de estudio.

El segundo criterio es la existencia de ráfagas en las que la velocidad del viento sea lo suficientemente altas como para causar abrasión. La Figura 22 muestra el número de horas en las que la velocidad del viento es superior a  $10 \text{ m/s}$  a lo largo de un año. El tamaño del punto indica la cantidad de tiempo en que se cumplieron estas condiciones. Para que una localización sea objeto de abrasión, no sólo debe cumplir que tenga periodos de viento suficientemente fuerte ( $> 10 \text{ m/s}$ ) sino que, además, estas dos variables deben coincidir en el tiempo, siendo las áreas de interés aquellas en las que se han producido situaciones de  $TSP > 1000 \mu\text{g}/\text{m}^3$  y ráfagas de viento simultáneamente.

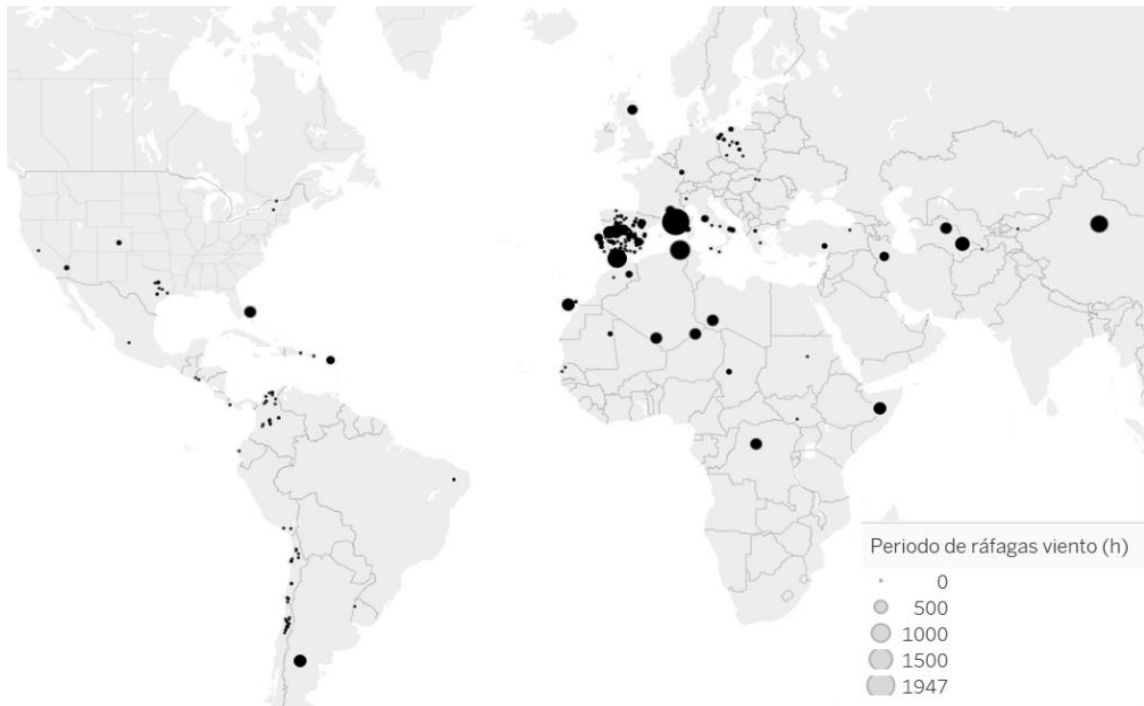


Figura 22: Cantidad de tiempo (horas) con valores altos de velocidad del viento en cada ubicación de estudio.

En cuanto a la humedad relativa, dada la amplia variabilidad a lo largo del día se utilizan valores medios anuales para caracterizar su influencia en cada localización. La Figura 23 muestra su valor en las distintas localizaciones, siendo aquellas con menores *RH* medias susceptibles de cumplir el criterio de abrasión.

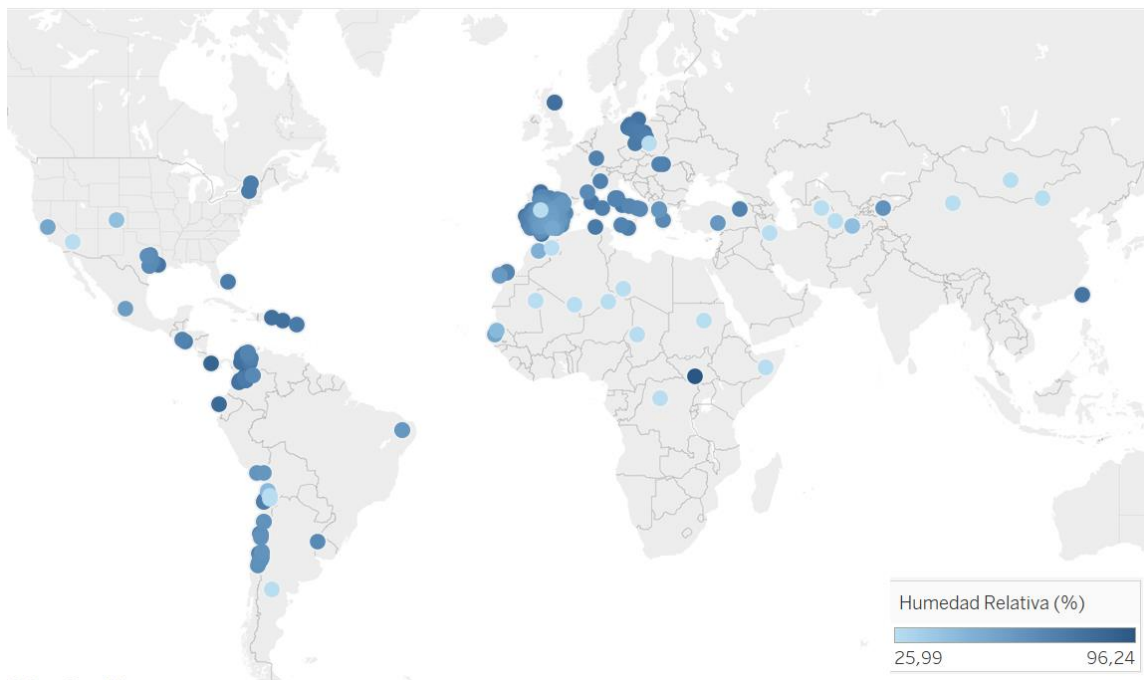


Figura 23: Humedad Relativa (*RH*) media anual en cada localización de estudio, en porcentaje.



Respecto a las características del suelo, la Figura 24 muestra el contenido en arcilla en cada punto, medido en g/kg según [217]. Valores bajos de este parámetro caracterizan las zonas susceptibles a la abrasión de acuerdo con los criterios anteriormente descritos.

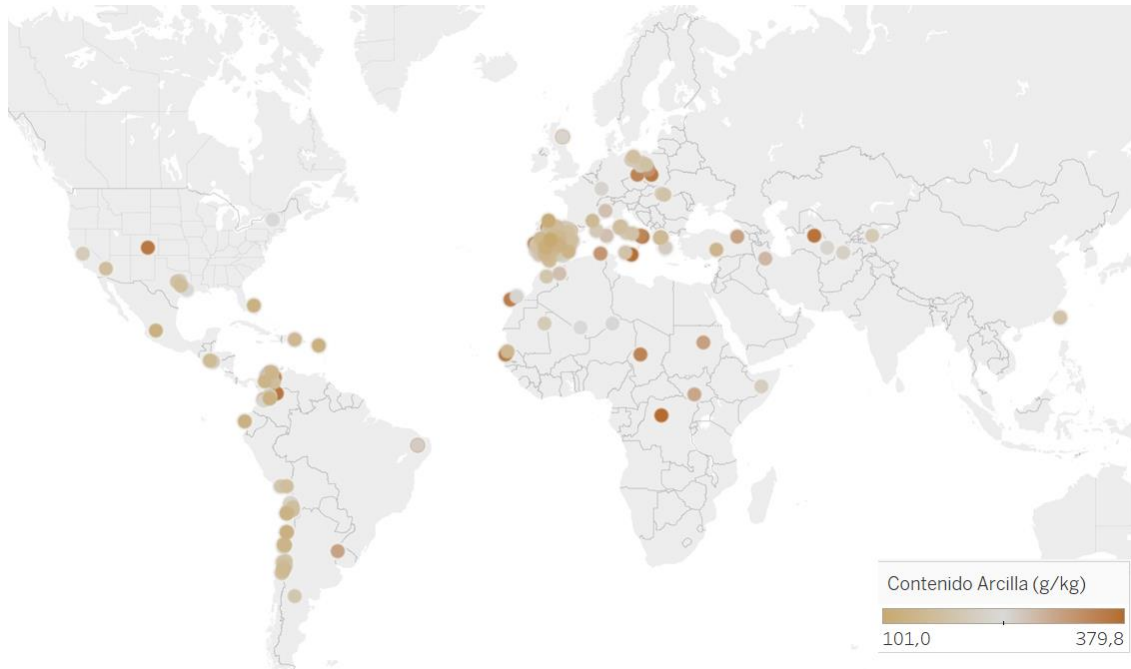


Figura 24: Contenido en arcilla en (g/kg) en cada una de las localizaciones de estudio.

Del análisis de los datos se concluye que se pueden considerar bajos los valores inferiores a 200g/kg.

Combinando todos estos requisitos, se dividen las localizaciones en susceptibles (SA) o no (NSA) de abrasión, resultando que un total de 47 ubicaciones cumplen con los criterios para considerarse zonas susceptibles de abrasión, mientras que 208 son lugares no susceptibles de abrasión.

#### *Análisis espectral*

La Figura 25 compara la firma espectral de la macroclase SA (que incluye ejemplos de todas las áreas susceptibles a la abrasión) con las principales clases que componen la macroclase NSA. Cada una de las líneas muestra la reflectancia promedio de esa clase en cada longitud de onda, y las dos líneas punteadas del mismo color delimitan el área correspondiente a la desviación de esa clase. Para poder ser clasificadas como zonas susceptibles de abrasión SA, la reflectancia en las 3 longitudes de onda deberá estar dentro de los límites correspondientes a esta clase. Por ejemplo, la clase que representa ejemplos de edificios o construcciones tiene ciertas zonas de solape con la macroclase SA, sin embargo,



esto no ocurre en todos los valores de su firma espectral ya que en las longitudes de onda más bajas (zona izquierda) están diferenciadas estas clases.

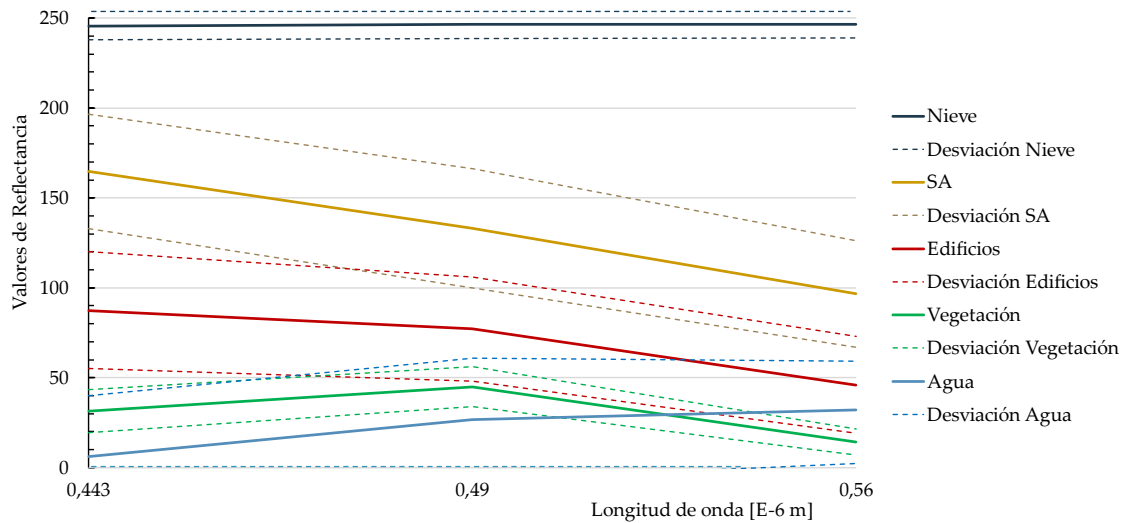


Figura 25: Firmas espectrales de la macroclase SA y las principales clases que forman la macroclase NSA: Nieve, Edificios, Vegetación y Agua.

Esta variabilidad espectral en la desviación estándar se debe tanto al tamaño del área de entrenamiento como a la variabilidad del área superficial de cada clase. Dado que la clasificación asigna a cada *pixel* una clase y los *pixeles* se distinguen por sus curvas de reflectancia espectral, estos no se pueden distinguir si hay demasiada superposición espectral. La variabilidad espectral dentro de cada clase depende de la complejidad del tipo de superficie. Por lo tanto, la diferencia principal radica en seguir el patrón claro observado en los casos SA en todo el espectro.

Al analizar la similitud de Bray-Curtis en algunos ejemplos de clases, se observó que, si bien algunas clases son perfectamente separables (con valores inferiores al 30%), otras pueden entrar en conflicto entre sí en su separación con las zonas SA. La Tabla 8 muestra estas relaciones en forma de matriz de correlación. Cuanto más bajos sean estos valores, más fáciles serán de separar y, por tanto, mejor será para el entrenamiento.

Tabla 8: Similaridad de Bray-Curtis (%) para las principales clases.

		NSA				SA
		Agua	Nieve	Vegetación	Edificios	
NSA	Agua	100,00	16,18	60,48	47,19	28,30
	Nieve		100,00	21,84	44,36	69,63
	Vegetación			100,00	60,15	37,34
	Edificios				100,00	69,59
SA						100,00

El análisis de la firma espectral de la vegetación generalmente depende de varias características, como el tipo de especie evaluada (hojas, tallos, tronco, humedad, etc.), así como su exposición a diferentes condiciones ambientales. Por otro lado, en el caso de los suelos no cultivados (secos), se observa que la firma espectral presenta un comportamiento diferente al resto y uniforme. Aunque en este caso también depende de varias características, como el contenido de agua o la estructura y textura del tamaño de grano, cuando se encuentran áreas en conflicto, se diferencian por color o por granulometría.

### *Clasificación*

El algoritmo de clasificación *Random Forest*, obtuvo resultados muy satisfactorios. Las principales métricas que verifican la adecuación del modelo se resumen en la Tabla 9. Después de la validación cruzada del algoritmo, se observa que se obtuvieron valores superiores al 98% para todas las métricas. Una primera evaluación del rendimiento del modelo es la precisión. Esta mide cuántas ‘etiquetas’ acertó el modelo de todas las predicciones, es decir, el porcentaje de predicciones que fueron correctas. Aunque los valores excesivamente altos de los indicadores pueden estar relacionados con un sobreajuste de este modelo, dado el propósito de esta investigación, no presentan una desventaja.

Tabla 9: Variables de validación del algoritmo *Random Forest*.

Exactitud	Precisión	Correlación	Error	RMSE	Bias
0,9922	0,9904	0,9845	0,0078	0,08831	-0,0018

Por otro lado, dado que la precisión no es una gran medida de rendimiento cuando hay ciertos desequilibrios en las clases, se incluye más información para evaluar su comportamiento en forma de una matriz de confusión. La Tabla 10 muestra un resumen de la clasificación realizada considerando un muestreo aleatorio. Se observa que solo el 0,3% se consideró falsos negativos y el 0,4% como falsos positivos. El resto de los casos se clasificaron correctamente en las macroclases SA o NSA, respectivamente.

Tabla 10: Resultados de la matriz de confusión del algoritmo *Random Forest*.

		Real	
		Positivo	Negativo
Predicción	Positivo	49,7%	0,4%
	Negativo	0,3 %	49,6%

Una vez se tienen todos los píxeles perfectamente clasificados, se pueden identificar los polígonos que localizan las zonas más potencialmente peligrosas. La Figura 26 muestra un mapa global donde se identifica en color amarillo las zonas clasificadas como SA.

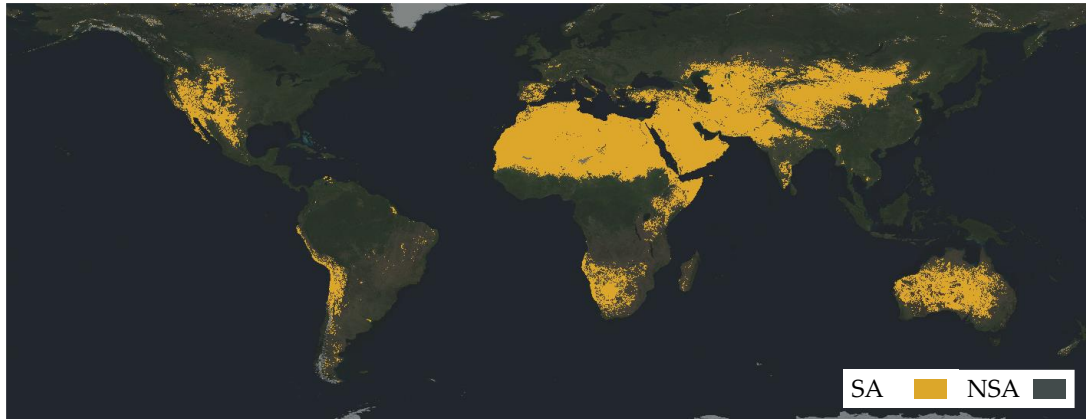


Figura 26: Mapa con polígonos identificados de las áreas degradadas.

En la Figura 27, las zonas SA están delineadas en rojo, limitando tanto áreas grandes como pequeñas. Las principales zonas corresponden a los desiertos, como se esperaba, pero se puede ver que hay muchos otros lugares. Países con mayor variabilidad en sus condiciones climáticas, como España (que tienen muchas áreas muy pequeñas de riesgo), aparecen en esta figura a escala global con numerosas zonas delineadas en rojo. Por otro lado, el desierto del Sahara, donde casi toda el área se considera con potencial de riesgo, tiene una línea de delineación más clara alrededor de toda la región, con solo algunas áreas específicas no peligrosas marcadas en el centro.

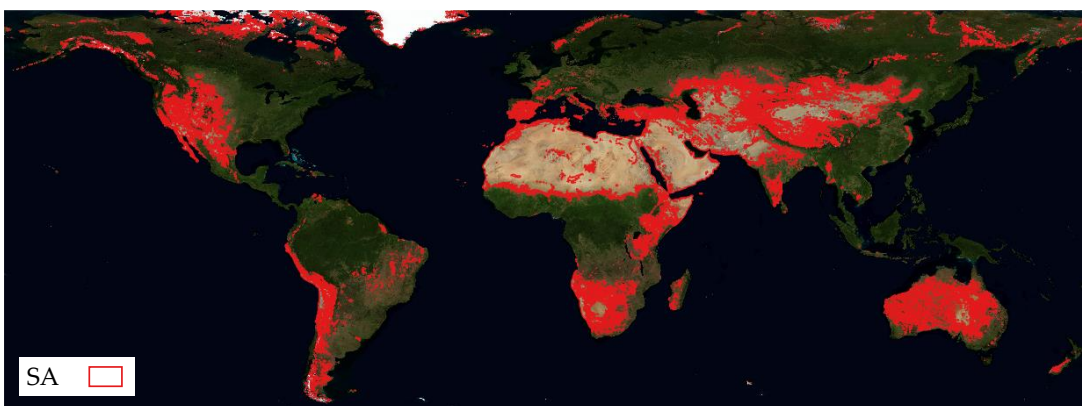


Figura 27: Ubicaciones SA clasificadas, limitadas como multipolígonos y delineadas en rojo.

Una vez vectorizados, los resultados se pueden abrir en Google Earth y utilizar en cualquier plataforma, como se muestra en la Figura 28.

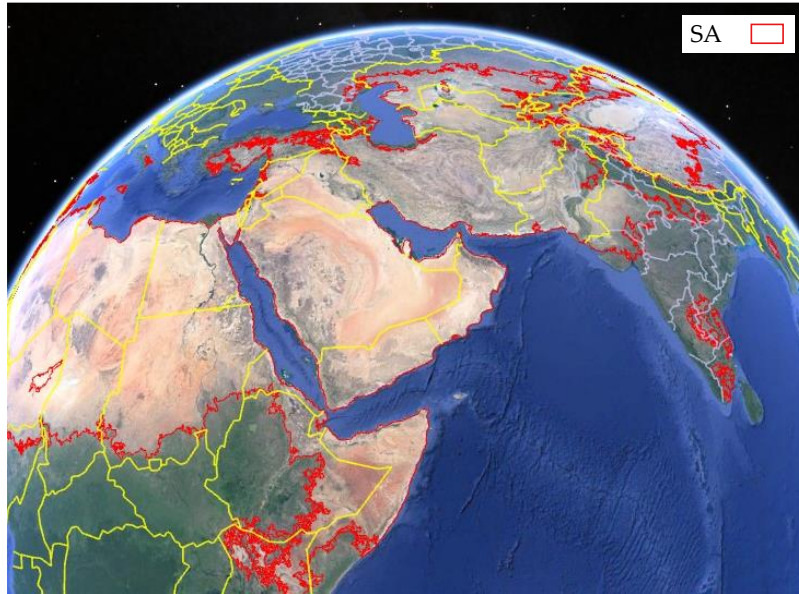


Figura 28: Resultados de multipolígonos georreferenciados vectorizados en Google Earth.

Como resultado, estos multipolígonos georreferenciados facilitan determinar si esas coordenadas se encuentran dentro de un área susceptible y en riesgo de erosión por partículas de arena transportadas por el viento, o no. Dado que la superficie de la Tierra está cambiando [13], la metodología propuesta permite reentrenar el modelo en cualquier momento, con información actualizada.

## V.2.2 DETERMINACIÓN DE LA TASA DE EROSIÓN POR PARTÍCULAS

### *Creación de la base de datos*

Después del estudio de la literatura científica y análisis de pruebas de impacto directo de investigaciones como [196], [218], [219], se recopilan, analizan, filtran, identifican y agregan un total de 778 datos. A estos se añaden los procedentes de los ensayos propios realizados para:

- Aumentar el número de datos disponibles para la modelización.
- Verificar que los resultados son comparables a pesar de pertenecer a sectores industriales distintos.
- Introducir el efecto sobre nuevos materiales metálicos, habituales en procesos constructivos.

Globalmente se consigue una base de datos con 886 casos y 5 variables. Los parámetros recopilados y el rango de valores estudiados se resumen en la Tabla 11.

Tabla 11: Variables existentes en la base de datos de ensayos de abrasión, incluyendo: descripción, tipo, unidad (Ud.), valor mínimo (Valor min.) y valor máximo (Valor máx.).

Nombre	Descripción	Tipo	Ud.	Valor min.	Valor máx.
Ángulo de impacto	Posición relativa entre el flujo de aire y el material erosionado	Input	°	15	90
Cantidad de material	Cantidad de material erosivo que impacta en el material erosionado	Input	g	300	1800
Dureza	Resistencia del material a la deformación o penetración	Input	HLD	15	450
Velocidad de partículas	Velocidad de las partículas de material erosivo	Input	m/s	9,2	32,56
Pérdida	Pérdida de masa del material erosionado	Output	g	-0,05	0,13

Las pruebas experimentales se realizaron bajo condiciones normales de presión y temperatura. Al finalizar las pruebas de impacto, se observó una clara alteración superficial en las muestras. Algunos ejemplos de los resultados de las pruebas experimentales se muestran en la Figura 29.

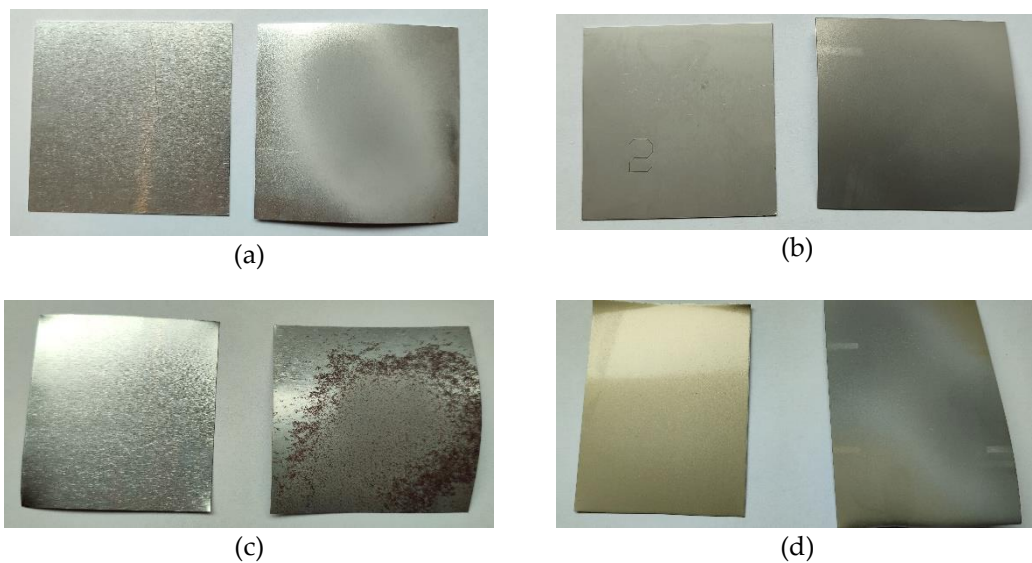


Figura 29: Aspecto de las muestras metálicas antes y después de las pruebas de impacto directo. (a) Aluminio (b) Acero inoxidable (c) Acero galvanizado (d) Hojalata.

Los resultados muestran que el efecto depende mucho del material (Tabla 12).

Tabla 12: Valores medios de pérdida de masa (%) de las 4 familias de materiales.

Aluminio	Acero inoxidable	Acero galvanizado	Hojalata
-0,05%	0,28%	0,99%	0,19%



Los datos se muestran en porcentaje dado el diferente peso de partida de las muestras de los distintos materiales. En todo caso las pérdidas son del orden de las centésimas de miligramo, por lo que la precisión de la medida de peso no introduce error.

Mientras que, en general, las muestras perdieron masa por los impactos, algunos casos, como el aluminio, mostraron ganancias de masa de hasta un 0,05%. Este fenómeno se atribuye no solo a la ausencia de desgaste significativo, sino también a la incrustación de partículas de arena en el material. Las placas restantes mostraron pérdidas de masa que oscilan entre el 0,2% y el 0,99%.

El gráfico de barras en la Figura 30 muestra los valores promedio y su desviación estándar para cada una de las 4 familias de materiales en las distintas condiciones de prueba. Cada barra muestra la pérdida de masa acumulada después del impacto para las tres cantidades definidas de arena: 300 g ( $\Delta m_1$ ), 600 g ( $\Delta m_2$ ) y 900 g ( $\Delta m_3$ ). Al comparar las pérdidas de masa ante diferentes cantidades de arena se observa que cuando esta aumenta, también lo hace la pérdida de masa, excepto para los materiales donde las partículas de arena se incrustan debido a su baja dureza.

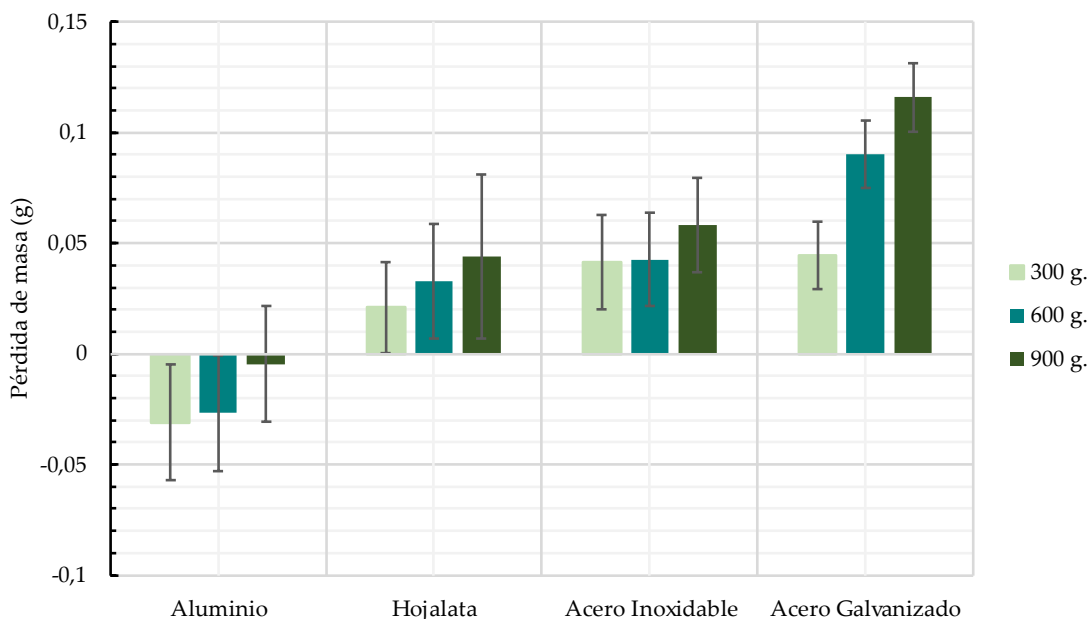


Figura 30: Representación de la pérdida de masa acumulada promedio y su desviación en cada familia de materiales de estudio.

La Figura 31 muestra los resultados después de validar los datos obtenidos empíricamente en las pruebas experimentales utilizando las ecuaciones (10) y (11). La línea continua representa la situación ideal para estos valores. De forma general, los valores reales se correlacionan con los datos predichos ( $R^2= 0,8628$ ).

Dado que estas ecuaciones se basan en ejemplos de casos con pérdidas de masa entre 0,01 y 0,07g y exclusivamente de acero inoxidable; esta zona es precisamente donde mejores resultados se obtienen ( $RMSE= 0,0062514$ ). Sin embargo, esto no sucede cuando se intenta generalizar a otros materiales. Específicamente, se observa como los valores de ambos extremos, que corresponden al aluminio (izquierda) y el acero galvanizado (derecha), tienen peores resultados ( $RMSE 0,097491$  y  $0,039245$  respectivamente).

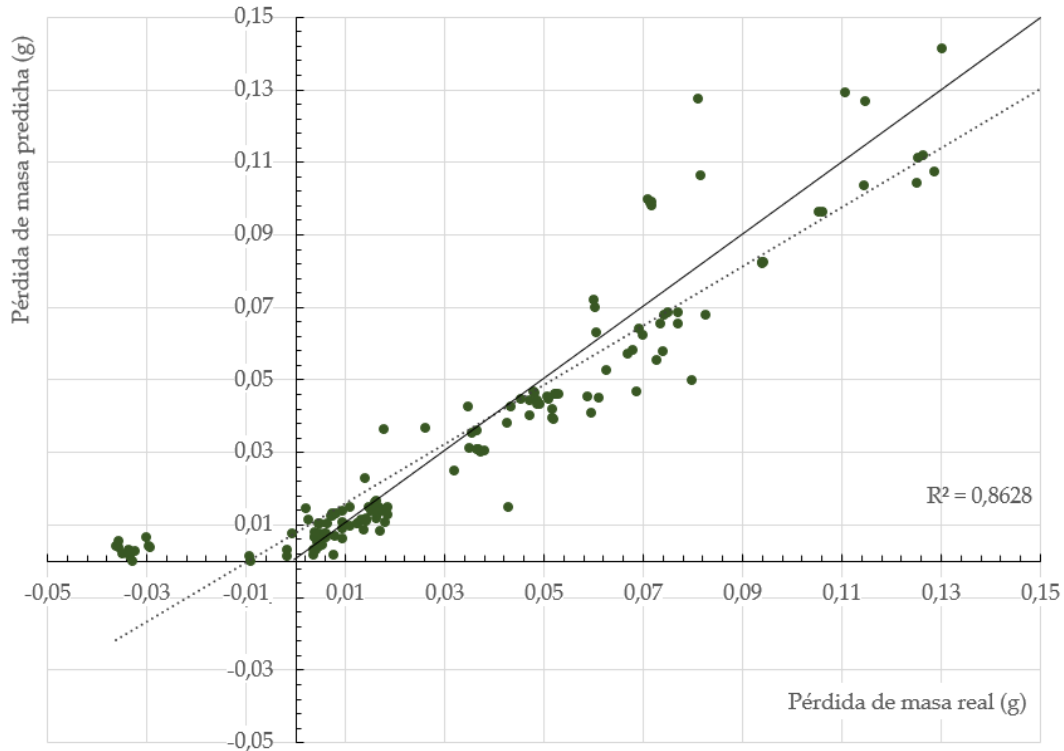


Figura 31: Comparación entre resultados obtenidos experimental y teóricamente en base a fórmulas empíricas.

### Modelado

Con el fin de conseguir un método con mayor capacidad de generalizar y haciendo uso de una base de datos más completa, se entrena el algoritmo predictivo *MARS* (ecuación (12)) para crear un modelo que prediga la pérdida de masa que experimentará una estructura de metal bajo esas condiciones. El 75% de los datos se utiliza para el entrenamiento y el 25% restante para las pruebas de validación.

En la Figura 32, los valores predichos por el modelo predictivo se representan en el eje vertical, mientras que los valores reales se muestran en el eje horizontal. Igual que en el caso anterior, idealmente los puntos en este gráfico deberían distribuirse a lo largo de la línea diagonal, indicando una correspondencia exacta

entre las predicciones del modelo y los valores reales. En este caso, se observa una correlación mayor entre los valores predichos y los valores reales ( $R^2=0,9322$ ). Esto demuestra que el modelo *MARS* es capaz de generar estimaciones precisas de la pérdida de masa basándose en los parámetros del estudio, que a su vez son variables más sencillas.

La proximidad de los puntos a la línea diagonal en el extremo derecho también sugiere que el modelo generaliza bien, lo que significa que proporciona predicciones precisas incluso para datos que no se utilizaron durante el entrenamiento del modelo. Esta capacidad de generalización es esencial para garantizar la aplicabilidad y confiabilidad del modelo en situaciones prácticas, pudiendo incluir otros materiales.

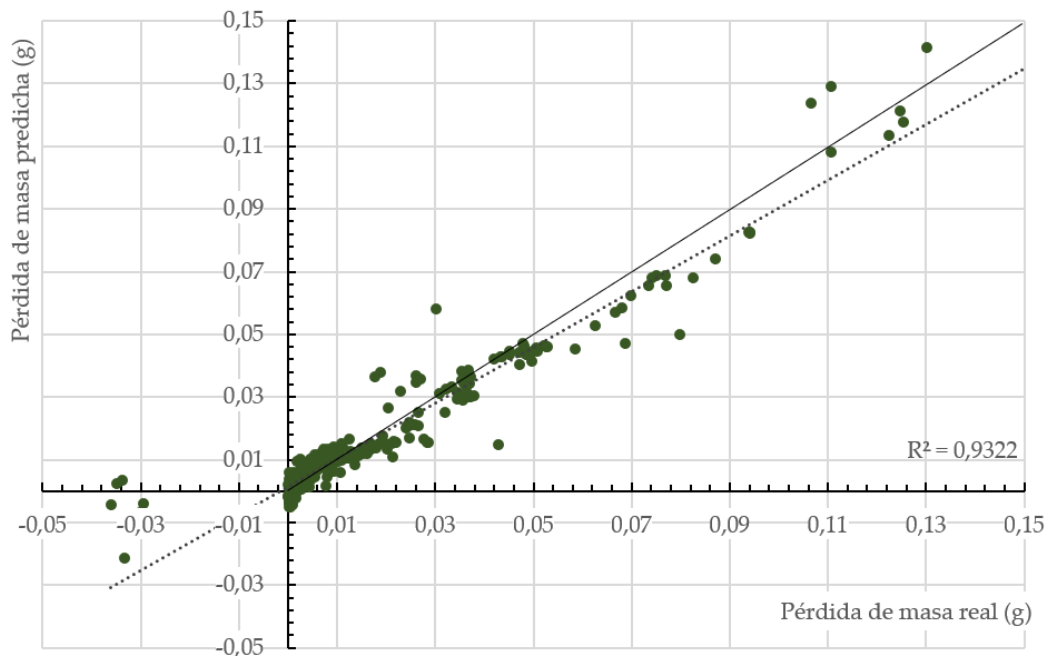


Figura 32: Resultados del modelo de abrasión utilizando el algoritmo *MARS*.

El *RMSE* general utilizado para medir las diferencias entre los valores predichos del modelo y los valores reales tiene un valor de 0,005587. Los valores de *RMSE* de cada una de las 4 familias de materiales se muestran en la Tabla 13. Analizando el comportamiento por separado se observa de nuevo un peor comportamiento en el Aluminio respecto al resto. Sin embargo, el resto de los materiales presentan valores de *RMSE* entre 0,005 y 0,019.

Tabla 13: Valores de *RMSE* de las 4 familias de materiales.

	Aluminio	Acero inoxidable	Acero galvanizado	Hojalata
<i>RMSE</i>	0,036179	0,005119	0,019877	0,006334



Comparando los resultados con los obtenidos utilizando las ecuaciones (10) y (11), se observa igualmente la mejora en la capacidad de generalizar a otros materiales. Aunque en ninguno de los casos se hayan obtenido buenos resultados con el aluminio debido a su baja dureza, sí que hay una mejoría respecto al resto de materiales. Cabe mencionar como ventaja añadida, que las variables escogidas como variables de entrada para el modelo propuesto facilitan enormemente su uso, concluyendo así que se puede lograr un resultado igual o superior con información más fácilmente accesible.

La Tabla 14 muestra una comparación entre el error relativo, el error absoluto, el porcentaje predicho por el modelo y un ejemplo del porcentaje de acierto usando el valor medio.

Tabla 14: Error relativo, error absoluto, valor medio y error del modelo de abrasión.

Error Relativo (%)	Error Absoluto	Media (%)	Modelo (%)
1	0,000292	1,12	25,7
5	0,00146	15,08	77,09
10	0,00292	38,55	94,41
14	0,004088	58,1	97,77
20	0,00584	85,47	98,88
25	0,0073	86,59	100
Inf	Inf	100	100

Se puede observar que las predicciones del modelo tienen errores significativamente bajos y que, en cualquier caso, su uso es siempre más acertado (porcentaje de acierto mayor) en comparación con el uso de la media. Específicamente, para un error relativo inferior al 15%, el modelo muestra una eficiencia de precisión del 98%, lo que demuestra su efectividad para estimar los valores de abrasión.

### V.2.3 CONCLUSIONES

Esta investigación proporciona un enfoque efectivo y preciso para identificar áreas en riesgo de abrasión eólica, lo que es fundamental para la gestión y protección de infraestructuras y áreas vulnerables a este tipo de degradación, así como una aproximación mediante un modelo de abrasión apoyado en datos de laboratorio. Las principales conclusiones que se desprenden del estudio son:

- Se utilizaron criterios de selección que involucraban variables como la concentración de partículas en suspensión (TSP), la velocidad del viento, la humedad relativa y el contenido de arcilla en el suelo para determinar qué áreas eran susceptibles de abrasión.

- Las zonas en las que se habían producido situaciones de TSP > 1000  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  y ráfagas de viento > 10 m/s simultáneamente, junto con altos valores de humedad relativa media anual y contenido de arcilla menores de 200 g/kg en el suelo fueron consideradas áreas de interés para la abrasión.
- Al realizar la segmentación del terreno propenso a la abrasión mediante el análisis de la disimilitud de Bray-Curtis en todos los ejemplos de ROIs, se pudo observar que en ningún caso se encontraron subclases con un solapamiento superior al 70%. Incluso, en algunos casos, la similitud fue menor al 17%, lo que favorece un entrenamiento satisfactorio.
- Los resultados de la clasificación utilizando el algoritmo *Random Forest* proporciona unos resultados de clasificación fueron altamente precisos, con valores superiores al 98% para todas las métricas evaluadas. Esto sugiere que el modelo es efectivo en la identificación de áreas susceptibles de abrasión.
- A partir de los modelos así entrenados, es posible determinar, simplemente con la firma espectral aquellas zonas en las que se produce la combinación de variables (viento, suelo, vegetación y humedad) óptima para que se produzcan movimientos de arena y, en consecuencia, abrasión de estructuras. La identificación de zonas susceptibles de abrasión se representó en un mapa global, destacando áreas en riesgo en todo el mundo, incluyendo desiertos y regiones con condiciones climáticas variables. Los resultados se vectorizaron y se pueden utilizar en plataformas como *Google Earth* para determinar si coordenadas específicas se encuentran dentro de áreas susceptibles y en riesgo de erosión por partículas de arena transportadas por el viento.
- La metodología propuesta permite reentrenar el modelo en cualquier momento con información actualizada, lo que facilita el seguimiento y la gestión de áreas susceptibles de abrasión eólica en evolución.
- Se proporciona un enfoque integral para la determinación de la tasa de erosión por partículas en materiales metálicos, con la creación de un modelo predictivo *MARS* que es capaz de predecir la pérdida de masa. Este enfoque tiene el potencial de ser aplicado a una variedad de materiales y situaciones prácticas para evaluar la erosión por partículas.

- Las pruebas experimentales realizadas presentan una alteración superficial en las muestras metálicas después de las pruebas de impacto directo. Las muestras perdieron entre el 0,20% y el 0,99% de masa por los impactos. Algunos casos, como el aluminio, mostraron ganancias de masa de hasta un 0,05%. Este fenómeno se atribuye a la incrustación de partículas de arena en el material lo que aumenta el peso y puede enmascarar las pérdidas por desgaste.
- La utilización del modelo empírico para predecir la pérdida de masa en función de las condiciones del impacto y el material proporciona una correlación general entre los valores reales y los predichos ( $R^2=0,8628$ ), con mejores resultados para el acero inoxidable. El modelo creado, basado en un algoritmo predictivo *MARS* para mejorar la capacidad de generalización mostró una mayor correlación ( $R^2=0,9322$ ) entre los valores predichos y los valores reales. El modelo *MARS* demostró una buena capacidad de generalización y fue efectivo en la predicción de la pérdida de masa, además de predecir la pérdida de masa basándose en parámetros más simples.
- El modelo *MARS* mejora además la capacidad de generalizar a otros materiales. Dejando aparte el aluminio por su comportamiento anómalo, el modelo *MARS* fue más eficaz en el resto de los materiales, reduciéndose, por ejemplo, en el caso del acero galvanizado el *RMSE* de 0,039245 a 0,019877.

# CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES

---

## VI.1 CONCLUSIONES

Con la proliferación de construcciones en circunstancias adversas, terrenos secos y degradados y ambientes corrosivos es crucial tener en cuenta las condiciones y características del clima, contaminantes y terreno circundante a la hora de diseñar y mantener estructuras metálicas exteriores.

Se han investigado las causas y efectos de la degradación de estructuras metálicas con el fin de obtener modelos simplificados utilizables en entornos inciertos con datos limitados. A nivel global, se han realizado estudios y establecido normativas para la corrosión, aunque las ecuaciones propuestas necesitan de información precisa difícilmente accesible. La erosión de estructuras metálicas por partículas transportadas por el viento ha recibido menos atención, a pesar de su creciente impacto debido a las tendencias constructivas y las condiciones climáticas actuales y futuras.

Este trabajo demuestra que el aprovechamiento de la información climática satelital y la implementación de sistemas predictivos de aprendizaje, junto con el estudio de variables específicas que acoten el problema, permiten determinar el desgaste fisicoquímico que puedan sufrir las estructuras metálicas en situaciones de incertidumbre.

En el marco de los distintos trabajos desarrollados en esta Tesis, se han obtenido varias conclusiones significativas relacionadas con la predicción de daños por corrosión y erosión en estructuras metálicas expuestas a condiciones ambientales adversas:

- En ausencia de datos experimentales, los modelos desarrollados muestran que es posible realizar una categorización precisa de los ambientes para predecir la corrosión de las estructuras galvanizadas a la intemperie. El algoritmo *Supersom* obtiene un ahorro medio del 16% en material de recubrimiento, optimizando la relación entre recubrimiento y vida útil durante las fases de diseño y evaluación y contribuyendo a la durabilidad de las estructuras de acero.

- La comparativa realizada en el apartado V.1.3 entre los valores reales de corrosión del primer año y los valores predichos mediante la red entrenada con SOM obtienen una correlación satisfactoria ( $R^2=0,7728$ ). Además, los puntos cuya predicción se alejaba del valor real, siempre lo hacen por defecto, lo que significa que las predicciones son conservadoras y que las decisiones tomadas en base a eso aportan mayor seguridad.
- Los ensayos que relacionan la deposición de contaminantes de cloruro con la posición relativa entre la orientación de la estructura y la dirección y origen del viento muestran con suficiente significancia estadística ( $p < 0,05$ ) vital importancia para conocer la deposición de cloro en entornos costeros. Como se muestra en el apartado V.2.2., todas las muestras orientadas al viento marino tuvieron deposiciones más altas que las de otras direcciones ( $p < 0,01$ ), disminuyendo progresivamente a medida que se alejaban de la costa.
- Se ha desarrollado un nuevo método para medir la deposición de iones cloruros (denominado vela cubierta) que permite separar las contribuciones realizadas por el viento de las realizadas por la lluvia, lo que consigue ayudar a entender el fenómeno de manera mucho más profunda.
- Al realizar la segmentación del terreno susceptible de abrasión en el apartado V.3.2. analizando la disimilitud de Bray-Curtis en todos los ejemplos de ROIs, se observó que en ningún caso hay subclases solapadas en las tres frecuencias analizadas, llegando en algunos casos a similitudes inferiores al 17% lo que favorece el entrenamiento satisfactorio.
- El algoritmo *Random Forest* se muestra efectivo en la clasificación semiautomática de áreas susceptibles a la erosión eólica, con más del 99% de los casos clasificados correctamente, obteniendo un RMSE de 0,0883 y un ER de 0,0078.
- Los ensayos de laboratorio realizados en la sección V.4.1 para evaluar el impacto de la abrasión por partículas en placas metálicas, incorporando materiales que no se encuentran en otras bases de datos, revelaron pérdidas de masa que variaban entre el 0,20% y el 0,99%. No obstante, se

observó que las placas de aluminio mostraron un aumento de masa, posiblemente debido a un desgaste mínimo y la incrustación de partículas de arena.

- Es esencial incorporar parámetros del terreno en el diseño y mantenimiento de estructuras metálicas. El modelo predictivo de pérdida de masa basado en el algoritmo MARS, entrenado con una base de datos que se complementó con ensayos de laboratorio cuyos resultados se detallan en la sección V.4.3, ha demostrado ser altamente efectivo en la evaluación de la abrasión en nuevos materiales. Este modelo logra una precisión del 98% con un error relativo por debajo del 15%, empleando variables de entrada de fácil obtención.

## VI.2 LÍNEAS DE FUTURO

Las conclusiones anteriores sugieren diversas áreas para futuras investigaciones y desarrollos:

- Investigar la posibilidad de agregar nuevos materiales metálicos y no metálicos al modelo de predicción de la pérdida por corrosión, por ejemplo, coberturas de alta resistencia como galvanizados de alto Mg o pinturas epoxi, ampliamente utilizados en la construcción actual, especialmente en centrales energéticas.
- Evaluar el desempeño bajo condiciones ambientales más diversas. Específicamente, es importante dotar al modelo de más ejemplos de las categorías menos representadas, ya que existen diferencias notables entre las categorías C3/C4 y el resto de los casos.
- Desarrollar modelos completos de corrosión que introduzcan el nivel de deposición de cloro directamente a partir de la orientación, velocidad y distribución porcentual de la fuente de viento, permitiendo estimaciones precisas sin necesidad de sensores y explorar el efecto de la velocidad del viento y su parametrización en el estudio de la corrosión.
- Adaptar el estudio estático de segmentación del terreno a un modelo dinámico de susceptibilidad del terreno a la abrasión que permita

actualizaciones periódicas de los registros históricos e imágenes multispectrales.

- Realizar estudios de campo específicos para evaluar la pérdida de material por erosión eólica en diferentes tipos de materiales y distintas condiciones durante largos periodos de tiempo para complementar la base internacional de datos de corrosión.
- En definitiva, a partir de todo lo anterior, crear un modelo integrado de necesidades de protección en estructuras en la etapa de diseño de los proyectos que, a partir de datos limitados, incorpore simultáneamente tanto los efectos de abrasión como de corrosión.





## CAPÍTULO VII. REFERENCIAS

---

- [1] Y.-Z. Xu, Liu, Zhou, Wang, Tan, y Huang, «An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels», *Metals*, vol. 10, p. 180, ene. 2020, doi: 10.3390/met10020180.
- [2] A. Al-sayed, F. Al-shammari, A. Alshutayri, N. Aljojo, E. Aldahri, y O. Abouola, «The Smart City-Line in Saudi Arabia: Issue and Challenges», *Postmod. Open.*, vol. 13, n.º 1 Sup1, Art. n.º 1 Sup1, mar. 2022, doi: 10.18662/po/13.1Sup1/412.
- [3] M. Mishra, P. B. Lourenço, y G. V. Ramana, «Structural health monitoring of civil engineering structures by using the internet of things: A review», *J. Build. Eng.*, vol. 48, p. 103954, may 2022, doi: 10.1016/j.jobbe.2021.103954.
- [4] X. Wei *et al.*, «Spatiotemporal variations and driving factors for potential wind erosion on the Mongolian Plateau», *Sci. Total Environ.*, vol. 862, p. 160829, mar. 2023, doi: 10.1016/j.scitotenv.2022.160829.
- [5] L. B. Coelho, D. Zhang, Y. Van Ingelgem, D. Steckelmacher, A. Nowé, y H. Terry, «Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective», *Npj Mater. Degrad.*, vol. 6, n.º 1, Art. n.º 1, ene. 2022, doi: 10.1038/s41529-022-00218-4.
- [6] N. D. Pham, S. Okazaki, Y. Kuriyama, N. Kasai, y K. Suzuki, «Real-time aerosol chloride deposition measuring device using a conductivity sensor», *Atmos. Environ.*, vol. 213, pp. 757-766, sep. 2019, doi: 10.1016/j.atmosenv.2019.06.018.
- [7] Z. Ahmad, «Chapter 2 - Basic concepts in corrosion», en *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, Z. Ahmad, Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2006, pp. 9-56. doi: 10.1016/B978-075065924-6/50003-9.
- [8] J. Liu, G. Ou, Q. Qiu, F. Xing, K. Tang, y J. Zeng, «Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region», *Constr. Build. Mater.*, vol. 190, pp. 1015-1022, nov. 2018, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2018.09.094.
- [9] M. Morcillo, B. Chico, D. Fuente, y J. Simancas, «Looking Back on Contributions in the Field of Atmospheric Corrosion Offered by the MICAT Ibero-American Testing Network», *Int. J. Corros.*, vol. 2012, mar. 2012, doi: 10.1155/2012/824365.

- [10] K. Baltins Slamova, M. Köhl, I. Duerr, y T. Kaltenbach, «Degradation effects of maritime atmosphere on metallic components of solar collectors», *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 147, abr. 2016, doi: 10.1016/j.solmat.2015.12.011.
- [11] E. Kusmierk y E. Chrzescijanska, «Atmospheric corrosion of metals in industrial city environment», *Data Brief*, vol. 3, pp. 149-154, jun. 2015, doi: 10.1016/j.dib.2015.02.017.
- [12] A. Laukkanen, M. Lindgren, T. Andersson, T. Pinomaa, y M. Lindroos, «Development and validation of coupled erosion-corrosion model for wear resistant steels in environments with varying pH», *Tribol. Int.*, vol. 151, p. 106534, jul. 2020, doi: 10.1016/j.triboint.2020.106534.
- [13] Y. Zhang, B. M. Ayyub, y J. F. Fung, «Projections of corrosion and deterioration of infrastructure in United States coasts under a changing climate», *Resilient Cities Struct.*, vol. 1, n.º 1, pp. 98-109, mar. 2022, doi: 10.1016/j.rcns.2022.04.004.
- [14] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9225:2012 Corrosion of metals and alloys — Corrosivity of atmospheres — Measurement of environmental parameters affecting corrosivity of atmospheres». [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [15] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9223:2012 Corrosion of metals and alloys — Corrosivity of atmospheres — Classification, determination and estimation». 2012. [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [16] Y. Xu, L. Liu, Q. Zhou, X. Wang, M. Y. Tan, y Y. Huang, «An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels», *Metals*, vol. 10, n.º 2, Art. n.º 2, feb. 2020, doi: 10.3390/met10020180.
- [17] L. Bruno, M. Horvat, y L. Raffaele, «Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures», *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 177, pp. 340-365, jun. 2018, doi: 10.1016/j.jweia.2018.04.021.
- [18] L. Raffaele y L. Bruno, «Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling», *Eng. Struct.*, vol. 178, pp. 88-101, ene. 2019, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.10.017.
- [19] W. Wang *et al.*, «Quantitative Soil Wind Erosion Potential Mapping for Central Asia Using the Google Earth Engine Platform», *Remote Sens.*, vol. 12, n.º 20, Art. n.º 20, ene. 2020, doi: 10.3390/rs12203430.
- [20] L. Raffaele y L. Bruno, «Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling», *Eng. Struct.*, vol. 178, pp. 88-101, ene. 2019, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.10.017.

- [21] CEIT, «Ceit-IK4 colabora en un nuevo carril para el Ave del desierto ante la abrasión que crea la arena al cumplir los primeros 1000 viajes». 28 de mayo de 2019. [En línea]. Disponible en: <https://www.ceit.es/es/>
- [22] I. A. Carrascal, J. A. Casado, S. Diego, y J. A. Polanco, «Dynamic behaviour of high-speed rail fastenings in the presence of desert sand», *Constr. Build. Mater.*, vol. 117, pp. 220-228, ago. 2016, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2016.05.023.
- [23] E. J. R. Parteli, «Predicted expansion of sand deserts», *Nat. Clim. Change*, vol. 12, n.º 11, Art. n.º 11, nov. 2022, doi: 10.1038/s41558-022-01506-2.
- [24] S. Corti, F. Molteni, y T. N. Palmer, «Signature of recent climate change in frequencies of natural atmospheric circulation regimes», *Nature*, vol. 398, n.º 6730, pp. 799-802, abr. 1999, doi: 10.1038/19745.
- [25] V. Sissakian, N. Al-Ansari, y S. Knutsson, «Sand and dust storm events in Iraq», *Nat. Sci.*, vol. 05, pp. 1084-1094, ene. 2013, doi: 10.4236/ns.2013.510133.
- [26] M. Y. Naz, N. I. Ismail, S. A. Sulaiman, y S. Shukrullah, «Electrochemical and Dry Sand Impact Erosion Studies on Carbon Steel», *Sci. Rep.*, vol. 5, n.º 1, p. 16583, nov. 2015, doi: 10.1038/srep16583.
- [27] L. Raffaele y L. Bruno, «Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling», *Eng. Struct.*, vol. 178, pp. 88-101, ene. 2019, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.10.017.
- [28] Y. Shao, Ed., «Integrated Wind-Erosion Modelling», en *Physics and Modelling of Wind Erosion*, en Atmospheric and Oceanographic Sciences Library. , Dordrecht: Springer Netherlands, 2008, pp. 303-360. doi: 10.1007/978-1-4020-8895-7\_9.
- [29] C. Hunold y S. Leitner, «‘Hasta la vista, baby!’ The Solar Grand Plan, environmentalism, and social constructions of the Mojave Desert», *Environ. Polit.*, vol. 20, n.º 5, pp. 687-704, sep. 2011, doi: 10.1080/09644016.2011.608534.
- [30] T. T. E. Vo, S.-M. Je, S.-H. Jung, J. Choi, J.-H. Huh, y H.-J. Ko, «Review of Photovoltaic Power and Aquaculture in Desert», *Energies*, vol. 15, n.º 9, Art. n.º 9, ene. 2022, doi: 10.3390/en15093288.
- [31] M. Kubzova, V. Krivy, y K. Kreislova, «Influence of Chloride Deposition on Corrosion Products», *Procedia Eng.*, vol. 192, pp. 504-509, ene. 2017, doi: 10.1016/j.proeng.2017.06.087.
- [32] B. Moins, C. France, W. Van den bergh, y A. Audenaert, «Implementing life cycle cost analysis in road engineering: A critical review on methodological framework choices», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 133, p. 110284, nov. 2020, doi: 10.1016/j.rser.2020.110284.

- [33] Naciones Unidas, «Transforming our world: The 2030 Agenda for Sustainable Development.» 2015. [En línea]. Disponible en: <https://sustainabledevelopment.un.org/post2015/transformingourworld>
- [34] M. Terrados-Cristos, F. Ortega-Fernández, G. Alonso-Iglesias, M. Díaz-Piloneta, y A. Fernández-Iglesias, «Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques», *Materials*, vol. 14, n.º 14, Art. n.º 14, ene. 2021, doi: 10.3390/ma14143906.
- [35] M. Terrados-Cristos, F. Ortega-Fernández, M. Díaz-Piloneta, V. R. Montequín, y J. G. González, «Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study», *Adv. Civ. Eng.*, vol. 2022, p. e6557898, jun. 2022, doi: 10.1155/2022/6557898.
- [36] M. Terrados-Cristos, F. Ortega-Fernández, M. Díaz-Piloñeta, V. R. Montequín, y J. V. Á. Cabal, «Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning», *Land*, vol. 12, n.º 8, Art. n.º 8, ago. 2023, doi: 10.3390/land12081503.
- [37] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, M. Gabbouj, y D. J. Inman, «A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 147, p. 107077, ene. 2021, doi: 10.1016/j.ymsp.2020.107077.
- [38] F. Seguel y V. Meruane, «Damage assessment in a sandwich panel based on full-field vibration measurements», *J. Sound Vib.*, vol. 417, pp. 1-18, mar. 2018, doi: 10.1016/j.jsv.2017.11.048.
- [39] «Deep learning and its applications to machine health monitoring», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 115, pp. 213-237, ene. 2019, doi: 10.1016/j.ymsp.2018.05.050.
- [40] R.-T. Wu y M. R. Jahanshahi, «Data fusion approaches for structural health monitoring and system identification: Past, present, and future», *Struct. Health Monit.*, vol. 19, n.º 2, pp. 552-586, mar. 2020, doi: 10.1177/1475921718798769.
- [41] G. Lazorenko, A. Kasprzhitskii, y T. Nazdracheva, «Anti-corrosion coatings for protection of steel railway structures exposed to atmospheric environments: A review», *Constr. Build. Mater.*, vol. 288, p. 123115, jun. 2021, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2021.123115.
- [42] Y. Liu *et al.*, «Life-cycle maintenance strategy of bridges considering reliability, environment, cost and failure probability CO2 emission reduction: A bridge study with climate scenarios», *J. Clean. Prod.*, vol. 379, p. 134740, dic. 2022, doi: 10.1016/j.jclepro.2022.134740.

- [43] Z. Luo y B. Yang, «Towards resilient and smart urban road networks: Connectivity restoration via community structure», *Sustain. Cities Soc.*, vol. 75, p. 103344, dic. 2021, doi: 10.1016/j.scs.2021.103344.
- [44] F. Khoshnaw y R. Gubner, Eds., «Part I: General Aspects of Corrosion, Corrosion Control, and Corrosion Prevention», en *Corrosion Atlas Case Studies*, en Corrosion Atlas Series. , Elsevier, 2020, pp. xxv-xli. doi: 10.1016/B978-0-12-818760-9.02002-X.
- [45] B. Gobereit, L. Amsbeck, y M. Ebert, «Abrasion, corrosion and erosion of particles and metallic structure in Solid Particle Receivers», presentado en SolarPACES 2016, Abu Dhabi, AE, 2016. Accedido: 21 de septiembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://elib.dlr.de/107326/>
- [46] Z. Wang *et al.*, «Atmospheric Corrosion Analysis and Rust Evolution Research of Q235 Carbon Steel at Different Exposure Stages in Chengdu Atmospheric Environment of China», *Scanning*, vol. 2020, p. e9591516, feb. 2020, doi: 10.1155/2020/9591516.
- [47] M. E. Emeteri, S. A. Afolalu, L. M. Amusan, y A. Mamudu, «Role of Atmospheric Aerosol Content on Atmospheric Corrosion of Metallic Materials», *Int. J. Corros.*, vol. 2021, p. e6637499, feb. 2021, doi: 10.1155/2021/6637499.
- [48] R. B. Michael Schutze, *Corrosion Resistance of Steels, Nickel Alloys, and Zinc in Aqueous Media : Waste Water, Seawater, Drinking Water, High-Purity Water*. John Wiley and Sons Ltd, 2016.
- [49] G. Hays, «Now is the Time - World Corrosion Organization». 2022. [En línea]. Disponible en: [https://corrosion.org/Corrosion+Resources/Publications/\\_/nowisthetime.pdf](https://corrosion.org/Corrosion+Resources/Publications/_/nowisthetime.pdf)
- [50] B. Chico, D. De la Fuente, I. Díaz, J. Simancas, y M. Morcillo, «Annual Atmospheric Corrosion of Carbon Steel Worldwide. An Integration of ISOCORRAG, ICP/UNECE and MICAT Databases», *Materials*, vol. 10, n.º 6, p. 601, jun. 2017, doi: 10.3390/ma10060601.
- [51] C. Yin, X. Cheng, X. Liu, y M. Zhao, «Identification and Classification of Atmospheric Particles Based on SEM Images Using Convolutional Neural Network with Attention Mechanism», *Complexity*, vol. 2020, p. e9673724, sep. 2020, doi: 10.1155/2020/9673724.
- [52] A. Hembrera O. E., «Effect of hydrogenation of the walls of oil-and-gas pipelines on their soil corrosion and service life», *Mater. Sci.*, vol. 47, n.º 5, pp. 598-607, mar. 2012.

- [53] G. Doyle, M. V. Seica, y M. W. Grabinsky, «The role of soil in the external corrosion of cast iron water mains in Toronto, Canada», *Can. Geotech. J.*, vol. 40, n.º 2, pp. 225-236, abr. 2003, doi: 10.1139/t02-106.
- [54] National Association of Corrosion Engineers y R. Baboian, *NACE corrosion engineer's reference book*. 2016. Accedido: 31 de agosto de 2018. [En línea]. Disponible en: <http://app.knovel.com/web/toc.v/cid:kpNACECE01/>
- [55] National Institute of Standards and technology, American Bureau of Shipping, Colorado School of Mines, Mineral Management Service, y Office of Pipeline Safety, «Coatings for Corrosion Protection: Offshore Oil and Gas Operation Facilities, Marine Pipeline and Ship Structures», *U. S. Dep. Transp. -- Publ. Pap.*, n.º Special Publication 1035, abr. 2004.
- [56] L. Arriba-Rodriguez, J. Villanueva-Balsera, F. Ortega-Fernandez, y F. Rodriguez-Perez, «Methods to Evaluate Corrosion in Buried Steel Structures: A Review», *Metals*, vol. 8, n.º 5, p. 334, may 2018, doi: 10.3390/met8050334.
- [57] Peabody, A.W., *Control of Pipeline Corrosion*. Houston: National Association of Corrosion Engineers (NACE), 2001.
- [58] Z. Ahmad, «Chapter 1 - Introduction to Corrosion», en *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, Z. Ahmad, Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2006, pp. 1-8. doi: 10.1016/B978-075065924-6/50002-7.
- [59] «First (Experimental) Report to the Atmospheric Corrosion Research Committee (of the British Non-Ferrous Metals Research Association)», *Nature*, vol. 115, n.º 2890, pp. 417-417, mar. 1925, doi: 10.1038/115417a0.
- [60] M. Benarie y F. L. Lipfert, «A general corrosion function in terms of atmospheric pollutant concentrations and rain pH», *Atmospheric Environ.* 1967, vol. 20, n.º 10, pp. 1947-1958, ene. 1986, doi: 10.1016/0004-6981(86)90336-7.
- [61] M. Morcillo, B. Chico, I. Díaz, H. Cano, y D. de la Fuente, «Atmospheric corrosion data of weathering steels. A review», *Corros. Sci.*, vol. 77, pp. 6-24, dic. 2013, doi: 10.1016/j.corsci.2013.08.021.
- [62] D. de la Fuente, J. G. Castaño, y M. Morcillo, «Long-term atmospheric corrosion of zinc», *Corros. Sci.*, vol. 49, n.º 3, pp. 1420-1436, mar. 2007, doi: 10.1016/j.corsci.2006.08.003.
- [63] Yu. M. Panchenko y A. I. Marshakov, «Long-term prediction of metal corrosion losses in atmosphere using a power-linear function», *Corros. Sci.*, vol. 109, pp. 217-229, ago. 2016, doi: 10.1016/j.corsci.2016.04.002.
- [64] C. Leygraf, I. Wallinder, J. Tidblad, y T. Graedel, *Atmospheric Corrosion: Second Edition*. 2016, p. 374. doi: 10.1002/9781118762134.



- [65] Y. Cai, Y. Xu, Y. Zhao, y X. Ma, «Atmospheric corrosion prediction: a review», *Corros. Rev.*, jul. 2020, doi: 10.1515/corrrev-2019-0100.
- [66] SW Dean, D Knotkova, y K Kreislová, «ISOCORRAG International Atmospheric Exposure Program: Summary of Results». ASTM International, 2011.
- [67] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9224:2012 Corrosion of metals and alloys – Corrosivity of atmospheres – Guiding values for the corrosivity categories». [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [68] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9226:2012 Corrosion of metals and alloys – Corrosivity of atmospheres – Determination of corrosion rate of standard specimens for the evaluation of corrosivity». [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [69] Swedish Corrosion Institute: Stockholm, «UN/ECE International Cooperative Programme on Effects on Materials Including Historic and Cultural Monuments, Report n. 01: Technical Manual». Sweden, 1988.
- [70] M. Morcillo, «Atmospheric Corrosion in Ibero-America: The MICAT Project», *Atmospheric Corros.*, ene. 1995, doi: 10.1520/STP14924S.
- [71] R. H. McCuen, P. Albrecht, y J. Cheng, «A New Approach to Power-Model Regression of Corrosion Penetration Data», *Corros. Forms Control Infrastruct.*, ene. 1992, doi: 10.1520/STP19754S.
- [72] Feliu, S. y Morcillo, M., «The prediction of atmospheric corrosion from meteorological and pollution parameters », *Corros. Sci.*, vol. 34(3), pp. 403-414., 1993.
- [73] Albrecht Pedro y Hall Terry T., «Atmospheric Corrosion Resistance of Structural Steels», *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 15, n.º 1, pp. 2-24, feb. 2003, doi: 10.1061/(ASCE)0899-1561(2003)15:1(2).
- [74] R. E. Melchers, «A new interpretation of the corrosion loss processes for weathering steels in marine atmospheres», *Corros. Sci.*, vol. 50, n.º 12, pp. 3446-3454, dic. 2008, doi: 10.1016/j.corsci.2008.09.003.
- [75] R. E. Melchers, «Long-term corrosion of cast irons and steel in marine and atmospheric environments», *Corros. Sci.*, vol. 68, pp. 186-194, mar. 2013, doi: 10.1016/j.corsci.2012.11.014.
- [76] M. Morcillo, B. Chico, I. Díaz, H. Cano, y D. de la Fuente, «Atmospheric corrosion data of weathering steels. A review», *Corros. Sci.*, vol. 77, pp. 6-24, dic. 2013, doi: 10.1016/j.corsci.2013.08.021.
- [77] C. Titakis y P. Vassiliou, «Evaluation of 4-Year Atmospheric Corrosion of Carbon Steel, Aluminum, Copper and Zinc in a Coastal Military Airport in

- Greece», *Corros. Mater. Degrad.*, vol. 1, p. 8, may 2020, doi: 10.3390/cmd1010008.
- [78] K. Kreislova y D. Knotkova, «The Results of 45 Years of Atmospheric Corrosion Study in the Czech Republic», *Materials*, vol. 10, abr. 2017, doi: 10.3390/ma10040394.
- [79] J. Tidblad, «Atmospheric corrosion of metals in 2010–2039 and 2070–2099», *Atmos. Environ.*, vol. 55, pp. 1-6, ago. 2012, doi: 10.1016/j.atmosenv.2012.02.081.
- [80] D. Knotkova, P. Boschek, y K. Kreislova, «Results of ISO CORRAG Program: Processing of One-Year Data in Respect to Corrosivity Classification», *Atmospheric Corros.*, ene. 1995, doi: 10.1520/STP14912S.
- [81] Y. M. Panchenko, A. I. Marshakov, L. A. Nikolaeva, V. V. Kovtanyuk, T. N. Igonin, y T. A. Andryushchenko, «Comparative estimation of long-term predictions of corrosion losses for carbon steel and zinc using various models for the Russian territory», *Corros. Eng. Sci. Technol.*, vol. 52, n.º 2, pp. 149-157, feb. 2017, doi: 10.1080/1478422X.2016.1227024.
- [82] I. S. Cole, T. H. Muster, N. S. Azmat, M. S. Venkatraman, y A. Cook, «Multiscale modelling of the corrosion of metals under atmospheric corrosion», *Electrochimica Acta*, vol. 56, n.º 4, pp. 1856-1865, ene. 2011, doi: 10.1016/j.electacta.2010.10.025.
- [83] M. N. Nguyen, X. Wang, y R. H. Leicester, «An assessment of climate change effects on atmospheric corrosion rates of steel structures», *Corros. Eng. Sci. Technol.*, vol. 48, n.º 5, pp. 359-369, ago. 2013, doi: 10.1179/1743278213Y.0000000087.
- [84] H. M. Gomes y A. M. Awruch, «Comparison of response surface and neural network with other methods for structural reliability analysis», *Struct. Saf.*, vol. 26, n.º 1, pp. 49-67, ene. 2004, doi: 10.1016/S0167-4730(03)00022-5.
- [85] Z. Ahmad, «Chapter 10- Atmospheric Corrosion», en *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, Z. Ahmad, Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2006, pp. 550-575. doi: 10.1016/B978-075065924-6/50011-8.
- [86] C. Vargel, «Chapter C.2 - The Parameters of Atmospheric Corrosion», en *Corrosion of Aluminium*, C. Vargel, Ed., Amsterdam: Elsevier, 2004, pp. 241-257. doi: 10.1016/B978-008044495-6/50018-5.
- [87] E. Schindelholz y R. G. Kelly, «Wetting phenomena and time of wetness in atmospheric corrosion: a review», *Corros. Rev.*, vol. 30, n.º 5-6, ene. 2012, doi: 10.1515/corrrev-2012-0015.
- [88] M. Kottek, J. Grieser, C. Beck, B. Rudolf, y F. Rubel, «World Map of the Köppen-Geiger climate classification updated», *Meteorol. Z.*, vol. 15, n.º 3, pp. 259-263, jul. 2006, doi: 10.1127/0941-2948/2006/0130.



- [89] C. H. Tan, F. R. Mahamd Adikan, Y. G. Shee, y B. K. Yap, «Non-destructive fiber Bragg grating based sensing system: Early corrosion detection for structural health monitoring», *Sens. Actuators Phys.*, vol. 268, pp. 61-67, dic. 2017, doi: 10.1016/j.sna.2017.10.048.
- [90] M. Abbas y M. Shafiee, «An overview of maintenance management strategies for corroded steel structures in extreme marine environments», *Mar. Struct.*, vol. 71, p. 102718, may 2020, doi: 10.1016/j.marstruc.2020.102718.
- [91] L. Yan, Y. Diao, Z. Lang, y K. Gao, «Corrosion rate prediction and influencing factors evaluation of low-alloy steels in marine atmosphere using machine learning approach», *Sci. Technol. Adv. Mater.*, vol. 21, n.º 1, pp. 359-370, ene. 2020, doi: 10.1080/14686996.2020.1746196.
- [92] B. Santosh Kumar, S. A. Sannasiraj, y K. Murali, «Effect of Climate Change in the Deterioration of a Berthing Structure in a Tropical Environment», *J. Inst. Eng. India Ser. A*, vol. 102, n.º 3, pp. 697-703, sep. 2021, doi: 10.1007/s40030-021-00532-1.
- [93] E. Diler, F. Peltier, J. Becker, y D. Thierry, «Real-time corrosion monitoring of aluminium alloys under chloride-contaminated atmospheric conditions», *Mater. Corros.*, vol. 72, n.º 8, pp. 1377-1387, 2021, doi: 10.1002/maco.202112302.
- [94] Brett, Nigel, «Why we should care about vulnerable coastal communities». 18 de enero de 2019. Accedido: 16 de julio de 2021. [En línea]. Disponible en: <https://ani.seafdec.org.ph/handle/20.500.12174/5473>
- [95] W. Choi, D. Lee, y C. B. Bahn, «Quantitative Analysis Methods of Chloride Deposition on Silver for Atmospheric Corrosion Monitoring in South Korea», *Corrosion*, vol. 77, n.º 1, pp. 53-61, nov. 2020, doi: 10.5006/3622.
- [96] N. Russo, M. Gastaldi, L. Schiavi, A. Strini, R. Zanoni, y F. Lollini, «78\_Effect of cracks on the service life of RC structures exposed to chlorides», *Acta Polytech. CTU Proc.*, vol. 33, pp. 511-517, mar. 2022, doi: 10.14311/APP.2022.33.0511.
- [97] S. Hu, Z. Wang, Y. Guo, y G. Xiao, «Life-Cycle Seismic Fragility Assessment of Existing RC Bridges Subject to Chloride-Induced Corrosion in Marine Environment», *Adv. Civ. Eng.*, vol. 2021, p. e9640521, jun. 2021, doi: 10.1155/2021/9640521.
- [98] Y. Gu, A. Yu, y X. Zhang, «Seismic Performance of Offshore Piers under Wave Impact and Chloride Ion Corrosion Environment», *Shock Vib.*, vol. 2021, p. e8028869, dic. 2021, doi: 10.1155/2021/8028869.
- [99] H. Chen, H. Cui, Z. He, L. Lu, y Y. Huang, «Influence of chloride deposition rate on rust layer protectiveness and corrosion severity of mild steel in

- tropical coastal atmosphere», *Mater. Chem. Phys.*, vol. 259, p. 123971, feb. 2021, doi: 10.1016/j.matchemphys.2020.123971.
- [100] M. Ormellese, S. Beretta, T. Bellezze, y F. Bolzoni, «Atmospheric Corrosion Behavior of Zinc and Zinc Alloys: Comparison Between Natural and Accelerated Exposure», presentado en CORROSION 2021, OnePetro, abr. 2021. Accedido: 21 de septiembre de 2021. [En línea]. Disponible en: <https://onepetro.org/NACECORR/proceedings/CORR21/8-CORR21/D081S029R008/464011>
- [101] H. Guan, A. Love, C. Simmons, O. Makhnin, y A. Kayaalp, «Factors influencing chloride deposition in a coastal hilly area and application to chloride deposition mapping», *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 14, may 2010, doi: 10.5194/hess-14-801-2010.
- [102] J. Liu, G. Ou, Q. Qiu, F. Xing, K. Tang, y J. Zeng, «Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region», *Constr. Build. Mater.*, vol. 190, pp. 1015-1022, nov. 2018, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2018.09.094.
- [103] A. Castañeda, F. Corvo, J. Albear, y M. Rigoberto, «Penetration of marine aerosol in a tropical coastal city: Havana», *Atmósfera*, vol. 31, pp. 87-104, ene. 2018, doi: 10.20937/ATM.2018.31.01.06.
- [104] K. Slamova, R. Glaser, C. Schill, S. Wiesmeier, y M. Köhl, «Mapping atmospheric corrosion in coastal regions: Methods and results», 2012, [En línea]. Disponible en: <https://publica.fraunhofer.de/handle/publica/230132>
- [105] R. Wattanapornprom, P. Limtong, T. Ishida, P. Pheinsusom, y W. Pansuk, «Airborne Chloride Intensity and Chloride Ion Penetration into Mortar Specimen in Thailand», *Eng. J.*, vol. 24, mar. 2020, doi: 10.4186/ej.2020.24.2.87.
- [106] M. H. Nazir, A. Saeed, y Z. Khan, «A comprehensive predictive corrosion model incorporating varying environmental gas pollutants applied to wider steel applications», *Mater. Chem. Phys.*, vol. 193, pp. 19-34, jun. 2017, doi: 10.1016/j.matchemphys.2017.01.081.
- [107] G. Battista, «Analysis of the Air Pollution Sources in the city of Rome (Italy)», *Energy Procedia*, vol. 126, pp. 392-397, sep. 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.08.271.
- [108] T. M. Zobeck y R. S. Van Pelt, «Wind Erosion», en *Soil Management: Building a Stable Base for Agriculture*, John Wiley & Sons, Ltd, 2011, pp. 209-227. doi: 10.2136/2011.soilmanagement.c14.
- [109] J. F. Kok, E. J. R. Parteli, T. I. Michaels, y D. B. Karam, «The physics of wind-blown sand and dust», *Rep. Prog. Phys.*, vol. 75, n.º 10, p. 106901, sep. 2012, doi: 10.1088/0034-4885/75/10/106901.
- [110] M. L. Martínez y N. P. Psuty, *Coastal dunes*. Springer, 2004.

- [111] P. G. Fookes y E. M. Lee, «Desert environments: landscapes and stratigraphy», *Geol. Today*, vol. 25, n.º 5, pp. 172-180, 2009, doi: <https://doi.org/10.1111/j.1365-2451.2009.00722.x>.
- [112] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [113] Y. M. El-Sherbiny, «Erosive wear of different facade finishing materials», *HBRC J.*, vol. 14, n.º 3, pp. 431-437, dic. 2018, doi: 10.1016/j.hbrcj.2018.04.001.
- [114] N. P. Webb *et al.*, «Indicators and benchmarks for wind erosion monitoring, assessment and management», *Ecol. Indic.*, vol. 110, p. 105881, mar. 2020, doi: 10.1016/j.ecolind.2019.105881.
- [115] M. Jarrah, S. Mayel, J. Tatarko, R. Funk, y K. Kuka, «A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity», *CATENA*, vol. 187, p. 104388, abr. 2020, doi: 10.1016/j.catena.2019.104388.
- [116] N. P. Woodruff y F. H. Siddoway, «A Wind Erosion Equation», *Soil Sci. Soc. Am. J.*, vol. 29, n.º 5, pp. 602-608, 1965, doi: 10.2136/sssaj1965.03615995002900050035x.
- [117] J. R. Williams, C. A. Jones, y P. T. Dyke, «A Modeling Approach to Determining the Relationship Between Erosion and Soil Productivity», *Am. Soc. Agric. Biol. Eng.*, vol. 27, n.º 1, pp. 0129-0144, 1984, doi: 10.13031/2013.32748.
- [118] B. Liu, J. Qu, D. Ning, Q. Han, D. Yin, y P. Du, «WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces», *CATENA*, vol. 172, pp. 266-273, ene. 2019, doi: 10.1016/j.catena.2018.08.037.
- [119] J. Böhner, W. Schäfer, O. Conrad, J. Gross, y A. Ringeler, «The WEELS model: methods, results and limitations», *CATENA*, vol. 52, n.º 3, pp. 289-308, jul. 2003, doi: 10.1016/S0341-8162(03)00019-5.
- [120] C. Hong *et al.*, «Wind erosion rate for vegetated soil cover: A prediction model based on surface shear strength», *CATENA*, vol. 187, p. 104398, abr. 2020, doi: 10.1016/j.catena.2019.104398.
- [121] Y. P. Shao, M. R. Raupach, y J. F. Leys, «A model for predicting aeolian sand drift and dust entrainment on scales from paddock to region», *Soil Res.*, vol. 34, n.º 3, pp. 309-342, 1996, doi: 10.1071/sr9960309.
- [122] A. Klik, «Wind erosion assessment in Austria using wind erosion equation and GIS», *Proceedings OECD Expert Meet. Rome*, ene. 2004.
- [123] M. Jarrah, S. Mayel, J. Tatarko, R. Funk, y K. Kuka, «A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity», *CATENA*, vol. 187, p. 104388, abr. 2020, doi: 10.1016/j.catena.2019.104388.

- [124] B. Liu, J. Qu, D. Ning, Q. Han, D. Yin, y P. Du, «WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces», *CATENA*, vol. 172, pp. 266-273, ene. 2019, doi: 10.1016/j.catena.2018.08.037.
- [125] H. Arabnejad, A. Mansouri, S. Shirazi, y B. McLaury, «Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications», ene. 2015. doi: 10.2118/174987-MS.
- [126] S. Shirazi, B. McLaury, y H. Arabnejad, «A Semi-Mechanistic Model for Predicting Sand Erosion Threshold Velocities in Gas and Multiphase Flow Production», sep. 2016. doi: 10.2118/181487-MS.
- [127] B. Omar, hadj meliani Mohammed, Z. Azari, A. Sorour, N. Merah, y P. Guy, «Effect of Sandblasting on Tensile Properties, Hardness and Fracture Resistance of a Line Pipe Steel Used in Algeria for Oil Transport», *J. Fail. Anal. Prev.*, pp. 1-15, ago. 2017, doi: 10.1007/s11668-017-0313-4.
- [128] A. Asgharpour, P. Zahedi, H. Khanouki, S. Shirazi, y B. McLaury, «Experimental Investigation of Solid Particle Erosion in Successive Elbows in Gas Dominated Flows», *J. Fluids Eng.*, vol. 142, jun. 2020, doi: 10.1115/1.4046109.
- [129] H. A. Khanouki, *Development of Erosion Equations for Solid Particle and Liquid Droplet Impact (Ph.D. Dissertation)*. University of Tulsa, 2015.
- [130] A. Mansouri, «A combined CFD-experimental method for developing an erosion equation for both gas-sand and liquid-sand flows», University of Tulsa, 2016.
- [131] H. Yun-Hong y X. Yong-Ming, «Reserch on the mechanical-properties of flexible surface-material by erosion in Sandstorm-Environment», *2010 Int. Conf. Mech. Autom. Control Eng. MACE2010*, jun. 2010, doi: 10.1109/MACE.2010.5536772.
- [132] A. Bahri, N. Guermazi, K. Elleuch, y M. Ürgen, «On the erosive wear of 304L stainless steel caused by olive seed particles impact: Modeling and experiments», *Tribol. Int.*, vol. 102, pp. 608-619, oct. 2016, doi: 10.1016/j.triboint.2016.06.020.
- [133] C. Mele, F. Lionetto, y B. Bozzini, «An Erosion-Corrosion Investigation of Coated Steel for Applications in the Oil and Gas Field, Based on Bipolar Electrochemistry», *Coatings*, vol. 10, n.º 2, p. 92, feb. 2020, doi: 10.3390/coatings10020092.
- [134] Y.-H. Hao y Y. Li, «Erosion-behaviors of the coating on steel structure eroded at low erosion-angle in sandstorm», *Mocaxue XuebaoTribology*, vol. 33, pp. 343-348, jul. 2013.
- [135] Y.-H. Hao, Y. Ren, G.-L. Duan, M.-X. Zhu, y Y.-J. Feng, «Erosion mechanism and evaluation of steel structure coating eroded under

- sandstorm environment», *Jianzhu Cailiao Xuebao Journal Build. Mater.*, vol. 34, pp. 357-363, jul. 2014, doi: 10.3969/j.issn.1007-9629.2011.03.011.
- [136] Y. Chen, «Flood hazard zone mapping incorporating geographic information system (GIS) and multi-criteria analysis (MCA) techniques», *J. Hydrol.*, vol. 612, p. 128268, sep. 2022, doi: 10.1016/j.jhydrol.2022.128268.
- [137] G. A. Yousef, M. A. Elazony, A. Abdelsattar, M. M. Sewailam, y O. H. Elsaid, «Applying an integrated Remote Sensing-GIS approach in the documentation of handicraft centers at New Valley Governorate, Egypt», *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.*, vol. 25, n.º 3, pp. 731-739, dic. 2022, doi: 10.1016/j.ejrs.2022.04.004.
- [138] F. Fang *et al.*, «Spatial context-aware method for urban land use classification using street view images», *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 192, pp. 1-12, oct. 2022, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2022.07.020.
- [139] O. M. Sorkhabi, B. Shadmanfar, y E. Kiani, «Monitoring of dam reservoir storage with multiple satellite sensors and artificial intelligence», *Results Eng.*, p. 100542, jul. 2022, doi: 10.1016/j.rineng.2022.100542.
- [140] H. G. Kuma, F. F. Feyessa, y T. A. Demissie, «Land-use/land-cover changes and implications in Southern Ethiopia: evidence from remote sensing and informants», *Heliyon*, vol. 8, n.º 3, p. e09071, mar. 2022, doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e09071.
- [141] Md. J. Faruque *et al.*, «Monitoring of land use and land cover changes by using remote sensing and GIS techniques at human-induced mangrove forests areas in Bangladesh», *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.*, vol. 25, p. 100699, ene. 2022, doi: 10.1016/j.rsase.2022.100699.
- [142] H. A. Megahed, A. Hassoup, A. E.-H. A. Farrag, y D. Wahba, «Modeling the Environmental Hazards of El-Kharga Oasis Sand Dunes, Western Desert of Egypt, using Remote Sensing and GIS Techniques: Research Article- DOI: 10.23953/cloud.ijarsg.505», *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS*, vol. 10, n.º 1, Art. n.º 1, jul. 2021.
- [143] F. Wiesinger, F. Sutter, A. Fernández-García, J. Wette, y N. Hanrieder, «Sandstorm erosion on solar reflectors: A field study on height and orientation dependence», *Energy*, p. 119351, nov. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2020.119351.
- [144] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [145] R. Mehdipour y Z. Baniamerian, «A new approach in reducing sand deposition on railway tracks to improve transportation», *Aeolian Res.*, vol. 41, p. 100537, dic. 2019, doi: 10.1016/j.aeolia.2019.07.003.

- [146] T. Savill, E. Jewell, y P. Barker, «Development of Techniques and Non-Destructive Methods for in-Situ Performance Monitoring of Organically Coated Pre-Finished Cladding Used in the Construction Sector», *ECS Meet. Abstr.*, vol. MA2022-01, n.º 16, pp. 1016-1016, jul. 2022, doi: 10.1149/MA2022-01161016mtgabs.
- [147] J. F. Kok, E. J. R. Parteli, T. I. Michaels, y D. B. Karam, «The physics of wind-blown sand and dust», *Rep. Prog. Phys. Phys. Soc. G. B.*, vol. 75, n.º 10, p. 106901, oct. 2012, doi: 10.1088/0034-4885/75/10/106901.
- [148] V. Dentoni, B. Grosso, F. Pinna, A. Lai, y O. Bouarour, «Emission of Fine Dust from Open Storage of Industrial Materials Exposed to Wind Erosion», *Atmosphere*, vol. 13, n.º 2, Art. n.º 2, feb. 2022, doi: 10.3390/atmos13020320.
- [149] X. J. Shi y X. F. Shi, «Numerical prediction on erosion damage caused by wind-blown sand movement», *Eur. J. Environ. Civ. Eng.*, vol. 18, n.º 5, pp. 550-566, may 2014, doi: 10.1080/19648189.2014.891468.
- [150] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [151] Y. M. El-Sherbiny, «Erosive wear of different facade finishing materials», *HBRC J.*, vol. 14, n.º 3, pp. 431-437, dic. 2018, doi: 10.1016/j.hbrcj.2018.04.001.
- [152] Republique Algerienne Democratique et Populaire, «Document Technique Règlementaire C2-47: Règlement Neige & Vent». 2013.
- [153] Asociación Española de Normalización, «UNE-EN-1991-1-4. Eurcódigo 1: Acciones en estructuras. Part1-4:Acciones generales.Acciones de viento».
- [154] European Commitee for Standarization, «EN 1993-1-1. Eurocode 3: Design of steel structures - Part 1-1: General rules and rules for buildings.» mayo de 2005.
- [155] Asociación Española de Normalización, «UNE-EN-ISO 14713-1. Recubrimientos de cinc. Parte 1: Principios generales de diseño y resistencia a la corrosión». junio de 2017.
- [156] G02 Committee, «Test Method for Conducting Erosion Tests by Solid Particle Impingement Using Gas Jets», ASTM International. doi: 10.1520/G0076-13.
- [157] O. Bouledroua, M. Hadj Meliani, Z. Azari, A. Sorour, N. Merah, y G. Pluvinage, «Effect of Sandblasting on Tensile Properties, Hardness and Fracture Resistance of a Line Pipe Steel Used in Algeria for Oil Transport», *J. Fail. Anal. Prev.*, vol. 17, n.º 5, pp. 890-904, oct. 2017, doi: 10.1007/s11668-017-0313-4.



- [158] G. Pastore, T. Baird, P. Vermeesch, C. Bristow, A. Resentini, y E. Garzanti, «Provenance and recycling of Sahara Desert sand», *Earth-Sci. Rev.*, vol. 216, p. 103606, may 2021, doi: 10.1016/j.earscirev.2021.103606.
- [159] X. J. Zheng y T. L. Bo, «Representation model of wind velocity fluctuations and saltation transport in aeolian sand flow», *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 220, p. 104846, ene. 2022, doi: 10.1016/j.jweia.2021.104846.
- [160] Y. I. Oka, K. Okamura, y T. Yoshida, «Practical estimation of erosion damage caused by solid particle impact: Part 1: Effects of impact parameters on a predictive equation», *Wear*, vol. 259, n.º 1, pp. 95-101, jul. 2005, doi: 10.1016/j.wear.2005.01.039.
- [161] F. Wiesinger *et al.*, «Assessment of the erosion risk of sandstorms on solar energy technology at two sites in Morocco», *Sol. Energy*, vol. 162, pp. 217-228, mar. 2018, doi: 10.1016/j.solener.2018.01.004.
- [162] A. P. Harsha y D. K. Bhaskar, «Solid particle erosion behaviour of ferrous and non-ferrous materials and correlation of erosion data with erosion models», *Mater. Des.*, vol. 29, n.º 9, pp. 1745-1754, oct. 2008, doi: 10.1016/j.matdes.2008.03.016.
- [163] M. S. Bingley y D. J. O'Flynn, «Examination and comparison of various erosive wear models», *Wear*, vol. 258, n.º 1, pp. 511-525, ene. 2005, doi: 10.1016/j.wear.2004.01.023.
- [164] X. Cao *et al.*, «Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy», *Surf. Coat. Technol.*, vol. 365, pp. 214-221, may 2019, doi: 10.1016/j.surfcoat.2018.08.066.
- [165] N. Dalili, A. Edrissy, y R. Carriveau, «A review of surface engineering issues critical to wind turbine performance», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, n.º 2, pp. 428-438, feb. 2009, doi: 10.1016/j.rser.2007.11.009.
- [166] X. Cao *et al.*, «Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy», *Surf. Coat. Technol.*, vol. 365, pp. 214-221, may 2019, doi: 10.1016/j.surfcoat.2018.08.066.
- [167] H. Nomoto, «10 - Solid particle erosion analysis and protection design for steam turbines», en *Advances in Steam Turbines for Modern Power Plants*, T. Tanuma, Ed., Woodhead Publishing, 2017, pp. 219-239. doi: 10.1016/B978-0-08-100314-5.00010-5.
- [168] H. Arabnejad, A. Mansouri, S. A. Shirazi, y B. S. McLaury, «Development of mechanistic erosion equation for solid particles», *Wear*, vol. 332-333, pp. 1044-1050, may 2015, doi: 10.1016/j.wear.2015.01.031.
- [169] L. Bruno, M. Horvat, y L. Raffaele, «Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures», *J. Wind*

- Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 177, pp. 340-365, jun. 2018, doi: 10.1016/j.jweia.2018.04.021.
- [170] A. Almajed, K. Lemboye, M. G. Arab, y A. Alnuaim, «Mitigating wind erosion of sand using biopolymer-assisted EICP technique», *Soils Found.*, vol. 60, n.º 2, pp. 356-371, abr. 2020, doi: 10.1016/j.sandf.2020.02.011.
- [171] H. Meng, Y. Gao, J. He, Y. Qi, y L. Hang, «Microbially induced carbonate precipitation for wind erosion control of desert soil: Field-scale tests», *Geoderma*, vol. 383, p. 114723, feb. 2021, doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114723.
- [172] M. Ferrari y F. Cirisano, «High transmittance and highly amphiphobic coatings for environmental protection of solar panels», *Adv. Colloid Interface Sci.*, vol. 286, p. 102309, dic. 2020, doi: 10.1016/j.cis.2020.102309.
- [173] Y. Shi y Z. M. Shi, «Ultrasonic surface treatment for improving wind-blown sand erosion resistance of cementitious materials», *Wear*, vol. 460-461, p. 203185, nov. 2020, doi: 10.1016/j.wear.2020.203185.
- [174] Committee MT-014 (Corrosion Of Metals), «AS 4312-2008. Atmospheric corrosivity zones in Australia». 2008.
- [175] B. Chico, E. Otero, L. Mariaca, y M. Morcillo, «La corrosión en atmósferas marinas. Efecto de la distancia a la costa», *Rev. Metal.*, vol. 34, may 1998, doi: 10.3989/revmetalm.1998.v34.iExtra.711.
- [176] F. J. Goerlich Gisbert y I. Cantarino Martí, «Estimaciones de la población rural y urbana a nivel municipal», *Goerlich Gisbert Francisco José Cantarino Martí Isidro 2015 Estimaciones Poblac. Rural Urbana Niv. Munic. Estad. Esp. 57 186 5 29*, 2015.
- [177] E. Oja Samuel Kaski, *Kohonen Maps - 1st Edition*. Elsevier Science, 1999.
- [178] R. Wehrens y L. Buydens, «Self- and Super-organizing Maps in R: The kohonen Package», *J. Stat. Softw.*, vol. 21, pp. 1-19, oct. 2007, doi: 10.18637/jss.v021.i05.
- [179] Th. Villmann y H.-U. Bauer, «Applications of the growing self-organizing map11This work has been supported by Deutsche Forschungsgemeinschaft, SFB 185 "Nichtlineare Dynamik", TP E6.», *Neurocomputing*, nov. 1998, doi: 10.1016/S0925-2312(98)00037-X.
- [180] Juan Miguel Marín Diazaraque, «Los mapas auto-organizados de Kohonen (SOM)». UC3M-Universidad Carlos III de Madrid.
- [181] V. Pachghare, P. Kulkarni, y D. Nikam, «Intrusion Detection System using Self Organizing Maps», ago. 2009, pp. 1-5. doi: 10.1109/IAMA.2009.5228074.



- [182] E. L. Heasley, J. D. A. Millington, N. J. Clifford, y M. A. Chadwick, «A Waterbody Typology Derived from Catchment Controls Using Self-Organising Maps», *Water*, vol. 12, n.º 1, p. 78, ene. 2020, doi: 10.3390/w12010078.
- [183] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, 3.ª ed. en Springer Series in Information Sciences. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2001. doi: 10.1007/978-3-642-56927-2.
- [184] D. F. Shanno, «Conditioning of Quasi-Newton Methods for Function Minimization», *Math. Comput.*, vol. 24, n.º 111, pp. 647-656, 1970, doi: 10.2307/2004840.
- [185] I. Bronshtein y K. Semendiaev, *Manual de matemáticas para ingenieros y estudiantes*. Moscú; Madrid: Mir ; Rubiños-1860, 1993.
- [186] N. Bourbaki, *Topological Vector Spaces: Chapters 1-5*. Springer, 2002.
- [187] S. Feliu, M. Morcillo, y B. Chico, «Effect of Distance from Sea on Atmospheric Corrosion Rate», *Corrosion*, vol. 55, n.º 9, pp. 883-891, sep. 1999, doi: 10.5006/1.3284045.
- [188] A. E. de Meteorología, «Manual de uso de términos meteorológicos de la Agencia Estatal de Meteorología | Gobierno de España». 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.aemet.es/documentos/es/el tiempo/prediccion/comun/Manualdeterminosmeteorologicos.pdf>
- [189] L. Congedo, *Semi-Automatic Classification Plugin User Manual*. 2014. doi: 10.13140/RG.2.1.1219.3524.
- [190] J. R. Bray y J. T. Curtis, «An ordination of the upland forest communities of southern Wisconsin», *Ecol. Monogr.*, vol. 27, n.º 4, pp. 326-349, 1957.
- [191] M. Belgiu y L. Drăguț, «Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions», *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 114, pp. 24-31, abr. 2016, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011.
- [192] X. Yu y Q. Zeng, «Random forest algorithm-based classification model of pesticide aquatic toxicity to fishes», *Aquat. Toxicol.*, vol. 251, p. 106265, oct. 2022, doi: 10.1016/j.aquatox.2022.106265.
- [193] Y. Loozen *et al.*, «Mapping canopy nitrogen in European forests using remote sensing and environmental variables with the random forests method», *Remote Sens. Environ.*, vol. 247, p. 111933, sep. 2020, doi: 10.1016/j.rse.2020.111933.
- [194] V. Douna, V. Barraza, F. Grings, A. Huete, N. Restrepo-Coupe, y J. Beringer, «Towards a remote sensing data based evapotranspiration estimation in Northern Australia using a simple random forest approach»,

- J. Arid Environ.*, vol. 191, p. 104513, ago. 2021, doi: 10.1016/j.jaridenv.2021.104513.
- [195] Q. Wang, L. Wang, X. Zhu, Y. Ge, X. Tong, y P. M. Atkinson, «Remote sensing image gap filling based on spatial-spectral random forests», *Sci. Remote Sens.*, vol. 5, p. 100048, jun. 2022, doi: 10.1016/j.srs.2022.100048.
- [196] E. Huttunen-Saarivirta, H. Kinnunen, J. Tuiremo, M. Uusitalo, y M. Antonov, «Erosive wear of boiler steels by sand and ash», *Wear*, vol. 317, n.º 1, pp. 213-224, sep. 2014, doi: 10.1016/j.wear.2014.06.007.
- [197] S. B. Çelik, İ. Çobanoğlu, T. Koralay, y K. Gireson, «Investigation of the Leeb hardness test in rapid characterisation of rock cores with particular emphasis on the effect of length to diameter ratio», *Int. J. Min. Reclam. Environ.*, vol. 0, n.º 0, pp. 1-20, may 2023, doi: 10.1080/17480930.2023.2213549.
- [198] H. Arabnejad, A. Mansouri, S. Shirazi, y B. McLauray, «Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications», January 1, 2015b. doi: 10.2118/174987-MS.
- [199] J. H. Friedman, «Multivariate Adaptive Regression Splines», *Ann. Stat.*, vol. 19, n.º 1, pp. 1-67, mar. 1991, doi: 10.1214/aos/1176347963.
- [200] J. Vanegas y F. Vásquez, «Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), una alternativa para el análisis de series de tiempo», *Gac. Sanit.*, vol. 31, n.º 3, pp. 235-237, may 2017, doi: 10.1016/j.gaceta.2016.10.003.
- [201] J. H. Friedman, «Multivariate Adaptive Regression Splines», *Ann. Stat.*, vol. 19, n.º 1, pp. 1-67, 1991.
- [202] A. H. Naser, A. H. Badr, S. N. Henedy, K. A. Ostrowski, y H. Imran, «Application of Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) approach in prediction of compressive strength of eco-friendly concrete», *Case Stud. Constr. Mater.*, vol. 17, p. e01262, dic. 2022, doi: 10.1016/j.cscm.2022.e01262.
- [203] S. Arlot y A. Celisse, «A survey of cross-validation procedures for model selection», *Stat. Surv.*, vol. 4, n.º none, pp. 40-79, ene. 2010, doi: 10.1214/09-SS054.
- [204] S. Kucheryavskiy, S. Zhilin, O. Rodionova, y A. Pomerantsev, «Procrustes Cross-Validation—A Bridge between Cross-Validation and Independent Validation Sets», *Anal. Chem.*, vol. 92, n.º 17, pp. 11842-11850, sep. 2020, doi: 10.1021/acs.analchem.0c02175.
- [205] G. R. Meira, W. T. A. Pinto, E. E. P. Lima, y C. Andrade, «Vertical distribution of marine aerosol salinity in a Brazilian coastal area – The influence of wind speed and the impact on chloride accumulation into

- concrete», *Constr. Build. Mater.*, vol. 135, pp. 287-296, mar. 2017, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2016.12.181.
- [206] J. Piazzola y S. Despiau, «Contribution of marine aerosols in the particle size distributions observed in Mediterranean coastal zone», *Atmos. Environ.*, vol. 31, n.º 18, pp. 2991-3009, sep. 1997, doi: 10.1016/S1352-2310(97)00088-5.
- [207] J. C. Guerra, A. Castañeda, F. Corvo, J. J. Howland, y J. Rodríguez, «Atmospheric corrosion of low carbon steel in a coastal zone of Ecuador: Anomalous behavior of chloride deposition versus distance from the sea», *Mater. Corros.*, vol. 70, n.º 3, pp. 444-460, 2019, doi: 10.1002/maco.201810442.
- [208] F. M. Binyehmed, A. M. Abdullah, R. M. Zawawi, R. E. Elawad, y K. Youssef, «Deposition rate of chloride DRC as a corrosive agent in several locations in the Klang Valley, Malaysia», 2017. Accedido: 28 de enero de 2021. [En línea]. Disponible en: /paper/DEPOSITION-RATE-OF-CHLORIDE-DRC-AS-A-CORROSIVE-IN-Binyehmed-Abdullah/70e77c2a5af8dade765db8f12750a583f55ec71a
- [209] B. Liu *et al.*, «Effect of tin addition on corrosion behavior of a low-alloy steel in simulated costal-industrial atmosphere», *J. Mater. Sci. Technol.*, vol. 35, n.º 7, pp. 1228-1239, jul. 2019, doi: 10.1016/j.jmst.2019.01.008.
- [210] G. R. Meira, C. Andrade, I. J. Padaratz, C. Alonso, y J. C. Borba Jr., «Chloride penetration into concrete structures in the marine atmosphere zone - Relationship between deposition of chlorides on the wet candle and chlorides accumulated into concrete», *Cem. Concr. Compos.*, vol. 29, n.º 9, pp. 667-676, 2007, doi: 10.1016/j.cemconcomp.2007.05.009.
- [211] M. E. R. Gustafsson y L. G. Franzén, «Dry deposition and concentration of marine aerosols in a coastal area, SW Sweden», *Atmos. Environ.*, vol. 30, n.º 6, pp. 977-989, mar. 1996, doi: 10.1016/1352-2310(95)00355-X.
- [212] P. J. Davies y R. S. Crosbie, «Mapping the spatial distribution of chloride deposition across Australia», *J. Hydrol.*, vol. 561, pp. 76-88, jun. 2018, doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.03.051.
- [213] D. de la Fuente, I. Díaz, J. Simancas, B. Chico, y M. Morcillo, «Long-term atmospheric corrosion of mild steel», *Corros. Sci.*, vol. 53, n.º 2, pp. 604-617, feb. 2011, doi: 10.1016/j.corsci.2010.10.007.
- [214] J. Alcántara, B. Chico, J. Simancas, I. Díaz, D. de la Fuente, y M. Morcillo, «An attempt to classify the morphologies presented by different rust phases formed during the exposure of carbon steel to marine atmospheres», *Mater. Charact.*, vol. 118, pp. 65-78, ago. 2016, doi: 10.1016/j.matchar.2016.04.027.

- [215] K. A. Pratt *et al.*, «Flight-based chemical characterization of biomass burning aerosols within two prescribed burn smoke plumes», *Atmospheric Chem. Phys.*, vol. 11, n.º 24, pp. 12549-12565, dic. 2011, doi: <https://doi.org/10.5194/acp-11-12549-2011>.
- [216] R. C. Moffet, B. de Foy, L. T. Molina, M. J. Molina, y K. A. Prather, «Measurement of ambient aerosols in northern Mexico City by single particle mass spectrometry», *Atmospheric Chem. Phys.*, vol. 8, n.º 16, pp. 4499-4516, ago. 2008, doi: <https://doi.org/10.5194/acp-8-4499-2008>.
- [217] «WoSIS Soil Profile Database». Accedido: 17 de enero de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.isric.org/explore/wosis>
- [218] P. A S, J. Sarangan, S. Sivan, y J. Subramanian, «Erosion wear behaviour of plasma sprayed NiCrSiB/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> composite coating», *Int. J. Refract. Met. Hard Mater.*, vol. 52, pp. 209-218, sep. 2015, doi: 10.1016/j.ijrmhm.2015.06.005.
- [219] M. Mathapati, M. R. Ramesh, y M. Doddamani, «High temperature erosion behavior of plasma sprayed NiCrAlY/WC-Co/cenosphere coating», *Surf. Coat. Technol.*, vol. 325, pp. 98-106, sep. 2017, doi: 10.1016/j.surfcoat.2017.06.033.
- [220] M. Mikami, Y. Yamada, M. Ishizuka, T. Ishimaru, W. Gao, y F. Zeng, «Measurement of saltation process over gobi and sand dunes in the Taklimakan desert, China, with newly developed sand particle counter», *J. Geophys. Res. Atmospheres*, vol. 110, n.º D18, 2005, doi: 10.1029/2004JD004688.
- [221] F. Buendía-Martínez, F. Sutter, J. Wette, L. Valenzuela, y A. Fernández-García, «Lifetime prediction model of reflector materials for concentrating solar thermal energies in corrosive environments», *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 224, p. 110996, jun. 2021, doi: 10.1016/j.solmat.2021.110996.
- [222] H. C. Hottel y B. B. Woertz, «The Performance of Flat-Plate Solar-Heat Collectors», *Trans. Am. Soc. Mech. Eng.*, vol. 64, n.º 2, pp. 91-103, dic. 2022, doi: 10.1115/1.4018980.
- [223] A.-C. Pescheux, E. Le Baron, y O. Raccurt, «Characterization of different Moroccan sands to explain their potential negative impacts on CSP solar mirrors», *Sol. Energy*, vol. 194, pp. 959-968, dic. 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.11.020.
- [224] M. R. Maghami, H. Hizam, C. Gomes, M. A. Radzi, M. I. Rezadad, y S. Hajjghorbani, «Power loss due to soiling on solar panel: A review», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 1307-1316, jun. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.01.044.

- [225] S. Ravi y P. D'Odorico, «A field-scale analysis of the dependence of wind erosion threshold velocity on air humidity», *Geophys. Res. Lett.*, vol. 32, n.º 21, 2005, doi: 10.1029/2005GL023675.
- [226] C. Sansom, P. Comley, P. King, H. Almond, C. Atkinson, y E. Endaya, «Predicting the Effects of Sand Erosion on Collector Surfaces in CSP Plants», *Energy Procedia*, vol. 69, pp. 198-207, may 2015, doi: 10.1016/j.egypro.2015.03.023.
- [227] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [228] G. Xin, N. Huang, J. Zhang, y H. Dun, «Investigations into the design of sand control fence for Gobi buildings», *Aeolian Res.*, vol. 49, 2021, doi: 10.1016/j.aeolia.2020.100662.
- [229] Y. Hao, Y. Xing, y L. Li, «Erosion-Behaviors of the Steel Structure Coating Eroded at Low Erosion-Angle in Sandstorm Environment», *Adv. Mater. Res.*, vol. 383-390, pp. 3933-3938, nov. 2011, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.383-390.3933.
- [230] Y. Hao, L. Li, Z. Zhong, y X. He, «Research on Anti-Erosion Mechanical Properties of Steel Structure Coating», *Adv. Mater. Res.*, vol. 189-193, pp. 1199-1203, feb. 2011, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.189-193.1199.
- [231] Y. H. Hao, P. Y. He, y A. L. Wu, «Research on Erosion Mechanical Parameters of Wind-Sand Environment in the Central and Western Region of Inner Mongolia», *Advanced Materials Research*, vol. 403-408, Trans Tech Publications Ltd, pp. 1680-1683, 2012. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.403-408.1680.
- [232] N. Boddupalli, G. Singh, L. Chandra, y B. Bandyopadhyay, «Dealing with dust – Some challenges and solutions for enabling solar energy in desert regions», *Sol. Energy*, vol. 150, pp. 166-176, jul. 2017, doi: 10.1016/j.solener.2017.04.032.
- [233] B. Huang, Z. Li, B. Gong, Z. Zhang, B. Shan, y O. Pu, «Study on the sandstorm load of low-rise buildings via wind tunnel testing», *J. Build. Eng.*, vol. 65, p. 105821, abr. 2023, doi: 10.1016/j.jobbe.2022.105821.
- [234] S. Boukheir *et al.*, «Physical and chemical reactivity of mechanically primed glass surfaces of CSP reflectors», *AIP Conf. Proc.*, vol. 2303, n.º 1, p. 150005, dic. 2020, doi: 10.1063/5.0028934.
- [235] M. Karim, S. Naamane, C. Delord, y A. Bennouna, «Laboratory simulation of the surface erosion of solar glass mirrors», *Sol. Energy*, vol. 118, pp. 520-532, ago. 2015, doi: 10.1016/j.solener.2015.05.044.

- [236] K. C. Datsiou y M. Overend, «Artificial ageing of glass with sand abrasion», *Constr. Build. Mater.*, vol. 142, pp. 536-551, jul. 2017, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2017.03.094.
- [237] C. Mitsakou *et al.*, «Saharan dust levels in Greece and received inhalation doses», *Atmospheric Chem. Phys.*, vol. 8, dic. 2008, doi: 10.5194/acpd-8-11967-2008.
- [238] M. Maghami, H. Hizam, C. Gomes, S. Hajighorbani, y N. Rezaei, «Evaluation of the 2013 Southeast Asian Haze on Solar Generation Performance», *PLOS ONE*, vol. 10, n.º 8, p. e0135118, ago. 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0135118.
- [239] N. Bouaouadja, S. Bouzid, M. Hamidouche, C. Bousbaa, y M. Madjoubi, «Effects of sandblasting on the efficiencies of solar panels», *Appl. Energy*, vol. 65, n.º 1, pp. 99-105, abr. 2000, doi: 10.1016/S0306-2619(99)00044-6.
- [240] H. Pi, B. Sharratt, y J. Lei, «Windblown sediment transport and loss in a desert–oasis ecotone in the Tarim Basin», *Sci. Rep.*, vol. 7, n.º 1, Art. n.º 1, ago. 2017, doi: 10.1038/s41598-017-04971-4.
- [241] F. Wiesinger, F. Sutter, A. Fernández-García, J. Wette, y N. Hanrieder, «Sandstorm erosion on solar reflectors: A field study on height and orientation dependence», *Energy*, vol. 217, p. 119351, feb. 2021, doi: 10.1016/j.energy.2020.119351.
- [242] F. Wiesinger, F. Sutter, A. Fernández-García, J. Reinhold, y R. Pitz-Paal, «Sand erosion on solar reflectors: Accelerated simulation and comparison with field data», *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 145, pp. 303-313, feb. 2016, doi: 10.1016/j.solmat.2015.10.036.

## ANEXOS

---



## ANEXO A. CONTRIBUCIONES

## VII.1.1 ARTÍCULOS PUBLICADOS EN REVISTAS CIENTÍFICAS

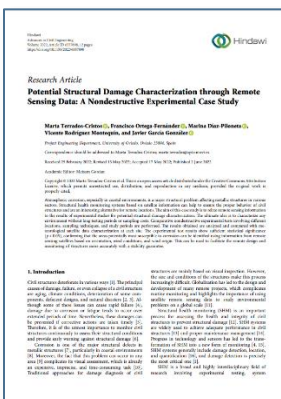


**Terrados-Cristos, M.;** Alonso-Iglesias, G.; Díaz-Piloneta, M.; Fernández-Iglesias, A. Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials* 2021, 14, 3906.

DOI: 10.3390/ma14143906

*Factor de Impacto (JCR) (2021): 3,748*

*Campo y posición: Metallurgy & Metallurgical Engineering, Q1 (SCI)*

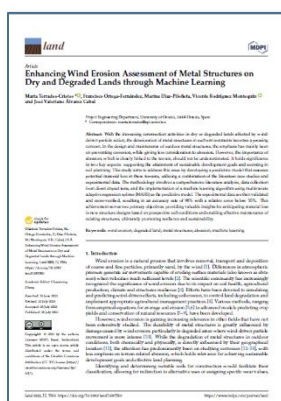


**Terrados-Cristos, M.,** Ortega-Fernández, F., Díaz-Piloneta, M., Rodríguez Montequín, V., García González, J. Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, *Advances in Civil Engineering*, vol. 2022, Article ID 6557898, 12 pages, 2022.

DOI: 10.1155/2022/6557898

*Factor de Impacto (JCR) (2022): 1,843*

*Campo y posición: Engineering, Civil (Q3) y Construction & Building Technology (Q3) (SCI)*



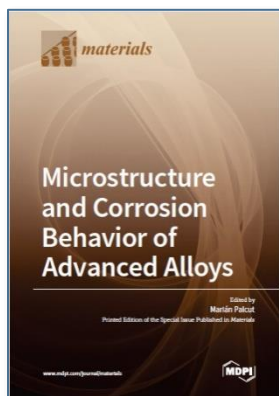
**Terrados-Cristos, M.,** Ortega-Fernández, F., Díaz-Piloneta, M., Rodríguez Montequín, V., Álvarez-Cabal, J. V. Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, *Land* 2023, 12, 1503.

DOI: 10.3390/land12081503

*Factor de impacto (JCR) (2022): 3,9*

*Campo y posición: Environmental studies, Q2 (SSCI)*

## VII.1.2 CAPÍTULOS DE LIBROS



Microstructure and Corrosion Behavior of Advanced Alloys

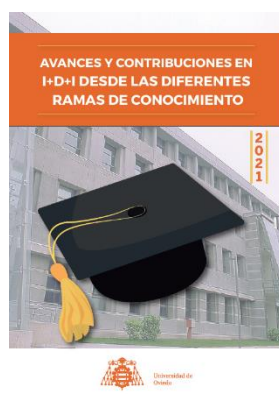
Autores: Marián Palcut (Ed.) y autores de las contribuciones

ISBN 978-3-0365-3044-4 (Hbk); ISBN 978-3-0365-3045-1 (PDF)

Páginas: 396, esp [339-357]

Publicado: Enero 2022

## VII.1.3 COMUNICACIONES EN CONGRESOS Y JORNADAS



X Jornadas Doctorales de la Universidad de Oviedo

Fecha de participación: julio de 2021

Entidad/grupo organizador: Centro Internacional de Postgrado en colaboración con el Instituto de Investigación e Innovación Educativa.

Nombre de la Ponencia: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernández, F.

*Premiado por el jurado, X Jornadas Internacionales de Doctorado (Universidad de Oviedo)*



Dortmund International Research Conference 2021

Lugar de celebración: Dortmund University of Applied Sciences and Arts.

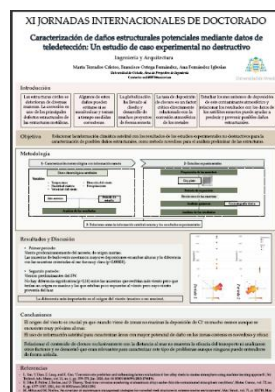
Fecha de participación: 24/06/2021

Entidad/grupo organizador: EUROPIM IRC 2021

Dortmund International

Nombre de la ponencia: Environmental Conditions Affecting the Sustainability of Open Metallic Structures

Autores: **Terrados-Cristos, M.** Diaz-Piloneta, M., García-González, J., Alonso-Álvarez C., Alonso Iglesias, G.



XI Jornadas Doctorales de la Universidad de Oviedo, dentro del Programa de Formación Transversal

Fecha de participación: 8 de julio de 2022

Entidad/grupo organizador: Centro Internacional de Postgrado en colaboración con el Instituto de Investigación e Innovación Educativa.

Nombre de la Ponencia: Caracterización de daños estructurales potenciales mediante datos de teledetección: Un estudio de caso experimental no destructivo

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernández, F.



### Third Annual International Congress of Doctoral Students of the Miguel Hernández de Elche University

Fecha de participación: febrero 2 and 3, 2023

Nombre de la Ponencia: Determinación del riesgo de abrasión en estructuras metálicas por acción de partículas movidas por el viento

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Díaz-Piloneta, M., García-González, J., Alonso-Álvarez C., Alonso Iglesias, G.



### Segundo Congreso Anual Internacional de Estudiantes de Doctorado de la Universidad Miguel Hernández de Elche

Fecha de Participación: 3 y 4 de febrero de 2022.

Entidad/grupo organizador: Universidad Miguel Hernández de Elche

Nombre de la Ponencia: Estudio y análisis experimental de los principales contaminantes atmosféricos involucrados en la corrosión de estructuras metálicas

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernandez, F., Díaz-Piloneta, M., García-González, J., Alonso Iglesias, G.



### IV Jornadas de Divulgación Científica G-9 organizadas por la Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibertsitatea

Lugar de celebración: Bilbao

Fecha: 18-20 de mayo de 2022.

Nombre de la Ponencia: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernández, F.

#### VII.1.4 PREMIOS

Nombre de la Ponencia: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.

Autores: Terrados-Cristos, M., Ortega-Fernández, F.

Premiado por el Jurado de la Universidad de Oviedo – Pósteres mejor valorados de las X Jornadas Doctorales

Fecha de participación: julio de 2021

Rama de conocimiento: Ingeniería y Arquitectura

## ANEXO B. INFORME SOBRE EL FACTOR DE IMPACTO

Según los requisitos de la Universidad de Oviedo, la tesis doctoral puede ser presentada como una recopilación de, al menos, 3 artículos, si se centran en una línea de investigación común y fueron publicados después de que comenzara el programa de doctorado. En este caso se han publicado en este periodo 3 artículos relacionados con la tesis en revistas de impacto.

En este anexo se proporciona información sobre las revistas en las que se han publicado los artículos, junto con su factor de impacto (JCR). Los artículos han sido publicados en medios que están incluidos en el *Science Citation Index* (SCI) o en el *Social Science Citation Index* (SSCI) y están disponibles en acceso abierto.

Las tres publicaciones relacionadas con este trabajo se han publicado en tres revistas distintas, seleccionadas específicamente por su influencia e impacto en el campo y sector correspondiente. Estas revistas son las siguientes:

- **Materials** (ISSN: 1996-1944): Revista de acceso abierto que cuenta con una alta visibilidad estando indexada en Scopus, SCIE (Web of Science), PubMed, entre otras bases de datos. La revista está enfocada a publicaciones de alto impacto relacionadas con la ciencia e ingeniería de materiales, como el estudio de las propiedades mecánicas, químicas, electrónicas, magnéticas y ópticas, así como sus diversas aplicaciones. Cuenta con un factor de impacto en el año de publicación (2021) de 3,748 y con un factor de impacto en los últimos 5 años de 3,8 siendo del primer cuartil (Q1) en la categoría de *Metallurgy & Metallurgical Engineering*.  
<https://www.mdpi.com/journal/materials>
- **Advances in Civil Engineering** (ISSN: 1687-8094): Revista de prestigio en el mundo técnico-científico, específicamente en las áreas de la ingeniería civil. La revista publica tanto estudios teóricos como prácticos. Su reputación está abalada por su inclusión en diferentes índices y bases de datos de referencia como *Scopus*, *OpenCitations*, *Web of Science*, entre otras. Esta revista pertenece a la editorial de Hindawi contando con un factor de impacto en 2022 de 1,843 y con un factor de impacto en los últimos 5 años de 2, estando en el tercer cuartil (Q3) en las categorías *Engineering*, *Civil* y *Construction & Building Technology*.  
<https://www.hindawi.com/journals/ace/>

- **Land** (ISSN: 2073-445X): Revista internacional y multidisciplinar de acceso abierto sobre el estudio del sistema terrestre, interacciones tierra-clima, gestión del terreno, incluido agricultura y silvicultura, así como los procesos hidrogeológicos a múltiples escalas. Es una revista de alta visibilidad, estando indexada en *Scopus*, *Web of Science*, *PubAg*, *AGRIS*, *GeoRef*, *RePEc* y muchas otras bases de datos. Tiene un factor de impacto en el último año disponible (2022) de 3,9 y de 4,0 en los últimos 5 años, lo que la sitúa en el segundo cuartil (Q2) en la categoría *Environmental studies*. <https://www.mdpi.com/journal/land>



### **ANEXO C. CASOS DE LA LITERATURA PARA EL ESTUDIO DE LA ABRASIÓN**

La siguiente tabla muestra una relación de localizaciones de estudio, la fuente de estos datos y su razón de incorporación, bien por contar con datos históricos suficientemente robustos ('Datos disponibles') o por tratarse de casos experimentales documentados ('Caso de estudio').

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Acampo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Acquapendente, Italia	ARPA Lazio, <i>Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente del Lazio</i>	Datos disponibles
Aksu, China	[220]	Caso de estudio
Albisu, Uruguay	Empresa privada	Datos disponibles
Alcochete, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Aljaval, España	Empresa privada	Datos disponibles
Almeria, España	[221]	Caso de estudio
Alto Hospicio, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Angamos, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Angamos, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Antequera, España	Empresa privada	Datos disponibles
Apulo, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Arillas, Grecia	<i>Citizen Project Station 49570</i>	Datos disponibles
Astudillo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Atacama, Chile	[221]	Caso de estudio
La Aurora, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Ayteke Bi, Kazakhstan	<i>AirKaz Station 39532416</i>	Datos disponibles
Badajoz, España	Empresa privada	Datos disponibles
Balsicas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Bamako US Embassy, Mali	US EPA	Datos disponibles
Barcience, España	Empresa privada	Datos disponibles
Basir, España	Empresa privada	Datos disponibles
Bayankhongor, Mongolia	<i>Purple Aire, Station 35535</i>	Datos disponibles
Bayero University, Kano, Nigeria	<i>Clarity Station 5f21b5f48a16f8060efb498c</i>	Datos disponibles
Beijing, China	[220]	Caso de estudio
Bejaad, Marruecos	Empresa privada	Datos disponibles
Belvis, España	Empresa privada	Datos disponibles
Beneixama, España	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Benilde, España	Empresa privada	Datos disponibles
Fermo, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Bobadilla Del Campo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Bomberos, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Boston, Massachusetts	[222]	Caso de estudio
Boujdour, Marruecos	[223]	Caso de estudio
Brzozowa, Otwock, Mazowieckie, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Brzozowa, Otwock, Mazowieckie, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Cádiz, España	Empresa privada	Datos disponibles
Caiquen, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
Calatrava, España	Empresa privada	Datos disponibles
Caldas, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
California, EE.UU.	[224]	Caso de estudio
Campano, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Canal del Dique, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Cannes Brousailles, Francia	<i>L'observatoire de Qualité de l'Air en Région Sud Provence Alpes Côte d'azur</i>	Datos disponibles
Cantalapiedra, España	Empresa privada	Datos disponibles
Cardenal, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
Carpio, España	Empresa privada	Datos disponibles
Carrasquilla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Carregado, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Cassino, Italia	<i>ARPA Lazio Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente del Lazio</i>	Datos disponibles
Celeste, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Cáceres, España	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Centro Quintero, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Cesaredas, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Chacón, Venezuela	Empresa privada	Datos disponibles
Chajnantor, Chile	[221]	Caso de estudio
Changhua, Taiwan	Empresa privada	Datos disponibles
Chiaramonte, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Chiloe, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Choroy, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Cicliano, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Ciénaga, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Colores, España	Empresa privada	Datos disponibles
Corral Pocket, Utah, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Corso, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Crucero, California, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Cruz de Hierro, España	Empresa privada	Datos disponibles
Dos Hermanas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Dubhuang, China	[220]	Caso de estudio
Dugout Ranch, Utah, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Durango, Méjico	INECC, Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático	Datos disponibles
Egipto	[226]	Caso de estudio
El Aromo, Ecuador	Empresa privada	Datos disponibles
El Ejido, España	Consejería de Medio Ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
El Encinar, España	Empresa privada	Datos disponibles
El Lauredal, Asturias, España	Red de Calidad del Aire del Principado de Asturias	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
El Loro Choroy, Venezuela	Empresa privada	Datos disponibles
El Maillo, Salamanca, España	<i>European Environment Agency</i>   Junta Castilla y León	Datos disponibles
El Picarral, España	Ayuntamiento de Zaragoza	Datos disponibles
El Tomillar, España	Empresa privada	Datos disponibles
El-Kharga, Egipto	[142]	Caso de estudio
Erfoud, Marruecos	[227]	Caso de estudio
Escuadrón, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Escuderos, España	Empresa privada	Datos disponibles
Ferentino, Italia	<i>ARPA Lazio. Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente del Lazio</i>	Datos disponibles
Gandesa, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Garcimuñoz, España	Empresa privada	Datos disponibles
Gaviotín, Ecuador	Empresa privada	Datos disponibles
Desierto del Gobi	[228]	Caso de estudio
Desierto del Gobi	[229]	Caso de estudio
Desierto del Gobi	[230]	Caso de estudio
Desierto del Gobi	[231]	Caso de estudio
Gran Canaria, España	Empresa privada	Datos disponibles
Gran Teno, México	Empresa privada	Datos disponibles
Granada, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Granollers, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Agios Christophoros, Grecia	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Guadalupe, Francia	<i>Association Agréée de Surveillance de la Qualité de l’Air de Guadeloupe</i>	Datos disponibles
Guillena, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Gujarat, India	[232]	Caso de estudio
Hefei, China	[220]	Caso de estudio
Honda, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Huatacondo, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Igualada, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Independencia, Perú	Empresa privada	Datos disponibles
Jerez, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Jumilla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Kalgoorlie, Australia	<i>Western Australia Air Quality Management Branch</i>	Datos disponibles
Kayseri, Turquía	Empresa privada	Datos disponibles
Koscierzyna, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Kozani, Grecia	Empresa privada	Datos disponibles
Kyrgyzstan	<i>Bishkek Air Quality Monitor</i>	Datos disponibles
La Encantada, España	Empresa privada	Datos disponibles
La Francesca, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
La Loma, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
La Mata, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
La Paz, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
La Tolua, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
La Union, Chile	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
La Victoria, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Laâyoune, Marruecos	[223]	Caso de estudio
Vía Lanzhou-Xinjiang, China	[233]	Caso de estudio
Las Lomillas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Las Vaguadas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Laverne, EEUU	Empresa privada	Datos disponibles
Lepanto, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Leucade, Grecia	[145]	Caso de estudio
Desierto de Libia	[226]	Caso de estudio
Llano Grande, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Llanos Pelaos, España	Empresa privada	Datos disponibles
Lo Chacon, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Lo Miguel, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Los Santos, España	Empresa privada	Datos disponibles
Loutsa, Grecia	Empresa privada	Datos disponibles
Lucainena, España	Empresa privada	Datos disponibles
Lupi, Latam	Empresa privada	Datos disponibles
Manlleu, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Manzanares, España	Empresa privada	Datos disponibles
Maria Elena, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Marigot, Francia	<i>Association Agréée de Surveillance de la Qualité de l'Air de Guadeloupe</i>	Datos disponibles
Matarani, Perú	Empresa privada	Datos disponibles
Meca, Arabia Saudí	[21]	Caso de estudio
Medina, Arabia Saudí	[22]	Caso de estudio
Michilla, Chile	Empresa privada	Datos disponibles



<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Minas de Orgueirel, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Missour, Marruecos	[221]	Caso de estudio
Mollet, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Montechoro, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Montsec, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Moratalla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Morgavel, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Marruecos	[234]	Caso de estudio
Marruecos	[235]	Caso de estudio
Marruecos	[143]	Caso de estudio
Marruecos	[144]	Caso de estudio
Marruecos	[227]	Caso de estudio
Msida, Malta	<i>European Environmental Agency &amp; ERA</i>	Datos disponibles
Nagoya, Japón	[220]	Caso de estudio
Naha, Japón	[220]	Caso de estudio
Naipes, España	Empresa privada	Datos disponibles
Nascita, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Naves, Francia	Empresa privada	Datos disponibles
Nobsa I, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Nobsa, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Norfolk, Reino Unido	[236]	Caso de estudio
Noroeste de Egipto	[113]	Caso de estudio
North Soda Lake, California, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Odeillo, Francia	[221]	Caso de estudio
Olivenza, España	Empresa privada	Datos disponibles
Olivenza, España	Empresa privada	Datos disponibles
Ouarzazate, Marruecos	[223]	Caso de estudio

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Ouarzazate, Marruecos	[221]	Caso de estudio
Palmela, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Panguí, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Patras, Greece	[237]	Caso de estudio
Peñaflor, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Perafort, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Peralta, España	Empresa privada	Datos disponibles
Pessegueiro, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Pétalo del Magdalena, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Pitarco, España	Empresa privada	Datos disponibles
Plaza Elíptica, Madrid, España	Calidad del Aire en Madrid, Servicio de Protección de la Atmósfera	Datos disponibles
Popayán, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
Portón del Sol, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Préjano, España	Empresa privada	Datos disponibles
Puerto Plata, República Dominicana	<i>Citizen Science Project Station</i> 249	Datos disponibles
Qinjdao, China	[220]	Caso de estudio
Quebrada de Talca, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Quilicura, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Qujing, China	<i>World Air Quality Index Project</i>	Datos disponibles
Radona, España	Empresa privada	Datos disponibles
Rajasthan, India	[232]	Caso de estudio
Ricobayo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Rimini, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Rinaldone, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Rinnovabili, Italia	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Romerales, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Salamanca, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Salinas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Sambuca, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
San Cristobal, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
San Felipe, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
San Fernando, España	Empresa privada	Datos disponibles
San Fernando, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
San Luis, Argentina	<i>Citizen Science Project Station 63898</i>	Datos disponibles
San Mateo, Méjico	INECC, Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático	Datos disponibles
San Salvador, El Salvador	Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Naturales (MARN) de El Salvador	Datos disponibles
Santa Maria, Brasil	<i>Citizen Science Project Station 70735</i>	Datos disponibles
Santeramo, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Santiago de Cali, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
Saravena, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
Selangor, Malasia	[238]	Caso de estudio
Sétif, Argelia	[239]	Caso de estudio
Seúl, Corea del Sur	[220]	Caso de estudio
Sherabad, Paquistán	Empresa privada	Datos disponibles
Skoura, Marruecos	[223]	Caso de estudio

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
St Kitt, Latam	Empresa privada	Datos disponibles
Sta Lucia, Latam	Empresa privada	Datos disponibles
Suluova, Turquía	<i>Air Quality Index Project</i>	Datos disponibles
Szczecinek ul. Przemyslowa, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Tabernas, España	[221]	Caso de estudio
Tabua, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Taklimakan desert, China	[220]	Caso de estudio
Talayuela, España	Empresa privada	Datos disponibles
Talca, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Tarifa, España	Empresa privada	Datos disponibles
Tarim Basin, China	[240]	Caso de estudio
Tarragona, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Temara, Marruecos	[223]	Caso de estudio
Temara, Marruecos	[221]	Caso de estudio
Terracina, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
The Gap, Australia	<i>Air quality. Environment, Land and Water. Queensland Government</i>	Datos disponibles
Torneo, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Torrubias, España	Empresa privada	Datos disponibles
Claret Toulon, Francia	<i>L'observatoire de Qualité de l'Air en région sud Provence Alpes Côte d'azur</i>	Datos disponibles
Tuscia, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Tuluá, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Valdecarretas, España	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Valencia de las Torres, España	Empresa privada	Datos disponibles
Velilla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Venturosa, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Villacastín, España	Empresa privada	Datos disponibles
Villafranca de Barros, España	Empresa privada	Datos disponibles
Villanueva del Rey, España	Empresa privada	Datos disponibles
Villareal, España	Empresa privada	Datos disponibles
Wloclawek-Okrzei, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Wroclaw – Korzeniowskiego, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Zafra, España	Empresa privada	Datos disponibles
Zagora, Marruecos	[241]	Caso de estudio
Zagora, Marruecos	[242]	Caso de estudio
Zamora, España	Empresa privada	Datos disponibles
Zhangye City, China.	[233]	Caso de estudio
Zielona Góra, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Znamensk, Rusia	<i>Citizen Science project Station 39514</i>	Datos disponibles
Zračna luka, Dubrovnik, Croacia	<i>Croatian Environment Agency</i>	Datos disponibles



## RESUMEN DEL CONTENIDO DE TESIS DOCTORAL

1.- Título de la Tesis	
Español/Otro Idioma: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.	Inglés: Determination of the Influence of Environmental Conditions on the Design of Outdoor Metallic Structures.
2.- Autor	
Nombre: Marta Terrados Cristos	DNI/Pasaporte/NIE: 71726244P
Programa de Doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos	
Órgano responsable: Centro Internacional de Postgrado	

### RESUMEN (en español)

El proceso de degradación que sufren las estructuras metálicas a la intemperie afecta a su estabilidad, durabilidad e impacto medioambiental. La correcta gestión de este complejo fenómeno multifactorial es esencial para el desarrollo sostenible. Para evitar un fin de ciclo prematuro, en las fases de diseño se introducen factores correctores. Sin embargo, la dificultad de conocer la pérdida de material durante su vida útil provoca un sobredimensionamiento que supone un gasto y consumo de recursos innecesario.

La degradación se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por impacto de partículas (abrasión) y uno químico, por una reacción de descomposición (corrosión). Las principales causas que desencadenan ambos fenómenos son las características ambientales del aire y del suelo.

La normativa vigente en materia de corrosión exige conocer valores específicos de contaminantes atmosféricos para clasificar la atmósfera y estimar las pérdidas. Si bien este método incrementa la seguridad, la construcción es una actividad económica y debe mantener un nivel adecuado de viabilidad. Encontrar el punto óptimo entre eficiencia y precio competitivo, manteniéndose dentro de los límites de la norma, es un gran desafío.

Además, el cambio climático y el auge de las energías renovables lleva a construcciones en entornos más exigentes y con potencial abrasivo, lo que afecta a la seguridad de las estructuras y exige revisar y actualizar los métodos de diseño.

El objetivo principal de este estudio es diseñar y validar un sistema capaz de determinar, bajo condiciones de incertidumbre, la degradación físico-química de estructuras metálicas en intemperie durante su vida útil por el efecto de las condiciones ambientales.

Para caracterizar la corrosividad de cualquier ambiente sin requerir largos períodos de muestreo se han desarrollado modelos de aprendizaje automático que predigan la pérdida por corrosión. Los resultados de la evaluación mostraron un ahorro medio de hasta el 16% en los recubrimientos.

El análisis de los datos muestra la importancia de los aerosoles marinos como agente especialmente agresivo, pero cuyo efecto no está bien definido. Así,



como objetivo secundario se ampliará el conocimiento existente acerca de la acción de estos contaminantes. Para ello, se realizaron pruebas experimentales cuyos resultados se compararon con información meteorológica, confirmando ( $p < 0,05$ ) que las zonas susceptibles a la corrosión costera se identifican en función de su orientación, el clima y el viento. Esto facilita y añade garantías al diseño y la supervisión remota, mejorando el comportamiento de los modelos generales.

En el caso de la abrasión, no existe ni normativa ni datos que permitan realizar una valoración previa. Su efecto está relacionado con las características meteorológicas, pero también con el suelo. Por ello, en este trabajo se desarrolla un mapa mundial para conocer y acotar las áreas susceptibles a la abrasión eólica. Este modelo híbrido de clasificación semiautomática se basa en variables críticas, estudios de caso e imágenes multispectrales. El algoritmo muestra resultados muy precisos ( $R^2 = 0,99$ ) y el enfoque general del sistema se presenta como un método útil y generalizable. Además, para determinar la tasa de erosión potencial experimentada por las estructuras metálicas en esos terrenos vulnerables se desarrolla un modelo *MARS* que evalúa la pérdida de material por impacto de partículas, utilizando una combinación de estudios de caso y datos experimentales con pruebas de impacto directo. Se obtiene una precisión del 98% con un error relativo menor al 15%.

Estos logros sirven doblemente al objetivo principal. Por un lado, permiten anticipar la pérdida de material en nuevas estructuras y optimizar el diseño en base a las condiciones ambientales. Por otro lado, maximizan la vida útil de las estructuras existentes reduciendo la incertidumbre de su estado final, con un mantenimiento eficaz y promoviendo la resiliencia y sostenibilidad.

#### **RESUMEN (en Inglés)**

The degradation process that metal structures undergo when exposed to the elements affects their stability, durability, and environmental impact. Proper management of this complex multifactorial phenomenon is essential for sustainable development. To avoid premature end-of-life, corrective factors are introduced during the design phases. However, the challenge of accurately predicting material loss over its lifespan leads to an overdesign that results in unnecessary resource consumption and costs.

Degradation is primarily attributed to two mechanisms: a physical one, caused by particle impact (abrasion), and a chemical one, due to decomposition reactions (corrosion). The key triggers for both phenomena are the environmental characteristics of the air and soil. Current corrosion regulations demand knowledge of specific atmospheric contaminant values to classify the atmosphere and estimate losses. While this approach enhances safety, construction is an economic activity that must maintain a suitable level of





viability. Finding the optimal balance between efficiency and competitive pricing while staying within regulatory limits is a significant challenge.

Additionally, climate change and the rise of renewable energies have led to constructions in more demanding and potentially abrasive environments, impacting structural safety and necessitating a review and update of design methods.

The primary goal of this study is to design and validate a system capable of determining the physicochemical degradation to which metal structures will be exposed when exposed to the elements throughout their lifespan due to environmental conditions.

To characterize the corrosivity of any environment without requiring long sampling periods, machine learning models have been developed to predict corrosion losses. Evaluation results show an average savings of up to 16% in coatings.

Data analysis highlights the importance of marine aerosols as a particularly aggressive agent, though their effect is not well-defined. Therefore, a secondary objective is to expand existing knowledge about the impact of these contaminants. Experimental tests were conducted and their results compared with meteorological information, confirming ( $p < 0.05$ ) that areas susceptible to coastal corrosion can be identified based on their orientation, climate, and wind. This facilitates and adds certainty to design and remote monitoring, enhancing the performance of general models.

In the case of abrasion, there is no regulation or data available for prior assessment. Its effect is related to meteorological characteristics and soil conditions. Therefore, this work develops a global map to identify and delineate areas susceptible to wind abrasion. This hybrid semi-automatic classification model is based on critical variables, case studies, and multispectral images. The algorithm produces highly accurate results ( $R^2 = 0.99$ ), and the overall system approach is presented as a useful and generalizable method. Additionally, to determine the potential erosion rate experienced by metal structures in these vulnerable areas, a *MARS* model is developed to evaluate material loss due to particle impact. It achieves an accuracy of 98% with a relative error of less than 15%.

These achievements serve the primary goal in two ways. On one hand, they allow for the anticipation of material loss in new structures and optimization of designs based on environmental conditions. On the other hand, they maximize the lifespan of existing structures, reducing uncertainty about their final condition through effective maintenance, and promoting resilience and sustainability.



Universidad de Oviedo  
*Universidá d'Uviéu*  
*University of Oviedo*

**SR. PRESIDENTE DE LA COMISIÓN ACADÉMICA DEL PROGRAMA DE DOCTORADO EN  
INGENIERÍA DE PRODUCCIÓN, MINERO-AMBIENTAL Y DE PROYECTOS**



## INFORME PARA LA PRESENTACIÓN DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

Año Académico: 2023-2024

1.- Datos personales del autor de la Tesis Doctoral		
Apellidos: Terrados Cristos	Nombre: Marta	
DNI/Pasaporte/NIE: 71726244P	Teléfono: 646394125	Correo electrónico: terradosmarta@uniovi.es

2.- Datos académicos	
Programa de Doctorado cursado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos	
Órgano responsable: Universidad De Oviedo - Centro Internacional De Postgrado	
Departamento/Instituto en el que presenta la Tesis Doctoral: Centro Internacional de Postgrado	
Título definitivo de la Tesis	
Español: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.	Inglés: Determination of the Influence of Environmental Conditions on the Design of Outdoor Metallic Structures.
Rama de conocimiento: Ingeniería Y Arquitectura	

3.- Director/es de la Tesis	
D/D <sup>a</sup> : Francisco Ortega Fernández	Dni/Pasaporte/Nie: 09380975B
Departamento/Instituto: Explotación y Prospección de Minas	
D/D <sup>a</sup> : Ana Fernández Iglesias	DNI/Pasaporte/NIE: 71878556Z
Departamento/Instituto/Institución: Explotación y Prospección de Minas	

4.- Informe
Las bases del trabajo desarrollado en la tesis doctoral se encuentran fundamentalmente representado en 3 artículos en revistas indexadas JCR. En ellos se cubren los dos ámbitos de investigación tratados, las pérdidas de masa por corrosión y abrasión, estando los resultados validados por evaluadores externos independientes. Todos los artículos están perfectamente hilados como etapas del mismo objetivo común: la determinación de los requisitos de diseño de las estructuras metálicas.

Oviedo, 9 de noviembre de 2023

Director/es de la Tesis Doctoral

Fdo.: Francisco Ortega Fernández

Fdo.: Ana Fernández Iglesias



## FORMULARIO RESUMEN DE TESIS POR COMPENDIO

1.- Datos personales solicitante	
Apellidos: TERRADOS CRISTOS	Nombre: MARTA

Curso de inicio de los estudios de doctorado	2021
--	------

	SI	NO
Acompaña acreditación por el Director de la Tesis de la aportación significativa del doctorando	X	

### Acompaña memoria que incluye

	SI	NO
Introducción justificativa de la unidad temática y objetivos	X	
Copia completa de los trabajos *	X	
Resultados/discusión y conclusiones	X	
Informe con el factor de impacto de la publicaciones	X	

Se acompaña aceptación de todos y cada uno de los coautores a presentar el trabajo como tesis por compendio (Art. 32.4.b)	SI	
Se acompaña renuncia de todos y cada uno de los coautores no doctores a presentar el trabajo como parte de otra tesis de compendio (Art. 32.4.c)	SI	

\* Ha de constar el nombre y adscripción del autor y de todos los coautores así como la referencia completa de la revista o editorial en la que los trabajos hayan sido publicados o aceptados en cuyo caso se aportará justificante de la aceptación por parte de la revista o editorial

### Artículos, Capítulos, Trabajos

#### Trabajo, Artículo 1

Título (o título abreviado)
Fecha de publicación
Fecha de aceptación
Inclusión en Science Citation Index o bases relacionadas por la CNEAI
Factor de impacto

Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques

13 Julio 2021

12 Julio 2021

SCI

3,748 (2021) Q1

Coautor2 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor3 <input type="checkbox"/> Doctor <input checked="" type="checkbox"/> No doctor
Coautor4 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input checked="" type="checkbox"/> No doctor
Coautor5 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor

Francisco Ortega-Fernández

Guillermo Alonso-Iglesias

Marina Díaz-Piloñeta

Ana Fernández-Iglesias

#### Trabajo, Artículo 2

Título (o título abreviado)
Fecha de publicación
Fecha de aceptación
Inclusión en Science Citation Index o bases relacionadas por la CNEAI
Factor de impacto

Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study

02 Junio 2022

17 Mayo 2022

SCI

1,843 (2022) Q3

Coautor2 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor3 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor4 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor5 <input type="checkbox"/> Doctor <input checked="" type="checkbox"/> No doctor

Francisco Ortega-Fernández

Marina Díaz-Piloñeta

Vicente Rodríguez Montequín

Javier García González



Universidad de Oviedo  
*Universidá d'Uviéu*  
*University of Oviedo*

**Trabajo, Artículo 3**

Titulo (o título abreviado)
Fecha de publicación
Fecha de aceptación
Inclusión en Science Citation Index o bases relacionadas por la CNEAI
Factor de impacto

Coautor2 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor3 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor4 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor
Coautor5 <input checked="" type="checkbox"/> Doctor <input type="checkbox"/> No doctor

Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning
28 Julio 2023
26 Julio 2023
SSCI
3.9 (2022) Q2

Francisco Ortega-Fernández
Marina Díaz- Piloñeta
Vicente Rodríguez Montequín
Jose Valeriano Alvarez Cabal

---



## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Fernández-Iglesias	Nombre: Ana	
DNI/Pasaporte/NIE 71878556Z	Teléfono 669686916	Correo electrónico: fernandez.iglesias.ana@gmail.com

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a>

FOR- MAT-VOA-035-2

ACEPTACIÓN: Ana Fernández-Iglesias
Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b> Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos  OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023 Firma   FDO.: Ana Fernández-Iglesias




## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Ortega Fernández	Nombre: Francisco	
DNI/Pasaporte/NIE 09380975B	Teléfono 629334258	Correo electrónico: fdeasis@uniovi.es

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
<p>Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <a href="https://doi.org/10.3390/land12081503">https://doi.org/10.3390/land12081503</a></p> <p>Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a></p> <p>Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a></p>

FOR-MAT-VOA-035-2

ACEPTACIÓN: Francisco Ortega Fernández
<p>Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b></p> <p>Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos</p> <p>OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023</p> <p>Firma</p>  <p>FDO.: Francisco Ortega Fernández</p>






## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Alonso-Iglesias	Nombre: Guillermo	
DNI/Pasaporte/NIE 71744455A	Teléfono 669686916	Correo electrónico: alonsoguillermo@uniovi.es

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a>

FOR- MAT-VOA-035-2

ACEPTACIÓN: Guillermo Alonso Iglesias
Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b> Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos  OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023 Firma  FDO.: Guillermo Alonso Iglesias




## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: García González	Nombre: Javier	
DNI/Pasaporte/NIE: 53559825R	Teléfono: 687833369	Correo electrónico: garciajavier@uniovi.es

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González , Revista Hindawi, London ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a>

FOR- MAT-VOA-035-2

ACEPTACIÓN: Javier García González
Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b> Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023 Firma  FDO.: Javier García González



## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Diaz Piloñeta	Nombre: Marina	
DNI/Pasaporte/NIE 32890885B	Teléfono 651656324	Correo electrónico: diazmarina@uniovi.es

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
<p>Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <a href="https://doi.org/10.3390/land12081503">https://doi.org/10.3390/land12081503</a></p> <p>Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González<sup>1</sup>, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a></p> <p>Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorail: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a></p>


ACEPTACIÓN: Marina Diaz Piloñeta
<p>Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b></p> <p>Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos</p> <p>OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023</p> <p>Firma</p>  <p>FDO.: Marina Diaz Piloñeta</p>



## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Álvarez Cabal	Nombre: José Valeriano	
DNI/Pasaporte/NIE 09300909P	Teléfono 669174444	Correo electrónico: valer@uniovi.es

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <a href="https://doi.org/10.3390/land12081503">https://doi.org/10.3390/land12081503</a>

ACEPTACIÓN: José Valeriano Álvarez Cabal
Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b> Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023 Firma  FDO.: Jose Valeriano Alvarez Cabal

FOR- MAT-VOA-035-2




## ACEPTACIÓN COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL COMO COMPENDIO DE PUBLICACIONES

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Rodríguez Montequín	Nombre: Vicente	
DNI/Pasaporte/NIE 52616590L	Teléfono 669556487	Correo electrónico: montequi@uniovi.es

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
<p>Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <a href="https://doi.org/10.3390/land12081503">https://doi.org/10.3390/land12081503</a></p> <p>Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González<sup>1</sup>, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a></p>

FOR-MAT-VOA-035-2

ACEPTACIÓN: Vicente Rodríguez Montequín
<p>Acepto que las publicaciones anteriores formen parte de la tesis doctoral titulada <b>“Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie”</b> Y elaborada por D. Marta Terrados Cristos OVIEDO, a 12 de septiembre de 2023 Firma</p>  <p>Fdo.: Vicente Rodríguez Montequín</p>




## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Fernández-Iglesias	Nombre: Ana	
DNI/Pasaporte/NIE 71878556Z	Teléfono 669686916	Correo electrónico: fernandez.iglesias.ana@gmail.com

2.- Tesis Doctoral
Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
<p>Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a></p>

RENUNCIA:
<p>Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.</p> <p>OVIEDO, a 05 septiembre de 2023 Firma</p>  <p>Fdo.: Ana Fernández-Iglesias</p>




## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Ortega Fernández	Nombre: Francisco	
DNI/Pasaporte/NIE 09380975B	Teléfono 629334258	Correo electrónico: fdeasis@uniovi.es

2.- Tesis Doctoral
Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <a href="https://doi.org/10.3390/land12081503">https://doi.org/10.3390/land12081503</a>
Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a>
Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a>

RENUNCIA:
Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.
OVIEDO, a 05 septiembre de 2023 Firma 
Fdo.: Francisco Ortega Fernández






## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Alonso-Iglesias	Nombre: Guillermo	
DNI/Pasaporte/NIE 71744455A	Teléfono 669686916	Correo electrónico: alonsoguillermo@uniovi.es

2.- Tesis Doctoral
Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
<p>Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <a href="https://doi.org/10.3390/ma14143906">https://doi.org/10.3390/ma14143906</a></p>

RENUNCIA:
<p>Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.</p> <p>OVIEDO, a 05 septiembre de 2023 Firma</p>  <p>Fdo.: Guillermo Alonso-Iglesias</p>




## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: García González	Nombre: Javier	
DNI/Pasaporte/NIE 53559825R	Teléfono 687833369	Correo electrónico: garciagjavier@uniovi.es

2.- Tesis Doctoral
Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a>

RENUNCIA:
Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.  OVIEDO, a 05 septiembre de 2023 Firma   Fdo.: Javier García González



## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

### 1.- Datos personales del coautor

Apellidos: Diaz Piloñeta	Nombre: Marina	
DNI/Pasaporte/NIE 32890885B	Teléfono 651656324	Correo electrónico: diazmarina@uniovi.es

### 2.- Tesis Doctoral

Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

### 2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor

Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <https://doi.org/10.3390/land12081503>

Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <https://doi.org/10.1155/2022/6557898>

Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloñeta, Ana Fernández-Iglesias, Revista: Materials 2021, 14(14), 3906, Editorial: MDPI, BASEL - SUIZA , 2021, JCR 3.623 (2020) Q1, <https://doi.org/10.3390/ma14143906>

### RENUNCIA:

Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.

OVIEDO, a 05 septiembre de 2023

Firma

Fdo.: Marina Diaz Piloñeta



## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

### 1.- Datos personales del coautor

Apellidos: Alvarez Cabal	Nombre: Jose Valeriano	
DNI/Pasaporte/NIE 09300909P	Teléfono 669174444	Correo electrónico: valer@uniovi.es

### 2.- Tesis Doctoral

Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

### 2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor

Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <https://doi.org/10.3390/land12081503>

### RENUNCIA:

Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.

OVIEDO, a 05 septiembre de 2023

Firma

Fdo.: José Valeriano Álvarez Cabal




## RENUNCIA COAUTORES PRESENTACIÓN TRABAJOS FORMANDO PARTE DE TESIS DOCTORAL

1.- Datos personales del coautor		
Apellidos: Rodríguez Montequín	Nombre: Vicente	
DNI/Pasaporte/NIE 52616590L	Teléfono 669556487	Correo electrónico: montequi@uniovi.es

2.- Tesis Doctoral
Título: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.
Autor: D. Marta Terrados Cristos
Programa de doctorado: Ingeniería de Producción, Minero-Ambiental y de Proyectos

2.- Publicaciones que formarán parte de la tesis y de las que es coautor
Enhancing Wind-Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz- Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín and Jose Valeriano Alvarez Cabal, Revista: Land 2023, 12(8), 1503, MDPI, SUIZA , 2023 JCR 3.9 (2022) Q2, <a href="https://doi.org/10.3390/land12081503">https://doi.org/10.3390/land12081503</a>
Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, Marta Terrados-Cristos, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín, and Javier García González, Revista HINDAWI, LONDON ,2022, <a href="https://doi.org/10.1155/2022/6557898">https://doi.org/10.1155/2022/6557898</a>

RENUNCIA:
Renuncio a que las publicaciones anteriores sean presentadas como parte de otra tesis doctoral presentada como compendio de publicaciones.
OVIEDO, a 05 septiembre de 2023 Firma 
Fdo.: Vicente Rodríguez Montequín



# Agradecimientos

*Todo proyecto tiene esfuerzos que no se ven y los mayores esfuerzos en este caso han sido los vuestros, por apoyarme y por alumbrarme cuando perdía visión. Vosotros sabéis lo poco que me gusta hacer público algo tan privado, pero es precisamente por vosotros que no puedo dejar esta página en blanco.*

*A las verdaderas artífices, las supernenas, por vuestro inmensurable talento y talante, vuestra inteligencia envuelta en dulzura, por ser referentes. Fran, por tu confianza y tu guía. Nuchi, por tu paciencia y generosidad. Por vuestra amabilidad infinita. Gracias.*

*Al equipo del forrín polar, se lo pongan o no. Con los GIPIS tengo una suerte que ni me la creo, aprendo y disfruto cada día. Cris, gracias por cuidarnos(me) tanto y tan bien.*

*Roci, por el apoyo genuino, por creer en mi más que yo misma. Soli, por la motivación constante, por aguantarme sin entender y entenderme más que nadie. Gracias, por sentirnos cerquita estando lejos.*

*A mis super familia, a mis abus, a mis amigos, a los múltiples cómplices de las muestras, a los 7 gurrudimos. Gracias.*

*Pablo, por la incondicionalidad, por hacer fácil lo difícil, por el ánimo y el humor, por ser oasis. Gracias*

*A las personas que más admiro, que son a su vez mis mayores fans.*

*Papis, gracias por estar siempre tan orgullosos de mí. Por la escucha incansable, la gestión de las muestras, por sacar lo mejor de mí, por las delicias culinarias y por ser básicamente mi razón de ser.*

***Infinitas gracias.***

*Al final sí que me presta este huequito en la tesis para mi gente.*





# Índice de contenido

---

<b>RESUMEN</b>	<b>III</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>V</b>
<b>CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS</b>	<b>1</b>
I.1    Introducción	1
I.2    Objetivos	3
I.3    Estructura de la memoria	4
<b>CAPÍTULO II. ESTADO DEL ARTE</b>	<b>6</b>
II.1   Degradación química: corrosión atmosférica	6
II.1.1  Variables involucradas	9
II.2   Degradación física: abrasión eólica	11
II.2.1  Variables involucradas	13
II.3   Conclusiones	16
<b>CAPÍTULO III. MATERIALES Y MÉTODOS</b>	<b>17</b>
III.1  Caracterización de la corrosividad atmosférica	18
III.1.1  Modelos de corrosión	18
III.1.2  Degradación atmosférica por acción de los aerosoles marinos	23
III.2  Modelización de la abrasión	26
III.2.1  Localización de zonas susceptibles de abrasión eólica	26
III.2.2  Determinación de la tasa de erosión por partículas	29
<b>CAPÍTULO IV. PUBLICACIONES</b>	<b>34</b>
<b>CAPÍTULO V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b>	<b>80</b>
V.1   Caracterización de la corrosividad atmosférica	80
V.1.1  Modelo de corrosión	80
V.1.2  Degradación atmosférica por acción de los aerosoles marinos	87
V.1.3  Conclusiones	95
V.2   Modelización de la abrasión	97
V.2.1  Localización de zonas susceptibles de abrasión eólica	97
V.2.2  Determinación de la tasa de erosión por partículas	104
V.2.3  Conclusiones	109

<b>CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES</b>	<b>112</b>
VI.1 Conclusiones	112
VI.2 Líneas de futuro	114
<b>CAPÍTULO VII. REFERENCIAS</b>	<b>117</b>
<b>ANEXOS</b>	<b>139</b>
Anexo A. Contribuciones	140
VII.1.1 Artículos publicados en revistas científicas	140
VII.1.2 Capítulos de libros	141
VII.1.3 Comunicaciones en Congresos y Jornadas	141
VII.1.4 Premios	144
Anexo B. Informe sobre el Factor de Impacto	145
Anexo C. Casos de la literatura para el estudio de la abrasión	147

# Lista de figuras

---

Figura 1: Modos de transporte de arena por el viento. ....	11
Figura 2: Esquema general de la metodología utilizada para lograr los objetivos propuestos. ...	18
Figura 3: Localización de las muestras del programa ISOCORRAG. ....	19
Figura 4: Localización de las muestras de los ensayos de deposición de cloro. ....	24
Figura 5: Esquema propuesto para la recogida de muestras en el método de la vela cubierta. ...	26
Figura 6: Representación esquemática de las pruebas de laboratorio realizadas. ....	31
Figura 7: Resultados del análisis de importancia de las variables en el modelo de predicción de corrosión. ....	81
Figura 8: Número de casos de entrenamiento por neurona en el modelo de corrosión. ....	81
Figura 9: Valor medio de corrosión por neurona. La pérdida de corrosión en micras se representa por el tamaño del círculo. ....	82
Figura 10: Zonas de corrosividad de la atmósfera. (a) Representación de la corrosión en base al tamaño del círculo, (b) Categoría de corrosividad de acuerdo con la norma ISO 9223:2012. ....	82
Figura 11: Valores de corrosión en micras, predichos durante el primer año frente a los valores reales. La línea de puntos es la línea de regresión ( $R^2=0,7728$ ). La línea gris representa el entrenamiento óptimo. ....	83
Figura 12: Caso de estudio de ejemplo. Las porciones que muestra cada nodo son las contribuciones de cada variable en el valor final, a mayor tamaño mayor peso. ....	84
Figura 13: Comparación entre el rango de valores ofrecido por la norma y el ofrecido por el modelo, representado por gráficos de bigote agrupados por categoría. ....	85
Figura 14: Comparativa entre los errores relativos de la regresión no lineal y la fórmula estándar. ....	86
Figura 15: (a) Precipitaciones acumuladas durante los periodos de estudio en cada localización. (b) Distribución de las precipitaciones por localización a lo largo del tiempo. ....	88
Figura 16: Direcciones predominantes del viento en diferentes lugares y periodos de muestreo. ....	90
Figura 17: Resultados de la deposición de cloro sobre las probetas en función de su posición y periodo. (a) primer periodo. (b) Segundo período. La parte inferior muestra la rosa de los vientos en cada periodo. ....	91
Figura 18: Resultados de la prueba II, representación de la deposición en cada ubicación de estudio. ....	93
Figura 19: Deposición de cloruro en función de la distancia al mar en metros (escala logarítmica). ....	93
Figura 20: Representación de la deposición de cloruro y distancia a la costa. ....	94
Figura 21: Contenido máximo de Partículas Totales en Suspensión ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) en cada ubicación de estudio. ....	98
Figura 22: Cantidad de tiempo (horas) con valores altos de velocidad del viento en cada ubicación de estudio. ....	99
Figura 23: Humedad Relativa ( $RH$ ) media anual en cada localización de estudio, en porcentaje. ....	99
Figura 24: Contenido en arcilla en ( $\text{g}/\text{kg}$ ) en cada una de las localizaciones de estudio. ....	100

Figura 25: Firmas espectrales de la macroclase SA y las principales clases que forman la macroclase NSA: Nieve, Edificios, Vegetación y Agua. ....	101
Figura 26: Mapa con polígonos identificados de las áreas degradadas. ....	103
Figura 27: Ubicaciones SA clasificadas, limitadas como multipolígonos y delineadas en rojo. .	103
Figura 28: Resultados de multipolígonos georreferenciados vectorizados en Google Earth.....	104
Figura 29: Aspecto de las muestras metálicas antes y después de las pruebas de impacto directo. (a) Aluminio (b) Acero inoxidable (c) Acero galvanizado (d) Hojalata.....	105
Figura 30: Representación de la pérdida de masa acumulada promedio y su desviación en cada familia de materiales de estudio. ....	106
Figura 31: Comparación entre resultados obtenidos experimental y teóricamente en base a fórmulas empíricas. ....	107
Figura 32: Resultados del modelo de abrasión utilizando el algoritmo MARS. ....	108

# Lista de tablas

---

Tabla 1: Índices de corrosión del zinc durante el primer año de exposición para diferentes categorías de corrosividad según la norma ISO 9223:2012. ....	8
Tabla 2: Variables más significativas para el ensayo de impacto directo. ....	14
Tabla 3: Resumen de las características principales de las variables objeto de estudio. Unidad (Ud), valor mínimo (Min), valor medio (Med) y valor máximo (Max). ....	20
Tabla 4: Ejemplo de datos de entrada del modelo de corrosión. ....	83
Tabla 5: Ejemplo de resultados para el estudio del ejemplo del modelo de categorías de corrosión. ....	84
Tabla 6: Resultados obtenidos por el método de Newton para el coeficiente b optimizado. ....	86
Tabla 7: Resultados del caso de ejemplo, utilizando el modelo de distancia. ....	86
Tabla 8: Similaridad de Bray-Curtis (%) para las principales clases. ....	101
Tabla 9: Variables de validación del algoritmo <i>Random Forest</i> . ....	102
Tabla 10: Resultados de la matriz de confusión del algoritmo <i>Random Forest</i> . ....	102
Tabla 11: Variables existentes en la base de datos de ensayos de abrasión, incluyendo: descripción, tipo, unidad (Ud.), valor mínimo (Valor min.) y valor máximo (Valor máx.). ....	105
Tabla 12: Valores medios de pérdida de masa (%) de las 4 familias de materiales. ....	105
Tabla 13: Valores de RMSE de las 4 familias de materiales. ....	108
Tabla 14: Error relativo, error absoluto, valor medio y error del modelo de abrasión. ....	109



# Lista de acrónimos

---

- ASTM:** *American Society for Testing and Materials.* Sociedad Americana para Pruebas y Materiales
- CFD:** *Computational Fluid Dynamics.* Dinámica de Fluidos Computacional.
- CLRTAP:** *Convention on Long-range Transboundary Air Pollution.* Convenio sobre la Contaminación Atmosférica a Largo Plazo Transfronteriza
- ECM:** Error Cuadrático Medio.
- ER:** *Erosion Ratio.* Tasa de erosión.
- ERC:** *Erosion Ratio by Cut.* Tasa de Erosión por Corte.
- ERD:** *Erosion Ratio by Deformation.* Tasa de Erosión por Deformación
- GCV:** *Generalized Cross-Validation.* Validación Cruzada Generalizada.
- GIS:** *Geographic Information System.* Sistemas de Información Geográfica.
- HL:** *Hardness Level.* Dureza del material.
- ICP/UNECE:** *International Cooperative Programme with United Nations Economic Commission for Europe.* Programa de Cooperación Internacional con la Comisión Económica Europea de las Naciones Unidas.
- ISO:** *International Organization for Standardization.* Organización Internacional de Normalización
- MAE:** *Mean Absolute Error.* Error Absoluto Medio.
- MARS:** *Multivariate Adaptive Regression Spline.* Splines De Regresión Adaptativas Multivariadas.
- MICAT:** Mapa Iberoamericano de Corrosividad Atmosférica.
- NSA:** No Susceptible de Abrasión
- R<sup>2</sup>:** Coeficiente de determinación.

- RH:** *Relative Humidity*. Humedad Relativa
- RMSE:** *Root Mean Square Error*. Error Cuadrático Medio.
- RNA:** Red Neuronal Artificial.
- ROI:** *Regions of Interest*. Regiones De Interés.
- RSS:** *Residual Sum of Squares*. Suma De Los Cuadrados De Los Residuos.
- SA:** Susceptibles a la Abrasión.
- SOM:** *Self-Organizing Map*. Mapas Autoorganizados.
- TOW:** *Time of Wetness*. Tiempo de Humectación.
- TSP:** *Total Suspended Particles*. Partículas Suspendidas Totales.
- WCO:** *World Corrosion Organization*. Organización Mundial de la Corrosión.



## RESUMEN

---

El proceso de degradación que sufren las estructuras metálicas a la intemperie afecta a su estabilidad, durabilidad e impacto medioambiental. La correcta gestión de este complejo fenómeno multifactorial es esencial para el desarrollo sostenible. Para evitar un fin de ciclo prematuro, en las fases de diseño se introducen factores correctores. Sin embargo, la dificultad de conocer la pérdida de material durante su vida útil provoca un sobredimensionamiento que supone un gasto y consumo de recursos innecesario.

La degradación se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por impacto de partículas (abrasión) y uno químico, por una reacción de descomposición (corrosión). Las principales causas que desencadenan ambos fenómenos son las características ambientales del aire y del suelo.

La normativa vigente en materia de corrosión exige conocer valores específicos de contaminantes atmosféricos para clasificar la atmósfera y estimar las pérdidas. Si bien este método incrementa la seguridad, la construcción es una actividad económica y debe mantener un nivel adecuado de viabilidad. Encontrar el punto óptimo entre eficiencia y precio competitivo, manteniéndose dentro de los límites de la norma, es un gran desafío.

Además, el cambio climático y el auge de las energías renovables lleva a construcciones en entornos más exigentes y con potencial abrasivo, lo que afecta a la seguridad de las estructuras y exige revisar y actualizar los métodos de diseño.

El objetivo principal de este estudio es diseñar y validar un sistema capaz de determinar, bajo condiciones de incertidumbre, la degradación físico-química de estructuras metálicas en intemperie durante su vida útil por el efecto de las condiciones ambientales.

Para caracterizar la corrosividad de cualquier ambiente sin requerir largos períodos de muestreo se han desarrollado modelos de aprendizaje automático que predican la pérdida por corrosión. Los resultados de la evaluación mostraron un ahorro medio de hasta el 16% en los recubrimientos.

El análisis de los datos muestra la importancia de los aerosoles marinos como agente especialmente agresivo, pero cuyo efecto no está bien definido. Así, como objetivo secundario se ampliará el conocimiento existente acerca de la acción de

estos contaminantes. Para ello, se realizaron pruebas experimentales cuyos resultados se compararon con información meteorológica, confirmando ( $p < 0,05$ ) que las zonas susceptibles a la corrosión costera se identifican en función de su orientación, el clima y el viento. Esto facilita y añade garantías al diseño y la supervisión remota, mejorando el comportamiento de los modelos generales.

En el caso de la abrasión, no existe ni normativa ni datos que permitan realizar una valoración previa. Su efecto está relacionado con las características meteorológicas, pero también con el suelo. Por ello, en este trabajo se desarrolla un mapa mundial para conocer y acotar las áreas susceptibles a la abrasión eólica. Este modelo híbrido de clasificación semiautomática se basa en variables críticas, estudios de caso e imágenes multiespectrales. El algoritmo muestra resultados muy precisos ( $R^2 = 0,99$ ) y el enfoque general del sistema se presenta como un método útil y generalizable. Además, para determinar la tasa de erosión potencial experimentada por las estructuras metálicas en esos terrenos vulnerables se desarrolla un modelo *MARS* que evalúa la pérdida de material por impacto de partículas, utilizando una combinación de estudios de caso y datos experimentales con pruebas de impacto directo. Se obtiene una precisión del 98% con un error relativo menor al 15%.

Estos logros sirven doblemente al objetivo principal. Por un lado, permiten anticipar la pérdida de material en nuevas estructuras y optimizar el diseño en base a las condiciones ambientales. Por otro lado, maximizan la vida útil de las estructuras existentes reduciendo la incertidumbre de su estado final, con un mantenimiento eficaz y promoviendo la resiliencia y sostenibilidad.

# ABSTRACT

---

The degradation process that metal structures undergo when exposed to the elements affects their stability, durability, and environmental impact. Proper management of this complex multifactorial phenomenon is essential for sustainable development. To avoid premature end-of-life, corrective factors are introduced during the design phases. However, the challenge of accurately predicting material loss over its lifespan leads to an overdesign that results in unnecessary resource consumption and costs.

Degradation is primarily attributed to two mechanisms: a physical one, caused by particle impact (abrasion), and a chemical one, due to decomposition reactions (corrosion). The key triggers for both phenomena are the environmental characteristics of the air and soil. Current corrosion regulations demand knowledge of specific atmospheric contaminant values to classify the atmosphere and estimate losses. While this approach enhances safety, construction is an economic activity that must maintain a suitable level of viability. Finding the optimal balance between efficiency and competitive pricing while staying within regulatory limits is a significant challenge.

Additionally, climate change and the rise of renewable energies have led to constructions in more demanding and potentially abrasive environments, impacting structural safety and necessitating a review and update of design methods.

The primary goal of this study is to design and validate a system capable of determining the physicochemical degradation to which metal structures will be exposed when exposed to the elements throughout their lifespan due to environmental conditions.

To characterize the corrosivity of any environment without requiring long sampling periods, machine learning models have been developed to predict corrosion losses. Evaluation results show an average savings of up to 16% in coatings.

Data analysis highlights the importance of marine aerosols as a particularly aggressive agent, though their effect is not well-defined. Therefore, a secondary objective is to expand existing knowledge about the impact of these contaminants. Experimental tests were conducted and their results compared with meteorological information, confirming ( $p < 0.05$ ) that areas susceptible to coastal corrosion can be identified based on their orientation, climate, and wind.

This facilitates and adds certainty to design and remote monitoring, enhancing the performance of general models.

In the case of abrasion, there is no regulation or data available for prior assessment. Its effect is related to meteorological characteristics and soil conditions. Therefore, this work develops a global map to identify and delineate areas susceptible to wind abrasion. This hybrid semi-automatic classification model is based on critical variables, case studies, and multispectral images. The algorithm produces highly accurate results ( $R^2 = 0.99$ ), and the overall system approach is presented as a useful and generalizable method. Additionally, to determine the potential erosion rate experienced by metal structures in these vulnerable areas, a *MARS* model is developed to evaluate material loss due to particle impact. It achieves an accuracy of 98% with a relative error of less than 15%.

These achievements serve the primary goal in two ways. On one hand, they allow for the anticipation of material loss in new structures and optimization of designs based on environmental conditions. On the other hand, they maximize the lifespan of existing structures, reducing uncertainty about their final condition through effective maintenance, and promoting resilience and sustainability.

# CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

---

## I.1 INTRODUCCIÓN

La degradación a la que se enfrentan las estructuras expuestas a la intemperie es uno de los retos más exigentes que afronta la industria [1]. La dudosa durabilidad de muchas estructuras alrededor del mundo deriva en una corta vida útil, grandes inversiones en mantenimiento y fuertes impactos en el medio, que de ningún modo resulta sostenible [2]. Además, es común lidiar con este tipo de problemas una vez se han detectado y no anteponiéndose a su aparición [3].

Esta degradación, se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por el impacto directo de partículas sobre la superficie [4] y uno químico, debido a la formación de lo que se conoce como celdas galvánicas [5]. Ambos mecanismos están condicionados por los contaminantes y fenómenos atmosféricos presentes en cada localización.

La contaminación atmosférica se puede presentar en forma de sólidos, gases y aerosoles (pequeñas gotas de líquidos), siendo los contaminantes más comunes la sal marina, los contaminantes industriales o antropogénicos y las partículas (inertes o carbonosas). Estos se generan a partir de tres fuentes [6]:

- La interacción de las olas con la línea de costa;
- Partículas provenientes de la corteza terrestre;
- Aerosoles y gases antropogénicos que proceden de actividades humanas.

La corrosión es el proceso de descomposición de un material causado por una reacción química con su entorno [7]. La corrosión de un metal se produce cuando una superficie entra en contacto con un gas o un líquido y el proceso se acelera por la exposición a temperatura cálida, humedad, ácidos y sales. En concreto, la presencia de iones cloruro es la principal causa de corrosión en las estructuras de regiones costeras [8] ya que tiene un efecto acelerador [9], [10].

Los problemas relacionados con la corrosión constituyen más del 25% de los fallos experimentados en la industria del petróleo y el gas. Indudablemente, al ser un fenómeno ligado a la contaminación atmosférica el problema es cada vez más acuciante [11]. A pesar de los esfuerzos por investigar la corrosión atmosférica, las investigaciones cuantitativas son poco concluyentes, especialmente en lo que

respecta al efecto de la tasa de deposición de cloruros sobre la tasa de corrosión [12], [13].

El estándar más extendido en la actualidad respecto a la corrosión en las estructuras metálicas (ISO 9223:2012 [14]) agrupa el nivel de corrosividad de una atmósfera en seis categorías. A cada categoría se le asocia una pérdida de material que, generalmente, se utiliza como punto de partida para determinar los requisitos de recubrimiento. No obstante, estas categorías presentan rangos de variabilidad, lo que significa que, al diseñar, la cantidad de material seleccionada puede variar, pudiendo el diseñador proponer valores distintos para un mismo caso. Optar por los valores más elevados de protección implica moverse en el lado de la seguridad, pero, a cambio, supone un excesivo gasto de material y presupuesto que podría ser innecesario.

En esta norma se proponen dos métodos para determinar la categoría corrosiva de una atmósfera dependiendo de la disponibilidad de datos experimentales [14]. Cuando estos están disponibles, se pueden utilizar funciones de dosis-respuesta. Sin embargo, cuando no hay datos disponibles, se recomienda la estimación de la categoría de corrosividad utilizando el procedimiento informativo que, como se establece en la norma, se basa en la comparación de las condiciones ambientales locales con la descripción de los ambientes atmosféricos típicos, lo que puede causar malinterpretaciones [15]. Encontrar el punto óptimo entre eficiencia y precio competitivo, manteniéndose dentro de los límites es, por lo tanto, un desafío dada la falta de caracterización del sitio de construcción específico.

Por otro lado, la abrasión es el proceso de erosión producido por las partículas en suspensión que impactan en los objetos arrastradas por la fuerza del viento [16]. El viento no puede transportar partículas tan grandes como lo pueden hacer otros fluidos, como el agua corriente, pero recoge fácilmente las partículas del suelo por lo que la erosión eólica es más pronunciada en las regiones secas y con poca vegetación [6]. El flujo de transporte de arena puede deteriorar la superficie metálica total o parcialmente dependiendo de la velocidad, el ángulo de impacto, la resistencia mecánica y la forma de las partículas sólidas involucradas en el proceso de erosión [4].

En la literatura se pasa por alto la acción del viento transportando arena y sus impactos en infraestructuras, lo que complica el estudio y previsión de estos problemas [17]. Esto puede deberse a que muchas ubicaciones inicialmente no parecen propensas a que sus estructuras sufran este fenómeno [18]. A pesar de ello, áreas como dunas costeras, depósitos activos de arena y tierras degradadas

[19], que ocupan alrededor del 15% de la superficie terrestre [20], están siendo cada vez más utilizadas para actividades humanas como transporte, industria, viviendas y energías renovables [21], [22] con perspectivas de expansión debido al cambio climático [23]. El cambio climático intensifica estas condiciones, las zonas desertificadas son más extensas y las tormentas de arena son más frecuentes [24], [25], aumentando la necesidad de actualizar medidas ambientales para diseñar nuevas estructuras que incluyan a priori la susceptibilidad al desgaste por abrasión [26] y asegurar la confiabilidad de las existentes [27], [28].

Así, la combinación de los problemas de abrasión y corrosión tiene como resultado un mal diseño inicial [29] con consecuencias perjudiciales en su estado final [30]. Estos fenómenos han llamado cada vez más la atención en las últimas décadas debido a los catastróficos accidentes resultantes [31] y a la creciente demanda de diseños sostenibles [32].

La asunción de diferentes estrategias de prevención permite alargar la vida útil de las estructuras expuestas, reduciendo las acciones de mantenimiento necesarias a lo largo de su etapa de explotación y disminuyendo su impacto ambiental, consiguiendo así desarrollar infraestructuras fiables, sostenibles, resilientes y de calidad, en línea con los Objetivos de Desarrollo Sostenible [33].

## I.2 OBJETIVOS

El objetivo principal de este trabajo de investigación es diseñar y validar un sistema capaz de determinar la degradación físico-química a la que se verán sometidas las estructuras metálicas en intemperie durante su vida útil por el efecto de las condiciones ambientales, incluso en condiciones de incertidumbre.

El resultado permite: por un lado, mejorar el diseño inicial para optimizar el uso del material, y, por otro lado, maximizar la vida útil de las estructuras ya existentes reduciendo la incertidumbre de su estado final.

La consecución de este objetivo principal pasa por alcanzar los siguientes objetivos específicos:

- **Caracterizar la corrosividad de cualquier ambiente sin requerir largos períodos de prueba y muestreo**, y generalizarlo a cualquier ubicación en todo el mundo, con los datos disponibles de estudios internacionales. Los resultados se muestran en el artículo: *'Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques'* [34] que desarrolla modelos de aprendizaje automático que predigan la pérdida por corrosión de los recubrimientos de zinc con el tiempo.

- **Ampliar el conocimiento existente sobre la degradación** a la que están sometidas las estructuras **por acción de los aerosoles marinos** como agente especialmente agresivo en la corrosión atmosférica. Este objetivo se desarrolla en el artículo titulado: '*Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study*' [35] que relaciona la información climática con los resultados de estudios experimentales no destructivos para la caracterización de daños estructurales potenciales en zonas costeras.
- **Conocer, acotar y limitar las áreas susceptibles a la abrasión** por partículas arrastradas por el viento para clasificar de forma remota los terrenos. Esto se consigue con el desarrollo de un mapa mundial de erosión eólica utilizando tecnologías de teledetección y análisis de imágenes multiespectrales basándose en datos históricos y estudios de casos.
- **Determinar la tasa de erosión potencial experimentada por las estructuras metálicas en función de su ubicación geográfica.** Su desarrollo se detalla en el artículo: '*Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning*' [36], donde se desarrolla un modelo predictivo que busca brindar información sobre la degradación física potencial asociada al terreno circundante.

### I.3 ESTRUCTURA DE LA MEMORIA

En el primer capítulo, se presenta una introducción del problema abordado, identificando los objetivos principales y secundarios que se pretenden alcanzar con esta investigación.

El segundo capítulo se enfoca en el análisis exhaustivo del estado del arte y se proporciona una explicación detallada sobre la degradación producida por determinados contaminantes atmosféricos, tanto en forma de desgaste químico por acción de contaminantes gaseosos como por degradación física tras el impacto de partículas sólidas.

El tercer capítulo describe la metodología empleada para llevar a cabo el estudio y presenta las diferentes fuentes de datos y técnicas utilizadas en el desarrollo del trabajo y la metodología utilizada para lograr cada uno de los objetivos propuestos.



El cuarto capítulo presenta los detalles de cada uno de los principales aspectos de la investigación a través de los cuatro artículos que constituyen el núcleo central de este trabajo. Los resultados más significativos de estos trabajos se identifican en el capítulo quinto, acompañados de su correspondiente interpretación.

El sexto capítulo presenta las conclusiones obtenidas y sugiere posibles direcciones futuras de investigación.

El séptimo capítulo contiene la lista de referencias bibliográficas utilizadas en el estudio.

Finalmente, en los Anexos se detallan las distintas comunicaciones y contribuciones derivadas de esta investigación, un análisis del factor de impacto del trabajo, así como la lista de casos de estudio utilizada para el desarrollo de uno de los objetivos.

## CAPÍTULO II. ESTADO DEL ARTE

---

Las estructuras civiles se deterioran de diversas formas [37]. Las principales causas de daño, fallo o incluso colapso de una estructura metálica son el envejecimiento, las condiciones climáticas, el deterioro de algunos componentes, los diseños deficientes y los desastres naturales [38], [39]. Aunque algunos de estos problemas pueden provocar un fallo rápido, los daños debidos al desgaste o la fatiga tienden a producirse durante largos periodos de tiempo. Se pueden introducir sistemas de monitorización continua de estas estructuras para evaluar su condición y proporcionar una alerta temprana contra los daños estructurales [3], pero esto, si bien previene del colapso, no resuelve el problema del mal dimensionamiento inicial. Los daños pueden evitarse [40], introduciendo factores correctivos en las fases de diseño para garantizar la integridad de la estructura durante su vida útil [1]. Sin embargo, la dificultad para cuantificar la pérdida de material provoca una sobredimensión innecesaria, lo que conduce a costos y consumo de recursos superfluos [41].

La degradación estructural no solo está asociada con problemas estructurales, sino también con problemas económicos, ambientales y sociales [42]. Gestionar la degradación y crear estructuras resilientes es un tema importante y un desafío constante [43]. Para ello se deben tratar los diferentes mecanismos de degradación de materiales, siendo los principales la corrosión atmosférica [44] y la abrasión eólica [45].

### II.1 DEGRADACIÓN QUÍMICA: CORROSIÓN ATMOSFÉRICA

La mayor parte de las estructuras y equipos metálicos operan en condiciones exteriores [46]. En estos casos, uno de los principales problemas relacionados con su estabilidad y durabilidad es la corrosión [47], [48]. La Organización Mundial de la Corrosión (WCO) estima que el costo directo mundial de la corrosión oscila entre 1,3 y 1,4 billones de euros [49].

La corrosión es un fenómeno muy complejo que se basa en la degradación de un material o sus propiedades debido a su reacción con el entorno [7] e involucra múltiples factores [50], [51] y variables [52], [53]. El carácter del ataque y la velocidad de corrosión son consecuencia del sistema formado por materiales

metálicos, ambiente atmosférico, parámetros técnicos y condiciones de operación [54].

Para garantizar la integridad de la capa exterior, las estructuras se diseñan con protección física. Históricamente, el zinc metálico ha sido utilizado como forma de protección contra la corrosión de las estructuras de acero [55]. Desafortunadamente, también se produce daño por corrosión en estos sistemas [56], [57].

La ciencia de la corrosión atmosférica comenzó con Faraday en el siglo XIX [58]. Vernon comenzó experimentos sistemáticos en corrosión atmosférica en la década de 1920 [59]. En 1986, Benarie y Lipfert publicaron su trabajo sobre la corrosión atmosférica [60], relacionando este fenómeno con la concentración de ciertos contaminantes y el pH de la lluvia.

Existen varios modelos cinéticos de corrosión que intentan predecir la corrosión atmosférica a lo largo del tiempo: el modelo lineal general [61], los modelos de función de potencia [62] y los modelos de potencia-lineal [63]. Sin embargo, como el proceso de corrosión está influenciado por factores ambientales [64], estos modelos cinéticos de corrosión son válidos únicamente en lugares específicos. Cuando las condiciones ambientales cambian, el modelo puede dejar de ser aplicable [65], por lo que se opta por clasificar la agresividad de diferentes atmósferas.

De acuerdo con este enfoque, se lanzó el programa ISOCORRAG en 1986 [66]. El comité técnico ISO 156 desarrolló este proyecto con la intención de obtener suficiente información para estandarizar la corrosión atmosférica en metales y aleaciones. Cuatro normas internacionales se crearon como resultado de este proyecto: ISO 9223 [15], ISO 9224 [67], ISO 9225 [14] e ISO 9226 [68]. Desde entonces, estas normas han servido como guías prácticas y ayudas para el diseño tanto de estructuras como de su protección contra la corrosión.

Específicamente, la norma ISO 9224:2012 propone una relación para exposiciones a la corrosión a largo plazo. Esta relación se basa en la función potencial. de acuerdo con la siguiente ecuación (1):

$$D = r_{corr} t^b \quad (1)$$

donde,  $r_{corr}$  es la tasa de corrosión del primer año,  $t$  es el número de años a analizar, y  $b$  es el exponente de tiempo específico del ambiente y del metal.

Por otro lado, la norma ISO 9223:2012 [14] divide la corrosividad de las atmósferas en 6 categorías. Cada una de estas categorías corresponde a un nivel de corrosión diferente. Para el zinc, los datos se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1: Índices de corrosión del zinc durante el primer año de exposición para diferentes categorías de corrosividad según la norma ISO 9223:2012.

Categoría de corrosividad	Corrosividad	Unidad	Zinc
C1	Muy baja	$\mu\text{m/año}$	$r_{\text{corr}} \leq 0,1$
C2	Baja	$\mu\text{m/año}$	$0,1 < r_{\text{corr}} \leq 0,7$
C3	Media	$\mu\text{m/año}$	$0,7 < r_{\text{corr}} \leq 2,1$
C4	Alta	$\mu\text{m/año}$	$2,1 < r_{\text{corr}} \leq 4,2$
C5	Muy alta	$\mu\text{m/año}$	$4,2 < r_{\text{corr}} \leq 8,4$
CX	Extrema	$\mu\text{m/año}$	$8,4 < r_{\text{corr}} \leq 25$

En septiembre de 1987, el Órgano Ejecutivo para la Convención sobre la Contaminación Atmosférica a Largo Plazo Transfronteriza (CLRTAP) decidió lanzar un Programa de Cooperación Internacional con la Comisión Económica Europea de las Naciones Unidas (ICP/UNECE) [69], cuyo objetivo era realizar una evaluación cuantitativa del efecto de los contaminantes en la corrosión atmosférica [50]. Además, el Programa Iberoamericano Internacional 'Ciencia y Tecnología para el Desarrollo (CYTED)' promovió el lanzamiento de un tercer programa cooperativo, llamado MICAT [70] (Mapa Iberoamericano de Corrosividad Atmosférica). Su objetivo era entender los mecanismos que tienen lugar cuando ocurre este fenómeno y generar con los datos obtenidos modelos matemáticos para calcular la corrosión como función de la condición climática o los niveles de contaminantes [9].

En 1992, la Sociedad Americana para Pruebas y Materiales, ASTM, publicó un estudio que discutía un método alternativo para medir la penetración de la corrosión, con modelos más precisos y racionales que el modelo potencial tradicional [71]. Posteriormente, Feliu et al. desarrollaron ecuaciones de regresión para acero, zinc, cobre y aluminio en función de parámetros meteorológicos y de contaminación simples [72]. En 2003, Albrecht et al. recopilaban datos de exposición atmosférica de diversas fuentes y evaluaron gráficamente la severidad de los entornos y la resistencia a la corrosión de los aceros [73]. R.E. Melchers se centró en el estudio de la corrosión de metales en atmósferas marinas en sus estudios de 2008 [74] y 2013 [75]. En ese último año Morcillo et al. [76] realizaron una recopilación exhaustiva de la literatura científica sobre la corrosión atmosférica del acero. En los años siguientes, se

desarrollaron estudios experimentales locales para caracterizar este fenómeno, como los realizados en Grecia [77] y la República Checa [78].

La relación dosis-respuesta que correlaciona directamente los factores ambientales influyentes con los parámetros de corrosión [79] continúa siendo la más utilizada. La forma básica de esta función sigue las relaciones lineales simples [70], [80] o logarítmico-lineales [81]. Sin embargo, desde 2004 muchos investigadores comenzaron a alejarse de juzgar el efecto de cada factor ambiental por separado y establecieron un nuevo modelo de combinación de múltiples factores [82], [83]. La temperatura, la humedad, la concentración de dióxido de azufre y la concentración de cloruro son las variables más utilizadas [84] y, al mismo tiempo, las más complejas de predecir, conocer y entender.

En conclusión, existen diferentes opciones para predecir las tasas de corrosión de metales, si se dispone de información específica sobre sus características ambientales. La normativa actual propone el uso de las funciones dosis-respuesta si se dispone de datos experimentales. Sin embargo, en los casos en que la concentración de contaminantes es desconocida, las opciones son limitadas. El tiempo y coste dificultan la obtención de esta información, ya que no son representativas durante periodos menores a un año.

Si no se dispone de estos datos, el procedimiento informativo es la otra forma propuesta por la normativa. Esta opción se basa en la comparación de las condiciones ambientales locales con la descripción de entornos atmosféricos típicos y cuyo resultado son unos rangos de predicción. Indudablemente esto lleva a contextos de incertidumbre e interpretaciones erróneas.

### II.1.1 VARIABLES INVOLUCRADAS

Toda la investigación relacionada con la corrosión realizada hasta ahora ha demostrado que existen ciertos factores que influyen claramente en el proceso de corrosión: la temperatura, la humedad relativa, el nivel de precipitación y las concentraciones de contaminantes ( $\text{SO}_x$ , Cl, etc.) [85], [86]. También se utiliza comúnmente como variable sintética una combinación de parámetros conocido como Tiempo de Humectación (TOW). TOW representa la fracción de tiempo en la que la humedad relativa supera el 80% a la vez que la temperatura ambiente está por encima de los 0 °C (h/año) [87].

El clima tiene una influencia significativa en la corrosión ya que algunos de los factores mencionados anteriormente dependen de la zona climática. Existen diversas formas de caracterizar el clima en una región, pero la clasificación de

Köppen–Geiger, que analiza el comportamiento de las temperaturas y precipitaciones, es la técnica más extendida [88]. Según este método, se distinguen seis niveles de precipitación [88]: desierto (0), estepa (1), totalmente húmedo (2), verano seco (3), invierno seco (4) y monzón (5). Por su parte, la temperatura y la humedad relativa son variables climáticas fácilmente analizables y sus valores son generalmente accesibles.

Sin embargo, otros factores derivados de las actividades humanas, cuya importancia es también significativa, son mucho más difíciles de expresar como un valor numérico representativo. Las áreas más pobladas y desarrolladas, con acumulaciones de vehículos y alta actividad industrial, tienen un mayor potencial corrosivo. Igualmente, se sabe que los materiales situados en áreas cercanas al mar tienen un peor rendimiento de corrosión [89], [90]. La degradación de las estructuras en las zonas costeras [91] es un problema especialmente importante por su trascendencia para la sociedad [92], [93]. Aproximadamente el 40% de la población mundial vive a menos de 100 km de la costa [94] y es precisamente en estas zonas donde suelen ubicarse las industrias. Numerosos estudios han corroborado que la velocidad de deposición del cloruro es un factor crítico que afecta a la corrosión atmosférica de los metales [95], [96]. La principal fuente de estos iones de cloruro es el océano [97], [98] y es por esto que la distancia al mismo se usa como principal criterio para considerar o no este contaminante [99], [100] a la hora de estudiar la corrosividad de un lugar. Sin embargo, la distancia al océano no refleja la eficiencia del transporte de cloruro o la velocidad a la que cae o precipita, entre otros efectos; por lo tanto, su parametrización varía de un lugar a otro [101]. La influencia de otros parámetros como las condiciones de bloqueo en el resultado final de la deposición se estudió en [102], [103], [104], pero se refería a la cobertura y orografía terrestre. El estudio de los diferentes mecanismos y su complejidad en el transporte de contaminantes atmosféricos son cruciales para describir y entender tales procesos [105]. Además, los resultados son directamente aplicables y relevantes para el control de otros contaminantes importantes [106], [107].

Así pues, estudiar experimentalmente los mecanismos de deposición de este contaminante atmosférico, los parámetros involucrados en su transporte y relacionar los resultados con los datos climatológicos generales también puede ayudar a predecir y prevenir posibles daños estructurales. Conociendo de antemano los lugares más susceptibles, no es necesario destinar recursos a la

monitorización de grandes y complejas estructuras civiles y permite limitarlo a determinadas zonas.

## II.2 DEGRADACIÓN FÍSICA: ABRASIÓN EÓLICA

La abrasión eólica es el proceso de desgaste producido por las partículas movidas por el viento que impactan en las estructuras [4]. Las diferencias en la presión atmosférica generan movimientos de aire capaces de erosionar los materiales cuando las velocidades alcanzan niveles suficientes [108]. El transporte de arena por el viento se caracteriza por tres tipos de movimiento basados en el diámetro del grano ( $d$ ): suspensión ( $d < 0,07$  mm); saltación ( $0,07 < d < 0,5$  mm); y arrastre ( $d > 0,5$  mm) [109] (Figura 1). Entre estos, la saltación juega un papel crucial en la masa total de arena transportada, impulsada por las fuerzas de cizallamiento del viento en la superficie terrestre, que provocan el rebote y el flujo horizontal de las partículas de arena [27], [28].

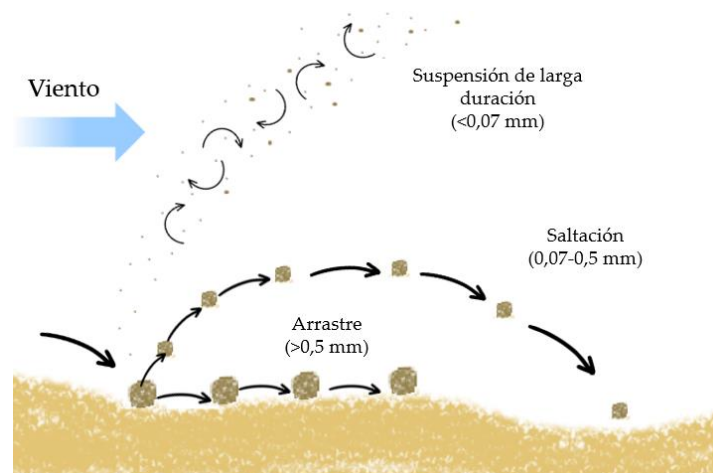


Figura 1: Modos de transporte de arena por el viento.

Aunque la erosión del viento puede ocurrir en todos los climas, es más prevalente en entornos semiáridos y áridos [16], caracterizados por una extensa degradación del terreno o condiciones secas [19]. Las regiones potencialmente susceptibles a la acción de la arena transportada por el viento son las dunas costeras [110], los depósitos de arena activos [111] y las tierras degradadas [20], [112].

Dado el escaso desarrollo humano en estos entornos, históricamente las estructuras metálicas no estuvieron expuestas a este problema. Sin embargo, estas áreas albergan cada vez más actividades humanas [21], [22]. La proliferación de construcciones, incluidas nuevas ciudades [2] o el desarrollo de proyectos de energía renovable [29], [30] han puesto de relieve la erosión del



viento. Por ejemplo, ya hay casos documentados de edificios desgastados en la costa noroeste de Egipto por tormentas de arena [113].

El cambio climático tiene un fuerte impacto en las condiciones ambientales [24] y las tormentas de arena ocurren con mucha más frecuencia [25]. En consecuencia, dado que este es un fenómeno físico con un impacto acumulativo, también aumenta el número de eventos peligrosos.

La comunidad científica ha empezado a reconocer la importancia de la erosión eólica debido a su impacto en la salud del suelo, la producción agrícola, el clima y la resistencia de las estructuras [114]. Inicialmente los esfuerzos se destinaron a simular y predecir los efectos del viento en el campo, incluida la erosión del suelo, para controlar la degradación del terreno e implementar prácticas adecuadas de manejo agrícola [115]. En este ámbito se han desarrollado diversos estudios que incluyen, desde ecuaciones empíricas para la erosión promedio del suelo [116], [117] hasta modelos avanzados que predicen rendimientos de cultivos y conservación de recursos naturales [118]–[120]. Existen modelos para predecir y controlar la erosión del suelo por el viento y sus implicaciones en el uso de este [121]–[124], modelos computacionales para el control de la erosión en tuberías de gas y petróleo [125]–[130], modelización con dinámica de fluidos computacional (CFD) y modelos de elementos finitos [131], [125], [132] o nuevos métodos basados en 'electroquímica bipolar' [133]. Desgraciadamente no son aplicables al daño causado en las estructuras por la arena movida por el viento.

En los últimos años, investigadores de la Universidad de Tecnología de Mongolia Interior si han estudiado el impacto de la erosión del viento en los recubrimientos de estructuras de acero en las regiones centrales y occidentales de Mongolia afectadas por tormentas de arena [134], [135]. Concluyeron en un primer análisis que la abrasión de estas estructuras expuestas a viento y arena está principalmente influenciada por la velocidad de erosión, y la dureza del material.

Por otro lado, muchos estudios utilizan Sistemas de Información Geográfica (GIS) para el procesamiento y análisis de datos que contienen información espacial [136] derivada de la teledetección [137] para clasificar y diagnosticar la salud de la corteza terrestre, los suelos y la vegetación [138]–[141]. Específicamente, el uso de teledetección y técnicas de SIG se está empezando a utilizar en este contexto para evaluar los peligros de las dunas de arena [142], pero no hay estudios que caractericen globalmente la susceptibilidad y el potencial de riesgo de un área determinada. Conocer y clasificar la superficie



terrestre también es interesante para la ingeniería constructiva y el diseño estructural. Además, este fenómeno no solo afecta la estabilidad de las infraestructuras en general, sino también diferentes sectores en particular. Por ejemplo, también afecta a la pérdida de reflectancia de los paneles solares [143], [144], aumentando el peso que deben soportar las estructuras y el enterramiento de las mismas [145].

Específicamente, el problema de la degradación de las estructuras metálicas por abrasión es más complejo, ya que requiere no solo el estudio de la cobertura del suelo, sino también la influencia de otros factores críticos, como la granulometría, composición y características climáticas.

En definitiva, si bien la degradación de las estructuras metálicas en condiciones exteriores, tanto química como físicamente, está directamente influenciada por su ubicación geográfica [146], la atención se ha centrado predominantemente en el estudio de la corrosión [12], [13], [34], con menos énfasis en la abrasión relacionada con el terreno, que no solo tiene relevancia para lograr los Objetivos de Desarrollo Sostenible sino también para una planificación efectiva del terreno.

Identificar y determinar suelos adecuados para la construcción facilitaría su clasificación, permitiendo redirigirlos hacia usos alternativos o asignando valores específicos de desgaste, minimizando el desperdicio de materiales.

### II.2.1 VARIABLES INVOLUCRADAS

La erosión es un fenómeno complejo que puede ocurrir en entornos muy diferentes. Sin embargo, existen algunas características básicas que las ubicaciones susceptibles a este fenómeno deben compartir. Situaciones de baja humedad relativa, altas velocidades del viento y altas cantidades de partículas en suspensión tienen más probabilidades de transportar arena por el viento e impactar en las construcciones circundantes [1]. Además, la composición del suelo y el contenido de arcilla en el suelo lo hacen más agresivo hacia el metal, ya que influye en la eficiencia de absorción de agua [147]. Los parámetros que influyen en la erosión se pueden categorizar en tres grupos principales [148]–[150]:

1. Condiciones de impacto, que incluyen la velocidad y el ángulo de impacto.
2. Características de la partícula erosionante, como su tamaño, forma y otros parámetros.
3. Propiedades del material que se está erosionando, incluyendo su ductilidad, dureza, densidad y otros factores relevantes.

Comprender cómo las condiciones del terreno afectan a las infraestructuras a largo plazo es crucial para el diseño y mantenimiento de edificios nuevos e históricos [22], [151]. La categorización de los efectos de la arena transportada por el viento no solo es escasa en la literatura científica sino también en las normas. Una excepción notable es el código argelino de nieve y viento [152], que considera las cargas de arena como una acción directa, fija y estática, similar a las cargas de nieve, aunque en realidad la acumulación de arena implica tanto cargas estáticas directas como acciones indirectas. Otras normas relevantes, como la NORMA UNE-EN 1991-1-4 [153] y el Eurocódigo 3 EN 1993-1-1 [154], no abordan los daños causados por la acción de partículas en las estructuras. A pesar de que la norma UNE para recubrimientos de zinc (UNE-EN ISO 14713-1 [155]) incluye una sección sobre la abrasión, esta resalta la alta resistencia del zinc a la abrasión y no contempla otras formas de desgaste. Por otro lado, la Sociedad Americana para Pruebas y Materiales (ASTM) definió el método ASTM G76-13 para medir la erosión por partículas en laboratorio [156], que determina la pérdida de material por el impacto de partículas sólidas concentradas en un flujo de gas pero no continúa su desarrollo a las etapas de diseño.

Desde la Universidad de Tulsa han realizado ensayos experimentales utilizando este estándar para conocer el impacto sobre las infraestructuras de petróleo y gas, por el problema que supone en las tuberías en dichos entornos [128]–[130]. Desarrollaron una ecuación semi-mecánica que tiene en cuenta la forma y velocidad de las partículas, y concluyeron que la erosión aumenta con la dureza de las partículas hasta un punto límite.

La Tabla 2 resume las variables más significativas consideradas en la literatura para este tipo de ensayos de impacto directo.

Tabla 2: Variables más significativas para el ensayo de impacto directo.

<b>Parámetros del proceso</b>	<b>Parámetros del material erosionado</b>
Ángulo de impacto [129]	Dureza [157]
Diámetro de partícula [158]	Tenacidad a la fractura [157]
Velocidad de impacto [159]	Módulo de elasticidad [129]

Si bien idealmente deberían estar disponibles, la realidad de las fases de ingeniería y diseño es que los análisis para obtenerlas y los costes y los tiempos precisos para realizarlos no son compatibles con los desarrollos urbanísticos o industriales. Por ello, para intentar un enfoque macroscópico y garantizar modelos verdaderamente útiles y aplicables a cualquier estudio de caso, se debe reducir el conjunto de variables óptimas al subconjunto, formado por variables

accesibles, capaz de representar el problema con suficiente precisión. Así, las variables seleccionadas se reducen, en función de su disponibilidad y relevancia según la literatura, a las siguientes:

- **Dureza del material** ( $HL$ ): Los estudios coinciden en que la dureza del material es una variable muy influyente en el cálculo de la erosión por viento [160].
- **Velocidad de las partículas** ( $v$ ): Es un punto clave para determinar la fuerza con la que las partículas impactan en la estructura, ya que la abrasión aumenta con velocidades de partículas más altas [160].
- **Cantidad de material erosivo** ( $m$ ): La cantidad de material que impacta en la estructura influye directamente en el nivel de abrasión [160].
- **Ángulo de impacto** ( $\theta$ ): Los estudios han demostrado que para materiales dúctiles, como las estructuras metálicas, el mayor daño por abrasión ocurre en ángulos de impacto entre 15 y 30 grados y disminuye hacia los 90 grados [125].
- **Tasa de erosión** ( $ER$ ): La mayoría de la literatura científica representa la gravedad de la erosión por viento utilizando la relación de erosión, que se mide generalmente de la siguiente manera (2) [161], [162]:

$$ER = \frac{\text{Masa de material perdido por erosión}}{\text{Masa de material erosionado}} \quad (2)$$

Medir el impacto en forma de ratio, en lugar de utilizar la pérdida de masa, tiene la ventaja de permitir una mejor comparación de la erosión entre diferentes materiales [163].

Las respuestas comunes a la erosión del viento incluyen el aumento de la protección y el recubrimiento de materiales, lo cual es prevalente en la industria del viento y la aeronáutica, con investigaciones que exploran recubrimientos y aleaciones multicapa [164], [165]. El conocimiento previo durante la fase de diseño o ingeniería es esencial para la sostenibilidad, ya que facilita cálculos que ayudan a mitigar las implicaciones económicas y ambientales del excesivo desperdicio de material [166], [167]. Otros estudios se han centrado en soluciones de tratamiento del suelo, como barreras protectoras [168], [169] o tratamientos de superficie [170]–[173], pero implementar estas soluciones en superficies más grandes es un desafío. Por lo tanto, es imperativo establecer métodos para determinar y predecir la extensión de la abrasión inducida por la erosión del

viento en las estructuras, lo que permite la implementación de medidas preventivas apropiadas.

### II.3 CONCLUSIONES

Las estructuras metálicas expuestas a diversos tipos de contaminantes y fenómenos atmosféricos pueden experimentar procesos de degradación y pérdida de material, lo que tiene consecuencias graves, llegando incluso a provocar el colapso de la estructura. Por esta razón, la comunidad científica ha estado investigando las causas y efectos de estos fenómenos durante un tiempo considerable, con el objetivo de abordarlos desde una etapa temprana. No obstante, el estudio y la predicción de estos fenómenos se complica debido a su naturaleza multifactorial.

A nivel internacional, se han realizado estudios de campo sobre la pérdida de material debido a la corrosión, existiendo normativas destinadas a regular el diseño de estructuras expuestas a este tipo de degradación. Sin embargo, las ecuaciones propuestas tienen una fiabilidad limitada debido a la dificultad para conocer los datos que precisan. Los sistemas basados en intervalos discretos de atmósferas específicas, si bien son un avance, proponen unas horquillas de protección muy amplias que dejan lugar a una incertidumbre excesiva.

En cuanto a la erosión de las estructuras metálicas causada por partículas arrastradas por el viento, este fenómeno ha recibido menos atención en la literatura científica y en la normativa, a pesar de que su impacto está en constante crecimiento debido a las nuevas tendencias en construcción y las condiciones climáticas actuales y futuras.

Lo que sí se determina en los estudios anteriores es la existencia de una serie de factores, tanto en corrosión como abrasión, que se identifican como causas claves de los procesos, aunque su medición exacta resulta imposible en los desarrollos reales de ingeniería.

Así, se puede concluir que el aprovechamiento de la información climática satelital, la implementación de sistemas de aprendizaje automático y sistemas predictivos, junto con el estudio de variables específicas que acoten el problema, representan alternativas muy prometedoras para determinar de antemano la degradación de estas estructuras, y reducir la incertidumbre de su estado final, sin importar su ubicación

## CAPÍTULO III. MATERIALES Y MÉTODOS

---

El propósito principal de esta investigación es el diseño y validación de un sistema capaz de predecir la degradación físico-química de las estructuras metálicas en intemperie en función de las condiciones ambientales del lugar dónde estén localizadas. El objetivo es prever y cuantificar esta degradación o pérdida de material en cualquier ubicación específica, permitiendo tomar medidas preventivas durante la fase de diseño. Para lograr esto, se ha desarrollado un enfoque en dos fases basado en los objetivos propuestos en el apartado I.2.

En todos los casos se sigue un proceso similar, con la recopilación de información existente o generación de nuevos datos mediante ensayos propios si se carece de estos, un procesamiento de la información para la creación de los modelos y una validación de estos mediante el uso de información no aplicada en el proceso de modelización.

Para la consecución de los dos primeros objetivos, relacionados con la corrosión, se creó una base de datos que reúne información propia, datos disponibles del entorno y estudios previos de casos de muestreo de cupones metálicos en distintas ubicaciones por todo el mundo. En el caso de la abrasión, se trata a dos niveles. A nivel macro (objetivo 3) se recopila información satelital y de características climáticas, de vegetación y geológicas procedente de fuentes públicas, mientras que para la caracterización de la abrasión a nivel micro (objetivo 4) se realizan ensayos en laboratorio procesando dicha información propia para complementar la insuficiente información procedente de fuentes previas.

En la Figura 2 se indican los datos y variables y el procesamiento y la forma de validación utilizados para la consecución de cada objetivo.

Objetivo	1. Información de partida		2. Procesamiento	
		<i>Variables</i>		<i>Validación</i>
1: CARACTERIZAR LA CORROSIVIDAD DE CUALQUIER AMBIENTE SIN REQUERIR LARGOS PERÍODOS DE MUESTREO	· Estudios científicos: ISOCORRAG	-Clima: Precip, TOW, RH, Temperatura -Atmósfera: Marino, Industrial, Urbano -Pérdida por corrosión -Categoría	· Modelización corrosividad 1 año: SuperSOM · Modelización a largo plazo: Método de Newton · Calidad: Modelo de distancias	R <sup>2</sup> Validación cruzada
2: AMPLIAR EL CONOCIMIENTO EXISTENTE SOBRE LA DEGRADACIÓN ATMOSFÉRICA POR ACCIÓN DE LOS AEROSOLÉS MARINOS	· Estudios experimentales en campo · Información climática satelital	-Temperatura -HR -Velocidad del viento -Dirección del viento -Precipitaciones -Deposición de cloros	· Método seco · Método húmedo · Vela húmeda modificada	Normativa: ISO 9225:2012 (Anexo D) Significancia estadística: <i>t-student</i>
3: ACOTAR LAS ÁREAS SUSCEPTIBLES A LA ABRASIÓN EÓLICA POR PARTÍCULAS	· Registros históricos · Imágenes multispectrales	-Vegetación -HR -Velocidad del viento -Partículas suspendidas -Composición del suelo	Clasificación supervisada: Random Forest	R <sup>2</sup> MAE RMSE Matriz de confusión
4: DETERMINAR LA TASA POTENCIAL DE ABRASIÓN EN FUNCIÓN DE LA UBICACIÓN GEOGRÁFICA	· Ensayos experimentales de laboratorio · Revisión bibliografía	-Dureza del material -Velocidad de partícula -Cantidad del material -Ángulo de impacto -Pérdida por abrasión	· Ensayos de impacto directo · Análisis de importancia: GCV, RSS · Modelización pérdida: MARS	Normativa: ASTM G76-2013 Fórmula empírica Validación cruzada: RMSE, ER, EAbsoluto

Figura 2: Esquema general de la metodología utilizada para lograr los objetivos propuestos.

### III.1 CARACTERIZACIÓN DE LA CORROSIVIDAD ATMOSFÉRICA

#### III.1.1 MODELOS DE CORROSIÓN

##### *Información de partida*

Como se explicaba anteriormente, los estándares actuales en materia de corrosión requieren, para conocer la pérdida por corrosión en un ambiente, datos específicos obtenidos en un periodo representativo (1 año). La dificultad de obtener dicha información cuando se pretende ejecutar una estructura determina el primer objetivo que pretende buscar un enfoque más práctico para caracterizar la corrosividad de la atmósfera en cualquier lugar, sin la necesidad de medidas específicas.

Tras el análisis exhaustivo de la bibliografía y los estudios experimentales existentes, se concluyó que resultan más representativos los datos procedentes de muestras helicoidales por lo que se acudió a los datos del programa ISOCORRAG. Las tasas de corrosión en muestras helicoidales tienen valores promedio más altos y no limitan la pérdida de material a una sola dirección. Este enfoque es útil en el presente caso, ya que se relaciona más estrechamente con las estructuras galvanizadas utilizadas en ingeniería civil que no son unidireccionales. Además, incluye un amplio espectro de muestras helicoidales

distribuidas a nivel mundial. El proyecto se llevó a cabo en más de 50 lugares diferentes en Asia, Europa y América (Figura 3). Durante el programa ISOCORRAG, las muestras expuestas se utilizaron para determinar la tasa de corrosión del primer año. Agrupadas en diferentes conjuntos, se expusieron muestras triplicadas durante 6 meses y se dejaron hasta 1 año. Sin embargo, algunas de las muestras se mantuvieron un tiempo superior, por lo que también se utilizaron para estudiar la exposición a la corrosión a largo plazo.



Figura 3: Localización de las muestras del programa ISOCORRAG.

Esta información fue complementada con datos climatológicos históricos junto con tres variables sintéticas binarias que representan el comportamiento de la contaminación relacionada con los sulfatos y la deposición de cloruros:

- Industrial/No industrial: las áreas industriales son aquellas con industrias de combustión de combustibles fósiles (refinerías, centrales térmicas, etc.). La presencia de estas industrias provoca una mayor probabilidad de existencia de agentes corrosivos en la zona.
- Marino/No marino: esta caracterización se ha realizado considerando como 'Marino' cualquier ubicación a menos de 15 km de la costa [174], [175]. Las zonas marinas se consideran de mayor potencial corrosivo dado su mayor nivel de cloro en el aire.
- Urbano/Rural: se consideraron ubicaciones urbanas aquellas con más de 5000 habitantes o 300 habitantes por kilómetro cuadrado [176]. Como en el caso industrial la presencia de actividad humana es causa de una mayor concentración de agentes potencialmente corrosivos en la atmósfera.

En cuanto a la caracterización climática para cada ubicación se recopiló la información de temperatura, humedad relativa, TOW y nivel de precipitación de Köppen-Geiger, unificadas de manera simple, accesible y completa. Por lo tanto, se establecieron un total de tres variables predictoras numéricas para el modelo:



temperatura media anual, humedad relativa media anual, TOW, una variable categórica (precipitación) y tres variables booleanas (industrial, marino y urbano). Para caracterizar el nivel de corrosión se incluyen dos variables: la pérdida debida a corrosión durante el primer año de exposición, tomada directamente de estudios experimentales y la categoría de corrosividad atmosférica, definida según la norma.

En la Tabla 3 se muestra un resumen de las variables. La temperatura media anual se representa como  $T_{anual}$  y la humedad relativa (RH) media anual como  $RH_{anual}$  en la tabla.

Tabla 3: Resumen de las características principales de las variables objeto de estudio. Unidad (Ud), valor mínimo (Min), valor medio (Med) y valor máximo (Max).

Variable	Variables continuas				Variable	Variables discretas
	Ud.	Min	Med	Max		Rango
T <sub>anual</sub>	°C	-15	14,5	29,1	Marino	0 (No-Marino) – 1(Marino)
RH <sub>anual</sub>	%	33	74,7	98	Industrial	0 (No-industrial) – 1(Industrial)
TOW	h/año	37	2723	6350	Rural	0 (Urbano) – 1(Rural)
					Precipitaciones	1 – 5

#### *Procesamiento: modelización de la corrosión*

A partir de los datos anteriores se procede a la modelización de la pérdida por corrosión del acero galvanizado.

Entre las diferentes técnicas disponibles se opta por dos aproximaciones:

- Mapas autoorganizados (en inglés, *Self-Organizing Maps*, SOM) para la caracterización del primer año.
- Regresión no lineal para su extensión a la pérdida a lo largo de la vida útil de la instalación.

Los mapas autoorganizados, conocido como SOM, son un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) no supervisada presentada en 1982 por T. Kohonen [177]. Este tipo de red tiene un aprendizaje competitivo y no supervisado. La propia red se encarga de autoorganizarse y descubrir características comunes, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada [178], [179]. La arquitectura del modelo implica que cada neurona de entrada está conectada a una de las neuronas de salida mediante uniones ponderadas (pesos). Por tanto, las neuronas de salida tendrán asociado un vector de pesos, que también



constituye el vector promedio de la categoría representada por la neurona de salida [180], [181].

La utilidad de SOM reside en la interpretación visual holística del resultado más que en la comprensión de los procesos subyacentes [182]. A grandes rasgos, la capa de salida (es decir, el propio mapa autoorganizado) contiene neuronas organizadas en un entramado rectangular o hexagonal para representar todo el conjunto de datos [177]. El objetivo de este aprendizaje es categorizar los datos introducidos en la red. Los valores similares se clasifican en la misma categoría y, por tanto, deben activar la misma neurona de salida. Al tratarse de un método no supervisado, las clases o categorías deben ser creadas por la propia red detectando relaciones entre los datos de entrada [183]. Sin embargo, SOM también puede utilizarse para el reconocimiento de patrones (aprendizaje supervisado). Si se trata de clasificación, como en este caso, se utiliza la estrategia de "el ganador se lo lleva todo". Este principio puede ampliarse a más capas, generando mapas superorganizados (*Supersom*). Para cada capa, se calcula un nivel de similitud; las similitudes individuales se combinan en un único valor que se utiliza para determinar el nodo ganador.

La pérdida por corrosión del zinc durante el primer año de exposición ( $Corr_{Zn}$ , en  $\mu\text{m}$ ) fue la variable de salida a predecir en la primera capa. La ventaja de los mapas SOM es que, además de asignar un valor individual, también se da un rango de incertidumbre, obtenido sumando el valor mínimo y máximo dentro de cada neurona. Se pretende que, además de autoorganizarse en función de las variables de entrada, las redes *Supersom* agrupen los datos según las distintas categorías de corrosividad. Entonces, la segunda de las dos capas de salida sería el resultado de organizar la corrosividad en una capa de salida supervisada que asignará a cada nodo el valor correspondiente de "categoría de corrosividad" fijado por la norma.

Posteriormente, se realiza la optimización de la fórmula de la norma ISO 9224 (ecuación (1)) que permite extrapolar estos resultados del primer año a resultados a largo plazo. La técnica de optimización utilizada es el método de Newton.

En este método de optimización se emplean los gradientes de la función objetivo, que se obtienen mediante el cálculo analítico de las derivadas parciales de esta función [184]. En este caso, dado que el método busca minimizar la diferencia entre los valores predichos por la ecuación y los valores reales, la función objetivo a minimizar es el error relativo. Así, el método de Newton busca ajustar la variable  $b$  (el exponente del tiempo específico del ambiente y del metal) para

minimizar la función objetivo, utilizando información sobre cómo los diferentes cambios influyen la función, encontrando así los valores de los parámetros que mejor ajustan la ecuación en cada caso.

Durante su construcción, el modelo de predicción, como es habitual en este tipo de aproximaciones, se contrasta con el coeficiente  $R^2$  de la relación existente entre el valor proporcionado por el modelo y el valor real.

No obstante, los modelos están necesariamente condicionados por el número limitado de muestras sobre la que se construyen por lo que sus resultados no serán igualmente representativos para todos los datos de entrada. Por ello se ha dotado al sistema de un mecanismo de comprobación de la calidad de las predicciones en la fase de explotación de modelo se creó una función que permite estimar la bondad de la predicción en cuanto a la existencia de datos relevantes en un espacio muestral cercano. Esta estimación se basa en un modelo de distancias euclídeas que analiza las variables de entrada del modelo, determinando la cercanía de los casos más similares en la base de datos para mostrar su valor de corrosión y su grado de similitud (calidad). Se trata de una función no negativa que se utiliza para calcular la distancia entre dos puntos  $P, Q$  en un espacio  $n$ -dimensional [185] sobre la base del Teorema de Pitágoras (ecuación (3)) [186]. La evaluación de los resultados mediante este método consiste en comprobar las distancias entre los valores predichos con valores de la base de datos. A medida que el valor de la distancia tiende a 0, el modelo tendrá una calidad del 100%, de acuerdo con lo indicado en la ecuación (4), siendo  $d_{max}$  la distancia máxima entre dos valores de la base de datos.

$$d_E(P, Q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (3)$$

$$Calidad (\%) = 100 * \left(1 - \frac{d_E}{d_{max}}\right) \quad (4)$$

Aunque tanto el modelo *Supersom* como el de distancia parten de la misma base de datos y tienen las mismas entradas, sus propósitos son diferentes. Mientras que el modelo *Supersom* proporciona una predicción de corrosión y una categoría de corrosividad, el modelo de distancia establece la calidad de dicha predicción.

Para la validación de la importancia de cada una de las variables objeto de estudio sobre la variable a predecir se utilizan dos estadísticos: el criterio de validación cruzada generalizado (GCV) y la suma residual de cuadrados (RSS).

## III.1.2 DEGRADACIÓN ATMOSFÉRICA POR ACCIÓN DE LOS AEROSOL MARINOS

*Información de partida*

El análisis de bibliografía muestra la importancia de los aerosoles marinos como agente especialmente agresivo, pero cuyo efecto no está bien definido. Así, como objetivo secundario se busca ampliar el conocimiento existente acerca de la acción de estos contaminantes. Los modelos actuales de deposición de cloruros, basados en funciones que lo relacionan de forma inversa con la distancia al mar, presentan rendimientos limitados [187]. La distancia al mar no representa realmente la capacidad de los cloruros de estar presentes en una determinada zona puesto que su prevalencia está lógicamente condicionada por las circunstancias climáticas e incluso orográficas. Este estudio pretende rellenar el hueco existente en la bibliografía en lo referente a la modelización del cloro y su efecto sobre la corrosión, dada la dificultad de encontrar valores de este elemento en las localizaciones de las estructuras.

El estudio de la degradación de estructuras en zonas costeras se abordó mediante la investigación de la deposición de cloruro, vinculando datos experimentales con datos meteorológicos. Para ello, se plantearon una serie de ensayos distribuidos y localizados en la zona Norte de España, cuyos resultados se complementan con los registros históricos climáticos de cada punto en el periodo de estudio y en el año anterior.

Dado el carácter multifactorial del problema, que dificulta en gran medida la extracción de conclusiones debido al alto grado de interacciones existentes entre las variables, los datos existentes en la bibliografía se han complementado con información específica obtenida mediante ensayos diseñados para determinar la influencia de las variables clave.

Así, se colocaron en 11 localizaciones 6 muestras, 4 de ellas a 90 grados y el resto expuestas en todas las direcciones. Las localizaciones se seleccionaron de tal modo que se incluyeran diversas distancias al mar, dada la relevancia que se asigna a esta variable en la bibliografía analizada. Además, en una de las localizaciones, las muestras se colocan en 3 periodos temporales distintos con el fin de comprobar el efecto del cambio en la dirección del viento predominante. En la Figura 4 se muestran las distribuciones de las muestras en los distintos puntos de ensayo. Los lugares de experimentación incluyen muestras de una, dos o tres técnicas.

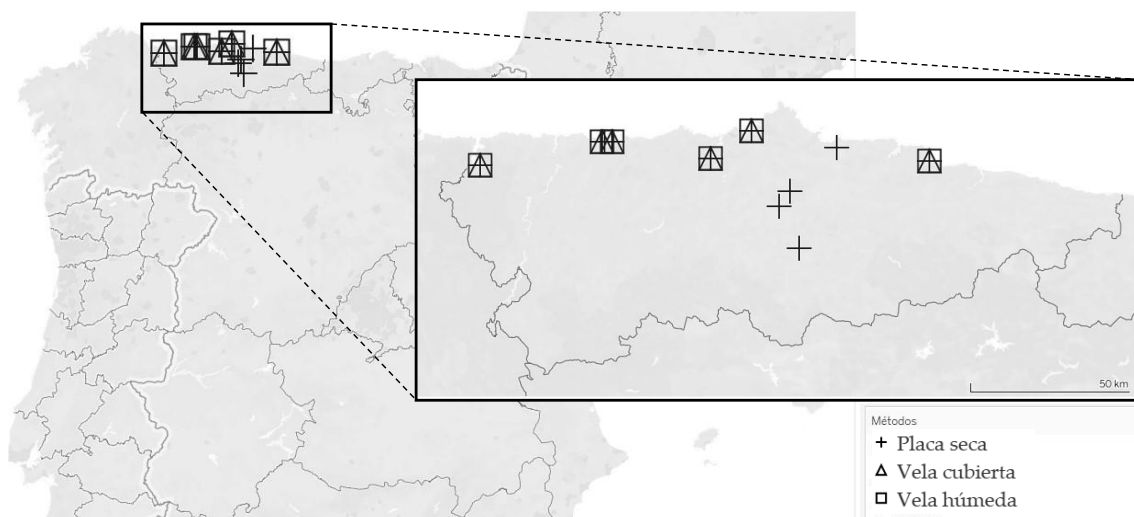


Figura 4: Localización de las muestras de los ensayos de deposición de cloro.

La colocación de las muestras en estas condiciones viene derivada del interés de conocer la influencia tanto de la orientación del viento y su procedencia (marina o terrestre) como del efecto combinado y aislado de la lluvia y el viento. Las muestras orientadas son analizadas con el método de la Placa Seca que representa el efecto del viento. Las muestras abiertas analizadas con Vela Húmeda incorporan el efecto omnidireccional del viento y la lluvia. El objetivo era determinar qué umbrales de velocidad del viento aparecen en la deposición y el transporte de cloruros en tales circunstancias. Igualmente, se estudió el papel de la dirección del viento con respecto a la precipitación.

Además, en este trabajo se desarrolla un nuevo método para conocer de forma aislada el efecto de la lluvia, que se ha denominado Vela Cubierta. A estas probetas se añadió una muestra de control. Con la combinación de ambos métodos se estudió la influencia de las precipitaciones en la deposición de contaminantes y el papel de las precipitaciones en presencia y ausencia de viento.

La preparación de las muestras se realizó de acuerdo con lo indicado en la norma ISO 9225:2012 [14]. Una vez finalizado el periodo de ensayo, se extrajeron las muestras, se procesaron de acuerdo con lo indicado en las normas y se analizaron por cromatografía iónica (METROHM 883 Basic IC plus).

#### *Tratamiento de los datos*

Tal como se mencionó anteriormente, se utilizaron tres técnicas para determinar la deposición de cloruros en las muestras expuestas durante los ensayos. La norma ISO 9225:2012 establece los procedimientos para la preparación de muestras mediante los métodos de la placa seca y de la vela húmeda.

- Placa seca. Esta técnica se basa en exponer una superficie conocida de gasa de doble capa protegida de la lluvia y medir, mediante análisis químico, la cantidad de cloruros capturados procedentes de una dirección y depositados en la superficie de la gasa [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ]. La preparación de las muestras, la duración del ensayo, la gestión de la solución final y el cálculo de los resultados se definen en el anexo E de la norma ISO 9225:2012 [14].
- Vela húmeda. La técnica consiste en una superficie textil húmeda envuelta en forma de cilindro y un depósito de agua para mantener la condición húmeda de la gasa. Este método permite recoger aerosoles procedentes de todas las direcciones. La cantidad de cloruro depositado se determina mediante análisis químico para, posteriormente, calcular la tasa de deposición de cloruro [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ].

Los dispositivos de muestreo y la solución utilizados, así como la recogida de las muestras y el cálculo final de la deposición, se describen en el anexo D de la norma ISO 9225:2012 [14].

No obstante, los métodos anteriores no permiten conocer el efecto de la lluvia de forma aislada a la influencia del viento puesto que la vela húmeda está sometida a lluvia y viento en todas las direcciones. Los casos en los que las estructuras se encuentran protegidas del viento, pero expuestas a la lluvia (por ejemplo, en plazas rodeadas de rascacielos) son ejemplos de ubicaciones para los que esta información es relevante. Ante el interés de identificar el efecto de cada variable de modo independiente, se consideró la posibilidad de desarrollar un método específico para diferenciar el impacto del viento y la lluvia. Este método, basado en el método de la vela húmeda, se ha denominado vela cubierta.

El método de la vela cubierta consiste en una superficie textil húmeda similar a la de la vela húmeda envuelta en forma de cilindro sobre un depósito de agua para mantener su humedad (Figura 5). Estos elementos son cubiertos con una funda de material aislante que aisle los laterales de la acción del viento, manteniendo un cono suficiente de apertura en la parte superior para permitir el paso de la lluvia, pero sin que se produzca el impacto del viento, en cualquier dirección, sobre la gasa. Como en el caso anterior la cantidad de cloruro depositado se determina mediante análisis químico para, posteriormente, calcular la tasa de deposición de cloruro [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ].

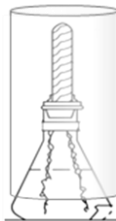


Figura 5: Esquema propuesto para la recogida de muestras en el método de la vela cubierta.

Los datos obtenidos en las pruebas experimentales se analizaron estadísticamente mediante el programa SPSS 22.0. Se utilizó la prueba t de *Student* para muestras independientes para evaluar si existían diferencias estadísticas significativas entre las medias a un nivel de confianza de  $p < 0,05$  para cada una de las variables cuya influencia se pretende estudiar.

## III.2 MODELIZACIÓN DE LA ABRASIÓN

### III.2.1 LOCALIZACIÓN DE ZONAS SUSCEPTIBLES DE ABRASIÓN EÓLICA

*Información de partida: imágenes multiespectrales y casos de estudio*

Mientras que en el caso de la corrosión existen numerosos estudios de diferentes características, la abrasión apenas se abordó en la literatura por lo que no es posible basarse directamente en estos datos para la construcción de modelos. No obstante, aunque no hay tantos ejemplos y datos reales, la comunidad científica acepta diversos indicadores [161] que aumentan el riesgo potencial [18] de abrasión estructural [112]:

- Baja humedad relativa y altas velocidades del viento presentes simultáneamente.
- Altas concentraciones totales de partículas suspendidas (del inglés, *Total Suspended Particles*, TSP) en el aire.
- Bajo porcentaje de arcilla en los suelos circundantes [112], que favorece la saltación.
- Superficies sin vegetación u obstáculos que sirvan como barreras al viento.

Por lo tanto, los factores críticos para realizar el estudio son: Vegetación Humedad relativa, Velocidad del viento, TSP y Composición del suelo.

Por otro lado, a pesar de la falta de estudios sobre el problema específico de la abrasión por partículas, el movimiento de la arena arrastrada por el viento y su efecto sobre diversas infraestructuras, como la pérdida de eficiencia de los paneles solares y otros efectos adversos ha sido ampliamente documentado. Dado que la abrasión tiene su origen en el impacto de las partículas de arena

sobre las estructuras, estos casos reales ayudan a identificar ubicaciones que presentan terrenos propensos a movimientos de partículas impulsados por el viento y, en consecuencia, susceptibles de abrasión. Sin embargo, aunque se produzca este movimiento, es posible que no cause una degradación significativa de las estructuras. Por lo tanto, al revisar todos los casos de estudio presentados en la literatura y realizar un análisis histórico de las principales variables críticas, es necesario caracterizar ubicaciones susceptibles o no a la abrasión, y determinar si es probable que las estructuras metálicas sufran desgaste.

Para que el fenómeno se produzca es necesario que en dichas zonas se cumplan unos valores mínimos de las variables citadas anteriormente como relevantes. De acuerdo con la bibliografía analizada, las áreas se seleccionaron asumiendo que las zonas susceptibles (SA) cumplen los siguientes criterios: humedad relativa baja (<50%), velocidades del viento altas (>10 m/s) [188], contenido alto de partículas suspendidas totales (>1000  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) [112], contenido bajo de arcilla [112] y vegetación escasa.

El conjunto de datos de entrenamiento se dividió en dos grupos, cada uno de ellos compuesto por diferentes escenarios: las ubicaciones susceptibles a la abrasión (denominadas SA) y ubicaciones no susceptibles a la abrasión (denominadas NSA). Dentro de cada uno, se seleccionaron ejemplos para abarcar todas las posibles variabilidades. Cada ejemplo se caracteriza por su reflectancia en los distintos rangos del espectro electromagnético, lo que se conoce como firma espectral [189].

Para las áreas no susceptibles a la abrasión (NSA), se identificaron múltiples regiones de interés (ROI), que incluyen agua, edificios, áreas con diferentes niveles de vegetación y nieve. Así, se obtuvieron diferentes ROIs para cada tipo de vegetación, diferentes tipologías de edificios, varios ejemplos de agua, ríos, lagos y océanos, así como clases de nieve en montañas y glaciares. Por otro lado, se analizaron los escenarios que incluyen diferentes suelos degradados que son susceptibles a la abrasión y al transporte de arena, en otro grupo, cuyos ejemplos individuales incluyeron diferentes granulometrías, composiciones del suelo y contenidos de humedad.

Una vez determinadas todas estas ROIs, se combinaron y se analizaron sus firmas espectrales para obtener una firma espectral del conjunto. Posteriormente, y como forma de validar la base de datos de entrenamiento, se verificaron las firmas espectrales obtenidas en cada uno de los ejemplos.



La distancia espectral se utiliza para evaluar la diferencia entre firmas espectrales o píxeles de entrenamiento, con el objetivo de identificar si las clases distintas son demasiado similares y, por lo tanto, propensas a errores de clasificación.

Se utilizó la métrica de similitud de Bray Curtis [190] (ecuación (5)) para evaluar los datos de entrenamiento elegidos, que varía de 0 a 100, siendo cero totalmente diferente y 100 indicando valores idénticos de las firmas.

$$BC_{ij} = 1 - \frac{2C_{ij}}{S_i + S_j} \quad (5)$$

donde  $C_{ij}$  es la suma de los valores más bajos para los grupos que tienen en común los dos sitios y  $S_i$ ;  $S_j$  son el número total de grupos contados en ambos sitios. Cuanto más baja sea la métrica de Bray Curtis, más representativos serán los datos de partida.

#### *Procesamiento: segmentación global*

La creación de los modelos de clasificación supervisada se realizó mediante clasificación semiautomática que es una técnica de procesamiento de imágenes que permite la identificación de diferentes materiales en una imagen, basándose en su firma espectral [189]. Debido a que cada clase tiene una reflectancia espectral única (firma espectral), la clasificación aprovecha las diferencias espectrales para asignar cada píxel a una clase. Esta técnica se realiza en tres pasos:

- 1) Extracción de la firma espectral de cada píxel del marco multibanda.
- 2) Clasificación de *píxeles* mediante un algoritmo.
- 3) Creación de un nuevo *ráster* con los *píxeles* clasificados.

En este caso, el algoritmo elegido fue *Random Forest*. Este es un clasificador capaz de manejar con éxito la alta dimensionalidad y multicolinealidad de los datos [191]. Este algoritmo es una combinación de árboles de decisión en los que cada árbol depende de los valores de un vector aleatorio, probado de forma independiente y con la misma distribución para cada uno de ellos [192]. Así, en lugar de aprender un único modelo, se aprenden varios modelos y se combinan las estimaciones de cada uno de ellos. Este algoritmo tiene una muy buena capacidad de generalización, es rápido y no es sensible al sobreajuste, lo que permite la posibilidad de validar un modelo mediante pruebas estadísticas. Esto permite tener en cuenta la confiabilidad del modelo, por lo que se ha utilizado en un número creciente de trabajos [193]–[195].



Para evaluar los resultados del modelo se eligieron diferentes métricas, así como una matriz de confusión que evalúa los casos correcta e incorrectamente clasificados.

- Error absoluto medio (MAE), que es una medida común para predecir el error de un modelo (ecuación (6)). Calcula el promedio de las diferencias absolutas entre las predicciones de un modelo y los valores reales.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - y \cdot M_i|}{N} \quad (6)$$

- Error cuadrático medio (RMSE), medida frecuentemente utilizada de las diferencias entre los valores predichos por un modelo y los valores observados (ecuación (7)). A menor valor, mejor es el rendimiento del modelo.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y \cdot m_i)^2}{N}} \quad (7)$$

- Coeficiente de determinación ( $R^2$ ) es la proporción de la varianza de la variable dependiente que se puede predecir a partir de las variables independientes; es una medida estadística de qué tan cerca está un modelo de los puntos de datos reales (ecuación (8)). Un valor más alto indica un mejor ajuste entre la predicción y el valor real.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y \cdot m_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - y \cdot M_i)^2} \quad (8)$$

Una vez obtenido y validado el resultado final, los resultados del proyecto se vectorizaron y las áreas encontradas se poligonizaron utilizando las herramientas disponibles en QGIS para obtener un mapa mundial con los polígonos georreferenciados que delimitan las áreas afectadas.

### III.2.2 DETERMINACIÓN DE LA TASA DE EROSIÓN POR PARTÍCULAS

*Información de partida: ensayos de laboratorio y datos de la literatura*

Con la finalidad de alcanzar este objetivo se utilizaron dos fuentes principales de datos: datos externos derivados de la literatura internacional y datos internos adquiridos a partir de pruebas experimentales de laboratorio. En este punto, se recopilaron todos los estudios experimentales en la literatura que tienen como objetivo caracterizar el efecto de diferentes parámetros en la erosión de diversos

materiales. Estos estudios implican la realización de pruebas con arena u otras partículas y la medición de su impacto [125], [196].

Complementariamente, se obtuvieron datos experimentales mediante la realización de diversas pruebas de laboratorio para conocer la tasa de erosión en distintos materiales y bajo diferentes condiciones. Las variables analizadas y recopiladas fueron las mismas que se identificaron como relevantes en la revisión bibliográfica. A continuación, se especifica el procedimiento para obtener cada una de ellas, tanto de forma general, como para ensayos de laboratorio:

- Dureza del material (*HL*): Se realizaron pruebas de dureza en placas de diferentes materiales utilizando la prueba de dureza Leeb (*HL*) [197] que relaciona la velocidad de rebote con la velocidad de impacto de un dispositivo esférico, con un diámetro de 3 mm o 5 mm.
- Velocidad de las partículas (*v*): A nivel laboratorio, la velocidad se ajusta en función de factores como la presión del compresor, la presión atmosférica y el diámetro de la boquilla. De forma general, conociendo la velocidad del aire, se estima la velocidad de las partículas y se determina su rango de valores. Según los estudios en la literatura, la relación media con la velocidad del fluido portador es un tercio [198].
- Cantidad de material erosivo (*m*): El material que impacta en la estructura se calcula según la ecuación (9):

$$m = m_a * v_w * d * s \quad (9)$$

Donde:

- $m_a$  es la concentración de material erosivo en el aire expresada en microgramos por metro cúbico.
- $v_w$  es la velocidad del viento en metros por segundo.
- $d$  es la duración del impacto por año en horas.
- $s$  es el área de superficie en metros cuadrados.

A nivel de laboratorio, la cantidad de arena se determina mediante pesaje.

- Ángulo de impacto ( $\theta$ ): Se determina comparando la orientación de la estructura con la dirección dominante del viento. A nivel de laboratorio, el ángulo de impacto se establece mediante la colocación de la muestra.
- Tasa de erosión (*ER*): La tasa de erosión se determinó mediante la realización de pruebas de impacto directo de acuerdo con la norma ASTM

G76-2013. Se realizaron un total de 216 pruebas, que involucraron 12 tipos diferentes de materiales, incluyendo acero desnudo, acero inoxidable, acero galvanizado, aluminio y hojalata. Cada material se sometió a 3 repeticiones de la prueba. Las pruebas se realizaron utilizando 3 lotes de 300 g de arena, lo que resulta en un total de 900 g de partículas erosivas. Se utilizaron dos tamaños diferentes de arena (150 y 300  $\mu\text{m}$ ).

Todas estas pruebas se llevaron a cabo en una cabina de chorreado de arena (CHC60) equipada con una pistola de chorreado de arena operada con boquillas de cerámica. La tasa de flujo de aire requerida de 340 L/min se logró utilizando un compresor (METALWORKS 458804090). La Figura 6 muestra un esquema del procedimiento de prueba. Para separar la arena en diferentes tamaños de partículas, se empleó un tamizador (CISA BA200N).

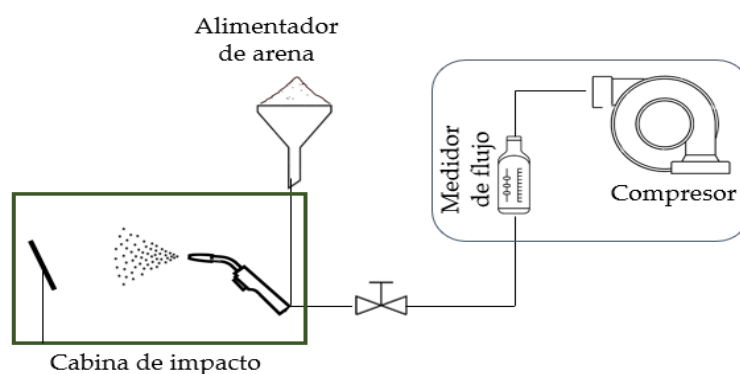


Figura 6: Representación esquemática de las pruebas de laboratorio realizadas.

Las placas se pesaron antes y después de cada lote de arena utilizando una balanza de laboratorio de precisión 0,1 mg (Raswag AS 310 R2 PLUS) para determinar la pérdida de masa. Comparando el peso final con el peso inicial, se determinó la pérdida de masa causada por el impacto y la relación de erosión ( $ER$ ).

Para validar los resultados obtenidos, se propone emplear una ecuación empírica de erosión basada en principios teóricos y leyes físicas relacionadas con el impacto directo [129]. Al comparar los datos con los valores calculados, se evalúa la consistencia y validez de los resultados obtenidos.

El daño por erosión es causado por dos mecanismos: corte ( $ER_C$ ) (ecuación (10)) y deformación ( $ER_D$ ) (ecuación (11)). Por lo tanto, el daño total por erosión se obtiene sumando ambos términos.

$$ER_C = \begin{cases} C_1 F_s \frac{U^{2.41} \sin(\theta) [2 K \cos(\theta) - \sin(\theta)]}{2K^2} & \theta < \tan^{-1}(K) \\ C_1 F_s \frac{U^{2.41} \cos^2(\theta)}{2} & \theta > \tan^{-1}(K) \end{cases} \quad (10)$$

$$ER_D = C_2 F_s \frac{(U \sin(\theta) - U_{tsh})^2}{2} \quad (11)$$

Donde:

- $U_{tsh}$  es la velocidad umbral por debajo de la cual la deformación es despreciable.
- $F_s$  es el factor de angularidad de la partícula, que varía de 0,25 para partículas completamente redondeadas a 1 para partículas muy angulares. En este caso, se consideró 0,5, valor asignado a la arena mixta.
- $K$  es la relación entre el área de contacto en la dirección  $x$  y el área de contacto en la dirección  $y$  de la partícula con el material. En la mayoría de los materiales erosionados por arena es 0, por lo que se utilizó esta relación en este estudio.
- $C$  es la constante de corte, que depende de la dureza del material. Se ha demostrado que es proporcional a la raíz cuadrada inversa de la dureza del material ( $HL$ ). Para fines de este estudio, se consideró  $C$  como 1 [125].
- $U$  es la velocidad inicial de la partícula. Según estudios experimentales, la relación media entre la velocidad de la partícula y la velocidad del gas es de 3,1739 [198].
- $\theta$  es el ángulo de impacto, considerado perpendicular en este caso.

#### *Procesamiento: predicción de la tasa de erosión*

Una vez recopilados y preprocesados todos los datos comienza la etapa de modelado que se lleva a cabo utilizando el algoritmo *MARS* (del inglés, *Multivariate Adaptive Regression Splines*). Este algoritmo es una herramienta efectiva para construir modelos predictivos precisos y robustos a partir de conjuntos de datos complejos y es uno de los algoritmos más utilizados para resolver problemas de computación adaptativa [199]. El algoritmo *MARS* permite identificar relaciones no lineales y no paramétricas entre variables, aproximando una función desconocida por la combinación lineal de un conjunto de funciones básicas (productos de las variables del modelo) [200]. Esta técnica de aprendizaje automático combina la regresión lineal con funciones no lineales llamadas *splines*. Comienza construyendo un modelo lineal inicial y luego agrega

splines para capturar las relaciones no lineales en los datos. Utiliza un enfoque iterativo para mejorar el ajuste y selecciona las variables más relevantes [201]. En última instancia, se obtiene un modelo flexible que combina términos lineales y no lineales para predecir una variable de respuesta continua [202].

El algoritmo *MARS* es capaz de predecir la cantidad de material que se pierde debido a la abrasión, como se muestra en la ecuación (12) de la siguiente forma:

$$\text{Pérdida} = f(v, \theta, m, HL) \quad (12)$$

Donde la pérdida se define en gramos,  $v$  es la velocidad de las partículas (m/s),  $\theta$  el ángulo de impacto ( $^\circ$ ),  $m$  la masa de arena (g) y  $HL$  la dureza del material.

Para validar los resultados obtenidos y garantizar la confiabilidad del modelo desarrollado se utiliza validación cruzada. La validación cruzada es una técnica muy utilizada para evaluar el rendimiento de los modelos predictivos [203]. En este contexto, el conjunto de datos se divide en subconjuntos de entrenamiento y de prueba. El modelo se entrena con el subconjunto de entrenamiento y su rendimiento se evalúa con el subconjunto de prueba. Este proceso se repite varias veces, alternando los subconjuntos de entrenamiento y de prueba, y se calcula una medida de rendimiento medio para evaluar la capacidad de generalización del modelo [204].



Se calcula una medida de rendimiento para evaluar la capacidad de generalización del modelo, basada en indicadores como *RMSE*, *ER*, *EA* y la diferencia frente a la media.

# CAPÍTULO IV. PUBLICACIONES

---

Article

# Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques

Marta Terrados-Cristos <sup>\*</sup>, Francisco Ortega-Fernández, Guillermo Alonso-Iglesias, Marina Díaz-Piloneta   
and Ana Fernández-Iglesias

Project Engineering Department, University of Oviedo, 33004 Oviedo, Spain; fdeasis@uniovi.es (F.O.-F); guillermo.alonso@api.uniovi.es (G.A.-I.); marina.diaz@api.uniovi.es (M.D.-P.); fernandeziana@uniovi.es (A.F.-I.)  
\* Correspondence: marta.terrados@api.uniovi.es

**Abstract:** Galvanised steel atmospheric corrosion is a complex multifactorial phenomenon that globally affects many structures, equipment, and sectors. Moreover, the International Organization of Standardization (ISO) standards require specific pollutant depositions values for any atmosphere classification or corrosion loss prediction result. The aim of this research is to develop predictive models to estimate corrosion loss based on easily worldwide available parameters. Experimental data from internationally validated studies were used for the data mining process, basing their characterisation on seven globally accessible qualitative and quantitative variables. Self-Organising Maps including both supervised and unsupervised layers were used to predict first-year corrosion loss, its corrosivity categories, and an uncertainty range. Additionally, a formula optimised with Newton's method has been proposed for extrapolating these results to long-term results. The predictions obtained were compared with real values using Euclidean distances to know its similarity degree, offering high prediction performance. Specifically, evaluation results showed an average saving of up to 16% in coatings using these predictions. Therefore, using the proposed models reduces the uncertainty of the final structures state by predicting their material loss, avoiding initial over-dimensioning of structures, and meeting the principles of efficiency and sustainability, thus reducing costs.

**Keywords:** weathered galvanised steel; corrosion; predictive models; optimisation



**Citation:** Terrados-Cristos, M.; Ortega-Fernández, F.; Alonso-Iglesias, G.; Díaz-Piloneta, M.; Fernández-Iglesias, A. Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials* **2021**, *14*, 3906. <https://doi.org/10.3390/ma14143906>

Academic Editor: Marián Palcut

Received: 10 June 2021

Accepted: 12 July 2021

Published: 13 July 2021

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

Multiple metallic structures and equipment operate in outdoor conditions [1]. In such cases, one of the main problems related to their stability and durability is corrosion [2,3]. World Corrosion Organization (WCO) estimates the world direct cost of corrosion to be between 1.3 and 1.4 trillion EUR, 3.1% to 3.5% of a nation's GDP annually [4].

Corrosion is a very complex phenomenon based on the degradation of a material or its properties due to its reaction with the environment [5]. Multiple factors [6], particles [7], and variables [8,9] are involved. The character of the attack and the corrosion rate are consequences of the system formed by metallic materials, atmospheric environment, technical parameters, and operating conditions [10]. Corrective factors are introduced in the design phases to guarantee the structure's integrity during its useful life [11]. However, the difficulty of quantifying the material loss causes unnecessary over-dimensioning, leading to superfluous costs and resources consumption [12]. Proper management of this complex multifactorial phenomenon is key to sustainable development [13].

To ensure the integrity of the outer layer, structures are designed with physical protection. Historically, metallic zinc has provided excellent corrosion protection of steel structures [14]. Unfortunately, corrosion damage also occurs in such systems [15]. Since corrosion leads to a mass loss, an excess thickness is often considered to ensure service life. This not only increases manufacturing cost but also does not satisfy the principles of sustainable engineering efficiency [16]. Therefore, lacking an automated monitoring

system or predictive model, routine thickness monitoring would be required [17]. These phenomena have drawn increasing attention in recent decades due to the resulting catastrophic accidents [18] and the growing demand for sustainable designs [19]. For an optimal selection of materials, atmospheric aggressiveness must be considered. Depending on this, coating needs can be set.

The current regulation regarding galvanised metallic structures (ISO 9223:2012 [20]) groups the corrosivity level of an atmosphere into six categories. After studying the effect of corrosion on standard samples during 1 year of weathering exposure, the level of corrosion rates achieved can be established by measuring weight losses for different materials. This material's loss due to corrosion is commonly used as an initial measure for determining coating requirements. However, material loss margins are allowed within these categories, and coating thickness designs based on them are not fixed. These margins imply variability in the amount of material that can be translated into increased costs.

According to [20], two methods are proposed to classify the corrosivity of atmospheric environments, depending on the availability of experimental data. When experimental data are available, dose–response functions can be used. However, when no experimental data are available, corrosivity category estimation using the informative procedure is recommended, and as stated in the norm, it is based on the comparison of local environmental conditions with the description of typical atmospheric environments, which may cause misinterpretations [21]. Finding the optimum point between efficiency and competitive price, while remaining within limits, is therefore challenging given the lack of characterisation of the specific construction site.

The objective of this work is to develop machine learning models that, by analysing real cases, predict corrosion mass loss of zinc coatings over time. The aim is to characterise an environment without requiring long testing periods and sampling and generalising it to any location worldwide, with the data available from international studies. This considerably increases the existing knowledge about coated steel structure corrosion and extends it to the full diversity of atmospheres, thereby reducing the uncertainty of its final state.

This paper starts with a state-of-the-art analysis. Then, it explains the creation of the database through the characterisation of each sample. Next, the applied methodology is explained, and modelling and evaluation techniques are defined. Finally, results are discussed, and the conclusions obtained in this research are proposed.

## 2. Literature Review

There is a wide range of corrosion problems in the industry, resulting from the different combinations of materials, environments, and service conditions [22]. Therefore, the concern about corrosion is not new. The science of atmospheric corrosion started with Faraday in the nineteenth century [23]. Another important contribution was made by Vernon who began systematic experiments in atmospheric corrosion in the 1920s [24]. In 1986, Benarie and Lipfert published their work on atmospheric corrosion [25], relating this phenomenon to the concentration of certain pollutants and pH of the rain. Subsequently, Feliu et al. developed regression equations for mild steel, zinc, copper, and aluminium [26].

There are several kinetic corrosion models that attempt to predict atmospheric corrosion over time: the general linear model [27], the power function models [28], and the power-linear models [29]. However, the corrosion process is influenced by multiple environmental factors [30]. Therefore, these corrosion kinetic models are valid at specific locations. When the environmental condition changes, the model may no longer be applicable [31]. It would be interesting to classify the aggressiveness of different atmospheres, which would allow preventive measures to be taken. Therefore, it is important to introduce the interaction parameters between environmental factors and corrosion rates for their efficient prediction.

In accordance with this approach, the ISOCORRAG program was launched in 1986 [32]. The ISO 156 technical committee developed this project with the intention of obtaining



sufficient information to standardise atmospheric corrosion on metals and alloys. Four international standards were created as a result of this project: ISO 9223 [21], ISO 9224 [33], ISO 9225 [20], and ISO 9226 [34]. Since then, these standards have served as practical guidelines and aids for the design of both structures and their corrosion protection. In September 1987, the Executive Body for the Convention on Long-Range Transboundary Air Pollution (CLRTAP) decided to launch an International Cooperation Program with the United Nations European Economic Commission (ICP/UNECE) [35] whose objective was to carry out a quantitative assessment of the effect of pollutants on atmospheric corrosion [6]. In addition, a third cooperative program was launched, named MICAT [36] (Ibero-American Atmospheric Corrosivity Map). Its objective was to understand the mechanisms that take place when this phenomenon occurs, to generate, with the data obtained, mathematical models to calculate corrosion as a function of climate condition or pollutant levels [13]. The three projects evaluated corrosion by measuring mass loss and were based on what was indicated in the standard for measuring  $\text{SO}_2$  or  $\text{Cl}^-$  levels and other pollutant concentrations.

In 1992, the ASTM (American Society for Testing and Materials) published a study discussing an alternative method for measuring corrosion penetration, with models that are tighter and more rational than the traditional potential model [37]. In 2003, several workers compiled atmospheric exposure data from many research reports and journal articles [38]. R.E. Melchers, an engineer at Newcastle University, focused on studying the corrosion of metals in marine atmospheres in his studies in 2008 [39] and 2013 [40]. Later, Morcillo et al. [27] made a comprehensive compilation in the scientific literature on weathering steel atmospheric corrosion [6]. In addition, they developed Damage Functions to know the damage that a metallic structure can suffer depending on weathering conditions. In the subsequent years, there have been local experimental studies to characterise this phenomenon, such as those in Greece [41] and the Czech Republic [42].

The dose–response function is the most widely used. It directly correlates the influencing environmental factors with the corrosion parameters [43]. The basic form of this function follows the simple linear [36,44] or logarithmic–linear relationships [45]. However, many researchers also started to depart from judging the effect of each environmental factor separately and established a new multi-factor combination model [46,47]. A response surface model (RSM) takes into account the interactive effect and the non-linearity of the atmospheric corrosion process and allows a better approximation compared to conventional dose–response function models [48]. The models offer a closer approximation of corrosion rate by introducing different input variables. Temperature, humidity, sulphur dioxide concentration, and chloride concentration are typically used.

In conclusion, there are different options to predict corrosion rates of metals based on experimental input data. However, for the cases when pollutants' concentration is unknown, the options are limited. Time and cost constraints make the development of these measurements difficult as they would be unrepresentative when only completed at a specific point in time. As the environmental conditions continuously change, it is necessary to know their distribution over larger distances and longer periods of time. All corrosion related research carried out so far showed that there are certain factors that clearly influence the corrosion process. Regarding atmospheric corrosion, the factors include temperature, relative humidity, precipitation level, and pollutant concentrations ( $\text{SO}_x$ ,  $\text{Cl}^-$ , etc.) [49,50]. A combination of parameters, such as Time of Wetness (TOW), is also used. TOW represents the fraction of time when relative humidity exceeds 80% and ambient temperature is above  $0^\circ\text{C}$  (h/year) [51].

Climate has a significant influence on corrosion since some of the factors mentioned above depend on the climatic zone. A Köppen–Geiger classification [52] is the most popular technique for climate characterisation. According to this method, six precipitation levels can be distinguished [52]: desert (0), steppe (1), totally humid (2), summer dry (3), winter dry (4), and monsoon (5). Temperature and relative humidity are easily analysable climatic variables, and their values are generally accessible. There are also additional factors besides

climate, mainly derived from human activities, whose importance is also significant. It is evident that the most populated and most-developed areas with accumulations of vehicles and high industrial activity have greater corrosive potential. It is also known that materials situated in areas closer to the sea tend to have a worse corrosion performance. Therefore, it is necessary to include these additional factors as well as they are critical for the successful operation of the model.

### 3. Materials and Methods

#### 3.1. Data

This work seeks a more practical approach to characterise the environment. After a complete analysis of the data from existing experimental studies, it has been concluded that ISOCORRAG program data [32] should be used as it also analysed the corrosion in helical samples. Corrosion rates on helical samples have higher average corrosion rate values and do not limit corrosion loss to a single direction. This approach is useful in our case, as it more closely relates to galvanised structures used in civil engineering. Besides, it includes enough helical specimens distributed globally to represent a wide variety of cases. The project was carried out at more than 50 different locations in Asia, Europe, and America (Figure 1). During the ISOCORRAG program, the exposed specimens were used to determine the first-year corrosion rate. Nevertheless, some of the specimens were also used to study long term corrosion exposure. Grouped in different sets, triplicate samples were exposed every 6 months, and left for up to 1 year. The monitoring process lasted from 1986 to mid-1989.



**Figure 1.** ISOCORRAG program sample's location.

ISO 9223 and ISO 9224 standards are highlighted for this project. First, ISO 9223:2012 [20] divides the corrosivity of atmospheres into 6 categories. Each of these categories corresponds to a different corrosion level. For zinc, data are shown in Table 1.

**Table 1.** Corrosion rates of zinc for first-year exposure for different corrosivity categories according to ISO 9223:2012.

Corrosivity Category	Corrosivity	Unit	Zinc
C1	Very low	$\mu\text{m}/\text{year}$	$r_{\text{corr}} \leq 0.1$
C2	Low	$\mu\text{m}/\text{year}$	$0.1 < r_{\text{corr}} \leq 0.7$
C3	Medium	$\mu\text{m}/\text{year}$	$0.7 < r_{\text{corr}} \leq 2.1$
C4	High	$\mu\text{m}/\text{year}$	$2.1 < r_{\text{corr}} \leq 4.2$
C5	Very high	$\mu\text{m}/\text{year}$	$4.2 < r_{\text{corr}} \leq 8.4$
CX	Extreme	$\mu\text{m}/\text{year}$	$8.4 < r_{\text{corr}} \leq 25$

Second, ISO 9224:2012 proposes a relationship for long-term corrosion exposures. This relationship is based on the power function according to the following equation:

$$D = r_{\text{corr}} t^b \tag{1}$$

In Equation (1),  $r_{\text{corr}}$  is the first-year corrosion rate,  $t$  is the number of years to be analysed, and  $b$  is the environment and metal-specific time exponent.

### 3.1.1. Variables

Willing to characterise any location worldwide, its atmospheric corrosivity and climate need to be considered. For this work, three specific types of atmospheric environments have been introduced as binary synthetic variables, trying to represent the behaviour of sulphates-related pollution and chlorides deposition:

- Industrial/Non-industrial: industrial are areas with fossil fuel combustion industries (refineries, thermal power plants, etc.).
- Marine/Non-marine: this characterisation has been made according to the distance from the coast, considering as Marine any location within 15 km from the seashore [53,54].
- Urban/Rural: locations with more than 5000 inhabitants or 300 inhabitants per square kilometre have been considered urban locations [55].

Regarding the climate characterisation, temperature, relative humidity, TOW, and Köppen–Geiger level of precipitation were the main characteristics, unified in a simple, accessible, and complete way. Therefore, a total of seven numeric predictor variables were set for the model: mean annual temperature, mean annual relative humidity, TOW, precipitation, industrial, marine, and urban. The variable to be predicted was the zinc corrosion loss during first-year exposure, directly taken from experimental studies, and its atmospheric corrosivity category, based on the standard. Each sample was characterised, following the rules mentioned above, as explained in Figure 2.

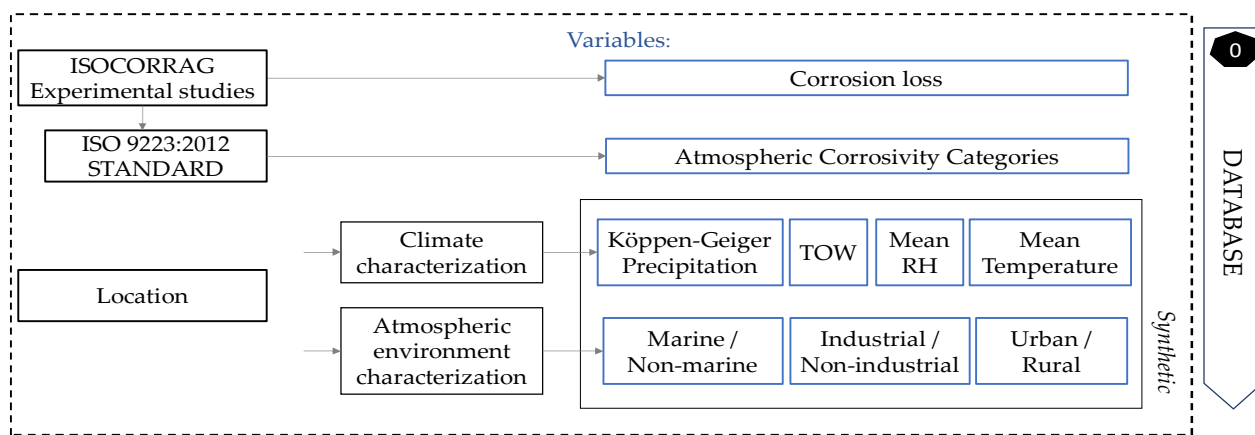


Figure 2. Flow chart for database creation and future locations characterisation.

A summary of variables is shown in Table 2. The mean annual temperature is represented as T\_annual and mean annual relative humidity as RH\_annual in the table.

Table 2. Information on new continuous and discrete variables added.

Continuous Variables					Discrete Variables	
Variable	Unit	Min	Avg	Max	Variable	Range
T_annual	°C	−15	14.5	29.1	Marine	0 (Non-Marine)–1(Marine)
RH_annual	%	33	74.7	98	Industrial	0 (Non-industrial)–1(Industrial)
TOW	h/year	37	2723	6350	Rural	0 (Urban)–1(Rural)
					Precipitation	1–5

### 3.1.2. Data Analysis

Data quality and representativeness are crucial for modelling; otherwise, the results obtained would be inconsistent. Frequency distributions of the 4 discrete variables are shown in Figure 3. All possible combinations between different environment types (Rural/Urban, Industrial, Marine) have been observed. In addition, colours show the number of samples in each of the 5 possible precipitation levels. All precipitation levels were represented; however, there some combinations were represented more often than others (urban, industrial, and marine zone).

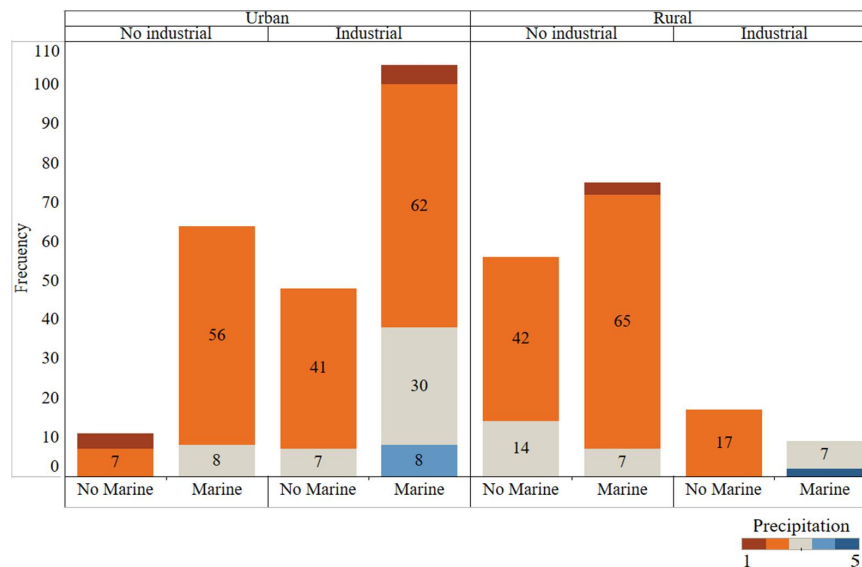


Figure 3. Frequency graphical analysis of the categorical variables. All possible atmospheric environment combinations are represented and coloured by precipitation type.

Regarding continuous variables, Figure 4 shows the geographical distribution of temperature and mean annual relative humidity in each location, according to the numerical values obtained. The data are obtained from web services that use weather stations spread all over the world. Worldwide distribution of cases has been achieved.

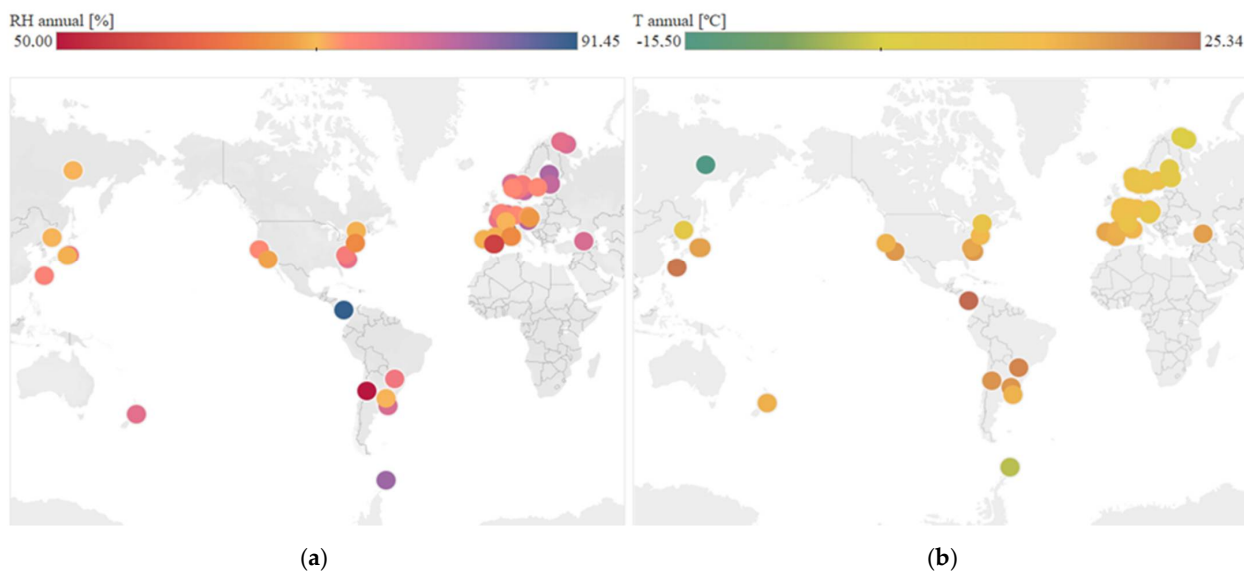
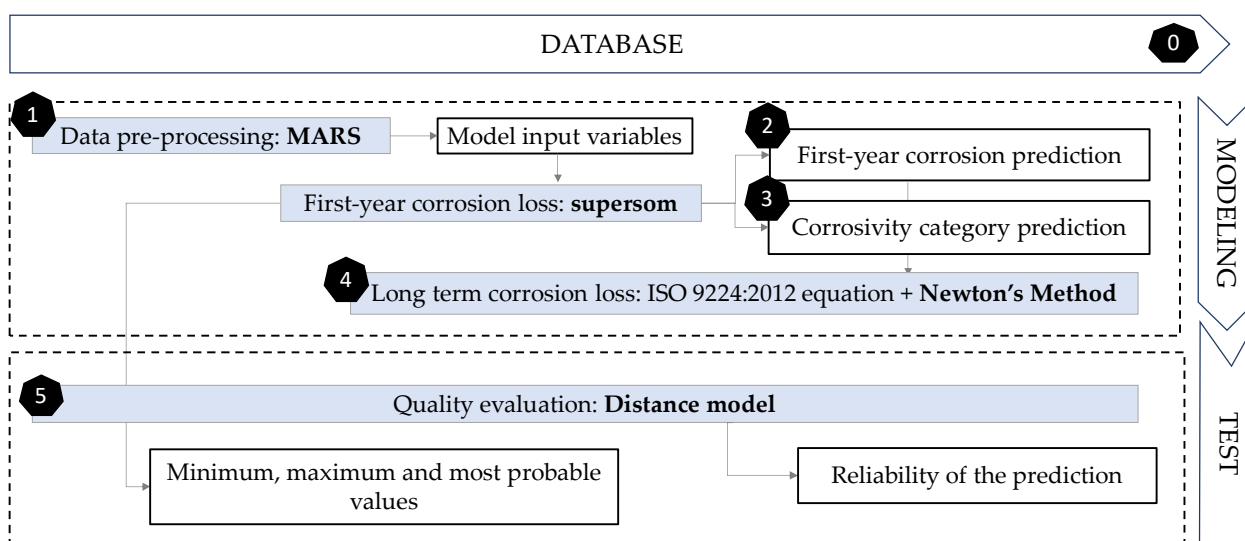


Figure 4. Analysis of continuous variables at each location. (a) Distribution of mean annual relative humidity. (b) Distribution of mean annual temperature.

### 3.2. Methodology

The methodology followed in this paper consisted of 6 phases (Figure 5). The preparatory stage (stage zero) in the previous subsection was concluded with the creation of the database. Then, the remaining five phases included modelling and testing. The first step for data pre-processing was to identify input variable's importance for better understanding their behaviour and obtaining additional information regarding their usefulness in the final model. This was completed using Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS, Step 1). Then, the next phase was to define the first-year corrosion loss of galvanised steel. Self-Organising Maps (SOM) were used, including various layers (supersom) of both supervised and unsupervised learning. The next two steps used the result of the various layers of this algorithm. The first layer has been the result of using unsupervised SOM, according to the relationships between the 7 main variables. Zinc corrosion loss during first year of exposure (Corr\_Zn, in  $\mu\text{m}$ ) was the output variable to be predicted (Step 2).



**Figure 5.** Flow chart showing the methodology followed in this paper. The six phases proposed are exposed as shown.

The advantage of SOM maps is that in addition to assigning an individual value, an uncertainty range is also given, obtained by adding the minimum and maximum value within each neuron. Besides, it is intended that in addition to self-organising according to the input variables, supersom networks group the data according to the various corrosivity categories. Then, the second one of the two output layers would be the result of organising corrosion in a supervised output layer that will assign the corresponding 'corrosivity category' value set to each node by the standard (Step 3). Furthermore, the corrosivity is not constant with respect to exposure time. In most cases, it decreases with increasing exposure due to accumulation of corrosion products on the surface. Step 4 includes optimising the formula that allows the extrapolation of these results to long term results. With Newton's method, a nonlinear regression of the formula used by ISO 9224 (Equation (1)) was performed to optimise the value of variable  $b$ .

Finally, to test the quality of the predictions, a model based on Euclidean distances was used (Step 5). This model analyses the model input variables, trying to find the most similar cases in the database to show their corrosion value and its similarity degree (quality). Then, in this fifth phase, the results obtained were compared with existing real cases to measure the quality of predictions using a Euclidean distance model. Although both supersom and distance models start from the same database and have the same inputs, their purposes are different. While supersom model gives a corrosion prediction, and a corrosivity category, the distance model sets the quality of that prediction.

## Techniques

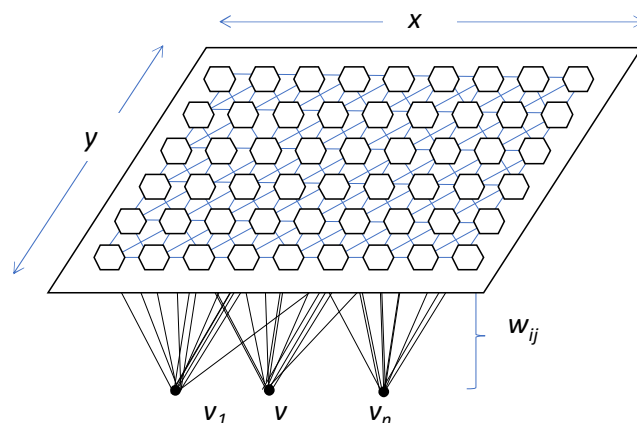
- Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

One of the most widely used algorithms for solving adaptive computing problems is MARS [56]. This method consists of approximating an unknown function by the linear combination of a set of basic functions (products of the model variables) [57]. Among the key points of the algorithm, it stands out that it autonomously selects the relevant variables and interactions between them for each subregion. Thus, the dimensionality reduction of the problem is performed directly by the model, with the advantage of being locally carried out. Precisely, this benefit can be used to analyse the relevance of the variables likely to subsequently participate in the model.

- Self-Organising Maps (SOM)

The clustering model, known as SOM, is an unsupervised Artificial Neural Network (ANN) presented in 1982 by T. Kohonen [58]. This model is based on certain evidence discovered at brain level and performs a reduction of the dimensionality of the input space to produce topologically ordered maps. This type of network has competitive, unsupervised learning. The network itself is in charge of self-organising and discovering common features, regularities, correlations, or categories in the input data [59,60].

Figure 6 shows the architecture of the model and how each input neuron is connected to one of the output neurons by weights ( $w$ , according to Kohonen's notation). The output neurons will therefore have an associated vector of weights which is called the reference vector (or codebook), also constituting the average vector of the category represented by the output neuron [61,62].



**Figure 6.** General example of SOM model's topography. Dimensions are expressed by  $x$  and  $y$ ;  $v_{1-n}$  represent each one of the input neurons, and  $w_{ij}$  is the weight of each vector according to Kohonen's notation.

SOM's utility lies in the holistic visual interpretation of the output rather than in understanding the underlying processes [63]. Roughly speaking, the output layer (i.e., the self-organising map itself) contains neurons organised in a rectangular or hexagonal lattice to represent the entire dataset [58].

The goal of this learning is to categorise the data fed into the network. Similar values are classified into the same category and, therefore, should activate the same output neuron. Since this is an unsupervised method, classes or categories must be created by the network itself through correlations between the input data [64]. However, SOM can also be used for pattern recognition (supervised learning). The information is given at the end of the training: if classification is involved, as in this case, the winner-takes-all strategy is used. This principle can be extended to more layers, generating super-organised maps (supersom). For each layer, a similarity level is calculated, and the individual similarities are combined into a single value which is used to determine the winner node.



- Newton’s method

This nonlinear regression uses Newton’s Surface gradients, which is an unconstrained linear regression method based on that gradient. The gradient information is provided by analytically computed gradients. Design variables are modified, while their impact on the objective function is analysed [65].

- Euclidean distance model

The operation of this model is based on Euclidean distances ( $d_E$ ). This is a non-negative function used to calculate the distance between two points  $P = (p_1; p_2; \dots; p_n)$  and  $Q = (q_1; q_2; \dots; q_n)$  on an n-dimensional space [66]. It works on the basis of the Pythagoras Theorem (Equation (2)) [67]. Results evaluation using this method involves checking that the model gives a 100 % quality in all the cases studied, i.e., that it perfectly finds its counterpart.

$$d_E(P,Q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \tag{2}$$

To summarise, Table 3 shows the different algorithms used in each phase of the data mining process.

**Table 3.** Summary of all models used.

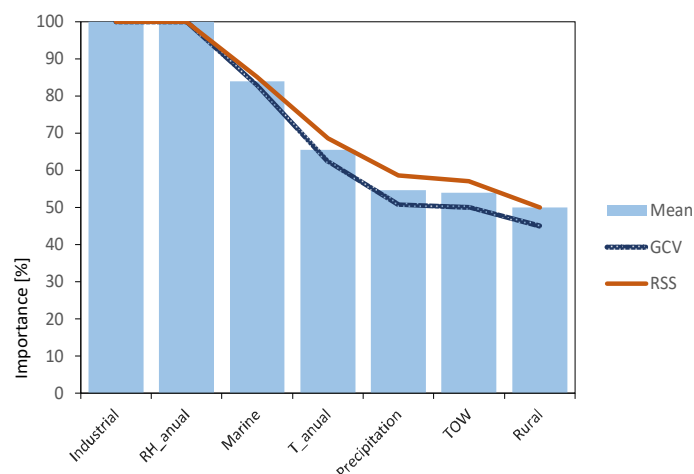
Phase	Algorithm
Pre-processing data	MARS
Modelling	
• Corrosivity category prediction	superSOM
• First-year corrosion prediction	superSOM
• Long-term corrosion prediction	Newton method
Quality evaluation	Distance model

#### 4. Results and Discussion

Results obtained in each of the phases are presented below.

##### 4.1. Data Pre-Processing Using MARS

The importance of each of the variables has been analysed, assessing their influence on the variable to be predicted. Two statistics were used: generalised cross-validation criterion (GCV) and residual sum of squares (RSS). Both criteria results (blue and red lines) together with the mean of both results (light blue bars) are shown in Figure 7.



**Figure 7.** Variable importance analysis results, using MARS algorithm.

It is clearly evidenced that variables related to atmospheric pollutants  $\text{SO}_2$  (Industrial) and  $\text{Cl}^-$  (Marine) are the most important factors, together with relative humidity, in agreement with what was previously described in the literature review. They can all be considered as independent variables, susceptible to providing the model with enough information to obtain valuable predictions.

#### 4.2. First-Year Corrosion Prediction

The result of the supersom model is a mesh of  $7 \times 7$  hexagonal neurons trained with the Kohonen algorithm, which provides a good representation of the sample space. The resulting trained map contains all the data in a vector structure so that the training data falls on each of the neurons (Figure 8).

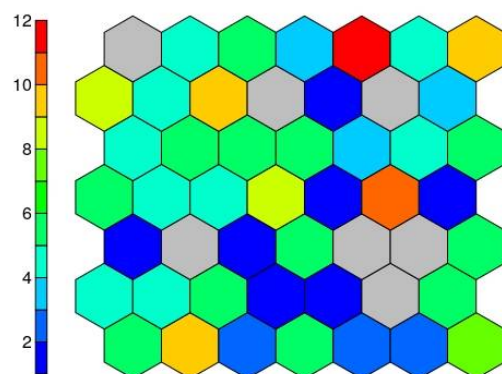


Figure 8. Number of cases on each neuron.

Each neuron, filled or not, is represented by a codebook. These neurons are arranged in such a way that nearby neurons represent points closer to each other. Analysing the result of the average corrosion values per neuron along the mesh, it can be clearly seen how the mesh is growing towards the lower right corner. Figure 9 shows this result; the larger the circle size, the higher the average corrosion. Keeping the neighbourhood properties, a uniform behaviour is shown, which indicates good training results.

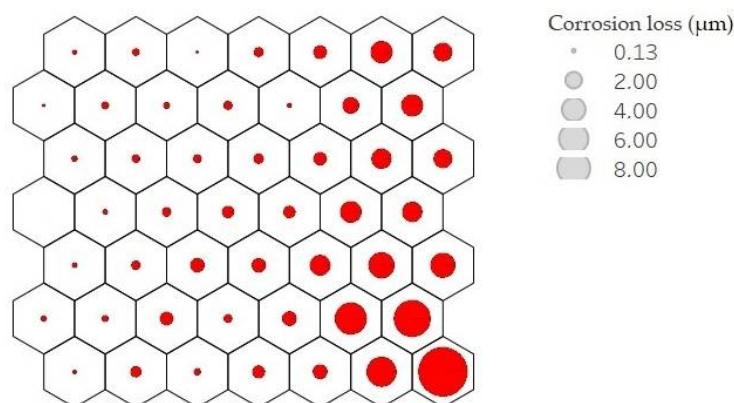


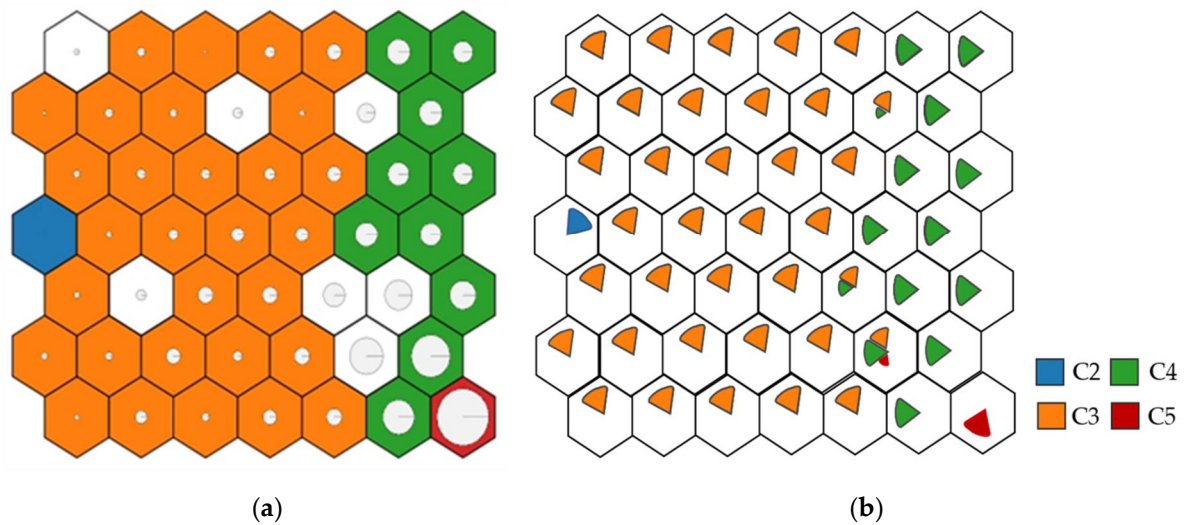
Figure 9. Mean corrosion values per neuron. Corrosion loss in  $\mu\text{m}$  per year is represented by circle size.

#### 4.3. Corrosivity Category Classification

When analysing the results of both output layers, represented in each neuron by its corrosion rate value, the neurons were grouped, forming zones mostly corresponding to one type of atmosphere (Table 1). The zones division with different corrosion rates is given in Figure 10. Both C1 and CX categories were filtered out of the dataset due to a lack of consistent data. Thus, the far-left zone corresponds to C2 atmospheres, the left zones to C3, the right zones to C4, and finally, the lower-right end to C5. There is also a transition

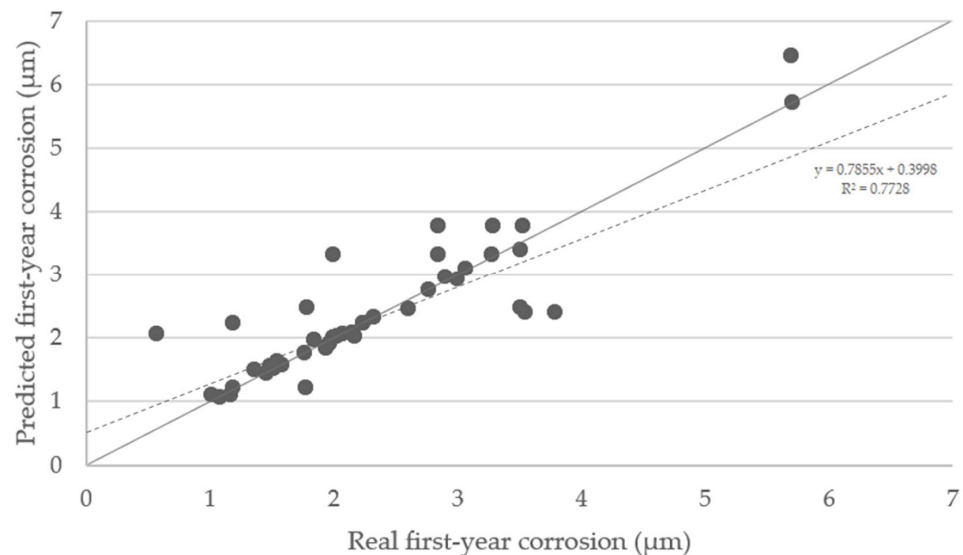


between the values so that the C5 are in contact with C4, C4 with C3, etc., demonstrating an optimal training.



**Figure 10.** Corrosion zones according to the environment. (a) Corrosion representation (larger circle, more corrosion). (b) Corrosivity category representation, according to ISO 9223:2012 standard.

The predicted first-year corrosion rates using SOM trained network were compared with real values. A satisfactory correlation has been obtained (Figure 11), although not all points perfectly matched their counterparts. The ideal situation would be if the predicted values all lied on the diagonal line. The points tend to be located on the upper side of the graph, meaning that predictions are conservative, and the decisions made based on them can provide greater safety.



**Figure 11.** Predicted first-year corrosion values in micron vs. real first-year corrosion values. The dashed line is the regression line ( $R^2 = 0.7728$ ). The points situated on the diagonal grey line represent an optimal training.

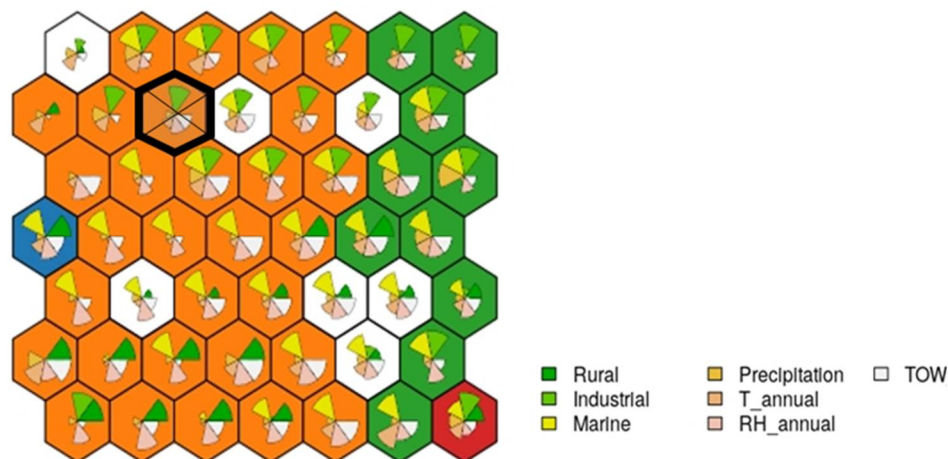
From the trained network, it is possible to determine the corrosion rate of any situation to be studied. When introducing a new case to the model, it finds the node that most closely resembles its input variables. Thus, the output of the model is the corrosion rate of that node. The uncertainty range is also given, including the minimum and maximum

values within each neuron. This can be seen with the following example for a case with the characteristics defined in Table 4.

**Table 4.** Example of model input data.

Rural	Industrial	Marine	Precipitation	T <sub>annual</sub>	RH <sub>annual</sub>	TOW
0	1	0	2	11.98	72.1	3218

The case falls into the neuron indicated in Figure 12, which consists of 10 examples.



**Figure 12.** Case study example: the cake portions shown at each node show the contribution of each variable; the larger the size, the greater its final weight.

Table 5 shows all results obtained. Different conclusions can be made by selecting the maximum (Corr<sub>max</sub>), minimum (Corr<sub>min</sub>), and average (Corr<sub>avg</sub>) values of the examples in one single neuron. As a result, when the values with the most or least corrosion occurring within the projects in the neuron are chosen, the optimistic and pessimistic predictions can be obtained. Alternatively,  $\beta$ -distribution is used to determine the ‘most probable’ rate of Corr<sub>Zn</sub>, using the maximum, minimum, and average values. On the other hand, the category is awarded by the weighted average of the categories in each case. In this case, since all cases are C3, C3 is its category.

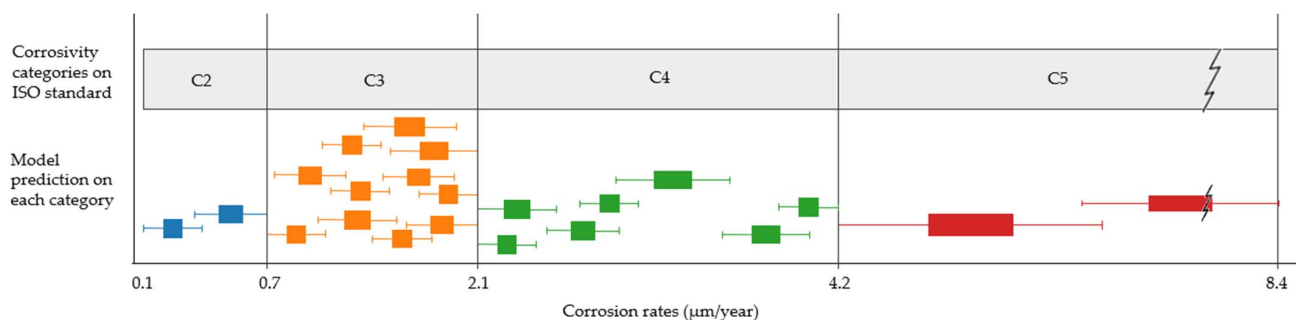
**Table 5.** Example of results for the case study.

Corr <sub>min</sub>	Corr <sub>avg</sub>	Corr <sub>max</sub>	Range Given by the Model	Category	Range Given by ISO Standard
1.22	1.578	1.91	1.22–1.91	C3 100%	0.7–2.1

Comparing the range given by the model with the range given by the existing standard, it is observed that the latter represents a much higher uncertainty for each corrosivity category. Extending this comparison to the entire study scope, possible model predictions for each category, clustered on similar values and represented by boxplots, can be presented (Figure 13). Although not all categories are equally distributed, they show, in general, narrower intervals.

This study is presented as a possible alternative to the informative procedure of the ISO standard when there is no experimental data available. The results of the informative procedure regarding atmospheric categorisation provide a range of mass losses for each material. The current trend among companies and engineers, when no specific experimental information is available, is to use the highest value of each category to make their decisions. Since corrosion loss values are directly related to the required coating thickness,

the higher the corrosion loss value, the more coating is required. A coating thickness can thus be directly determined by the predicted material's loss.



**Figure 13.** Comparison between each category range offered by the standard using the informative procedure and the possible mean values and uncertainties offered by the model, represented by clustered boxplots on each category.

The material requirement for coatings can be compared with the largest measurement proposed by the standard in each category and with the value predicted by the model. Following the example above, when using a Zn-coating of 1.6 µm (Corr\_avg) instead of 2.1 µm (maximum in the range given by ISO), a 24% reduction in material's costs is obtained. It is then proposed to carry out this comparison for the rest of the points studied. From a more conservative perspective, comparing the maximum predicted value (Corr\_max) with the maximum proposed by the standard using the informative method can also be used. In this way, uncertainties are also considered. By performing this for all data studied during the evaluation phase, an average saving of 16% in coating material is obtained.

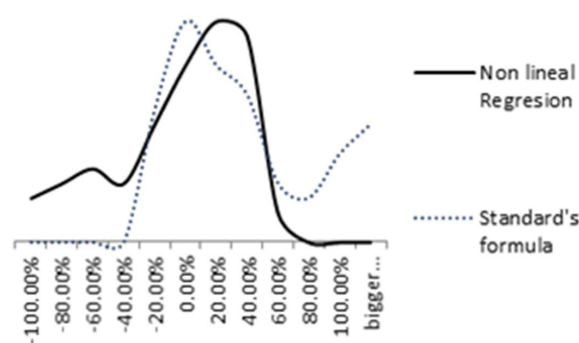
4.4. Long-Term Corrosion Prediction

Once the first-year corrosion rate provided by the supersom model is known, the long-term loss can be identified thanks to the optimised Equation (1). Table 6 shows the different values obtained by this optimisation method for each of the corrosivity categories.

**Table 6.** Results obtained by Newton's method for optimised *b* coefficient.

Corrosivity Category	Value
C2–C3	0.816
C4–C5	0.704

Figure 14 compares the distribution of relative errors of both models. The nonlinear regression relative error is represented by a solid black line and the standard formula's relative error (ISO 9224) by a blue dashed line. A more uniform distribution is achieved in the nonlinear regression model.



**Figure 14.** Comparison between Nonlinear regression and standard's formula relative errors.

#### 4.5. Quality Evaluation

For the correct functioning of the model, data were normalised. According to the previous criteria, the most similar options are shown. The best way to show the results of this last model is using an application example, which is presented in Table 7. The quality row shows the percentage assessing the prediction's quality. The first column represents all input values of the example. The next three columns show the most similar real results in the database.

**Table 7.** Results of the example case, using the distance model.

Variable	Example	Result 1	Result 2	Result 3
Location	Dortmund	Bergisch Gladbach	Saint Denis	London
Quality	-	98.10%	98.00%	86.60%
Rural/Urban	Urban	Urban	Urban	Urban
Industrial	Yes	Yes	Yes	Yes
Marine	No	No	No	No
Precipitation	2	2	2	2
T_annual	11.98	11.8	12.3	12.5
RH_annual	72.1	73	73	74
TOW	3218	3149	3146	4021.3
Corr_Zn ( $\mu\text{m}/\text{year}$ )	-	1.60	1.48	1.67
Corrosion Category	-	C3	C3	C3

Results obtained above show high prediction reliability. Cases similar to the one under study have been found in the database. The model could also give a satisfactory result for a case that is not included in the database. Ideally, the results obtained with the proposed methodology should be compared with the results obtained with existing methods in the literature. However, since the innovative premise of this study is based on adapting the input variables to avoid the need for pollutant-specific data, such a comparison cannot be made. One of the differentiating factors of this classifier model is that to obtain a corrosion loss rate, values for pollutant concentrations are not needed. Consequently, it may be concluded that the different algorithms developed are a good alternative for technicians and engineers to make informed decisions based on their level of risk acceptance. To sum up, given a specific location and based on the available data, these models can determine the Zn-coating thickness needed for a successful short- and long-term corrosion resistance, providing the most probable, optimistic, and pessimistic predictions.

#### 5. Conclusions

In the present work, various models for predicting galvanised coated steel corrosion damage of metal structures exposed to weathering have been developed. The following conclusions can be drawn from this research.

The application of a superson algorithm is considered for first-year corrosion prediction, which allows categorising any environment while obtaining a predicted value, with satisfactory results. In the cases when no experimental data are available, the model can be an alternative to the conventional informative method based on pollutant input variables. The model presented in this work could help civil engineering companies to optimise the ratio between the minimum coating required and maximum service life, thus contributing to a significant lifetime extension of steel structures.

The main limitation of the model is that it lacks statistical metrics to evaluate the performance. To solve this and explore the performance and quality of the predictions, a quality model based on Euclidean distances was proposed. A long-term corrosion prediction was also optimised based on standards ISO 9224:2012 formula and the exponential coefficient with Newton's method.

To cover all different atmospheric environments, more specific characterisations are required. The future research will focus on including the development of physical variables, such as wind speed and wind direction. It is also important to feed the model with more

examples from the lesser-represented categories, as there are notable differences between C3/C4 categories and the remainder of the cases. Adding new metallic materials will also be explored, following the same methodology, possibly leading to the development of new prediction models.

**Author Contributions:** Conceptualisation, F.O.-F. and A.F.-I.; methodology, G.A.-I. and M.D.-P.; validation, G.A.-I. and M.T.-C.; writing—original draft preparation, M.T.-C.; writing—review and editing, M.T.-C. and M.D.-P.; supervision, F.O.-F. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research received no external funding.

**Institutional Review Board Statement:** Not applicable.

**Informed Consent Statement:** Not applicable.

**Data Availability Statement:** Data sharing is not applicable to this article.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

1. Wang, Z.; Wang, M.; Jiang, J.; Lan, X.; Wang, F.; Geng, Z.; Tian, Q. Atmospheric Corrosion Analysis and Rust Evolution Research of Q235 Carbon Steel at Different Exposure Stages in Chengdu Atmospheric Environment of China. *Scanning* **2020**, *2020*, e9591516. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. Emeter, M.E.; Afolalu, S.A.; Amusan, L.M.; Mamudu, A. Role of Atmospheric Aerosol Content on Atmospheric Corrosion of Metallic Materials. *Int. J. Corros.* **2021**, *2021*, e6637499. [[CrossRef](#)]
3. Michael Schutze, R.B. *Corrosion Resistance of Steels, Nickel Alloys, and Zinc in Aqueous Media: Waste Water, Seawater, Drinking Water, High-Purity Water*; John Wiley and Sons Ltd.: Hoboken, NJ, USA, 2016; ISBN 3-527-34069-6.
4. Hays, G.F. *Now Is the Time*; World Corrosion Organization: New York, NY, USA, 2010.
5. Ahmad, Z. Chapter 2—Basic Concepts in Corrosion. In *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*; Ahmad, Z., Ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 9–56, ISBN 978-0-7506-5924-6.
6. Chico, B.; De la Fuente, D.; Díaz, I.; Simancas, J.; Morcillo, M. Annual Atmospheric Corrosion of Carbon Steel Worldwide. An Integration of ISOCORRAG, ICP/UNECE and MICAT Databases. *Materials* **2017**, *10*, 601. [[CrossRef](#)]
7. Yin, C.; Cheng, X.; Liu, X.; Zhao, M. Identification and Classification of Atmospheric Particles Based on SEM Images Using Convolutional Neural Network with Attention Mechanism. *Complexity* **2020**, *2020*, e9673724. [[CrossRef](#)]
8. Hembrara, O.V.; Andreikiv, O.E. Effect of Hydrogenation of the Walls of Oil-and-Gas Pipelines on Their Soil Corrosion and Service Life. *Mater. Sci.* **2012**, *47*, 598–607. [[CrossRef](#)]
9. Doyle, G.; Seica, M.V.; Grabinsky, M.W. The Role of Soil in the External Corrosion of Cast Iron Water Mains in Toronto, Canada. *Can. Geotech. J.* **2003**, *40*, 225–236. [[CrossRef](#)]
10. Kusmierek, E.; Chrzescijanska, E. Atmospheric Corrosion of Metals in Industrial City Environment. *Data Brief* **2015**, *3*, 149–154. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
11. Xu, Y.; Liu, L.; Zhou, Q.; Wang, X.; Tan, M.Y.; Huang, Y. An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels. *Metals* **2020**, *10*, 180. [[CrossRef](#)]
12. Lazorenko, G.; Kasprzhitskii, A.; Nazdracheva, T. Anti-Corrosion Coatings for Protection of Steel Railway Structures Exposed to Atmospheric Environments: A Review. *Constr. Build. Mater.* **2021**, *288*, 123115. [[CrossRef](#)]
13. Morcillo, M.; Chico, B.; Fuente, D.; Simancas, J. Looking Back on Contributions in the Field of Atmospheric Corrosion Offered by the MICAT Ibero-American Testing Network. *Int. J. Corros.* **2012**, *2012*, 824365. [[CrossRef](#)]
14. National Institute of Standards and Technology; American Bureau of Shipping; Colorado School of Mines; Mineral Management Service; Office of Pipeline Safety. *Coatings for Corrosion Protection: Offshore Oil and Gas Operation Facilities, Marine Pipeline and Ship Structures*; U.S. Department of Transportation: Washington, DC, USA, 2004.
15. Peabody, A.W. *Control of Pipeline Corrosion*; Bianchetti, R., Ed.; National Association of Corrosion Engineers (NACE): Houston, TX, USA, 2001; ISBN 1-57590-092-0.
16. Arriba-Rodriguez, L.; Villanueva-Balsera, J.; Ortega-Fernandez, F.; Rodriguez-Perez, F. Methods to Evaluate Corrosion in Buried Steel Structures: A Review. *Metals* **2018**, *8*, 334. [[CrossRef](#)]
17. Naz, M.Y.; Ismail, N.I.; Sulaiman, S.A.; Shukrullah, S. Electrochemical and Dry Sand Impact Erosion Studies on Carbon Steel. *Sci. Rep.* **2015**, *5*, 16583. [[CrossRef](#)]
18. Kubzova, M.; Krivy, V.; Kreislova, K. Influence of Chloride Deposition on Corrosion Products. *Procedia Eng.* **2017**, *192*, 504–509. [[CrossRef](#)]
19. Moins, B.; France, C.; Van den Bergh, W.; Audenaert, A. Implementing Life Cycle Cost Analysis in Road Engineering: A Critical Review on Methodological Framework Choices. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2020**, *133*, 110284. [[CrossRef](#)]



20. ISO. ISO 9225:2012: *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Measurement of Environmental Parameters Affecting Corrosivity of Atmospheres*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
21. ISO. ISO 9223:2012: *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Classification, Determination and Estimation*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
22. National Association of Corrosion Engineers; Baboian, R. *NACE Corrosion Engineer's Reference Book*; NACE International: Houston, TX, USA, 2016; ISBN 978-1-5231-0657-8.
23. Ahmad, Z. Chapter 1—Introduction to Corrosion. In *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*; Ahmad, Z., Ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 1–8, ISBN 978-0-7506-5924-6.
24. Vernon, W.H.J. First (Experimental) Report to the Atmospheric Corrosion Research Committee (of the British Non-Ferrous Metals Research Association). *Nature* **1925**, *115*, 417. [[CrossRef](#)]
25. Benarie, M.; Lipfert, F.L. A General Corrosion Function in Terms of Atmospheric Pollutant Concentrations and Rain PH. *Atmos. Environ.* **1967**, *20*, 1947–1958. [[CrossRef](#)]
26. Feliu, S.; Morcillo, M. The Prediction of Atmospheric Corrosion from Meteorological and Pollution Parameters. *Corros. Sci.* **1993**, *34*, 403–414. [[CrossRef](#)]
27. Morcillo, M.; Chico, B.; Díaz, I.; Cano, H.; de la Fuente, D. Atmospheric Corrosion Data of Weathering Steels. A Review. *Corros. Sci.* **2013**, *77*, 6–24. [[CrossRef](#)]
28. De la Fuente, D.; Castaño, J.G.; Morcillo, M. Long-Term Atmospheric Corrosion of Zinc. *Corros. Sci.* **2007**, *49*, 1420–1436. [[CrossRef](#)]
29. Panchenko, Y.M.; Marshakov, A.I. Long-Term Prediction of Metal Corrosion Losses in Atmosphere Using a Power-Linear Function. *Corros. Sci.* **2016**, *109*, 217–229. [[CrossRef](#)]
30. Leygraf, C.; Wallinder, I.; Tidblad, J.; Graedel, T. *Atmospheric Corrosion*, 2nd ed.; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2016; p. 374.
31. Cai, Y.; Xu, Y.; Zhao, Y.; Ma, X. Atmospheric Corrosion Prediction: A Review. *Corros. Rev.* **2020**. [[CrossRef](#)]
32. Dean, S.W.; Knotkova, D.; Kreislová, K. *ISOCORRAG International Atmospheric Exposure Program: Summary of Results*; ASTM International: West Conshohocken, PA, USA, 2011.
33. ISO. ISO 9224:2012 *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Guiding Values for the Corrosivity Categories*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
34. ISO. ISO 9226:2012 *Corrosion of Metals and Alloys—Corrosivity of Atmospheres—Determination of Corrosion Rate of Standard Specimens for the Evaluation of Corrosivity*; ISO/TC 156; ISO: Geneva, Switzerland, 2012.
35. Swedish Corrosion Institute. *UN/ECE International Cooperative Programme on Effects on Materials Including Historic and Cultural Monuments*; Report no. 1: Technical Manual; Swedish Corrosion Institute: Stockholm, Sweden, 1988.
36. Morcillo, M. Atmospheric Corrosion in Ibero-America: The MICAT Project. *Atmos. Corros.* **1995**. [[CrossRef](#)]
37. McCuen, R.H.; Albrecht, P.; Cheng, J. A New Approach to Power-Model Regression of Corrosion Penetration Data. In *Corrosion Forms and Control for Infrastructure*; ASTM International: West Conshohocken, PA, USA, 1992. [[CrossRef](#)]
38. Albrecht, P.; Hall, T.T., Jr. Atmospheric Corrosion Resistance of Structural Steels. *J. Mater. Civ. Eng.* **2003**, *15*, 2–24. [[CrossRef](#)]
39. Melchers, R.E. A New Interpretation of the Corrosion Loss Processes for Weathering Steels in Marine Atmospheres. *Corros. Sci.* **2008**, *50*, 3446–3454. [[CrossRef](#)]
40. Melchers, R.E. Long-Term Corrosion of Cast Irons and Steel in Marine and Atmospheric Environments. *Corros. Sci.* **2013**, *68*, 186–194. [[CrossRef](#)]
41. Titakis, C.; Vassiliou, P. Evaluation of 4-Year Atmospheric Corrosion of Carbon Steel, Aluminum, Copper and Zinc in a Coastal Military Airport in Greece. *Corros. Mater. Degrad.* **2020**, *1*, 8. [[CrossRef](#)]
42. Kreislova, K.; Knotkova, D. The Results of 45 Years of Atmospheric Corrosion Study in the Czech Republic. *Materials* **2017**, *10*, 394. [[CrossRef](#)]
43. Tidblad, J. Atmospheric Corrosion of Metals in 2010–2039 and 2070–2099. *Atmos. Environ.* **2012**, *55*, 1–6. [[CrossRef](#)]
44. Knotkova, D.; Boschek, P.; Kreislova, K. Results of ISO CORRAG Program: Processing of One-Year Data in Respect to Corrosivity Classification. *Atmos. Corros.* **1995**. [[CrossRef](#)]
45. Panchenko, Y.M.; Marshakov, A.I.; Nikolaeva, L.A.; Kovtanyuk, V.V.; Igonin, T.N.; Andryushchenko, T.A. Comparative Estimation of Long-Term Predictions of Corrosion Losses for Carbon Steel and Zinc Using Various Models for the Russian Territory. *Corros. Eng. Sci. Technol.* **2017**, *52*, 149–157. [[CrossRef](#)]
46. Cole, I.S.; Muster, T.H.; Azmat, N.S.; Venkatraman, M.S.; Cook, A. Multiscale Modelling of the Corrosion of Metals under Atmospheric Corrosion. *Electrochim. Acta* **2011**, *56*, 1856–1865. [[CrossRef](#)]
47. Nguyen, M.N.; Wang, X.; Leicester, R.H. An Assessment of Climate Change Effects on Atmospheric Corrosion Rates of Steel Structures. *Corros. Eng. Sci. Technol.* **2013**, *48*, 359–369. [[CrossRef](#)]
48. Gomes, H.M.; Awruch, A.M. Comparison of Response Surface and Neural Network with Other Methods for Structural Reliability Analysis. *Struct. Saf.* **2004**, *26*, 49–67. [[CrossRef](#)]
49. Ahmad, Z. Chapter 10—Atmospheric Corrosion. In *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*; Ahmad, Z., Ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 550–575. ISBN 978-0-7506-5924-6.
50. Vargel, C. Chapter C.2—The Parameters of Atmospheric Corrosion. In *Corrosion of Aluminium*; Vargel, C., Ed.; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2004; pp. 241–257, ISBN 978-0-08-044495-6.

51. Schindelholz, E.; Kelly, R.G. Wetting Phenomena and Time of Wetness in Atmospheric Corrosion: A Review. *Corros. Rev.* **2012**, *30*. [[CrossRef](#)]
52. Kottek, M.; Grieser, J.; Beck, C.; Rudolf, B.; Rubel, F. World Map of the Köppen-Geiger Climate Classification Updated. *Meteorol. Z.* **2006**, *15*, 259–263. [[CrossRef](#)]
53. Committee MT-014 (Corrosion Of Metals). *AS 4312-2008 Atmospheric Corrosivity Zones in Australia*; Standards Australia: Sydney, NSW, Australia, 2008.
54. Chico, B.; Otero, E.; Mariaca, L.; Morcillo, M. La Corrosión En Atmósferas Marinas. Efecto de La Distancia a La Costa. *Rev. Metal.* **1998**, *34*. [[CrossRef](#)]
55. Goerlich, G.F.J.; Cantarino, M.I. Estimaciones de la población rural y urbana a nivel municipal. *Estad. Esp.* **2015**, *57*, 5–28.
56. Friedman, J.H. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Ann. Stat.* **1991**, *19*, 1–67. [[CrossRef](#)]
57. Vanegas, J.; Vásquez, F. Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), Una Alternativa Para El Análisis de Series de Tiempo. *Gac. Sanit.* **2017**, *31*, 235–237. [[CrossRef](#)]
58. Oja, E.; Kaski, S. *Kohonen Maps*, 1st ed.; Elsevier Science: Amsterdam, The Netherlands, 1999.
59. Wehrens, R.; Buydens, L. Self- and Super-Organizing Maps in R: The Kohonen Package. *J. Stat. Softw.* **2007**, *21*, 1–19. [[CrossRef](#)]
60. Villmann, T.; Bauer, H.-U. Applications of the Growing Self-Organizing Map11This Work Has Been Supported by Deutsche Forschungsgemeinschaft, SFB 185 “Nichtlineare Dynamik”, TP E6. *Neurocomputing* **1998**. [[CrossRef](#)]
61. Diazaraque, J.M.M. Los Mapas Auto-Organizados de Kohonen (SOM). Available online: <https://docplayer.es/9172924-Los-mapas-auto-organizados-de-kohonen-som.html> (accessed on 15 April 2021).
62. Pachghare, V.; Kulkarni, P.; Nikam, D. Intrusion Detection System Using Self Organizing Maps. In Proceedings of the 2009 International Conference on Intelligent Agent & Multi-Agent Systems (IAMA 2009), Chennai, India, 22–24 July 2009; pp. 1–5.
63. Heasley, E.L.; Millington, J.D.A.; Clifford, N.J.; Chadwick, M.A. A Waterbody Typology Derived from Catchment Controls Using Self-Organising Maps. *Water* **2020**, *12*, 78. [[CrossRef](#)]
64. Kohonen, T. *Self-Organizing Maps*, 3rd ed.; Springer Series in Information Sciences; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2001; ISBN 978-3-540-67921-9.
65. Shanno, D.F. Conditioning of Quasi-Newton Methods for Function Minimization. *Math. Comput.* **1970**, *24*, 647–656. [[CrossRef](#)]
66. Bronshtein, I.; Semendiaev, K. *Manual de Matemáticas para Ingenieros y Estudiantes*; Mir: Moscow, Russia; Rubiños-1860: Madrid, Spain, 1993; ISBN 978-84-8041-022-9.
67. Bourbaki, N. *Topological Vector Spaces: Chapters 1–5*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2002; ISBN 978-3-540-42338-6.

## Research Article

# Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study

**Marta Terrados-Cristos** , **Francisco Ortega-Fernández** , **Marina Díaz-Piloneta** ,  
**Vicente Rodríguez Montequín**, and **Javier García González** 

*Project Engineering Department, University of Oviedo, Oviedo 33004, Spain*

Correspondence should be addressed to Marta Terrados-Cristos; [marta.terrados@api.uniovi.es](mailto:marta.terrados@api.uniovi.es)

Received 25 February 2022; Revised 13 May 2022; Accepted 17 May 2022; Published 2 June 2022

Academic Editor: Meisam Gordan

Copyright © 2022 Marta Terrados-Cristos et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Atmospheric corrosion, especially in coastal environments, is a major structural problem affecting metallic structures in various sectors. Structural health monitoring systems based on satellite information can help to ensure the proper behavior of civil structures and are an interesting alternative for remote locations. The aim of this case study is to relate remote sensing information to the results of experimental studies for potential structural damage characterization. The ultimate idea is to characterize any environment without long testing periods or sampling costs. Comparative nondestructive experimental tests involving different locations, sampling techniques, and study periods are performed. The results obtained are analyzed and compared with meteorological satellite data characterization at each site. The experimental test results show sufficient statistical significance ( $p < 0.05$ ), confirming that the areas potentially most susceptible to corrosion can be identified using information from remote sensing satellites based on orientation, wind conditions, and wind origin. This can be used to facilitate the remote design and monitoring of structures more accurately with a stability guarantee.

## 1. Introduction

Civil structures deteriorate in various ways [1]. The principal causes of damage, failure, or even collapse of a civil structure are aging, climate conditions, deterioration of some components, deficient designs, and natural disasters [2, 3]. Although some of these issues can cause rapid failure [4], damage due to corrosion or fatigue tends to occur over extended periods of time. Nevertheless, these damages can be prevented if corrective actions are taken timely [5]. Therefore, it is of the utmost importance to monitor civil structures continuously to assess their structural conditions and provide early warning against structural damage [6].

Corrosion is one of the major structural defects in metallic structures [7], particularly in coastal environments [8]. Moreover, the fact that this problem can occur in any area [9] complicates its visual assessment, which is already an expensive, imprecise, and time-consuming task [10]. Traditional approaches for damage diagnosis of civil

structures are mainly based on visual inspection. However, the size and conditions of the structures make this process increasingly difficult. Globalization has led to the design and development of many remote projects, which complicates routine monitoring and highlights the importance of using satellite remote sensing data to study environmental problems on a global scale [11].

Structural health monitoring (SHM) is an important process for assessing the health and integrity of civil structures to prevent structural damage [12]. SHM systems are widely used to achieve adequate performance in civil structures [13] and proper maintenance management [14]. Progress in technology and sensors has led to the transformation of SHM into a new form of monitoring [4, 15]. SHM systems generally include damage detection, location, and quantification [16], and damage detection is precisely the most critical one [1].

SHM is a broad and highly interdisciplinary field of research involving experimental testing, system



identification, data acquisition and management, and long-term measurement of the environmental and specific operational conditions [17, 18]. Numerous damage detection applications can be found in almost every field.

Owing to recent advances in sensing and data acquisition systems, the use of these techniques in engineering applications has become an interesting development. There are multiple examples of different applications, such as modeling structural resistance and response [19, 20], studies based on vibration control [1, 12, 21], using machine learning techniques in SHM [16, 17, 22–24], and new approaches, such as smartphone-centric multisensory solutions [4].

All of them are trying to monitor, predict, or prevent damage from occurring, as early damage detection is an important concern for the scientific civil community [25]. However, a more efficient approach is to design or redesign structures based on these potential problems.

Most civil engineering projects involve metallic structures, generally made of bare or coated steel [26], which suffer from atmospheric corrosion [27]. Structural degradation in coastal areas is a particularly important problem because of its significance to society [28]. Approximately 40% of the world's population lives within 100 km of the coast [29] and it is precisely in these areas where industries are often located. Many studies have corroborated that the deposition rate of chloride is a critical factor that affects the atmospheric corrosion of metals [30] and the influence of chloride-contaminated environments on durability [31].

Thus, experimentally studying the deposition mechanisms of this atmospheric pollutant and relating the results to remote satellite data can help to predict and prevent potential structural damage. Hence, with prior knowledge of the most susceptible locations, it may not be necessary to allocate resources to monitor large, complex civil structures and the problem of SHM monitoring may be limited to certain areas.

Therefore, the main objective of this study was to propose a novel method for preliminary analysis of potential structural damage. The aim of this case study was to relate remote sensing information to the results of nondestructive experimental studies for potential structural damage characterization. This approach provides valuable information in a simple manner. Consequently, it makes it possible to design and monitor structures remotely and more accurately.

## 2. Materials and Methods

An outline of the methodology used in this study is shown in Figure 1. The first stage consisted of characterizing each site and studying its meteorological variables (temperature, relative humidity, wind speed, wind direction, and precipitation). Climatic information was obtained from remote-sensing satellites. This information was downloaded and processed to create a global database using Web servers. The next step in structuring and homogenizing the study data began by identifying and cleaning anomalous values. In addition, basic statistical analyses (means, deviations,

maxima, minima, etc.) were performed. To ensure representativeness, these variables and their relationships were analyzed both during the study period and in the previous year. The possible relationships between the variables were studied, and the results were represented graphically for their correct interpretation.

The second stage included experimental studies. Sample preparation, using one of the three techniques further explained in Section 3.1, was performed according to what is indicated in the ISO 9225:2012 standard "Corrosion of metals and alloys. Corrosivity of atmospheres. Measurement of environmental parameters affecting the corrosivity of atmospheres" [32]. The samples were then exposed. Control samples were added in all cases. Subsequently, once the test period was completed, the samples were removed, processed as indicated in the standards, and analyzed by ion chromatography (METROHM 883 Basic IC plus).

In the third and last stage, the results of the tests were analyzed together with the results of the meteorological characterization of satellite data, which allowed drawing joint conclusions.

**2.1. Sample Preparation.** Three techniques were used to determine the chloride deposition. The ISO 9225:2012 standard sets the procedures for sample preparation using the wet candle and dry plate methods. As the previous methods were found to have limitations, it was necessary to develop a more accurate method to differentiate the impact of wind and rain, so the third option used in this experimental study was a new method based on the wet candle method (hereinafter referred to as "Covered candle").

**2.1.1. Dry Plate.** This technique is based on exposing a known area of double-layered gauze protected from rain and measuring by chemical analysis the amount of captured chlorides coming from one direction and deposited on the surface of the gauze. Chloride deposition is expressed in milligrams per square meter per day [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\text{ day}^{-1}$ ]. Sample preparation, test duration, management of the final solution, and calculation of results are defined in Annex E of ISO 9225:2012 [32].

**2.1.2. Wet Candle.** The technique consists of a wet textile surface wrapped in the form of a cylinder and a water reservoir to maintain the wet condition of the gauze. This method allows the collection of aerosols from all directions. The amount of chloride deposited is determined by chemical analysis, and subsequently, the chloride deposition rate [ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-2}\text{ day}^{-1}$ ] is calculated.

The sampling devices and solution used and the collection of the samples and the final calculation of the deposition are described in Annex D of ISO 9225:2012 [32].

**2.1.3. Covered Candle.** This is an altered version of the wet candle method, which provides an option for monitoring the effect of precipitation on the final chloride ion deposition. The main limitation of the wet candle method is that it does

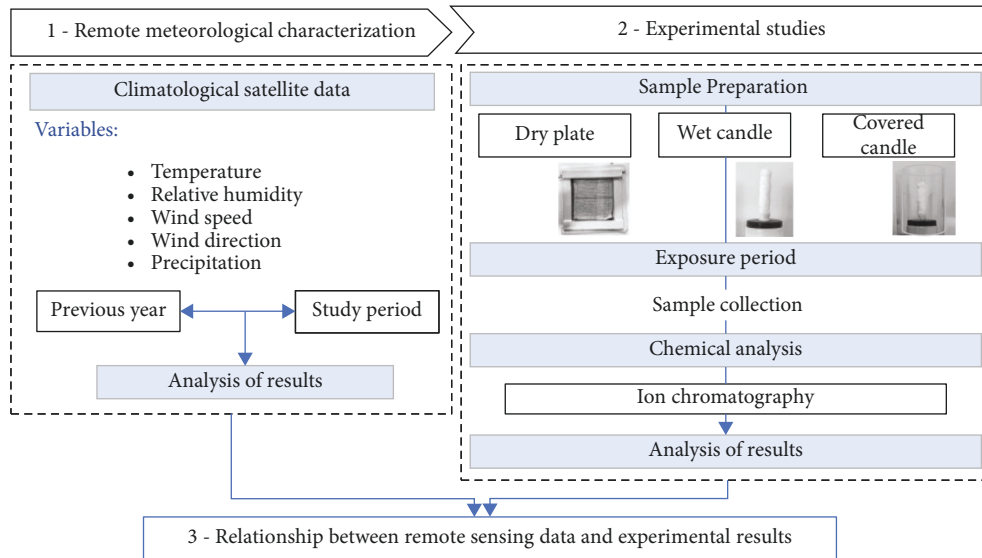


FIGURE 1: Outline of the common methodology for all tests.

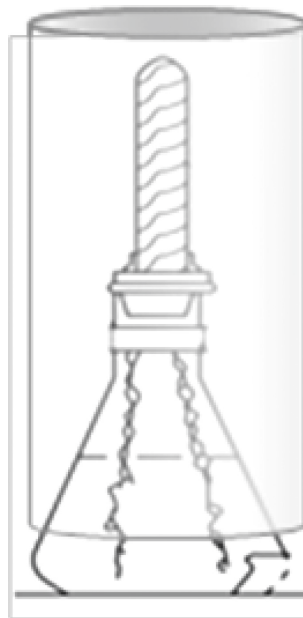


FIGURE 2: Proposed scheme for sample's collection in the covered candle method.

not allow differentiation between pollutant deposition by wind and pollutants deposited by rain. Cases where structures are located protected from wind but perfectly exposed to rain (e.g., in squares surrounded by skyscrapers) are suitable for this approach. This method includes a cover of plastic or similar material to isolate the sample from wind action (see the scheme in Figure 2).

**2.2. Test Description.** Three different experimental tests were conducted throughout the investigation. Each of them

attempts to analyze and clarify a different hypothesis and study the influence of one or multiple climatic variables on the final pollutant deposition.

**2.2.1. Test I: Influence of Wind Direction and Wind Origin on Chloride Deposition.** Previous chloride deposition models only consider the distance to the sea, but this generates errors. The aim of this test was to analyze the influence of the relative wind position, together with the importance of the origin of the wind (wind from the sea or from land), in an

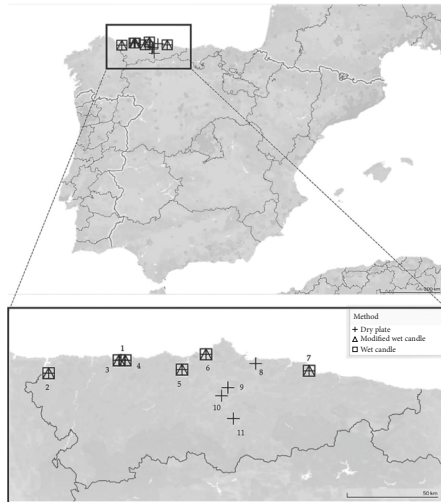


FIGURE 3: Location of samples in northern Spain distributed for all three different tests.

attempt to clarify why there are differences between deposition for the same distance and atmospheric conditions.

Samples in the same location were set in four different positions: upwind + wind coming and not coming from the sea, and downwind + wind coming and not coming from the sea. To achieve the objective described for Test I, tests were carried out at two successive time intervals. Thus, given the characteristics of the local wind and the possible positions of the samples in the four cardinal orientations, it was possible to obtain the range of events to be studied using the above-described dry plate technique.

**2.2.2. Test II: Influence of Location, Orientation, and Atmospheric Conditions on Chloride Deposition.** The aim of this test was to analyze the influence of the distance from the sample to the pollutant emitting source together with some other atmospheric variables (temperature, precipitation, wind, and relative humidity) and to consider the relative position between the structure and prevailing wind direction at each site.

The aim was to determine which wind speed thresholds appear in chloride deposition and transportation under such circumstances. In addition, the role of wind direction with respect to precipitation was studied. All samples were distributed at different distances from the sea at the locations shown in Figure 3, and the dry plate technique was employed.

**2.2.3. Test III: Influence of Precipitations and Wind on Chloride Deposition.** This third test studied the influence of precipitation on pollutant deposition and the role of precipitation in the presence and absence of wind.

The results obtained by the two different techniques were compared: the wet candle technique and its new version. Thus, one method involved total exposure to atmospheric variables and the other was isolated from the wind. The samples were collected at different points in the region. The

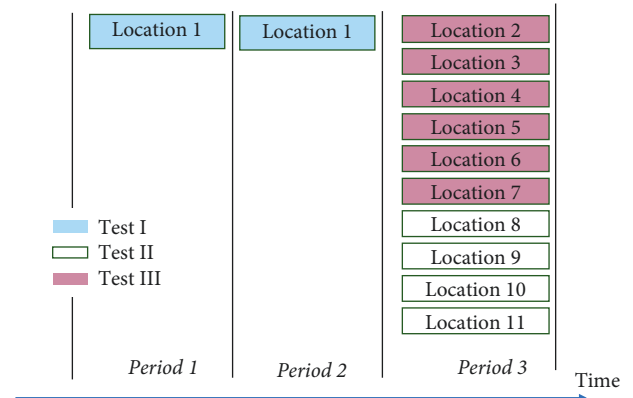


FIGURE 4: Distribution of all three tests and their locations over time.

final sample distributions at different test points are shown in Figure 3. The experimental sites include one-, two-, or three-sample techniques.

The time planning for the three tests is presented in Figure 4. The combinations of the different tests and locations are indicated by the colors of the bar and outline. It can be observed how some locations participated in Tests I and II, others only in Test II, and the third selection of locations in Tests II and III, based on climatological conditions and availability.

Table 1 summarizes the methods, locations, and study periods for each of the three tests.

**2.3. Statistical Analysis.** Data obtained from the experimental tests were statistically analyzed using SPSS 22.0 software. Student's t-test for independent samples was used to assess whether there were significant statistical differences between the means at a confidence level of  $p < 0.05$ .

## 3. Results and Discussion

### 3.1. Results of Meteorological Characterization

**3.1.1. Precipitations.** Figure 5(a) shows the accumulated precipitation for each location during the study period, represented by vertical bars. As test I was performed over two different periods. In Figure 5, location 1 was divided into 1a and 1b, referring to these two study periods. At location 1, hardly any rainfall occurred during the first test interval (1a). In the second test interval (1b) at the same location, the rainfall increased considerably. For the rest of the locations, similar results were observed, with abundant precipitation, except for one specific location (number 8).

Figure 5(b) presents the distribution of precipitation data over time. Each line represents the location. Although the number of lines is large and visualization may be difficult, it is clearly observed that the weather was rather dry at the beginning, with a large amount of rainfall at the end for all sites.

TABLE 1: Summary of the different techniques, locations, and study periods involved in the three tests.

	Technique			Location		Study period	
	Dry plate	Wet candle	Covered candle	One location	Multiple locations	One period	Two periods
Test I	x			X			
Test II	x				x	x	
Test III		x	x		x	x	

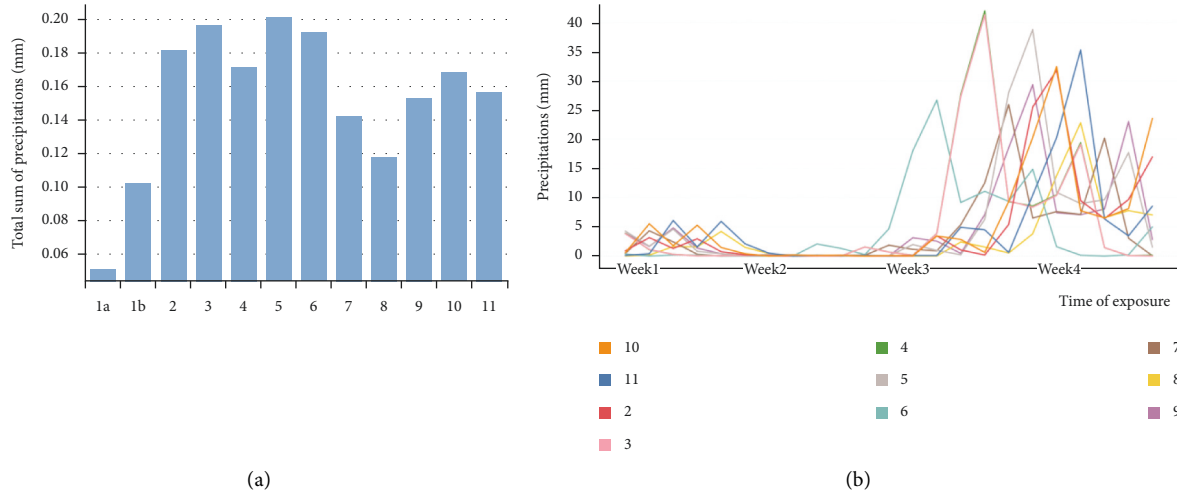


FIGURE 5: (a) Cumulative rainfall during the study periods at each location. (b) Distribution of rainfall by location over time.

3.1.2. *Relative Humidity and Temperature.* As stated in the literature, both relative humidity [33, 34] and temperature [35] may be parameters influencing atmospheric corrosion. Nevertheless, the average relative humidity during the sampling period and the average temperature at each location did not vary sufficiently during that period to be considered influential.

3.1.3. *Wind Speed.* Wind analysis is more complex because, in addition to wind speed, wind gusts and direction are also important [36–38]. Some authors agree that the influence of wind speed becomes clearer above a certain threshold; however, there is no single reference value [39, 40]. At none of the locations were very high wind speeds recorded; however, it is true that the closer to the sea, the higher the average wind speeds.

However, the maximum wind gusts measured during the study period showed winds of up to 12 m/s at some points along the coast. In the central areas and farther away from the coast, the highest measured speeds did not exceed 6 m/s.

3.1.4. *Wind Direction.* Finally, in addition to wind speed, wind direction plays a relevant role. Analyzing the prevailing winds at a given location can help identify the most dangerous areas [41]. To study the possibility of relating monthly wind directions to annual wind directions, predominant wind directions over the study period were compared to wind directions considering annual data (year 2020). After analyzing this parameter, the results provided relevant conclusions from several perspectives (Figure 6). First, when

comparing the prevailing winds of the study period in the year 2021 (green arrow), it was observed that they remained perfectly consistent with the prevailing directions obtained during the same period in the previous year (yellow arrow), as no yellow arrows could be seen. However, the prevailing directions for a specific period do not necessarily correspond with the annual directions (blue arrow).

Another important factor was the sensitivity of the prevailing wind direction at each point. As stated above and as many authors agree [39, 40, 42], there are minimum wind speeds (threshold speeds) for the transport of pollutants over long distances. Below this threshold, the wind is not sufficiently strong. However, determining this threshold is complex. For the same study period, considering a certain minimum wind speed condition, the results of the predominant wind direction may also change. Prior to these calculations of the predominant directions, the results are filtered so that only values greater than a certain threshold speed (3 m/s (red arrow) and 2 m/s (orange arrow)) are considered, and the directions may vary. The values of the predominant directions could be changed only by varying the threshold velocity by 1 m/s, which shows the complexity of this parameter.

### 3.2. Results of Experimental Studies

3.2.1. *Test I.* The results of the localized test are presented in Figure 7. The upper part of the figure shows the chloride deposition results during the first time interval (left) and the second time interval (right). Below, the wind rose during each study period is included. The blue dots represent the

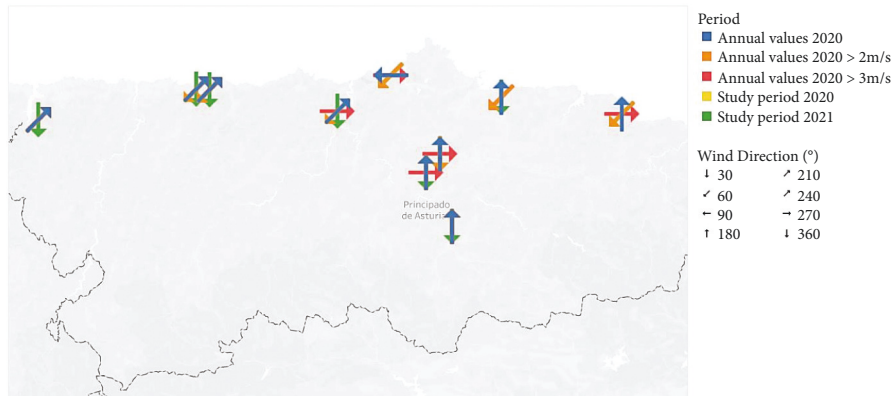


FIGURE 6: Prevailing wind directions at different sampling sites and periods.

north-facing samples (facing the sea) and the orange dots represent the south-facing samples (not facing the sea). In addition, the triangular shape represents the height of the samples; where the triangles with the tip upward, the samples are at the highest altitude.

Analyzing all this together, we observe the first period with a predominantly north-easterly wind of marine origin. The windward samples showed higher depositions at both heights, and the difference from the south-facing samples was very clear. In contrast, during the second study period, the prevailing winds were from the SW, and although the capacity of the wind to transport particles was approximately the same in both periods (similar wind speeds and frequencies), the final result was not similar. Therefore, the origin of the wind (marine or nonmarine) was the most important and relevant difference between the two studies.

Other studies have analyzed the importance of the orientation of the structure for pollutant deposition [41] but not whether the wind comes from an emitting source or from another direction.

Comparing the differences in pollutant deposition between the north and south faces during the first study period, a highly significant difference was observed ( $p < 0.00028$ ). In contrast, if the same comparison was made during the second study period, no significant difference ( $p > 0.16$ ) in the deposition of marine pollutants was observed between the samples that received more wind but had a nonmarine origin and those with little exposure to the wind but whose wind came from the sea.

The clearest differences were observed when comparisons were made between the two study periods. In the samples exposed to the north and, therefore, directly exposed to the sea, there was a large difference ( $p < 4.11 \times 10^{-5}$ ) between the two periods.

If the wind energies were compared as proposed by Meira et al. [39] to detect if they were equivalent, it was observed that the energy of pollutant transport was

practically the same, as the difference was not very significant ( $p > 0.1$ ), but the deposition results again showed clear differences ( $p < 0.03$ ).

However, this is undoubtedly not the only influential factor. In the analysis of the precipitation results mentioned above (Figure 6), during the first study period, the accumulated precipitation was up to four times lower than that in the second period, where, although it did not rain excessively, it did rain much more than in the previous period. Thus, the chloride ions were not in the air ready to be transported but on the surface.

Comparing the results, even if there was a difference in precipitation between periods, which decreased the pollutant content of the atmosphere [35], there was no difference in deposition ( $p < 0.03$ ); therefore, the relationship between wind orientation and origin was the most relevant factor.

This could confirm two points:

- (i) In addition to the importance of the relative position between the orientation of the prevailing wind and the structure, the origin of these wind gusts is also important because if the wind is very strong but does not come from the sea but from inland, it may bring fewer chloride ions.
- (ii) The role of the wind cannot be understood as an isolated variable, and precipitation (periodicity, quantity, etc.) seems to be important too, not so much for its action as a transport mechanism but for its interaction with the environment, cleaning the structures or reducing the chloride content in the atmosphere, Wash-out effect [43].

Finally, regarding this first test, when comparing the results of the deposition differences relative to elevation, as proposed in [44, 45], we agreed that for this case study, at a distance of only 4 m as in the present situation, no clear differences ( $p > 0.31$ ) were observed between the two scenarios.

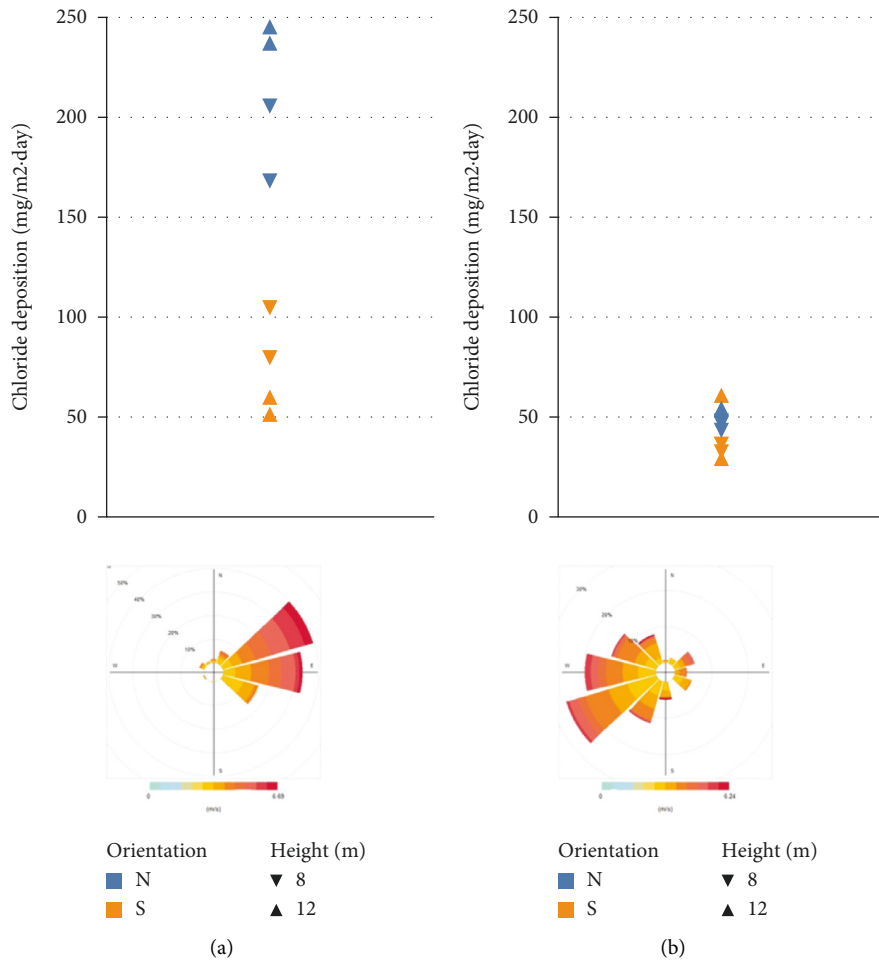


FIGURE 7: Results of the localized tests: first study period (a). Second study period (b).



FIGURE 8: Results of test II, representation of deposition at each study location.

3.2.2. *Test II.* Figure 8 presents a summary of the results from Test II. The size of the circle indicates the amount of sea salt deposited. The values obtained as a function of geographical location were logical. The closer to the coast, the higher the deposited salt concentration [44, 46, 47]. In agreement with other studies, the deposited salt concentration decreased as it moved away from the ocean [48, 49] when there were no additional sources to

replace these losses. However, there was a southern point that stood out owing to its value in addition to its remoteness from the sea. It should be noted that other less influential sources can generate chloride, e.g., biomass combustion [50], coal burning [35], or industrial fumes [51].

It would be interesting to analyze these data by considering the orientation of each sample at each site

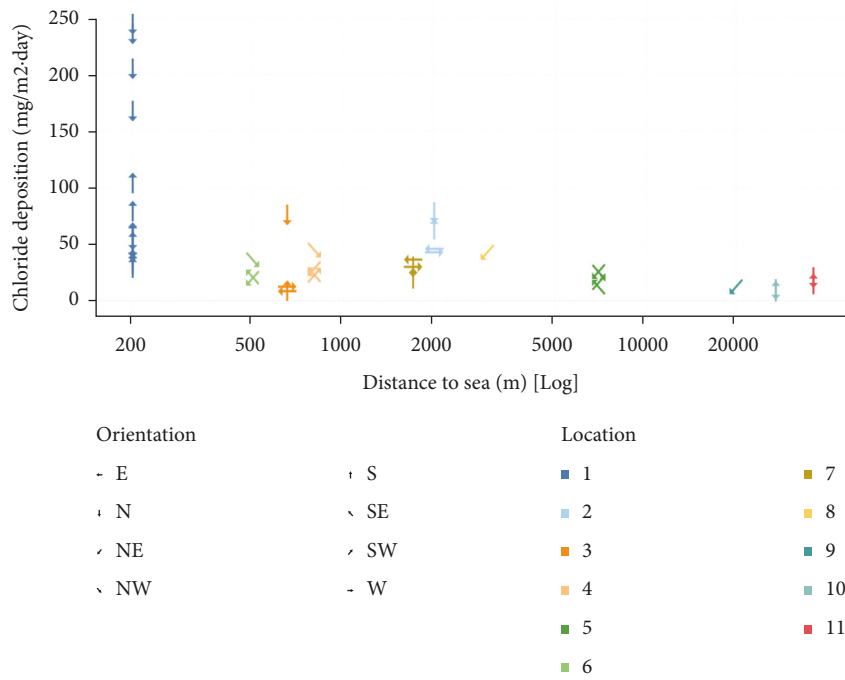


FIGURE 9: Chloride deposition as a function of distance from the sea in meters (logarithmic scale).

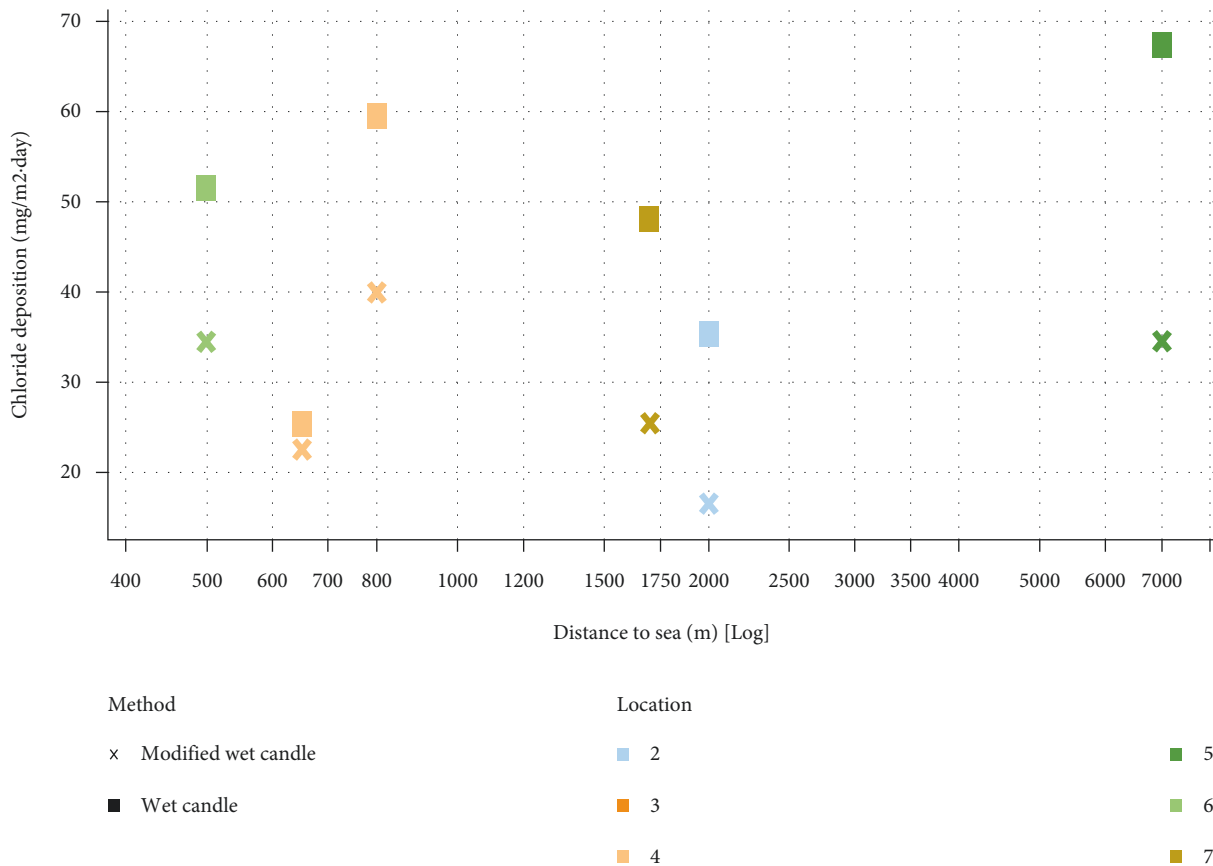


FIGURE 10: Representation of chloride deposition versus distance to coast in test III.



(Figure 9). All 11 locations were identified by both their color and equal distance to the sea. The results from test I (location 1) are also included in the graphic to gain a perspective. Thus, it is clear that the chloride content generally decreases as the distance increases. However, as each arrow indicates, there were significant differences between the orientations.

Relevant results were obtained when the values obtained during the second test were analyzed. First, it can be observed that chloride depositions are generally lower than those in test I, even considering the distance, probably because it was a period of much more rainfall than the previous one. This is in agreement with what Binyehmed et al. [35] found after analyzing the results of their experimental studies, which corroborated the increased chloride deposition rate in dry seasons compared to that in wet seasons. Besides, it can be observed that results can differ significantly depending on the orientation and origin of the wind, as demonstrated in test I. These differences in deposition became more remarkable with increasing proximity to the coast. More specifically, all the samples exposed to sea wind (coming from the north) had higher depositions than those from the other directions ( $p < 0.01$ ), although these depositions progressively decreased in all cases as they moved away from the coast. Certainly, as the distance to the sea increased, the sensitivity of the orientation decreased.

3.2.3. *Test III.* The results of the final experiment are presented in Figure 10. This figure shows the deposition values versus distance from the shore. Each location is represented by a color; therefore, samples of the same color were subjected to the same meteorological conditions during the study period. However, the shape of the figure indicates the sampling techniques it represents.

The values obtained using the standard wet candle method were significantly higher than those of the modified counterpart ( $p < 0.01$ ). These are the same study and meteorological conditions, except for the fact that the wet candle method is exposed to the wind and the covered candle method is not. Thus, the important role played by this variable is once again reflected, as stated in [36, 38], among other reports. It is risky to simplify the relationship between pollutant deposition and distance to the sea because the effectiveness of transportation or the existence of alternative sources may be important, as the results of location 5 demonstrated. The effect of blocking conditions on the final deposition result was studied in [41, 52, 53] but referred to as land cover.

The main source of these chloride ions is the ocean [41]. However, the distance to the ocean does not reflect exclusively the efficiency of chloride transport or the rate at which it falls or precipitates, among other effects; therefore, its parameterization varies from place to place [54]. Thus, this alternative technique may be used in cases such as those here studied, in which precipitation but no wind is present.

Atmospheric corrosion is a complex electrochemical process that involves many factors and variables [55]. The degradation suffered by the structures due to the action of chloride ions is clear [43, 56, 57] and it could be directly related to the protectiveness of the rust layers [58].

Therefore, to ensure sufficiently safe and useful life conditions, studying climatic variables, such as those proposed herein, can help identify potential damages [59]. The efficiency and complexity of airborne transportation are crucial for such processes [60]. In addition, it may be applicable and relevant to other important contaminants [61, 62].

## 4. Conclusions

Atmospheric corrosion in coastal environments has serious economic and environmental consequences owing to the degradation of structures, which forces the implementation of measures that have an impact on solution sustainability. SHM systems based on satellite information are an interesting alternative for monitoring remote locations. Studying and analyzing the most vulnerable zones of a structure prior to applying an SHM method may reduce the monitoring and modeling time and cost. This investigation focused on studying the deposition process of chloride contaminants as the most relevant factor for corrosion in coastal environments. Traditional approaches estimate chloride content only after direct measurement or by distance to the sea. Direct measurement is affected by the limitations of the current methods, which do not consider the effect of rainfall and relating it exclusively to distance to the sea involves serious errors. The results of the performed experimental tests based on meteorological sensor data, both localized and distributed, supported these ideas and allowed drawing the following main conclusions:

- (i) The relative position between the orientation of the structure and the prevailing wind direction is a very important factor.
- (ii) In addition to prevailing winds, it is of the utmost importance to consider the origin of that wind because when it comes from nonmarine areas, the transport and, therefore, the deposition of marine pollutants will be much lower.
- (iii) Neither temperature nor relative humidity shows sufficiently large variations in the period and place of study to clarify its role in this phenomenon, although it is not possible to rule out their involvement.
- (iv) The role of precipitation is also important, not only because it produces a washing effect and cleans the surfaces of contaminants, but also because, even when it does not act directly on the surface, it can reduce the chloride content in the environment, thus avoiding its transport and deposition by the wind. Precipitation periodicity is an important



variable. However, one of the main limitations observed during the tests was the difficulty in forecasting precipitation.

- (v) The new covered candle deposition measurement method can separate the contributions made by the wind from those made by rain, which allows modeling the phenomenon in a much deeper way. Even with the new method, there are many limitations in the use of real data, as it lacks representativeness for having been collected over short periods of time.
- (vi) The experimental test results show with sufficient statistical significance that the areas potentially most susceptible to corrosion can be identified using information from remote sensing satellites based on orientation, wind conditions, and wind origin.

In future research, it is proposed to quantify numerically the values of wind power or energy for each orientation and location studied. Thus, it will be possible to obtain the minimum wind threshold for the case study.

It is necessary to develop models that consider the orientation, velocity, and percentage distribution of the wind source to make a deposition model. With all these conditions, a model can be built that provides, without needing sensors, an accurate estimation of the corrosion at a given location. This can be used both for the diagnosis of existing structures and for the optimized design of new structures. This better prediction will improve the estimation of corrosion of structures exposed to weathering and, eventually, enable an optimization of structural design from the economic and environmental sustainability point of view.

## Data Availability

The data used to support the findings of this study are available from the corresponding author upon request.

## Conflicts of Interest

The authors declare no conflicts of interest regarding the publication of this paper.

## Acknowledgments

This study was funded by the Regional Ministry of Science and Innovation and the University of the Principality of Asturias (grant number AYUD/2021/50953).

## References

- [1] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, M. Gabbouj, and D. J. Inman, "A review of vibration-based damage detection in civil structures: from traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 147, Article ID 107077, 2021.
- [2] F. Seguel and V. Meruane, "Damage assessment in a sandwich panel based on full-field vibration measurements," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 417, pp. 1–18, 2018.
- [3] "Deep learning and its applications to machine health monitoring," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 115, pp. 213–237, 2019.
- [4] E. Ozer and M. Q. Feng, "Structural health monitoring," in *Start-Up Creation*, F. Pacheco-Torgal, E. Rasmussen, C.-G. Granqvist, V. Ivanov, A. Kaklauskas, and S. Makonin, Eds., pp. 345–367, Woodhead Publishing, Second Edition, 2020.
- [5] R.-T. Wu and M. R. Jahanshahi, "Data fusion approaches for structural health monitoring and system identification: past, present, and future," *Structural Health Monitoring*, vol. 19, no. 2, pp. 552–586, 2020.
- [6] M. Mishra, P. B. Lourenço, and G. V. Ramana, "Structural health monitoring of civil engineering structures by using the internet of things: a review," *Journal of Building Engineering*, vol. 48, Article ID 103954, 2022.
- [7] C. H. Tan, F. R. Mahamd Adikan, Y. G. Shee, and B. K. Yap, "Nondestructive fiber Bragg grating based sensing system: early corrosion detection for structural health monitoring," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 268, pp. 61–67, 2017.
- [8] M. Abbas and M. Shafiee, "An overview of maintenance management strategies for corroded steel structures in extreme marine environments," *Marine Structures*, vol. 71, Article ID 102718, 2020.
- [9] M. Wasim and M. B. Djukic, "External corrosion of oil and gas pipelines: a review of failure mechanisms and predictive preventions," *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, vol. 100, Article ID 104467, 2022.
- [10] D. Ziaja and P. Nazarko, "SHM system for anomaly detection of bolted joints in engineering structures," *Structures*, vol. 33, pp. 3877–3884, 2021.
- [11] M. Gong, D. Ruth, M. Claire et al., "Adaptive smoothing to identify spatial structure in global lake ecological processes using satellite remote sensing data," *Spat. Stat.*, Article ID 100615, 2022.
- [12] S. Das, P. Saha, and S. K. Patro, "Vibration-based damage detection techniques used for health monitoring of structures: a review," *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, vol. 6, no. 3, pp. 477–507, 2016.
- [13] M. Gordan, S. R. Sabbagh-Yazdi, Z. Ismail et al., "State-of-the-art review on advancements of data mining in structural health monitoring," *Measurement*, vol. 193, Article ID 110939, 2022.
- [14] M. Meribout, S. Mekid, N. Kharoua, and L. Khezzer, "Online monitoring of structural materials integrity in process industry for I4.0: a focus on material loss through erosion and corrosion sensing," *Measurement*, vol. 176, Article ID 109110, 2021.
- [15] F. J. Pallarés, M. Betti, G. Bartoli, and L. Pallarés, "Structural health monitoring (SHM) and Nondestructive testing (NDT) of slender masonry structures: a practical review," *Construction and Building Materials*, vol. 297, Article ID 123768, 2021.
- [16] M. Hassan Daneshvar and H. Sarmadi, "Unsupervised learning-based damage assessment of full-scale civil structures under long-term and short-term monitoring," *Engineering Structures*, vol. 256, Article ID 114059, 2022.
- [17] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, and D. J. Inman, "Wireless and real-time structural damage detection: a novel decentralized method for wireless sensor networks," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 424, pp. 158–172, 2018.
- [18] F. N. Catbas, O. Celik, O. Avci, O. Abdeljaber, M. Gul, and N. T. Do, "Sensing and monitoring for stadium structures: a

- review of recent advances and a forward look,” *Front. Built Environ.* vol. 3, 2017.
- [19] S. Lee and C. Lee, “Prediction of shear strength of FRP-reinforced concrete flexural members without stirrups using artificial neural networks,” *Engineering Structures*, vol. 61, pp. 99–112, 2014.
- [20] H. Salehi and R. Burgueño, “Emerging artificial intelligence methods in structural engineering,” *Engineering Structures*, vol. 171, pp. 170–189, 2018.
- [21] F. Shadan, F. Khoshnoudian, and A. Esfandiari, “A frequency response-based structural damage identification using model updating method,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 23, no. 2, pp. 286–302, 2016.
- [22] M. H. Daneshvar, A. Gharighoran, S. A. Zareei, and A. Karamodin, “Early damage detection under massive data via innovative hybrid methods: application to a large-scale cable-stayed bridge,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 17, no. 7, pp. 902–920, 2021.
- [23] H. Sarmadi, A. Entezami, B. Saedi Razavi, and K.-V. Yuen, “Ensemble learning-based structural health monitoring by Mahalanobis distance metrics,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 28, no. 2, Article ID e2663, 2021.
- [24] A. Entezami, H. Shariatmadar, and S. Mariani, “Early damage assessment in large-scale structures by innovative statistical pattern recognition methods based on time series modeling and novelty detection,” *Advances in Engineering Software*, vol. 150, Article ID 102923, 2020.
- [25] M. H. Rafiei and H. Adeli, “A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures,” *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, vol. 26, no. 18, Article ID e1400, 2017.
- [26] L. Yan, Y. Diao, Z. Lang, and K. Gao, “Corrosion rate prediction and influencing factors evaluation of low-alloy steels in marine atmosphere using machine learning approach,” *Science and Technology of Advanced Materials*, vol. 21, no. 1, pp. 359–370, 2020.
- [27] E. Diler, F. Peltier, J. Becker, and D. Thierry, “Real-time corrosion monitoring of aluminium alloys under chloride-contaminated atmospheric conditions,” *Materials and Corrosion*, vol. 72, no. 8, pp. 1377–1387, 2021.
- [28] B. Santosh Kumar, S. A. Sannasiraj, and K. Murali, “Effect of climate change in the deterioration of a berthing structure in a tropical environment,” *J. Inst. Eng. India Ser. A*, vol. 102, no. 3, pp. 697–703, 2021.
- [29] N. Brett, “Why we should care about vulnerable coastal communities,” 2019, <https://ani.seafdec.org.ph/handle/20.500.12174/5473>.
- [30] W. Choi, D. Lee, and C. B. Bahn, “Quantitative analysis methods of chloride deposition on silver for atmospheric corrosion monitoring in South Korea,” *Corrosion*, vol. 77, no. 1, pp. 53–61, 2021.
- [31] N. Russo, M. Gastaldi, L. Schiavi, A. Strini, R. Zanoni, and F. Lollini, “78\_Effect of cracks on the service life of RC structures exposed to chlorides,” *Acta Polytech. CTU Proc.* vol. 33, pp. 511–517, 2022.
- [32] ISO, “ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, ISO 9225:2012 Corrosion of metals and alloys — corrosivity of atmospheres — measurement of environmental parameters affecting corrosivity of atmospheres,” 2012, <https://www.iso.org/>.
- [33] P. Haberecht, “Pollution Deposition Rates on Insulator (HV) Surfaces for Use in Atmospheric Corrosivity Estimation,” University of Newcastle, Callaghan, Australia, Doctor of Philosophy, 2008.
- [34] G. R. Meira, M. C. Andrade, I. J. Padaratz, M. C. Alonso, and J. C. Borba, “Measurements and modelling of marine salt transportation and deposition in a tropical region in Brazil,” *Atmospheric Environment*, vol. 40, no. 29, pp. 5596–5607, 2006.
- [35] F. M. Binyehmed, A. M. Abdullah, R. M. Zawawi, R. E. Elawad, and K. Youssef, “Deposition Rate of Chloride DRC as a Corrosive Agent in Several Locations in the Klang Valley, Malaysia,” *Sci.Int.* vol. 29, no. 2, 2017.
- [36] I. Díaz, H. Cano, P. Lopesino et al., “Five-year atmospheric corrosion of Cu, Cr and Ni weathering steels in a wide range of environments,” *Corrosion Science*, vol. 141, pp. 146–157, 2018.
- [37] A. W. Momber, S. Buchbach, P. Plagemann, and T. Marquardt, “Edge coverage of organic coatings and corrosion protection over edges under simulated ballast water tank conditions,” *Progress in Organic Coatings*, vol. 108, pp. 90–92, 2017.
- [38] T. Duan, W. Peng, K. Ding et al., “Long-term field exposure corrosion behavior investigation of 316L stainless steel in the deep sea environment,” *Ocean Engineering*, vol. 189, Article ID 106405, 2019.
- [39] G. R. Meira, W. T. A. Pinto, E. E. P. Lima, and C. Andrade, “Vertical distribution of marine aerosol salinity in a Brazilian coastal area – the influence of wind speed and the impact on chloride accumulation into concrete,” *Construction and Building Materials*, vol. 135, pp. 287–296, 2017.
- [40] J. Piazzola and S. Despiou, “Contribution of marine aerosols in the particle size distributions observed in Mediterranean coastal zone,” *Atmospheric Environment*, vol. 31, no. 18, pp. 2991–3009, 1997.
- [41] J. Liu, G. Ou, Q. Qiu, F. Xing, K. Tang, and J. Zeng, “Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region,” *Construction and Building Materials*, vol. 190, pp. 1015–1022, 2018.
- [42] J. C. Guerra, A. Castañeda, F. Corvo, J. J. Howland, and J. Rodríguez, “Atmospheric corrosion of low carbon steel in a coastal zone of Ecuador: anomalous behavior of chloride deposition versus distance from the sea,” *Materials and Corrosion*, vol. 70, no. 3, pp. 444–460, 2019.
- [43] R. Wattanapornprom and T. Ishida, “Modeling of chloride penetration into concrete under airborne chloride environmental conditions combined with washout effects,” *Journal of Advanced Concrete Technology*, vol. 15, no. 3, pp. 126–142, 2017.
- [44] B. Liu, X. Mu, Y. Yang et al., “Effect of tin addition on corrosion behavior of a low-alloy steel in simulated coastal-industrial atmosphere,” *Journal of Materials Science & Technology*, vol. 35, no. 7, pp. 1228–1239, 2019.
- [45] G. R. Meira, C. Andrade, I. J. Padaratz, C. Alonso, and J. C. Borba Jr., “Chloride penetration into concrete structures in the marine atmosphere zone - relationship between deposition of chlorides on the wet candle and chlorides accumulated into concrete,” *Cement and Concrete Composites*, vol. 29, no. 9, pp. 667–676, 2007.
- [46] D. de la Fuente, I. Díaz, J. Simancas, B. Chico, and M. Morcillo, “Long-term atmospheric corrosion of mild steel,” *Corrosion Science*, vol. 53, no. 2, pp. 604–617, 2011.
- [47] J. Alcántara, B. Chico, J. Simancas, I. Díaz, D. de la Fuente, and M. Morcillo, “An attempt to classify the morphologies presented by different rust phases formed during the exposure of carbon steel to marine atmospheres,” *Materials Characterization*, vol. 118, pp. 65–78, 2016.

- [48] M. E. R. Gustafsson and L. G. Franzén, "Dry deposition and concentration of marine aerosols in a coastal area, SW Sweden," *Atmospheric Environment*, vol. 30, no. 6, pp. 977–989, 1996.
- [49] P. J. Davies and R. S. Crosbie, "Mapping the spatial distribution of chloride deposition across Australia," *Journal of Hydrology*, vol. 561, pp. 76–88, 2018.
- [50] K. A. Pratt, S. M. Murphy, R. Subramanian et al., "Flight-based chemical characterization of biomass burning aerosols within two prescribed burn smoke plumes," *Atmospheric Chemistry and Physics*, vol. 11, no. 24, Article ID 12549, 2011.
- [51] R. C. Moffet, B. de Foy, L. T. Molina, M. J. Molina, and K. A. Prather, "Measurement of ambient aerosols in northern Mexico City by single particle mass spectrometry," *Atmospheric Chemistry and Physics*, vol. 8, no. 16, pp. 4499–4516, 2008.
- [52] K. Slamova, "Mapping Atmospheric Corrosion in Coastal Regions: Methods and Results," *Journal of Photonics for Energy*, vol. 2, no. 1, Article ID 022003, 2012.
- [53] A. Castañeda, F. Corvo, J. J. Howland, and R. Marrero, "Penetration of marine aerosol in a tropical coastal city: Havana," *Atmósfera*, vol. 31, no. 1, pp. 87–104, 2018.
- [54] H. Guan, A. J. Love, C. T. Simmons, O. Makhnin, and A. S. Kayaalp, "Factors influencing chloride deposition in a coastal hilly area and application to chloride deposition mapping," *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 14, no. 5, pp. 801–813, 2010.
- [55] M. Kubzova, V. Krivy, and K. Kreislova, "Influence of chloride deposition on corrosion products," *Procedia Engineering*, vol. 192, pp. 504–509, 2017.
- [56] S. Hu, Z. Wang, Y. Guo, and G. Xiao, "Life-cycle seismic fragility assessment of existing RC bridges subject to chloride-induced corrosion in marine environment," *Advances in Civil Engineering*, vol. 2021, Article ID e9640521, 18 pages, 2021.
- [57] Y. Gu, A. Yu, and X. Zhang, "Seismic performance of offshore piers under wave impact and chloride ion corrosion environment," *Shock and Vibration*, vol. 2021, pp. 1–19, 2021.
- [58] H. Chen, H. Cui, Z. He, L. Lu, and Y. Huang, "Influence of chloride deposition rate on rust layer protectiveness and corrosion severity of mild steel in tropical coastal atmosphere," *Materials Chemistry and Physics*, vol. 259, Article ID 123971, 2021.
- [59] M. Ormellese, S. Beretta, T. Bellezze, and F. Bolzoni, "Atmospheric Corrosion Behavior of Zinc and Zinc Alloys: Comparison between Natural and Accelerated Exposure," 2021, <https://onepetro.org/NACECORR/proceedings/CORR21/8-CORR21/D081S029R008/464011>.
- [60] R. Wattanapornprom, P. Limtong, T. Ishida, P. Pheinsusom, and W. Pansuk, "Airborne chloride intensity and chloride ion penetration into mortar specimen in Thailand," *Engineering Journal*, vol. 24, no. 2, pp. 87–100, 2020.
- [61] M. H. Nazir, A. Saeed, and Z. Khan, "A comprehensive predictive corrosion model incorporating varying environmental gas pollutants applied to wider steel applications," *Materials Chemistry and Physics*, vol. 193, pp. 19–34, 2017.
- [62] G. Battista, "Analysis of the air pollution sources in the city of rome (Italy)," *Energy Procedia*, vol. 126, pp. 392–397, 2017.

## Article

# Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning

Marta Terrados-Cristos <sup>\*</sup>, Francisco Ortega-Fernández, Marina Díaz-Piloñeta, Vicente Rodríguez Montequín   
and José Valeriano Álvarez Cabal

Project Engineering Department, University of Oviedo, 33004 Oviedo, Spain

\* Correspondence: marta.terrados@api.uniovi.es

**Abstract:** With the increasing construction activities in dry or degraded lands affected by wind-driven particle action, the deterioration of metal structures in such environments becomes a pressing concern. In the design and maintenance of outdoor metal structures, the emphasis has mainly been on preventing corrosion, while giving less consideration to abrasion. However, the importance of abrasion, which is closely linked to the terrain, should not be underestimated. It holds significance in two key aspects: supporting the attainment of sustainable development goals and assisting in soil planning. This study aims to address this issue by developing a predictive model that assesses potential material loss in these terrains, utilizing a combination of the literature case studies and experimental data. The methodology involves a comprehensive literature analysis, data collection from direct impact tests, and the implementation of a machine learning algorithm using multivariate adaptive regression splines (MARS) as the predictive model. The experimental data are then validated and cross-verified, resulting in an accuracy rate of 98% with a relative error below 15%. This achievement serves two primary objectives: providing valuable insights for anticipating material loss in new structure designs based on prospective soil conditions and enabling effective maintenance of existing structures, ultimately promoting resilience and sustainability.

**Keywords:** wind erosion; degraded land; metal structures; abrasion; machine learning



**Citation:** Terrados-Cristos, M.; Ortega-Fernández, F.; Díaz-Piloñeta, M.; Montequín, V.R.; Cabal, J.V.Á. Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning. *Land* **2023**, *12*, 1503. <https://doi.org/10.3390/land12081503>

Academic Editor: Chuanrong Zhang

Received: 16 June 2023  
Revised: 22 July 2023  
Accepted: 26 July 2023  
Published: 28 July 2023



**Copyright:** © 2023 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

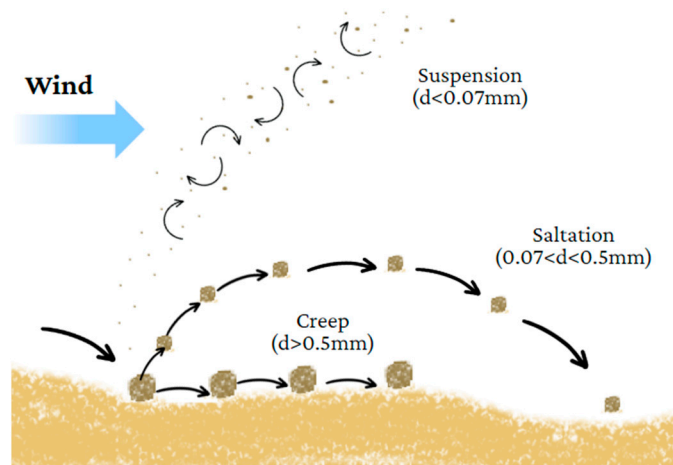
Wind erosion is a natural process that involves removal, transport and deposition of coarse and fine particles, primarily sand, by the wind [1]. Differences in atmospheric pressure generate air movements capable of eroding surface materials (also known as abrasion) when velocities reach sufficient levels [2]. The scientific community has increasingly recognized the significance of wind erosion due to its impact on soil health, agricultural production, climate and structures resilience [3]. Efforts have been devoted to simulating and predicting wind-driven effects, including soil erosion, to control land degradation and implement appropriate agricultural management practices [4]. Various methods, ranging from empirical equations for average soil erosion [5,6] to advanced models predicting crop yields and conservation of natural resources [7–9], have been developed.

However, wind erosion is gaining increasing relevance in other fields that have not been extensively studied. The durability of metal structures is greatly influenced by damage caused by wind erosion, particularly in degraded areas where wind-driven particle movement is more intense [10]. While the degradation of metal structures in outdoor conditions, both chemically and physically, is directly influenced by their geographical location [11], the attention has predominantly been on studying corrosion [12–14], with less emphasis on terrain-related abrasion, which holds relevance for achieving sustainable development goals and effective land planning.

Identifying and determining suitable soils for construction would facilitate their classification, allowing for redirection to alternative uses or assigning specific wear values,

aligning with the objectives of sustainable development, and minimizing material wastage. This process results in significant economic, social, and environmental losses, affecting various metal constructions.

Windblown sand transport is characterized by three types of movement based on grain diameter ( $d$ ): suspension ( $d < 0.07$  mm); saltation ( $0.07 < d < 0.5$  mm); and creep ( $d > 0.5$  mm) [15] (Figure 1). Among these, saltation plays a crucial role in the total mass of sand transported, driven by wind shear forces on the land surface that lead to the rebound of sand particles and horizontal sand mass flow in the downwind direction [16,17].



**Figure 1.** Windblown sand transport modes.

Although wind erosion can occur in all climates, it is more prevalent in semi-arid and arid environments characterized by extensive land degradation or dry conditions [18]. As a result, metal structures were historically not exposed to this problem. However, the proliferation of constructions in these areas, including new cities [19] and the development of renewable energy projects [20,21], has brought wind erosion into focus. Approximately one-fifteenth of the Earth's surface is susceptible to significant sand blowing [16] and the expansion of wind erosion-prone areas is expected due to climate change [22].

Factors influencing the movement of sand and hazardous particles by wind include specific particle size distribution, extensive plain lands without vegetation or wind barriers, high wind speeds combined with low relative humidity and elevated concentrations of total suspended particulate matter [23]. In contrast, as height increases, the negative impact of the process becomes less severe due to its inherent characteristics, as higher altitudes result in fewer particles reaching the area [24,25]. The parameters that influence erosion can be categorized into three main groups.

1. Impact conditions, which include the velocity and angle of impact;
2. Characteristics of the eroding particle, such as its size, shape, and other parameters;
3. Properties of the material being eroded, including its ductility, hardness, density, and other relevant factors.

Understanding how land conditions affect infrastructure in the long term is crucial for the design and maintenance of both new and historic buildings. The maintenance of structures in aggressive environments, such as the north-west coast of Egypt exposed to sandstorms, presents significant challenges [26]. Wind erosion implications for high-speed lines in Saudi Arabia are also garnering attention [27]. Researchers at the Inner Mongolia University of Technology have studied the impact of wind erosion on steel structure coatings in central and western regions of Mongolia affected by sandstorms [28,29]. However, the design, analysis, and evaluation of wind erosion processes are still in the early stages of study.

Common responses to wind erosion include increasing protection and coating of materials, which is prevalent in the wind and aeronautics industry, with research exploring

multilayer coatings and alloys [30,31]. Prior knowledge during the design or engineering phase is essential for sustainability as it facilitates calculations that help to mitigate the economic and environmental implications of excessive material waste [32]. Other studies have focused on soil treatment solutions, such as protective barriers [33] or surface treatments [34–36], but implementing these solutions on larger surfaces is challenging. The current approach to studying wind erosion often relies on localized and case-specific investigations, compounded by a lack of standardized terminology in the literature. These factors pose challenges in unifying the research efforts and effectively addressing the issue. Therefore, it is imperative to establish methods for determining and predicting the extent of wind erosion-induced abrasion on structures to enable the implementation of appropriate preventive measures.

The objective of this study is to develop a predictive machine learning model capable of determining the erosion rate experienced by metal structures based on their geographical location. By integrating data from various sources, including existing studies and experimental data, the model aims to provide insights into potential degradation associated with the surrounding land. These insights enable to design environmentally conscious structures, optimize material usage, and extend the lifespan of metal structures through careful maintenance planning and preventive measures.

This paper presents a detailed description of the methodology employed, starting with the creation of a robust database serving as the foundation for training the predictive models. The database comprises information sourced from existing studies in the literature. Given the limited literature data available, a specific and comprehensive dataset was generated, incorporating a wider range of materials and measurable variables obtained through direct impact tests conducted in a laboratory setting. Subsequently, the modelling techniques and evaluation methods utilized throughout this study are elucidated. Finally, the results are thoroughly analysed, and the conclusions drawn from this research are presented.

## 2. Materials and Methods

The methodology employed in this study is outlined in Figure 2 and encompasses three key phases. The initial phase involved the creation of a database, which serves as the key point for the application of predictive algorithms that facilitate the estimation of erosion rates for specific metals under different conditions and types of terrain. Subsequently, in the second phase, the model was developed based on the analysis of the compiled data. Finally, in the third phase, the model's efficacy was evaluated through validation procedures, and the obtained results were assessed.

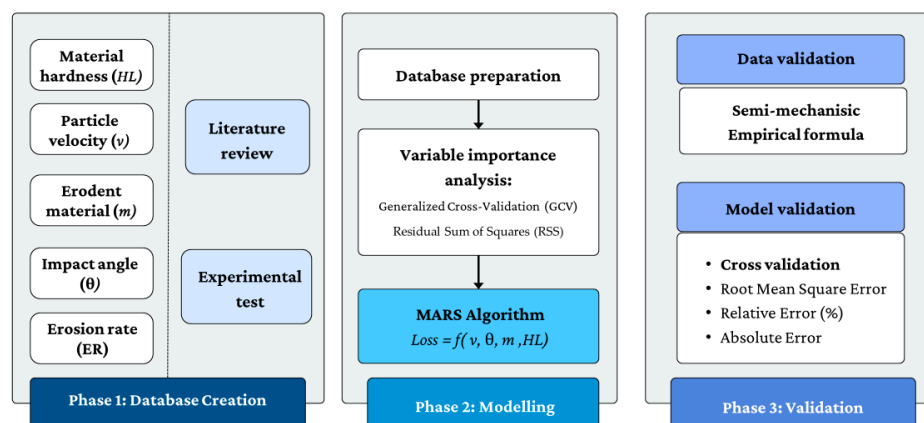


Figure 2. Overall process followed.

### 2.1. Phase 1: Database Creation

For this first phase, two main sources of data were used: external data derived from international literature, and internal data acquired from experimental laboratory tests. The first source involved assembling the cases and analysis of the relevant information in the

literature related to the study topic. Additionally, several laboratory tests were carried out in order to expand the information with our own experimental data.

### 2.1.1. Literature Review

Erosion is a phenomenon influenced by multiple factors, including the properties of both the material being eroded and the material causing the erosion, as well as the conditions under which the phenomenon occurs. Table 1 summarises the most significant variables considered in the literature.

**Table 1.** Most significant variables of the direct impact test.

Process Parameters	Eroded Material Parameters
Impact angle [37]	Hardness [38]
Particle diameter of impacting particles [39]	Fracture toughness [38]
Impact velocity [40]	Elastic modulus [37]

However, to attempt a macroscopic approach and ensure that the model is truly useful and applicable to any case study, the variables that form the model should be readily available or easily obtainable. Therefore, the variables collected were selected based on their availability and significance according to the literature.

1. Material hardness (*HL*): Studies agree that material hardness is a highly influential variable in calculating wind erosion [41];
2. Particle velocity (*v*): It is key point to determine the force with which particles impact the structure, as abrasion increases with higher particle velocities [41];
3. Amount of erodent material (*m*): The quantity of material impacting the structure directly influences the level of abrasion [41];
4. Impact angle ( $\theta$ ): Studies have shown that for ductile materials as metallic structures, the highest abrasion damage occurs at impact angles between 15 and 30 degrees and decreases towards 90 degrees [42];
5. Erosion rate (*ER*): The majority of scientific literature describes wind erosion using the erosion ratio which is usually measured as follows (1) [43,44]:

$$ER = \frac{\text{Mass of material lost due to erosion}}{\text{Mass of material eroded}} \quad (1)$$

Measuring the impact in this way, instead of using mass loss, has the advantage of allowing better comparison of erosion between different materials [45]. At this point, all experimental studies in the literature that aim to characterize the effect of different parameters on erosion and erosion resistance of various materials were collected. These studies typically involve conducting tests with sand or other particles and measuring the impact [42,46].

The database consists of 778 data points. The dataset, comprising data from different laboratory tests, undergoes thorough pre-processing to handle missing values, outliers, and inconsistencies. Standardisation of measurement units is applied to facilitate meaningful comparisons, while min-max scaling rescales the variables for analysis. Categorical data are appropriately encoded, and the normalized data from various sources are integrated into a unified dataset stored as relational data in a CSV (comma-separated values) format.

### 2.1.2. Experimental Test

Experimental data were obtained by conducting various laboratory tests. The analysed and collected variables were the same as those identified as relevant in the literature review. The procedure for obtaining each of these experimental data is specified below.



### Material Hardness (*HL*)

Hardness tests were performed on plates made of different materials using the Leeb hardness test. The Leeb hardness (*HL*) [47] relates the rebound velocity to the impact velocity of a spherical device, with a diameter of 3 mm or 5 mm (2).

$$HL = \frac{\text{rebound velocity}}{\text{impact velocity}} \times 1000 \quad (2)$$

The tests were performed according to the following standards: ASTM A956/A956m–17a, Standard Test Method for Leeb Hardness Testing of Steel Products and ISO 16859-1/2/3:2015, and Metallic materials–Leeb hardness test [48,49].

### Particle Velocity (*v*)

Velocity can be adjusted based on factors such as the pressure of the compressor, atmospheric pressure, and the diameter of the nozzle. By measuring the air velocity, we can estimate the particle velocity and determine its range of values. According to studies in the literature, the relationship with the velocity of the carrier fluid itself is estimated to be less than one-third [42].

### Amount of Erodent Material (*m*)

The material impacting the structure can be estimated based on the concentration of erodent material in the air (expressed in micrograms per cubic meter) ( $m_a$ ), multiplied by the wind velocity (in meters per second) ( $v_w$ ); the duration of impact per year (in hours) ( $d$ ); and the surface area (in square meters) ( $s$ ) (3). At a laboratory level, the amount of sand is determined via weighing.

$$m = m_a * v_w * d * s \quad (3)$$

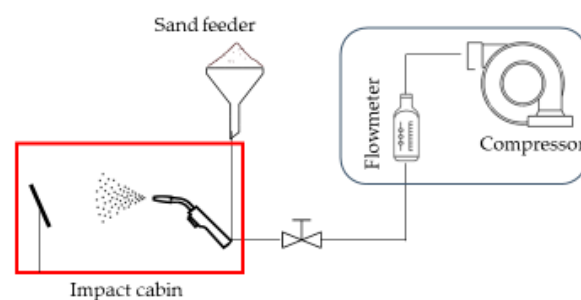
### Impact angle ( $\theta$ )

The impact angle ( $\theta$ ) can be determined by comparing the orientation of the structure with the dominant wind direction. At a laboratory level, the impact angle can be set by sample's colocation.

### Erosion Rate (*ER*)

Erosion rate was determined by conducting direct impact tests according to the ASTM G76-2013 standard [50]. A total of 216 tests were conducted, involving 12 different types of materials, including bare steel, stainless steel, galvanized steel, aluminium, and tinplate. Each material underwent 3 repetitions of the test. The tests were performed using 3 batches of 300 g of sand, resulting in a total of 900 g of eroding particles. Two different sizes of sand were used (150 and 300  $\mu\text{m}$ ).

All these tests were carried out in a sandblasting cabin (CHC60, PA, Spain) equipped with a sandblasting gun operated with ceramic nozzles. The required airflow rate of 340 L/min was achieved using a compressor (METALWORKS 458804090, PA, Spain). Figure 3 shows an outline of the testing procedure. To separate the sand into different particle sizes, a sieve shaker (CISA BA200N, PA, Spain) was employed.



**Figure 3.** Schematic representation of laboratory tests performed.



The plates were weighed before and after each sand batch using Laboratory Precision Balance (Raswag AS 310 R2 PLUS, PA, Spain) to determine the mass loss. By comparing the final weight with the initial weight, the mass loss caused by the impact was determined, providing valuable information about the energy absorption capacity of the samples and the erosion ratio (*ER*).

## 2.2. Phase 2: Modelling

Once all the data are collected, complementing the information from the literature with experimental test, the modelling stage began. The collected data from both sources underwent a thorough cleaning and pre-processing process to ensure data quality and consistency. An exploratory analysis was conducted to understand the data structure and identify patterns. Relevant variables were selected for predictive models. Two methods are used to determine the importance of each variable in the model: generalized cross-validation (GCV) and residual sum of squares (RSS).

- Generalized cross-validation (GCV): It involves fitting the model with all variables, calculating GCV scores by temporarily excluding each variable, and ranking them based on their scores. Variables with higher GCV scores are considered more important;
- Residual sum of squares (RSS): It calculates the sum of the squared differences between the observed values and the predicted values obtained by the model. The RSS represents the overall amount of unexplained variation in the data. A lower RSS indicates a better fit of the model to the data.

The database was then prepared for model construction by partitioning the data and handling missing values. These steps ensured the integrity of the data and facilitated the construction of accurate predictive models.

The modelling stage is carried out using the MARS algorithm (multivariate adaptive regression splines). This algorithm is an effective tool for constructing accurate and robust predictive models from complex datasets. MARS algorithm enables the identification of nonlinear and nonparametric relationships among variables, which is particularly useful in the study of direct impact where relationships can be highly nonlinear. This machine learning technique combines linear regression with non-linear functions called splines. It begins by constructing an initial linear model and then adds splines to capture non-linear relationships in the data. It uses an iterative approach to improve the fit and selects the most relevant variables [51]. Ultimately, a flexible model is obtained that combines both linear and non-linear terms to predict a continuous response variable [52].

The MARS algorithm is capable of predicting the amount of material that can be lost due to abrasion, as shown in Equation (4) in the following form:

$$Loss(g) = f(v, \theta, m, HL) \quad (4)$$

where

- $v$ : Particle velocity (m/s);
- $\theta$ : Impact angle ( $^{\circ}$ );
- $m$ : Mass of sand (g);
- $HL$ : Material hardness.

## 2.3. Phase 3: Validation

Validating the obtained results is crucial to ensure the reliability and generalizability of the developed models. In this methodology, two validation phases are conducted: data validation and model validation.

### 2.3.1. Data Validation

To validate the obtained results, it is proposed to employ an empirical semi-mechanistic erosion equation [37]. This formula is based on theoretical principles and physical laws

related to direct impact. By comparing the data with the values calculated, the consistency and validity of the obtained results can be evaluated.

The erosion damage is caused by two mechanisms: cutting ( $ER_C$ ) (5) and deformation ( $ER_D$ ) (6). Therefore, the total erosion damage is given by the sum of both terms.

$$ER_C = \begin{cases} C_1 F_s \frac{U^{2.41} \sin(\theta) [2 K \cos(\theta) - \sin(\theta)]}{2K^2} & \theta < \tan^{-1}(K) \\ C_1 F_s \frac{U^{2.41} \cos^2(\theta)}{2} & \theta > \tan^{-1}(K) \end{cases} \quad (5)$$

$$ER_D = C_2 F_s \frac{(U \sin(\theta) - U_{tsh})^2}{2} \quad (6)$$

where

- $U_{tsh}$  is the threshold velocity below which deformation is negligible;
- $F_s$  is the angularity factor of the particle, ranging from 0.25 for completely rounded particles to 1 for very angular particles. In this case,  $F_s$  was considered as 0.5;
- $K$  is the ratio between the contact area in the x-direction and the contact area in the y-direction of the particle with the material. In most materials eroded by sand, it is 0, so is the ratio used in this study;
- $C$  is the cutting constant, which depends on the hardness of the material. It has been shown to be proportional to the inverse square root of materials hardness [42];
- $U$  is the initial velocity of the particle. According to experimental studies, the average relationship between particle velocity and gas velocity is 3.1739 [42];
- $\theta$  is the impact angle, considered perpendicular in this case.

### 2.3.2. Model Validation

Cross-validation is a widely used technique for evaluating the performance of predictive models. In this context, the dataset is divided into training (75%) and testing (25%) subsets. The model is trained using the training subset, and its performance is evaluated using the testing subset. This process is repeated several times (6 blocks), alternating the training and testing subsets, and an average performance measure is calculated to assess the model's generalization capability, based on the following.

- The root mean square error (RMSE) measures the average magnitude of the residuals (differences between predicted and actual values). A lower RMSE indicates a better fit between the model and the observed data;
- Relative error measures the percentage difference between the predicted and actual values, providing insight into the relative accuracy of the model's predictions;
- Absolute error represents the absolute difference between predicted and actual values, giving an indication of the magnitude of the prediction errors;
- Mean directly compares the values, indicating the overall bias of the model.

## 3. Results

The results are presented in detail throughout the different phases of the proposed methodology.

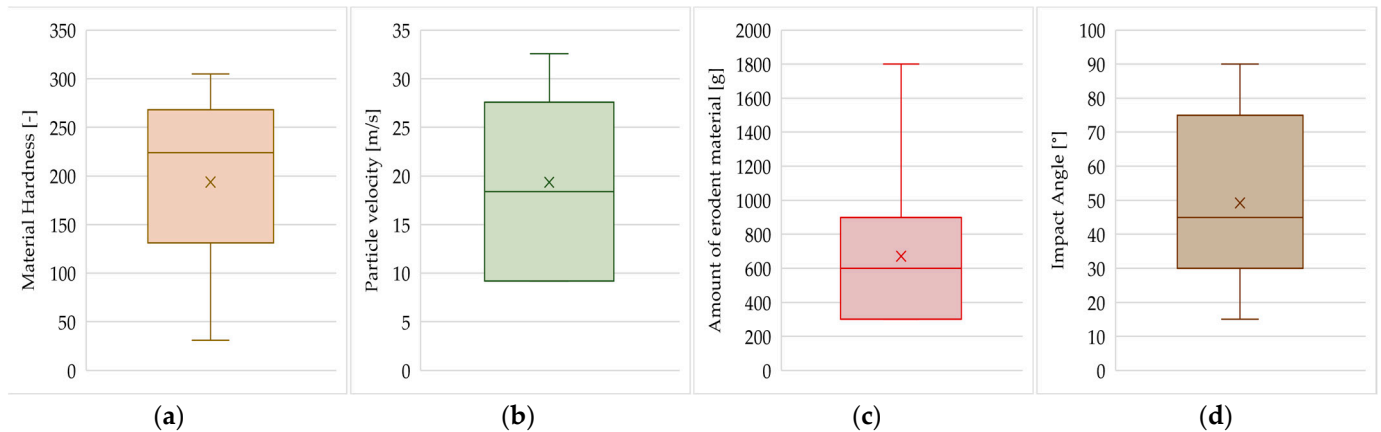
### 3.1. Phase 1: Database Creation

After an exhaustive study of the scientific literature and analysis of direct impact tests from research such as [46,53,54], the data and variables that align with the context of the object of this study are collected, analysed, identified, and added. A total of 778 initial data points were collected before eliminating and cleaning the database. The collected parameters and the range of values studied are summarised in the following Table 2.

**Table 2.** Values in the study variables: range, mean and standard deviation (Sd).

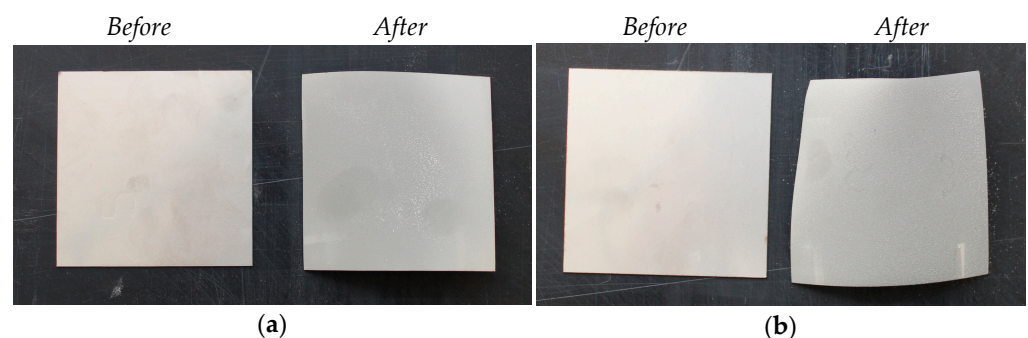
Material Hardness [-]			Particle Velocity [m/s]			Amount of Erodent Material [g]			Impact Angle [°]		
Range	Mean	Sd	Range	Mean	Sd	Range	Mean	Sd	Range	Mean	Sd
395–710	193.64	87.49	9.2–32.56	19.35	7.29	300–1800	670.65	343.25	15–90	49.22	25.71

The distribution of these variables is shown in the form of box plots in Figure 4.

**Figure 4.** Variable distribution: (a) material hardness, (b) particle velocity, (c) amount of erodent material, (d) impact angle.

On the other hand, the experimental tests were conducted under normal pressure and temperature conditions. The eroding material particles, in this case sand, had diameters of 150  $\mu\text{m}$  and 300  $\mu\text{m}$  and were propelled at a velocity ranging between 13 and 14 m/s.

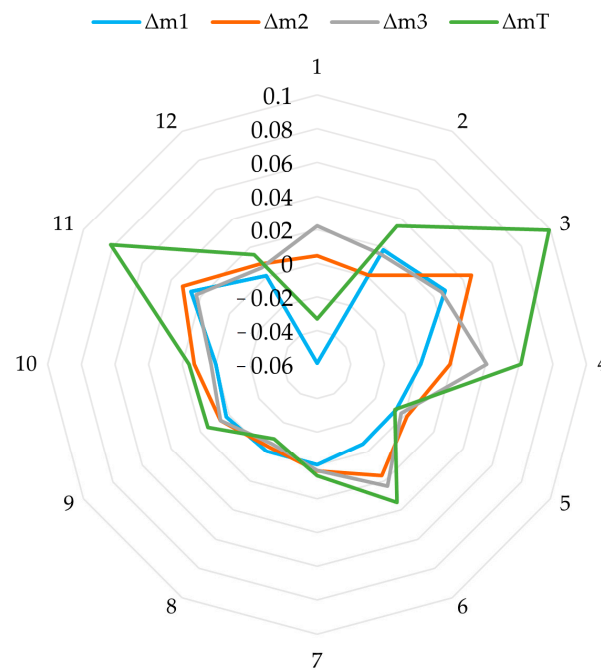
Upon the completion of the impact tests, clear surface deformation was observed in the samples. Furthermore, evident surface changes were measured, indicating the influence on the structure and external appearance of the samples, suggesting the need for further detailed analysis. Some examples of the experimental test results are shown in Figure 5.

**Figure 5.** Metal samples before and after direct impingement tests. (a) Stainless steel, (b) galvanized steel.

It was observed that some plates, such as aluminium, showed mass gains of up to 0.05%. This phenomenon can be attributed not only to the absence of significant wear but also to the embedding of sand particles in the material. This phenomenon was also observed in tinplate samples. The remaining plates exhibited mass losses ranging from approximately 0.20% to 0.30%, except for galvanized steel, which showed losses of 0.99%.

The radial chart in Figure 6 displays the average values of each of the 12 materials under different test conditions. Mass loss after impact for the three defined amounts of sand, as well as the total mass loss, is shown in four different colours. In this following

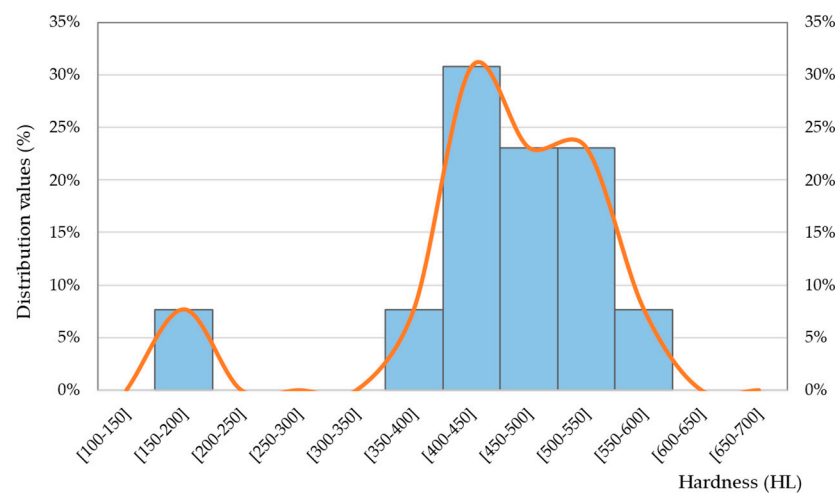
chart, the axes extend outward from the centre and the magnitude of the mass loss is represented on each axis using dots or lines.



**Figure 6.** Representation of the average mass change in each study condition.

By comparing the mass losses among the different amounts of sand (300 g ( $\Delta m_1$ ), 600 g ( $\Delta m_2$ ) and 900 g ( $\Delta m_3$ )), patterns or trends can be identified. The chart shows that as the amount of sand increases, the mass loss also increases, except for materials where sand particles become embedded due to their low hardness. Additionally, the chart presents the total mass loss as a consolidated measure across all amounts of sand.

On the other hand, Figure 7 provides information about the distribution and variability of hardness values. It can be observed that the majority of values are within a close range, with a single outlier, corresponding to aluminium.



**Figure 7.** Representation of the hardness distribution of the tested materials.

The Pearson correlation coefficient obtained between mass change and hardness is 0.28, indicating a moderate positive correlation between hardness data and mass loss. The  $p$ -value of 0.361 suggests that this correlation is not statistically significant at a significance level of 0.05. It is important to note that other factors or variables not considered in

this analysis could have a more relevant influence on the results. Therefore, further comprehensive studies are recommended to better understand the nature and strength of the relationship between the variables in question.

3.2. Phase 2: Modelling

Once the database is prepared, the predictive algorithm is applied to create a model for predicting the material loss (mass loss) that a metal structure will experience under those conditions.

Two methods are used to determine the importance of each variable in the model: generalized cross-validation (GCV) and residual sum of squares (RSS). The most significant variables, in order, are shown in Table 3.

Table 3. Importance of each variable determined via GCV and RSS.

	GCV	RSS
Velocity	100	100
Impact Angle	76.2	76.2
Amount of Sand	62.9	62.9
Material Hardness	27	27.8

Velocity of impact is the most relevant factor according to both methods. Furthermore, the values obtained for each of the variables according to the two methods are similar and coherent with each other. Hence, these variables can be deemed as valid and integrated into the predictive model.

3.3. Phase 3: Validation

Figure 8 displays the results after validating the data obtained empirically through experimental trials and the data calculated using well-established equations in the scientific community. The dashed line represents the ideal situation for these values. Each set of experiments samples is represented by a unique colour. It can be observed that there are no significant deviations between the theoretical and practical values, and the differences are acceptable ( $R^2 = 0.9207$ ). Therefore, these results can be considered valid and incorporated into the predictive model.

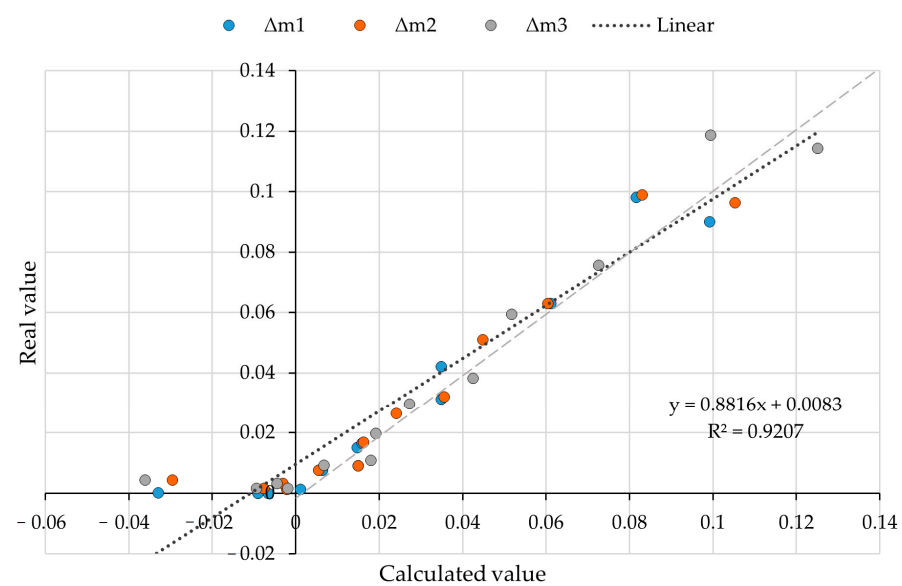
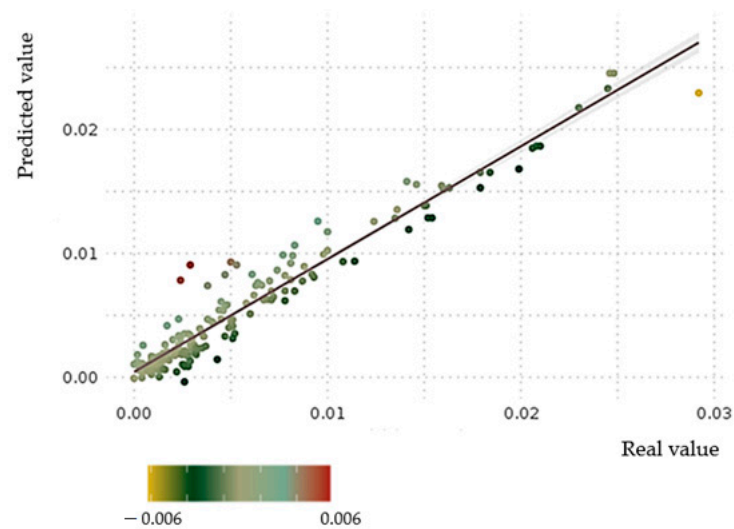


Figure 8. Comparison between experimentally and theoretically obtained results.

In Figure 9, the predicted values are represented on the vertical axis, while the actual values are shown on the horizontal axis.



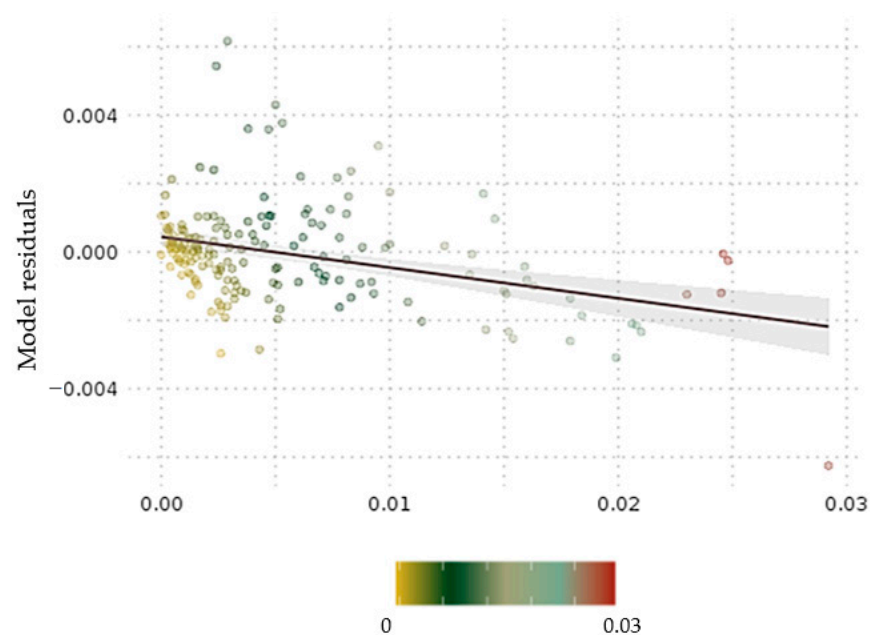
**Figure 9.** Abrasion model results.

Ideally, the points in this plot should be distributed along the diagonal line, indicating an exact correspondence between the model's predictions and the actual values. In this case, a high correlation is observed between the predicted and actual values, as most of the points are close to the diagonal line ( $R^2 = 0.9083$ ). This demonstrates that the MARS model is capable of generating accurate estimations of mass loss based on the study parameters.

The proximity of the points to the diagonal line also suggests that the model generalizes well, meaning it can provide accurate predictions even for data not used during the model's training. This ability to generalize is essential to ensure the applicability and reliability of the model in practical situations.

The residuals represent the differences between the predicted and actual values of mass loss based on the study parameters. In a precise and reliable model, the residuals should be randomly distributed around zero and show no systematic trend.

In Figure 10, a homogeneous distribution of residuals around zero is observed, indicating that the MARS model can capture the variability in the data, adequately adjusting to the patterns of mass loss.



**Figure 10.** Residual plot of the MARS model.



The root mean square error (RMSE) used in this case to measure the differences between the predicted values of the model and the actual values has a value of 0.005587. Table 4 shows a comparison between the relative error, absolute error, the percentage predicted through the model, and an example of what it would be using the mean value.

**Table 4.** Relative error, absolute error, and mean error of the model.

Relative Error (%)	Absolute Error	Mean (%)	Model (%)
1	0.000292	1.12	25.7
5	0.00146	15.08	77.09
10	0.00292	38.55	94.41
14	0.004088	58.1	97.77
20	0.00584	85.47	98.88
25	0.0073	86.59	100
Inf	Inf	100	100

These results provide an assessment of the model's performance in predicting the abrasion values. The RMSE value indicates the average difference between the predicted and actual values, with lower values indicating better accuracy. The table presents the relative and absolute errors for different percentages, comparing the model's predictions to the mean value. It can be observed that the model's predictions have significantly lower errors compared to using the mean value, demonstrating its effectiveness in estimating the abrasion values. For a relative error of less than 15%, the model shows an efficiency of 98% accuracy.

## 4. Discussion

### 4.1. Interpretation of Results

The results of this study highlight the importance of considering the conditions and characteristics of the surrounding terrain when designing and maintaining outdoor metal structures on dry and degraded lands. This study emphasizes that wind erosion can lead to significant degradation of metal structures in such environments, a factor often overlooked during the design process. The developed predictive model incorporating data from various sources provides valuable insights into the potential material degradation and erosion experienced by these structures. The findings underscore the significance of including terrain-related parameters as essential factors in the design and maintenance practices for outdoor metal structures.

The compilation of a comprehensive database from the existing literature and the inclusion of experimental data from direct impingement tests on metal plates subjected to high-pressure air and sand impacts the study's findings. The experimental tests revealed mass losses ranging from 0.20% to 0.99% for different metal plates. It was interesting to observe that certain plates, such as aluminium and various types of tinplate, showed mass gains, likely due to minimal wear and the embedding of sand particles. These observations underscore the complexity of abrasion processes and highlight the need for a more nuanced understanding of material responses under different impact conditions.

### 4.2. Implications and Applications

The study's implications are significant for the construction industry and outdoor metal structure maintenance. By incorporating information about the land and drylands circumstances and environmental factors into the design process, engineers and designers can better anticipate and mitigate potential material loss and degradation. Understanding the impact of wind-driven particle action on metal structures will facilitate more informed decision-making in product development and material selection, ultimately leading to more durable and resilient structures.

The developed predictive model using the multivariate adaptive regression splines (MARS) algorithm holds great promise for practical applications. The model's accuracy in predicting material mass loss based on parameters such as hardness, impact angle, impact

velocity, and sand quantity makes it a valuable tool in assessing material performance and durability under different impact conditions. Designers and engineers can use this model to optimize the design of metal structures and select appropriate materials, considering the specific environmental conditions they will be exposed to. Moreover, the model's efficiency of 98% accuracy for a relative error of less than 15% indicates its reliability and suitability for real-world applications.

#### 4.3. Limitations and Future Research

The present study offers valuable insights into the relationship between terrain conditions and material degradation, focusing on outdoor metal structures in a controlled environment. Although this study acknowledges certain limitations, it could be further enhanced to explore the significance of its findings in dryland regions, where the impact of environmental factors is more pronounced.

One aspect that could be clarified is how dryland conditions were specifically modelled in the lab. Understanding the methodology used to replicate these conditions would add depth to the study and provide insight into the relevance of the findings to real-world desert environments.

To enhance the study's applicability, future research should consider in situ challenges that may be encountered in actual deserts. Factors such as extreme temperature fluctuations, the presence of abrasive particles in winds, and limited water resources for structure maintenance can significantly affect material degradation in dryland areas.

Moreover, investigating the long-term performance of the predictive model under cyclic weather patterns and varying wind velocities in dryland conditions would provide valuable information about its practical reliability.

Overall, expanding the study to encompass a broader range of dryland scenarios and addressing the in situ challenges faced in actual deserts would contribute to a more comprehensive understanding of material degradation in these regions.

## 5. Conclusions

With the proliferation of constructions on dry and degraded lands, it is crucial to consider the conditions and characteristics of the surrounding terrain when designing and maintaining outdoor metal structures due to the potential problems caused by wind erosion. However, these parameters are often overlooked during the design process. To address this issue, this study emphasizes the importance of incorporating information about land circumstances in the design and maintenance of metal structures exposed to outdoor conditions.

By developing a predictive model that considers data from diverse sources, it provides valuable insights into the potential degradation and erosion experienced by such structures. The findings underscore the need to include terrain-related parameters as essential factors in the design and maintenance practices for outdoor metal structures.

A comprehensive database was compiled from the existing literature and supplemented with experimental data collected for this study. The tests evaluated the mass loss experienced by metal plates subjected to high-pressure air and sand impacts using direct impingement tests. Sample plates exhibited mass losses ranging from 0.20% to 0.99%. Notably, some plates, such as aluminium and different types of tinplate, showed mass gains, likely due to minimal wear and sand particle embedding.

Based on the literature review and experimental data, a predictive model was developed using the multivariate adaptive regression splines (MARS) algorithm. This model accurately predicted material mass loss based on parameters such as hardness, impact angle, impact velocity, and sand quantity. The practical application of the MARS model was demonstrated in assessing the material performance and durability under different impact conditions, aiding in informed decision-making for product development and material selection. For a relative error of less than 15%, the model shows an efficiency of 98% accuracy.



Future research should focus on studying the influence of wind speed and its parameterization in this context, further enhancing our understanding of material degradation, and enabling more precise modelling and predictions.

**Author Contributions:** Conceptualization, M.T.-C. and F.O.-F.; methodology, M.D.-P.; validation, V.R.M. and J.V.Á.C.; writing—original draft preparation, M.D.-P. and M.T.-C.; writing—review and editing, M.T.-C. and F.O.-F. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was funded by the Council of Science, Innovation, and University through FICYT for the realization of R + D + i network projects with grant number AYUD/2021/57418. Additionally, The APC was funded by the Council of Science, Innovation, and University of the Principality of Asturias with grant number AYUD/2021/50953.

**Data Availability Statement:** The data used to support the findings of this study are available from the corresponding author upon request.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

- Wei, X.; Wu, X.; Wang, D.; Wu, T.; Li, R.; Hu, G.; Zou, D.; Bai, K.; Ma, X.; Liu, Y.; et al. Spatiotemporal variations and driving factors for potential wind erosion on the Mongolian Plateau. *Sci. Total. Environ.* **2023**, *862*, 160829. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
- Zobeck, T.M.; Van Pelt, R.S.; Hatfield, J.L.; Sauer, T.J. Wind Erosion. In *Soil Management: Building a Stable Base for Agriculture*; John Wiley & Sons, Ltd.: Hoboken, NJ, USA, 2015; pp. 209–227. [[CrossRef](#)]
- Webb, N.P.; Kachergis, E.; Miller, S.W.; McCord, S.E.; Bestelmeyer, B.T.; Brown, J.R.; Chappell, A.; Edwards, B.L.; Herrick, J.E.; Karl, J.W.; et al. Indicators and benchmarks for wind erosion monitoring, assessment and management. *Ecol. Indic.* **2020**, *110*, 105881. [[CrossRef](#)]
- Jarrah, M.; Mayel, S.; Tatarko, J.; Funk, R.; Kuka, K. A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity. *Catena* **2020**, *187*, 104388. [[CrossRef](#)]
- Woodruff, N.P.; Siddoway, F.H. A Wind Erosion Equation. *Soil Sci. Soc. Am. J.* **1965**, *29*, 602–608. [[CrossRef](#)]
- Williams, J.R.; Jones, C.A.; Dyke, P.T. A Modeling Approach to Determining the Relationship between Erosion and Soil Productivity. *Am. Soc. Agric. Biol. Eng.* **1984**, *27*, 0129–0144. [[CrossRef](#)]
- Liu, B.; Qu, J.; Ning, D.; Han, Q.; Yin, D.; Du, P. WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces. *Catena* **2019**, *172*, 266–273. [[CrossRef](#)]
- Böhner, J.; Schäfer, W.; Conrad, O.; Gross, J.; Ringeler, A. The WEELS model: Methods, results and limitations. *Catena* **2003**, *52*, 289–308. [[CrossRef](#)]
- Hong, C.; Chenchen, L.; Xueyong, Z.; Huiru, L.; Liqiang, K.; Bo, L.; Jifeng, L. Wind erosion rate for vegetated soil cover: A prediction model based on surface shear strength. *Catena* **2020**, *187*, 104398. [[CrossRef](#)]
- Xu, Y.; Liu, L.; Zhou, Q.; Wang, X.; Tan, M.Y.; Huang, Y. An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels. *Metals* **2020**, *10*, 180. [[CrossRef](#)]
- Savill, T.; Jewell, E.; Barker, P. Development of Techniques and Non-Destructive Methods for In-Situ Performance Monitoring of Organically Coated Pre-Finished Cladding Used in the Construction Sector. In *Electrochemical Society Meeting Abstracts*; The Electrochemical Society, Inc.: Pennington, NJ, USA, 2022; p. 1016. [[CrossRef](#)]
- Laukkanen, A.; Lindgren, M.; Andersson, T.; Pinomaa, T.; Lindroos, M. Development and validation of coupled erosion-corrosion model for wear resistant steels in environments with varying pH. *Tribol. Int.* **2020**, *151*, 106534. [[CrossRef](#)]
- Terrados-Cristos, M.; Ortega-Fernández, F.; Alonso-Iglesias, G.; Diaz-Piloneta, M.; Fernández-Iglesias, A. Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials* **2021**, *14*, 3906. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
- Zhang, Y.; Ayyub, B.M.; Fung, J.F. Projections of corrosion and deterioration of infrastructure in United States coasts under a changing climate. *Resilient Cities Struct.* **2022**, *1*, 98–109. [[CrossRef](#)]
- Kok, J.F.; Parteli, E.J.R.; Michaels, T.I.; Karam, D.B. The physics of wind-blown sand and dust. *Rep. Prog. Phys.* **2012**, *75*, 106901. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
- Raffaele, L.; Bruno, L. Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling. *Eng. Struct.* **2019**, *178*, 88–101. [[CrossRef](#)]
- Shao, Y. (Ed.) Integrated Wind-Erosion Modelling. In *Physics and Modelling of Wind Erosion, in Atmospheric and Oceanographic Sciences Library*; Springer: Dordrecht, The Netherlands, 2008; pp. 303–360. [[CrossRef](#)]
- Wang, W.; Samat, A.; Ge, Y.; Ma, L.; Tuheti, A.; Zou, S.; Abuduwaili, J. Quantitative Soil Wind Erosion Potential Mapping for Central Asia Using the Google Earth Engine Platform. *Remote. Sens.* **2020**, *12*, 3430. [[CrossRef](#)]
- Al-Sayed, A.; Al-Shammari, F.; Alshutayri, A.; Aljojo, N.; Aldahri, E.; Abouola, O. The Smart City-Line in Saudi Arabia: Issue and Challenges. *Postmod. Openings* **2022**, *13*, 15–37. [[CrossRef](#)]
- Hunold, C.; Leitner, S. ‘Hasta la vista, baby!’ The Solar Grand Plan, environmentalism, and social constructions of the Mojave Desert. *Environ. Polit.* **2011**, *20*, 687–704. [[CrossRef](#)]

21. Vo, T.T.E.; Je, S.-M.; Jung, S.-H.; Choi, J.; Huh, J.-H.; Ko, H.-J. Review of Photovoltaic Power and Aquaculture in Desert. *Energies* **2022**, *15*, 3288. [[CrossRef](#)]
22. Parteli, E.J.R. Predicted expansion of sand deserts. *Nat. Clim. Chang.* **2022**, *12*, 967–968. [[CrossRef](#)]
23. Wiesinger, F.; Sutter, F.; Fernández-García, A.; Wette, J.; Wolfertstetter, F.; Hanrieder, N.; Schmücker, M.; Pitz-Paal, R. Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment. *Appl. Energy* **2020**, *268*, 114925. [[CrossRef](#)]
24. Dentoni, V.; Grosso, B.; Pinna, F.; Lai, A.; Bouarour, O. Emission of Fine Dust from Open Storage of Industrial Materials Exposed to Wind Erosion. *Atmosphere* **2022**, *13*, 320. [[CrossRef](#)]
25. Shi, X. Numerical prediction on erosion damage caused by wind-blown sand movement. *Eur. J. Environ. Civ. Eng.* **2014**, *18*, 550–566. [[CrossRef](#)]
26. El-Sherbiny, Y.M. Erosive wear of different facade finishing materials. *HBRC J.* **2018**, *14*, 431–437. [[CrossRef](#)]
27. Carrascal, I.; Casado, J.; Diego, S.; Polanco, J. Dynamic behaviour of high-speed rail fastenings in the presence of desert sand. *Constr. Build. Mater.* **2016**, *117*, 220–228. [[CrossRef](#)]
28. Hao, Y.-H.; Li, Y. Erosion-behaviors of the coating on steel structure eroded at low erosion-angle in sandstorm. *Mocaxue Xuebao/Tribology* **2013**, *33*, 343–348. [[CrossRef](#)]
29. Hao, Y.-H.; Ren, Y.; Duan, G.-L.; Zhu, M.-X.; Feng, Y.-J. Erosion mechanism and evaluation of steel structure coating eroded under sandstorm environment. *Jianzhu Cailiao Xuebao/J. Build. Mater.* **2014**, *34*, 357–363. [[CrossRef](#)]
30. Cao, X.; He, W.; Liao, B.; Zhou, H.; Zhang, H.; Tan, C.; Yang, Z. Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy. *Surf. Coat. Technol.* **2018**, *365*, 214–221. [[CrossRef](#)]
31. Dalili, N.; Edrissy, A.; Carriveau, R. A review of surface engineering issues critical to wind turbine performance. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2009**, *13*, 428–438. [[CrossRef](#)]
32. Coelho, L.B.; Zhang, D.; Van Ingelgem, Y.; Steckelmacher, D.; Nowé, A.; Terryn, H. Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective. *Npj Mater. Degrad.* **2022**, *6*, 8. [[CrossRef](#)]
33. Bruno, L.; Horvat, M.; Raffaele, L. Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures. *J. Wind. Eng. Ind. Aerodyn.* **2018**, *177*, 340–365. [[CrossRef](#)]
34. Almajed, A.; Lemboye, K.; Arab, M.G.; Alnuaim, A. Mitigating wind erosion of sand using biopolymer-assisted EICP technique. *Soils Found.* **2020**, *60*, 356–371. [[CrossRef](#)]
35. Meng, H.; Gao, Y.; He, J.; Qi, Y.; Hang, L. Microbially induced carbonate precipitation for wind erosion control of desert soil: Field-scale tests. *Geoderma* **2020**, *383*, 114723. [[CrossRef](#)]
36. Shi, Y.; Shi, Z. Ultrasonic surface treatment for improving wind-blown sand erosion resistance of cementitious materials. *Wear* **2020**, *460–461*, 203185. [[CrossRef](#)]
37. Khanouki, H.A. Development of Erosion Equations for Solid Particle and Liquid Droplet Impact. Ph.D. Thesis, University of Tulsa, Tulsa, OK, USA, 2015.
38. Bouledroua, O.; Meliani, M.H.; Azari, Z.; Sorour, A.; Merah, N.; Pluvinage, G. Effect of Sandblasting on Tensile Properties, Hardness and Fracture Resistance of a Line Pipe Steel Used in Algeria for Oil Transport. *J. Fail. Anal. Prev.* **2017**, *17*, 890–904. [[CrossRef](#)]
39. Pastore, G.; Baird, T.; Vermeesch, P.; Bristow, C.; Resentini, A.; Garzanti, E. Provenance and recycling of Sahara Desert sand. *Earth-Sci. Rev.* **2021**, *216*, 103606. [[CrossRef](#)]
40. Zheng, X.; Bo, T. Representation model of wind velocity fluctuations and saltation transport in aeolian sand flow. *J. Wind. Eng. Ind. Aerodyn.* **2022**, *220*, 104846. [[CrossRef](#)]
41. Oka, Y.; Okamura, K.; Yoshida, T. Practical estimation of erosion damage caused by solid particle impact: Part 1: Effects of impact parameters on a predictive equation. *Wear* **2005**, *259*, 95–101. [[CrossRef](#)]
42. Arabnejad, H.; Mansouri, A.; Shirazi, S.; McLaury, B. *Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications*; SPE: San Antonio, TX, USA, 2015. [[CrossRef](#)]
43. Wiesinger, F.; Sutter, F.; Wolfertstetter, F.; Hanrieder, N.; Fernández-García, A.; Pitz-Paal, R.; Schmücker, M. Assessment of the erosion risk of sandstorms on solar energy technology at two sites in Morocco. *Sol. Energy* **2018**, *162*, 217–228. [[CrossRef](#)]
44. Harsha, A.; Bhaskar, D.K. Solid particle erosion behaviour of ferrous and non-ferrous materials and correlation of erosion data with erosion models. *Mater. Des.* **2008**, *29*, 1745–1754. [[CrossRef](#)]
45. Bingley, M.; O'flynn, D. Examination and comparison of various erosive wear models. *Wear* **2005**, *258*, 511–525. [[CrossRef](#)]
46. Huttunen-Saarivirta, E.; Kinnunen, H.; Tuiremo, J.; Uusitalo, M.; Antonov, M. Erosive wear of boiler steels by sand and ash. *Wear* **2014**, *317*, 213–224. [[CrossRef](#)]
47. Çelik, S.B.; Çobanoğlu, I.; Koralay, T.; Gireson, K. Investigation of the Leeb hardness test in rapid characterisation of rock cores with particular emphasis on the effect of length to diameter ratio. *Int. J. Min. Reclam. Environ.* **2023**, *37*, 524–543. [[CrossRef](#)]
48. *ASTM A956/A956m-17a*; Standard Test Method for Leeb Hardness Testing of Steel Products. ASTM: West Conshohocken, PA, USA, 2022.
49. *ISO 16859-1/2/3:2015*; Metallic Materials—Leeb Hardness Test. ISO: Geneva, Switzerland, 2015.
50. *ASTM G76-2013*; Standard Test Method for Conducting Erosion Tests by Solid Particle Impingement Using Gas Jets. ASTM: West Conshohocken, PA, USA, 2013.
51. Friedman, J.H. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Ann. Stat.* **1991**, *19*, 1–67. [[CrossRef](#)]

52. Naser, A.H.; Badr, A.H.; Henedy, S.N.; Ostrowski, K.A.; Imran, H. Application of Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) approach in prediction of compressive strength of eco-friendly concrete. *Case Stud. Constr. Mater.* **2022**, *17*, e01262. [[CrossRef](#)]
53. Praveen, A.S.; Sarangan, J.; Suresh, S.; Subramanian, J.S. Erosion wear behaviour of plasma sprayed NiCrSiB/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> composite coating. *Int. J. Refract. Met. Hard Mater.* **2015**, *52*, 209–218. [[CrossRef](#)]
54. Mathapati, M.; Ramesh, M.; Doddamani, M. High temperature erosion behavior of plasma sprayed NiCrAlY/WC-Co/cenosphere coating. *Surf. Coat. Technol.* **2017**, *325*, 98–106. [[CrossRef](#)]

**Disclaimer/Publisher's Note:** The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.



# CAPÍTULO V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

---

En este capítulo se reúnen los elementos más significativos del trabajo expresados de forma individual en los artículos de la tesis que corresponden con la consecución de cada objetivo propuesto, agrupados por los dos conceptos básicos que persigue este trabajo: las pérdidas por corrosión y el efecto de la abrasión.

## V.1 CARACTERIZACIÓN DE LA CORROSIVIDAD ATMOSFÉRICA

### V.1.1 MODELO DE CORROSIÓN

#### *Preprocesamiento de datos*

Se analiza la importancia de cada una de las variables propuestas, valorando su influencia sobre la variable a predecir mediante los dos estadísticos: validación cruzada generalizado (*GCV*) y suma residual de cuadrados (*RSS*). En la Figura 7 se muestran los resultados de ambos criterios (líneas azul y roja respectivamente). Se evidencia claramente que las variables relacionadas con los contaminantes atmosféricos  $\text{SO}_2$  (*Industrial*) y  $\text{Cl}^-$  (*Marino*) son los factores más importantes, junto con la humedad relativa (*HR\_anual*), lo que coincide con lo descrito en la revisión bibliográfica. Todas ellas son consideradas como variables independientes, susceptibles de aportar información suficiente al modelo para obtener predicciones valiosas.

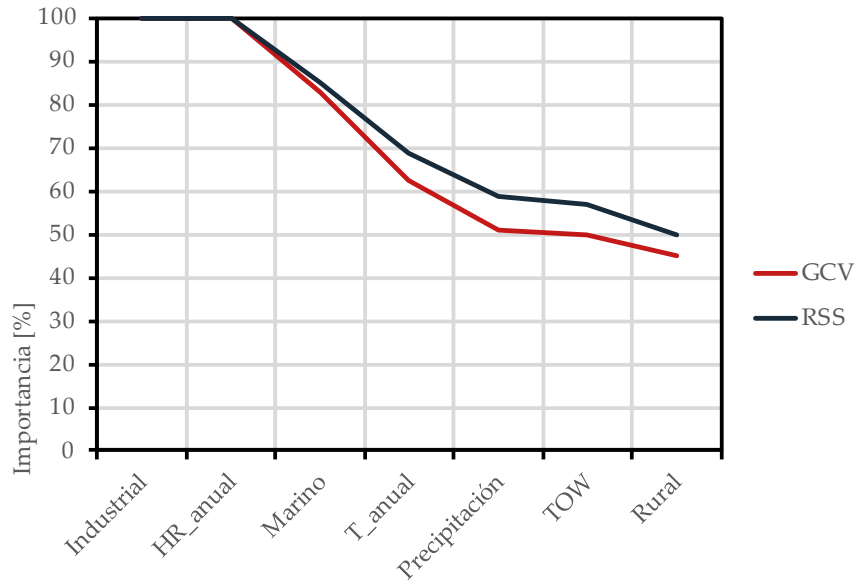


Figura 7: Resultados del análisis de importancia de las variables en el modelo de predicción de corrosión.

#### *Predicción de la corrosión en el primer año*

El resultado del modelo *Supersom* para los 468 casos de estudio es una malla de neuronas hexagonales de  $7 \times 7$  entrenada con el algoritmo de Kohonen, que proporciona una buena representación del espacio muestral. El mapa entrenado resultante contiene todos los datos en una estructura vectorial, de modo que los datos de entrenamiento recaen en cada una de las neuronas (Figura 8).

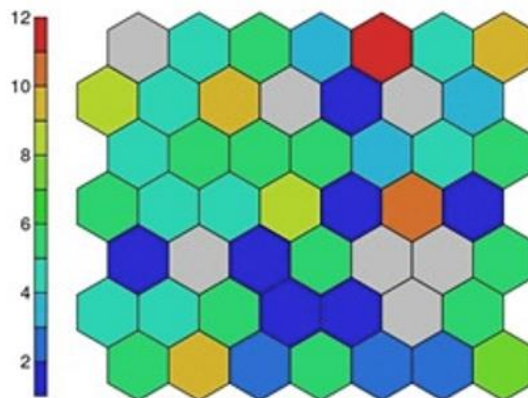


Figura 8: Número de casos de entrenamiento por neurona en el modelo de corrosión.

Estas neuronas están dispuestas de tal forma que las neuronas cercanas representan puntos más próximos entre sí. Analizando el resultado de los valores medios de corrosión por neurona a lo largo de la malla, se aprecia claramente cómo ésta va creciendo hacia la esquina inferior derecha. La Figura 9 muestra este resultado; cuanto mayor es el tamaño del círculo, mayor es la corrosión

media. Manteniendo las propiedades de vecindad, se muestra un comportamiento uniforme, lo que indica buenos resultados de entrenamiento.

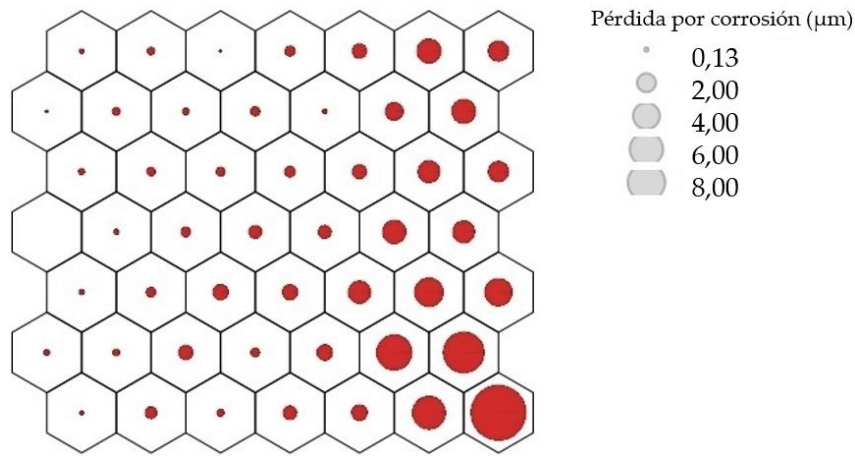


Figura 9: Valor medio de corrosión por neurona. La pérdida de corrosión en micras se representa por el tamaño del círculo.

*Clasificación por categorías de corrosividad*

Al analizar los resultados de ambas capas de salida, representados en cada neurona por su valor de pérdida por corrosión, las neuronas se agruparon formando zonas correspondientes en su mayoría a un tipo de atmósfera (Tabla 1). En la Figura 10 se muestra la división de las zonas con diferentes índices de corrosión. Las categorías C1 y CX se filtraron del conjunto de datos debido a la falta de datos suficientes. Así, la zona del extremo izquierdo corresponde a atmósferas C2, seguidamente a C3, las de la derecha a C4 y, por último, el extremo inferior derecho a C5. También existe una transición entre los valores, de modo que los C5 están en contacto con los C4, los C4 con los C3, etc., lo que demuestra una formación óptima.

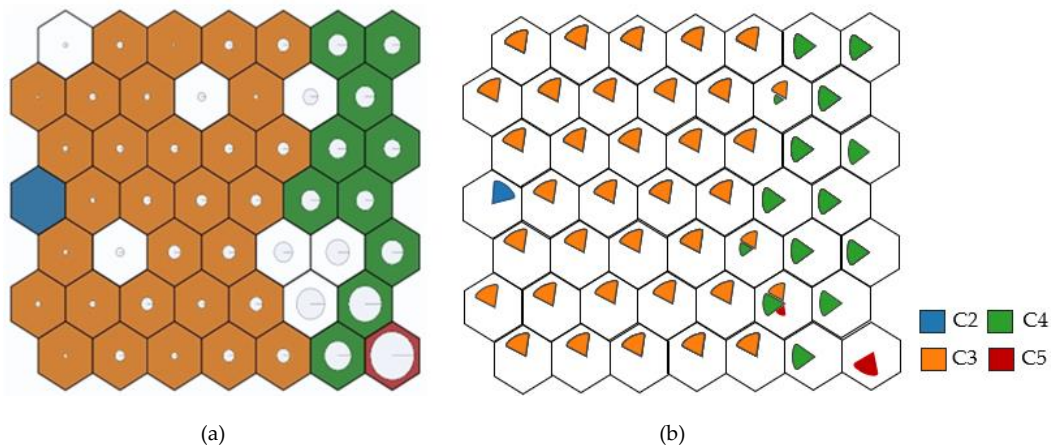


Figura 10: Zonas de corrosividad de la atmósfera. (a) Representación de la corrosión en base al tamaño del círculo, (b) Categoría de corrosividad de acuerdo con la norma ISO 9223:2012.



Los valores de pérdida por corrosión del primer año predichos mediante la red entrenada con SOM se compararon con los valores reales, obteniendo una correlación satisfactoria (Figura 11). La situación ideal sería que todos los valores predichos coincidieran con la línea diagonal. Los puntos tienden a situarse por encima de la diagonal, lo que significa que las predicciones son conservadoras y que las decisiones tomadas en función de ellas aportan mayor seguridad.

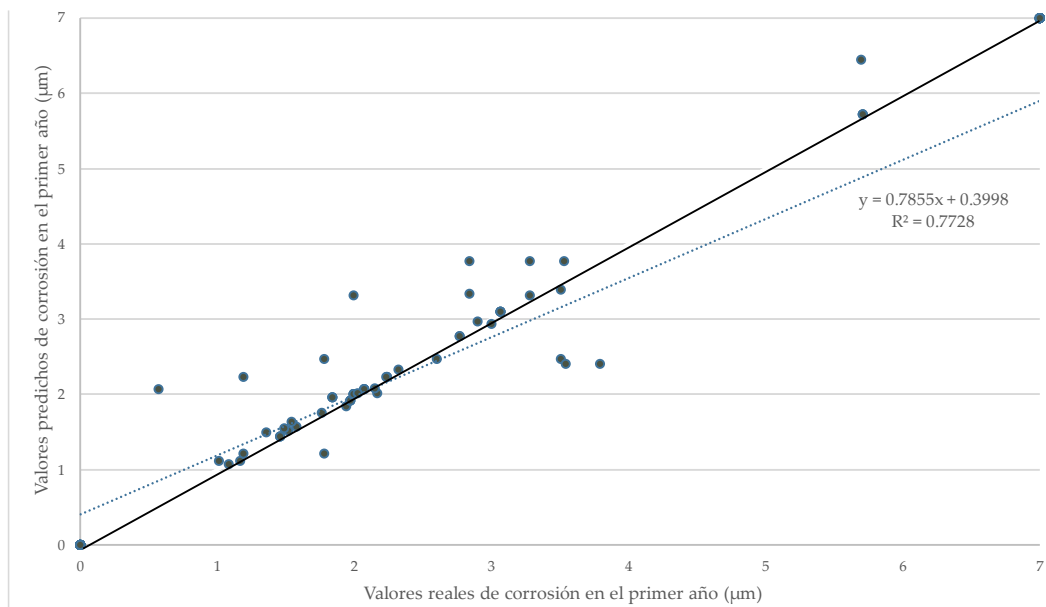


Figura 11: Valores de corrosión en micras, predichos durante el primer año frente a los valores reales. La línea de puntos es la línea de regresión ( $R^2=0,7728$ ). La línea gris representa el entrenamiento óptimo.

Por tanto, a partir de la red entrenada, es posible determinar la tasa de corrosión de cualquier situación que se quiera estudiar. Al introducir un nuevo caso en el modelo, éste encuentra el nodo que más se asemeja a sus variables de entrada de modo que la salida del modelo es la velocidad de corrosión de ese nodo.

Además, el modelo es capaz de proporcionar un rango de incertidumbre, incluyendo los valores mínimo y máximo dentro de cada neurona. Esto se observa con el siguiente ejemplo para un caso con las características definidas en la Tabla 4.

Tabla 4: Ejemplo de datos de entrada del modelo de corrosión.

Rural	Industrial	Marino	Precipitación	T_anual	RH_anual	TOW
0	1	0	2	11,98	72,1	3218

El caso entra dentro de la neurona indicada en la Figura 12, que consta de 10 ejemplos.



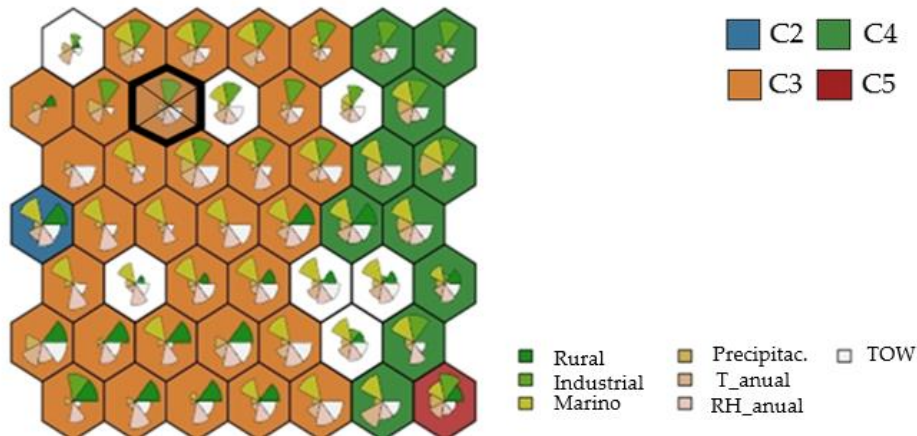


Figura 12: Caso de estudio de ejemplo. Las porciones que muestra cada nodo son las contribuciones de cada variable en el valor final, a mayor tamaño mayor peso.

La Tabla 5 muestra los resultados obtenidos para dicho ejemplo. De la neurona ganadora se obtienen tres valores: máximo (*Corr\_max*), mínimo (*Corr\_min*) y medio (*Corr\_med*). Con el fin de considerar las incertidumbres se añade además un valor más probable obtenido mediante la distribución  $\beta$ . Así, el decisor tiene información suficiente para, en función de su tolerancia al riesgo, tomar una decisión informada basada en su expectativa de asumir o no posibles riesgos I(tomando valores mínimos) o sobrecostes (aplicando valores máximos). Para decisores no informados se recomienda el valor más probable de la beta.

Además, la categoría se adjudica mediante la moda de las categorías de cada caso. En este caso, dado que todos los casos coincidentes en esa neurona son C3, se le asigna esta categoría.

Tabla 5: Ejemplo de resultados para el estudio del ejemplo del modelo de categorías de corrosión.

Corr_min	Corr_med	Corr_max	Rango obtenido en el modelo	Categoría	Rango de la norma ISO
1,22	1,578	1,91	[1,22-1,91]	C3 [100%]	[0,7-2,1]

Comparando el rango dado por el modelo con el rango dado por la norma existente, se observa que este último representa una incertidumbre mucho mayor para cada categoría de corrosividad. El rango útil se restringe mucho con los nuevos valores mejorando los costes a la vez que disminuye los riesgos de colapso estructural.

Ampliando esta comparación a todo el ámbito del estudio, se presentan las posibles predicciones del modelo para cada categoría, agrupadas en valores similares y representadas mediante gráficos de caja (Figura 13). Aunque no todas

las categorías se distribuyen por igual, muestran, en general, intervalos más estrechos.

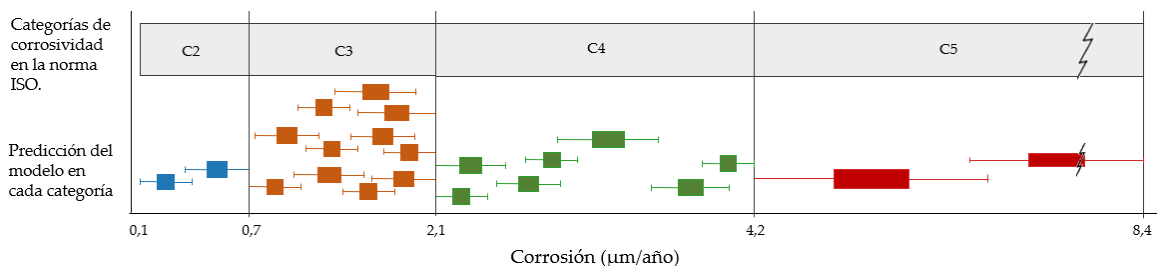


Figura 13: Comparación entre el rango de valores ofrecido por la norma y el ofrecido por el modelo, representado por gráficos de bigote agrupados por categoría.

Este estudio se presenta como una posible alternativa al procedimiento informativo de la norma ISO cuando no se dispone de datos experimentales. Los resultados del procedimiento informativo sobre categorización atmosférica proporcionan un rango de pérdidas de masa para cada material. La tendencia actual entre contratistas e ingenierías, cuando no se dispone de información experimental específica, es utilizar el valor más alto de cada categoría para tomar sus decisiones. Dado que los valores de pérdida por corrosión están directamente relacionados con el espesor de revestimiento necesario, cuanto mayor sea el valor de pérdida por corrosión, mayor será la cantidad de revestimiento necesaria. Por tanto, el espesor de un revestimiento se determina directamente por la pérdida de material prevista.

La necesidad de material para revestimientos puede compararse con la mayor medida propuesta por la norma en cada categoría y con el valor predicho por el modelo. Siguiendo con el ejemplo anterior, al utilizar un recubrimiento Zn de 1,6  $\mu\text{m}$  (*Corr\_med*) en lugar de 2,1  $\mu\text{m}$  (máximo en el rango dado por ISO), se obtiene una reducción del 24% en los costes de material. A continuación, se propone realizar esta comparación para el resto de los puntos estudiados. Desde una perspectiva más conservadora, también se puede utilizar la comparación del valor máximo previsto (*Corr\_max*) con el máximo propuesto por la norma utilizando el método informativo. De este modo, también se tienen en cuenta las incertidumbres. Realizando esto para todos los datos estudiados durante la fase de evaluación, se obtiene un ahorro medio del 16% en material de recubrimiento.

#### *Predicción de la corrosión a largo plazo*

Una vez conocida la tasa de corrosión del primer año proporcionada por el modelo *Supersom*, se determina la pérdida a largo plazo gracias a la Ecuación (1)

optimizada. La Tabla 6 muestra los diferentes valores obtenidos por este método de optimización para cada una de las categorías de corrosividad.

Tabla 6: Resultados obtenidos por el método de Newton para el coeficiente b optimizado.

Categoría de corrosividad	Valor
C2-C3	0,816
C4-C5	0,704

En la Figura 14 se compara la distribución de los errores relativos de ambos modelos. El error relativo de la regresión no lineal se representa con una línea continua y el error relativo de la fórmula estándar (ISO 9224) con una línea discontinua azul. En el modelo de regresión no lineal se consigue una distribución más uniforme con una desviación estándar un 11% menor.

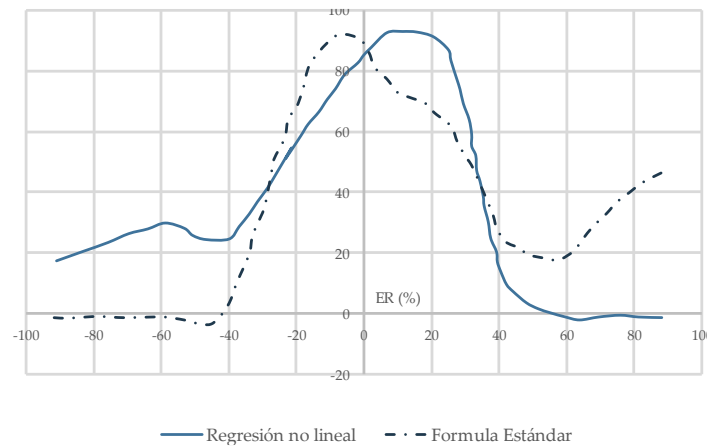


Figura 14: Comparativa entre los errores relativos de la regresión no lineal y la formula estándar.

### Evaluación de la calidad

El modelo está dotado además de un sistema de calidad que permite estimar la bondad de la predicción mediante la determinación de casos cercanos dentro del mismo espacio muestral. En el caso del ejemplo de aplicación, los resultados de este criterio basado en la distancia se presentan en la Tabla 7. La fila *Calidad* muestra un porcentaje que representa la bondad de la predicción. La primera columna representa todos los valores de entrada del ejemplo. Las tres columnas siguientes muestran los resultados reales más similares existentes en la base de datos.

Tabla 7: Resultados del caso de ejemplo, utilizando el modelo de distancia.

Variable	Ejemplo	Resultado 1	Resultado 2	Resultado 3
Ubicación	Dortmund	Bergisch-Gladbach	Saint Denis	Londres

Variable	Ejemplo	Resultado 1	Resultado 2	Resultado 3
Calidad	-	98,10%	98,00%	86,60%
Rural/Urbano	Urbano	Urbano	Urbano	Urbano
Industrial	Si	Si	Si	Si
Marino	No	No	No	No
Precipitación	2	2	2	2
T_anual	11,98	11,8	12,3	12,5
RH_anual	72,1	73	73	74
TOW	3218	3149	3146	4021,3
Corr_Zn ( $\mu\text{m/año}$ )	-	1,60	1,48	1,67
Categoría de corrosión	-	C3	C3	C3

Los resultados obtenidos muestran una elevada fiabilidad de predicción, es decir, en la base de datos se han encontrado casos similares al estudiado. Toda esta información no sería posible obtenerla mediante otros métodos puesto que todos ellos requieren un nivel de información inexistente en estas etapas del proyecto. Uno de los factores diferenciadores de este modelo clasificador es que para obtener un índice de pérdida por corrosión no se necesitan valores de concentraciones de contaminantes. En consecuencia, se concluye que los diferentes algoritmos desarrollados son una buena alternativa para que técnicos e ingenieros tomen decisiones informadas en función de su nivel de aceptación del riesgo.

Por tanto, dada una localización específica y basándose en los datos disponibles, estos modelos determinan el espesor de recubrimiento Zn necesario para una resistencia a la corrosión exitosa a corto y largo plazo, proporcionando las predicciones más probables, optimistas y pesimistas, pudiendo el diseñador tomar una decisión informada desde su propio criterio.

#### V.1.2 DEGRADACIÓN ATMOSFÉRICA POR ACCIÓN DE LOS AEROSOL MARINOS

Los modelos anteriores consideraban como elemento relevante el ambiente marino debido a que en éste existe una importante cantidad de cloruro en el ambiente, sustancia que es conocida por su importante efecto sobre la corrosión. No obstante, los modelos anteriores lo representaban sólo mediante una variable booleana, dada la ausencia de esta información en la mayor parte de los casos y la imposibilidad de tomar mediciones en un tiempo estadísticamente significativo entre las fases de lanzamiento del proyecto y la ingeniería. La caracterización más precisa del efecto de los cloruros sobre la corrosión es un elemento clave para el ajuste de los modelos cuyo rendimiento estaba comprometido anteriormente por las limitaciones de los valores existentes hasta la fecha. Aunque existen fuente de carácter antrópico, la mayor parte de los

cloruros existentes en la atmósfera se deben a la cercanía al mar. Modelar la evolución de su concentración en función, no solo de la distancia al mar, sino de factores como distancia, orientación y velocidad del viento o meteorología resultan esenciales para mejorar los modelos en entornos cercanos a la costa. Para realizar estos modelos, siguiendo la metodología descrita en el Capítulo 3, se han realizado estudios de la caracterización meteorológica tras analizar las principales variables atmosféricas en los lugares de estudio durante el periodo de ensayos y en años previos. Posteriormente se presentan los resultados de los ensayos experimentales propuestos.

### *Resultados de la caracterización meteorológica*

#### **Precipitaciones**

La Figura 15 muestra la precipitación acumulada para cada localización durante el periodo de estudio, representada por barras verticales. La localización 1 se dividió en 1a y 1b, en referencia a los dos periodos de estudio en los que se realizaron ensayos. En el emplazamiento 1, apenas se produjeron precipitaciones durante el primer intervalo de prueba (1a), mientras que en el segundo intervalo de prueba en la misma ubicación (1b), las precipitaciones aumentaron considerablemente. En el resto de las localizaciones se observaron resultados similares, con precipitaciones abundantes, excepto en una localización concreta (8).

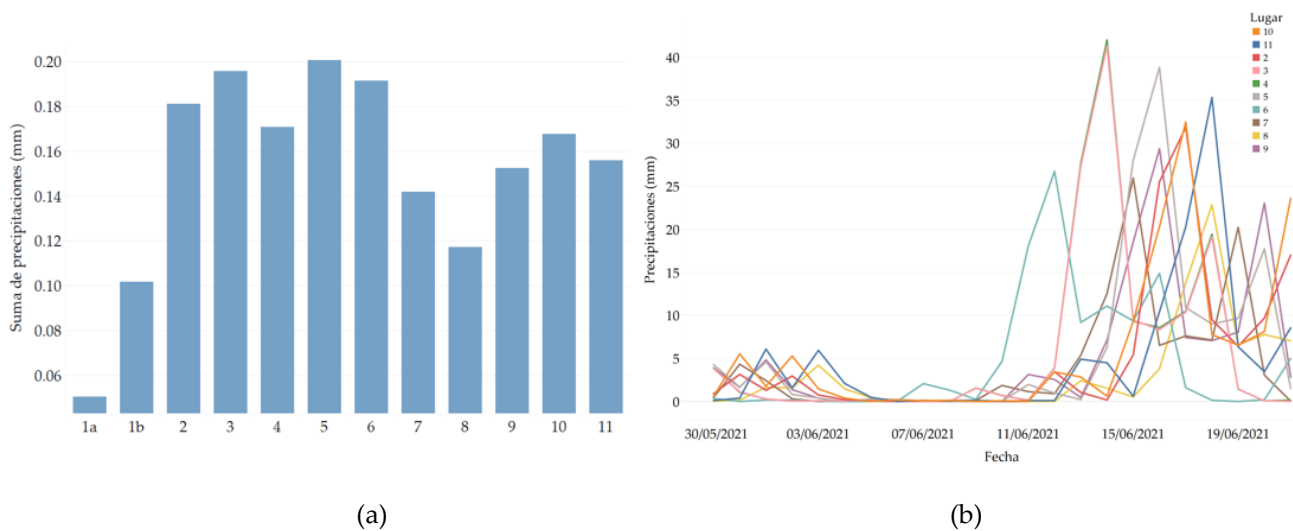


Figura 15: (a) Precipitaciones acumuladas durante los periodos de estudio en cada localización.  
(b) Distribución de las precipitaciones por localización a lo largo del tiempo.

La parte b de la Figura 15 presenta la distribución de los datos de precipitación a lo largo del tiempo. Cada línea representa una localización. Aunque el número

de líneas es grande y la visualización puede resultar difícil, se observa claramente que el tiempo fue bastante seco al principio, con una gran cantidad de precipitaciones al final, para todos los emplazamientos.

### *Velocidad del viento*

El análisis del viento no se limita a su velocidad, sino que incluye las rachas y la dirección de este. Algunos autores coinciden en que la influencia de la velocidad del viento se hace más evidente a partir de un determinado umbral; sin embargo, no existe un único valor de referencia [205], [206]. En ninguno de los emplazamientos se registraron velocidades del viento muy elevadas aunque es cierto que cuanto más cerca del mar, mayores son las velocidades medias. Las rachas de viento máximas medidas durante el periodo de estudio mostraron velocidades de hasta 12 m/s en algunos puntos de la costa. En las zonas centrales y más alejadas de la costa, las velocidades máximas medidas no superaron los 6 m/s.

### *Dirección del viento*

A la hora de determinar el efecto de la capacidad de transporte del viento y determinar el alcance de las partículas que arrastra, además de su velocidad, la dirección desempeña un papel relevante. Analizar los vientos predominantes en un lugar determinado ayuda a identificar las zonas más afectadas. Aunque existen estudios que analizan la importancia de la orientación de la estructura para la deposición de contaminantes [102], no consideran si el viento proviene de una fuente emisora de cloruros o de otra dirección.

Para estudiar la relación de las direcciones del viento mensuales con las anuales, se compararon las direcciones predominantes durante el periodo de estudio con los datos anuales (año 2020). Los resultados proporcionaron conclusiones relevantes desde varias perspectivas (Figura 16). En primer lugar, al comparar los vientos predominantes del periodo de estudio en el año 2021 (flecha verde), se observó que se mantenían perfectamente coherentes con las direcciones predominantes obtenidas durante el mismo periodo en el año anterior (flecha amarilla). Sin embargo, las direcciones predominantes para un periodo concreto no se corresponden necesariamente con las direcciones anuales (flecha azul). Esto demuestra la necesidad de realizar tomas de muestras durante periodos amplios si se pretende su representatividad.



Figura 16: Direcciones predominantes del viento en diferentes lugares y periodos de muestreo.

Como se mencionó previamente y respaldado por múltiples autores [205]–[207], existe un umbral de velocidad mínima del viento por debajo del cual el viento carece de la energía necesaria para mantener las partículas en suspensión y desplazarlas. Sin embargo, determinar este umbral es un proceso complejo.

En el mismo período de estudio, al considerar una velocidad mínima del viento específica como condición, la dirección predominante del viento varía, incluso con pequeñas variaciones. Por ejemplo, aplicando un filtro que excluye los valores por debajo de 3 m/s (marcada en rojo) y 2 m/s (marcada en naranja) la dirección predominante del viento varía, como se observa en la Figura 16.

Este análisis demuestra que incluso un cambio mínimo de 1 m/s en la velocidad umbral del viento resulta en alteraciones significativas en la dirección predominante del viento.

#### *Resultados de los estudios experimentales*

En la Figura 17 se presentan los resultados de la prueba localizada, donde se estudió la deposición en distintos periodos de tiempo. La parte superior de la figura muestra los resultados de deposición de cloruros durante el primer (izquierda) y segundo intervalo de tiempo (derecha). Debajo, se incluye la rosa de los vientos correspondiente a cada periodo de estudio. Los puntos azules representan las muestras orientadas al norte (frente al mar) y los puntos naranjas representan las muestras orientadas al sur (opuestas al mar). La forma triangular representa la altura de las muestras, donde los triángulos con la punta hacia arriba se encuentran a mayor altitud. Se colocaron dos muestras en cada localización y periodo en dos alturas distintas.



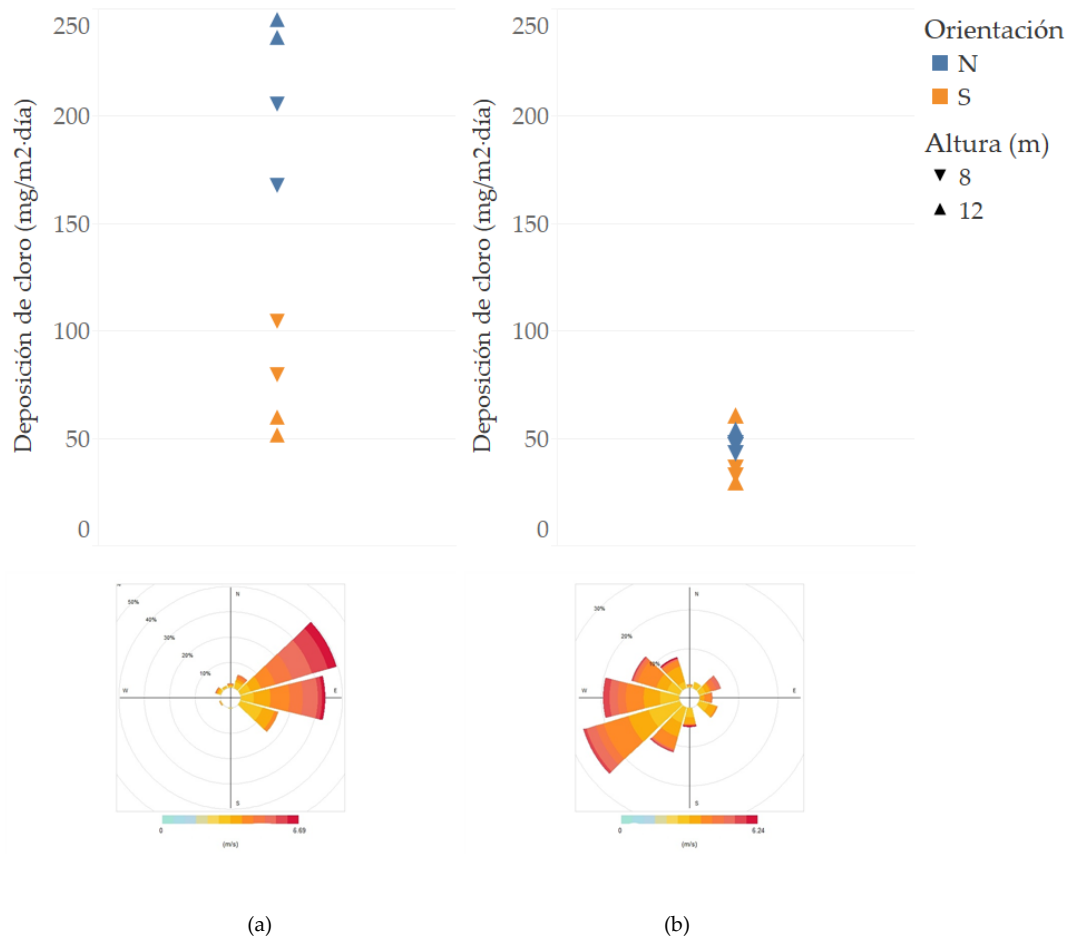


Figura 17: Resultados de la deposición de cloro sobre las probetas en función de su posición y periodo. (a) primer periodo. (b) Segundo periodo. La parte inferior muestra la rosa de los vientos en cada periodo.

En el primer período, con un viento predominantemente del noreste, de origen marino, las muestras expuestas al viento en barlovento presentaron depósitos mayores en ambas alturas con una diferencia altamente significativa ( $p < 0,00028$ ) respecto a las muestras orientadas hacia el sur. En contraste, durante el segundo período de estudio, los vientos predominantes provenían del suroeste y el resultado final fue muy diferente: no presenta diferencia significativa ( $p > 0,16$ ) en la deposición de contaminantes marinos entre las muestras que recibieron más viento aunque de origen no marino y aquellas con poca exposición al viento pero cuyo viento provenía del mar.

La energía de transporte de contaminantes, calculada según la metodología propuesta por Meira et al. [205] resulta similar en ambos casos (diferencia poco significativa,  $p > 0,1$ ), lo que permite afirmar que son equivalentes. Esto demuestra la relevancia del origen del viento (marino o no) sobre los resultados de deposición.



Igualmente, se detectó la existencia de una diferencia apreciable en otro parámetro menos estudiado: las precipitaciones. Durante el primer período de ensayos, la precipitación acumulada fue hasta cuatro veces menor que en el segundo período. Según indican otros estudios [208] la presencia de precipitaciones abundantes tiende a disminuir el contenido de contaminantes presentes en la atmósfera. Sin embargo, al comparar los resultados de deposición, se observa que no hubo diferencia significativa en la deposición ( $p < 0,03$ ). Por lo tanto, la relación entre la orientación y el origen del viento fue el factor más relevante.

Así, se confirman dos puntos:

- Además de la posición relativa entre la orientación del viento predominante y la estructura, el origen de estas ráfagas de viento (del mar o no) resulta crucial para el resultado de deposición de iones de cloruro.
- El papel del viento no solo es un mecanismo de transporte sino que interactúa con el entorno, limpiando las estructuras o reduciendo el contenido de cloruro en la atmósfera.

Finalmente, al comparar los resultados de las diferencias de deposición en relación con la elevación, como se propone en [209], [210], se concluye que para este estudio de caso, no se observaron diferencias claras ( $p > 0,31$ ) entre los dos escenarios, si bien la distancia es de 4 metros.

La Figura 18 presenta un resumen de los resultados de deposición en el resto de las localizaciones. El tamaño del círculo indica la cantidad de sal marina depositada. La concentración de sal depositada disminuyó a medida el punto de muestreo es más lejano a la costa [209], [211]–[214] cuando no había fuentes adicionales que reemplazaran estas pérdidas. No obstante, existen algunos puntos con valores anómalamente elevados de acuerdo a la distancia al mar (específicamente el punto 11). Por su situación cercana a polígonos industriales, esta es una clara muestra de que existen otras fuentes que generan cloruro, como la combustión de biomasa [215], la quema de carbón [208] o los humos industriales [216]. Aunque no se ha realizado un estudio exhaustivo de las fuentes, la zona en la que se ubica la muestra 11 pertenece a un entorno industrial en el que se ubican instalación con procesos de combustión como, por ejemplo, centrales térmicas de carbón.



Figura 18: Resultados de la prueba II, representación de la deposición en cada ubicación de estudio.

La Figura 19 muestra los datos considerando la orientación de cada muestra y su distancia al mar.

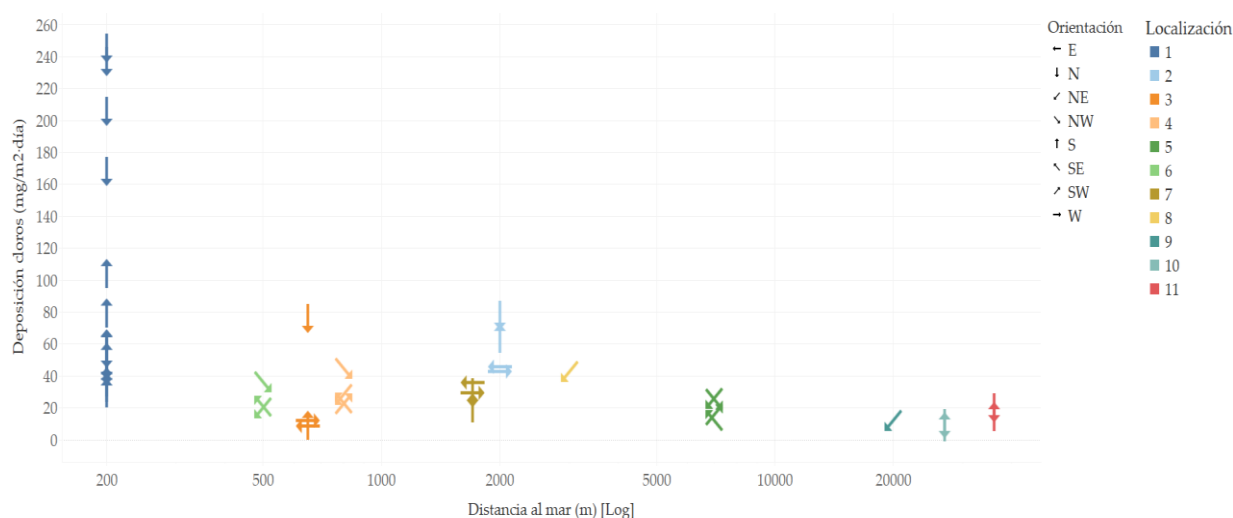


Figura 19: Deposición de cloruro en función de la distancia al mar en metros (escala logarítmica).

La llamativa diferencia entre las deposiciones de cloruro de la localización 1 y el resto se corresponde con los distintos periodos de estudio. Esto concuerda con lo que Binyehmed et al. [208] concluyeron después de analizar los resultados de sus estudios experimentales, corroborando una mayor tasa de deposición de cloruro en las estaciones secas en comparación con las estaciones húmedas. Analizando los valores máximos se observa que el contenido de cloruro disminuye a medida que aumenta la distancia. Sin embargo, se aprecian diferencias significativas entre las orientaciones para una misma distancia. Más específicamente, todas las muestras expuestas al viento marino (procedente del norte) tuvieron

deposiciones más altas que las de otras direcciones ( $p < 0,01$ ), aunque estas deposiciones disminuyen progresivamente en todos los casos a medida que se alejan de la costa. Ciertamente, a medida que aumenta la distancia al mar disminuye la sensibilidad de la orientación, probablemente por el mayor efecto de la difusión.

Por último, para poder comprobar el efecto de la lluvia se realiza un nuevo experimento en el que se analizan los valores de deposición mediante dos métodos distintos: el tradicional de la vela húmeda y el método alternativo diseñado para este trabajo de vela cubierta.

Se trata del mismo estudio y condiciones meteorológicas, excepto por el hecho de que el método de la vela húmeda está expuesto al viento y el método de la vela cubierta no lo está. Por tanto, la vela cubierta proporciona los niveles de deposición exentos del barrido del viento de modo que, a partir de la diferencia entre los dos métodos, se detecta el efecto derivado de la precipitación.

Los resultados se presentan en la Figura 20 que muestra los valores de deposición en estas nuevas muestras en función de la distancia desde la costa. Cada ubicación está representada por un color; por lo tanto, las muestras del mismo color estuvieron sujetas a las mismas condiciones meteorológicas durante el período de estudio, pero con técnicas de muestreo distintas.

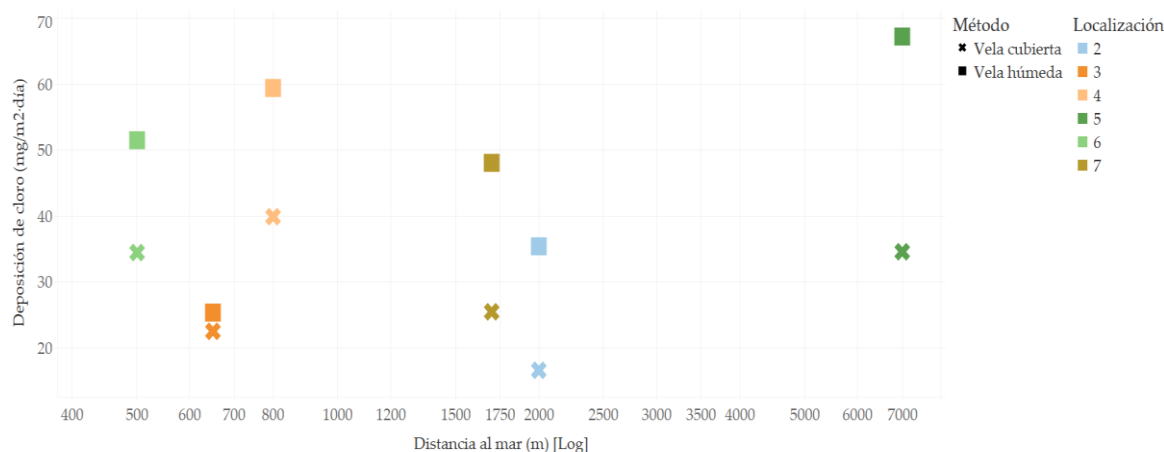


Figura 20: Representación de la deposición de cloruro y distancia a la costa.

Los valores obtenidos utilizando el método de la vela húmeda estándar son significativamente más altos que los de la vela cubierta ( $p < 0,01$ ), validando la importancia del viento como principal mecanismo de transporte y deposición de contaminantes por encima de las precipitaciones.

Además, los resultados de la ubicación 5, con mayor deposición de cloro estando a mayor distancia del mar que el resto demuestran, de nuevo, que es arriesgado simplificar la relación entre la deposición de contaminantes marinos y la distancia al mar, porque la eficacia del transporte o la existencia de fuentes alternativas son también importantes.

### V.1.3 CONCLUSIONES

El desarrollo de modelos basados en *Machine Learning* para predecir la corrosión atmosférica en diferentes ubicaciones geográficas bajo condiciones de incertidumbre a través del análisis de datos, el entrenamiento de modelos, el análisis meteorológico y la realización de ensayos experimentales, permite obtener las siguientes conclusiones.

- Las variables más influyentes en la predicción de la corrosión atmosférica son las relativas a los contaminantes atmosféricos SO<sub>2</sub> (*Industrial*) y Cl<sup>-</sup> (*Marino*), junto con la humedad relativa (*HR\_anual*).
- El modelo *Supersom*, entrenado con un el algoritmo de Kohonen, demostró su eficacia al proporcionar una representación efectiva del espacio muestral. Se observó un crecimiento uniforme de la corrosión en la malla, respaldando la calidad del entrenamiento.
- Las predicciones se compararon con valores reales, revelando una correlación satisfactoria ( $R^2=0,7728$ ) y predicciones conservadoras, que brindan un alto nivel de seguridad en las decisiones.
- La determinación de la pérdida a largo plazo mediante una ecuación optimizada mostró una distribución más uniforme en comparación con la fórmula estándar (ISO 9224), con un error relativo un 11% menor.
- El modelo se distingue por implementar un sistema de calidad, que permite estimar la bondad de las predicciones basándose en casos similares en el espacio muestral.
- Con la utilización del modelo, se observaron ahorros significativos en costos de material de recubrimiento. Por ejemplo, en el caso expuesto, al utilizar recubrimientos Zn de 1,6  $\mu\text{m}$  (valor predicho) en lugar de 2,1  $\mu\text{m}$  (valor de la

norma), se logró una reducción del 24% en los costos de material. Considerando todos los proyectos, se obtuvo un ahorro promedio del 16% en material de recubrimiento.

- Los ensayos que correlacionan la deposición de contaminantes de cloruro con la orientación relativa entre la estructura y la dirección y origen del viento demuestran, con significancia estadística suficiente ( $p < 0,05$ ), la importancia esencial de examinar estos factores para comprender la corrosión en entornos costeros. Todas las muestras expuestas al viento marino presentan depósitos significativamente más altos que las expuestas a otras direcciones ( $p < 0,01$ ), y estos depósitos disminuyen gradualmente a medida que se alejan de la costa.
- La velocidad del viento y su umbral mínimo para el transporte de partículas juegan un papel importante en la deposición de contaminantes. Se demuestra que un cambio mínimo en el umbral de velocidad del viento ( $<1\text{m/s}$ ) tiene un impacto significativo en la determinación de la dirección predominante del viento y, por lo tanto, en la deposición.
- Este nuevo enfoque propuesto para medir la deposición de iones cloruros (llamado "vela cubierta") permite separar las contribuciones atribuibles al viento de las causadas por la lluvia, lo que contribuye a una comprensión más profunda del fenómeno.
- El método de muestreo demostró que, aunque la precipitación también influye en la deposición de cloruros por un proceso de lavado, el viento es el mecanismo principal de transporte y deposición de contaminantes.
- La distancia al mar no es el único factor determinante en la deposición de cloruro; la sensibilidad de la orientación disminuye a medida que aumenta la distancia. Esto sugiere que la difusión tiene un mayor efecto en ubicaciones más alejadas de la costa.

Estos resultados demuestran la utilidad de los modelos desarrollados como alternativa a la norma ISO correspondiente, especialmente en situaciones de incertidumbre donde no se disponga de datos experimentales específicos. Los modelos ofrecen ahorros sustanciales en costos de material y mejoran la precisión

en las predicciones, lo que resulta esencial en la gestión de estructuras expuestas a condiciones atmosféricas variables.

Los resultados de esta investigación destacan la importancia de considerar la orientación del viento, el origen marino o no marino de los vientos y su velocidad en la predicción de la corrosión atmosférica. Estos hallazgos son fundamentales para mejorar la gestión y protección de estructuras expuestas a condiciones atmosféricas variables en áreas costeras.

El modelo de cloruros aporta, por tanto, una nueva información suficientemente precisa que, incorporada al modelo de corrosión puede aumentar su calidad sin necesidad de realizar muestreos específicos de datos.

## V.2 MODELIZACIÓN DE LA ABRASIÓN

### V.2.1 LOCALIZACIÓN DE ZONAS SUSCEPTIBLES DE ABRASIÓN EÓLICA

La realización de modelos de abrasión está condicionada por la forma en que se desarrolla este tipo de desgaste. Mientras que la corrosión se debe fundamentalmente a sustancias existentes en el aire, la abrasión depende tanto de condiciones meteorológicas como de elementos sólidos existentes en el terreno e incluso de la topografía y la vegetación.

El objetivo de desarrollar un sistema capaz de modelizar ambas formas de degradación en cualquier lugar del mundo requiere, en primer lugar, determinar si el terreno es susceptible de sufrir este fenómeno. La lista de estudios de casos y localizaciones con datos históricos de las variables críticas determinados en el capítulo III, 255 en total, se presenta en el Anexo C. Estos casos presentan zonas en las que la acumulación de arena plantea problemas de funcionamiento de infraestructuras o de pérdidas de eficiencia en centrales eléctricas. Igualmente se consideraron aquellos lugares con disponibilidad de datos sobre las partículas suspendidas. Analizando los registros históricos de los casos de estudio e incorporando los criterios fijados como límite para la existencia de un factor de riesgo potencial para la abrasión (apartado III.3.1), se pueden determinar aquellas zonas en las que se genera un impacto significativo sobre las estructuras.

#### *Aplicación de los criterios de selección*

El primer criterio son los sólidos en suspensión. La Figura 21 muestra el contenido de *TSP* (valor promedio anual) en cada ubicación de estudio. El tamaño del punto indica la cantidad de partículas en suspensión. Las ubicaciones

de estudio con un valor máximo de *TSP* inferior a  $1000 \mu\text{g}/\text{m}^3$  no cumplen uno de los criterios para ser consideradas como lugares susceptibles de abrasión, por lo que se descartan.

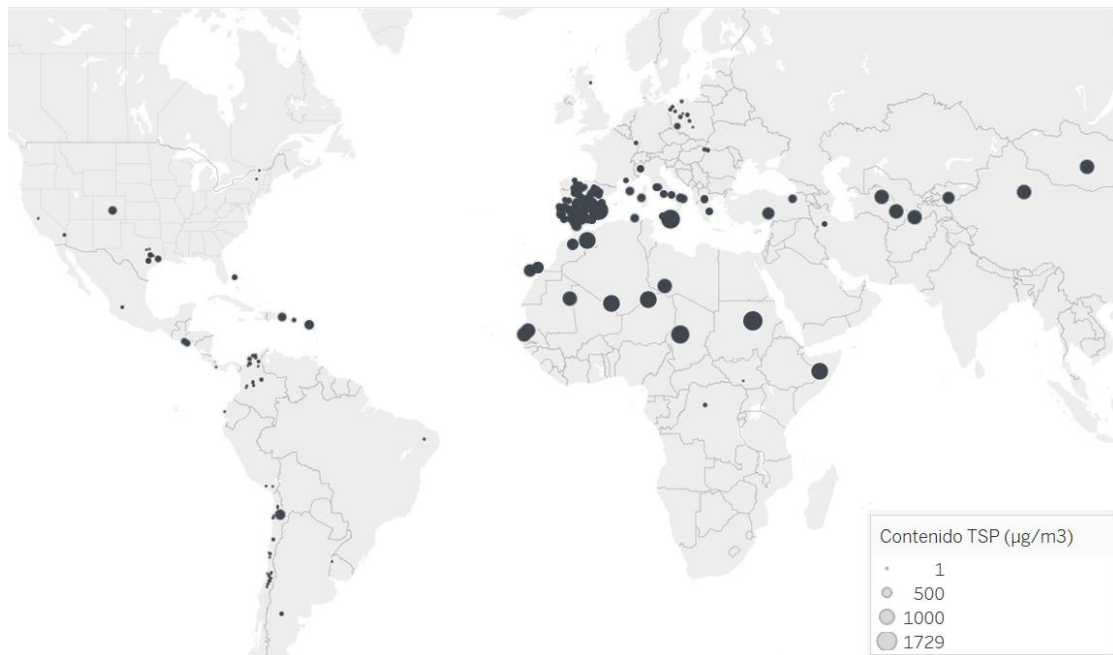


Figura 21: Contenido máximo de Partículas Totales en Suspensión ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) en cada ubicación de estudio.

El segundo criterio es la existencia de ráfagas en las que la velocidad del viento sea lo suficientemente altas como para causar abrasión. La Figura 22 muestra el número de horas en las que la velocidad del viento es superior a  $10 \text{ m/s}$  a lo largo de un año. El tamaño del punto indica la cantidad de tiempo en que se cumplieron estas condiciones. Para que una localización sea objeto de abrasión, no sólo debe cumplir que tenga periodos de viento suficientemente fuerte ( $> 10 \text{ m/s}$ ) sino que, además, estas dos variables deben coincidir en el tiempo, siendo las áreas de interés aquellas en las que se han producido situaciones de  $TSP > 1000 \mu\text{g}/\text{m}^3$  y ráfagas de viento simultáneamente.

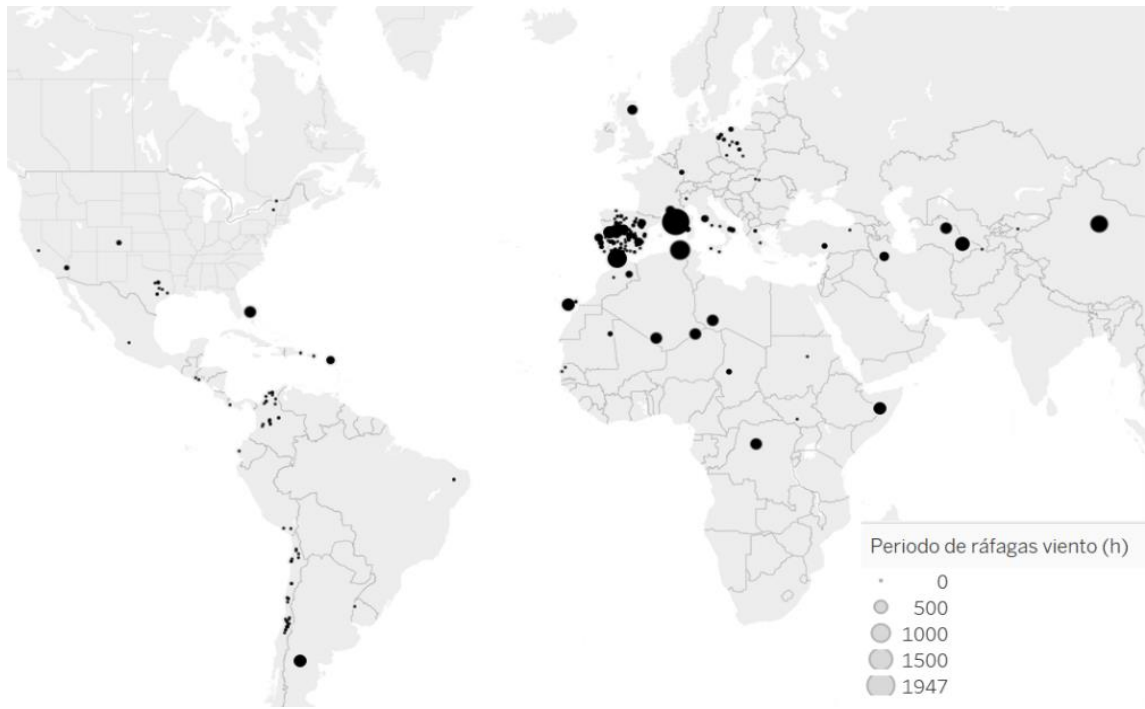


Figura 22: Cantidad de tiempo (horas) con valores altos de velocidad del viento en cada ubicación de estudio.

En cuanto a la humedad relativa, dada la amplia variabilidad a lo largo del día se utilizan valores medios anuales para caracterizar su influencia en cada localización. La Figura 23 muestra su valor en las distintas localizaciones, siendo aquellas con menores *RH* medias susceptibles de cumplir el criterio de abrasión.

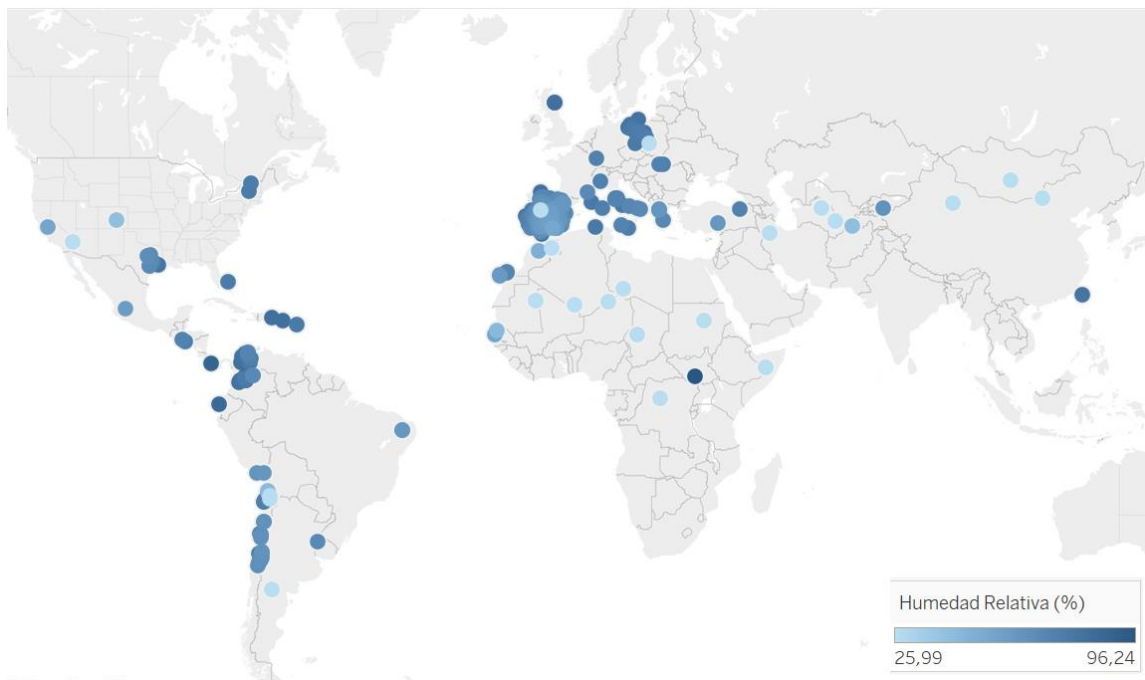


Figura 23: Humedad Relativa (*RH*) media anual en cada localización de estudio, en porcentaje.



Respecto a las características del suelo, la Figura 24 muestra el contenido en arcilla en cada punto, medido en g/kg según [217]. Valores bajos de este parámetro caracterizan las zonas susceptibles a la abrasión de acuerdo con los criterios anteriormente descritos.

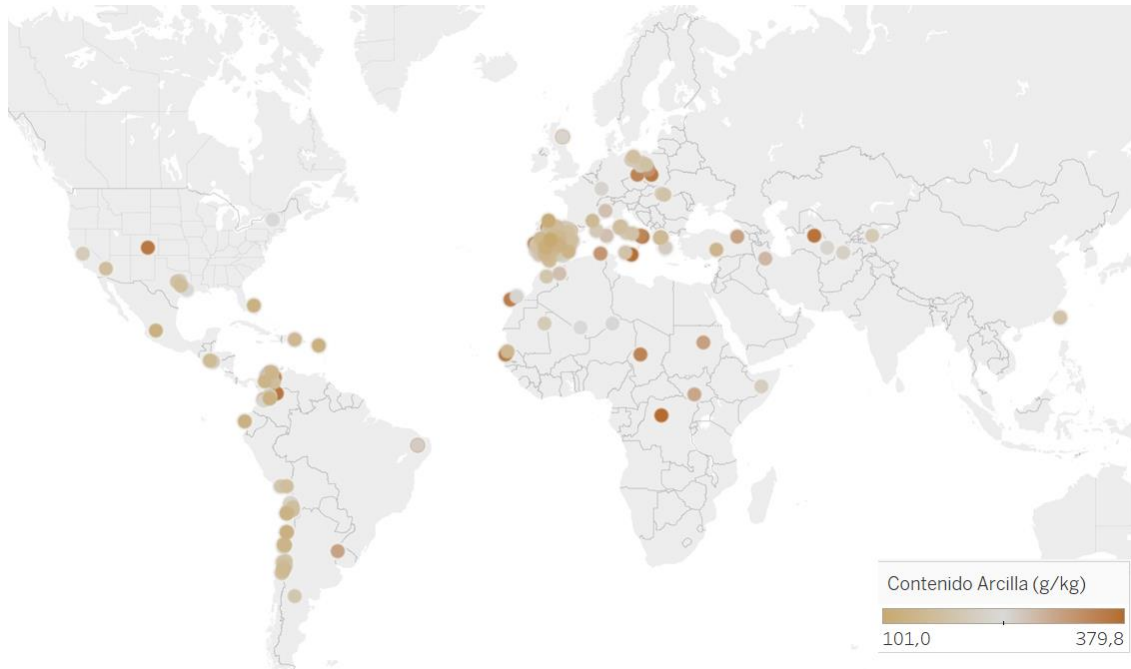


Figura 24: Contenido en arcilla en (g/kg) en cada una de las localizaciones de estudio.

Del análisis de los datos se concluye que se pueden considerar bajos los valores inferiores a 200g/kg.

Combinando todos estos requisitos, se dividen las localizaciones en susceptibles (SA) o no (NSA) de abrasión, resultando que un total de 47 ubicaciones cumplen con los criterios para considerarse zonas susceptibles de abrasión, mientras que 208 son lugares no susceptibles de abrasión.

#### *Análisis espectral*

La Figura 25 compara la firma espectral de la macroclase SA (que incluye ejemplos de todas las áreas susceptibles a la abrasión) con las principales clases que componen la macroclase NSA. Cada una de las líneas muestra la reflectancia promedio de esa clase en cada longitud de onda, y las dos líneas punteadas del mismo color delimitan el área correspondiente a la desviación de esa clase. Para poder ser clasificadas como zonas susceptibles de abrasión SA, la reflectancia en las 3 longitudes de onda deberá estar dentro de los límites correspondientes a esta clase. Por ejemplo, la clase que representa ejemplos de edificios o construcciones tiene ciertas zonas de solape con la macroclase SA, sin embargo,

esto no ocurre en todos los valores de su firma espectral ya que en las longitudes de onda más bajas (zona izquierda) están diferenciadas estas clases.

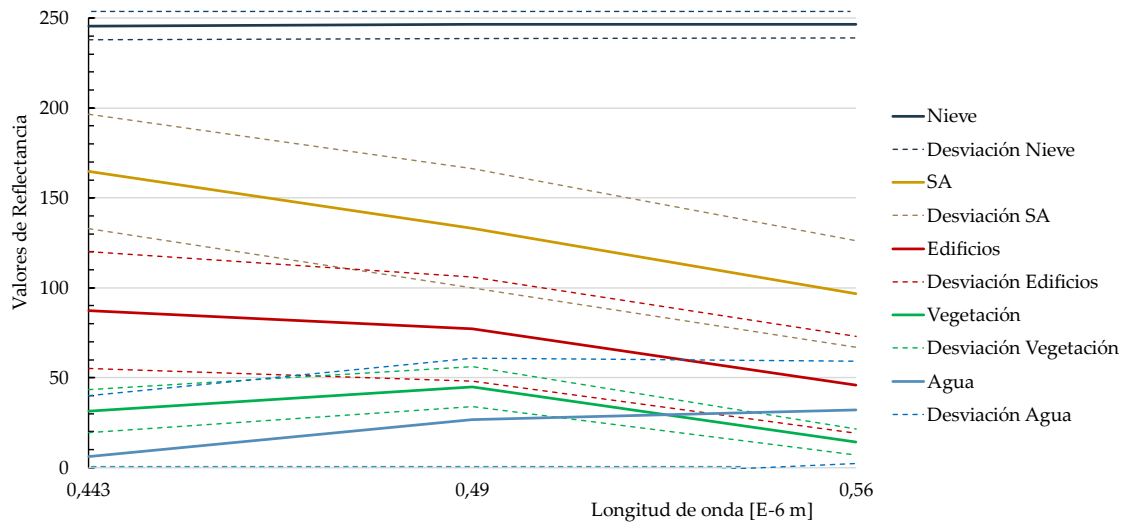


Figura 25: Firmas espectrales de la macroclase SA y las principales clases que forman la macroclase NSA: Nieve, Edificios, Vegetación y Agua.

Esta variabilidad espectral en la desviación estándar se debe tanto al tamaño del área de entrenamiento como a la variabilidad del área superficial de cada clase. Dado que la clasificación asigna a cada *pixel* una clase y los *pixeles* se distinguen por sus curvas de reflectancia espectral, estos no se pueden distinguir si hay demasiada superposición espectral. La variabilidad espectral dentro de cada clase depende de la complejidad del tipo de superficie. Por lo tanto, la diferencia principal radica en seguir el patrón claro observado en los casos SA en todo el espectro.

Al analizar la similitud de Bray-Curtis en algunos ejemplos de clases, se observó que, si bien algunas clases son perfectamente separables (con valores inferiores al 30%), otras pueden entrar en conflicto entre sí en su separación con las zonas SA. La Tabla 8 muestra estas relaciones en forma de matriz de correlación. Cuanto más bajos sean estos valores, más fáciles serán de separar y, por tanto, mejor será para el entrenamiento.

Tabla 8: Similaridad de Bray-Curtis (%) para las principales clases.

		NSA				SA
		Agua	Nieve	Vegetación	Edificios	
NSA	Agua	100,00	16,18	60,48	47,19	28,30
	Nieve		100,00	21,84	44,36	69,63
	Vegetación			100,00	60,15	37,34
	Edificios				100,00	69,59
SA						100,00

El análisis de la firma espectral de la vegetación generalmente depende de varias características, como el tipo de especie evaluada (hojas, tallos, tronco, humedad, etc.), así como su exposición a diferentes condiciones ambientales. Por otro lado, en el caso de los suelos no cultivados (secos), se observa que la firma espectral presenta un comportamiento diferente al resto y uniforme. Aunque en este caso también depende de varias características, como el contenido de agua o la estructura y textura del tamaño de grano, cuando se encuentran áreas en conflicto, se diferencian por color o por granulometría.

### *Clasificación*

El algoritmo de clasificación *Random Forest*, obtuvo resultados muy satisfactorios. Las principales métricas que verifican la adecuación del modelo se resumen en la Tabla 9. Después de la validación cruzada del algoritmo, se observa que se obtuvieron valores superiores al 98% para todas las métricas. Una primera evaluación del rendimiento del modelo es la precisión. Esta mide cuántas ‘etiquetas’ acertó el modelo de todas las predicciones, es decir, el porcentaje de predicciones que fueron correctas. Aunque los valores excesivamente altos de los indicadores pueden estar relacionados con un sobreajuste de este modelo, dado el propósito de esta investigación, no presentan una desventaja.

Tabla 9: Variables de validación del algoritmo *Random Forest*.

Exactitud	Precisión	Correlación	Error	RMSE	Bias
0,9922	0,9904	0,9845	0,0078	0,08831	-0,0018

Por otro lado, dado que la precisión no es una gran medida de rendimiento cuando hay ciertos desequilibrios en las clases, se incluye más información para evaluar su comportamiento en forma de una matriz de confusión. La Tabla 10 muestra un resumen de la clasificación realizada considerando un muestreo aleatorio. Se observa que solo el 0,3% se consideró falsos negativos y el 0,4% como falsos positivos. El resto de los casos se clasificaron correctamente en las macroclases SA o NSA, respectivamente.

Tabla 10: Resultados de la matriz de confusión del algoritmo *Random Forest*.

		Real	
		Positivo	Negativo
Predicción	Positivo	49,7%	0,4%
	Negativo	0,3 %	49,6%

Una vez se tienen todos los píxeles perfectamente clasificados, se pueden identificar los polígonos que localizan las zonas más potencialmente peligrosas. La Figura 26 muestra un mapa global donde se identifica en color amarillo las zonas clasificadas como SA.

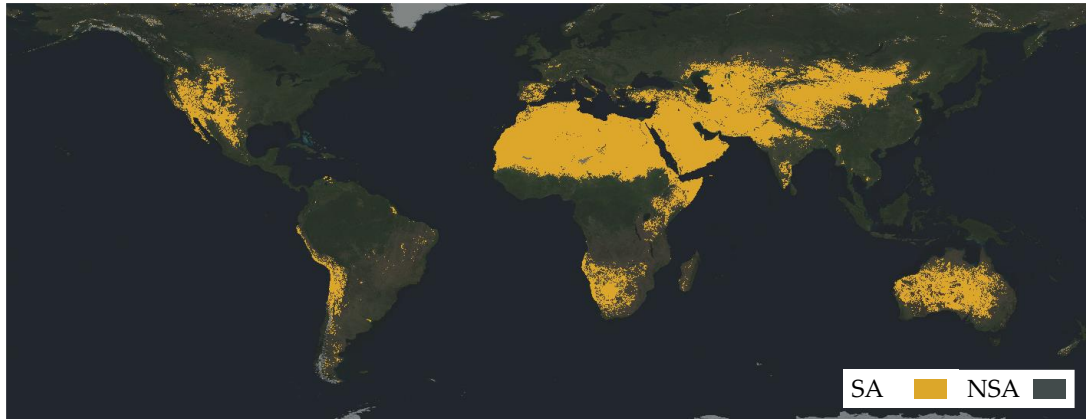


Figura 26: Mapa con polígonos identificados de las áreas degradadas.

En la Figura 27, las zonas SA están delineadas en rojo, limitando tanto áreas grandes como pequeñas. Las principales zonas corresponden a los desiertos, como se esperaba, pero se puede ver que hay muchos otros lugares. Países con mayor variabilidad en sus condiciones climáticas, como España (que tienen muchas áreas muy pequeñas de riesgo), aparecen en esta figura a escala global con numerosas zonas delineadas en rojo. Por otro lado, el desierto del Sahara, donde casi toda el área se considera con potencial de riesgo, tiene una línea de delineación más clara alrededor de toda la región, con solo algunas áreas específicas no peligrosas marcadas en el centro.

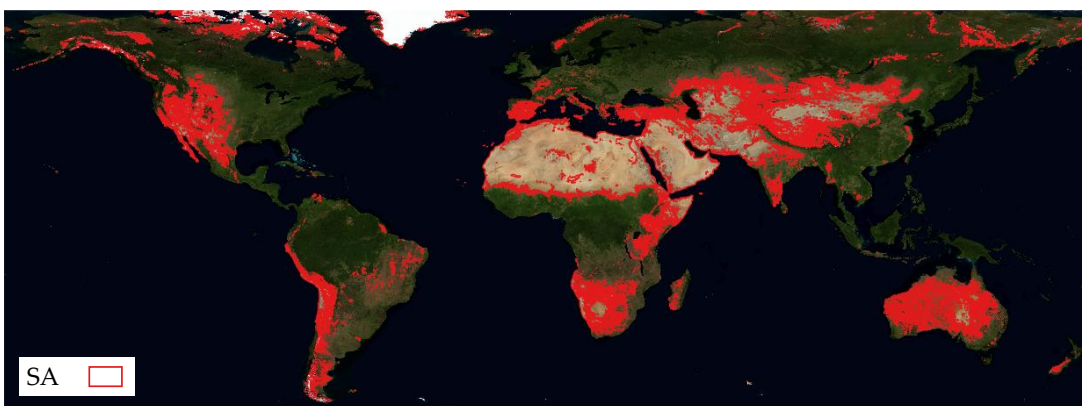


Figura 27: Ubicaciones SA clasificadas, limitadas como multipolígonos y delineadas en rojo.

Una vez vectorizados, los resultados se pueden abrir en Google Earth y utilizar en cualquier plataforma, como se muestra en la Figura 28.

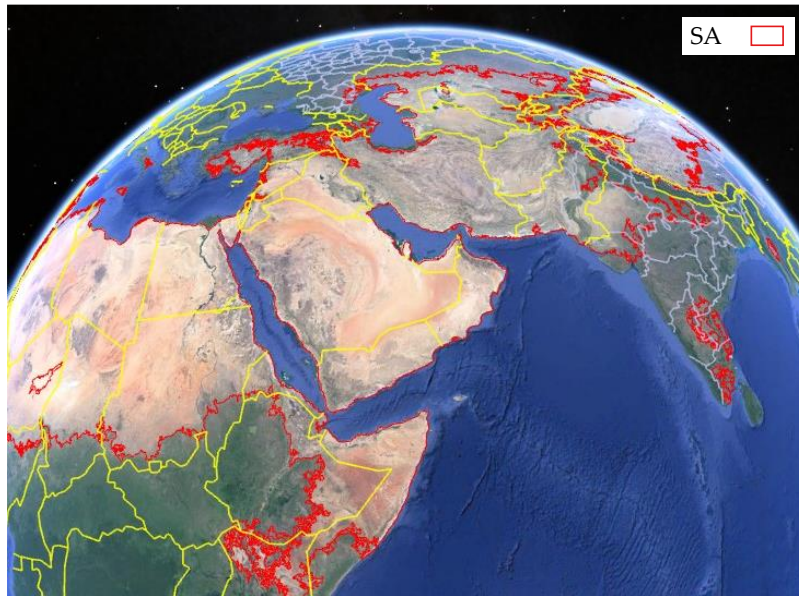


Figura 28: Resultados de multipolígonos georreferenciados vectorizados en Google Earth.

Como resultado, estos multipolígonos georreferenciados facilitan determinar si esas coordenadas se encuentran dentro de un área susceptible y en riesgo de erosión por partículas de arena transportadas por el viento, o no. Dado que la superficie de la Tierra está cambiando [13], la metodología propuesta permite reentrenar el modelo en cualquier momento, con información actualizada.

## V.2.2 DETERMINACIÓN DE LA TASA DE EROSIÓN POR PARTÍCULAS

### *Creación de la base de datos*

Después del estudio de la literatura científica y análisis de pruebas de impacto directo de investigaciones como [196], [218], [219], se recopilan, analizan, filtran, identifican y agregan un total de 778 datos. A estos se añaden los procedentes de los ensayos propios realizados para:

- Aumentar el número de datos disponibles para la modelización.
- Verificar que los resultados son comparables a pesar de pertenecer a sectores industriales distintos.
- Introducir el efecto sobre nuevos materiales metálicos, habituales en procesos constructivos.

Globalmente se consigue una base de datos con 886 casos y 5 variables. Los parámetros recopilados y el rango de valores estudiados se resumen en la Tabla 11.



Tabla 11: Variables existentes en la base de datos de ensayos de abrasión, incluyendo: descripción, tipo, unidad (Ud.), valor mínimo (Valor min.) y valor máximo (Valor máx.).

Nombre	Descripción	Tipo	Ud.	Valor min.	Valor máx.
Ángulo de impacto	Posición relativa entre el flujo de aire y el material erosionado	Input	°	15	90
Cantidad de material	Cantidad de material erosivo que impacta en el material erosionado	Input	g	300	1800
Dureza	Resistencia del material a la deformación o penetración	Input	HLD	15	450
Velocidad de partículas	Velocidad de las partículas de material erosivo	Input	m/s	9,2	32,56
Pérdida	Pérdida de masa del material erosionado	Output	g	-0,05	0,13

Las pruebas experimentales se realizaron bajo condiciones normales de presión y temperatura. Al finalizar las pruebas de impacto, se observó una clara alteración superficial en las muestras. Algunos ejemplos de los resultados de las pruebas experimentales se muestran en la Figura 29.

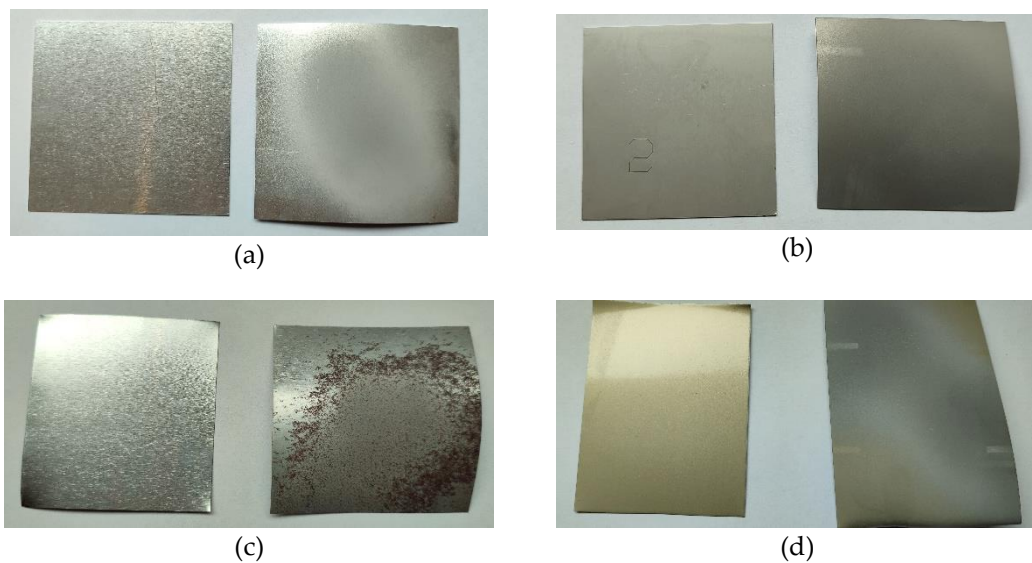


Figura 29: Aspecto de las muestras metálicas antes y después de las pruebas de impacto directo. (a) Aluminio (b) Acero inoxidable (c) Acero galvanizado (d) Hojalata.

Los resultados muestran que el efecto depende mucho del material (Tabla 12).

Tabla 12: Valores medios de pérdida de masa (%) de las 4 familias de materiales.

Aluminio	Acero inoxidable	Acero galvanizado	Hojalata
-0,05%	0,28%	0,99%	0,19%

Los datos se muestran en porcentaje dado el diferente peso de partida de las muestras de los distintos materiales. En todo caso las pérdidas son del orden de las centésimas de miligramo, por lo que la precisión de la medida de peso no introduce error.

Mientras que, en general, las muestras perdieron masa por los impactos, algunos casos, como el aluminio, mostraron ganancias de masa de hasta un 0,05%. Este fenómeno se atribuye no solo a la ausencia de desgaste significativo, sino también a la incrustación de partículas de arena en el material. Las placas restantes mostraron pérdidas de masa que oscilan entre el 0,2% y el 0,99%.

El gráfico de barras en la Figura 30 muestra los valores promedio y su desviación estándar para cada una de las 4 familias de materiales en las distintas condiciones de prueba. Cada barra muestra la pérdida de masa acumulada después del impacto para las tres cantidades definidas de arena: 300 g ( $\Delta m_1$ ), 600 g ( $\Delta m_2$ ) y 900 g ( $\Delta m_3$ ). Al comparar las pérdidas de masa ante diferentes cantidades de arena se observa que cuando esta aumenta, también lo hace la pérdida de masa, excepto para los materiales donde las partículas de arena se incrustan debido a su baja dureza.

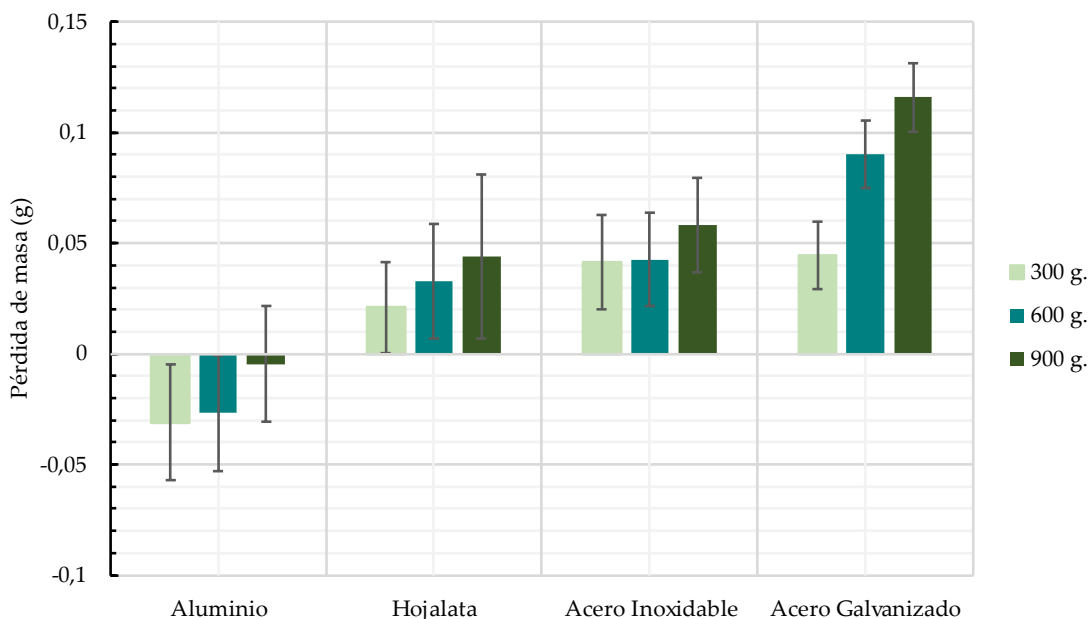


Figura 30: Representación de la pérdida de masa acumulada promedio y su desviación en cada familia de materiales de estudio.

La Figura 31 muestra los resultados después de validar los datos obtenidos empíricamente en las pruebas experimentales utilizando las ecuaciones (10) y (11). La línea continua representa la situación ideal para estos valores. De forma general, los valores reales se correlacionan con los datos predichos ( $R^2= 0,8628$ ).

Dado que estas ecuaciones se basan en ejemplos de casos con pérdidas de masa entre 0,01 y 0,07g y exclusivamente de acero inoxidable; esta zona es precisamente donde mejores resultados se obtienen ( $RMSE= 0,0062514$ ). Sin embargo, esto no sucede cuando se intenta generalizar a otros materiales. Específicamente, se observa como los valores de ambos extremos, que corresponden al aluminio (izquierda) y el acero galvanizado (derecha), tienen peores resultados ( $RMSE 0,097491$  y  $0,039245$  respectivamente).

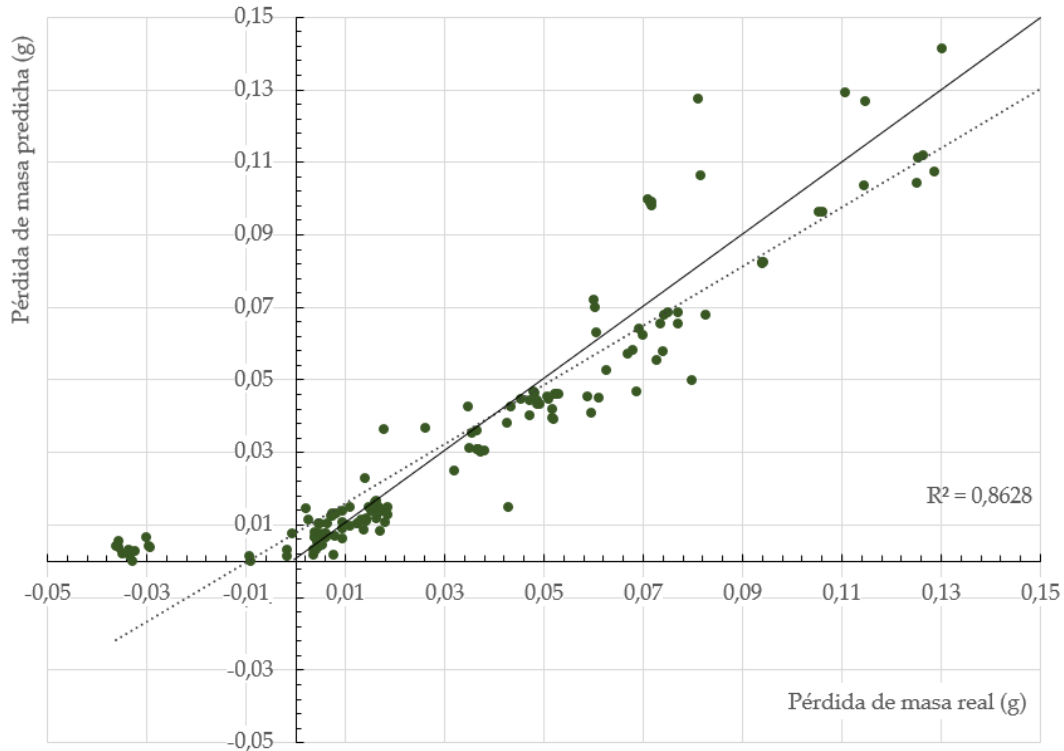


Figura 31: Comparación entre resultados obtenidos experimental y teóricamente en base a fórmulas empíricas.

### Modelado

Con el fin de conseguir un método con mayor capacidad de generalizar y haciendo uso de una base de datos más completa, se entrena el algoritmo predictivo *MARS* (ecuación (12)) para crear un modelo que prediga la pérdida de masa que experimentará una estructura de metal bajo esas condiciones. El 75% de los datos se utiliza para el entrenamiento y el 25% restante para las pruebas de validación.

En la Figura 32, los valores predichos por el modelo predictivo se representan en el eje vertical, mientras que los valores reales se muestran en el eje horizontal. Igual que en el caso anterior, idealmente los puntos en este gráfico deberían distribuirse a lo largo de la línea diagonal, indicando una correspondencia exacta



entre las predicciones del modelo y los valores reales. En este caso, se observa una correlación mayor entre los valores predichos y los valores reales ( $R^2=0,9322$ ). Esto demuestra que el modelo *MARS* es capaz de generar estimaciones precisas de la pérdida de masa basándose en los parámetros del estudio, que a su vez son variables más sencillas.

La proximidad de los puntos a la línea diagonal en el extremo derecho también sugiere que el modelo generaliza bien, lo que significa que proporciona predicciones precisas incluso para datos que no se utilizaron durante el entrenamiento del modelo. Esta capacidad de generalización es esencial para garantizar la aplicabilidad y confiabilidad del modelo en situaciones prácticas, pudiendo incluir otros materiales.

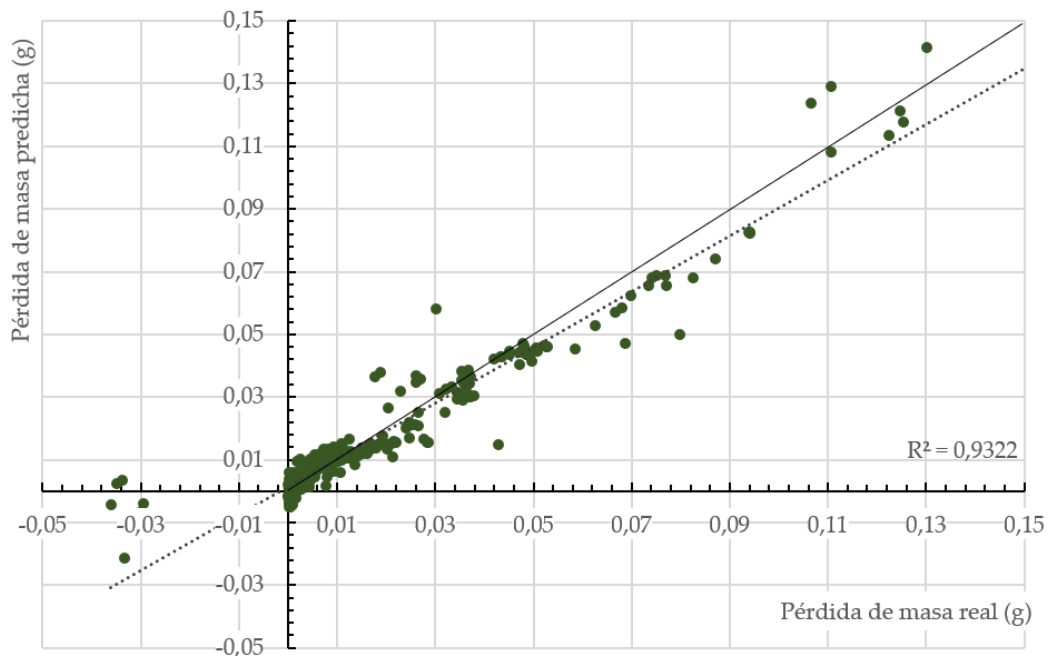


Figura 32: Resultados del modelo de abrasión utilizando el algoritmo *MARS*.

El *RMSE* general utilizado para medir las diferencias entre los valores predichos del modelo y los valores reales tiene un valor de 0,005587. Los valores de *RMSE* de cada una de las 4 familias de materiales se muestran en la Tabla 13. Analizando el comportamiento por separado se observa de nuevo un peor comportamiento en el Aluminio respecto al resto. Sin embargo, el resto de los materiales presentan valores de *RMSE* entre 0,005 y 0,019.

Tabla 13: Valores de *RMSE* de las 4 familias de materiales.

	Aluminio	Acero inoxidable	Acero galvanizado	Hojalata
<i>RMSE</i>	0,036179	0,005119	0,019877	0,006334

Comparando los resultados con los obtenidos utilizando las ecuaciones (10) y (11), se observa igualmente la mejora en la capacidad de generalizar a otros materiales. Aunque en ninguno de los casos se hayan obtenido buenos resultados con el aluminio debido a su baja dureza, sí que hay una mejoría respecto al resto de materiales. Cabe mencionar como ventaja añadida, que las variables escogidas como variables de entrada para el modelo propuesto facilitan enormemente su uso, concluyendo así que se puede lograr un resultado igual o superior con información más fácilmente accesible.

La Tabla 14 muestra una comparación entre el error relativo, el error absoluto, el porcentaje predicho por el modelo y un ejemplo del porcentaje de acierto usando el valor medio.

Tabla 14: Error relativo, error absoluto, valor medio y error del modelo de abrasión.

Error Relativo (%)	Error Absoluto	Media (%)	Modelo (%)
1	0,000292	1,12	25,7
5	0,00146	15,08	77,09
10	0,00292	38,55	94,41
14	0,004088	58,1	97,77
20	0,00584	85,47	98,88
25	0,0073	86,59	100
Inf	Inf	100	100

Se puede observar que las predicciones del modelo tienen errores significativamente bajos y que, en cualquier caso, su uso es siempre más acertado (porcentaje de acierto mayor) en comparación con el uso de la media. Específicamente, para un error relativo inferior al 15%, el modelo muestra una eficiencia de precisión del 98%, lo que demuestra su efectividad para estimar los valores de abrasión.

### V.2.3 CONCLUSIONES

Esta investigación proporciona un enfoque efectivo y preciso para identificar áreas en riesgo de abrasión eólica, lo que es fundamental para la gestión y protección de infraestructuras y áreas vulnerables a este tipo de degradación, así como una aproximación mediante un modelo de abrasión apoyado en datos de laboratorio. Las principales conclusiones que se desprenden del estudio son:

- Se utilizaron criterios de selección que involucraban variables como la concentración de partículas en suspensión (TSP), la velocidad del viento, la humedad relativa y el contenido de arcilla en el suelo para determinar qué áreas eran susceptibles de abrasión.

- Las zonas en las que se habían producido situaciones de TSP > 1000  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  y ráfagas de viento > 10 m/s simultáneamente, junto con altos valores de humedad relativa media anual y contenido de arcilla menores de 200 g/kg en el suelo fueron consideradas áreas de interés para la abrasión.
- Al realizar la segmentación del terreno propenso a la abrasión mediante el análisis de la disimilitud de Bray-Curtis en todos los ejemplos de ROIs, se pudo observar que en ningún caso se encontraron subclases con un solapamiento superior al 70%. Incluso, en algunos casos, la similitud fue menor al 17%, lo que favorece un entrenamiento satisfactorio.
- Los resultados de la clasificación utilizando el algoritmo *Random Forest* proporciona unos resultados de clasificación fueron altamente precisos, con valores superiores al 98% para todas las métricas evaluadas. Esto sugiere que el modelo es efectivo en la identificación de áreas susceptibles de abrasión.
- A partir de los modelos así entrenados, es posible determinar, simplemente con la firma espectral aquellas zonas en las que se produce la combinación de variables (viento, suelo, vegetación y humedad) óptima para que se produzcan movimientos de arena y, en consecuencia, abrasión de estructuras. La identificación de zonas susceptibles de abrasión se representó en un mapa global, destacando áreas en riesgo en todo el mundo, incluyendo desiertos y regiones con condiciones climáticas variables. Los resultados se vectorizaron y se pueden utilizar en plataformas como *Google Earth* para determinar si coordenadas específicas se encuentran dentro de áreas susceptibles y en riesgo de erosión por partículas de arena transportadas por el viento.
- La metodología propuesta permite reentrenar el modelo en cualquier momento con información actualizada, lo que facilita el seguimiento y la gestión de áreas susceptibles de abrasión eólica en evolución.
- Se proporciona un enfoque integral para la determinación de la tasa de erosión por partículas en materiales metálicos, con la creación de un modelo predictivo *MARS* que es capaz de predecir la pérdida de masa. Este enfoque tiene el potencial de ser aplicado a una variedad de materiales y situaciones prácticas para evaluar la erosión por partículas.

- Las pruebas experimentales realizadas presentan una alteración superficial en las muestras metálicas después de las pruebas de impacto directo. Las muestras perdieron entre el 0,20% y el 0,99% de masa por los impactos. Algunos casos, como el aluminio, mostraron ganancias de masa de hasta un 0,05%. Este fenómeno se atribuye a la incrustación de partículas de arena en el material lo que aumenta el peso y puede enmascarar las pérdidas por desgaste.
- La utilización del modelo empírico para predecir la pérdida de masa en función de las condiciones del impacto y el material proporciona una correlación general entre los valores reales y los predichos ( $R^2=0,8628$ ), con mejores resultados para el acero inoxidable. El modelo creado, basado en un algoritmo predictivo *MARS* para mejorar la capacidad de generalización mostró una mayor correlación ( $R^2=0,9322$ ) entre los valores predichos y los valores reales. El modelo *MARS* demostró una buena capacidad de generalización y fue efectivo en la predicción de la pérdida de masa, además de predecir la pérdida de masa basándose en parámetros más simples.
- El modelo *MARS* mejora además la capacidad de generalizar a otros materiales. Dejando aparte el aluminio por su comportamiento anómalo, el modelo *MARS* fue más eficaz en el resto de los materiales, reduciéndose, por ejemplo, en el caso del acero galvanizado el *RMSE* de 0,039245 a 0,019877.

# CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES

---

## VI.1 CONCLUSIONES

Con la proliferación de construcciones en circunstancias adversas, terrenos secos y degradados y ambientes corrosivos es crucial tener en cuenta las condiciones y características del clima, contaminantes y terreno circundante a la hora de diseñar y mantener estructuras metálicas exteriores.

Se han investigado las causas y efectos de la degradación de estructuras metálicas con el fin de obtener modelos simplificados utilizables en entornos inciertos con datos limitados. A nivel global, se han realizado estudios y establecido normativas para la corrosión, aunque las ecuaciones propuestas necesitan de información precisa difícilmente accesible. La erosión de estructuras metálicas por partículas transportadas por el viento ha recibido menos atención, a pesar de su creciente impacto debido a las tendencias constructivas y las condiciones climáticas actuales y futuras.

Este trabajo demuestra que el aprovechamiento de la información climática satelital y la implementación de sistemas predictivos de aprendizaje, junto con el estudio de variables específicas que acoten el problema, permiten determinar el desgaste fisicoquímico que puedan sufrir las estructuras metálicas en situaciones de incertidumbre.

En el marco de los distintos trabajos desarrollados en esta Tesis, se han obtenido varias conclusiones significativas relacionadas con la predicción de daños por corrosión y erosión en estructuras metálicas expuestas a condiciones ambientales adversas:

- En ausencia de datos experimentales, los modelos desarrollados muestran que es posible realizar una categorización precisa de los ambientes para predecir la corrosión de las estructuras galvanizadas a la intemperie. El algoritmo *Supersom* obtiene un ahorro medio del 16% en material de recubrimiento, optimizando la relación entre recubrimiento y vida útil durante las fases de diseño y evaluación y contribuyendo a la durabilidad de las estructuras de acero.

- La comparativa realizada en el apartado V.1.3 entre los valores reales de corrosión del primer año y los valores predichos mediante la red entrenada con SOM obtienen una correlación satisfactoria ( $R^2=0,7728$ ). Además, los puntos cuya predicción se alejaba del valor real, siempre lo hacen por defecto, lo que significa que las predicciones son conservadoras y que las decisiones tomadas en base a eso aportan mayor seguridad.
- Los ensayos que relacionan la deposición de contaminantes de cloruro con la posición relativa entre la orientación de la estructura y la dirección y origen del viento muestran con suficiente significancia estadística ( $p < 0,05$ ) vital importancia para conocer la deposición de cloro en entornos costeros. Como se muestra en el apartado V.2.2., todas las muestras orientadas al viento marino tuvieron deposiciones más altas que las de otras direcciones ( $p < 0,01$ ), disminuyendo progresivamente a medida que se alejaban de la costa.
- Se ha desarrollado un nuevo método para medir la deposición de iones cloruros (denominado vela cubierta) que permite separar las contribuciones realizadas por el viento de las realizadas por la lluvia, lo que consigue ayudar a entender el fenómeno de manera mucho más profunda.
- Al realizar la segmentación del terreno susceptible de abrasión en el apartado V.3.2. analizando la disimilitud de Bray-Curtis en todos los ejemplos de ROIs, se observó que en ningún caso hay subclases solapadas en las tres frecuencias analizadas, llegando en algunos casos a similitudes inferiores al 17% lo que favorece el entrenamiento satisfactorio.
- El algoritmo *Random Forest* se muestra efectivo en la clasificación semiautomática de áreas susceptibles a la erosión eólica, con más del 99% de los casos clasificados correctamente, obteniendo un RMSE de 0,0883 y un ER de 0,0078.
- Los ensayos de laboratorio realizados en la sección V.4.1 para evaluar el impacto de la abrasión por partículas en placas metálicas, incorporando materiales que no se encuentran en otras bases de datos, revelaron pérdidas de masa que variaban entre el 0,20% y el 0,99%. No obstante, se

observó que las placas de aluminio mostraron un aumento de masa, posiblemente debido a un desgaste mínimo y la incrustación de partículas de arena.

- Es esencial incorporar parámetros del terreno en el diseño y mantenimiento de estructuras metálicas. El modelo predictivo de pérdida de masa basado en el algoritmo MARS, entrenado con una base de datos que se complementó con ensayos de laboratorio cuyos resultados se detallan en la sección V.4.3, ha demostrado ser altamente efectivo en la evaluación de la abrasión en nuevos materiales. Este modelo logra una precisión del 98% con un error relativo por debajo del 15%, empleando variables de entrada de fácil obtención.

## VI.2 LÍNEAS DE FUTURO

Las conclusiones anteriores sugieren diversas áreas para futuras investigaciones y desarrollos:

- Investigar la posibilidad de agregar nuevos materiales metálicos y no metálicos al modelo de predicción de la pérdida por corrosión, por ejemplo, coberturas de alta resistencia como galvanizados de alto Mg o pinturas epoxi, ampliamente utilizados en la construcción actual, especialmente en centrales energéticas.
- Evaluar el desempeño bajo condiciones ambientales más diversas. Específicamente, es importante dotar al modelo de más ejemplos de las categorías menos representadas, ya que existen diferencias notables entre las categorías C3/C4 y el resto de los casos.
- Desarrollar modelos completos de corrosión que introduzcan el nivel de deposición de cloro directamente a partir de la orientación, velocidad y distribución porcentual de la fuente de viento, permitiendo estimaciones precisas sin necesidad de sensores y explorar el efecto de la velocidad del viento y su parametrización en el estudio de la corrosión.
- Adaptar el estudio estático de segmentación del terreno a un modelo dinámico de susceptibilidad del terreno a la abrasión que permita



actualizaciones periódicas de los registros históricos e imágenes multispectrales.

- Realizar estudios de campo específicos para evaluar la pérdida de material por erosión eólica en diferentes tipos de materiales y distintas condiciones durante largos periodos de tiempo para complementar la base internacional de datos de corrosión.
- En definitiva, a partir de todo lo anterior, crear un modelo integrado de necesidades de protección en estructuras en la etapa de diseño de los proyectos que, a partir de datos limitados, incorpore simultáneamente tanto los efectos de abrasión como de corrosión.



## CAPÍTULO VII. REFERENCIAS

---

- [1] Y.-Z. Xu, Liu, Zhou, Wang, Tan, y Huang, «An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels», *Metals*, vol. 10, p. 180, ene. 2020, doi: 10.3390/met10020180.
- [2] A. Al-sayed, F. Al-shammari, A. Alshutayri, N. Aljojo, E. Aldahri, y O. Abouola, «The Smart City-Line in Saudi Arabia: Issue and Challenges», *Postmod. Open.*, vol. 13, n.º 1 Sup1, Art. n.º 1 Sup1, mar. 2022, doi: 10.18662/po/13.1Sup1/412.
- [3] M. Mishra, P. B. Lourenço, y G. V. Ramana, «Structural health monitoring of civil engineering structures by using the internet of things: A review», *J. Build. Eng.*, vol. 48, p. 103954, may 2022, doi: 10.1016/j.jobbe.2021.103954.
- [4] X. Wei *et al.*, «Spatiotemporal variations and driving factors for potential wind erosion on the Mongolian Plateau», *Sci. Total Environ.*, vol. 862, p. 160829, mar. 2023, doi: 10.1016/j.scitotenv.2022.160829.
- [5] L. B. Coelho, D. Zhang, Y. Van Ingelgem, D. Steckelmacher, A. Nowé, y H. Terry, «Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective», *Npj Mater. Degrad.*, vol. 6, n.º 1, Art. n.º 1, ene. 2022, doi: 10.1038/s41529-022-00218-4.
- [6] N. D. Pham, S. Okazaki, Y. Kuriyama, N. Kasai, y K. Suzuki, «Real-time aerosol chloride deposition measuring device using a conductivity sensor», *Atmos. Environ.*, vol. 213, pp. 757-766, sep. 2019, doi: 10.1016/j.atmosenv.2019.06.018.
- [7] Z. Ahmad, «Chapter 2 - Basic concepts in corrosion», en *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, Z. Ahmad, Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2006, pp. 9-56. doi: 10.1016/B978-075065924-6/50003-9.
- [8] J. Liu, G. Ou, Q. Qiu, F. Xing, K. Tang, y J. Zeng, «Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region», *Constr. Build. Mater.*, vol. 190, pp. 1015-1022, nov. 2018, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2018.09.094.
- [9] M. Morcillo, B. Chico, D. Fuente, y J. Simancas, «Looking Back on Contributions in the Field of Atmospheric Corrosion Offered by the MICAT Ibero-American Testing Network», *Int. J. Corros.*, vol. 2012, mar. 2012, doi: 10.1155/2012/824365.

- [10] K. Baltins Slamova, M. Köhl, I. Duerr, y T. Kaltenbach, «Degradation effects of maritime atmosphere on metallic components of solar collectors», *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 147, abr. 2016, doi: 10.1016/j.solmat.2015.12.011.
- [11] E. Kusmierk y E. Chrzescijanska, «Atmospheric corrosion of metals in industrial city environment», *Data Brief*, vol. 3, pp. 149-154, jun. 2015, doi: 10.1016/j.dib.2015.02.017.
- [12] A. Laukkanen, M. Lindgren, T. Andersson, T. Pinomaa, y M. Lindroos, «Development and validation of coupled erosion-corrosion model for wear resistant steels in environments with varying pH», *Tribol. Int.*, vol. 151, p. 106534, jul. 2020, doi: 10.1016/j.triboint.2020.106534.
- [13] Y. Zhang, B. M. Ayyub, y J. F. Fung, «Projections of corrosion and deterioration of infrastructure in United States coasts under a changing climate», *Resilient Cities Struct.*, vol. 1, n.º 1, pp. 98-109, mar. 2022, doi: 10.1016/j.rcns.2022.04.004.
- [14] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9225:2012 Corrosion of metals and alloys — Corrosivity of atmospheres — Measurement of environmental parameters affecting corrosivity of atmospheres». [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [15] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9223:2012 Corrosion of metals and alloys — Corrosivity of atmospheres — Classification, determination and estimation». 2012. [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [16] Y. Xu, L. Liu, Q. Zhou, X. Wang, M. Y. Tan, y Y. Huang, «An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels», *Metals*, vol. 10, n.º 2, Art. n.º 2, feb. 2020, doi: 10.3390/met10020180.
- [17] L. Bruno, M. Horvat, y L. Raffaele, «Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures», *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 177, pp. 340-365, jun. 2018, doi: 10.1016/j.jweia.2018.04.021.
- [18] L. Raffaele y L. Bruno, «Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling», *Eng. Struct.*, vol. 178, pp. 88-101, ene. 2019, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.10.017.
- [19] W. Wang *et al.*, «Quantitative Soil Wind Erosion Potential Mapping for Central Asia Using the Google Earth Engine Platform», *Remote Sens.*, vol. 12, n.º 20, Art. n.º 20, ene. 2020, doi: 10.3390/rs12203430.
- [20] L. Raffaele y L. Bruno, «Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling», *Eng. Struct.*, vol. 178, pp. 88-101, ene. 2019, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.10.017.

- [21] CEIT, «Ceit-IK4 colabora en un nuevo carril para el Ave del desierto ante la abrasión que crea la arena al cumplir los primeros 1000 viajes». 28 de mayo de 2019. [En línea]. Disponible en: <https://www.ceit.es/es/>
- [22] I. A. Carrascal, J. A. Casado, S. Diego, y J. A. Polanco, «Dynamic behaviour of high-speed rail fastenings in the presence of desert sand», *Constr. Build. Mater.*, vol. 117, pp. 220-228, ago. 2016, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2016.05.023.
- [23] E. J. R. Parteli, «Predicted expansion of sand deserts», *Nat. Clim. Change*, vol. 12, n.º 11, Art. n.º 11, nov. 2022, doi: 10.1038/s41558-022-01506-2.
- [24] S. Corti, F. Molteni, y T. N. Palmer, «Signature of recent climate change in frequencies of natural atmospheric circulation regimes», *Nature*, vol. 398, n.º 6730, pp. 799-802, abr. 1999, doi: 10.1038/19745.
- [25] V. Sissakian, N. Al-Ansari, y S. Knutsson, «Sand and dust storm events in Iraq», *Nat. Sci.*, vol. 05, pp. 1084-1094, ene. 2013, doi: 10.4236/ns.2013.510133.
- [26] M. Y. Naz, N. I. Ismail, S. A. Sulaiman, y S. Shukrullah, «Electrochemical and Dry Sand Impact Erosion Studies on Carbon Steel», *Sci. Rep.*, vol. 5, n.º 1, p. 16583, nov. 2015, doi: 10.1038/srep16583.
- [27] L. Raffaele y L. Bruno, «Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling», *Eng. Struct.*, vol. 178, pp. 88-101, ene. 2019, doi: 10.1016/j.engstruct.2018.10.017.
- [28] Y. Shao, Ed., «Integrated Wind-Erosion Modelling», en *Physics and Modelling of Wind Erosion*, en Atmospheric and Oceanographic Sciences Library. , Dordrecht: Springer Netherlands, 2008, pp. 303-360. doi: 10.1007/978-1-4020-8895-7\_9.
- [29] C. Hunold y S. Leitner, «‘Hasta la vista, baby!’ The Solar Grand Plan, environmentalism, and social constructions of the Mojave Desert», *Environ. Polit.*, vol. 20, n.º 5, pp. 687-704, sep. 2011, doi: 10.1080/09644016.2011.608534.
- [30] T. T. E. Vo, S.-M. Je, S.-H. Jung, J. Choi, J.-H. Huh, y H.-J. Ko, «Review of Photovoltaic Power and Aquaculture in Desert», *Energies*, vol. 15, n.º 9, Art. n.º 9, ene. 2022, doi: 10.3390/en15093288.
- [31] M. Kubzova, V. Krivy, y K. Kreislova, «Influence of Chloride Deposition on Corrosion Products», *Procedia Eng.*, vol. 192, pp. 504-509, ene. 2017, doi: 10.1016/j.proeng.2017.06.087.
- [32] B. Moins, C. France, W. Van den bergh, y A. Audenaert, «Implementing life cycle cost analysis in road engineering: A critical review on methodological framework choices», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 133, p. 110284, nov. 2020, doi: 10.1016/j.rser.2020.110284.

- [33] Naciones Unidas, «Transforming our world: The 2030 Agenda for Sustainable Development.» 2015. [En línea]. Disponible en: <https://sustainabledevelopment.un.org/post2015/transformingourworld>
- [34] M. Terrados-Cristos, F. Ortega-Fernández, G. Alonso-Iglesias, M. Díaz-Piloneta, y A. Fernández-Iglesias, «Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques», *Materials*, vol. 14, n.º 14, Art. n.º 14, ene. 2021, doi: 10.3390/ma14143906.
- [35] M. Terrados-Cristos, F. Ortega-Fernández, M. Díaz-Piloneta, V. R. Montequín, y J. G. González, «Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study», *Adv. Civ. Eng.*, vol. 2022, p. e6557898, jun. 2022, doi: 10.1155/2022/6557898.
- [36] M. Terrados-Cristos, F. Ortega-Fernández, M. Díaz-Piloñeta, V. R. Montequín, y J. V. Á. Cabal, «Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning», *Land*, vol. 12, n.º 8, Art. n.º 8, ago. 2023, doi: 10.3390/land12081503.
- [37] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, M. Gabbouj, y D. J. Inman, «A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 147, p. 107077, ene. 2021, doi: 10.1016/j.ymsp.2020.107077.
- [38] F. Seguel y V. Meruane, «Damage assessment in a sandwich panel based on full-field vibration measurements», *J. Sound Vib.*, vol. 417, pp. 1-18, mar. 2018, doi: 10.1016/j.jsv.2017.11.048.
- [39] «Deep learning and its applications to machine health monitoring», *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 115, pp. 213-237, ene. 2019, doi: 10.1016/j.ymsp.2018.05.050.
- [40] R.-T. Wu y M. R. Jahanshahi, «Data fusion approaches for structural health monitoring and system identification: Past, present, and future», *Struct. Health Monit.*, vol. 19, n.º 2, pp. 552-586, mar. 2020, doi: 10.1177/1475921718798769.
- [41] G. Lazorenko, A. Kasprzhitskii, y T. Nazdracheva, «Anti-corrosion coatings for protection of steel railway structures exposed to atmospheric environments: A review», *Constr. Build. Mater.*, vol. 288, p. 123115, jun. 2021, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2021.123115.
- [42] Y. Liu *et al.*, «Life-cycle maintenance strategy of bridges considering reliability, environment, cost and failure probability CO2 emission reduction: A bridge study with climate scenarios», *J. Clean. Prod.*, vol. 379, p. 134740, dic. 2022, doi: 10.1016/j.jclepro.2022.134740.

- [43] Z. Luo y B. Yang, «Towards resilient and smart urban road networks: Connectivity restoration via community structure», *Sustain. Cities Soc.*, vol. 75, p. 103344, dic. 2021, doi: 10.1016/j.scs.2021.103344.
- [44] F. Khoshnaw y R. Gubner, Eds., «Part I: General Aspects of Corrosion, Corrosion Control, and Corrosion Prevention», en *Corrosion Atlas Case Studies*, en Corrosion Atlas Series. , Elsevier, 2020, pp. xxv-xli. doi: 10.1016/B978-0-12-818760-9.02002-X.
- [45] B. Gobereit, L. Amsbeck, y M. Ebert, «Abrasion, corrosion and erosion of particles and metallic structure in Solid Particle Receivers», presentado en SolarPACES 2016, Abu Dhabi, AE, 2016. Accedido: 21 de septiembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://elib.dlr.de/107326/>
- [46] Z. Wang *et al.*, «Atmospheric Corrosion Analysis and Rust Evolution Research of Q235 Carbon Steel at Different Exposure Stages in Chengdu Atmospheric Environment of China», *Scanning*, vol. 2020, p. e9591516, feb. 2020, doi: 10.1155/2020/9591516.
- [47] M. E. Emeteri, S. A. Afolalu, L. M. Amusan, y A. Mamudu, «Role of Atmospheric Aerosol Content on Atmospheric Corrosion of Metallic Materials», *Int. J. Corros.*, vol. 2021, p. e6637499, feb. 2021, doi: 10.1155/2021/6637499.
- [48] R. B. Michael Schutze, *Corrosion Resistance of Steels, Nickel Alloys, and Zinc in Aqueous Media: Waste Water, Seawater, Drinking Water, High-Purity Water*. John Wiley and Sons Ltd, 2016.
- [49] G. Hays, «Now is the Time - World Corrosion Organization». 2022. [En línea]. Disponible en: [https://corrosion.org/Corrosion+Resources/Publications/\\_/nowisthetime.pdf](https://corrosion.org/Corrosion+Resources/Publications/_/nowisthetime.pdf)
- [50] B. Chico, D. De la Fuente, I. Díaz, J. Simancas, y M. Morcillo, «Annual Atmospheric Corrosion of Carbon Steel Worldwide. An Integration of ISOCORRAG, ICP/UNECE and MICAT Databases», *Materials*, vol. 10, n.º 6, p. 601, jun. 2017, doi: 10.3390/ma10060601.
- [51] C. Yin, X. Cheng, X. Liu, y M. Zhao, «Identification and Classification of Atmospheric Particles Based on SEM Images Using Convolutional Neural Network with Attention Mechanism», *Complexity*, vol. 2020, p. e9673724, sep. 2020, doi: 10.1155/2020/9673724.
- [52] A. Hembrera O. E., «Effect of hydrogenation of the walls of oil-and-gas pipelines on their soil corrosion and service life», *Mater. Sci.*, vol. 47, n.º 5, pp. 598-607, mar. 2012.



- [53] G. Doyle, M. V. Seica, y M. W. Grabinsky, «The role of soil in the external corrosion of cast iron water mains in Toronto, Canada», *Can. Geotech. J.*, vol. 40, n.º 2, pp. 225-236, abr. 2003, doi: 10.1139/t02-106.
- [54] National Association of Corrosion Engineers y R. Baboian, *NACE corrosion engineer's reference book*. 2016. Accedido: 31 de agosto de 2018. [En línea]. Disponible en: <http://app.knovel.com/web/toc.v/cid:kpNACECE01/>
- [55] National Institute of Standards and technology, American Bureau of Shipping, Colorado School of Mines, Mineral Management Service, y Office of Pipeline Safety, «Coatings for Corrosion Protection: Offshore Oil and Gas Operation Facilities, Marine Pipeline and Ship Structures», *U. S. Dep. Transp. -- Publ. Pap.*, n.º Special Publication 1035, abr. 2004.
- [56] L. Arriba-Rodriguez, J. Villanueva-Balsera, F. Ortega-Fernandez, y F. Rodriguez-Perez, «Methods to Evaluate Corrosion in Buried Steel Structures: A Review», *Metals*, vol. 8, n.º 5, p. 334, may 2018, doi: 10.3390/met8050334.
- [57] Peabody, A.W., *Control of Pipeline Corrosion*. Houston: National Association of Corrosion Engineers (NACE), 2001.
- [58] Z. Ahmad, «Chapter 1 - Introduction to Corrosion», en *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, Z. Ahmad, Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2006, pp. 1-8. doi: 10.1016/B978-075065924-6/50002-7.
- [59] «First (Experimental) Report to the Atmospheric Corrosion Research Committee (of the British Non-Ferrous Metals Research Association)», *Nature*, vol. 115, n.º 2890, pp. 417-417, mar. 1925, doi: 10.1038/115417a0.
- [60] M. Benarie y F. L. Lipfert, «A general corrosion function in terms of atmospheric pollutant concentrations and rain pH», *Atmospheric Environ.* 1967, vol. 20, n.º 10, pp. 1947-1958, ene. 1986, doi: 10.1016/0004-6981(86)90336-7.
- [61] M. Morcillo, B. Chico, I. Díaz, H. Cano, y D. de la Fuente, «Atmospheric corrosion data of weathering steels. A review», *Corros. Sci.*, vol. 77, pp. 6-24, dic. 2013, doi: 10.1016/j.corsci.2013.08.021.
- [62] D. de la Fuente, J. G. Castaño, y M. Morcillo, «Long-term atmospheric corrosion of zinc», *Corros. Sci.*, vol. 49, n.º 3, pp. 1420-1436, mar. 2007, doi: 10.1016/j.corsci.2006.08.003.
- [63] Yu. M. Panchenko y A. I. Marshakov, «Long-term prediction of metal corrosion losses in atmosphere using a power-linear function», *Corros. Sci.*, vol. 109, pp. 217-229, ago. 2016, doi: 10.1016/j.corsci.2016.04.002.
- [64] C. Leygraf, I. Wallinder, J. Tidblad, y T. Graedel, *Atmospheric Corrosion: Second Edition*. 2016, p. 374. doi: 10.1002/9781118762134.

- [65] Y. Cai, Y. Xu, Y. Zhao, y X. Ma, «Atmospheric corrosion prediction: a review», *Corros. Rev.*, jul. 2020, doi: 10.1515/corrrev-2019-0100.
- [66] SW Dean, D Knotkova, y K Kreislová, «ISOCORRAG International Atmospheric Exposure Program: Summary of Results». ASTM International, 2011.
- [67] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9224:2012 Corrosion of metals and alloys – Corrosivity of atmospheres – Guiding values for the corrosivity categories». [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [68] ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, «ISO 9226:2012 Corrosion of metals and alloys – Corrosivity of atmospheres – Determination of corrosion rate of standard specimens for the evaluation of corrosivity». [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/>
- [69] Swedish Corrosion Institute: Stockholm, «UN/ECE International Cooperative Programme on Effects on Materials Including Historic and Cultural Monuments, Report n. 01: Technical Manual». Sweden, 1988.
- [70] M. Morcillo, «Atmospheric Corrosion in Ibero-America: The MICAT Project», *Atmospheric Corros.*, ene. 1995, doi: 10.1520/STP14924S.
- [71] R. H. McCuen, P. Albrecht, y J. Cheng, «A New Approach to Power-Model Regression of Corrosion Penetration Data», *Corros. Forms Control Infrastruct.*, ene. 1992, doi: 10.1520/STP19754S.
- [72] Feliu, S. y Morcillo, M., «The prediction of atmospheric corrosion from meteorological and pollution parameters », *Corros. Sci.*, vol. 34(3), pp. 403-414., 1993.
- [73] Albrecht Pedro y Hall Terry T., «Atmospheric Corrosion Resistance of Structural Steels», *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 15, n.º 1, pp. 2-24, feb. 2003, doi: 10.1061/(ASCE)0899-1561(2003)15:1(2).
- [74] R. E. Melchers, «A new interpretation of the corrosion loss processes for weathering steels in marine atmospheres», *Corros. Sci.*, vol. 50, n.º 12, pp. 3446-3454, dic. 2008, doi: 10.1016/j.corsci.2008.09.003.
- [75] R. E. Melchers, «Long-term corrosion of cast irons and steel in marine and atmospheric environments», *Corros. Sci.*, vol. 68, pp. 186-194, mar. 2013, doi: 10.1016/j.corsci.2012.11.014.
- [76] M. Morcillo, B. Chico, I. Díaz, H. Cano, y D. de la Fuente, «Atmospheric corrosion data of weathering steels. A review», *Corros. Sci.*, vol. 77, pp. 6-24, dic. 2013, doi: 10.1016/j.corsci.2013.08.021.
- [77] C. Titakis y P. Vassiliou, «Evaluation of 4-Year Atmospheric Corrosion of Carbon Steel, Aluminum, Copper and Zinc in a Coastal Military Airport in

- Greece», *Corros. Mater. Degrad.*, vol. 1, p. 8, may 2020, doi: 10.3390/cmd1010008.
- [78] K. Kreislova y D. Knotkova, «The Results of 45 Years of Atmospheric Corrosion Study in the Czech Republic», *Materials*, vol. 10, abr. 2017, doi: 10.3390/ma10040394.
- [79] J. Tidblad, «Atmospheric corrosion of metals in 2010–2039 and 2070–2099», *Atmos. Environ.*, vol. 55, pp. 1-6, ago. 2012, doi: 10.1016/j.atmosenv.2012.02.081.
- [80] D. Knotkova, P. Boschek, y K. Kreislova, «Results of ISO CORRAG Program: Processing of One-Year Data in Respect to Corrosivity Classification», *Atmospheric Corros.*, ene. 1995, doi: 10.1520/STP14912S.
- [81] Y. M. Panchenko, A. I. Marshakov, L. A. Nikolaeva, V. V. Kovtanyuk, T. N. Igonin, y T. A. Andryushchenko, «Comparative estimation of long-term predictions of corrosion losses for carbon steel and zinc using various models for the Russian territory», *Corros. Eng. Sci. Technol.*, vol. 52, n.º 2, pp. 149-157, feb. 2017, doi: 10.1080/1478422X.2016.1227024.
- [82] I. S. Cole, T. H. Muster, N. S. Azmat, M. S. Venkatraman, y A. Cook, «Multiscale modelling of the corrosion of metals under atmospheric corrosion», *Electrochimica Acta*, vol. 56, n.º 4, pp. 1856-1865, ene. 2011, doi: 10.1016/j.electacta.2010.10.025.
- [83] M. N. Nguyen, X. Wang, y R. H. Leicester, «An assessment of climate change effects on atmospheric corrosion rates of steel structures», *Corros. Eng. Sci. Technol.*, vol. 48, n.º 5, pp. 359-369, ago. 2013, doi: 10.1179/1743278213Y.0000000087.
- [84] H. M. Gomes y A. M. Awruch, «Comparison of response surface and neural network with other methods for structural reliability analysis», *Struct. Saf.*, vol. 26, n.º 1, pp. 49-67, ene. 2004, doi: 10.1016/S0167-4730(03)00022-5.
- [85] Z. Ahmad, «Chapter 10- Atmospheric Corrosion», en *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, Z. Ahmad, Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2006, pp. 550-575. doi: 10.1016/B978-075065924-6/50011-8.
- [86] C. Vargel, «Chapter C.2 - The Parameters of Atmospheric Corrosion», en *Corrosion of Aluminium*, C. Vargel, Ed., Amsterdam: Elsevier, 2004, pp. 241-257. doi: 10.1016/B978-008044495-6/50018-5.
- [87] E. Schindelholz y R. G. Kelly, «Wetting phenomena and time of wetness in atmospheric corrosion: a review», *Corros. Rev.*, vol. 30, n.º 5-6, ene. 2012, doi: 10.1515/corrrev-2012-0015.
- [88] M. Kottek, J. Grieser, C. Beck, B. Rudolf, y F. Rubel, «World Map of the Köppen-Geiger climate classification updated», *Meteorol. Z.*, vol. 15, n.º 3, pp. 259-263, jul. 2006, doi: 10.1127/0941-2948/2006/0130.

- [89] C. H. Tan, F. R. Mahamd Adikan, Y. G. Shee, y B. K. Yap, «Non-destructive fiber Bragg grating based sensing system: Early corrosion detection for structural health monitoring», *Sens. Actuators Phys.*, vol. 268, pp. 61-67, dic. 2017, doi: 10.1016/j.sna.2017.10.048.
- [90] M. Abbas y M. Shafiee, «An overview of maintenance management strategies for corroded steel structures in extreme marine environments», *Mar. Struct.*, vol. 71, p. 102718, may 2020, doi: 10.1016/j.marstruc.2020.102718.
- [91] L. Yan, Y. Diao, Z. Lang, y K. Gao, «Corrosion rate prediction and influencing factors evaluation of low-alloy steels in marine atmosphere using machine learning approach», *Sci. Technol. Adv. Mater.*, vol. 21, n.º 1, pp. 359-370, ene. 2020, doi: 10.1080/14686996.2020.1746196.
- [92] B. Santosh Kumar, S. A. Sannasiraj, y K. Murali, «Effect of Climate Change in the Deterioration of a Berthing Structure in a Tropical Environment», *J. Inst. Eng. India Ser. A*, vol. 102, n.º 3, pp. 697-703, sep. 2021, doi: 10.1007/s40030-021-00532-1.
- [93] E. Diler, F. Peltier, J. Becker, y D. Thierry, «Real-time corrosion monitoring of aluminium alloys under chloride-contaminated atmospheric conditions», *Mater. Corros.*, vol. 72, n.º 8, pp. 1377-1387, 2021, doi: 10.1002/maco.202112302.
- [94] Brett, Nigel, «Why we should care about vulnerable coastal communities». 18 de enero de 2019. Accedido: 16 de julio de 2021. [En línea]. Disponible en: <https://ani.seafdec.org.ph/handle/20.500.12174/5473>
- [95] W. Choi, D. Lee, y C. B. Bahn, «Quantitative Analysis Methods of Chloride Deposition on Silver for Atmospheric Corrosion Monitoring in South Korea», *Corrosion*, vol. 77, n.º 1, pp. 53-61, nov. 2020, doi: 10.5006/3622.
- [96] N. Russo, M. Gastaldi, L. Schiavi, A. Strini, R. Zanoni, y F. Lollini, «78\_Effect of cracks on the service life of RC structures exposed to chlorides», *Acta Polytech. CTU Proc.*, vol. 33, pp. 511-517, mar. 2022, doi: 10.14311/APP.2022.33.0511.
- [97] S. Hu, Z. Wang, Y. Guo, y G. Xiao, «Life-Cycle Seismic Fragility Assessment of Existing RC Bridges Subject to Chloride-Induced Corrosion in Marine Environment», *Adv. Civ. Eng.*, vol. 2021, p. e9640521, jun. 2021, doi: 10.1155/2021/9640521.
- [98] Y. Gu, A. Yu, y X. Zhang, «Seismic Performance of Offshore Piers under Wave Impact and Chloride Ion Corrosion Environment», *Shock Vib.*, vol. 2021, p. e8028869, dic. 2021, doi: 10.1155/2021/8028869.
- [99] H. Chen, H. Cui, Z. He, L. Lu, y Y. Huang, «Influence of chloride deposition rate on rust layer protectiveness and corrosion severity of mild steel in

- tropical coastal atmosphere», *Mater. Chem. Phys.*, vol. 259, p. 123971, feb. 2021, doi: 10.1016/j.matchemphys.2020.123971.
- [100] M. Ormellese, S. Beretta, T. Bellezze, y F. Bolzoni, «Atmospheric Corrosion Behavior of Zinc and Zinc Alloys: Comparison Between Natural and Accelerated Exposure», presentado en CORROSION 2021, OnePetro, abr. 2021. Accedido: 21 de septiembre de 2021. [En línea]. Disponible en: <https://onepetro.org/NACECORR/proceedings/CORR21/8-CORR21/D081S029R008/464011>
- [101] H. Guan, A. Love, C. Simmons, O. Makhnin, y A. Kayaalp, «Factors influencing chloride deposition in a coastal hilly area and application to chloride deposition mapping», *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 14, may 2010, doi: 10.5194/hess-14-801-2010.
- [102] J. Liu, G. Ou, Q. Qiu, F. Xing, K. Tang, y J. Zeng, «Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region», *Constr. Build. Mater.*, vol. 190, pp. 1015-1022, nov. 2018, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2018.09.094.
- [103] A. Castañeda, F. Corvo, J. Albear, y M. Rigoberto, «Penetration of marine aerosol in a tropical coastal city: Havana», *Atmósfera*, vol. 31, pp. 87-104, ene. 2018, doi: 10.20937/ATM.2018.31.01.06.
- [104] K. Slamova, R. Glaser, C. Schill, S. Wiesmeier, y M. Köhl, «Mapping atmospheric corrosion in coastal regions: Methods and results», 2012, [En línea]. Disponible en: <https://publica.fraunhofer.de/handle/publica/230132>
- [105] R. Wattanapornprom, P. Limtong, T. Ishida, P. Pheinsusom, y W. Pansuk, «Airborne Chloride Intensity and Chloride Ion Penetration into Mortar Specimen in Thailand», *Eng. J.*, vol. 24, mar. 2020, doi: 10.4186/ej.2020.24.2.87.
- [106] M. H. Nazir, A. Saeed, y Z. Khan, «A comprehensive predictive corrosion model incorporating varying environmental gas pollutants applied to wider steel applications», *Mater. Chem. Phys.*, vol. 193, pp. 19-34, jun. 2017, doi: 10.1016/j.matchemphys.2017.01.081.
- [107] G. Battista, «Analysis of the Air Pollution Sources in the city of Rome (Italy)», *Energy Procedia*, vol. 126, pp. 392-397, sep. 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.08.271.
- [108] T. M. Zobeck y R. S. Van Pelt, «Wind Erosion», en *Soil Management: Building a Stable Base for Agriculture*, John Wiley & Sons, Ltd, 2011, pp. 209-227. doi: 10.2136/2011.soilmanagement.c14.
- [109] J. F. Kok, E. J. R. Parteli, T. I. Michaels, y D. B. Karam, «The physics of wind-blown sand and dust», *Rep. Prog. Phys.*, vol. 75, n.º 10, p. 106901, sep. 2012, doi: 10.1088/0034-4885/75/10/106901.
- [110] M. L. Martínez y N. P. Psuty, *Coastal dunes*. Springer, 2004.

- [111] P. G. Fookes y E. M. Lee, «Desert environments: landscapes and stratigraphy», *Geol. Today*, vol. 25, n.º 5, pp. 172-180, 2009, doi: <https://doi.org/10.1111/j.1365-2451.2009.00722.x>.
- [112] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [113] Y. M. El-Sherbiny, «Erosive wear of different facade finishing materials», *HBRC J.*, vol. 14, n.º 3, pp. 431-437, dic. 2018, doi: 10.1016/j.hbrcj.2018.04.001.
- [114] N. P. Webb *et al.*, «Indicators and benchmarks for wind erosion monitoring, assessment and management», *Ecol. Indic.*, vol. 110, p. 105881, mar. 2020, doi: 10.1016/j.ecolind.2019.105881.
- [115] M. Jarrah, S. Mayel, J. Tatarko, R. Funk, y K. Kuka, «A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity», *CATENA*, vol. 187, p. 104388, abr. 2020, doi: 10.1016/j.catena.2019.104388.
- [116] N. P. Woodruff y F. H. Siddoway, «A Wind Erosion Equation», *Soil Sci. Soc. Am. J.*, vol. 29, n.º 5, pp. 602-608, 1965, doi: 10.2136/sssaj1965.03615995002900050035x.
- [117] J. R. Williams, C. A. Jones, y P. T. Dyke, «A Modeling Approach to Determining the Relationship Between Erosion and Soil Productivity», *Am. Soc. Agric. Biol. Eng.*, vol. 27, n.º 1, pp. 0129-0144, 1984, doi: 10.13031/2013.32748.
- [118] B. Liu, J. Qu, D. Ning, Q. Han, D. Yin, y P. Du, «WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces», *CATENA*, vol. 172, pp. 266-273, ene. 2019, doi: 10.1016/j.catena.2018.08.037.
- [119] J. Böhner, W. Schäfer, O. Conrad, J. Gross, y A. Ringeler, «The WEELS model: methods, results and limitations», *CATENA*, vol. 52, n.º 3, pp. 289-308, jul. 2003, doi: 10.1016/S0341-8162(03)00019-5.
- [120] C. Hong *et al.*, «Wind erosion rate for vegetated soil cover: A prediction model based on surface shear strength», *CATENA*, vol. 187, p. 104398, abr. 2020, doi: 10.1016/j.catena.2019.104398.
- [121] Y. P. Shao, M. R. Raupach, y J. F. Leys, «A model for predicting aeolian sand drift and dust entrainment on scales from paddock to region», *Soil Res.*, vol. 34, n.º 3, pp. 309-342, 1996, doi: 10.1071/sr9960309.
- [122] A. Klik, «Wind erosion assessment in Austria using wind erosion equation and GIS», *Proceedings OECD Expert Meet. Rome*, ene. 2004.
- [123] M. Jarrah, S. Mayel, J. Tatarko, R. Funk, y K. Kuka, «A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity», *CATENA*, vol. 187, p. 104388, abr. 2020, doi: 10.1016/j.catena.2019.104388.



- [124] B. Liu, J. Qu, D. Ning, Q. Han, D. Yin, y P. Du, «WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces», *CATENA*, vol. 172, pp. 266-273, ene. 2019, doi: 10.1016/j.catena.2018.08.037.
- [125] H. Arabnejad, A. Mansouri, S. Shirazi, y B. McLaury, «Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications», ene. 2015. doi: 10.2118/174987-MS.
- [126] S. Shirazi, B. McLaury, y H. Arabnejad, «A Semi-Mechanistic Model for Predicting Sand Erosion Threshold Velocities in Gas and Multiphase Flow Production», sep. 2016. doi: 10.2118/181487-MS.
- [127] B. Omar, hadj meliani Mohammed, Z. Azari, A. Sorour, N. Merah, y P. Guy, «Effect of Sandblasting on Tensile Properties, Hardness and Fracture Resistance of a Line Pipe Steel Used in Algeria for Oil Transport», *J. Fail. Anal. Prev.*, pp. 1-15, ago. 2017, doi: 10.1007/s11668-017-0313-4.
- [128] A. Asgharpour, P. Zahedi, H. Khanouki, S. Shirazi, y B. McLaury, «Experimental Investigation of Solid Particle Erosion in Successive Elbows in Gas Dominated Flows», *J. Fluids Eng.*, vol. 142, jun. 2020, doi: 10.1115/1.4046109.
- [129] H. A. Khanouki, *Development of Erosion Equations for Solid Particle and Liquid Droplet Impact (Ph.D. Dissertation)*. University of Tulsa, 2015.
- [130] A. Mansouri, «A combined CFD-experimental method for developing an erosion equation for both gas-sand and liquid-sand flows», University of Tulsa, 2016.
- [131] H. Yun-Hong y X. Yong-Ming, «Reserch on the mechanical-properties of flexible surface-material by erosion in Sandstorm-Environment», *2010 Int. Conf. Mech. Autom. Control Eng. MACE2010*, jun. 2010, doi: 10.1109/MACE.2010.5536772.
- [132] A. Bahri, N. Guermazi, K. Elleuch, y M. Ürgen, «On the erosive wear of 304L stainless steel caused by olive seed particles impact: Modeling and experiments», *Tribol. Int.*, vol. 102, pp. 608-619, oct. 2016, doi: 10.1016/j.triboint.2016.06.020.
- [133] C. Mele, F. Lionetto, y B. Bozzini, «An Erosion-Corrosion Investigation of Coated Steel for Applications in the Oil and Gas Field, Based on Bipolar Electrochemistry», *Coatings*, vol. 10, n.º 2, p. 92, feb. 2020, doi: 10.3390/coatings10020092.
- [134] Y.-H. Hao y Y. Li, «Erosion-behaviors of the coating on steel structure eroded at low erosion-angle in sandstorm», *Mocaxue XuebaoTribology*, vol. 33, pp. 343-348, jul. 2013.
- [135] Y.-H. Hao, Y. Ren, G.-L. Duan, M.-X. Zhu, y Y.-J. Feng, «Erosion mechanism and evaluation of steel structure coating eroded under



- sandstorm environment», *Jianzhu Cailiao Xuebao Journal Build. Mater.*, vol. 34, pp. 357-363, jul. 2014, doi: 10.3969/j.issn.1007-9629.2011.03.011.
- [136] Y. Chen, «Flood hazard zone mapping incorporating geographic information system (GIS) and multi-criteria analysis (MCA) techniques», *J. Hydrol.*, vol. 612, p. 128268, sep. 2022, doi: 10.1016/j.jhydrol.2022.128268.
- [137] G. A. Yousef, M. A. Elazony, A. Abdelsattar, M. M. Sewailam, y O. H. Elsaid, «Applying an integrated Remote Sensing-GIS approach in the documentation of handicraft centers at New Valley Governorate, Egypt», *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.*, vol. 25, n.º 3, pp. 731-739, dic. 2022, doi: 10.1016/j.ejrs.2022.04.004.
- [138] F. Fang *et al.*, «Spatial context-aware method for urban land use classification using street view images», *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 192, pp. 1-12, oct. 2022, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2022.07.020.
- [139] O. M. Sorkhabi, B. Shadmanfar, y E. Kiani, «Monitoring of dam reservoir storage with multiple satellite sensors and artificial intelligence», *Results Eng.*, p. 100542, jul. 2022, doi: 10.1016/j.rineng.2022.100542.
- [140] H. G. Kuma, F. F. Feyessa, y T. A. Demissie, «Land-use/land-cover changes and implications in Southern Ethiopia: evidence from remote sensing and informants», *Heliyon*, vol. 8, n.º 3, p. e09071, mar. 2022, doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e09071.
- [141] Md. J. Faruque *et al.*, «Monitoring of land use and land cover changes by using remote sensing and GIS techniques at human-induced mangrove forests areas in Bangladesh», *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.*, vol. 25, p. 100699, ene. 2022, doi: 10.1016/j.rsase.2022.100699.
- [142] H. A. Megahed, A. Hassoup, A. E.-H. A. Farrag, y D. Wahba, «Modeling the Environmental Hazards of El-Kharga Oasis Sand Dunes, Western Desert of Egypt, using Remote Sensing and GIS Techniques: Research Article- DOI: 10.23953/cloud.ijarsg.505», *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS*, vol. 10, n.º 1, Art. n.º 1, jul. 2021.
- [143] F. Wiesinger, F. Sutter, A. Fernández-García, J. Wette, y N. Hanrieder, «Sandstorm erosion on solar reflectors: A field study on height and orientation dependence», *Energy*, p. 119351, nov. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2020.119351.
- [144] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [145] R. Mehdipour y Z. Baniamerian, «A new approach in reducing sand deposition on railway tracks to improve transportation», *Aeolian Res.*, vol. 41, p. 100537, dic. 2019, doi: 10.1016/j.aeolia.2019.07.003.

- [146] T. Savill, E. Jewell, y P. Barker, «Development of Techniques and Non-Destructive Methods for in-Situ Performance Monitoring of Organically Coated Pre-Finished Cladding Used in the Construction Sector», *ECS Meet. Abstr.*, vol. MA2022-01, n.º 16, pp. 1016-1016, jul. 2022, doi: 10.1149/MA2022-01161016mtgabs.
- [147] J. F. Kok, E. J. R. Parteli, T. I. Michaels, y D. B. Karam, «The physics of wind-blown sand and dust», *Rep. Prog. Phys. Phys. Soc. G. B.*, vol. 75, n.º 10, p. 106901, oct. 2012, doi: 10.1088/0034-4885/75/10/106901.
- [148] V. Dentoni, B. Grosso, F. Pinna, A. Lai, y O. Bouarour, «Emission of Fine Dust from Open Storage of Industrial Materials Exposed to Wind Erosion», *Atmosphere*, vol. 13, n.º 2, Art. n.º 2, feb. 2022, doi: 10.3390/atmos13020320.
- [149] X. J. Shi y X. F. Shi, «Numerical prediction on erosion damage caused by wind-blown sand movement», *Eur. J. Environ. Civ. Eng.*, vol. 18, n.º 5, pp. 550-566, may 2014, doi: 10.1080/19648189.2014.891468.
- [150] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [151] Y. M. El-Sherbiny, «Erosive wear of different facade finishing materials», *HBRC J.*, vol. 14, n.º 3, pp. 431-437, dic. 2018, doi: 10.1016/j.hbrcj.2018.04.001.
- [152] Republique Algerienne Democratique et Populaire, «Document Technique Règlementaire C2-47: Règlement Neige & Vent». 2013.
- [153] Asociación Española de Normalización, «UNE-EN-1991-1-4. Eurcódigo 1: Acciones en estructuras. Part1-4:Acciones generales.Acciones de viento».
- [154] European Commitee for Standarization, «EN 1993-1-1. Eurocode 3: Design of steel structures - Part 1-1: General rules and rules for buildings.» mayo de 2005.
- [155] Asociación Española de Normalización, «UNE-EN-ISO 14713-1. Recubrimientos de cinc. Parte 1: Principios generales de diseño y resistencia a la corrosión». junio de 2017.
- [156] G02 Committee, «Test Method for Conducting Erosion Tests by Solid Particle Impingement Using Gas Jets», ASTM International. doi: 10.1520/G0076-13.
- [157] O. Bouledroua, M. Hadj Meliani, Z. Azari, A. Sorour, N. Merah, y G. Pluvinage, «Effect of Sandblasting on Tensile Properties, Hardness and Fracture Resistance of a Line Pipe Steel Used in Algeria for Oil Transport», *J. Fail. Anal. Prev.*, vol. 17, n.º 5, pp. 890-904, oct. 2017, doi: 10.1007/s11668-017-0313-4.

- [158] G. Pastore, T. Baird, P. Vermeesch, C. Bristow, A. Resentini, y E. Garzanti, «Provenance and recycling of Sahara Desert sand», *Earth-Sci. Rev.*, vol. 216, p. 103606, may 2021, doi: 10.1016/j.earscirev.2021.103606.
- [159] X. J. Zheng y T. L. Bo, «Representation model of wind velocity fluctuations and saltation transport in aeolian sand flow», *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 220, p. 104846, ene. 2022, doi: 10.1016/j.jweia.2021.104846.
- [160] Y. I. Oka, K. Okamura, y T. Yoshida, «Practical estimation of erosion damage caused by solid particle impact: Part 1: Effects of impact parameters on a predictive equation», *Wear*, vol. 259, n.º 1, pp. 95-101, jul. 2005, doi: 10.1016/j.wear.2005.01.039.
- [161] F. Wiesinger *et al.*, «Assessment of the erosion risk of sandstorms on solar energy technology at two sites in Morocco», *Sol. Energy*, vol. 162, pp. 217-228, mar. 2018, doi: 10.1016/j.solener.2018.01.004.
- [162] A. P. Harsha y D. K. Bhaskar, «Solid particle erosion behaviour of ferrous and non-ferrous materials and correlation of erosion data with erosion models», *Mater. Des.*, vol. 29, n.º 9, pp. 1745-1754, oct. 2008, doi: 10.1016/j.matdes.2008.03.016.
- [163] M. S. Bingley y D. J. O'Flynn, «Examination and comparison of various erosive wear models», *Wear*, vol. 258, n.º 1, pp. 511-525, ene. 2005, doi: 10.1016/j.wear.2004.01.023.
- [164] X. Cao *et al.*, «Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy», *Surf. Coat. Technol.*, vol. 365, pp. 214-221, may 2019, doi: 10.1016/j.surfcoat.2018.08.066.
- [165] N. Dalili, A. Edrissy, y R. Carriveau, «A review of surface engineering issues critical to wind turbine performance», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, n.º 2, pp. 428-438, feb. 2009, doi: 10.1016/j.rser.2007.11.009.
- [166] X. Cao *et al.*, «Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy», *Surf. Coat. Technol.*, vol. 365, pp. 214-221, may 2019, doi: 10.1016/j.surfcoat.2018.08.066.
- [167] H. Nomoto, «10 - Solid particle erosion analysis and protection design for steam turbines», en *Advances in Steam Turbines for Modern Power Plants*, T. Tanuma, Ed., Woodhead Publishing, 2017, pp. 219-239. doi: 10.1016/B978-0-08-100314-5.00010-5.
- [168] H. Arabnejad, A. Mansouri, S. A. Shirazi, y B. S. McLaury, «Development of mechanistic erosion equation for solid particles», *Wear*, vol. 332-333, pp. 1044-1050, may 2015, doi: 10.1016/j.wear.2015.01.031.
- [169] L. Bruno, M. Horvat, y L. Raffaele, «Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures», *J. Wind*

- Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 177, pp. 340-365, jun. 2018, doi: 10.1016/j.jweia.2018.04.021.
- [170] A. Almajed, K. Lemboye, M. G. Arab, y A. Alnuaim, «Mitigating wind erosion of sand using biopolymer-assisted EICP technique», *Soils Found.*, vol. 60, n.º 2, pp. 356-371, abr. 2020, doi: 10.1016/j.sandf.2020.02.011.
- [171] H. Meng, Y. Gao, J. He, Y. Qi, y L. Hang, «Microbially induced carbonate precipitation for wind erosion control of desert soil: Field-scale tests», *Geoderma*, vol. 383, p. 114723, feb. 2021, doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114723.
- [172] M. Ferrari y F. Cirisano, «High transmittance and highly amphiphobic coatings for environmental protection of solar panels», *Adv. Colloid Interface Sci.*, vol. 286, p. 102309, dic. 2020, doi: 10.1016/j.cis.2020.102309.
- [173] Y. Shi y Z. M. Shi, «Ultrasonic surface treatment for improving wind-blown sand erosion resistance of cementitious materials», *Wear*, vol. 460-461, p. 203185, nov. 2020, doi: 10.1016/j.wear.2020.203185.
- [174] Committee MT-014 (Corrosion Of Metals), «AS 4312-2008. Atmospheric corrosivity zones in Australia». 2008.
- [175] B. Chico, E. Otero, L. Mariaca, y M. Morcillo, «La corrosión en atmósferas marinas. Efecto de la distancia a la costa», *Rev. Metal.*, vol. 34, may 1998, doi: 10.3989/revmetalm.1998.v34.iExtra.711.
- [176] F. J. Goerlich Gisbert y I. Cantarino Martí, «Estimaciones de la población rural y urbana a nivel municipal», *Goerlich Gisbert Francisco José Cantarino Martí Isidro 2015 Estimaciones Poblac. Rural Urbana Niv. Munic. Estad. Esp. 57 186 5 29*, 2015.
- [177] E. Oja Samuel Kaski, *Kohonen Maps - 1st Edition*. Elsevier Science, 1999.
- [178] R. Wehrens y L. Buydens, «Self- and Super-organizing Maps in R: The kohonen Package», *J. Stat. Softw.*, vol. 21, pp. 1-19, oct. 2007, doi: 10.18637/jss.v021.i05.
- [179] Th. Villmann y H.-U. Bauer, «Applications of the growing self-organizing map11This work has been supported by Deutsche Forschungsgemeinschaft, SFB 185 "Nichtlineare Dynamik", TP E6.», *Neurocomputing*, nov. 1998, doi: 10.1016/S0925-2312(98)00037-X.
- [180] Juan Miguel Marín Diazaraque, «Los mapas auto-organizados de Kohonen (SOM)». UC3M-Universidad Carlos III de Madrid.
- [181] V. Pachghare, P. Kulkarni, y D. Nikam, «Intrusion Detection System using Self Organizing Maps», ago. 2009, pp. 1-5. doi: 10.1109/IAMA.2009.5228074.

- [182] E. L. Heasley, J. D. A. Millington, N. J. Clifford, y M. A. Chadwick, «A Waterbody Typology Derived from Catchment Controls Using Self-Organising Maps», *Water*, vol. 12, n.º 1, p. 78, ene. 2020, doi: 10.3390/w12010078.
- [183] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, 3.ª ed. en Springer Series in Information Sciences. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2001. doi: 10.1007/978-3-642-56927-2.
- [184] D. F. Shanno, «Conditioning of Quasi-Newton Methods for Function Minimization», *Math. Comput.*, vol. 24, n.º 111, pp. 647-656, 1970, doi: 10.2307/2004840.
- [185] I. Bronshtein y K. Semendiaev, *Manual de matemáticas para ingenieros y estudiantes*. Moscú; Madrid: Mir ; Rubiños-1860, 1993.
- [186] N. Bourbaki, *Topological Vector Spaces: Chapters 1-5*. Springer, 2002.
- [187] S. Feliu, M. Morcillo, y B. Chico, «Effect of Distance from Sea on Atmospheric Corrosion Rate», *Corrosion*, vol. 55, n.º 9, pp. 883-891, sep. 1999, doi: 10.5006/1.3284045.
- [188] A. E. de Meteorología, «Manual de uso de términos meteorológicos de la Agencia Estatal de Meteorología | Gobierno de España». 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.aemet.es/documentos/es/el tiempo/prediccion/comun/Manualdeterminosmeteorologicos.pdf>
- [189] L. Congedo, *Semi-Automatic Classification Plugin User Manual*. 2014. doi: 10.13140/RG.2.1.1219.3524.
- [190] J. R. Bray y J. T. Curtis, «An ordination of the upland forest communities of southern Wisconsin», *Ecol. Monogr.*, vol. 27, n.º 4, pp. 326-349, 1957.
- [191] M. Belgiu y L. Drăguț, «Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions», *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 114, pp. 24-31, abr. 2016, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011.
- [192] X. Yu y Q. Zeng, «Random forest algorithm-based classification model of pesticide aquatic toxicity to fishes», *Aquat. Toxicol.*, vol. 251, p. 106265, oct. 2022, doi: 10.1016/j.aquatox.2022.106265.
- [193] Y. Loozen *et al.*, «Mapping canopy nitrogen in European forests using remote sensing and environmental variables with the random forests method», *Remote Sens. Environ.*, vol. 247, p. 111933, sep. 2020, doi: 10.1016/j.rse.2020.111933.
- [194] V. Douna, V. Barraza, F. Grings, A. Huete, N. Restrepo-Coupe, y J. Beringer, «Towards a remote sensing data based evapotranspiration estimation in Northern Australia using a simple random forest approach»,

- J. Arid Environ.*, vol. 191, p. 104513, ago. 2021, doi: 10.1016/j.jaridenv.2021.104513.
- [195] Q. Wang, L. Wang, X. Zhu, Y. Ge, X. Tong, y P. M. Atkinson, «Remote sensing image gap filling based on spatial-spectral random forests», *Sci. Remote Sens.*, vol. 5, p. 100048, jun. 2022, doi: 10.1016/j.srs.2022.100048.
- [196] E. Huttunen-Saarivirta, H. Kinnunen, J. Tuiremo, M. Uusitalo, y M. Antonov, «Erosive wear of boiler steels by sand and ash», *Wear*, vol. 317, n.º 1, pp. 213-224, sep. 2014, doi: 10.1016/j.wear.2014.06.007.
- [197] S. B. Çelik, İ. Çobanoğlu, T. Koralay, y K. Gireson, «Investigation of the Leeb hardness test in rapid characterisation of rock cores with particular emphasis on the effect of length to diameter ratio», *Int. J. Min. Reclam. Environ.*, vol. 0, n.º 0, pp. 1-20, may 2023, doi: 10.1080/17480930.2023.2213549.
- [198] H. Arabnejad, A. Mansouri, S. Shirazi, y B. McLauray, «Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications», January 1, 2015b. doi: 10.2118/174987-MS.
- [199] J. H. Friedman, «Multivariate Adaptive Regression Splines», *Ann. Stat.*, vol. 19, n.º 1, pp. 1-67, mar. 1991, doi: 10.1214/aos/1176347963.
- [200] J. Vanegas y F. Vásquez, «Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), una alternativa para el análisis de series de tiempo», *Gac. Sanit.*, vol. 31, n.º 3, pp. 235-237, may 2017, doi: 10.1016/j.gaceta.2016.10.003.
- [201] J. H. Friedman, «Multivariate Adaptive Regression Splines», *Ann. Stat.*, vol. 19, n.º 1, pp. 1-67, 1991.
- [202] A. H. Naser, A. H. Badr, S. N. Henedy, K. A. Ostrowski, y H. Imran, «Application of Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) approach in prediction of compressive strength of eco-friendly concrete», *Case Stud. Constr. Mater.*, vol. 17, p. e01262, dic. 2022, doi: 10.1016/j.cscm.2022.e01262.
- [203] S. Arlot y A. Celisse, «A survey of cross-validation procedures for model selection», *Stat. Surv.*, vol. 4, n.º none, pp. 40-79, ene. 2010, doi: 10.1214/09-SS054.
- [204] S. Kucheryavskiy, S. Zhilin, O. Rodionova, y A. Pomerantsev, «Procrustes Cross-Validation—A Bridge between Cross-Validation and Independent Validation Sets», *Anal. Chem.*, vol. 92, n.º 17, pp. 11842-11850, sep. 2020, doi: 10.1021/acs.analchem.0c02175.
- [205] G. R. Meira, W. T. A. Pinto, E. E. P. Lima, y C. Andrade, «Vertical distribution of marine aerosol salinity in a Brazilian coastal area – The influence of wind speed and the impact on chloride accumulation into



- concrete», *Constr. Build. Mater.*, vol. 135, pp. 287-296, mar. 2017, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2016.12.181.
- [206] J. Piazzola y S. Despiau, «Contribution of marine aerosols in the particle size distributions observed in Mediterranean coastal zone», *Atmos. Environ.*, vol. 31, n.º 18, pp. 2991-3009, sep. 1997, doi: 10.1016/S1352-2310(97)00088-5.
- [207] J. C. Guerra, A. Castañeda, F. Corvo, J. J. Howland, y J. Rodríguez, «Atmospheric corrosion of low carbon steel in a coastal zone of Ecuador: Anomalous behavior of chloride deposition versus distance from the sea», *Mater. Corros.*, vol. 70, n.º 3, pp. 444-460, 2019, doi: 10.1002/maco.201810442.
- [208] F. M. Binyehmed, A. M. Abdullah, R. M. Zawawi, R. E. Elawad, y K. Youssef, «Deposition rate of chloride DRC as a corrosive agent in several locations in the Klang Valley, Malaysia», 2017. Accedido: 28 de enero de 2021. [En línea]. Disponible en: /paper/DEPOSITION-RATE-OF-CHLORIDE-DRC-AS-A-CORROSIVE-IN-Binyehmed-Abdullah/70e77c2a5af8dade765db8f12750a583f55ec71a
- [209] B. Liu *et al.*, «Effect of tin addition on corrosion behavior of a low-alloy steel in simulated costal-industrial atmosphere», *J. Mater. Sci. Technol.*, vol. 35, n.º 7, pp. 1228-1239, jul. 2019, doi: 10.1016/j.jmst.2019.01.008.
- [210] G. R. Meira, C. Andrade, I. J. Padaratz, C. Alonso, y J. C. Borba Jr., «Chloride penetration into concrete structures in the marine atmosphere zone - Relationship between deposition of chlorides on the wet candle and chlorides accumulated into concrete», *Cem. Concr. Compos.*, vol. 29, n.º 9, pp. 667-676, 2007, doi: 10.1016/j.cemconcomp.2007.05.009.
- [211] M. E. R. Gustafsson y L. G. Franzén, «Dry deposition and concentration of marine aerosols in a coastal area, SW Sweden», *Atmos. Environ.*, vol. 30, n.º 6, pp. 977-989, mar. 1996, doi: 10.1016/1352-2310(95)00355-X.
- [212] P. J. Davies y R. S. Crosbie, «Mapping the spatial distribution of chloride deposition across Australia», *J. Hydrol.*, vol. 561, pp. 76-88, jun. 2018, doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.03.051.
- [213] D. de la Fuente, I. Díaz, J. Simancas, B. Chico, y M. Morcillo, «Long-term atmospheric corrosion of mild steel», *Corros. Sci.*, vol. 53, n.º 2, pp. 604-617, feb. 2011, doi: 10.1016/j.corsci.2010.10.007.
- [214] J. Alcántara, B. Chico, J. Simancas, I. Díaz, D. de la Fuente, y M. Morcillo, «An attempt to classify the morphologies presented by different rust phases formed during the exposure of carbon steel to marine atmospheres», *Mater. Charact.*, vol. 118, pp. 65-78, ago. 2016, doi: 10.1016/j.matchar.2016.04.027.



- [215] K. A. Pratt *et al.*, «Flight-based chemical characterization of biomass burning aerosols within two prescribed burn smoke plumes», *Atmospheric Chem. Phys.*, vol. 11, n.º 24, pp. 12549-12565, dic. 2011, doi: <https://doi.org/10.5194/acp-11-12549-2011>.
- [216] R. C. Moffet, B. de Foy, L. T. Molina, M. J. Molina, y K. A. Prather, «Measurement of ambient aerosols in northern Mexico City by single particle mass spectrometry», *Atmospheric Chem. Phys.*, vol. 8, n.º 16, pp. 4499-4516, ago. 2008, doi: <https://doi.org/10.5194/acp-8-4499-2008>.
- [217] «WoSIS Soil Profile Database». Accedido: 17 de enero de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.isric.org/explore/wosis>
- [218] P. A S, J. Sarangan, S. Sivan, y J. Subramanian, «Erosion wear behaviour of plasma sprayed NiCrSiB/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> composite coating», *Int. J. Refract. Met. Hard Mater.*, vol. 52, pp. 209-218, sep. 2015, doi: 10.1016/j.ijrmhm.2015.06.005.
- [219] M. Mathapati, M. R. Ramesh, y M. Doddamani, «High temperature erosion behavior of plasma sprayed NiCrAlY/WC-Co/cenosphere coating», *Surf. Coat. Technol.*, vol. 325, pp. 98-106, sep. 2017, doi: 10.1016/j.surfcoat.2017.06.033.
- [220] M. Mikami, Y. Yamada, M. Ishizuka, T. Ishimaru, W. Gao, y F. Zeng, «Measurement of saltation process over gobi and sand dunes in the Taklimakan desert, China, with newly developed sand particle counter», *J. Geophys. Res. Atmospheres*, vol. 110, n.º D18, 2005, doi: 10.1029/2004JD004688.
- [221] F. Buendía-Martínez, F. Sutter, J. Wette, L. Valenzuela, y A. Fernández-García, «Lifetime prediction model of reflector materials for concentrating solar thermal energies in corrosive environments», *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 224, p. 110996, jun. 2021, doi: 10.1016/j.solmat.2021.110996.
- [222] H. C. Hottel y B. B. Woertz, «The Performance of Flat-Plate Solar-Heat Collectors», *Trans. Am. Soc. Mech. Eng.*, vol. 64, n.º 2, pp. 91-103, dic. 2022, doi: 10.1115/1.4018980.
- [223] A.-C. Pescheux, E. Le Baron, y O. Raccurt, «Characterization of different Moroccan sands to explain their potential negative impacts on CSP solar mirrors», *Sol. Energy*, vol. 194, pp. 959-968, dic. 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.11.020.
- [224] M. R. Maghami, H. Hizam, C. Gomes, M. A. Radzi, M. I. Rezadad, y S. Hajjghorbani, «Power loss due to soiling on solar panel: A review», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 1307-1316, jun. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.01.044.

- [225] S. Ravi y P. D'Odorico, «A field-scale analysis of the dependence of wind erosion threshold velocity on air humidity», *Geophys. Res. Lett.*, vol. 32, n.º 21, 2005, doi: 10.1029/2005GL023675.
- [226] C. Sansom, P. Comley, P. King, H. Almond, C. Atkinson, y E. Endaya, «Predicting the Effects of Sand Erosion on Collector Surfaces in CSP Plants», *Energy Procedia*, vol. 69, pp. 198-207, may 2015, doi: 10.1016/j.egypro.2015.03.023.
- [227] F. Wiesinger *et al.*, «Sandstorm erosion on solar reflectors: Highly realistic modeling of artificial aging tests based on advanced site assessment», *Appl. Energy*, vol. 268, p. 114925, jun. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114925.
- [228] G. Xin, N. Huang, J. Zhang, y H. Dun, «Investigations into the design of sand control fence for Gobi buildings», *Aeolian Res.*, vol. 49, 2021, doi: 10.1016/j.aeolia.2020.100662.
- [229] Y. Hao, Y. Xing, y L. Li, «Erosion-Behaviors of the Steel Structure Coating Eroded at Low Erosion-Angle in Sandstorm Environment», *Adv. Mater. Res.*, vol. 383-390, pp. 3933-3938, nov. 2011, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.383-390.3933.
- [230] Y. Hao, L. Li, Z. Zhong, y X. He, «Research on Anti-Erosion Mechanical Properties of Steel Structure Coating», *Adv. Mater. Res.*, vol. 189-193, pp. 1199-1203, feb. 2011, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.189-193.1199.
- [231] Y. H. Hao, P. Y. He, y A. L. Wu, «Research on Erosion Mechanical Parameters of Wind-Sand Environment in the Central and Western Region of Inner Mongolia», *Advanced Materials Research*, vol. 403-408, Trans Tech Publications Ltd, pp. 1680-1683, 2012. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.403-408.1680.
- [232] N. Boddupalli, G. Singh, L. Chandra, y B. Bandyopadhyay, «Dealing with dust – Some challenges and solutions for enabling solar energy in desert regions», *Sol. Energy*, vol. 150, pp. 166-176, jul. 2017, doi: 10.1016/j.solener.2017.04.032.
- [233] B. Huang, Z. Li, B. Gong, Z. Zhang, B. Shan, y O. Pu, «Study on the sandstorm load of low-rise buildings via wind tunnel testing», *J. Build. Eng.*, vol. 65, p. 105821, abr. 2023, doi: 10.1016/j.jobbe.2022.105821.
- [234] S. Boukheir *et al.*, «Physical and chemical reactivity of mechanically primed glass surfaces of CSP reflectors», *AIP Conf. Proc.*, vol. 2303, n.º 1, p. 150005, dic. 2020, doi: 10.1063/5.0028934.
- [235] M. Karim, S. Naamane, C. Delord, y A. Bennouna, «Laboratory simulation of the surface erosion of solar glass mirrors», *Sol. Energy*, vol. 118, pp. 520-532, ago. 2015, doi: 10.1016/j.solener.2015.05.044.

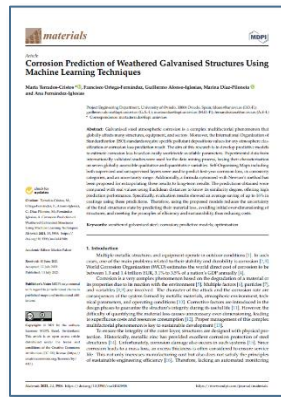
- [236] K. C. Datsiou y M. Overend, «Artificial ageing of glass with sand abrasion», *Constr. Build. Mater.*, vol. 142, pp. 536-551, jul. 2017, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2017.03.094.
- [237] C. Mitsakou *et al.*, «Saharan dust levels in Greece and received inhalation doses», *Atmospheric Chem. Phys.*, vol. 8, dic. 2008, doi: 10.5194/acpd-8-11967-2008.
- [238] M. Maghami, H. Hizam, C. Gomes, S. Hajighorbani, y N. Rezaei, «Evaluation of the 2013 Southeast Asian Haze on Solar Generation Performance», *PLOS ONE*, vol. 10, n.º 8, p. e0135118, ago. 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0135118.
- [239] N. Bouaouadja, S. Bouzid, M. Hamidouche, C. Bousbaa, y M. Madjoubi, «Effects of sandblasting on the efficiencies of solar panels», *Appl. Energy*, vol. 65, n.º 1, pp. 99-105, abr. 2000, doi: 10.1016/S0306-2619(99)00044-6.
- [240] H. Pi, B. Sharratt, y J. Lei, «Windblown sediment transport and loss in a desert–oasis ecotone in the Tarim Basin», *Sci. Rep.*, vol. 7, n.º 1, Art. n.º 1, ago. 2017, doi: 10.1038/s41598-017-04971-4.
- [241] F. Wiesinger, F. Sutter, A. Fernández-García, J. Wette, y N. Hanrieder, «Sandstorm erosion on solar reflectors: A field study on height and orientation dependence», *Energy*, vol. 217, p. 119351, feb. 2021, doi: 10.1016/j.energy.2020.119351.
- [242] F. Wiesinger, F. Sutter, A. Fernández-García, J. Reinhold, y R. Pitz-Paal, «Sand erosion on solar reflectors: Accelerated simulation and comparison with field data», *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 145, pp. 303-313, feb. 2016, doi: 10.1016/j.solmat.2015.10.036.

## ANEXOS

---

## ANEXO A. CONTRIBUCIONES

### VII.1.1 ARTÍCULOS PUBLICADOS EN REVISTAS CIENTÍFICAS

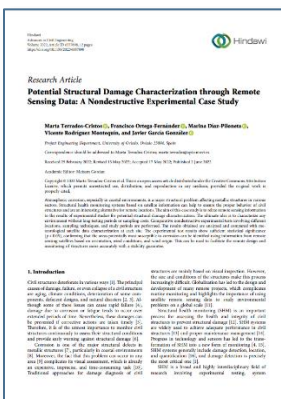


**Terrados-Cristos, M.;** Alonso-Iglesias, G.; Díaz-Piloneta, M.; Fernández-Iglesias, A. Corrosion Prediction of Weathered Galvanized Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials* 2021, 14, 3906.

DOI: 10.3390/ma14143906

*Factor de Impacto (JCR) (2021): 3,748*

*Campo y posición: Metallurgy & Metallurgical Engineering, Q1 (SCI)*

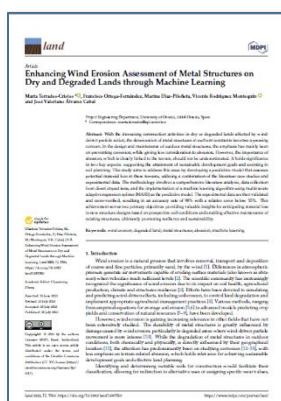


**Terrados-Cristos, M.,** Ortega-Fernández, F., Díaz-Piloneta, M., Rodríguez Montequín, V., García González, J. Potential Structural Damage Characterization through Remote Sensing Data: A Nondestructive Experimental Case Study, *Advances in Civil Engineering*, vol. 2022, Article ID 6557898, 12 pages, 2022.

DOI: 10.1155/2022/6557898

*Factor de Impacto (JCR) (2022): 1,843*

*Campo y posición: Engineering, Civil (Q3) y Construction & Building Technology (Q3) (SCI)*



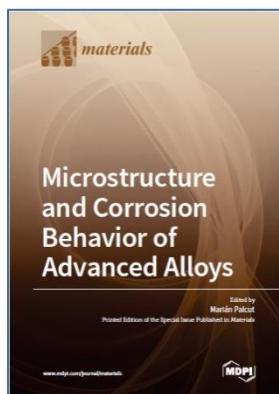
**Terrados-Cristos, M.,** Ortega-Fernández, F., Díaz-Piloneta, M., Rodríguez Montequín, V., Álvarez-Cabal, J. V. Enhancing Wind Erosion Assessment of Metal Structures on Dry and Degraded Lands through Machine Learning, *Land* 2023, 12, 1503.

DOI: 10.3390/land12081503

*Factor de impacto (JCR) (2022): 3,9*

*Campo y posición: Environmental studies, Q2 (SSCI)*

## VII.1.2 CAPÍTULOS DE LIBROS



Microstructure and Corrosion Behavior of Advanced Alloys

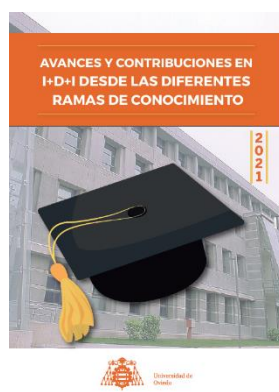
Autores: Marián Palcut (Ed.) y autores de las contribuciones

ISBN 978-3-0365-3044-4 (Hbk); ISBN 978-3-0365-3045-1 (PDF)

Páginas: 396, esp [339-357]

Publicado: Enero 2022

## VII.1.3 COMUNICACIONES EN CONGRESOS Y JORNADAS



X Jornadas Doctorales de la Universidad de Oviedo

Fecha de participación: julio de 2021

Entidad/grupo organizador: Centro Internacional de Postgrado en colaboración con el Instituto de Investigación e Innovación Educativa.

Nombre de la Ponencia: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernández, F.

*Premiado por el jurado, X Jornadas Internacionales de Doctorado (Universidad de Oviedo)*



Dortmund International Research Conference 2021

Lugar de celebración: Dortmund University of Applied Sciences and Arts.

Fecha de participación: 24/06/2021

Entidad/grupo organizador: EUROPIM IRC 2021

Dortmund International

Nombre de la ponencia: Environmental Conditions Affecting the Sustainability of Open Metallic Structures

Autores: **Terrados-Cristos, M.** Diaz-Piloneta, M., García-González, J., Alonso-Álvarez C., Alonso Iglesias, G.

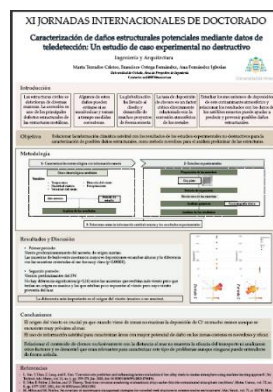
XI Jornadas Doctorales de la Universidad de Oviedo, dentro del Programa de Formación Transversal

Fecha de participación: 8 de julio de 2022

Entidad/grupo organizador: Centro Internacional de Postgrado en colaboración con el Instituto de Investigación e Innovación Educativa.

Nombre de la Ponencia: Caracterización de daños estructurales potenciales mediante datos de teledetección: Un estudio de caso experimental no destructivo

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernández, F.





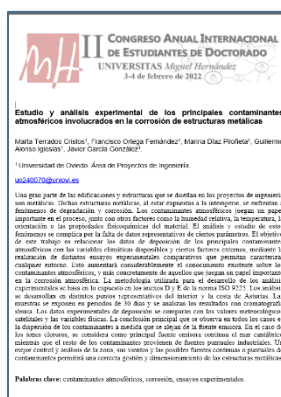


Third Annual International Congress of Doctoral Students of the Miguel Hernández de Elche University

Fecha de participación: febrero 2 and 3, 2023

Nombre de la Ponencia: Determinación del riesgo de abrasión en estructuras metálicas por acción de partículas movidas por el viento

Autores: **Terrados-Cristos, M.** Díaz-Piloneta, M., García-González, J., Alonso-Álvarez C., Alonso Iglesias, G.



Segundo Congreso Anual Internacional de Estudiantes de Doctorado de la Universidad Miguel Hernández de Elche

Fecha de Participación: 3 y 4 de febrero de 2022.

Entidad/grupo organizador: Universidad Miguel Hernández de Elche

Nombre de la Ponencia: Estudio y análisis experimental de los principales contaminantes atmosféricos involucrados en la corrosión de estructuras metálicas

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernandez, F., Díaz-Piloneta, M., García-González, J., Alonso Iglesias, G.



IV Jornadas de Divulgación Científica G-9 organizadas por la Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibertsitatea

Lugar de celebración: Bilbao

Fecha: 18-20 de mayo de 2022.

Nombre de la Ponencia: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.

Autores: **Terrados-Cristos, M.**, Ortega-Fernández, F.

#### VII.1.4 PREMIOS

Nombre de la Ponencia: Determinación del efecto de las condiciones ambientales en el diseño de estructuras metálicas en intemperie.

Autores: Terrados-Cristos, M., Ortega-Fernández, F.

Premiado por el Jurado de la Universidad de Oviedo – Pósteres mejor valorados de las X Jornadas Doctorales

Fecha de participación: julio de 2021

Rama de conocimiento: Ingeniería y Arquitectura

## ANEXO B. INFORME SOBRE EL FACTOR DE IMPACTO

Según los requisitos de la Universidad de Oviedo, la tesis doctoral puede ser presentada como una recopilación de, al menos, 3 artículos, si se centran en una línea de investigación común y fueron publicados después de que comenzara el programa de doctorado. En este caso se han publicado en este periodo 3 artículos relacionados con la tesis en revistas de impacto.

En este anexo se proporciona información sobre las revistas en las que se han publicado los artículos, junto con su factor de impacto (JCR). Los artículos han sido publicados en medios que están incluidos en el *Science Citation Index* (SCI) o en el *Social Science Citation Index* (SSCI) y están disponibles en acceso abierto.

Las tres publicaciones relacionadas con este trabajo se han publicado en tres revistas distintas, seleccionadas específicamente por su influencia e impacto en el campo y sector correspondiente. Estas revistas son las siguientes:

- **Materials** (ISSN: 1996-1944): Revista de acceso abierto que cuenta con una alta visibilidad estando indexada en Scopus, SCIE (Web of Science), PubMed, entre otras bases de datos. La revista está enfocada a publicaciones de alto impacto relacionadas con la ciencia e ingeniería de materiales, como el estudio de las propiedades mecánicas, químicas, electrónicas, magnéticas y ópticas, así como sus diversas aplicaciones. Cuenta con un factor de impacto en el año de publicación (2021) de 3,748 y con un factor de impacto en los últimos 5 años de 3,8 siendo del primer cuartil (Q1) en la categoría de *Metallurgy & Metallurgical Engineering*.  
<https://www.mdpi.com/journal/materials>
- **Advances in Civil Engineering** (ISSN: 1687-8094): Revista de prestigio en el mundo técnico-científico, específicamente en las áreas de la ingeniería civil. La revista publica tanto estudios teóricos como prácticos. Su reputación está abalada por su inclusión en diferentes índices y bases de datos de referencia como *Scopus*, *OpenCitations*, *Web of Science*, entre otras. Esta revista pertenece a la editorial de Hindawi contando con un factor de impacto en 2022 de 1,843 y con un factor de impacto en los últimos 5 años de 2, estando en el tercer cuartil (Q3) en las categorías *Engineering*, *Civil* y *Construction & Building Technology*.  
<https://www.hindawi.com/journals/ace/>

- **Land** (ISSN: 2073-445X): Revista internacional y multidisciplinar de acceso abierto sobre el estudio del sistema terrestre, interacciones tierra-clima, gestión del terreno, incluido agricultura y silvicultura, así como los procesos hidrogeológicos a múltiples escalas. Es una revista de alta visibilidad, estando indexada en *Scopus*, *Web of Science*, *PubAg*, *AGRIS*, *GeoRef*, *RePEc* y muchas otras bases de datos. Tiene un factor de impacto en el último año disponible (2022) de 3,9 y de 4,0 en los últimos 5 años, lo que la sitúa en el segundo cuartil (Q2) en la categoría *Environmental studies*. <https://www.mdpi.com/journal/land>

### **ANEXO C. CASOS DE LA LITERATURA PARA EL ESTUDIO DE LA ABRASIÓN**

La siguiente tabla muestra una relación de localizaciones de estudio, la fuente de estos datos y su razón de incorporación, bien por contar con datos históricos suficientemente robustos ('Datos disponibles') o por tratarse de casos experimentales documentados ('Caso de estudio').

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Acampo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Acquapendente, Italia	ARPA Lazio, <i>Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente del Lazio</i>	Datos disponibles
Aksu, China	[220]	Caso de estudio
Albisu, Uruguay	Empresa privada	Datos disponibles
Alcochete, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Aljaval, España	Empresa privada	Datos disponibles
Almeria, España	[221]	Caso de estudio
Alto Hospicio, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Angamos, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Angamos, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Antequera, España	Empresa privada	Datos disponibles
Apulo, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Arillas, Grecia	<i>Citizen Project Station 49570</i>	Datos disponibles
Astudillo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Atacama, Chile	[221]	Caso de estudio
La Aurora, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Ayteke Bi, Kazakhstan	<i>AirKaz Station 39532416</i>	Datos disponibles
Badajoz, España	Empresa privada	Datos disponibles
Balsicas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Bamako US Embassy, Mali	US EPA	Datos disponibles
Barcience, España	Empresa privada	Datos disponibles
Basir, España	Empresa privada	Datos disponibles
Bayankhongor, Mongolia	<i>Purple Aire, Station 35535</i>	Datos disponibles
Bayero University, Kano, Nigeria	<i>Clarity Station 5f21b5f48a16f8060efb498c</i>	Datos disponibles
Beijing, China	[220]	Caso de estudio
Bejaad, Marruecos	Empresa privada	Datos disponibles
Belvis, España	Empresa privada	Datos disponibles
Beneixama, España	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Benilde, España	Empresa privada	Datos disponibles
Fermo, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Bobadilla Del Campo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Bomberos, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Boston, Massachusetts	[222]	Caso de estudio
Boujdour, Marruecos	[223]	Caso de estudio
Brzozowa, Otwock, Mazowieckie, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Brzozowa, Otwock, Mazowieckie, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Cádiz, España	Empresa privada	Datos disponibles
Caiquen, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
Calatrava, España	Empresa privada	Datos disponibles
Caldas, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
California, EE.UU.	[224]	Caso de estudio
Campano, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Canal del Dique, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Cannes Brousailles, Francia	<i>L'observatoire de Qualité de l'Air en Région Sud Provence Alpes Côte d'azur</i>	Datos disponibles
Cantalapiedra, España	Empresa privada	Datos disponibles
Cardenal, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
Carpio, España	Empresa privada	Datos disponibles
Carrasquilla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Carregado, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Cassino, Italia	<i>ARPA Lazio Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente del Lazio</i>	Datos disponibles
Celeste, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Cáceres, España	Empresa privada	Datos disponibles



<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Centro Quintero, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Cesaredas, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Chacón, Venezuela	Empresa privada	Datos disponibles
Chajnantor, Chile	[221]	Caso de estudio
Changhua, Taiwan	Empresa privada	Datos disponibles
Chiaramonte, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Chiloe, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Choroy, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Cicliano, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Ciénaga, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Colores, España	Empresa privada	Datos disponibles
Corral Pocket, Utah, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Corso, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Crucero, California, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Cruz de Hierro, España	Empresa privada	Datos disponibles
Dos Hermanas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Dubhuang, China	[220]	Caso de estudio
Dugout Ranch, Utah, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Durango, Méjico	INECC, Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático	Datos disponibles
Egipto	[226]	Caso de estudio
El Aromo, Ecuador	Empresa privada	Datos disponibles
El Ejido, España	Consejería de Medio Ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
El Encinar, España	Empresa privada	Datos disponibles
El Lauredal, Asturias, España	Red de Calidad del Aire del Principado de Asturias	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
El Loro Choroy, Venezuela	Empresa privada	Datos disponibles
El Maillo, Salamanca, España	<i>European Environment Agency</i>   Junta Castilla y León	Datos disponibles
El Picarral, España	Ayuntamiento de Zaragoza	Datos disponibles
El Tomillar, España	Empresa privada	Datos disponibles
El-Kharga, Egipto	[142]	Caso de estudio
Erfoud, Marruecos	[227]	Caso de estudio
Escuadrón, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Escuderos, España	Empresa privada	Datos disponibles
Ferentino, Italia	<i>ARPA Lazio. Agenzia Regional per la Protezione dell'Ambiente del Lazio</i>	Datos disponibles
Gandesa, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Garcimuñoz, España	Empresa privada	Datos disponibles
Gaviotín, Ecuador	Empresa privada	Datos disponibles
Desierto del Gobi	[228]	Caso de estudio
Desierto del Gobi	[229]	Caso de estudio
Desierto del Gobi	[230]	Caso de estudio
Desierto del Gobi	[231]	Caso de estudio
Gran Canaria, España	Empresa privada	Datos disponibles
Gran Teno, México	Empresa privada	Datos disponibles
Granada, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Granollers, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Agios Christophoros, Grecia	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Guadalupe, Francia	<i>Association Agréée de Surveillance de la Qualité de l’Air de Guadeloupe</i>	Datos disponibles
Guillena, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Gujarat, India	[232]	Caso de estudio
Hefei, China	[220]	Caso de estudio
Honda, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Huatacondo, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Igualada, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Independencia, Perú	Empresa privada	Datos disponibles
Jerez, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Jumilla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Kalgoorlie, Australia	<i>Western Australia Air Quality Management Branch</i>	Datos disponibles
Kayseri, Turquía	Empresa privada	Datos disponibles
Koscierzyna, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Kozani, Grecia	Empresa privada	Datos disponibles
Kyrgyzstan	<i>Bishkek Air Quality Monitor</i>	Datos disponibles
La Encantada, España	Empresa privada	Datos disponibles
La Francesca, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
La Loma, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
La Mata, Argentina	Empresa privada	Datos disponibles
La Paz, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
La Tolua, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
La Union, Chile	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
La Victoria, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Laâyoune, Marruecos	[223]	Caso de estudio
Vía Lanzhou-Xinjiang, China	[233]	Caso de estudio
Las Lomillas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Las Vaguadas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Laverne, EEUU	Empresa privada	Datos disponibles
Lepanto, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Leucade, Grecia	[145]	Caso de estudio
Desierto de Libia	[226]	Caso de estudio
Llano Grande, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Llanos Pelaos, España	Empresa privada	Datos disponibles
Lo Chacon, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Lo Miguel, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Los Santos, España	Empresa privada	Datos disponibles
Loutsa, Grecia	Empresa privada	Datos disponibles
Lucainena, España	Empresa privada	Datos disponibles
Lupi, Latam	Empresa privada	Datos disponibles
Manlleu, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Manzanares, España	Empresa privada	Datos disponibles
Maria Elena, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Marigot, Francia	<i>Association Agréée de Surveillance de la Qualité de l'Air de Guadeloupe</i>	Datos disponibles
Matarani, Perú	Empresa privada	Datos disponibles
Meca, Arabia Saudí	[21]	Caso de estudio
Medina, Arabia Saudí	[22]	Caso de estudio
Michilla, Chile	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Minas de Orgueirel, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Missour, Marruecos	[221]	Caso de estudio
Mollet, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Montechoro, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Montsec, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Moratalla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Morgavel, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Marruecos	[234]	Caso de estudio
Marruecos	[235]	Caso de estudio
Marruecos	[143]	Caso de estudio
Marruecos	[144]	Caso de estudio
Marruecos	[227]	Caso de estudio
Msida, Malta	<i>European Environmental Agency &amp; ERA</i>	Datos disponibles
Nagoya, Japón	[220]	Caso de estudio
Naha, Japón	[220]	Caso de estudio
Naipes, España	Empresa privada	Datos disponibles
Nascita, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Naves, Francia	Empresa privada	Datos disponibles
Nobsa I, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Nobsa, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Norfolk, Reino Unido	[236]	Caso de estudio
Noroeste de Egipto	[113]	Caso de estudio
North Soda Lake, California, EE.UU.	[225]	Caso de estudio
Odeillo, Francia	[221]	Caso de estudio
Olivenza, España	Empresa privada	Datos disponibles
Olivenza, España	Empresa privada	Datos disponibles
Ouarzazate, Marruecos	[223]	Caso de estudio

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Ouarzazate, Marruecos	[221]	Caso de estudio
Palmela, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Panguí, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Patras, Greece	[237]	Caso de estudio
Peñaflor, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Perafort, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Peralta, España	Empresa privada	Datos disponibles
Pessegueiro, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Pétalo del Magdalena, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Pitarco, España	Empresa privada	Datos disponibles
Plaza Elíptica, Madrid, España	Calidad del Aire en Madrid, Servicio de Protección de la Atmósfera	Datos disponibles
Popayán, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
Portón del Sol, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Préjano, España	Empresa privada	Datos disponibles
Puerto Plata, República Dominicana	<i>Citizen Science Project Station</i> 249	Datos disponibles
Qinjdao, China	[220]	Caso de estudio
Quebrada de Talca, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Quilicura, Chile	Sistema Nacional de Calidad del Aire de Chile	Datos disponibles
Qujing, China	<i>World Air Quality Index Project</i>	Datos disponibles
Radona, España	Empresa privada	Datos disponibles
Rajasthan, India	[232]	Caso de estudio
Ricobayo, España	Empresa privada	Datos disponibles
Rimini, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Rinaldone, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Rinnovabili, Italia	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Romerales, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Salamanca, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Salinas, España	Empresa privada	Datos disponibles
Sambuca, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
San Cristobal, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
San Felipe, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
San Fernando, España	Empresa privada	Datos disponibles
San Fernando, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
San Luis, Argentina	<i>Citizen Science Project Station 63898</i>	Datos disponibles
San Mateo, Méjico	INECC, Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático	Datos disponibles
San Salvador, El Salvador	Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Naturales (MARN) de El Salvador	Datos disponibles
Santa Maria, Brasil	<i>Citizen Science Project Station 70735</i>	Datos disponibles
Santeramo, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Santiago de Cali, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
Saravena, Colombia	Área Metropolitana del Valle de Aburrá	Datos disponibles
Selangor, Malasia	[238]	Caso de estudio
Sétif, Argelia	[239]	Caso de estudio
Seúl, Corea del Sur	[220]	Caso de estudio
Sherabad, Paquistán	Empresa privada	Datos disponibles
Skoura, Marruecos	[223]	Caso de estudio



<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
St Kitt, Latam	Empresa privada	Datos disponibles
Sta Lucia, Latam	Empresa privada	Datos disponibles
Suluova, Turquía	<i>Air Quality Index Project</i>	Datos disponibles
Szczecinek ul. Przemyslowa, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Tabernas, España	[221]	Caso de estudio
Tabua, Portugal	Empresa privada	Datos disponibles
Taklimakan desert, China	[220]	Caso de estudio
Talayuela, España	Empresa privada	Datos disponibles
Talca, Chile	Empresa privada	Datos disponibles
Tarifa, España	Empresa privada	Datos disponibles
Tarim Basin, China	[240]	Caso de estudio
Tarragona, España	<i>Medi Ambient. Generalitat de Catalunya &amp; European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Temara, Marruecos	[223]	Caso de estudio
Temara, Marruecos	[221]	Caso de estudio
Terracina, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
The Gap, Australia	<i>Air quality. Environment, Land and Water. Queensland Government</i>	Datos disponibles
Torneo, España	Consejería de Medio ambiente y Ordenación. Junta de Andalucía & <i>European Environment Agency</i>	Datos disponibles
Torrubias, España	Empresa privada	Datos disponibles
Claret Toulon, Francia	<i>L'observatoire de Qualité de l'Air en région sud Provence Alpes Côte d'azur</i>	Datos disponibles
Tuscia, Italia	Empresa privada	Datos disponibles
Tuluá, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Valdecarretas, España	Empresa privada	Datos disponibles

<b>Localización</b>	<b>Fuente</b>	<b>Tipo</b>
Valencia de las Torres, España	Empresa privada	Datos disponibles
Velilla, España	Empresa privada	Datos disponibles
Venturosa, Colombia	Empresa privada	Datos disponibles
Villacastín, España	Empresa privada	Datos disponibles
Villafranca de Barros, España	Empresa privada	Datos disponibles
Villanueva del Rey, España	Empresa privada	Datos disponibles
Villareal, España	Empresa privada	Datos disponibles
Wloclawek-Okrzei, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Wroclaw – Korzeniowskiego, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Zafra, España	Empresa privada	Datos disponibles
Zagora, Marruecos	[241]	Caso de estudio
Zagora, Marruecos	[242]	Caso de estudio
Zamora, España	Empresa privada	Datos disponibles
Zhangye City, China.	[233]	Caso de estudio
Zielona Góra, Polonia	<i>Regional Inspectorate for Environmental Protection</i>	Datos disponibles
Znamensk, Rusia	<i>Citizen Science project Station 39514</i>	Datos disponibles
Zračna luka, Dubrovnik, Croacia	<i>Croatian Environment Agency</i>	Datos disponibles