



Universidad de Oviedo

Programa de Doctorado en Energía y Control de
Procesos

“Efecto de la ampliación de la capacidad de los
hornos de galvanizado sobre el diseño de los ciclos
térmicos de los aceros microaleados”

Tesis Doctoral

Ángel García Martino



RESUMEN DEL CONTENIDO DE TESIS DOCTORAL

1.- Título de la Tesis	
Español: Efecto de la ampliación de la capacidad de los hornos de galvanizado sobre el diseño de los ciclos térmicos de los aceros microaleados	Inglés: Effect of the capacity increase of the galvanizing furnaces on the design of the thermal cycles for microalloyed steels
2.- Autor	
Nombre: Ángel García Martino	DNI. ,
Programa de Doctorado: Energía y Control de procesos	
Órgano responsable: Comisión Académica del Programa de Doctorado en Energía y Control de procesos	

RESUMEN (en español)

En esta tesis se presenta la investigación llevada a cabo para mejorar la procesabilidad de los aceros microaleados utilizando ciclos de recocido sin etapa de mantenimiento en la línea de galvanizado en caliente número 2 de ArcerlorMittal en Avilés (Asturias).

La ampliación de la capacidad del horno de la línea, que se consiguió mediante la instalación de tubos radiantes adicionales en la zona de mantenimiento, supuso el cambio de la curva clásica de recocido consistente en cuatro etapas (calentamiento, mantenimiento, enfriamiento y envejecimiento) y el paso a una nueva curva en la que el calentamiento se amplió y se eliminó el mantenimiento. Esto supuso la necesidad de rediseñar los ciclos térmicos de las diferentes familias de aceros, y en caso específico de los aceros microaleados generó un problema por un grave incremento del rechazo de bobinas por estar fuera del rango de características mecánicas.

En esta tesis en primer lugar se realizó un modelo del horno de galvanizado para la realización de simulaciones del proceso. Este modelo tiene la particularidad respecto a los descritos en la literatura de que en lugar de utilizar las temperaturas de las zonas del horno se propuso el uso de las temperaturas de los tubos radiantes. Este enfoque permite calcular fácilmente la potencia real del horno en función de las condiciones actuales (número de tubos radiantes operativos).

En segundo lugar, se definió y aplicó un nuevo parámetro de proceso para asegurar las características mecánicas de los aceros microaleados procesados sin etapa de mantenimiento. Este parámetro depende del tiempo y la temperatura y se contabiliza a partir del inicio de la recristalización. Para encontrar los valores máximo y mínimo de este parámetro se modificó el modelo del horno para incluir este cálculo y después se simuló las bobinas cuyos resultados en los ensayos estaban fuera de las especificaciones. Una vez hecho esto, se realizaron nuevas simulaciones combinando velocidades y temperaturas de proceso que cumplieran con los límites definidos llegándose a obtener un área de factibilidad, llamado Ventana de Proceso, para cada una de las familias de microaleados y que se aplicaron con éxito en la línea de producción.

Tras lograr la reducción del rechazo, el tercer bloque de la tesis consistió en reducir la dispersión de las características mecánicas dentro del rango objetivo. Para ello se desarrollaron y compararon cuatro tipos de modelos numéricos (regresión lineal, regresión polinómica, redes neuronales y Multivariate Adaptive Regression Splines). Dichos modelos añaden por un lado precisión en el cálculo de las principales características mecánicas de la bobina, y por otro son los suficientemente sencillos de implementar y mantener por parte del personal de la línea.

Como datos de entrada a los modelos se tuvieron en cuenta no sólo las variables de proceso de la línea de galvanizado, sino también las principales variables de los procesos aguas arriba. En los datos de galvanizado se comparó la precisión usando los valores medios de la bobina con el uso de los valores de proceso en la zona de la muestra, siendo ligeramente mejores los resultados obtenidos con esta última opción. También se demostró que la inclusión del parámetro tiempo-temperatura mejora de manera sustancial los resultados, y que con dicho parámetro un modelo predictivo relativamente sencillo calcula los valores de las propiedades mecánicas con la suficiente precisión.



RESUMEN (en Inglés)

This thesis presents the research carried out to improve the processability of microalloyed steels using annealing cycles without maintenance stage in the ArcerlorMittal hot dip galvanizing line number 2 in Avilés (Asturias).

The expansion of the line's furnace capacity, which was achieved by installing additional radiant tubes in the maintenance section, meant the change in the classic annealing curve consisting of four stages (heating, maintenance, cooling and aging) and transition to a new curve where heating was extended and maintenance was removed. This meant the need to redesign the thermal cycles of the different families of steels, and in the specific case of micro-alloyed steels, it caused a problem due to a serious increase in rejection of coils, raising the percentage of coils outside the target range of mechanical characteristics.

In this thesis, a galvanizing furnace model was first made to carry out simulations of the process. This model has the particularity with respect to those described in the literature that instead of using the temperatures of the furnace zones, the use of the temperatures of the radiant tubes was proposed. This approach makes it possible to easily calculate the actual power of the furnace based on current conditions (number of operating radiant tubes). Second, a new process parameter was defined and applied to ensure the mechanical characteristics of microalloyed steels processed without the maintenance stage. This parameter depends on time and temperature and is counted from the starting of recrystallization. To find the maximum and minimum values of this parameter, the furnace model was modified to include this calculation and then the coils whose results in the tests were out of specifications were simulated. Once this was done, new simulations were performed combining process speeds and temperatures that met the defined limits, reaching a feasibility area, called Process Window, for each of the families of microalloys and which were successfully applied in the production line.

After achieving the rejection reduction, the third block of the thesis consisted of reducing the dispersion of the mechanical characteristics within the target range. For this, four types of numerical models were developed and compared (linear regression, polynomial regression, neural networks and Multivariate Adaptive Regression Splines). Said models combine, on the one hand, precision in calculating the main mechanical characteristics of the coil, and on the other, they are simple enough to implement and maintain by line personnel.

As input data to the models, not only the process variables of the galvanizing line were considered, but also the main variables of the upstream processes. In the galvanizing data, the precision was compared using the mean values of the coil with the use of the process values in the area of the sample, being the results obtained with this last option slightly better. It was also shown that the inclusion of the time-temperature parameter substantially improves the results, and that with this parameter a relatively simple predictive model calculates the values of the mechanical properties with enough precision.

**SR. PRESIDENTE DE LA COMISIÓN ACADÉMICA DEL PROGRAMA DE DOCTORADO
EN ENERGÍA Y CONTROL DE PROCESOS**

RESUMEN

En esta tesis se presenta la investigación llevada a cabo para mejorar la procesabilidad de los aceros microaleados utilizando ciclos de recocido sin etapa de mantenimiento en la línea de galvanizado en caliente número 2 de ArcerlorMittal en Avilés (Asturias).

La ampliación de la capacidad del horno de la línea, que se consiguió mediante la instalación de tubos radiantes adicionales en la zona de mantenimiento, supuso el cambio de la curva clásica de recocido consistente en cuatro etapas (calentamiento, mantenimiento, enfriamiento y envejecimiento) y el paso a una nueva curva en la que el calentamiento se amplió y se eliminó el mantenimiento. Esto supuso la necesidad de rediseñar los ciclos térmicos de las diferentes familias de aceros, y en caso específico de los aceros microaleados generó un problema por un grave incremento del rechazo de bobinas por estar fuera del rango de características mecánicas.

En esta tesis en primer lugar se realizó un modelo del horno de galvanizado para la realización de simulaciones del proceso. Este modelo tiene la particularidad respecto a los descritos en la literatura de que en lugar de utilizar las temperaturas de las zonas del horno se propuso el uso de las temperaturas de los tubos radiantes. Este enfoque permite calcular fácilmente la potencia real del horno en función de las condiciones actuales (número de tubos radiantes operativos).

En segundo lugar, se definió y aplicó un nuevo parámetro de proceso para asegurar las características mecánicas de los aceros microaleados procesados sin etapa de mantenimiento. Este parámetro depende del tiempo y la temperatura y se contabiliza a partir del inicio de la recristalización. Para encontrar los valores máximo y mínimo de este parámetro se modificó el modelo del horno para incluir este cálculo y después se simularon las bobinas cuyos resultados en los ensayos estaban fuera de las especificaciones. Una vez hecho esto, se realizaron nuevas simulaciones combinando velocidades y temperaturas de proceso que cumplieran con los límites definidos llegándose a obtener un área de factibilidad, llamado Ventana de Proceso, para cada una de las familias de microaleados y que se aplicaron con éxito en la línea de producción.

Tras lograr la reducción del rechazo, el tercer bloque de la tesis consistió en reducir la dispersión de las características mecánicas dentro del rango objetivo. Para ello se desarrollaron y compararon cuatro tipos de modelos numéricos (regresión lineal, regresión polinómica, redes neuronales y *Multivariate Adaptive Regression Splines*). Dichos modelos aúnan por un lado precisión en el cálculo de las principales características mecánicas de la bobina, y por otro son los suficientemente sencillos de implementar y mantener por parte del personal de la línea.

Como datos de entrada a los modelos se tuvieron en cuenta no sólo las variables de proceso de la línea de galvanizado, sino también las principales variables de los procesos aguas arriba. En los datos de galvanizado se comparó la precisión usando los valores medios de la bobina con el uso de los valores de proceso en la zona de la muestra, siendo ligeramente mejores los resultados obtenidos con esta última opción. También se demostró que la inclusión del parámetro tiempo-temperatura mejora de manera sustancial los resultados, y que con dicho parámetro un modelo predictivo relativamente sencillo calcula los valores de las propiedades mecánicas con la suficiente precisión.

SUMMARY

This thesis presents the research carried out to improve the processability of microalloyed steels using annealing cycles without maintenance stage in the ArcerlorMittal hot dip galvanizing line number 2 in Avilés (Asturias).

The expansion of the line's furnace capacity, which was achieved by installing additional radiant tubes in the maintenance section, meant the change in the classic annealing curve consisting of four stages (heating, maintenance, cooling and aging) and transition to a new curve where heating was extended and maintenance was removed. This meant the need to redesign the thermal cycles of the different families of steels, and in the specific case of micro-alloyed steels, it caused a problem due to a serious increase in rejection of coils, raising the percentage of coils outside the target range of mechanical characteristics.

In this thesis, a galvanizing furnace model was first made to carry out simulations of the process. This model has the particularity with respect to those described in the literature that instead of using the temperatures of the furnace zones, the use of the temperatures of the radiant tubes was proposed. This approach makes it possible to easily calculate the actual power of the furnace based on current conditions (number of operating radiant tubes).

Second, a new process parameter was defined and applied to ensure the mechanical characteristics of microalloyed steels processed without the maintenance stage. This parameter depends on time and temperature and is counted from the starting of recrystallization. To find the maximum and minimum values of this parameter, the furnace model was modified to include this calculation and then the coils whose results in the tests were out of specifications were simulated. Once this was done, new simulations were performed combining process speeds and temperatures that met the defined limits, reaching a feasibility area, called Process Window, for each of the families of microalloys and which were successfully applied in the production line.

After achieving the rejection reduction, the third block of the thesis consisted of reducing the dispersion of the mechanical characteristics within the target range. For this, four types of numerical models were developed and compared (linear regression, polynomial regression, neural networks and Multivariate Adaptive Regression Splines). Said models combine, on the one hand, precision in calculating the main mechanical characteristics of the coil, and on the other, they are simple enough to implement and maintain by line personnel.

As input data to the models, not only the process variables of the galvanizing line were considered, but also the main variables of the upstream processes. In the galvanizing data, the precision was compared using the mean values of the coil with the use of the process values in the area of the sample, being the results obtained with this last option slightly better. It was also shown that the inclusion of the time-temperature parameter substantially improves the results, and that with this parameter a relatively simple predictive model calculates the values of the mechanical properties with enough precision.

Para Sofía e Irene, los dos soles de mi vida

AGRADECIMIENTOS

Cuando hace años terminé la carrera de Ingeniero de Telecomunicaciones en la Universidad de Cantabria, me hubiera mofado de cualquiera que me hubiese dicho que bastantes años más tarde iba a siquiera pensar en la idea de hacer un doctorado. Cuánto más en un campo completamente ajeno al de mi carrera.

Pero la vida da muchas vueltas, tiene giros inesperados que hacen que merezca la pena vivirla. Y uno de los giros hizo que allá por el año 2008 entrara a trabajar en ArcelorMittal, en el centro de investigación que acababa de formarse como laboratorio independiente dentro de la red de centros de innovación de la empresa. Por tanto, los primeros agradecimientos son para Nicolás de Abajo y Susana Peregrina, por aquel entonces director del centro y jefa del área PEERS del que entré a formar parte con más dudas por mi parte que por la suya, ya que no tenía muy claro qué podría aportar al mundo del acero viniendo del sector de las telecomunicaciones. Hasta entonces mi único contacto con ArcelorMittal había sido dos años trabajando en el mantenimiento de las redes de comunicaciones de las factorías en Asturias, curioseando y preguntando sobre los procesos, pero sin ningún bagaje más.

El centro de investigación de Avilés está enfocado a la mejora del proceso, y entré en un programa piloto para tener investigadores trabajando codo con codo con la gente de las instalaciones. En mi caso tuve la inmensa fortuna de ir destinado a las líneas de galvanizado de Avilés, donde además de conocer los entresijos del proceso, tuve la suerte de encontrarme con un maravilloso equipo humano que hizo que disfrutara cada día de trabajo. Puedo decir que aprendí de todos tanto a nivel profesional como humano: Miguel Ángel, Juan, los Pedros, Cano, Eduardo, Coco, Miguel, Irán, Mario... En este apartado quiero hacer una mención especial a Chapa y Alfonso, eruditos del horno y auténticos genios que tienen una capacidad de invención y racionamiento envidiable además de ser unas excelentes personas.

Llegó el momento de iniciar la tesis y como muchas otras cosas, no fue un proceso fácil. Obtuve la suficiencia investigadora con un trabajo sobre la mejora de la duración de los tubos radiantes, pero en aquel momento parecía que la temática de enfriamiento tenía más recorrido por lo que enfoqué un primer intento de tesis hacia este campo, aunque finalmente se demostró un camino sin salida.

En 2015 volví de nuevo a la carga y contacté con Manuela Prieto, a la que quiero agradecerle haber sido mi directora de tesis, y nos embarcamos en el ambicioso proyecto de publicar la tesis por compendio de artículos.

Han sido tres artículos luchados, peleados y sufridos, en un proceso de aprendizaje continuo que me ha valido para saber organizar y plantear mis ideas así como los resultados obtenidos. Quiero agradecer a las personas que en mayor o menor medida colaboraron en la elaboración: Jesús, Santos, César, Jose, Manuela y a todos aquellos a los que durante estos años les he pedido consejo o ayuda, sin olvidarme de David, que tuvo la paciencia de corregir uno de ellos.

Y aunque no haya participado directamente en la tesis quiero hacer especial mención a Jose Arancón, ya que durante estos años hemos debatido y peleado mucho por sacar adelante los

proyectos de investigación en los que he estado envuelto, siendo alguno de ellos parte de esta tesis.

Ya en el terreno personal, agradecer a los amigos y compañeros de trabajo que han estado o están a mi lado durante estos años por escucharme, a Rocío por haberme dado ese par de maravillosas hijas que me alegran la vida y por supuesto a mis padres, que siempre han creído en mí y gracias a su apoyo y ayuda he podido llegar a este momento.

Contenido

1	Introducción	4
1.1	El proceso de galvanizado	4
1.2	Los aceros microaleados para el sector de automoción.....	5
1.3	El recocido en una línea de galvanizado en caliente.....	6
2	Hornos de galvanizado	9
2.1	Tipos de hornos de galvanizado	9
2.2	Modelos de control de horno	14
2.3	La fabricación de aceros HSLA en la línea de galvanizado de Avilés 2	18
3	Objetivos de la tesis	21
4	Materiales y métodos	23
4.1	Modelo horno	23
4.2	Definición del parámetro tiempo-temperatura.....	30
4.3	Modelos numéricos de predicción de características mecánicas	39
5	Discusión de los resultados	47
5.1	Modelo de horno	47
5.2	Parámetro Tiempo-temperatura.....	54
5.3	Modelo de predicción de características mecánicas	58
6	Conclusiones y trabajos futuros	61
6.1	Conclusiones.....	61
6.2	Trabajos futuros	62
7	Referencias.....	63
8	Artículos publicados	67
8.1	Practical Thermal Model for a Radiant Tubes Annealing Furnace	67
8.2	The consequences of eliminating the soaking section of a commercial hot-dip galvanising line for HSLA production and a control strategy for improving product consistency	77
8.3	Artículo III Prediction of mechanical properties for High Strength Low Alloyed steels in a commercial hot dip galvanizing line without soaking section	85

Índice de figuras

Figura 1 Principales procesos de galvanizado	4
Figura 2 Esquema de una línea de galvanizado en caliente.....	4
Figura 3 Diagrama resistencia-alargamiento de los aceros	5
Figura 4 Definición de carga de rotura y límite elástico.....	5
Figura 5 Ejemplos de aplicaciones de los HSLA.....	6
Figura 6 Tipos de recocido	7
Figura 7 Zonas del horno y perfil de temperatura en un ciclo de recocido clásico	8
Figura 8 Evolución del grano durante la laminación en frío y el recocido	9
Figura 9 Sistema Blowstab de enfriamiento ultrarrápido de CMI Industry	10
Figura 10 Horno de llama directa.....	11
Figura 11 Tubo radiante doble P	12
Figura 12 Horno vertical de tubos radiantes.....	13
Figura 13 Variación de la temperatura del tubo en función del diseño	13
Figura 14 Transición con cambio de velocidad	15
Figura 15 Transición con cambio de ciclo	16
Figura 16 Transición manteniendo la velocidad	17
Figura 17 Pantalla del modelo de horno de Drever	17
Figura 18 Esquema de la línea de galvanizado 2.....	18
Figura 19 Puntos de control para ciclos con mantenimiento (P2) y sin mantenimiento (P3)	19
Figura 20 Evolución del rechazo en los aceros microaleados	20
Figura 21 Posición de los termopares	23
Figura 22 Detalle del soporte del termopar (izquierda) y tubo instrumentalizado (derecha).....	24
Figura 23 Temperaturas medias de los termopares	24
Figura 24 Comparación de las medias de temperaturas registradas.....	25
Figura 25 Posiciones de los tubos en la zona 7 del horno.....	25
Figura 26 Medias de temperatura en los tubos de control	26
Figura 27 Definición del segmento de cálculo del modelo	28
Figura 28 Definición de los rangos de temperatura de tubos.....	29
Figura 29 Perfil de temperatura de un ciclo clásico (a) y de un nuevo ciclo (b)	30
Figura 30 Simulador de galvanizado en caliente.....	31
Figura 31 Definición del parámetro tiempo-temperatura	32
Figura 32 Curva de Cp del HSL300.....	32
Figura 33 Dilatometría del HSLA300 calentado a 20°C/min (rojo) y 200°C/min (negro)	33
Figura 34 Evolución del límite elástico (YS) de los aceros HSLA300.....	33
Figura 35 Resultados de las simulaciones incluyendo la condición del parámetro Tiempo-temperatura	34
Figura 36 Comparativa de un ciclo tradicional vs un nuevo ciclo	35
Figura 37 Captura de la primera versión de aplicación para procesar los HSLA.....	35
Figura 38 Opciones de trabajo de la aplicación para procesar HSLA.....	36
Figura 39 Comparativa de Ventanas de Proceso para diferentes espesores.....	37
Figura 40 Correlación entre las máximas velocidades para cada espesor	37
Figura 41 Ejemplo de códigos de trazabilidad de una bobina desde la acería hasta galvanizado....	39

Figura 42 Resultado del análisis SOM para el conjunto inicial de variables	40
Figura 43 Etapas del proceso	41
Figura 44 Diagrama de bloques del predictor lineal	42
Figura 45 Diagrama de la MLP.....	43
Figura 46 Evolución del error según el número de iteraciones	44
Figura 47 Integración del modelo para HSLA en el flujo de proceso	46
Figura 48 Factores de corrección de la velocidad	48
Figura 49 Inyección de atmósfera en el horno de galvanizado.....	49
Figura 50 Comparativa de las diferentes curvas de calor específico	50
Figura 51 Definición de espesor crítico	51
Figura 52 Estudio de la capacidad máxima del horno de Avilés 2	52
Figura 53 Interfaz del simulador	53
Figura 54 Resultados para el horno de Dofasco 5.....	54
Figura 55 Límites de la ventana de proceso (izda.) y ventanas para dos espesores (dcha.).....	56
Figura 56 Correlación entre la fuerza aplicada en el skinpass y el valor del parámetro Tiempo-temperatura	57
Figura 57 Evolución de los rechazos de aceros microaleados	58

Índice de tablas

Tabla 1 Composición (% en masa) y propiedades mecánicas de los grados de acero estudiados ...	39
Tabla 2 Variables usadas en los modelos	41
Tabla 3 Conjuntos de datos usados en el estudio.....	41
Tabla 4 Estudio del error con diferentes grados de polinomio.....	43
Tabla 5 Estudio del error con diferente número de perceptrones	44
Tabla 6 Resultados de las predicciones de límite elástico	45
Tabla 7 Resultado de las predicciones de carga de rotura.....	46
Tabla 8 Resumen de características del modelo de horno	54
Tabla 9 Comparativa de resultados con otros autores	60

1 Introducción

La presente tesis presenta la investigación desarrollada en la línea de galvanizado 2 de ArcelorMittal de la planta de Avilés (Asturias) para adaptar la producción de los aceros microaleados tras la ampliación de la capacidad del horno de dicha línea.

1.1 El proceso de galvanizado

La aplicación de un recubrimiento de zinc metálico sobre el acero se conoce como galvanización, pero el acero puede ser galvanizado mediante procesos con características muy diferentes entre sí. Los diferentes procesos de galvanización varían fundamentalmente en el espesor de la capa de zinc que se origina y en los procesos con los que es creada, que son factores que tienen una gran influencia tanto en la durabilidad de la protección como en la capacidad de soporte de carga mecánica. Los procesos más importantes son: galvanización por inmersión en caliente en continuo, en discontinuo, electrozincado (o galvanización fría) y pulverización térmica de zinc [1].

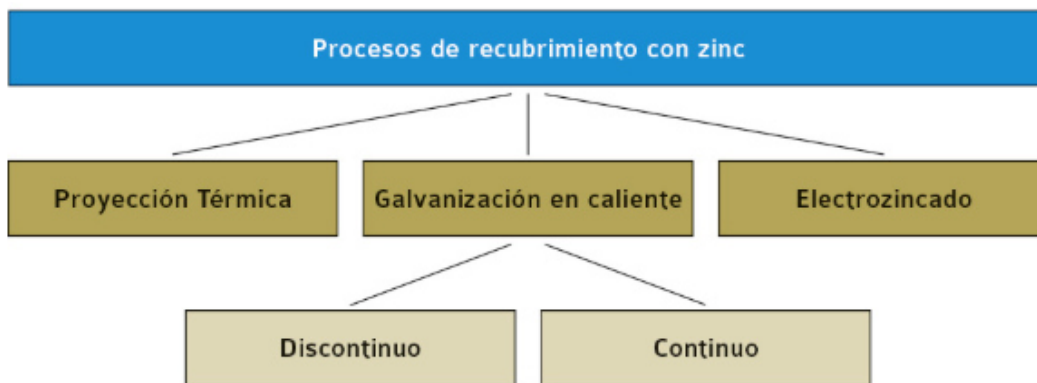


Figura 1 Principales procesos de galvanizado

El acero que se produce para el sector del automóvil está mayoritariamente recubierto por medio de la galvanización en caliente continua. El esquema de una línea de galvanizado en continuo puede verse en la Figura 2 [2].

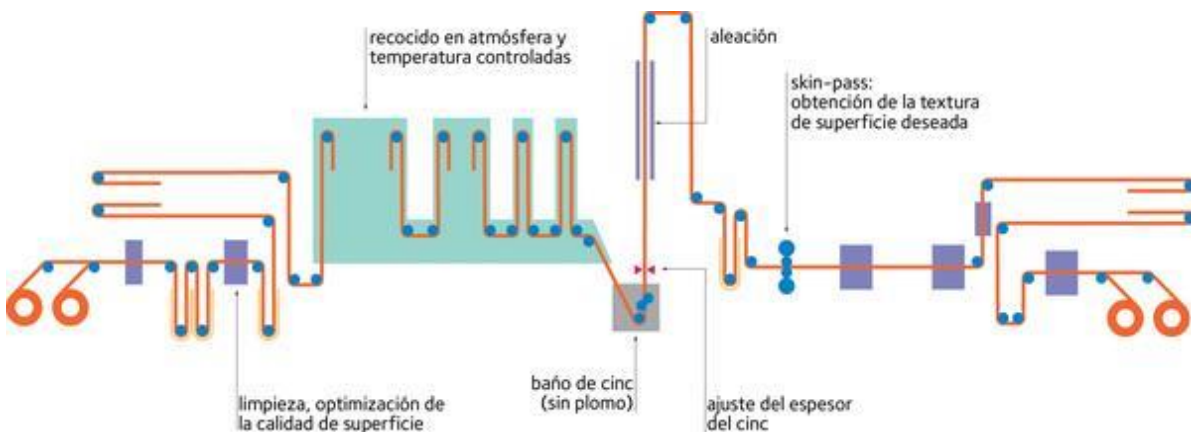


Figura 2 Esquema de una línea de galvanizado en caliente

1.2 Los aceros microaleados para el sector de automoción

Los aceros microaleados tienen un porcentaje de carbono por debajo del 0.8% y se pueden clasificar como un acero convencional, tal como puede verse en la Figura 3 [3].

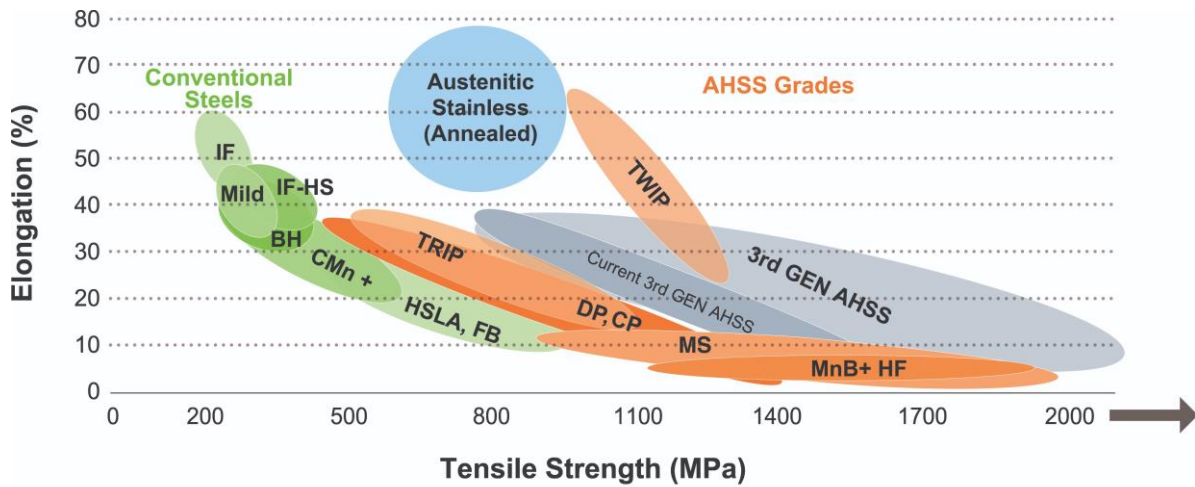


Figura 3 Diagrama resistencia-alargamiento de los aceros

Donde el “tensile strength” o límite elástico es la tensión máxima que un material puede soportar sin sufrir deformaciones permanentes. Debido a la dificultad para localizarlos exactamente se adopta un criterio convencional y se considera como límite elástico la tensión a la cual el material tiene una deformación plástica del 0.2% ($\epsilon = 0.002$). El alargamiento o elongación es una magnitud que mide el aumento de longitud que tiene un material cuando se le somete a un esfuerzo de tracción antes de producirse su rotura. La descripción gráfica de la relación entre ambas magnitudes se puede ver en la Figura 4:

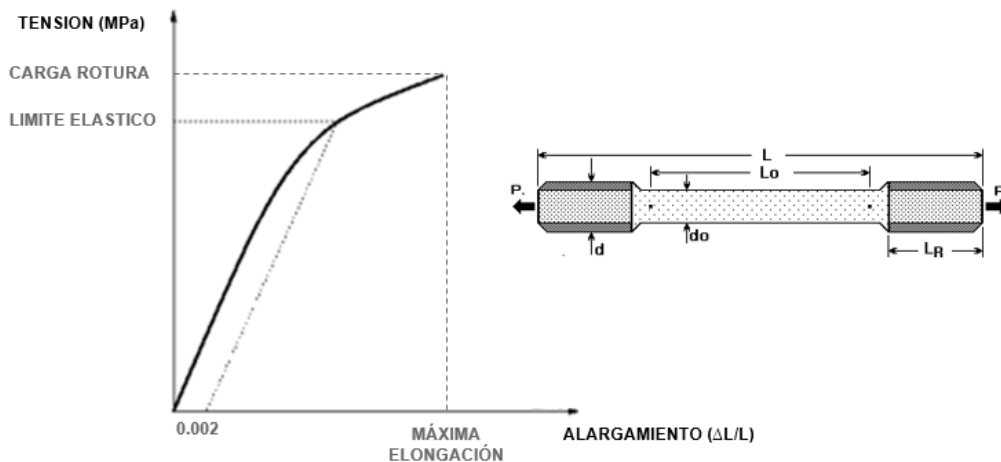


Figura 4 Definición de carga de rotura y límite elástico

Los aceros microaleados alcanzan altos niveles de resistencia limitando la proporción de elementos aleantes por medio de la precipitación y afinamiento del tamaño del grano. De esta forma se favorecen las propiedades de soldabilidad y la elección del revestimiento [4].

Los aceros de la gama HSLA (High-strength low-alloy) están destinados a piezas de estructura como suspensión, refuerzos, travesaños, bastidores, etc. Por sus características y prestaciones para conformados en frío, son una solución económica para piezas y subconjuntos que requieren una reducción de peso y espesor, como bastidores, ruedas, guías de asiento o travesaños. En la Figura 5 pueden verse dos ejemplos de aplicaciones de estos aceros: la pieza de la izquierda es un travesaño trasero íntegramente hecho en HSLA 300 y la de la derecha una pieza compuesta por el armazón delantero en Dual Phase 780 y absorbedor en HSLA 300 [4].



Figura 5 Ejemplos de aplicaciones de los HSLA

1.3 El recocido en una línea de galvanizado en caliente

Como puede verse en la anterior Figura 2, uno de los procesos previos de acondicionamiento de la banda es el recocido. Las bobinas que llegan a la línea de galvanizado procedentes de la laminación en frío han sufrido un proceso de reducción de espesor que produce una fuerte perturbación en la estructura interna de la banda, traduciéndose en una reducción muy importante de su capacidad de deformación, lo que la hace inservible en gran parte de la industria transformadora. Para regenerar la estructura interna del acero y mejorar sus características mecánicas es necesario someter al material a un tratamiento térmico consistente en calentarlo hasta una temperatura determinada, mantenerlo a esta temperatura durante un tiempo y enfriarlo a continuación de forma controlada.

Este tratamiento térmico se denomina recocido. Dependiendo de la temperatura máxima que alcance el acero durante el proceso podríamos clasificarlo en tres tipos de recocido, como puede verse en la Figura 6:

Recocido subcrítico (temperatura máxima < 725º C)

Reduce tensiones internas en los materiales tratados para que vuelva a ser deformable (recocido contra la acritud).

Recocido intercrítico (temperatura máxima >725º C)

Reduce tensiones internas y genera austenita que al transformarse dará las propiedades mecánicas finales.

Recocido supercrítico (máxima >725-1150°C, en función del contenido en carbono)

Reduce tensiones internas y genera austenita que al transformarse dará las propiedades mecánicas finales.

En general el proceso de recocido en las líneas de galvanizado en caliente es intercrítico, aunque también hay líneas que galvanizan la denominada bobina caliente, que es aquella que no ha tenido que pasar por la etapa de laminación en frío y por lo tanto no es necesario superar la temperatura de recristalización.

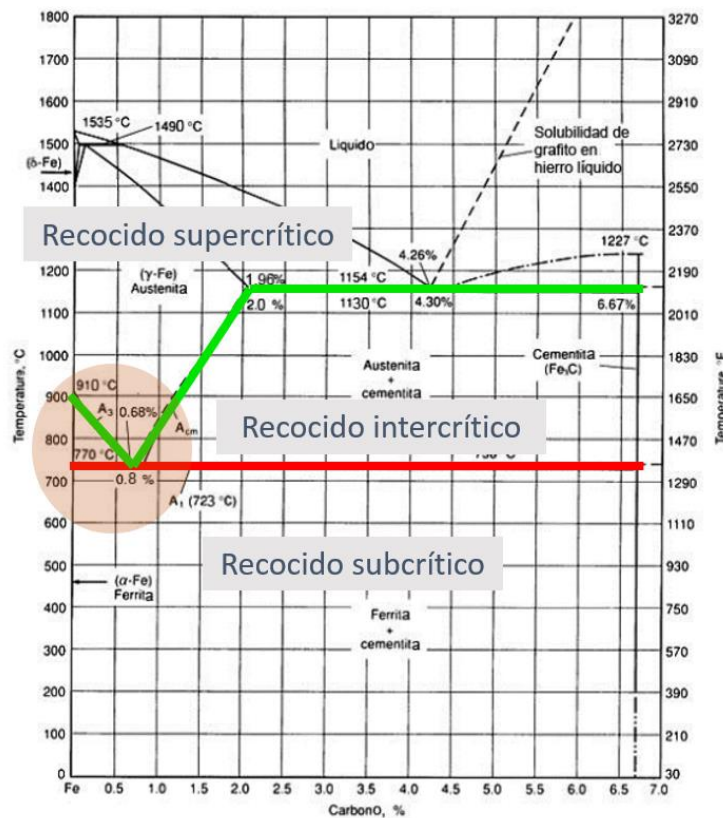


Figura 6 Tipos de recocido

El ciclo clásico de recocido tiene por tanto el objetivo de recuperar la estructura interna del acero que es la que le confiere sus propiedades mecánicas. En la Figura 8 se puede ver a la izquierda el efecto que tiene la laminación en frío sobre la dureza, resistencia y ductilidad. En la parte inferior de la gráfica se puede ver como el grano inicial redondeado se aplan y alarga en el sentido de la laminación. En la gráfica de la derecha se representa la evolución de las propiedades y la microestructura que se pueden asociar a las diferentes etapas del ciclo de recocido, que se muestran en la Figura 7:

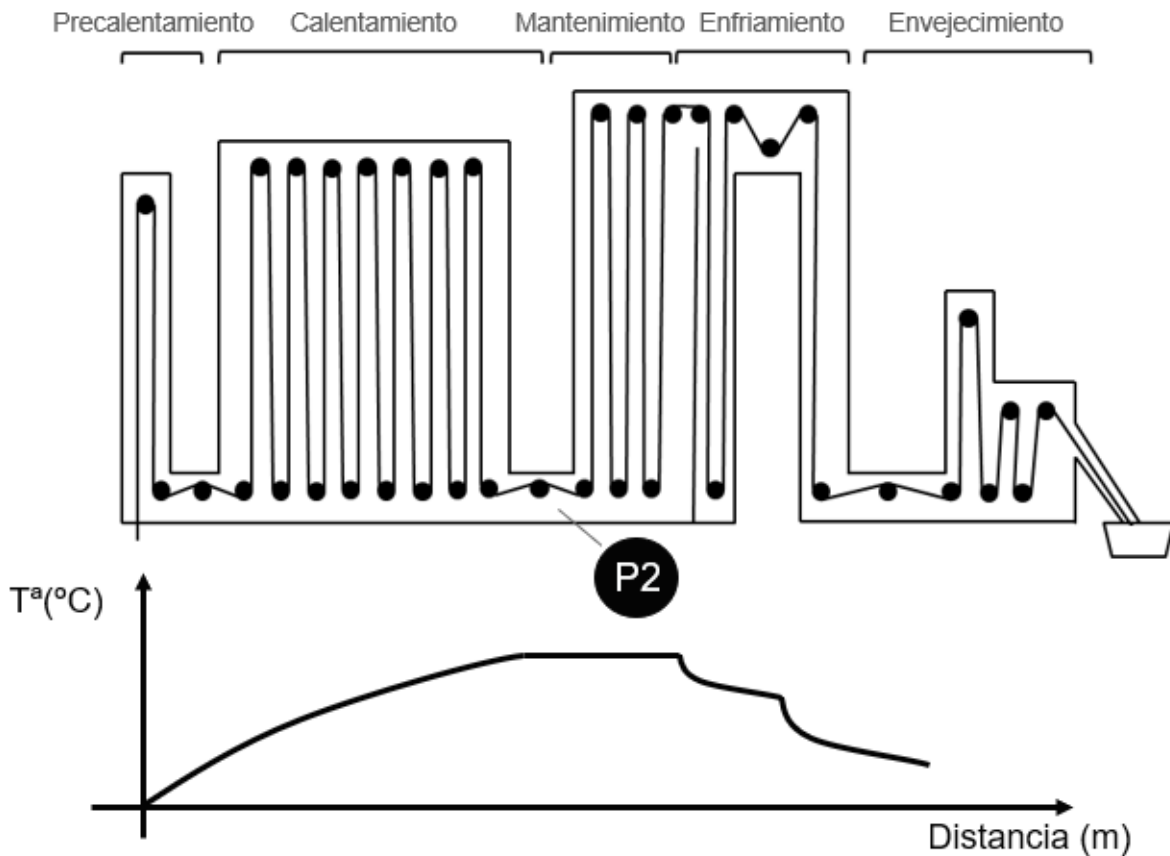


Figura 7 Zonas del horno y perfil de temperatura en un ciclo de recocido clásico

- Calentamiento. En esta etapa el acero entra en el horno a temperatura ambiente y es calentado hasta llegar a la temperatura objetivo y con la superficie preparada para recibir el recubrimiento a la salida del horno. Esta etapa corresponde con las fases de recuperación del grano y recristalización primaria.
- Mantenimiento. En esta etapa el acero se mantiene a la temperatura de ciclo durante un determinado periodo de tiempo para permitir el crecimiento del grano. Durante esta fase tiene lugar el crecimiento del grano.
- Enfriamiento. A la salida de la etapa de mantenimiento comienza el proceso para disminuir la temperatura de la banda hasta la del pote de galvanizado, generalmente por convección forzada. La atmósfera de estas zonas es más rica en hidrógeno que en las otras zonas para mejorar la transferencia de calor. En algunos aceros esta fase no tiene efecto en la microestructura, mientras que en aceros de segunda generación como los de Fase Dual, durante el enfriamiento se produce la transformación de la austenita en martensita para aumentar la dureza.
- Envejecimiento. Los aceros de alta resistencia son propensos a la fragilización hidrógeno, lo que provoca la aparición de grietas. En la etapa de envejecimiento se mantiene

constante la temperatura y se favorece la eliminación del hidrógeno atrapado en la matriz metálica.

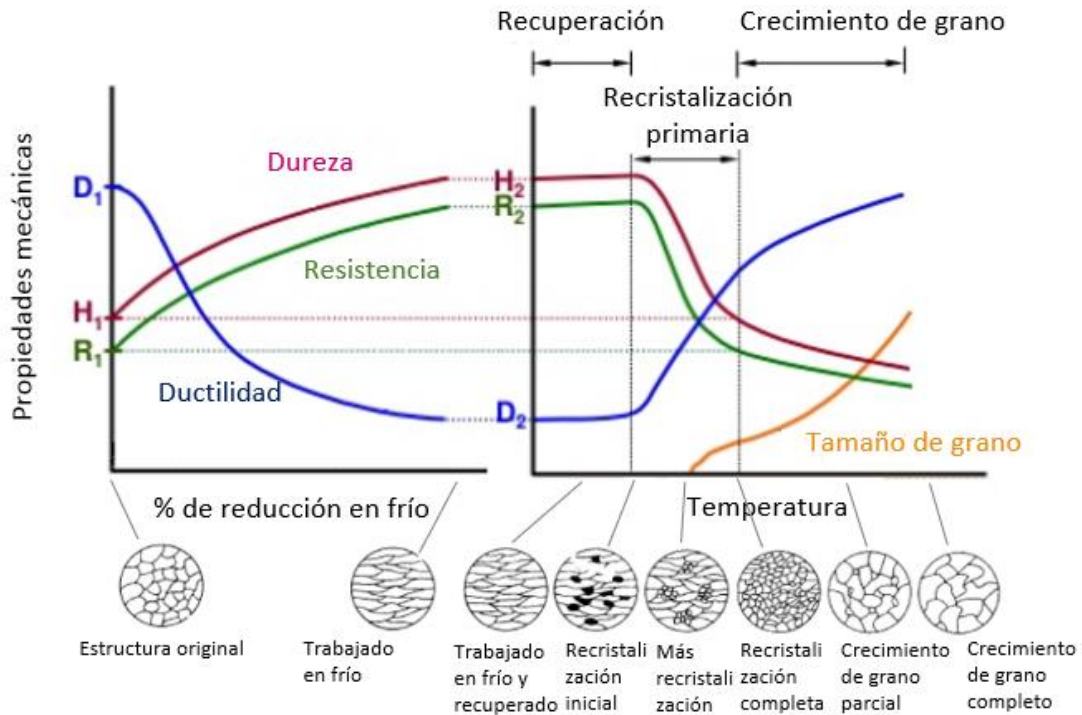


Figura 8 Evolución del grano durante la laminación en frío y el recido

El perfil de temperatura la banda en el horno utilizando un ciclo de recido clásico sería el representado en la curva que se muestra en la Figura 7, donde se ve cómo la banda aumenta la temperatura durante su paso por las secciones de calentamiento hasta alcanzar la temperatura objetivo en el punto P2, se mantiene estable en la sección de mantenimiento y posteriormente se enfría y se mantiene en la temperatura de entrada al pote durante la etapa de envejecimiento.

2 Hornos de galvanizado

Las líneas de galvanizado se diseñan en función de la cartera de productos que se pretende producir en ella. Aunque las funcionalidades de las diferentes secciones de las líneas sean iguales, las características y el diseño de los equipos diferirá de tal manera que no hay una línea que pueda procesar todos los formatos y aceros que demanda el mercado.

2.1 Tipos de hornos de galvanizado

Esta especialización de las líneas de galvanizado también condiciona el diseño del horno. Tradicionalmente los hornos de recido se pueden clasificar en función del sentido de paso de la banda a través de ellos, de esta manera tendríamos:

- Hornos horizontales, en los que la banda avanza de manera horizontal transportada sobre un conjunto de rodillos.

- Hornos verticales, donde existe un conjunto de rodillos en base del horno y otro en el techo y el movimiento de banda es vertical pasando alternativamente por unos y otros.

Esta diferencia de geometría se debe principalmente al espesor de los materiales y por tanto de productos que produce cada línea: los hornos horizontales pueden procesar espesores de banda de hasta seis u ocho milímetros, orientando su producción principalmente a aceros para el sector de industria y partes estructurales del automóvil, mientras que los verticales, donde los espesores de la banda apenas sobrepasan los dos milímetros, se orientan más a partes vistas del automóvil y estructurales de poco espesor.

Esta diferencia de disposición hace que haya también una gran diferencia de tamaño y por tanto de longitud de banda dentro del horno: los hornos horizontales tienen una forma de túnel y generalmente una longitud cercana a los cien metros, mientras que los hornos verticales tienen una cámara de calentamiento de en torno a veinte metros de altura y contienen varios cientos de metros de banda en su interior.

En cuanto a la sección de enfriamiento, la mayoría de los hornos usan la tecnología denominada “gas jet cooling” que enfría la banda por convección. Los principales parámetros que se pueden variar para aumentar la capacidad de enfriamiento es la presión de soplado, que depende de los motores instalados y la geometría de las boquillas, o el contenido de hidrógeno, que puede variar entre el 5 y el 20%. Los principales fabricantes de hornos han desarrollado diferentes soluciones orientadas a lograr la mayor capacidad de enfriamiento y que induzcan las mínimas vibraciones a la banda para evitar arañazos, como de CMI de la Figura 9.



Figura 9 Sistema Blowstab de enfriamiento ultrarrápido de CMI Industry

Hay otras tecnologías de enfriamiento como el uso de agua pulverizada o por inmersión en un tanque de agua, pero estas últimas se usan en hornos de recocido continuo cuyo material se destina a la producción de hojalata.

Centrándonos en las fases de calentamiento y mantenimiento, dependiendo del tipo de horno nos vamos a encontrar diferentes tecnologías:

Hornos horizontales

Como se ha mencionado anteriormente, este tipo de hornos son más cortos por los que necesitan tener un sistema de calentamiento que eleve la temperatura de la banda en poco tiempo. Por ello se recurre al uso de quemadores de llama directa generalmente alimentados por gas natural.

En un horno horizontal la primera sección es de precalentamiento y limpieza. En el precalentamiento la banda se reaprovechan los gases de la combustión de los quemadores para elevar la temperatura de la banda, y a continuación se somete a la acción de una llama reductora producida en los quemadores. Esta llama tiene las siguientes funciones:

- Quemar los aceites de la laminación
- Reducción del posible óxido superficial por acción de los residuos inquemados de la combustión (H_2 y CO).
- Arrastre mecánico de los sólidos superficiales

La temperatura de salida de la banda de la sección de llama directa está entre los 500 y 700° C. En la Figura 10 se puede ver el interior y el esquema de un horno de llama directa. La banda pasa apoyada en los rodillos y los quemadores colocados al tresbolillo se encargan de calentarla por ambas caras. Estas secciones suelen trabajar a muy altas temperaturas (en torno a los 1250° C) por lo que las paredes y suelo son de ladrillo refractario, pudiendo ser el techo de fibra o también una bóveda de ladrillo.

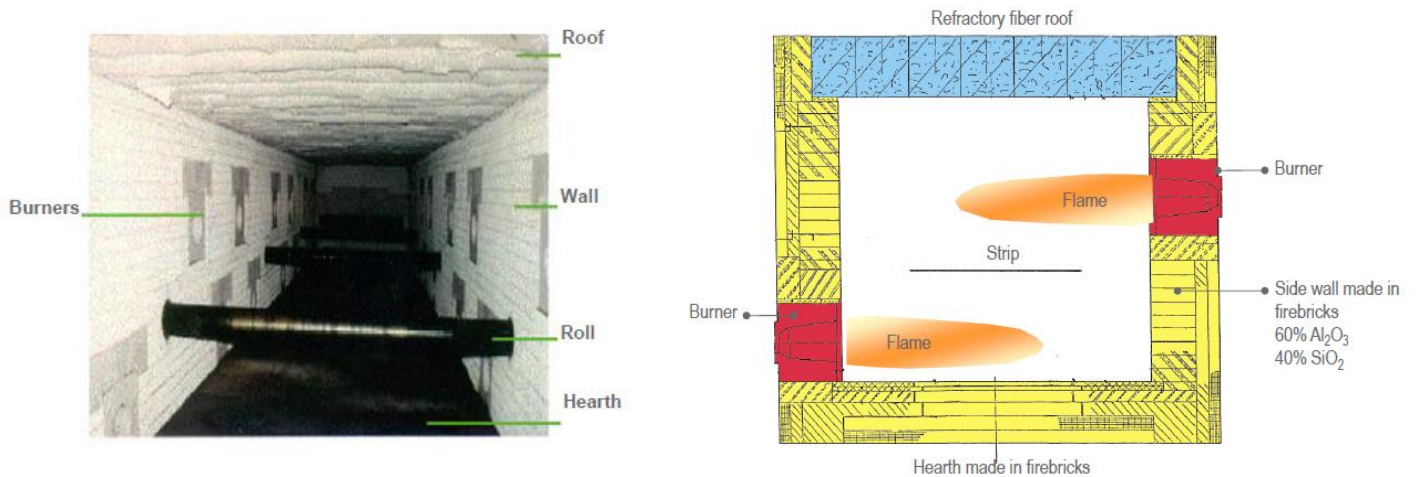


Figura 10 Horno de llama directa

A continuación de la sección de llama directa se encuentra la sección de tubos radiantes, en la que la banda alcanza la temperatura objetivo. Esta sección se caracteriza por realizar un intercambio energético indirecto con el material a tratar a través de unos tubos radiantes por entre los que pasa la banda de acero [5]. Esto significa que, independientemente del tipo de aporte energético, la atmósfera interior del horno puede estar controlada, siendo esta reductora (HN_x) para evitar la oxidación del material durante su estancia. La Figura 11 muestra un esquema en detalle del montaje de un tubo radiante doble P en la pared del horno.

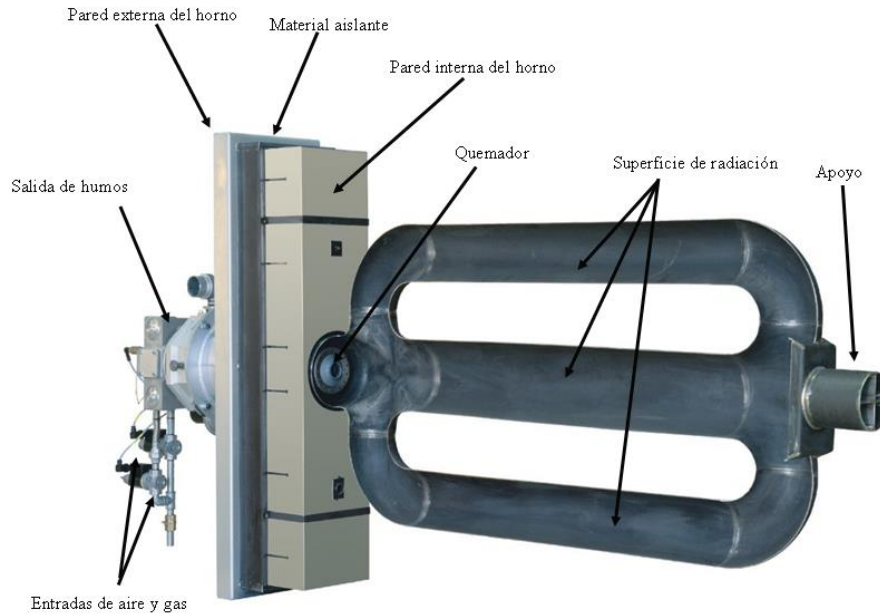


Figura 11 Tubo radiante doble P

Hornos verticales

En los hornos verticales existe también una primera cámara de precalentamiento en la que la banda es calentada por convección. Para calentar la atmósfera de esta zona se utilizan los gases de la combustión de los tubos radiantes, y suele alcanzarse una temperatura de salida en torno a los 180° C en función del formato y la velocidad de la banda. Este precalentamiento es mucho menos efectivo que el realizado en los hornos de llama directa, pero esto se debe a que por un lado los gases de combustión de los tubos radiantes generalmente ya han pasado por un precalentador integrado en el quemador, lo que hace que bajen su temperatura, y por otro a que existen pérdidas térmicas asociadas al trayecto de dichos gases desde las diferentes zonas de tubos hasta el precalentamiento.

Por tanto, el principal mecanismo de calentamiento de la banda en estos hornos es la radiación. El número de tubos radiantes varía dependiendo del horno, pero está en torno a 150 o 200 tubos. La Figura 12 muestra una fotografía desde el lateral de un horno vertical de tubos radiante, con dimensiones aproximadas de 23 metros de alto y 48 metros de largo.



Figura 12 Horno vertical de tubos radiantes

Hay diferentes tipos de tubos radiantes y de quemadores, mostrándose algunos de ellos en la Figura 13 [6], pero en general se pueden clasificar en tubos recirculantes o no recirculantes. En los tubos no recirculantes el quemador está en un extremo del tubo y los gases de combustión salen por otro extremo. En los recirculantes los gases de combustión salen por el mismo extremo donde está el quemador. Esto da lugar a diferentes perfiles de temperatura, siendo más uniformes en el caso de los tubos con recirculación de humos, como se puede ver en los casos de tubos P, PP y SER de la Figura 13:

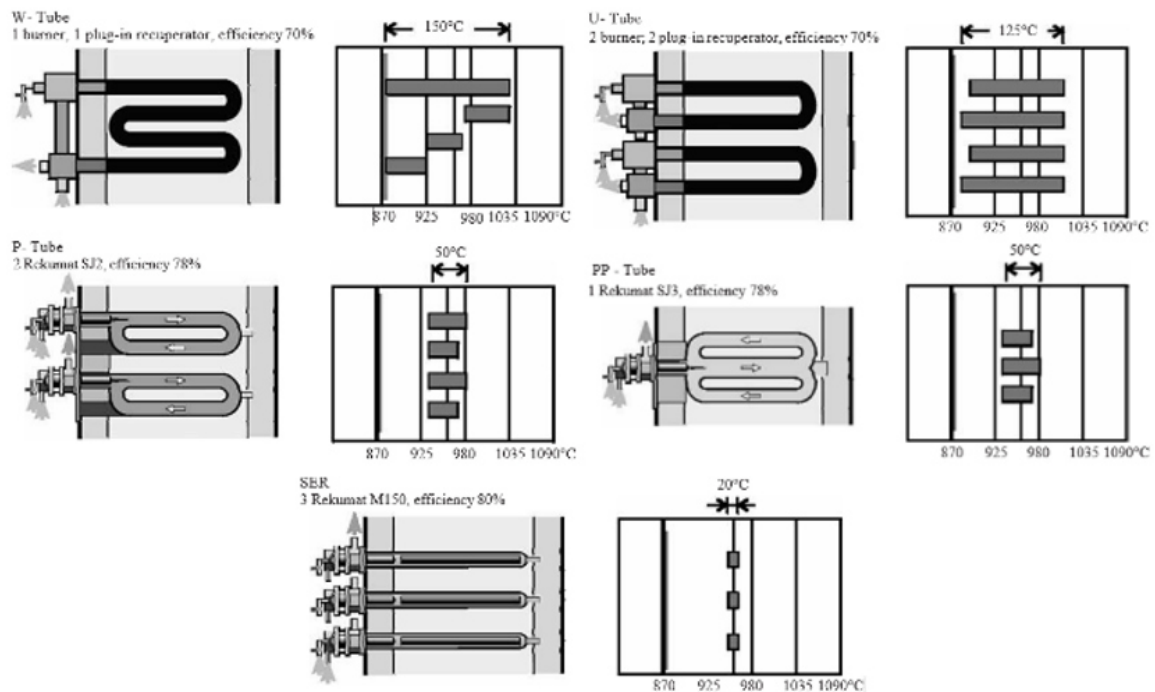


Figura 13 Variación de la temperatura del tubo en función del diseño

2.2 Modelos de control de horno

El control de los hornos de galvanizado ha evolucionado de la mano del desarrollo tanto de los aceros producidos como de los avances en computación.

Las líneas de producción más básicas o antiguas no tienen por qué disponer de un modelo de control de horno propiamente dicho, si no que los operadores introducen las consignas directamente para que de automatización o nivel 1 regule las diferentes variables de proceso.

En las líneas más modernas existe un modelo de control, también llamado nivel 2, que se comunica con el nivel de automatización. Las principales mejoras que aporta un modelo de control es la posibilidad de una adaptación más rápida a las condiciones de proceso por medio de un cálculo optimizado de los puntos de trabajo y el manejo de las transiciones entre ciclos térmicos o bobinas de diferentes formatos.

El galvanizado se trata de un proceso continuo, de manera que la cabeza de la siguiente bobina a procesar se suelda con la cola de la que está en línea para mantener el flujo de material. Este flujo de material no es constante ni en cuanto a masa, por la diferencia de formatos entre bobinas, ni en cuanto a requisitos de recocido. Por lo tanto, cuando la nueva bobina llega a la entrada del horno se produce lo que se llama una transición, que dura hasta que la cabeza de la nueva bobina llega al pirómetro de control. Debido a la inercia térmica del horno el cambio entre una bobina y otra no es inmediato, por lo que es fundamental una adecuada ordenación del programa de bobinas que minimice los saltos.

Para mejorar la transición entre dos bobinas hay tres posibles actuaciones:

1. Modificar la velocidad de la banda que es un actuador rápido ya que, a igual potencia de fogueo en el horno, una disminución de la velocidad producirá una rápida subida de temperatura de la banda y viceversa.
2. Modificar el fogueo de las zonas, que es un actuador lento debido a la propia inercia del proceso de intercambio de calor.
3. Modificar velocidad y fogueo del horno, en el que es necesario calcular con precisión la inercia térmica generada por ambas actuaciones.

La transición no ocasiona ninguna alteración en las variables de proceso si se trata de bobinas de iguales características, pero normalmente se presentan tres tipos de transiciones:

1. Transición entre dos bobinas de diferente formato pero donde se mantiene el ciclo térmico para ambas bobinas con una misma temperatura objetivo T_{target} y un margen superior T_{Max} e inferior T_{Min} . La manera más sencilla de gestionar esta transición es mediante un cambio de velocidad de la banda. La Figura 14 ilustra la evolución de la temperatura de banda y velocidad durante la de transición en el punto de control. En este caso la bobina que entra en el horno tiene una sección menor, por lo que hay que aumentar la velocidad para mantener la temperatura. Como este aumento es gradual, en los últimos metros de la primera bobina bajará la temperatura mientras que en los primeros de la segunda la temperatura subirá hasta que se alcance la velocidad objetivo.

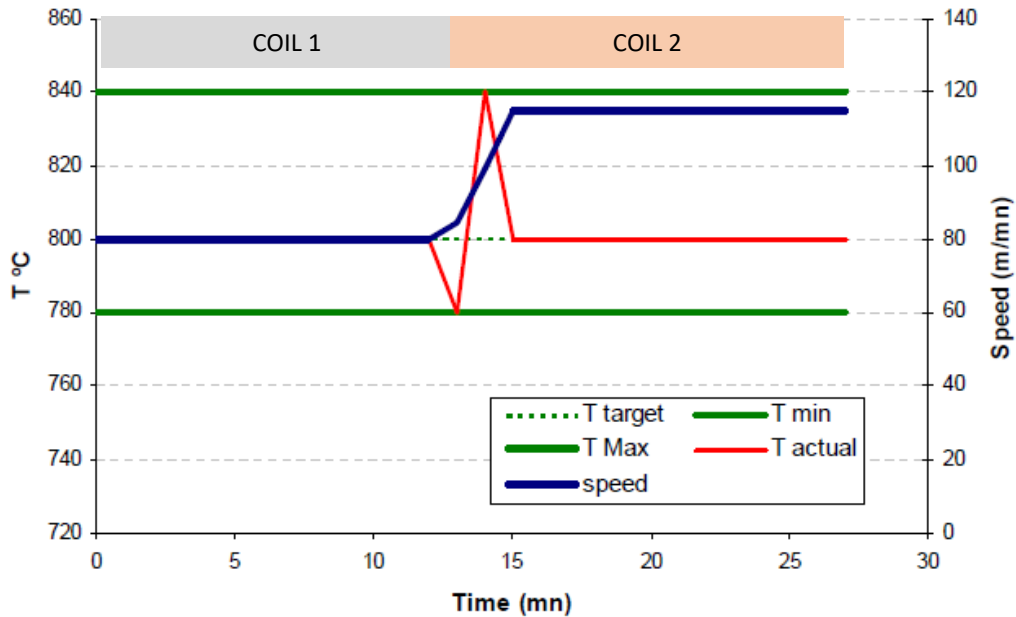


Figura 14 Transición con cambio de velocidad

Esta figura es una representación simplificada: en la realidad la línea roja que representa la temperatura de la banda tendrá una variación más suave, por lo que dependiendo de dónde se comience la transición (en la cola de la primera, en la cabeza de la segunda o al paso de soldadura) podemos encontrarnos que parte de la primera o de la segunda bobina tienen que ser saneadas por estar fuera de ciclo.

2. Transición entre dos bobinas del mismo espesor pero con un cambio de ciclo. Para la correcta gestión de este tipo de transiciones es muy importante el solape entre ciclos, es decir, que se comparta parte del rango de temperatura para la primera bobina y la siguiente o que, si no se comparte, el salto sea mínimo. Este tipo de transiciones se gestionan cambiando la velocidad y dependiendo de la existencia de solape o no, con cambios en el fogueo del horno.

La Figura 15 muestra un cambio de ciclo en el que no hay solape. La cabeza de la segunda bobina tendrá que ser saneada por que excede la temperatura objetivo. Como en el caso anterior se muestra una simplificación de la evolución de la temperatura de la banda. Si además de modificar la velocidad fuera necesario modificar el fogueo del horno, esta variación incrementará la complejidad de la transición ya que podría dar lugar a fluctuaciones de la temperatura de la banda incluso después del cambio de bobina y que deberían ser compensadas con la velocidad.

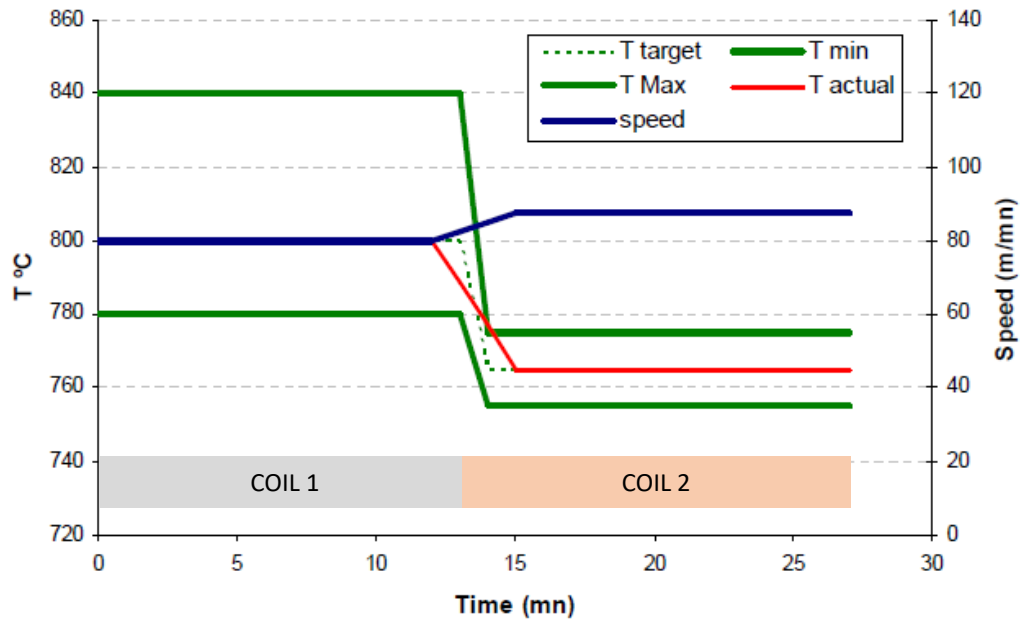


Figura 15 Transición con cambio de ciclo

- Transición entre dos bobinas de distinto ciclo manteniendo la velocidad constante. En general, cuanto más estable sea la velocidad del proceso menos problemas se generan en la línea. A parte del horno hay otros procesos como el escurrido (para ajustar el espesor de la capa de recubrimiento) y el skinpasado y aplanadora (para dar rugosidad y ajustar las características mecánicas) que son bastante sensibles a las variaciones de velocidad de la banda. La Figura 16 ilustra una transición en la que la velocidad se mantiene constante al cambio de bobina, y donde existe el solape entre ciclos suficiente para que la temperatura del material durante la transición esté dentro de la tolerancia de los ciclos. Lo mismo que en los ejemplos anteriores, la representación de la evolución de la temperatura es una simplificación del comportamiento real.

Puede deducirse de lo explicado sobre las transiciones que es un proceso complejo de gestionar manualmente. Uno de los objetivos de los modelos automáticos de control es simplificar el trabajo de la gestión del horno incluyendo las transiciones, así como aumentar la productividad y evitar posibles fallos de operación.

En el mercado existen varios tipos de modelos de control que cada fabricante de horno ha desarrollado y que se adaptan a las necesidades de los clientes. La Figura 17 muestra un ejemplo de la pantalla de control de uno de estos modelos comerciales, donde se puede ver la gestión de la velocidad y la temperatura durante una transición.

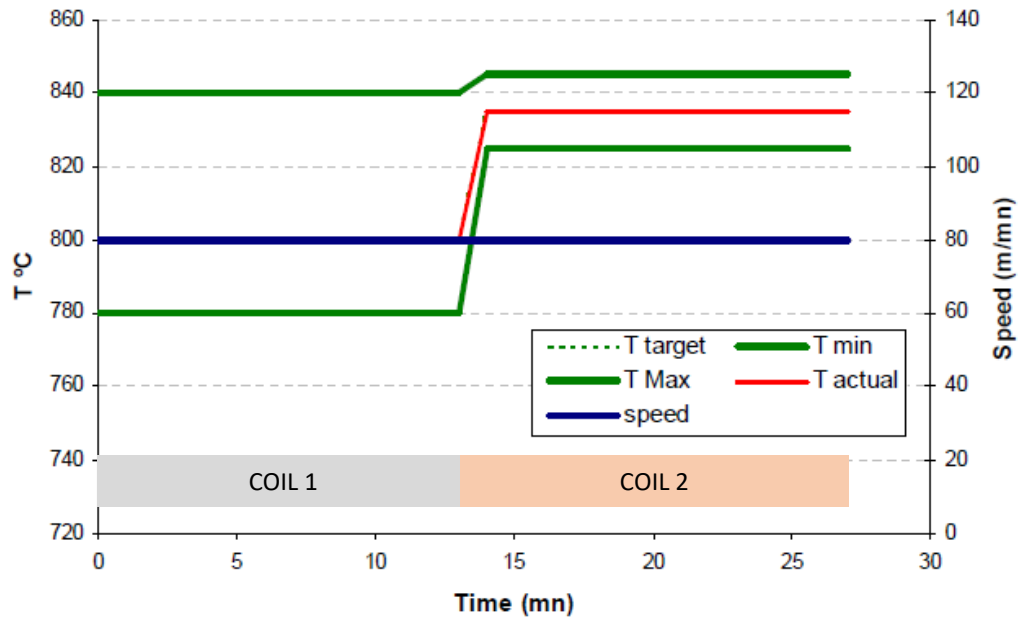


Figura 16 Transición manteniendo la velocidad

Estos primeros modelos de control han ido poco a poco evolucionando y añadiendo nuevas capacidades como el aprendizaje utilizando técnicas de minería de datos, la integración de modelos metalúrgicos para la optimización de las propiedades finales de la bobina y, además, los modelos de control se están adaptando a la industria 4.0 integrando sensores y el mantenimiento predictivo. La Figura 17 muestra representaciones gráficas de variables de control temperatura y velocidad de un horno vertical.

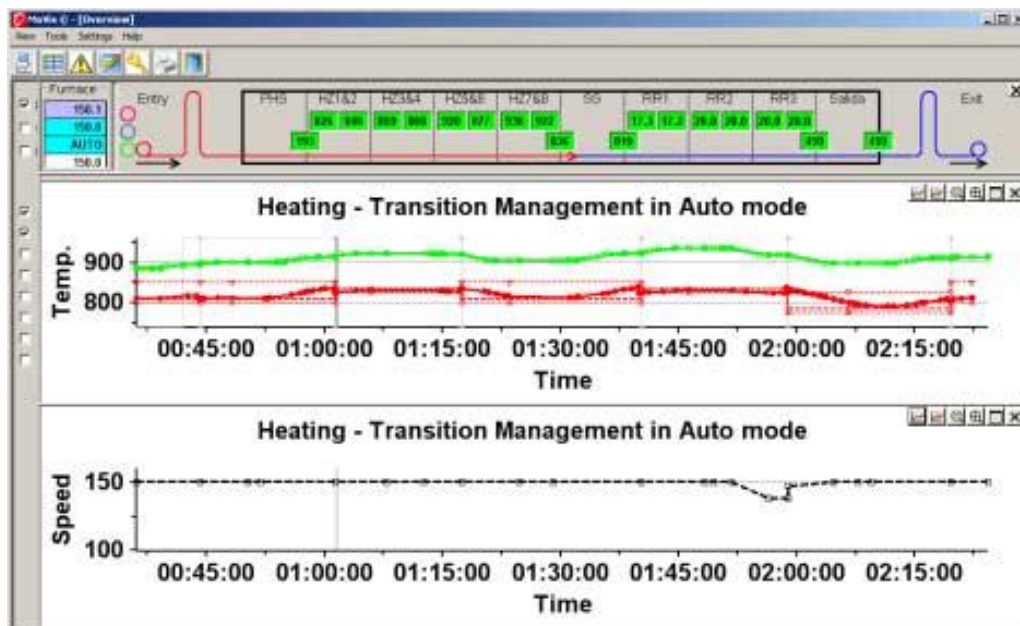


Figura 17 Pantalla del modelo de horno de Drever

2.3 La fabricación de aceros HSLA en la línea de galvanizado de Avilés 2

La línea de galvanizado 2 de ArcelorMittal en Avilés (Figura 18) fue puesta en marcha en 1999. Se trata de una línea que produce tanto galvanizado (GI) como Magnelis® al disponer de dos potes intercambiables. Los formatos que produce van de 0.4 a 2 mm de espesor y de 750 a 1600 mm de ancho. El esquema de la línea se muestra en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.:**

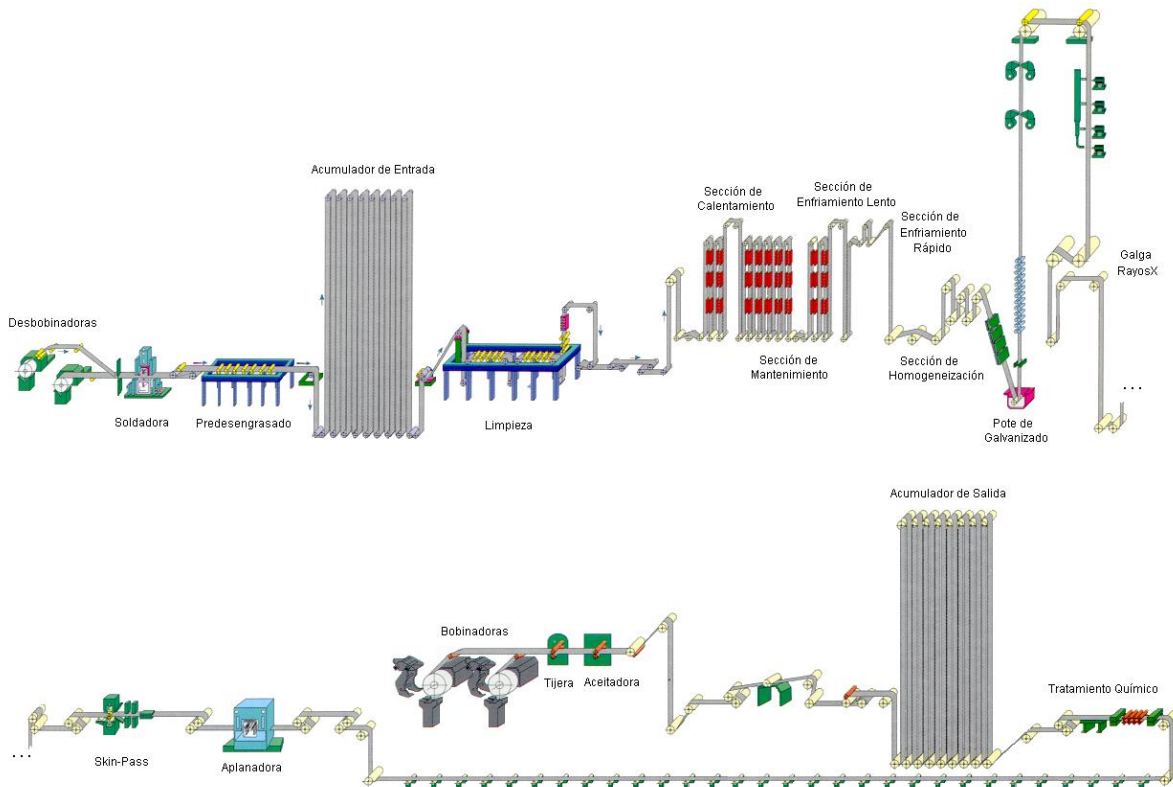


Figura 18 Esquema de la línea de galvanizado 2

El horno vertical de tubos radiantes fue construido por Drever e incluye un modelo matemático para su control. Inicialmente se instalaron 171 tubos radiantes tipo W con recuperador de calor, repartidos entre la cámara de calentamiento (147) y la de mantenimiento (24). La potencia total del horno era de 25.420.000 Kcal/h, que se traducían en una producción máxima de 77 Tn/h para un ciclo de 850 ° C y de 114 Tn/h para el de 725° C.

Con objeto de aumentar la capacidad de la línea, en 2008 se instalaron 30 tubos doble P con quemador recuperativo (Figura 11) en la zona de mantenimiento, lo que añadió una potencia de 4.800.000 Kcal/h a esta zona. De esta manera la zona de mantenimiento dispuso de la potencia necesaria para mantener o subir la temperatura de la banda según fuera necesario sin tener para ello que disminuir la velocidad de la línea.

El nuevo perfil de calentamiento del horno supuso la necesidad de modificar los ciclos térmicos de los aceros que se producían en la línea. Los ingenieros de producto diseñaban el nuevo ciclo y se hacían las pruebas necesarias en laboratorio antes de aplicarlo en la línea.

Esta migración de ciclos paulatina supuso que durante un tiempo el control del ciclo se realizara en dos puntos, como se puede ver en la Figura 19: los aceros que mantenían los ciclos previos a la reforma se seguían controlando en pirómetro 2 (P2), mientras que los aceros procesados con los nuevos ciclos se controlaban por la temperatura de paso en pirómetro 3 (P3).

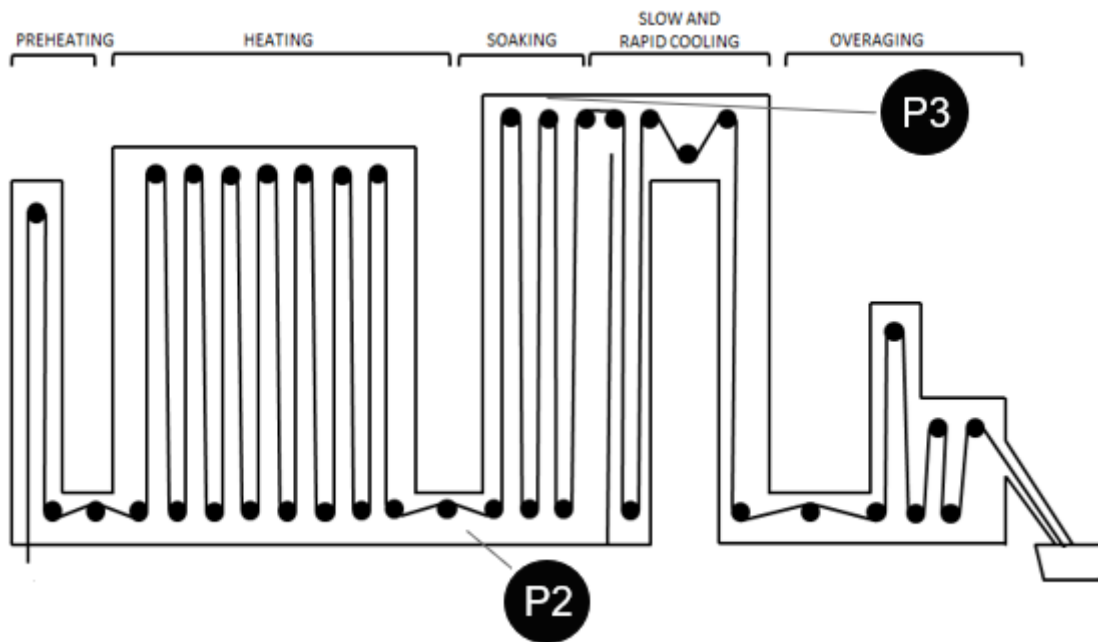


Figura 19 Puntos de control para ciclos con mantenimiento (P2) y sin mantenimiento (P3)

Esto generaba un problema en las transiciones cuando era necesario el paso de un punto de control a otro en la transición entre bobinas. Como se ha explicado en el apartado 2.2, una transición se produce cuando la cola y la cabeza de dos bobinas diferentes están en el horno al mismo tiempo. Las transiciones pueden ser manejables cuando se realizan en un mismo punto de control, pero se complica sobremanera si el ciclo térmico se controla en dos puntos distantes entre sí.

En el caso particular de Avilés 2 la distancia entre los pirómetros de control situados en los puntos P2 y P3 es aproximadamente de cien metros. Dependiendo de la velocidad de la banda pueden pasar entre cuarenta segundos y dos minutos desde que la banda pasa por el punto P2 hasta que llega al punto P3. Esto hace que muchas transiciones fueran imposibles de realizar sin sacrificar gran parte de una bobina. Por ejemplo, si el ciclo actual es de 750° C en P2 y se quiere pasar a uno de 800° C en P3 para dos bobinas consecutivas de un mismo espesor habría que reducir fuertemente la velocidad y sanear cientos de metros de bobina, ya que no se podría subir la temperatura de las zonas lo suficientemente rápido.

Por tanto, esta situación de convivencia de dos tipos de ciclos era indeseada y temporal. Cuando se comenzó la migración del control de los ciclos de P2 a P3 para los aceros microaleados se empezaron a tener graves problemas de calidad. La Figura 20 muestra la evolución de los rechazos y la causa de estos. En ella se ve cómo el rechazo por ensayo de tracción (TRC), que es el que

verifica que la bobina cumple las características mecánicas solicitadas por el cliente, es bajo en los meses previos e incluso nulo. Sin embargo, cuando se produce el cambio de ciclos dicho rechazo se dispara llegando a un pico de más de 15%.

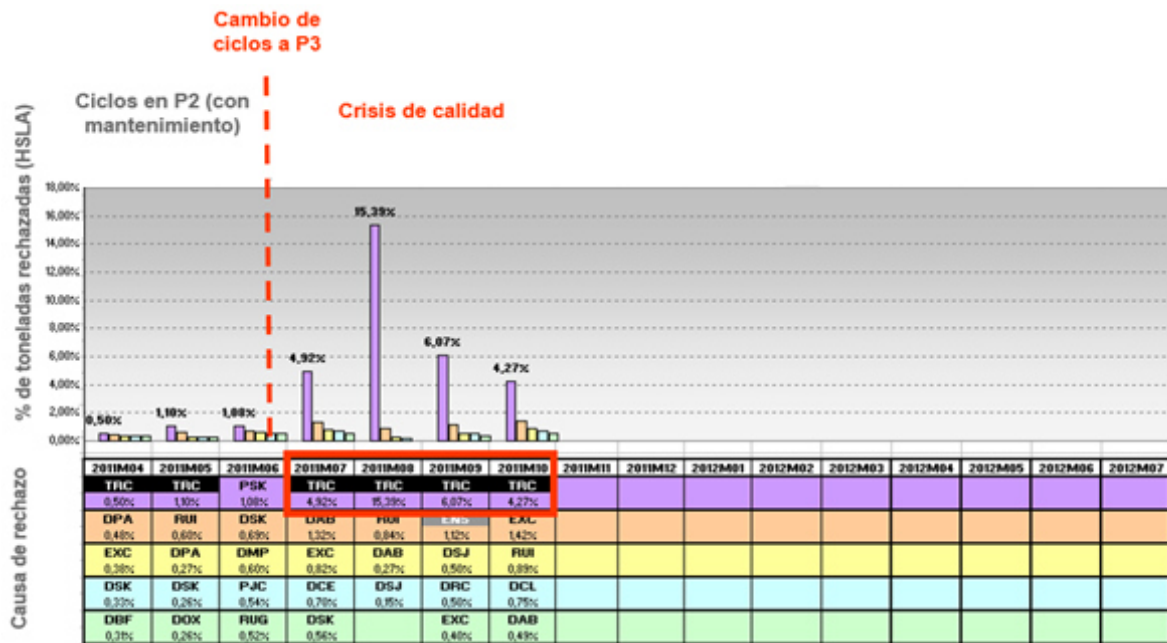


Figura 20 Evolución del rechazo en los aceros microaleados

3 Objetivos de la tesis

En esta tesis se presenta la investigación llevada a cabo para mejorar el procesado de los aceros microaleados utilizando ciclos de recocido sin etapa de mantenimiento.

En primer lugar, se realizó un modelo de calentamiento del horno de galvanizado para la realización de simulaciones del proceso. Este modelo tiene una particularidad respecto a los que existían anteriormente, y es que en lugar de utilizar las temperaturas de las atmósferas de zonas del horno como suele ser habitual en la literatura, se propuso el uso de las temperaturas superficiales de los tubos radiantes. Este enfoque permite calcular fácilmente la potencia real del horno en función de las condiciones actuales (número de tubos radiantes operativos).

Según Drever, el fabricante del horno, la máxima capacidad del horno viene dada por la siguiente expresión, en la ecuación (1):

$$S = \frac{(a_0 + a_1 * T + a_2 * T^2 + a_3 * T^3)}{E} * \frac{W_{max}}{\max[W_{max}, W_{banda}]} \quad (1)$$

Siendo S la velocidad máxima, a_i los coeficientes del polinomio, T , E y W_{banda} la temperatura objetivo, el espesor y ancho de banda respectivamente y W_{max} es un valor fijo dado por la longitud de los tubos radiantes. Con estas velocidades máximas se construyen unas tablas que el modelo toma para realizar la regulación de las zonas.

La ampliación de la capacidad del horno, que se consiguió mediante la instalación de tubos radiantes adicionales en la zona de mantenimiento, supuso el cambio de la curva clásica de recocido, consistente en cuatro etapas (calentamiento, mantenimiento, enfriamiento y envejecimiento) a una nueva curva en la que el calentamiento se amplió y se eliminó el mantenimiento. Esto supuso la necesidad de rediseñar los ciclos térmicos de las diferentes familias de aceros, y en el caso específico de los aceros microaleados, fue necesario definir un nuevo parámetro de control, dependiente del tiempo y la temperatura, para asegurar que las bobinas cumplieran con las características mecánicas requeridas.

El modelo del horno por un lado utiliza dicho parámetro como restricción de cálculo y por otro calcula la máxima capacidad del horno teniendo en cuenta la temperatura de los tubos radiantes para evitar que se dañen.

Por tanto, el primer objetivo de la tesis fue desarrollar un modelo de horno con las siguientes características:

- Capaz de calcular la máxima capacidad del horno sin dañar los tubos radiantes por trabajar a excesiva temperatura.
- Con posibilidad de incluir las restricciones definidas para los aceros microaleados
- Por último, al pertenecer a un grupo como ArcelorMittal con decenas de líneas de galvanizado en todo el mundo, otro factor importante a tener en cuenta a la hora de desarrollar el modelo fue su flexibilidad para que fuera fácil de adaptar y ajustar a cualquier otra línea cuando fuese necesario.

El segundo objetivo consistió en definir cómo debían procesarse los aceros microaleados usando ciclos térmicos sin etapa de mantenimiento, de manera que los niveles de rechazo por características mecánicas fueran equiparables a los que se obtienen con los ciclos clásicos.

Una vez lograda la reducción del rechazo, el tercer objetivo consistió en reducir la dispersión de las características mecánicas dentro del rango objetivo. Para ello se desarrollaron y compararon cuatro tipos de modelos numéricos: de regresión lineal, de regresión polinómica, de redes neuronales y los que utilizan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS), que es un método de modelación no paramétrico que extiende el modelo lineal, incorporando no linealidades e interacciones de variables. Dichos modelos aúnan por un lado precisión en el cálculo de las principales características mecánicas de la bobina, y por otro son los suficientemente sencillos para ser implementados y mantenidos por parte del personal de la línea.

Como datos de entrada a los modelos, se tuvieron en cuenta no sólo las variables de proceso de la línea de galvanizado, sino también las principales variables de los procesos aguas arriba, como la composición química, la reducción en la laminación en frío, la temperatura de bobinado en la laminación en caliente, etc. También se demostró que la inclusión del parámetro tiempo-temperatura, logro que se consiguió en el desarrollo de esta tesis, mejora de manera sustancial los resultados y que, utilizando dicho parámetro, un modelo predictivo relativamente sencillo puede calcular los valores de las propiedades mecánicas con la suficiente precisión.

4 Materiales y métodos

Se han utilizado diferentes herramientas y datos para el desarrollo de cada una de las partes de esta tesis.

4.1 Modelo horno

El modelado y simulación de los hornos de tubos radiantes es una de las mejores herramientas para mejorar su operativa. Los modelos de horno describen el intercambio de calor basándose en la temperatura de las zonas del horno. Dicha temperatura se toma por medio de termopares situados a lo largo de la pared del horno.

La novedad que presenta este nuevo modelo respecto a los existentes es que se basa en la temperatura de los tubos radiantes en lugar de las temperaturas de zona. Los tubos radiantes son los elementos encargados de transmitir el calor a la banda, y sufren un deterioro progresivo si trabajan a temperaturas por encima de las recomendadas. El control tradicional basado en temperaturas de zona sólo tiene en cuenta la temperatura de los tubos como limitación de seguridad.

Dado que el que mecanismo principal de intercambio de calor en el horno es la radiación [7]–[9], el modelo desarrollado calcula la temperatura de la banda a partir de la temperatura de los tubos radiantes. Como primer paso para la obtención de dicha temperatura se recurrió a la instrumentalización de alguno de esos tubos, en este caso un prototipo de tubo radiante en Inconel 601 con espesor de pared de 5 mm. Dicha instrumentalización se realiza por medio de la instalación de termopares a lo largo de la superficie del tubo. La Figura 21 muestra un esquema de la situación de los termopares.

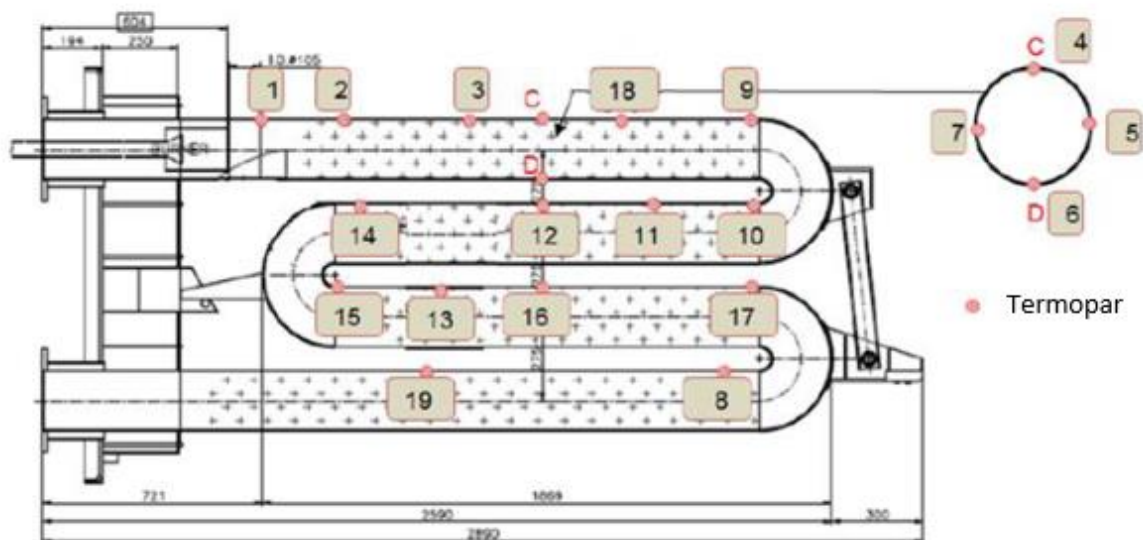


Figura 21 Posición de los termopares

Los termopares que se utilizan son tipo de Inconel tipo K (con capacidad de medida de hasta 1110^o C), con un diámetro de 6 mm y 3 metros de longitud. En el punto donde se toma la medida se suelda un soporte en el que se acopla el termopar. Para completar la instalación es necesario perforar la brida del tubo y colocar un tubo a través del cual se pasan los termopares, y luego sellar dicho tubo con lana de roca y silicona de alta temperatura para garantizar la estanqueidad del horno. En la Figura 22 se muestra el detalle de la fijación del termopar.

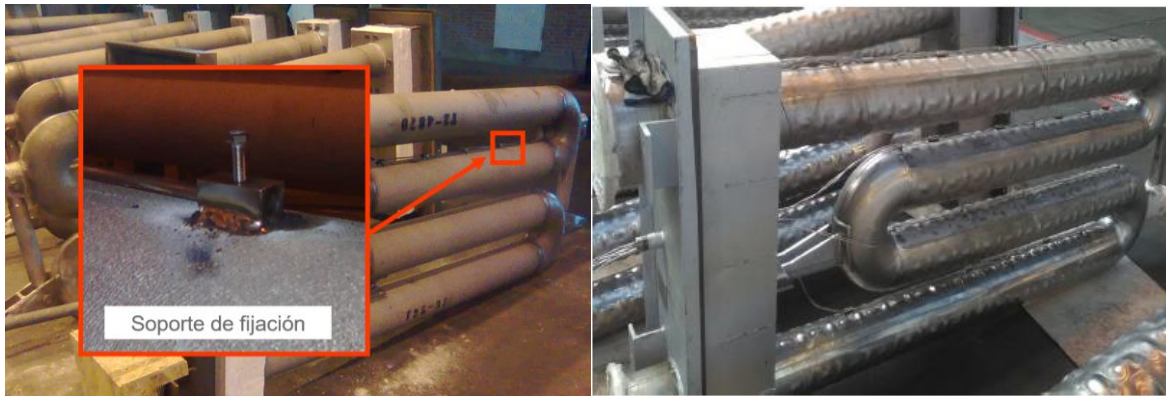


Figura 22 Detalle del soporte del termopar (izquierda) y tubo instrumentalizado (derecha)

El tubo radiante se colocó al final de la zona 7 de calentamiento, que es donde se suelen alcanzar mayores temperaturas de trabajo. Los termopares se conectaron a un registrador de datos portátil que los almacenó en el periodo agosto a octubre de 2017, tras la instalación de dicho tubo, y entre mayo y julio 2018, justo antes de la parada de mantenimiento. Como se puede ver la Figura 23 y Figura 24, los promedios de las medidas son estables en el tiempo.

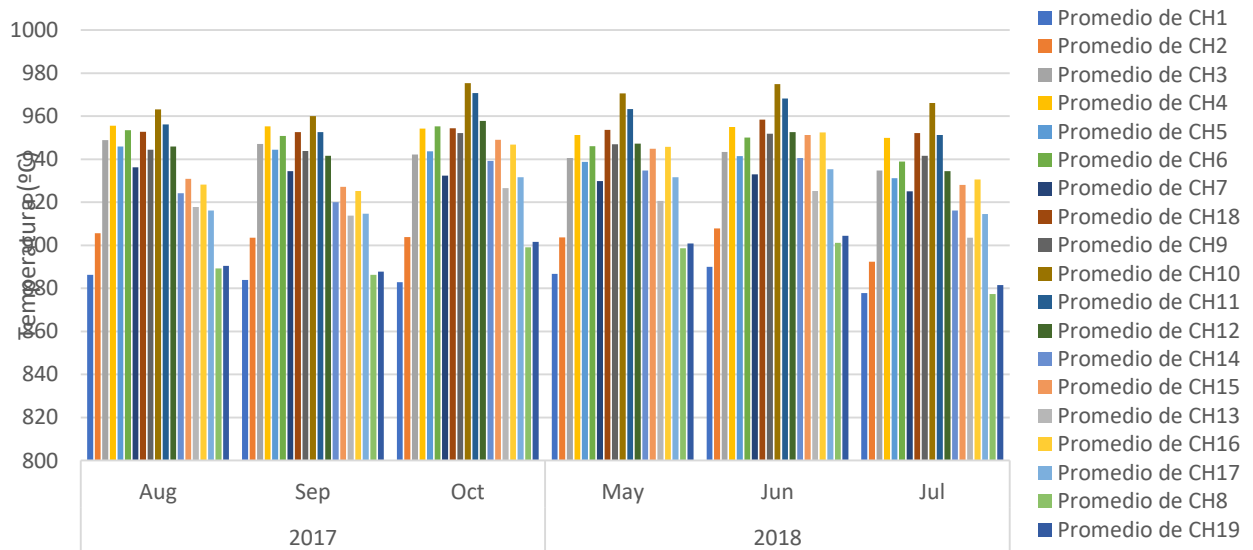


Figura 23 Temperaturas medias de los termopares

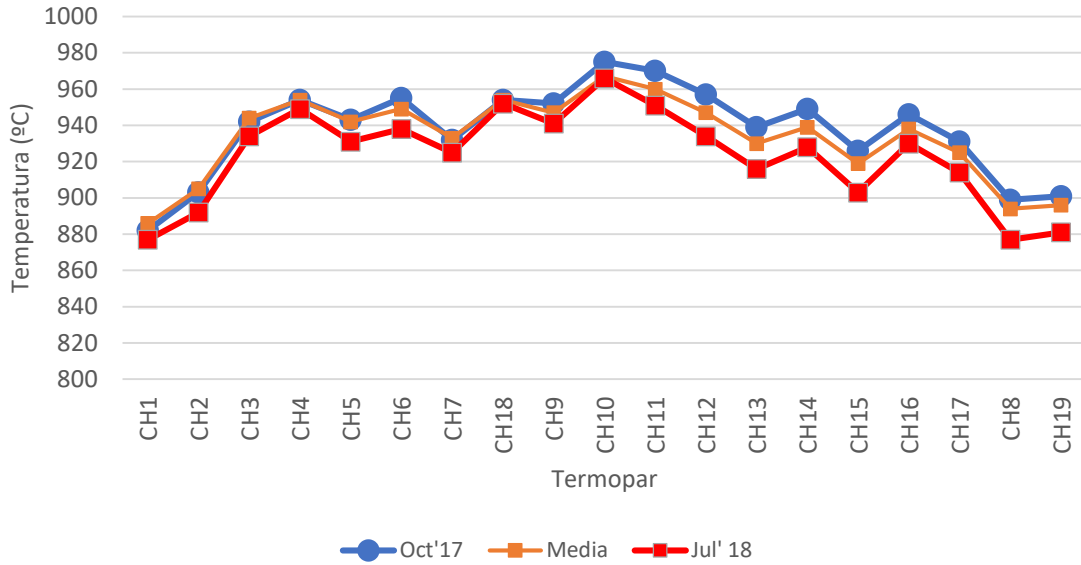


Figura 24 Comparación de las medias de temperaturas registradas

El termopar 10, que se puede ver en la Figura 21 que está situado tras el primer codo, es el que registra una mayor temperatura media. Dicho punto es donde están colocados los termopares de control en al menos dos tubos de cada una de las zonas del horno.

En la Figura 25 se muestra el esquema de la zona 7 y la posición del tubo instrumentalizado (34) y los tubos de control (24 y 31). El tubo de control Z7-24 está en la parte central del horno (24: columna 2, planta 4), mientras que el Z7-31 está en la parte más cercana al suelo del horno (31: columna 3, planta 1).



Figura 25 Posiciones de los tubos en la zona 7 del horno

En la Figura 26 se muestra la evolución de la temperatura media durante el periodo octubre 2017 a julio 2018 de los dos tubos de control de la zona 7 en la que se instaló de tubo instrumentalizado.

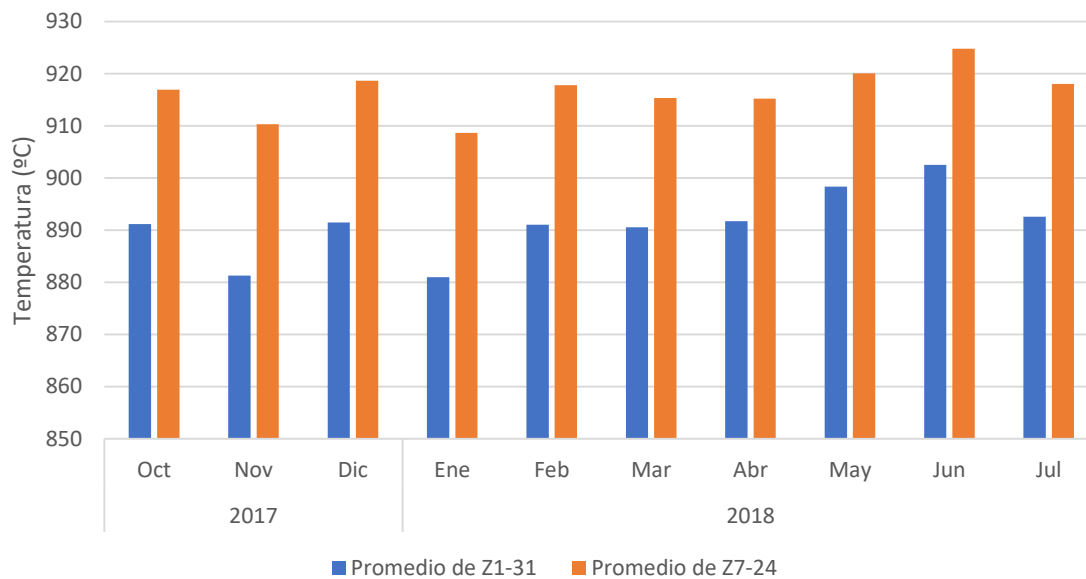


Figura 26 Medias de temperatura en los tubos de control

De la observación de dicha gráfica se pueden extraer dos conclusiones:

1. A pesar de que todos los tubos de una misma zona trabajan simultáneamente con la misma consigna de potencia, la temperatura de los tubos depende de su posición.
2. Hay una diferencia entre las temperaturas medias de los tubos de control y el tubo instrumentalizado, que se instaló junto a uno de ellos, en la posición Z7-34. Esto se debe a la diferencia del espesor de las paredes: la mayor parte de los tubos del horno son una aleación Niquel-Cromo que se fabrica por centrifugado, siendo el espesor mínimo de pared de 8 mm. El Inconel tiene un coeficiente de transmisión similar, pero al reducirse el espesor de la pared aumenta la temperatura superficial.

Combinando las observaciones del tubo instrumentalizado y de los tubos de control se definieron las condiciones de partida para el desarrollo del modelo del horno:

1. Se puede tomar la temperatura de los termopares de control de los tubos como la temperatura máxima que alcanza ya que se comprobó experimentalmente por las medidas tomadas en el tubo instrumentalizado.
2. Para definir la temperatura de los tubos de la zona es más seguro tomar la temperatura de los tubos más cercanos al eje central del horno, aunque esto implique sobreestimar la temperatura en los tubos más cercanos a las paredes.

Como se ha dicho anteriormente, el modelo se construyó para calcular la temperatura de la banda en función de la temperatura de los tubos radiantes. Para ello se dividió el horno en varios

segmentos (ver Figura 27), que comprenden los tubos radiantes que pertenecen a la misma zona y por lo tanto están funcionando a la misma potencia, y se compara el calor irradiado, que se expresa en la ecuación (2), que se intercambia entre dichos tubos y la banda, y el calor necesario para aumentar la temperatura del flujo de masa en la banda según la ecuación (3).

$$P_{T-S} = \sigma A_{yz} F_1 (T_{Tubes}^4 - T_{Strip}^4) \quad (2)$$

$$P_{strip} = v A_{xy} \rho C_e(T) dT_{strip} \quad (3)$$

Donde P_{T-S} es la potencia intercambiada entre el tubo y la banda, P_{strip} la potencia necesaria para incrementar la temperatura del flujo másico, T_{tubes} y T_{strip} son respectivamente las temperaturas de los tubos y de la banda, A_{yz} la superficie de radiación, A_{xy} la sección de la banda, v la velocidad de la banda, ρ y $C_e(T)$ son respectivamente la densidad y el calor específico del acero y σ la constante de Stefan Boltzmann. El factor F_1 descrito en la ecuación (4) es el factor de visión entre los tubos y la banda, que al tratarse de un modelo simplificado en 2D usa la geometría de un plano infinito y una fila de tubos [10] en vez de utilizar recintos [11].

$$F_1 = 1 - \left[1 - \left(\frac{D}{d} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} + \left(\frac{D}{d} \right) \tan^{-1} \left[\left(\frac{d^2 - D^2}{D^2} \right)^{1/2} \right] \quad (4)$$

Siendo D y d las distancias definidas en la Figura 27 d.

Tomando diferenciales en las ecuaciones (2) y (3) se obtiene (5), que representa la transferencia de calor en ambos lados de la banda, donde B es la longitud de los tubos en la dirección del movimiento de la banda, b es el ancho de la banda, e el espesor y ε la emisividad.

$$2B\varepsilon\sigma F_1 (T_{Tubes}^4 - T_{Strip}^4) dz = veb\rho C_e(T) dT \quad (5)$$

Esta comparación se representa como una ecuación implícita donde la temperatura de la banda se obtiene por iteración, k es un factor de ajuste y Z_i^* es la longitud estimada del segmento, cuya forma se describe en la ecuación (6).

$$Z_i^* = \frac{kveb\rho C_e(T_i)}{8B\varepsilon\sigma F_1 T_{Tubes_i}^3} \left(2 \operatorname{atan} \frac{T_i}{T_{Tubes_i}} + \ln \frac{T_{Tubes_i} + T_i}{T_{Tubes_i} - T_i} - 2 \operatorname{atan} \frac{T_{i-1}}{T_{Tubes_i}} - \ln \frac{T_{Tubes_i} + T_{i-1}}{T_{Tubes_i} - T_{i-1}} \right) \quad (6)$$

En la Figura 27 se muestra el proceso llevado a cabo para la definición del recinto de cálculo: la banda (línea roja) pasa entre los tubos radiantes representados como rectángulos (a). Cada tubo está formado por cuatro secciones cilíndricas (b) que constituyen la superficie de radiación. El modelo calcula el calor intercambiado en el área punteada definida en (c) que se denomina segmento.

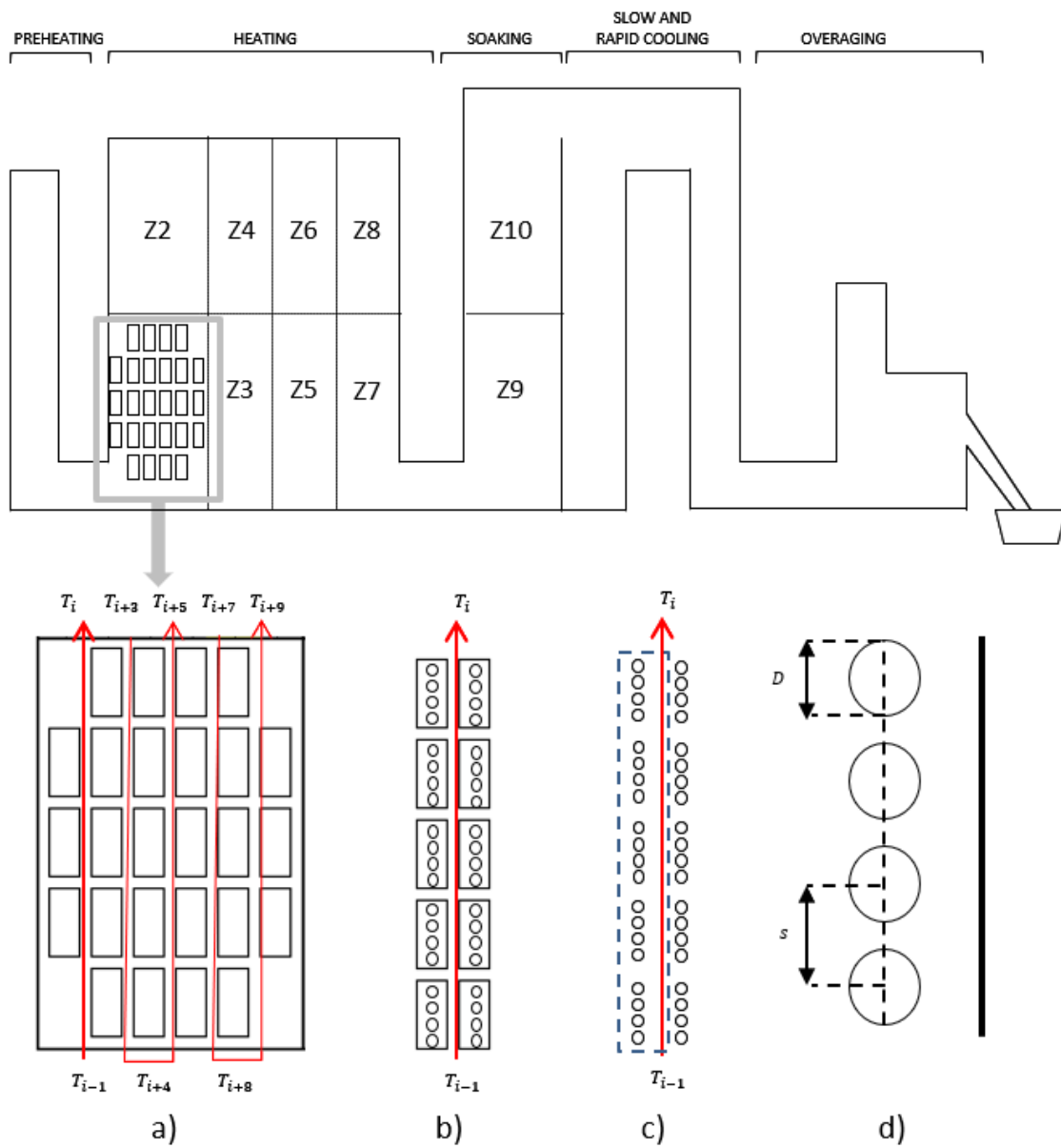


Figura 27 Definición del segmento de cálculo del modelo

El ordenador de proceso de la línea de galvanizado almacena los valores de los diferentes parámetros de proceso asociados a cada bobina, entre ellos la temperatura de los tubos radiantes de control en cada una de las zonas y las temperaturas de la banda en diferentes puntos del horno medida por pirómetros de control. Dicha información fue usada para ajustar el modelo. Con todos los datos se definieron los rangos iniciales para espesor, ancho y temperaturas de tubos (representados por líneas en la Figura 28 izquierda) y luego se asoció a cada formato (espesor y ancho de banda) los rangos de temperatura de los tubos (rectángulos blancos y negros respectivamente en la Figura 28 derecha).

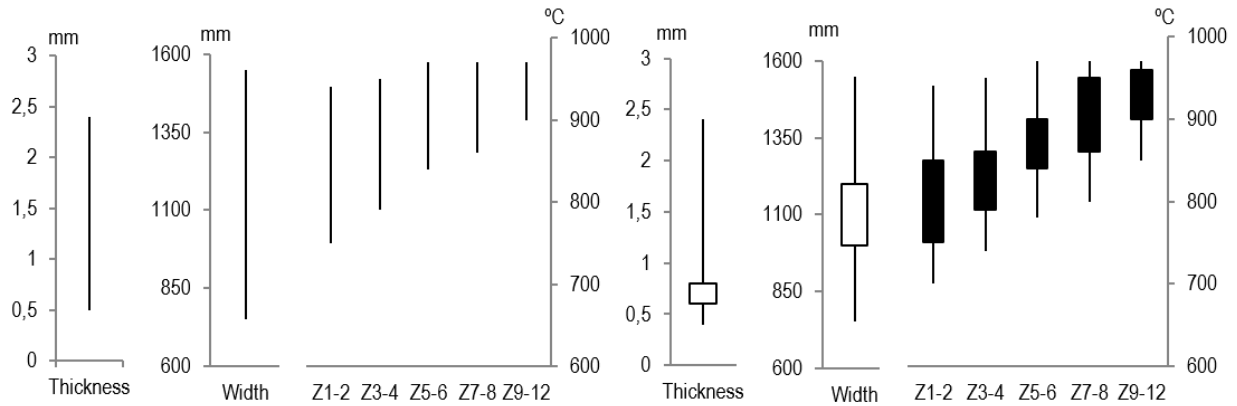


Figura 28 Definición de los rangos de temperatura de tubos

Una vez establecidos los rangos de temperatura de tubos para cada formato se calculó el parámetro de ajuste k que minimizaba el error. Como dicho parámetro representa un ajuste por las aproximaciones tomadas en el modelo, debe ser único para cada familia de aceros.

Para la evaluación de la precisión del modelo se realizan dos iteraciones. En una primera se busca el parámetro k que minimiza el error de medida en cada una de las bobinas en el pirómetro de salida del horno. Como criterio del modelo se ha sobreestimado la capacidad de calentamiento de los tubos, así el valor de k estará entre 0 y 1, y se ha tomado el algoritmo de optimización con incrementos de k de 0.01. En la segunda iteración se utiliza un valor de k fijo, cuyo valor es la moda de los valores obtenidos en la primera iteración y este valor se validó calculando la temperatura final de más de quinientas bobinas divididas en cuatro familias de acero diferentes. Para evaluar la precisión del modelo se calcula la desviación en tanto por ciento de los valores calculados para las temperaturas de tubos y de pirómetros con respecto a los reales según la ecuación (7):

$$\varepsilon(\%) = \frac{T_{cal} - T_{real}}{T_{real}} 100 \quad (7)$$

El 90% de las temperaturas calculadas está dentro de un rango de desviación del 2% en comparación con las temperaturas medidas en el pirómetro de salida del horno. Se observa una mejor precisión en los formatos de espesor mayor a 1 mm, que son los que están limitados por la capacidad de calentamiento del horno, que es cuando los tubos son obligados a trabajar a mayores temperaturas.

Por tanto, se concluye que este modelo combina una buena precisión en los resultados con tiempos de cálculo bajos, lo que permite la simulación de cientos de bobinas en pocos minutos. Con el modelo basado en temperatura de tubos se puede hacer una estimación de la capacidad real de un horno teniendo en cuenta la temperatura máxima de trabajo, así como el efecto que tiene sobre dicha capacidad el cierre de tubos dañados.

Las primeras versiones del modelo fueron programadas en Excel. Una vez se llegó a una versión estable, y de cara a exportar el modelo a otras líneas, se subcontrató la programación a una empresa externa que desarrolló el entorno gráfico y transcribió el algoritmo en C#.

4.2 Definición del parámetro tiempo-temperatura

Como se explica en el apartado 2.3, el aumento de capacidad del horno de Avilés 2 supuso una modificación del perfil de calentamiento del mismo. En la Figura 29a se representa el perfil térmico de la banda en el horno previo a la reforma, mientras que la Figura 29b representa el nuevo perfil tras la instalación de los nuevos tubos.

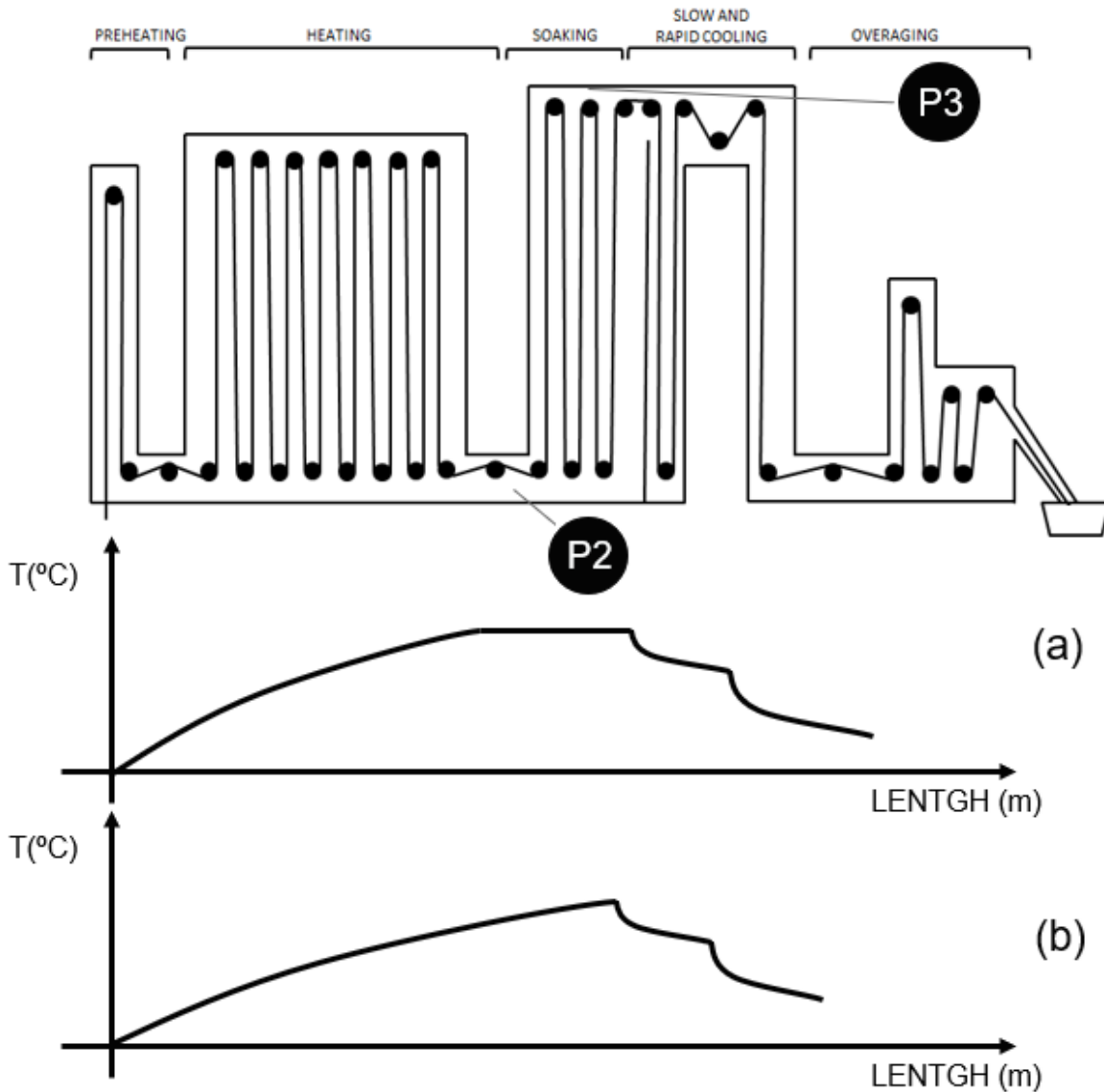


Figura 29 Perfil de temperatura de un ciclo clásico (a) y de un nuevo ciclo (b)

Esta modificación implicó el rediseño de los ciclos térmicos que se procesaban en la línea y una migración progresiva de ciclos con etapa de mantenimiento a ciclos sin ella para cada una de las familias producidas en la línea.

Un ciclo térmico viene definido por una temperatura objetivo en el pirómetro de referencia con un cierto margen de desviación, y varía en función de la composición del acero y las características

mecánicas deseadas. Un nuevo ciclo térmico se puede validar directamente mediante pruebas en producción cuando la composición del nuevo acero es similar a los que se están fabricando o se están haciendo pequeñas modificaciones en ciclos existentes. Cuando se trata de diseñar ciclos para aceros nuevos o realizar grandes cambios en el proceso lo recomendable es realizar ensayos en el laboratorio usando un simulador de galvanizado, como el que se muestra en la Figura 30, en el que se aplica todo el proceso de recocido y posterior inmersión en zinc a una muestra.



Figura 30 Simulador de galvanizado en caliente

En el caso de Avilés 2, cuando se aplicaron los nuevos ciclos a las diferentes familias de aceros microaleados se observó un aumento preocupante en el porcentaje de rechazos (hasta un 16%) por no cumplir con las características mecánicas. Además, este rechazo no era homogéneo, ya que algunos formatos tenían un rechazo dentro de los márgenes normales mientras que otros sufrían rechazos muy altos.

Como no fue posible encontrar ninguna correlación relevante en los datos de proceso que pudiese ayudar a resolver el problema, y siendo evidente que la eliminación de la etapa de mantenimiento estaba afectando los resultados, se definió un nuevo parámetro de proceso que fue denominado Tiempo-temperatura.

El parámetro Tiempo-temperatura se utiliza para asegurar que la banda absorbe un mínimo de energía una vez que supera la temperatura de inicio de recristalización. Como puede verse en la Figura 31, el valor del parámetro Tiempo-temperatura, que se indica sombreando la región de la Figura denotada con (5), corresponde al área limitada por el perfil de temperatura de la banda en el horno denotada con (1) y la temperatura de recristalización, denotada con (2).

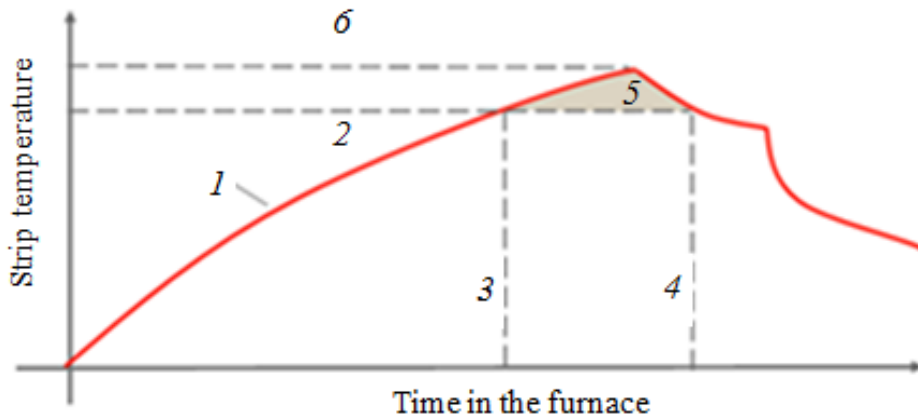


Figura 31 Definición del parámetro tiempo-temperatura

Este nuevo parámetro también tiene que tener un límite superior, ya puede llegar a haber un crecimiento de grano excesivo y el material puede quedar blando si se excede la temperatura o el tiempo de recocido.

Para mejorar la precisión de cálculo del modelo para estos aceros, tanto con la determinación exacta de la temperatura de inicio de recristalización como con un mejor ajuste de la curva de calentamiento, se encargó la determinación del calor específico de las diferentes familias de microaleados. Para la caracterización se utilizó una probeta de 5 mm que fue ensayada en una termobalanza marca Netzsch modelo Pegasus. Para la determinación del calor específico es necesario la realización de tres ensayos: determinación de la línea de base (ensayo sin muestra), ensayo de calibración (patrón de zafiro) y ensayo de la muestra. Posteriormente y mediante el software Netzsch Proteus Thermal Analysis [12] se determinaron los valores del calor específico con la temperatura. Las muestras fueron calentadas a una velocidad de 20° C/min hasta 1000° C en una atmósfera protectora (Ar+N2). En la Figura 32 se ve el resultado de uno de estos ensayos, en este caso para el HSLA300.

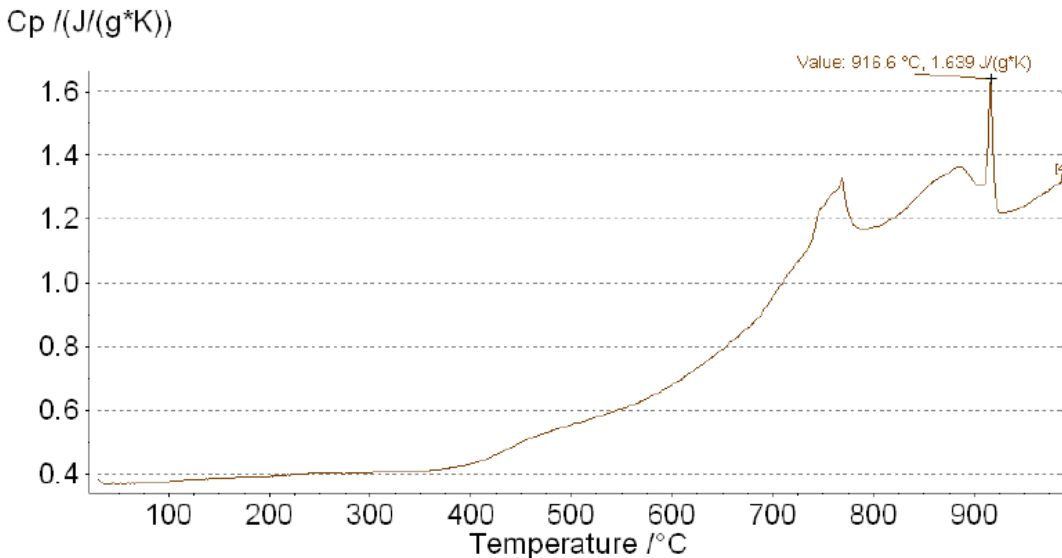


Figura 32 Curva de Cp del HSLA300

Para analizar el desplazamiento de las temperaturas críticas Ac1 y Ac3 con la velocidad de calentamiento se realizaron ensayos dilatométricos en un dilatómetro marca Bath modelo 805 D. Para ello se utilizaron probetas de 10 mm de longitud y 4 mm de ancho en atmósfera Argón. Como se puede ver en la Figura 33, no se ve ningún efecto apreciable por lo que las variaciones de velocidad de la banda en función del espesor no implican un cambio de comportamiento de la curva.

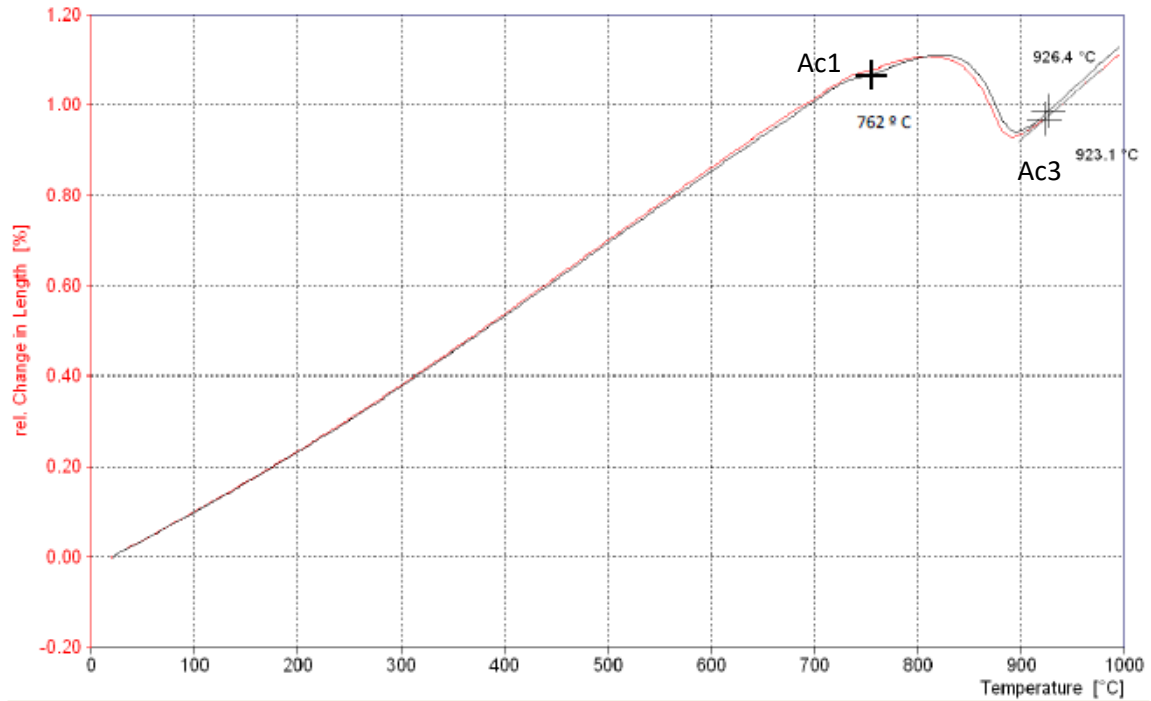


Figura 33 Dilatometría del HSLA300 calentado a 20°C/min (rojo) y 200°C/min (negro)

Los límites inferior y superior del parámetro Tiempo-temperatura se extrajeron a partir de los resultados de los ensayos de tracción de las bobinas procesadas en la línea (Figura 34). El ensayo de tracción es un procedimiento estandarizado por el que se obtienen el límite elástico y la carga de rotura (ver Figura 4).

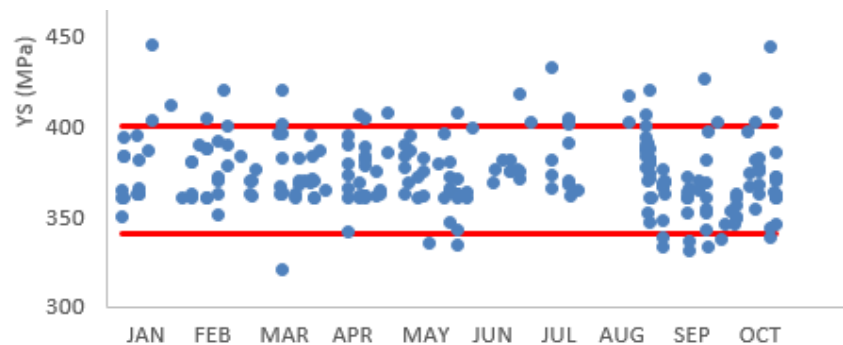


Figura 34 Evolución del límite elástico (YS) de los aceros HSLA300

Se buscaron en la base de datos de la línea los parámetros de proceso de las bobinas situadas por encima y por debajo de los límites objetivo (líneas rojas en la Figura 34) y se simularon con el modelo del horno descrito con anterioridad. Previamente, dicho modelo había sido modificado para calcular el valor del parámetro Tiempo-temperatura. En los resultados de las simulaciones con el modelo se observó que las bobinas con valor de límite elástico bajo no llegaban a un cierto valor del parámetro Tiempo-temperatura y que las que tenían valor alto superaban otro cierto valor, siendo dichos valores frontera dependientes de la familia de microaleado pero independientes del formato de la bobina.

Volviendo a la Figura 31, para poder aplicar esas nuevas restricciones en producción era necesario establecer una relación entre el valor del parámetro Tiempo-temperatura y la temperatura objetivo de ciclo que se indica con (6), la velocidad de la línea para que la banda estuviera el tiempo necesario, que se indica por el valor del segmento (3-4) y la temperatura de recristalización, indicada con (2).

Por ello el modelo del horno fue nuevamente modificado para calcular las combinaciones de temperatura objetivo y velocidad que cumplieran con las restricciones del parámetro Tiempo-temperatura. Una vez hecho esto, para cada acero se realizó una batería de simulaciones variando el espesor entre 0.6 y 2.2 mm con pasos de 0.1 mm y la temperatura objetivo entre 740 y 900°C con pasos de 5° C. Para cada espesor se calcularon la velocidad (en metros/minuto) a máxima potencia de horno (primera columna) y la velocidad cumpliendo el valor mínimo y máximo del parámetro Tiempo-temperatura (segunda y tercera columnas respectivamente). En la Figura 35 se puede ver el resultado de dichas simulaciones para el HSLA300:

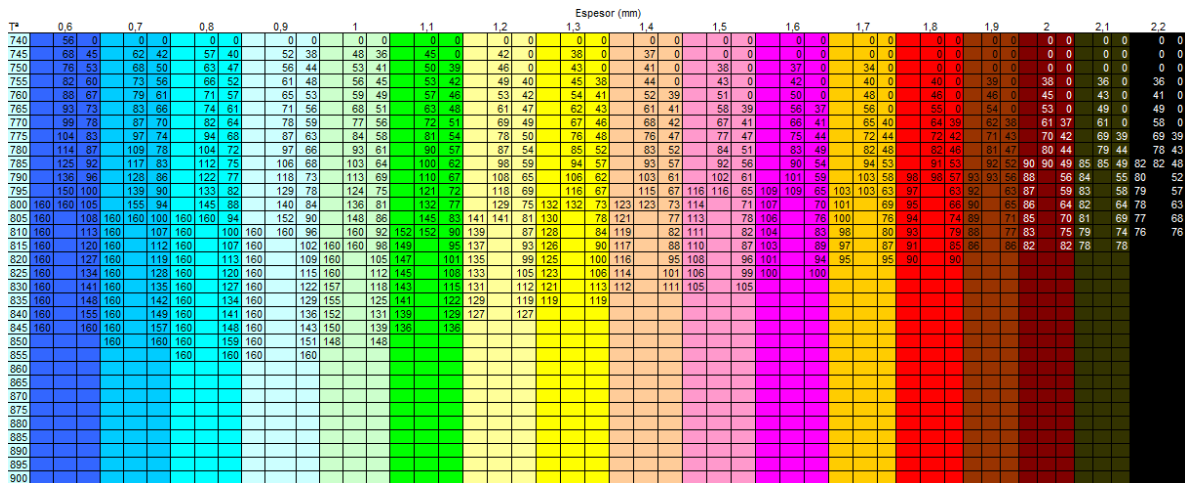


Figura 35 Resultados de las simulaciones incluyendo la condición del parámetro Tiempo-temperatura

En la Figura 36 se puede ver a la izquierda la representación gráfica de la temperatura de ciclo y velocidad de línea de un ciclo térmico tradicional. Para una temperatura objetivo constante (2), hay un margen superior (3) e inferior (4) dentro de los cuales la velocidad puede variarse hasta llegar al límite de la capacidad de calentamiento del horno (1).

En la figura a la derecha se representa la relación entre la temperatura y la velocidad obtenidas de las simulaciones en caso de aplicar la restricción de un valor del parámetro Tiempo-temperatura máximo (2) o mínimo (3). En este caso puede verse cómo dependiendo del punto de trabajo, *WP*, se definen tanto un rango de velocidades (*Smin*, *Smax*) como de temperaturas de banda (*Tmax*,

T_{min}) en el que se puede operar. Al área encerrada entre los límites (1) (2) y (3) se la denominó Ventana de Proceso.

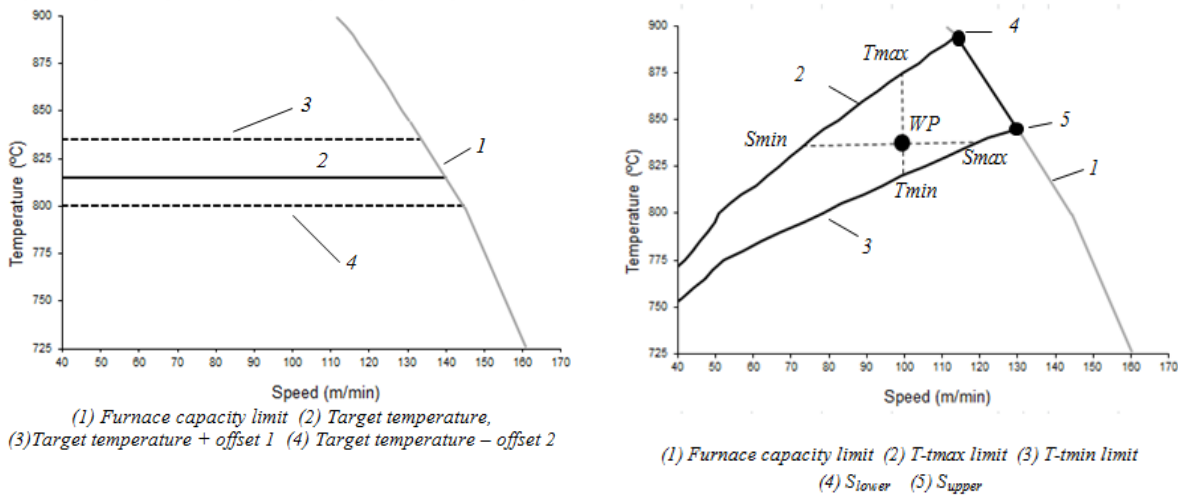


Figura 36 Comparativa de un ciclo tradicional vs un nuevo ciclo

Como primera medida de apoyo a la planta se programó en Excel una aplicación que representaba las áreas descritas en la Figura 35 para todas las familias de microaleados producidas en Avilés 2 y que calculaba el punto de trabajo óptimo para ser consignado por el operador en el control del horno. En la Figura 37 puede verse una captura de dicha aplicación, en la que encuadradas en azul se muestran las entradas y en verde las salidas.

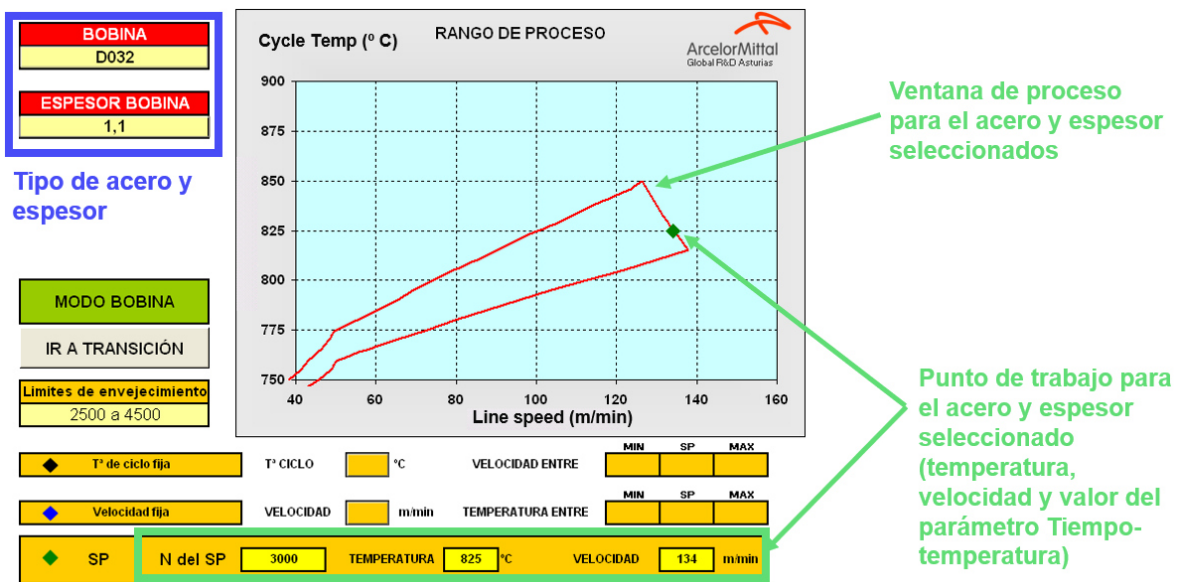


Figura 37 Captura de la primera versión de aplicación para procesar los HSLA

Como las condiciones de la línea pueden cambiar, tanto por motivos puntuales como por una bajada de velocidad obligada por un problema en la entrada, como por motivos de reducción temporal de capacidad de la línea, como puede ser que la reducción del número de tubos

radiantes disponibles o bajo rendimiento de los intercambiadores de calor de la zona de enfriamiento, la aplicación se dotó de dos modos (modo temperatura objetivo y modo velocidad objetivo) para calcular puntos de trabajo alternativos que siguieran haciendo que los HSLA se procesasen dentro de las especificaciones. La Figura 38 muestra ambos modos de trabajo.

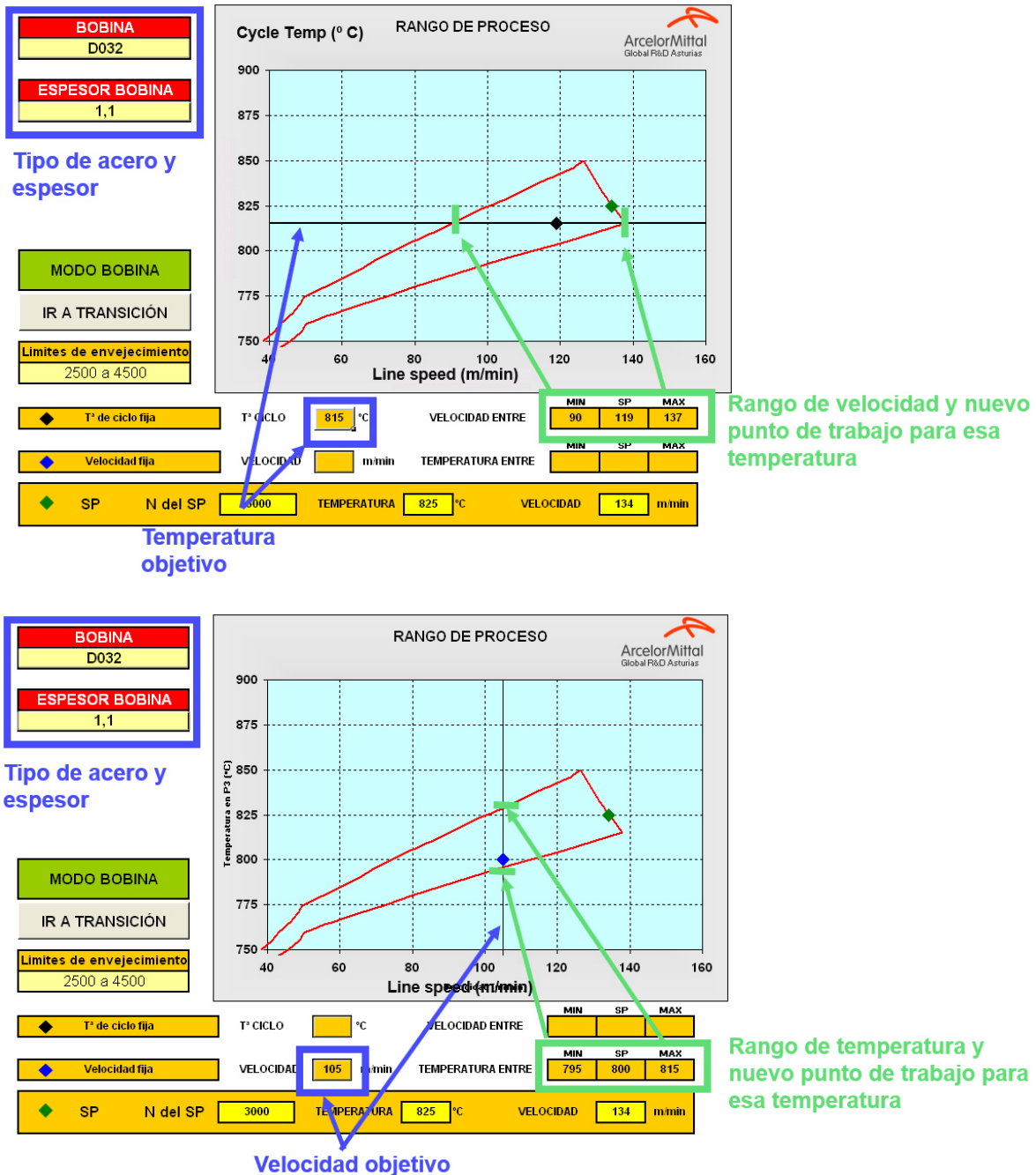
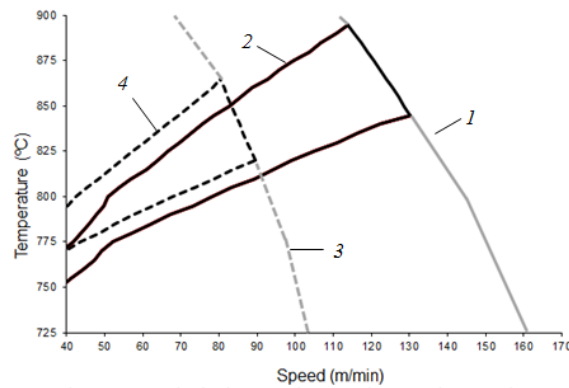


Figura 38 Opciones de trabajo de la aplicación para procesar HSLA

Cuando se calculó la Ventana de Proceso para diferentes espesores de un mismo acero se pudo comprobar que dichas ventanas no solapaban completamente. En la Figura 39 se representan dos Ventanas de Proceso de un mismo acero microaleado, una para un espesor bajo (2) y otra para un

espesor alto (4). Los límites de la capacidad del horno vienen marcados por las líneas (1) y (3) respectivamente.



(1) Furnace capacity limit thickness X (2) Process Window for thickness X
(3) Furnace capacity limit thickness Y (4) Process Window for thickness Y

Figura 39 Comparativa de Ventanas de Proceso para diferentes espesores

Por lo tanto, para definir matemáticamente la Ventana de Proceso es necesario establecer una relación entre la velocidad, la temperatura y el espesor.

Para ello primero se estableció una correlación entre la velocidad máxima y la temperatura para los valores de Tiempo-temperatura máximo S_{upper} y mínimo S_{lower} .

$$S_{upper} = A_{upper} \cdot T + B_{upper} \quad (8)$$

$$S_{lower} = A_{lower} \cdot T + B_{lower} \quad (9)$$

Estos puntos corresponden con la intersección de dichas curvas con el límite de potencia del horno y vienen denotados como (4) y (5) en la Figura 36 izquierda. La Figura 40 representa los puntos (4) y (5) para cada uno de los espesores y la correlación entre ellos.

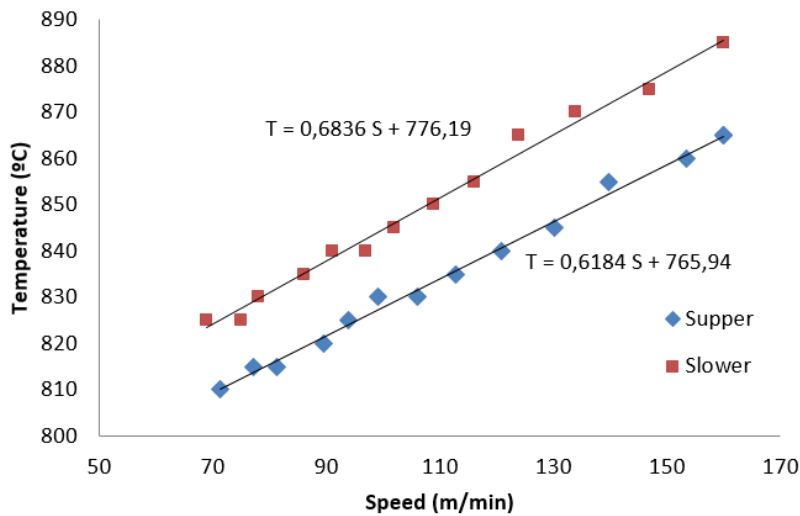


Figura 40 Correlación entre las máximas velocidades para cada espesor

Aplicando esta correlación al resto de velocidades y comparando con el valor real de la velocidad, se obtiene un error que aumenta según disminuye esta. Se describió una correlación entre los errores en cada punto, de manera que pudo definirse una relación entre la velocidad y la temperatura para cada espesor

$$S_{\min,i,\text{th}} = a_{\min,\text{th}} \cdot T_i^2 + b_{\min,\text{th}} \cdot T_i + c_{\min,\text{th}} \quad (10)$$

$$S_{\max,i,\text{th}} = a_{\max,\text{th}} \cdot T_i^2 + b_{\max,\text{th}} \cdot T_i + c_{\max,\text{th}} \quad (11)$$

Finalmente se estableció la relación entre los coeficientes a, b y c y el espesor, dando lugar a una la posibilidad de describir los límites de velocidad de la Ventana de Proceso (S_{\min} , S_{\max} , S_f) en función de la temperatura (T) y el espesor (th)

$$S_{\min,i} = A \cdot T_i^2 + B \cdot T_i + C \quad (12)$$

$$A = \sum_1^3 \text{coef}_i^a \cdot \text{th}^{3-i} \quad B = \sum_1^3 \text{coef}_i^b \cdot \text{th}^{3-i} \quad C = \sum_1^3 \text{coef}_i^c \cdot \text{th}^{3-i}$$

La implementación del parámetro Tiempo-temperatura para el control del recocido de los aceros microaleados ocasionó una mejora inmediata de las tasas de rechazo por características mecánicas, que bajaron hasta los niveles previos a la crisis de calidad (en torno a 0.5%), manteniéndose estable en años sucesivos.

4.3 Modelos numéricos de predicción de características mecánicas

Las Ventanas de Proceso calculadas tras la implementación del parámetro Tiempo-temperatura se obtuvieron para toda la población de bobinas de una misma familia de acero, y a partir de su aplicación tuvieron como efecto la reducción de la anormalmente alta tasa de rechazos por características mecánicas en los aceros microaleados.

El parámetro Tiempo-temperatura se calcula en función de cómo se procesa la bobina en las líneas de galvanizado, pero las características mecánicas de la bobina no dependen sólo de los parámetros de proceso en dicha línea, sino que juegan un papel importante principalmente la composición química y los parámetros de proceso en instalaciones aguas arriba [13]–[16]. Por lo tanto, pese a que del control del horno lleve a valores de temperatura-velocidad que estén dentro de la horquilla permitida, las características mecánicas presentan una dispersión.

Con objeto de reducir esta dispersión se desarrollaron cuatro modelos para el tratamiento de datos con el objetivo de predecir el resultado del límite elástico y la carga de rotura para dos familias de microaleados, cuyas composiciones se detallan en la Tabla 1:

Grade	C max	Mn max	Si max	YS (MPa)	UTS (MPa)
HSLA 260	0.080	0.50	0.04	260 – 320	350 – 410
HSLA 300	0.080	0.60	0.04	300 – 360	390 – 450

Tabla 1 Composición (% en masa) y propiedades mecánicas de los grados de acero estudiados

Para obtener los datos para la construcción de dichos modelos fue necesario obtener información sobre cada bobina de las instalaciones anteriores a galvanizado: acería, laminación en caliente, decapado y laminación en frío. Cada instalación tiene su propio ordenador de proceso, por lo que para hacer un estudio de trazabilidad hay que consultar las bases de datos de cada uno de ellos. Para recopilar dicha información en ArcelorMittal Asturias existe la aplicación Mityca, en la que se vuelcan las principales variables de proceso de cada instalación. En la Figura 41 se muestra un ejemplo de la trazabilidad desde la acería hasta galvanizado de una bobina, en la que la longitud del segmento corresponde con la longitud real de la bobina.

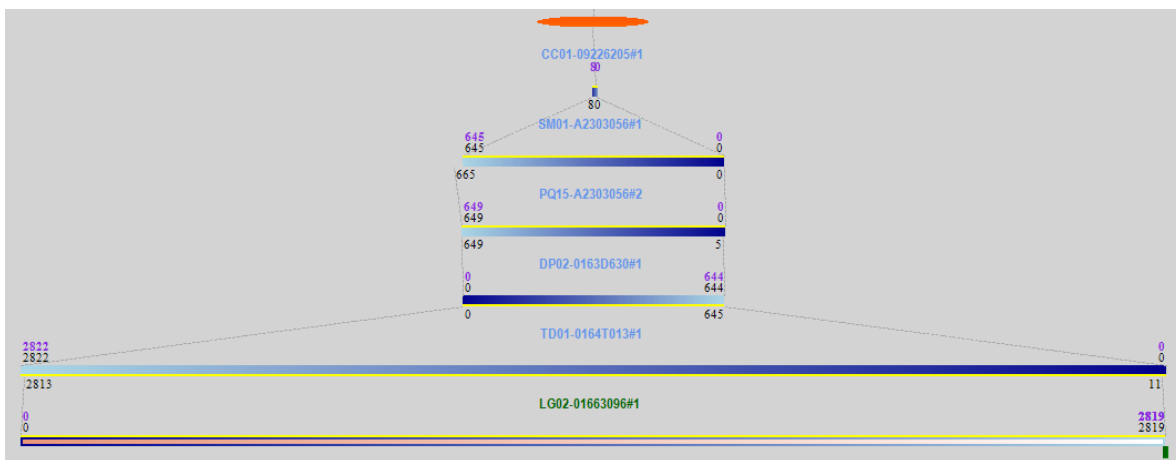


Figura 41 Ejemplo de códigos de trazabilidad de una bobina desde la acería hasta galvanizado

X_{11}	Coil target temperature	Process Parameter	HDG	Input
X_{12}	End cooling temperature	Process Parameter	HDG	Input
X_{13}	Time – temperature parameter	Process Parameter	HDG	Input
X_{14}	Skin pass force	Process Parameter	HDG	Input
X_{15}	Yield strength	Measurement	Lab	Output
X_{16}	Ultimate tensile strength	Measurement	Lab	Output

Tabla 2 Variables usadas en los modelos

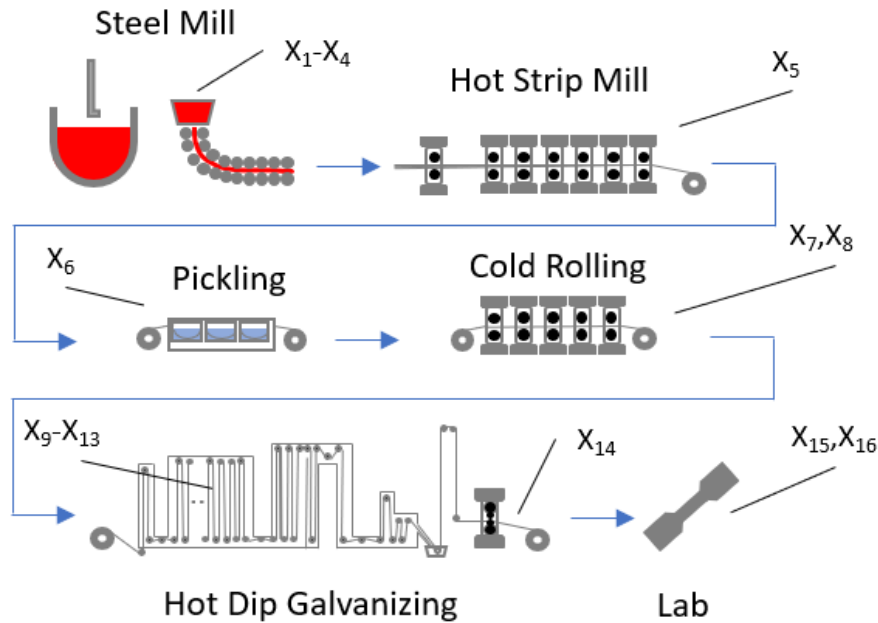


Figura 43 Etapas del proceso

Con las variables seleccionadas se prepararon cuatro conjuntos diferentes de datos para la construcción de los modelos (Tabla 3). Los valores de las variables de las instalaciones anteriores a la línea de galvanizado son siempre datos medios asociados a la bobina que se almacenan en Mityca. En el caso de galvanizado se pudo consultar directamente la base de datos del ordenador de proceso: en el conjunto 1 los datos de proceso de galvanizado también son valores medios, mientras que en el conjunto 2 corresponden a los valores asociados a la cola de la bobina, que es donde se extrae la muestra que se analiza en laboratorio y de donde se obtienen los valores de las características mecánicas. De cada uno de los conjuntos se crearon dos versiones, una versión A sin tener en cuenta el valor del parámetro Tiempo-temperatura y otra versión B incluyendo dicho valor en la construcción del modelo.

Parameters	Dataset composition			
	1A	1B	2A	2B
$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8$	Average	Average	Average	Average
$X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}, X_{14}$	Average	Average	Tail	Tail
X_{13}	No	Yes	No	Yes

Tabla 3 Conjuntos de datos usados en el estudio

Tras limpiar los datos de registros con valores cero o en el que faltase información de alguna de las variables, el número final de muestras para el periodo estudiado fue de 725 para el HSLA260 y 1176 para el HSLA300. Estos datos sirvieron para el desarrollo de cuatro tipos de modelos: de regresión lineal múltiple, de regresión polinomial múltiple, redes neuronales y de splines de regresión adaptativa multivariante (MARS).

Regresión lineal múltiple

La variable de salida se explica a través de relaciones lineales entre las variables de entrada, y no existe una correlación muy elevada entre las variables independientes.

El predictor fue construido con el software libre KNIME Analytics [18] y el diagrama de bloques se muestra en la Figura 44. El bloque "Data reader" se encarga de la lectura de datos previamente definidos. A continuación, se divide el conjunto de muestras con el "X-Partitioner" en diez bloques tomando ocho para crear el modelo y dos para el test del modelo, "Learner" y "Regression Predictor". Este proceso se repite diez veces tomando aleatoriamente los grupos de muestras para evitar la sobreestimación del error producida cuando se toman bloques de datos fijos para el aprendizaje y el testeo.

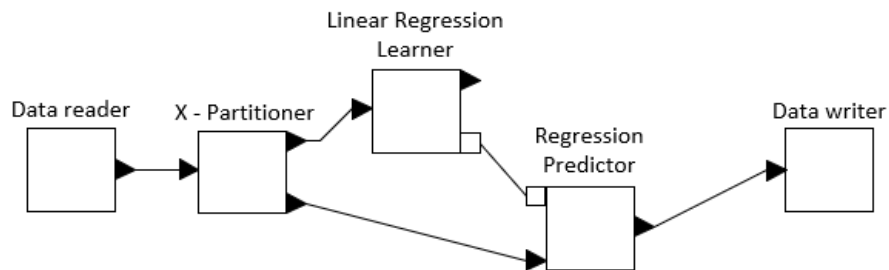


Figura 44 Diagrama de bloques del predictor lineal

La expresión para la regresión es la siguiente:

$$Y_1 = \sum_1^{14} (A_i X_i) + CLR_{YS} \quad (13)$$

$$Y_2 = \sum_1^{14} (B_i X_i) + CLR_{UTS} \quad (14)$$

Donde Y_1 es el límite elástico, Y_2 es la carga de rotura, A_i y B_i son los coeficientes calculados por el software, X_i las variables independientes y finalmente CLR_{YS} y CLR_{UTS} son constantes.

Regresión polinomial múltiple

Esta variante también fue construida con el software KNIME, y el diagrama de bloques es el mismo que el mostrado en la Figura 44 pero sustituyendo el bloque de regresión lineal por el de polinomial. Para determinar el grado óptimo para el polinomio se hizo un estudio del error absoluto medio (MAE) cometido según la siguiente expresión:

$$MAE_{YS} = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_1 - X_{15}|}{n}; MAE_{UTS} = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_2 - X_{16}|}{n} \quad (15)$$

Donde X15 y X16 son las medidas de laboratorio para el límite elástico y la carga de rotura respectivamente, y n es el número de muestras de cada acero. Finalmente se selecciona un polinomio de grado cuatro porque al aumentar el grado se observó que subía el error en el límite elástico (YS), como puede verse en la Tabla 4:

	Steel grade	YS			UTS		
		Poly. grade			Poly. grade		
		3	4	5	3	4	5
Error	HSLA 260	7,25	7,3	14,15	5,72	5,22	4,88
(MPa)	HSLA 300	10,20	9,83	10,12	7,66	7,15	7,02

Tabla 4 Estudio del error con diferentes grados de polinomio

Las expresiones para la regresión polinomial son las siguientes:

$$Y_1 = \sum_1^{14} (D_{4i}X_i^4 + D_{3i}X_i^3 + D_{2i}X_i^2 + D_{1i}X_i) + CPR_{YS} \quad (16)$$

$$Y_2 = \sum_1^{14} (E_{4i}X_i^4 + E_{3i}X_i^3 + E_{2i}X_i^2 + E_{1i}X_i) + CPR_{UTS} \quad (17)$$

Siendo D_{xi} y E_{xi} los coeficientes calculados y CPR_{YS} y CPR_{UTS} las constantes.

Redes neuronales

Nuevamente se utilizó el software KNIME para construir una red multicapa de perceptrones (MLP) con una sola capa y seis neuronas (Figura 45).

Una red multicapa de perceptrones (MLP) es un grupo de perceptrones organizado en varias capas que pueden dar respuesta a preguntas complejas. Cada perceptrón de la primera capa (Figura 45) envía la señal a todos los de la siguiente capa, y así sucesivamente. Una MLP está compuesta por una capa de entrada, al menos una capa oculta y una capa de salida.

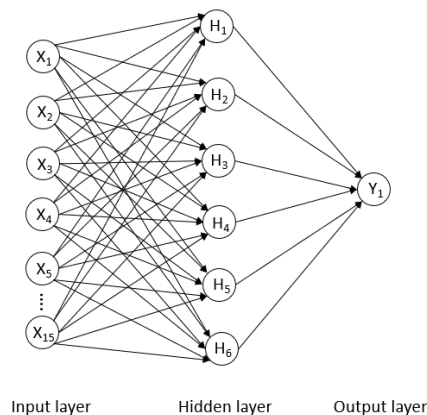


Figura 45 Diagrama de la MLP

Se utiliza una sola capa oculta porque las pruebas con más capas no mejoraron los resultados. También se hicieron pruebas para evaluar el número óptimo de perceptrones, y aunque los resultados son bastante homogéneos, los errores son ligeramente menores como puede verse en la Tabla 5. El error se vuelve estable alrededor de las cien iteraciones, como puede verse en la Figura 46.

	Acero	Dataset 1A			Dataset 1B		
		Número de neuronas			Número de neuronas		
		4	6	8	4	6	8
Error	HSLA 260	6,11	6,07	6,24	6,31	6,17	6,28
(MPa)	HSLA 300	7,50	7,44	7,66	8,08	8,11	8,14

Tabla 5 Estudio del error con diferente número de perceptrones

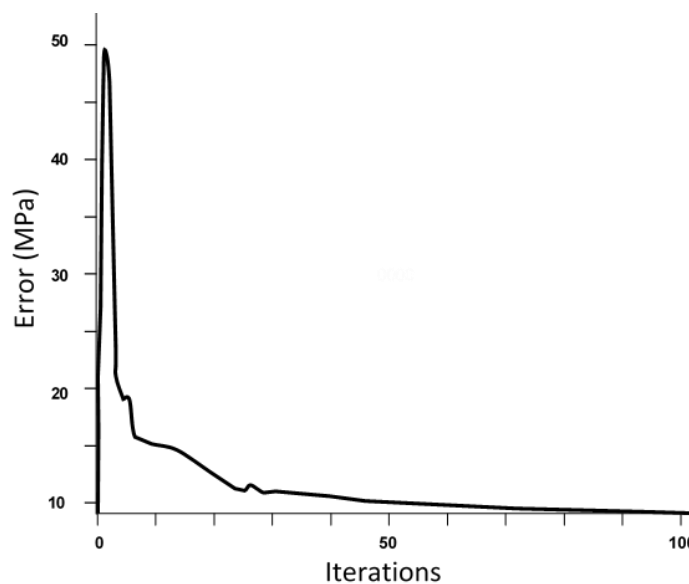


Figura 46 Evolución del error según el número de iteraciones

MARS

El Multivariate Adaptive Regression Splines es una forma de análisis de regresión no paramétrica para modelar automáticamente no linealidades e interacciones entre variables. El modelo MARS se preparó usando el software comercial Salford Predictive Modeler [19].

MARS genera puntos de corte para las diferentes variables que reflejan las no linealidades. Los puntos son identificados a través de las funciones basales, las que indican el inicio y el término de una región. En cada región en que se va dividiendo el espacio se ajusta una función base de una variable, la cual es lineal, siendo el modelo final una combinación de las funciones base generadas. Para determinar estos puntos de corte usa un algoritmo *forward/backward stepwise* por etapas. Primero, mediante el algoritmo *forward stepwise* se genera un modelo sobreestimado con un gran número de funciones base; posteriormente, mediante el algoritmo *backward stepwise*, se eliminan los nodos que menos contribuyen al ajuste global. El algoritmo se detiene cuando la aproximación construida incluye un número máximo de funciones fijadas, que en este caso fueron quince. Para la comprobación se usó el método 10-fold cross validation, por el que se divide

aleatoriamente el conjunto de datos en diez grupos y luego se realizan iteraciones en el que un conjunto de datos sirve de test y el resto para construir el modelo. Finalmente, tomando los resultados del conjunto de evaluaciones se construye el modelo final según la siguiente expresión:

$$Y_1 = \sum_1^{14} (F_i \max(0, X_i - G_i)) + CMARS_{YS} \quad (18)$$

$$Y_2 = \sum_1^{14} (H_i \max(0, X_i - J_i)) + CMARS_{UTS} \quad (19)$$

Siendo F_i y H_i los coeficientes calculados, G_i y J_i los knots (nodos), y $CMARS_{YS}$ y $CMARS_{UTS}$ las constantes.

Como el límite elástico y la carga de rotura se predicen independientemente, finalmente se desarrollaron un total de sesenta y cuatro modelos para cubrir todas las combinaciones de clase de acero y versiones de conjunto de datos. La Tabla 6 y la Tabla 7 muestran los valores del error absoluto medio obtenidos para cada modelo. La columna "Error reduction" muestra la mejora obtenida usando la versión B, que incluye el parámetro Tiempo-temperatura, en cada caso. El valor mínimo de error para cada modelo está en negrita. En general puede observarse una reducción del error cuando se usa el parámetro Tiempo-temperatura, y también que el uso de los valores de las variables de proceso en torno a la muestra mejora el resultado.

Model type	steel grade	MAE dataset 1 (MPa)		Error reduction	MAE dataset 2 (MPa)		Error reduction
		A	B		A	B	
Linear	HSLA 260	10,39	8,70	16,3%	9,21	7,48	18,7%
Regression	HSLA 300	10,88	10,44	4,1%	10,88	9,35	14,1%
Polynomial	HSLA 260	9,51	7,30	23,3%	10,59	8,71	17,7%
Regression	HSLA 300	10,92	9,83	10,0%	9,90	9,17	7,4%
Neural	HSLA 260	8,59	7,42	13,6%	10,33	9,27	10,3%
Network	HSLA 300	9,55	9,19	3,8%	10,36	8,65	16,5%
Multivariate	HSLA 260	8,96	8,95	0,1%	8,94	8,65	3,3%
Regression	HSLA 300	10,43	10,35	0,8%	10,14	9,92	2,2%

Tabla 6 Resultados de las predicciones de límite elástico

Model type	Steel grade	MAE dataset 1 (MPa)		Error reduction	MAE dataset 2 (MPa)		Error reduction
		A	B		A	B	
Linear	HSLA 260	5,81	5,34	8,0%	5,04	5,13	-1,7%
Regression	HSLA 300	8,93	7,45	16,6%	9,72	7,63	21,5%
Polynomial	HSLA 260	5,75	5,22	9,3%	5,26	5,07	3,6%
Regression	HSLA 300	7,93	7,15	9,8%	9,23	7,22	21,7%
Neural	HSLA 260	6,17	6,07	1,6%	5,87	5,30	9,7%
Network	HSLA 300	8,11	7,44	8,3%	6,97	6,62	5,0%

Multivariate	HSLA 260	5,41	5,31	1,8%	5,22	5,17	0,9%
Regression	HSLA 300	8,11	8,06	0,6%	7,70	7,56	1,8%

Tabla 7 Resultado de las predicciones de carga de rotura

Del trabajo realizado se desprende el beneficio de la utilización de un modelo numérico que incluya los valores de las variables en torno a la muestra para la predicción de las propiedades mecánicas, ya que se consiguen valores del error del valor medio absoluto menores de 10 MPa para ambas variables

La predicción de las características usando el modelo antes de procesar la bobina puede hacer que se modifiquen los parámetros de proceso. Como esto tiene impacto en los datos que usa el modelo para la predicción, hay que integrar los modelos de horno y predicción de características mecánicas como se muestra en la Figura 47.

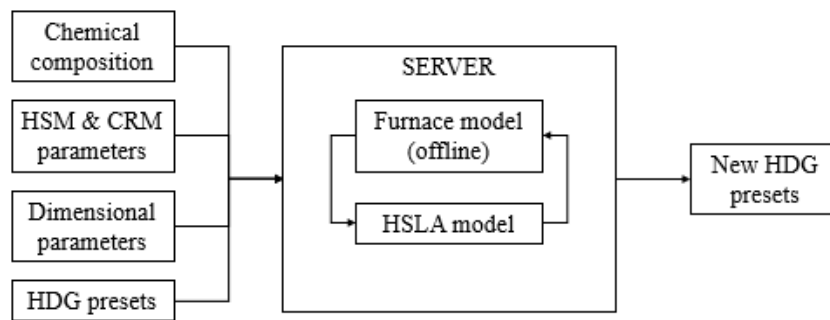


Figura 47 Integración del modelo para HSLA en el flujo de proceso

5 Discusión de los resultados

5.1 Modelo de horno

Se pueden encontrar en la literatura numerosos ejemplos de modelos de hornos de tubos radiantes basados en los mecanismos de transmisión de calor, aunque también algún modelo desarrollado usando redes neuronales [20], [21].

Los modelos basados en los mecanismos de intercambio de calor están generalmente orientados a lograr un modelo que pueda ser utilizado para la regulación del horno [7], [8], [22]–[25] aunque no hacen referencia a las transiciones entre bobina, que como se ha visto en el apartado 2.2, es una de las cuestiones más críticas que debe abordar un modelo de control y que sólo menciona en otra referencia [26]. En otros artículos como [27] se realiza un estudio de la distribución de la temperatura y las tensiones en el acero a lo largo del horno; en [28] se busca calcular la temperatura de la banda, las paredes así como las pérdidas del horno y en [29] se hace un estudio de los parámetros que más influyen en la eficiencia del horno.

La principal novedad en cuanto a objetivos que aporta el modelo de horno de tubos radiantes presentado en el punto 4.1 respecto a los existentes es que se basa en la temperatura de los tubos radiantes para establecer la máxima capacidad del horno. También que dicho modelo se desarrolló como herramienta de análisis offline de acuerdo a los requisitos definidos en el apartado donde se establecen los requisitos para el modelo a desarrollar y no para usarse en la regulación del proceso. Los siguientes puntos repasan diferencias y similitudes con el resto de los modelos.

Geometría

Para desarrollar los modelos de este tipo de hornos se suele dividir el mismo en recintos. Estos recintos pueden ser 3D como en [22], [26]–[28] mientras que otros autores [29], [7], [23]–[25] utilizan una geometría simplificada 2D, que es la que se ha utilizado en este modelo como se puede ver en la Figura 27. A pesar de ser 2D, se utiliza una corrección de la velocidad en función del ancho que se obtuvo del análisis de los datos y que ya sugiere Drever en la ecuación (1) aunque no es tan conservadora ya que para anchos menores que W_{max} es posible aumentar ligeramente la velocidad según disminuye el ancho y por encima de W_{max} la disminución de velocidad es menor que la propuesta por el fabricante.

La simplificación geométrica también redonda en la facilidad para adaptar el modelo a otros hornos: por experiencia con otro modelo de horno desarrollado en ArcelorMittal, cuando se definen bloques 3D la adaptación del modelo a otra geometría de horno requiere la definición de nuevos bloques, de manera que el proceso se vuelve laborioso y pueden surgir errores. Sin embargo, con la interfaz gráfica desarrollada utilizando el modelo simplificado 2D se puede adaptar el modelo a otro horno en pocos minutos.

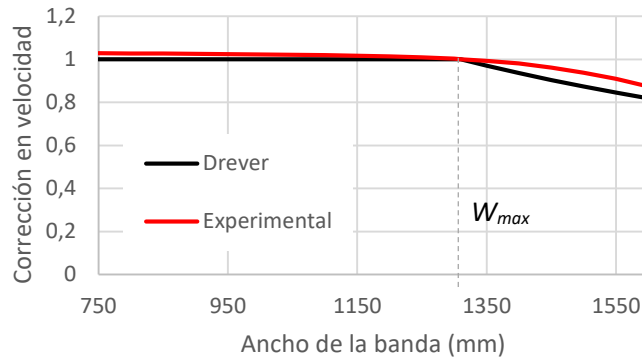


Figura 48 Factores de corrección de la velocidad

Mecanismos de transmisión de calor

Los mecanismos de transmisión de calor en el horno son convección, conducción y radiación. En el modelo desarrollado en esta tesis se realizan varias simplificaciones de manera que sólo se tiene en cuenta la radiación, que es el mecanismo predominante de transferencia de calor en el horno de tubos radiantes [7]–[9]. Esta aproximación también fue tomada por [25] aunque en este caso al ser un modelo orientado al control incluye el modelo dinámico que describe la temperatura del horno.

La conducción en la banda se puede despreciar en el espesor ya que el número de Biot es mucho menor de uno y en la dirección del movimiento el efecto de la conducción es mucho menor que los otros mecanismo de transmisión [7]. Las pérdidas de calor por las paredes no se consideran al tratarse de un modelo estacionario y que se valida con los datos medios por bobina. En la conducción entre rodillo y banda se asume que estos están a la temperatura del horno al no ser rodillos refrigerados, por lo que realizarán un aporte de calor a la banda en la primera parte del horno, pero tendrán menos influencia en el resto. En [24] se calcula el balance global de energía del horno y se calcula la conducción de la banda sin tener en cuenta el contacto con los rodillos ni las pérdidas por las paredes.

Los modelos que estudian la geometría en 3D [22], [26]–[28] son los más completos incluyendo tanto la conducción en rodillos como en las paredes.

Puede considerarse que la hipótesis más controvertida de este modelo es la eliminación de la convección, que es tomada en cuenta en el resto de los modelos. La convección viene definida por la naturaleza del gas, la velocidad y la temperatura. En un horno de tubos radiantes la atmósfera es inerte, pero su composición varía a la largo del horno.

Como puede verse en la Figura 49, el nitrógeno se inyecta en la base a lo largo de todo el horno, pero el hidrógeno se inyecta principalmente en las zonas de enfriamiento y parte en mantenimiento. Esto es así porque el hidrógeno tiene más capacidad de enfriamiento que el nitrógeno y de esta manera se mejora la eficiencia del enfriamiento. Por tanto, aunque se asuma una composición media del 96% de nitrógeno y 4% de hidrógeno hay un gradiente a lo largo del horno por la diferencia de puntos de entrada. Esto, unido a la circulación de la banda y a la presencia de elementos dentro del horno como los rodillos, tubos y pasos entre las diferentes

secciones hace que la cinética de la atmósfera sea compleja de cuantificar y sea necesario calcularla por medio de modelos de dinámica de fluidos.

Aun así, como se explica en el apartado 6, se está estudiando cómo introducir el efecto de la convección de una manera simplificada, que sea compatible con los objetivos de portabilidad del modelo.

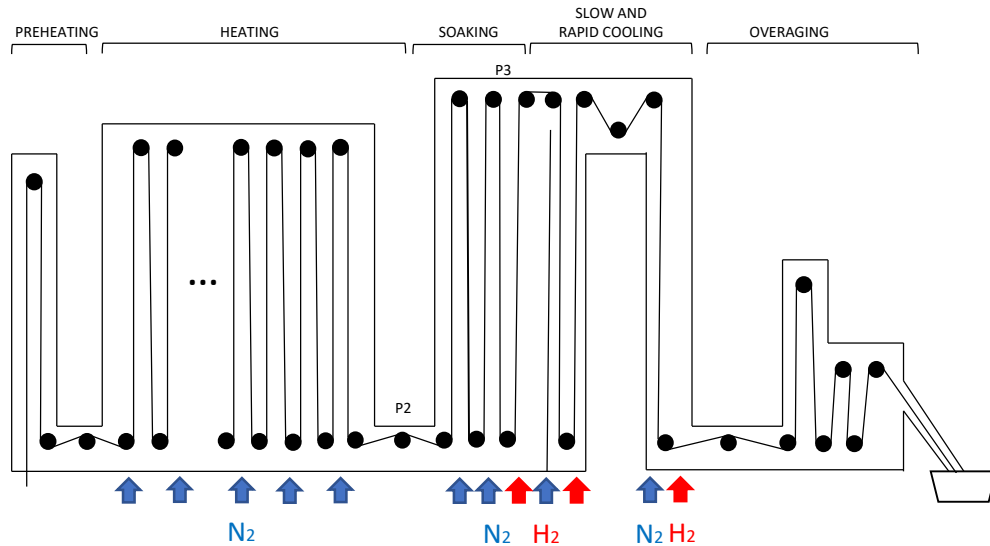


Figura 49 Inyección de atmósfera en el horno de galvanizado

El modelo de calentamiento por tanto se basa en el intercambio de radiación entre los tubos radiantes y la banda. La geometría en 2D simplifica el planteamiento de recintos hecho en otros modelos y se calcula el factor de forma entre un plano infinito y una fila de cilindros. Esta simplificación permite además que el modelo se pueda adaptar a otros hornos fácilmente sin necesidad de añadir recintos adicionales como suele ser necesario en los modelos 3D.

Calor específico

Uno de los aspectos en los que el modelo desarrollado supera a juicio del autor a los encontrados en la literatura es en el tratamiento que se hace del calor específico del acero. El calor específico (J/g·K) representa la cantidad de energía que hay que aplicar a un material, en este caso el acero, para subir un grado su temperatura. Este valor es dependiente de la temperatura por lo que, si el proceso que se simula tiene un salto térmico apreciable, será un factor importante a tener en cuenta. Sin embargo, en la literatura encontrada sobre modelos de hornos de galvanizado la aproximación es muy dispar. Hay varios artículos en los que se usa un valor fijo, como en [29] que fija un valor de 487 J/Kg·K, o [27] que en un modelo desarrollado en ANSYS fija el valor en 465 J/Kg·K. En otro artículo encontrado se usa un valor fijo aunque no se da su valor [30].

Por otra parte son varios los artículos que incluyen la variación con la temperatura del calor sin describir la curva [7], [22], [31], [25] por lo que no es posible valorar su exactitud. Entre los que consideran la variación del calor específico con la temperatura y proporcionan la curva sólo se han encontrado las referencias [23], [32] y [28]. Sí se incluye la curva en [8] pero se trata de un horno

que procesa acero inoxidable, por lo que no se incluye en esta comparativa al tener este acero un comportamiento completamente diferente.

Sin embargo, para el desarrollo del modelo aquí presentado se prestó especial atención a este parámetro y también en las diferencias existentes entre las diferentes familias de aceros. Se cortaron muestras en bobinas de diferentes familias y se midieron sus propiedades en el laboratorio con un calorímetro. En la Figura 50 se muestran las curvas del calor de usadas en otros artículos [23] (1) , [32] (2) y [28] (3), una curva para aceros al carbono basada en ensayos de laboratorio descrita por la British Iron and Steel Research Association [33] (4) y las caracterizadas en el laboratorio con el calorímetro de un acero HSLA (5) y un Dual-Phase (6).

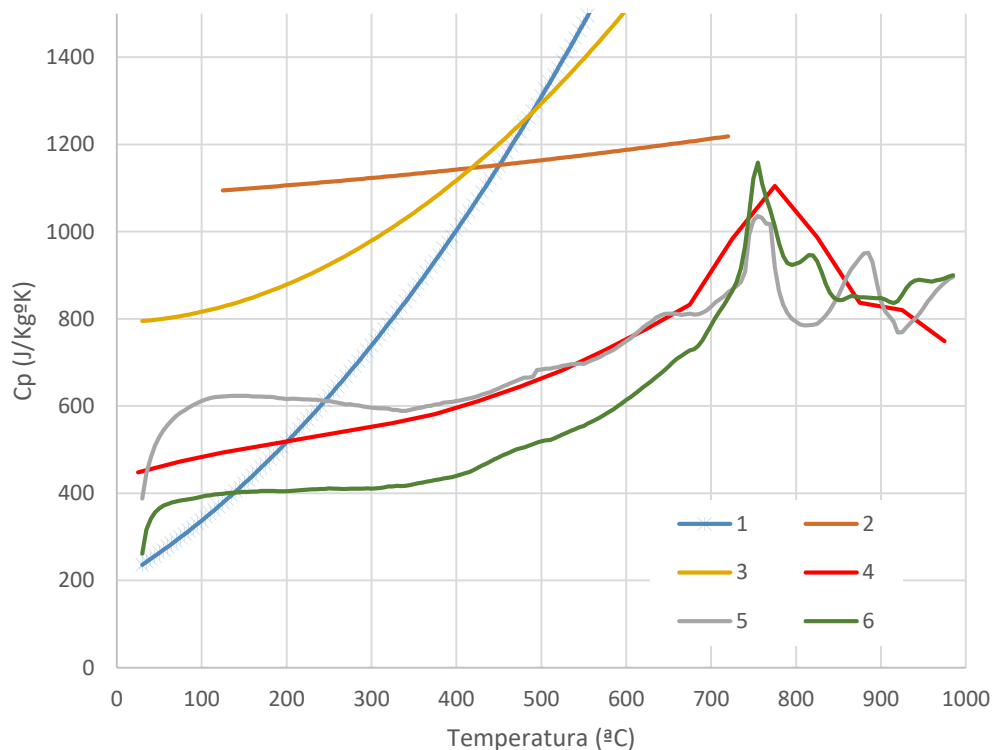


Figura 50 Comparativa de las diferentes curvas de calor específico

Se puede comprobar fácilmente que las curvas utilizadas por en otros modelos distan mucho de representar el comportamiento real, no ya de un acero HSLA, sino de cualquier otro de los aceros de bajo carbono. Las otras tres curvas han sido utilizadas en el modelo quedando definidas de la siguiente forma: la curva (5) se utiliza para los aceros HSLA, la curva (6) para los aceros Dual Phase y la curva (4) para el resto.

Resultados

El modelo desarrollado cumple con todos los objetivos definidos:

1. Calcular la máxima capacidad del horno sin dañar los tubos

La máxima capacidad del horno se alcanza cuando los tubos radiantes están a su máxima temperatura. Se toma como máxima temperatura la medida en el termopar de control de ciertos

tubos, aunque el resto del tubo estará por debajo de ella. Así mismo se explica en el apartado 4.1 que no todos los tubos están a dicha máxima temperatura y que durante el ajuste se calcula el rango de temperaturas para ellos en cada zona. Con dichos ajustes se estudiaron los ciclos térmicos del horno de Avilés 2, tomando como referencia la máxima velocidad dada por el fabricante del horno y descrita en la ecuación (1).

La capacidad del horno viene dada por dos limitaciones: la limitación cinemática y la limitación en potencia. La primera está dada por la motorización de la línea, y se alcanza a espesores de banda bajos de manera que, aunque hay margen de potencia de calentamiento, la línea no puede subir de velocidad. La segunda limitación es la inversa: aunque la cinemática de la línea pueda ir más deprisa no se puede subir de velocidad porque la potencia de calentamiento ha llegado al límite. El espesor crítico es aquel en el que se produce el cambio de limitación en velocidad a limitación en potencia, como se ilustra en la Figura 51.

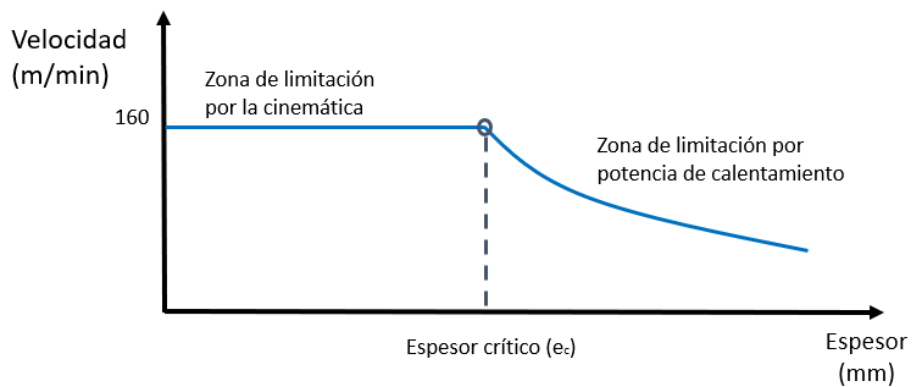


Figura 51 Definición de espesor crítico

Cada ciclo tiene un espesor crítico diferente, ya que varía la temperatura de banda que se busca alcanzar.

El modelo teórico de horno desarrollado se integró en un programa de simulación que tiene dos opciones de cálculo:

- Modo temperatura, con el que se calcula las temperaturas de trabajo de los tubos radiantes usando como entradas la temperatura objetivo de banda, el formato de banda, el tipo de acero y la velocidad.
- Modo velocidad, con el que se calcula la máxima velocidad posible usando como entradas la temperatura objetivo de banda, el formato de banda, el tipo de acero y fijando la máxima temperatura de los tubos que se quiere alcanzar.

Usando el modo velocidad se calcularon los espesores críticos para los ciclos térmicos del horno de Avilés 2, obteniéndose los siguientes resultados:

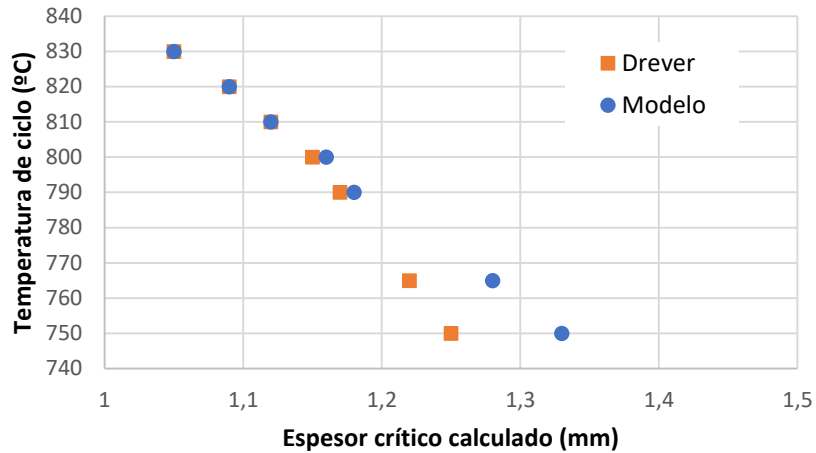


Figura 52 Estudio de la capacidad máxima del horno de Avilés 2

Esto fue comprobado por pruebas en producción y permitió subir velocidad en los ciclos bajos hasta en 3 metros por minuto. Para un formato medio, esto representa un aumento en productividad ligeramente por encima de dos toneladas por hora.

2. *Permite introducir restricciones para procesar los aceros microaleados*

A los modos temperatura y velocidad anteriormente descritos se añadió un nuevo bucle que calcula el área entre la temperatura de referencia y la curva de calentamiento, que como se explica en el apartado 4.2, corresponde a la definición del parámetro Tiempo-temperatura. En caso de seleccionarse un acero microaleado, el programa introduce la restricción de que dicho parámetro esté entre los valores definidos por el usuario. En la Figura 53 puede verse la pantalla principal del simulador y en el que se ha señalado el área donde aparecen la temperatura de referencia, los valores máximos y mínimos del parámetro Tiempo-temperatura, así como el valor obtenido para dicho parámetro según las entradas definidas.

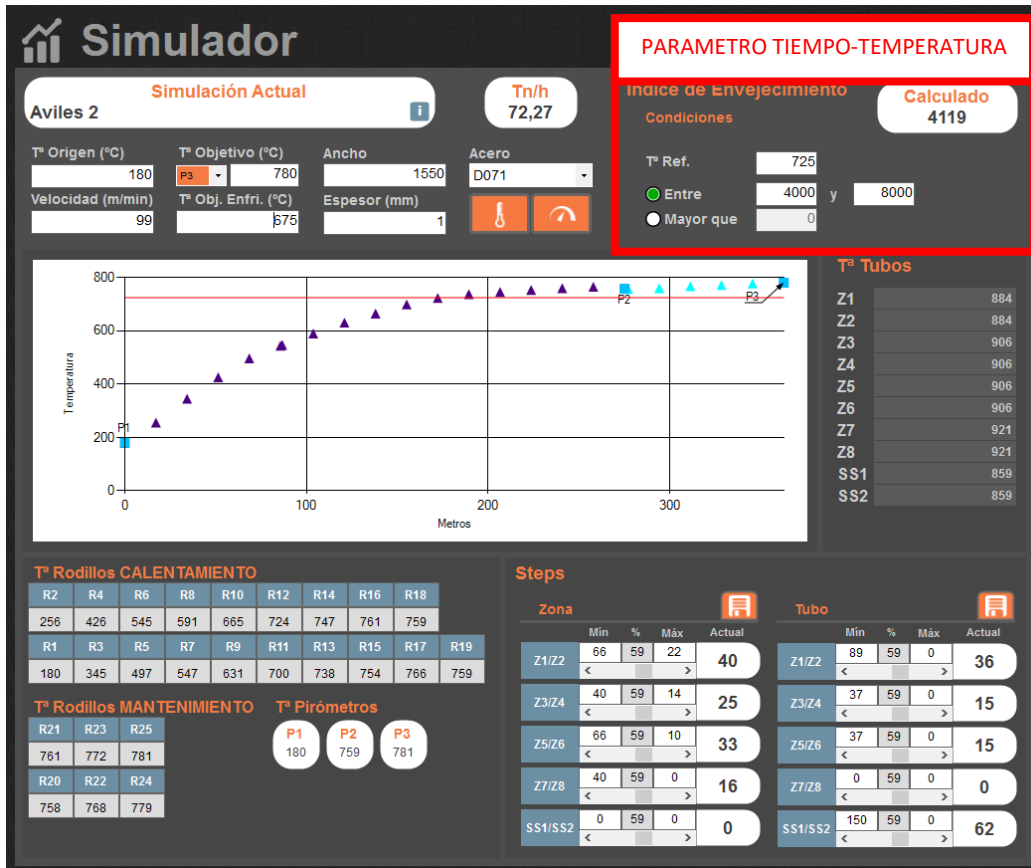
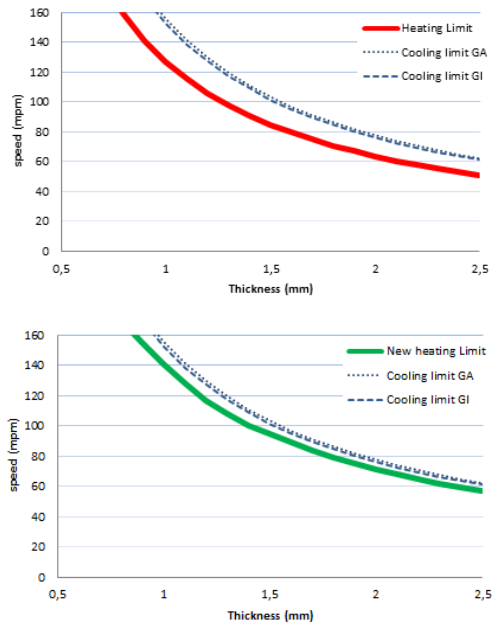


Figura 53 Interfaz del simulador

3. Es fácilmente exportable

Se pudo comprobar la facilidad de adaptación del modelo a otro horno al recibirse la petición de la línea de galvanizado de Dofasco 5 (Canadá). Esta línea dispone de un horno vertical de tubos radiantes también construido por Drever, pero que tiene ciertas diferencias de configuración, ya que el horno procesa los aceros con ciclos tradicionales con etapa de mantenimiento. Se solicitó un estudio de la capacidad del horno para ver si era posible aumentar la productividad sin la necesidad de realizar inversiones. La Figura 54 muestra como ejemplo los resultados del estudio para uno de los ciclos. La gráfica en la parte superior izquierda de la figura muestra los límites según el fabricante del horno, la de la parte inferior izquierda los límites calculados por el modelo. En la tabla de la derecha se detalla la velocidad máxima para cada espesor y el margen de ganancia de velocidad para dos recubrimientos diferentes, galvanizado (GI) y galvanneal (GA). Se detectó la posibilidad de subir velocidad en cinco de los trece ciclos estudiados. La ganancia de velocidad prevista fue confirmada por pruebas en planta.



Thickness (mm)	Current limits			SIMULATIONS				
	Heating	Cooling		New speed	Limitation		margin inc (%)	
		GI	GA		GI	GA	GI	GA
0.5	254	304	310	160	S	S	0%	0%
0.6	212	254	258	160	S	S	0%	0%
0.7	181	217	221	160	S	S	0%	0%
0.8	159	190	194	160	S	S	0%	0%
0.9	141	169	172	154	H	H	9%	9%
1.0	127	152	155	140	H	H	10%	10%
1.1	115	138	141	128	H	H	11%	11%
1.2	106	127	129	116	H	H	10%	10%
1.3	98	117	119	107	H	H	10%	10%
1.4	91	109	111	100	H	H	10%	10%
1.5	85	101	103	94	H	H	11%	11%
1.6	79	95	97	89	H	H	12%	12%
1.7	75	90	91	83	H	H	11%	11%
1.8	71	85	86	79	H	H	12%	12%
1.9	67	80	82	75	H	H	12%	12%
2.0	63	76	78	71	H	H	12%	12%
2.1	60	72	74	67	H	H	11%	11%
2.2	58	69	70	64	H	H	11%	11%
2.3	55	66	67	62	H	H	12%	12%
2.4	53	63	65	59	H	H	12%	12%
2.5	51	61	62	56	H	H	10%	10%

Figura 54 Resultados para el horno de Dofasco 5

La siguiente tabla sintetiza las fortalezas y debilidades del modelo de horno:

DEBILIDADES	FORTALEZAS
Simulaciones en estacionario	Diferenciación por aceros
Sólo transmisión por radiación	Buena precisión de cálculo en la zona de cuello de botella por capacidad de calentamiento
Pérdida de precisión en zona de cuello de botella por velocidad	Facilidad de adaptación a otros hornos

Tabla 8 Resumen de características del modelo de horno

5.2 Parámetro Tiempo-temperatura

Las propiedades mecánicas finales de los aceros microaleados se definen tanto por su composición como por los tratamientos térmicos y mecánicos recibidos [34]. En el caso estudiado, tanto la composición como los tratamientos previos a la línea de galvanizado no habían variado, siendo por tanto la propia línea de galvanizado el origen de los problemas de rechazo descritos en el apartado 2.3. El hecho de que el aumento de rechazos variase en función del espesor del acero hacía pensar que era necesario definir algún tipo de parámetro de control o restricción para poder producir en con los niveles de calidad anteriores a la modificación de los ciclos térmicos. El estudio de los rechazos mostraba también una falta de control del proceso. Como se puede ver en la Figura 34, los valores de límite elástico estaban tanto por encima como por debajo de los límites exigidos.

Gran parte de la literatura sobre el efecto de la variación de los parámetros de proceso en las propiedades mecánicas de los aceros microaleados se centra en el proceso de laminación

termomecánica [35]–[39], ya que estos aceros también se comercializa como producto laminado en caliente para varios sectores, incluyendo el de automoción.

En cuanto a los efectos de la variación de los parámetros durante el recocido tras la laminación en frío se ha reportado que el límite elástico baja si sube la temperatura de recocido [40], aunque se trataba de ensayos con tiempos de recocido muy largos, entre seis y catorce horas, que no corresponden con las condiciones de un horno de galvanizado. En este tipo de recocidos la temperatura objetivo también es mucho menor que la que se busca en un recocido más rápido. En caso de recocidos más cortos, de en torno a media hora, los autores concluyen que el efecto la temperatura de recocido en las propiedades mecánicas es mayor que el del tiempo [41]. También se encuentran estudios comparando la velocidad de calentamiento [42], en el que se varían los ratios de calentamiento desde 10^o C/seg en un horno hasta 1000 °C/seg por medio del uso de un láser. Los tiempos de recocido, entre dos y tres minutos, son parecidos a los de la banda en un horno de galvanizado, pero sólo el gradiente de 10^oC/seg es similar. Lo interesante que se puede extraer de estas pruebas es que cuando se sube la velocidad de calentamiento hay que subir la temperatura objetivo para obtener propiedades mecánicas diferentes. Además, si se compara el salto en temperatura, de 700 a 890^oC, y la variación de velocidad de calentamiento, de 10 a 10.000 °C/seg, puede intuirse que el factor temperatura tiene más impacto que el tiempo como se dice en otro estudio [41]. En cuanto el efecto de sólo variar el tiempo, sólo se ha encontrado una referencia [43] en el que se hace un estudio del efecto de la variación del tiempo en ciclos de recocidos de pocos minutos de duración, llegando a la conclusión de que tanto el límite elástico como la carga de rotura bajan cuando aumenta el tiempo de recocido antes de llegar a la recristalización completa.

$$S_{min,i} = \sum_1^3 a_j th^{3-j} T_i^2 + \sum_1^3 b_j th^{3-j} T_i + \sum_1^3 c_j th^{3-j} \quad (19)$$

$$S_{max,i} = \sum_1^3 d_j th^{3-j} T_i^2 + \sum_1^3 e_j th^{3-j} T_i + \sum_1^3 f_j th^{3-j} \quad (20)$$

Donde th es el espesor de la banda, $S_{min,i}$ y $S_{max,i}$ son la mínima y máxima velocidad permitida para la temperatura de banda objetivo T_i y los coeficientes a_j , b_j , c_j y d_j , e_j , f_j son los calculados a partir de los límites superior e inferior del parámetro Tiempo-temperatura respectivamente. Teniendo en cuenta que los pares temperatura y velocidad que se obtienen en esta ecuación cumplen que el parámetro Tiempo-temperatura permanece constante, y la relación hallada entre dicho parámetro y las características mecánicas, el término cuadrático de la temperatura confirma la mayor influencia de la temperatura en las mismas.

La parte de la derecha de Figura 55 muestra la representación gráfica de la ventana de proceso para un determinado espesor. La línea (1) representa el límite de capacidad de calentamiento del horno, que como se explicó en el apartado 5.1, hace que la velocidad (eje x) se reduzca según sea mayor la temperatura objetivo (eje y). Por lo tanto, el área a la izquierda de (1) sería el área de factibilidad, donde es posible producir por la capacidad técnica de la línea. Aplicando el concepto del parámetro Tiempo-temperatura se definió la Ventana de Proceso para los aceros microaleados dentro de esta área de factibilidad, que sería el conjunto de combinaciones de temperatura de banda y tiempo de recocido que son válidas para obtener las características mecánicas dentro del rango. Los límites del área vienen dados por las curvas con los pares temperatura-velocidad para obtener del valor máximo (2) y mínimo (3) del parámetro Tiempo-temperatura.

Dentro de esa área se define el punto de trabajo (WP) que tendrá un rango válido de temperaturas (T_{max} , T_{min}) y velocidades (S_{max} , S_{min}) si fijamos respectivamente la velocidad o la temperatura de la banda.

La parte de la izquierda de la figura muestra la superposición de dos ventanas para dos espesores diferentes. La ventana (2) es para un espesor fino, en torno a 0.9 mm, y la (4) para un espesor de 2 mm. Como es lógico, al subir el espesor el límite (1) de capacidad del horno se mueve hacia la izquierda y se sitúa en (3), dado que a más espesor y misma temperatura hay que reducir la velocidad. En esta figura puede verse la imposibilidad de definir un ciclo clásico: por ejemplo, para una temperatura objetivo de 825° C el modelo de regulación del horno, que siempre busca maximizar la productividad en la línea, intentaría procesar el formato de 2 mm por encima de 80 m/min y el de 0.9 por encima de 130 m/min. Sin embargo, vemos que según el parámetro Tiempo-temperatura por debajo de 58 m/min ninguno de los dos espesores cumpliría las características, el rango entre 58 y 68 sólo sería válido para el de dos milímetros y por encima de 105 m/min tampoco sería válido para el de 0.9 mm.

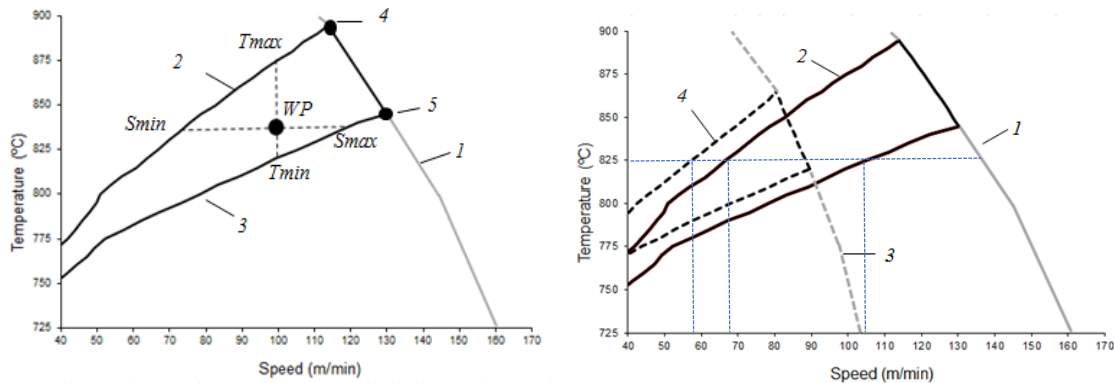


Figura 55 Límites de la ventana de proceso (izda.) y ventanas para dos espesores (dcha.)

El proceso de skinpass consiste en someter a la bobina recocida a una tensión y presión con rodillos de forma que se produce un alargamiento y se mejora su forma y características mecánicas. La Figura 56 muestra la comparativa de la evolución del parámetro Tiempo-temperatura calculado en el horno con la evolución de la fuerza de apriete aplicada en el skinpass a lo largo de una bobina de acero microaleado. Dicha bobina por circunstancias de proceso tiene un valor bajo del parámetro Tiempo-temperatura en el primer cuarto de bobina y luego recupera. Recordando que un valor bajo del dicho parámetro implica la hipótesis de valores menores de los necesarios o en temperatura o en tiempo de recocido y que, recordando la Figura 8, un recocido insuficiente implica una mayor dureza del acero, se puede ver la correlación inversa entre menor valor del parámetro Tiempo-temperatura y mayor fuerza de apriete, con lo que queda validada la hipótesis.

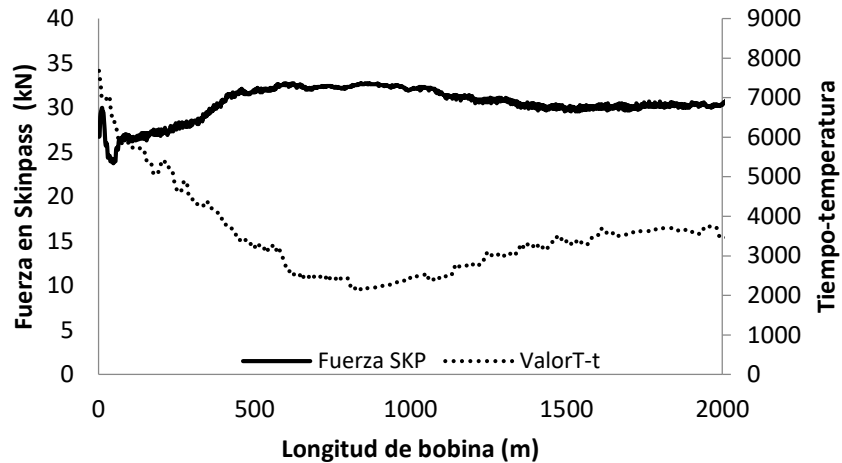


Figura 56 Correlación entre la fuerza aplicada en el skinpass y el valor del parámetro Tiempo-temperatura

Resultados

La Figura 57 muestra la evolución de los rechazos por características mecánicas por fallo en el ensayo de tracción (TRC) una vez se comenzaron a aplicar las restricciones de velocidad y temperatura calculadas. Se puede comprobar cómo, tras los máximos alcanzados al intentar definir un rango único de temperaturas independientemente del espesor y la velocidad, al aplicar el concepto de Ventana de Proceso para cada espesor, el porcentaje de bobinas rechazadas por tracción cae a valores en torno al 0.3% que eran los valores que se venían registrando con los ciclos térmicos clásicos.

Estos resultados se consolidaron en el tiempo, siendo hoy en día el parámetro Tiempo-temperatura el indicador de referencia para evaluar durante la producción si una bobina está dentro del rango de características objetivo.

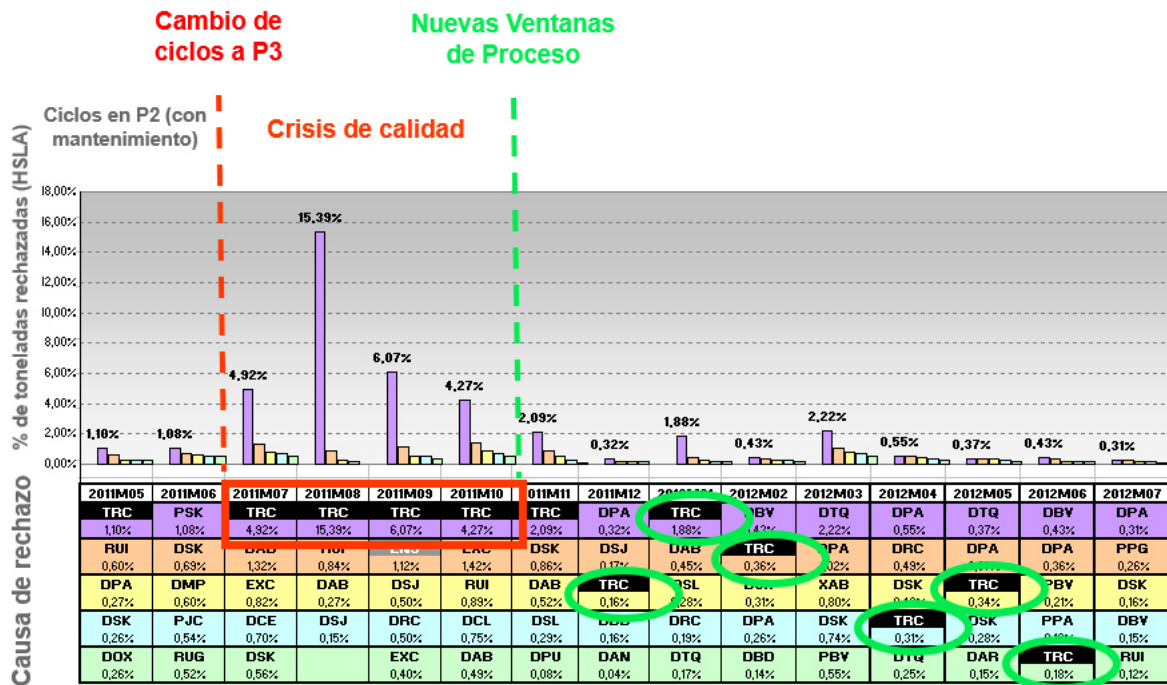


Figura 57 Evolución de los rechazos de aceros microaleados

5.3 Modelo de predicción de características mecánicas

La última parte que completa la investigación de esta tesis consistió en desarrollar un modelo de predicción que permitiera reducir la dispersión de las características mecánicas. Hay múltiples estudios que incluyen el uso de diferentes tipos de modelos, pero no todos se pueden comparar directamente entre sí. Se podrían diferenciar según sus objetivos:

1. Predicción de las propiedades mecánicas. Los modelos desarrollados en este tipo de estudios tendrían su aplicación principal en el nivel de producción, y servirían para asegurar la calidad y reducir el número de ensayos [44]. Estarían alimentados principalmente por los datos de proceso a partir de los cuales se elaboraría una predicción. Al estar basados en técnicas de tratamiento de datos son los más rápidos de desarrollar y desplegar, pudiendo aplicarse las mismas técnicas de análisis a aceros de diferentes familias o instalaciones.
2. Predicción de la microestructura, o modelos metalúrgicos. Este tipo de modelos profundizan un nivel más al estudiar cómo es la evolución de la microestructura en función tanto de la composición como de los tratamientos térmicos que se apliquen al acero. El desarrollo de este tipo de modelos está basado en la caracterización en modelos físicos [45]–[47] o simulaciones por computador [48], y es muy común la combinación de modelos físicos y redes neuronales [49]–[52] para mejorar los resultados. Actualmente, con el desarrollo de equipos de medida de características en línea [53], la tendencia es integrar estos modelos en el control del proceso. La aplicación no es tan generalista como los anteriores, ya que es necesario desarrollar un modelo específico para cada acero y por tanto son más lentos de desplegar.

3. El nivel más alto de aplicación de los modelos sería el de diseño virtual del acero. Esta técnica viene de la mano de los avances en simulación y la aplicación del big data [54], [55]. Se busca desarrollar un acero de manera virtual y reducir al mínimo los ensayos en laboratorio, con el consiguiente ahorro de costes y tiempo.

El modelo presentado en esta tesis corresponde a la primera categoría: los aceros HSLA tienen una madurez de diseño que no hace necesario ningún tipo de rediseño desde cero. El comportamiento de su microestructura durante el recocido también está suficientemente caracterizado, por lo que la mayor parte de los modelos consultados se centran en las transformaciones que ocurren durante la laminación en caliente [44], [50], [56], [57]. Para el problema planteado, que es reducir la dispersión de las características mecánicas, un modelo de datos parece la solución adecuada para abordar el problema.

En este caso se ha realizado una comparativa entre cuatro tipos de modelos de datos (regresión lineal y polinomial multivariable, redes neuronales y MARS) y se ha estudiado la influencia en el resultado del tipo de variables de entrada. La comparativa entre diferentes tipos de modelos de redes neuronales se había llevado a cabo [58] pero para el caso de aceros de fase dual (DP). Por tanto, no se han encontrado investigaciones similares con las que comparar directamente los resultados.

Para la selección inicial de variables se hizo uso de los mapas SOM, como también se ha hecho para alimentar modelos CFD [48]. De los procesos aguas arriba se usaron las medias de la composición química y ciertos parámetros que tienen efecto en la microestructura, como la temperatura de bobinado en caliente y el porcentaje de reducción en la laminación en frío. Con los datos de la línea de galvanizado se ha hecho una comparativa entre los resultados del modelo usando valores medios de la bobina y los valores en la zona de la muestra que se ensaya en laboratorio. Así mismo, se estudió la mejora de incluir el parámetro Tiempo-temperatura como entrada a los modelos de predicción.

Para valorar los resultados obtenidos la Tabla 9 muestra la comparativa entre la desviación estándar y el error absoluto medio obtenido por los modelos en otras publicaciones y los desarrollados en esta investigación. Para denominar a los modelos se usa o su autor principal (Powar [50], Singh et al [59], Bahrami et al. [58] y Saravanakumar [44]) o el tipo de modelo con el prefijo de la familia de acero: por ejemplo Neuronal 260 corresponde modelo de redes neuronales para el acero HSLA 260. Si no se detallaban en los artículos, los valores de desviación estándar y error medio absoluto de los modelos consultados se han obtenido a partir de las tablas de resultados dadas por los autores. En el caso de Saravanakumar los resultados se muestran en una gráfica, por lo que los valores se han obtenido utilizando un software que permite la digitalización de curvas. Los valores de los errores de los modelos de esta investigación corresponden a los obtenidos con el conjunto de datos 2B, que usa los valores de proceso en torno a la muestra en la línea de galvanizado e incluyen el parámetro Tiempo-temperatura.

Todos los modelos que aportaban datos para poder incluirse en la comparativa son del tipo red neuronal, aunque ninguno estudia el proceso de recocido en el horno de galvanizado de aceros microaleados. El trabajo de Powar se centra en el tratamiento en caliente de los aceros microaleados, Singh et al. está desarrollado para los aceros de embutición, Bahrami et al. para los

de fase dual y Saravanakumar para los aceros de bajo carbono. Por lo tanto, sólo se puede establecer un paralelismo y no una comparación directa entre los resultados de dichos modelos y los desarrollados en esta investigación. No se han podido encontrar artículos que utilicen otro tipo de modelos y publiquen los resultados suficientes para establecer la comparativa.

Aun no siendo posible la comparación directa, se observa que los errores de los modelos desarrollados para los aceros microaleados están en la línea de los obtenidos en otras publicaciones.

Modelo	Número muestras	Desviación estándar (MPa)		Error absoluto medio (MPa)	
		YS	UTS	YS	UTS
Powar	7	42.02	23.89	46.74	38.24
Singh	15	10.37	14.90	9.43	12.97
Bahrami	4	5.22	4.92	4.75	4.75
Saravanakumar	11	5.84	8.04	4.68	6.45
Lineal 260	725	7.55	5.06	7.48	5.13
Polinomial 260		9.45	5.13	8.71	5.07
Neuronal 260		13.38	7.66	9.27	5.30
MARS 260		9.67	4.56	8.65	5.17
Lineal 300	1176	8.87	7.20	9.35	7.63
Polinomial 300		8.61	6.63	9.17	7.22
Neuronal 300		14.34	8.79	8.65	6.62
MARS 300		8.22	6.20	9.92	7.56

Tabla 9 Comparativa de resultados con otros autores

6 Conclusiones y trabajos futuros

6.1 Conclusiones

Esta tesis se centró en investigar del efecto de la ampliación de la capacidad de los hornos de galvanizado sobre el diseño de los ciclos térmicos de los aceros microaleados.

Para ello, en una primera parte se desarrolló un modelo estacionario de un horno vertical de tubos radiantes que permitiera simular el perfil de calentamiento de la banda dentro del horno.

Como factor diferenciador de este modelo respecto a otros, en este caso el cálculo de la temperatura de la banda se realiza teniendo sólo en cuenta la transferencia de calor por radiación y se usa la temperatura superficial de los tubos radiantes. En caso de simular nuevos escenarios, esto último permite establecer un límite de temperatura máximo de trabajo para los tubos que los protege de su degradación. Otra característica del modelo es su modularidad y fácil adaptabilidad a otras configuraciones de horno, de manera que ha podido exportarse a otras líneas del grupo ArcelorMittal.

El modelo se ha utilizado satisfactoriamente en la línea de Avilés 2, donde a parte de su uso como apoyo a la producción de aceros microaleados también se utilizó para optimizar la capacidad con ganancias de hasta 2 toneladas/hora de algunos ciclos térmicos. También se encontraron potenciales márgenes para el aumento de productividad de hasta un 10% en algunos ciclos en la línea de ArcelorMittal en Canadá a la que se adaptó el modelo.

La segunda parte de la tesis se centró propiamente en la producción de los aceros microaleados en la línea de Avilés 2, cuyo horno había sido modificado. Esta modificación consistió en la instalación de tubos radiantes adicionales en la sección de mantenimiento. Por ello, dicha sección pasó de ser capaz únicamente de mantener la temperatura de la banda de la sección precedente en el horno, a ser capaz de continuar subiendo la temperatura de la banda sin necesidad de reducir la velocidad de proceso.

De facto esto supuso la posibilidad de eliminar la etapa del mantenimiento, durante el cual la temperatura de la banda se mantiene constante durante un periodo de tiempo antes de iniciar el enfriamiento, y pasar a un ciclo simplificado de calentamiento y enfriamiento.

Durante la transición de los ciclos tradicionales a los simplificados se observó el comportamiento anómalo de los aceros microaleados: las tasas de rechazo por características mecánicas fuera de las especificadas se dispararon para algunos formatos, que llegaron incluso al 16% en algún momento, manteniéndose estables en otros.

Se investigó el posible origen de este comportamiento y se llegó a la definición de un nuevo parámetro de control: el parámetro Tiempo-temperatura. La aplicación de dicha restricción significó también la definición de la Ventana de Proceso, que es un área delimitada por las combinaciones de temperatura y velocidad de banda tales que se cumpla con unos valores máximos o mínimos del valor del parámetro Tiempo-temperatura.

Aplicando esta nueva restricción, primero por medio de una herramienta de apoyo al operador y posteriormente integrando el algoritmo en el propio modelo de control del horno, se logró

producir los aceros microaleados usando ciclos térmicos simplificados y con tasas de rechazo por debajo del 0.5%.

La tercera parte de la tesis consistió en el desarrollo y la comparativa de cuatro tipos modelos numéricos de predicción de las características mecánicas de los aceros microaleados.

Los límites establecidos por el parámetro Tiempo-temperatura permitían asegurar que la bobina estaba dentro del rango de características requeridas por el cliente, pero si se quería reducir la dispersión dentro de este rango había que hacer un modelo que incluyera las características individuales de cada bobina. El estudio se centró en las familias HSLA260 y HSLA300.

Se crearon dos bases de datos con la composición química de la bobina y los valores medios de las principales variables de proceso de las instalaciones aguas arriba de galvanizado, y se incluyeron también variables de galvanizado en dos formatos: media por bobina y valores en torno a la muestra que luego se ensaya en laboratorio para obtener las características mecánicas. Adicionalmente se creó una segunda versión de cada una de ellas añadiendo el valor del parámetro Tiempo-temperatura. Con estos datos de partida se comprobaron los cuatro tipos de modelos seleccionados: regresión lineal, regresión polinómica, red neuronal y MARS, siendo generados finalmente un total de 64 modelos combinando los diferentes tipos de modelo, aceros, conjuntos de datos y variables objetivo.

Los resultados se evaluaron en función del error absoluto medio cometido en cada caso, siendo los resultados muy parejos y en torno a los 10 MPa, y alineados con los encontrados en la literatura para este tipo de modelos. Teniendo en cuenta la sencillez de desarrollar el modelo y el resultado obtenido, tanto la aproximación lineal como la polinomial son las opciones más interesantes.

6.2 Trabajos futuros

A partir de lo expuesto en esta tesis se puede continuar el trabajo en tres diferentes ejes:

1. Incluir la transmisión de calor por convección en el modelo de transmisión de calor del horno. Aunque en este tipo de hornos el mecanismo predominante de transmisión de calor es la radiación, si se incluye la convección puede llegar a mejorarse la precisión del cálculo sobre todo en la zona más cercana a la entrada del horno.
2. Estudiar la aplicación del parámetro Tiempo-temperatura en otro tipo de configuraciones de horno y otro tipo de aceros. Puntualmente se van añadiendo nuevas clases de aceros microaleados a la cartera de productos de Avilés 2, y para ellos se van definiendo sus correspondientes límites del parámetro. De cara a la optimización de ciclos se podría extender el estudio a otro tipo de aceros con mayor carga de elementos aleantes en Avilés 2 o si es posible aplicar este parámetro para la optimización de ciclos de los aceros microaleados en las líneas con recocido tradicional incluyendo etapa de mantenimiento.
3. Integrar el modelo del horno con el modelo de predicción de características mecánicas para precalcular las bobinas antes de que se procesen en la línea y poder realizar los cambios de los parámetros de proceso si es necesario. Un paso más allá sería combinar el modelo de calentamiento con un modelo metalúrgico para gestionar en tiempo real el proceso.

7 Referencias

- [1] “Un estudio de los procesos de galvanizado,” *Galvanización*, 2003.
https://www.atteg.es/revistas/revista_113/index6.html# (accessed Mar. 13, 2020).
- [2] “Ultragal,” *automotive.arcelormittal.com*.
<https://automotive.arcelormittal.com/products/flat/coatings/ultragal> (accessed Mar. 13, 2020).
- [3] “Today’s AHSS for Automotive.” <https://www.worldautosteel.org/steel-basics/automotive-steel-definitions/> (accessed Apr. 04, 2020).
- [4] “High-strength low-alloy (HSLA) steels for cold forming,” *automotive.arcelormittal.com*.
<https://automotive.arcelormittal.com/products/flat/HYTSS/HSLA> (accessed Mar. 12, 2020).
- [5] M. Imose, “Heating and cooling technology in the continuous annealing,” *Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan*, vol. 25, no. 9, pp. 911–932, 1985.
- [6] M. Flamme *et al.*, “Radiant Tube Burners,” *Industrial Combustion Testing*, p. 18, 2011.
- [7] M. Niederer, S. Strommer, A. Steinboeck, and A. Kugi, “A simple control-oriented model of an indirect-fired strip annealing furnace,” *International Journal of Heat and Mass Transfer*, vol. 78, pp. 557–570, Nov. 2014, doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2014.06.080.
- [8] S. Zareba, A. Wolff, and M. Jelali, “Mathematical modelling and parameter identification of a stainless steel annealing furnace,” *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 60, pp. 15–39, Jan. 2016, doi: 10.1016/j.simpat.2015.09.008.
- [9] M. McGuinness and S. Taylor, “Strip temperature in a metal coating line annealing furnace,” 2004, Accessed: May 18, 2016. [Online]. Available: <http://www.maths-in-industry.org/miis/41/1/misg2004coating.pdf>.
- [10] F. P. Incropera, D. P. DeWitt, and R. Cruz, *Fundamentos de transferencia de calor*. México: Prentice-Hall, 1999.
- [11] C.-D. Wen, “Investigation of steel emissivity behaviors: Examination of Multispectral Radiation Thermometry (MRT) emissivity models,” *International Journal of Heat and Mass Transfer*, vol. 53, no. 9–10, pp. 2035–2043, Apr. 2010, doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2009.12.053.
- [12] <https://www.netzsch-thermal-analysis.com/en/products-solutions/software/proteus/>.
- [13] M. D. C. Sobral and P. R. Mei, “Effect of carbonitride particles formed in austenite on the strength of microalloyed steels,” *Materials Science and Engineering A*, p. 5, 2004.
- [14] Y. Li, D. N. Crowther, P. S. Mitchell, and T. N. Baker, “The evolution of microstructure during thin slab direct rolling processing in vanadium microalloyed steels,” *ISIJ International*, vol. 42, no. 6, pp. 636–644, 2002.
- [15] S. Zajac, T. Siwecki, W. B. Hutchinson, and R. Lagneborg, “Strengthening mechanisms in vanadium microalloyed steels intended for long products,” *ISIJ international*, vol. 38, no. 10, pp. 1130–1139, 1998.
- [16] R. Riva, C. Mapelli, and R. Venturini, “Effect of coiling temperature on formability and mechanical properties of mild low carbon and HSLA steels processed by thin slab casting and direct rolling,” *ISIJ international*, vol. 47, no. 8, pp. 1204–1213, 2007.
- [17] T. Kohonen, E. Oja, O. Simula, A. Visa, and J. Kangas, “Engineering applications of the self-organizing map,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 84, no. 10, pp. 1358–1384, 1996, doi: 10.1109/5.537105.
- [18] <https://www.knime.com/knime-analytics-platform>.
- [19] <https://www.salford-systems.com/products/mars>.

- [20] A. Pernía-Espinoza, M. Castejón-Limas, A. González-Marcos, and V. Lobato-Rubio, "Steel annealing furnace robust neural network model," *Ironmaking & Steelmaking*, vol. 32, no. 5, pp. 418–426, Oct. 2005, doi: 10.1179/174328105X28829.
- [21] S. Li, Q. Chen, and G.-B. Huang, "Dynamic temperature modeling of continuous annealing furnace using GGAP-RBF neural network," *Neurocomputing*, vol. 69, no. 4–6, pp. 523–536, Jan. 2006, doi: 10.1016/j.neucom.2005.01.008.
- [22] N. Depree *et al.*, "Development and validation of models for annealing furnace control from heat transfer fundamentals," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 34, no. 11, pp. 1849–1853, Nov. 2010, doi: 10.1016/j.compchemeng.2010.01.012.
- [23] F. Wan, "Modeling of Strip Heating Process in Vertical Continuous Annealing Furnace," *Journal of Iron and Steel Research, International*, vol. 19, no. 5, pp. 29–36.
- [24] S. R. Carvalho, T. H. Ong, and G. Guimaraes, "A mathematical and computational model of furnaces for continuous steel strip processing," *Journal of Materials Processing Technology*, p. 9, 2006.
- [25] N. Yoshitani and A. Hasegawa, "Model-based control of strip temperature for the heating furnace in continuous annealing," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 6, no. 2, pp. 146–156, Mar. 1998, doi: 10.1109/87.664182.
- [26] H. Wu, R. Speets, F. Heeremans, O. Ben Driss, and R. van Buren, "Non linear model predictive control of throughput and strip temperature for continuous annealing line.pdf," *Ironmaking & Steelmaking*, vol. 14, no. 8, pp. 570–578, Dec. 2014.
- [27] T.-C. Chen, C.-H. Ho, J.-C. Lin, and L.-W. Wu, "3-D temperature and stress distributions of strip in preheating furnace of continuous annealing line," *Applied Thermal Engineering*, vol. 30, no. 8–9, pp. 1047–1057, Jun. 2010, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2010.01.018.
- [28] M. M. Prieto and F. J. Fern, "Development of stepwise thermal model for annealing line heating furnace," p. 7.
- [29] N. Hajaliakbari and S. Hassanpour, "Analysis of thermal energy performance in continuous annealing furnace," *Applied Energy*, vol. 206, pp. 829–842, Nov. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.08.246.
- [30] Y. C. Cho, W. H. Kwon, and C. G. Cassandras, "Optimal control for steel annealing processes as hybrid systems," in *Decision and Control, 2000. Proceedings of the 39th IEEE Conference on*, 2000, vol. 1, pp. 540–545, Accessed: May 18, 2016. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=912820.
- [31] D. O. Marlow, "Modelling direct-fired annealing furnaces for transient operations," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 20, no. 1, pp. 34–40, Jan. 1996, doi: 10.1016/0307-904X(95)00103-Q.
- [32] Chang-Hsien Ho and Tei-Chen Chen, "A coupled Thermal and Mechanical Analysis of steel strip in preheating zone of continuous annealing line," National Cheng Kung University, Taiwan, 2009.
- [33] British Iron and Steel Research Association. Metallurgy (General) Division. Thermal Treatment Sub-Committee., *Physical constants of some commercial steels at elevated temperatures (based on measurements made at the National Physical Laboratory, Teddington)*. London: Butterworth, 1953.
- [34] M. JANOŠEC, I. SCHINDLER, V. VODÁREK, E. MÍSTECKÝ, and M. R\U\UŽIČKA, "ANALYSIS OF MICROSTRUCTURE AND MECHANICAL PROPERTIES OF HSLA STRIP STEEL AFTER COLD ROLLING AND ANNEALING," Sep. 2016, Accessed: Sep. 09, 2016. [Online]. Available: <http://annals.fih.upt.ro/pdf-full/2008/ANNALS-2008-1-06.pdf>.
- [35] C. I. Garcia, "6. High strength low alloyed (HSLA) steels," *Automotive Steels*, p. 23.

- [36] J. Majta and K. Muszka, "Mechanical properties of ultra fine-grained HSLA and Ti-IF steels," *Materials Science and Engineering: A*, vol. 464, no. 1–2, pp. 186–191, Aug. 2007, doi: 10.1016/j.msea.2007.01.135.
- [37] V. M. H. KONSTRUKCIJSKA, "High-strength low-alloy (HSLA) steels," *Materiali in tehnologije*, vol. 45, no. 4, pp. 295–301, 2011.
- [38] J. Fernández, S. Illescas, and J. M. Guilemany, "Effect of microalloying elements on the austenitic grain growth in a low carbon HSLA steel," *Materials Letters*, vol. 61, no. 11–12, pp. 2389–2392, May 2007, doi: 10.1016/j.matlet.2006.09.021.
- [39] J. K. Patel and B. Wilshire, "The challenge to produce consistent mechanical properties in Nb-HSLA strip steels," *Journal of Materials Processing Technology*, p. 6, 2002.
- [40] M. Janošec *et al.*, "Microstructure and mechanical properties of cold rolled, annealed HSLA strip steels," *Archives of civil and mechanical engineering*, vol. 7, no. 2, pp. 29–38, 2007.
- [41] X. Huo, X. Mao, and S. Lü, "Effect of annealing temperature on recrystallization behaviour of cold rolled Ti-microalloyed steel," *Journal of Iron and Steel Research, International*, vol. 20, no. 9, pp. 105–110, 2013.
- [42] J. Niehuesbernd, "Impact of the heating rate on the annealing behavior and resulting mechanical properties of UFG HSLA steel," *Materials Science*, p. 9, 2018.
- [43] J. Chen, X. Shen, F. Jin, S. Tang, Z. Liu, and G. Wang, "Effect of annealing time on microstructure and mechanical properties of cold-rolled niobium and titanium bearing microalloyed steel strips," *Journal of Iron and Steel Research, International*, vol. 20, no. 9, pp. 86–92, 2013.
- [44] P. Saravanakumar, "Prediction of Mechanical Properties of Low Carbon Steel in Hot Rolling Process Using Artificial Neural Network Model," *Procedia Engineering*, p. 8, 2012.
- [45] S. Datta and M. K. Banerjee, "Certainty Factor Estimation Using Petri Neural Net for HSLA Steel," *ISIJ International*, vol. 45, no. 1, pp. 121–126, 2005, doi: 10.2355/isijinternational.45.121.
- [46] Z. Akbari, "A simple constitutive model for predicting flow stress of medium carbon microalloyed steel during hot deformation," *Materials and Design*, p. 6, 2015.
- [47] W. Piekarska, "Analytical Methods of Predicting the Structure and Mechanical Properties of High Tensile Strength Steel," *Procedia Engineering*, p. 7, 2017.
- [48] Z. Gan, "Data-Driven Microstructure and Microhardness Design in Additive Manufacturing Using a Self-Organizing Map," p. 9, 2019.
- [49] S.-W. Wu, X.-G. Zhou, G.-M. Cao, Z.-Y. Liu, and G.-D. Wang, "The improvement on constitutive modeling of Nb-Ti micro alloyed steel by using intelligent algorithms," *Materials and Design*, p. 10, 2017.
- [50] A. Powar, "Modeling of microstructure and mechanical properties of heat treated components by using Artificial Neural Network," *Materials Science*, p. 9, 2015.
- [51] H. R. R. Ashtiani, "A comparative study on the phenomenological and artificial neural network models to predict hot deformation behavior of AlCuMgPb alloy," *Journal of Alloys and Compounds*, p. 11, 2016.
- [52] G. Ji, "A comparative study on Arrhenius-type constitutive model and artificial neural network model to predict high-temperature deformation behaviour in Aermet100 steel," *Materials Science and Engineering A*, p. 9, 2011.
- [53] "IMPOC Online measurement of tensile and yield strength," May 01, 2020. https://www.emg-automation.com/fileadmin/content/automation/qualitaetsichernde_systeme/dokumente/IMPOC_brochure_EN_Rev00_01-2018.pdf.

- [54] L. A. Dobrzański and R. Honysz, "Artificial intelligence and virtual environment application for materials design methodology," *Archives of Materials Science and Engineering*, vol. 45, no. 2, p. 26, 2010.
- [55] M. Bambach, J. Buhl, T. Hart-Rawung, M. Lechner, and M. Merklein, "Towards virtual deformation dilatometry for the design of hot stamping process," p. 6.
- [56] T. Wen, Z. Liu, W. Di, and G. Wang, "Artificial neural network modeling of microstructure during C-Mn and HSLA plate rolling," *Journal of Iron and Steel Research, International*, vol. 16, no. 2, pp. 80–83, 2009.
- [57] S. Datta and M. K. Banerjee, "Mapping the input–output relationship in HSLA steels through expert neural network," *Materials Science and Engineering: A*, vol. 420, no. 1–2, pp. 254–264, Mar. 2006, doi: 10.1016/j.msea.2006.01.037.
- [58] A. Bahrami, S. H. M. Anijdan, and A. Ekrami, "Prediction of mechanical properties of DP steels using neural network model," *Journal of Alloys and Compounds*, p. 6, 2005.
- [59] S. K. Singh, K. Mahesh, and A. K. Gupta, "Prediction of mechanical properties of extra deep drawn steel in blue brittle region using Artificial Neural Network," *Materials and Design*, p. 8, 2010.

8 Artículos publicados

8.1 Practical Thermal Model for a Radiant Tubes Annealing Furnace

Garcia-Martino, A.; Prieto, M.M. "Practical Thermal Model for a Radiant Tubes Annealing Furnace", *Metall. Res. Technol.*, 2020, 117, 119, doi: 10.1051/metal/2020003

Este apartado (p. 68-76) se corresponde con el artículo:

García-Martino, A., & Prieto, M. M. (2020). Practical thermal model for a radiant tubes annealing furnace. **Metallurgical Research & Technology**, 117(1), 109;
doi:10.1051/metal/2020003

Debido a la política de autoarchivo de la publicación la versión de la editorial está disponible, únicamente para usuarios con suscripción de pago a la revista, en el siguiente enlace:

<http://dx.doi.org/10.1051/metal/2020003>

Información facilitada por equipo RUO

8.2 The consequences of eliminating the soaking section of a commercial hot-dip galvanising line for HSLA production and a control strategy for improving product consistency

Garcia-Martino, A; Fernández, S.; Santiago, J.; Prieto, M.M. “The consequences of eliminating the soaking section of a commercial hot-dip galvanising line for HSLA production and a control strategy for improving product consistency”, *Ironmak. & Steelmak.*, 2019, 1–7, doi: 10.1080/03019233.2019.1607028.

Este apartado (p. 78-84) se corresponde con el artículo:

Garcia-Martino, A., Fernández, S., Santiago, J., & Prieto, M. M (2019). The consequences of eliminating the soaking section of a commercial hot-dip galvanising line for HSLA production and a control strategy for improving product consistency. **Ironmaking & Steelmaking**, 47(7), 764-770; doi:10.1080/03019233.2019.1607028

Debido a la política de autoarchivo de la publicación la versión de la editorial está disponible, únicamente para usuarios con suscripción de pago a la revista, en el siguiente enlace:

<http://dx.doi.org/10.1080/03019233.2019.1607028>



Información facilitada por equipo RUO

8.3 Artículo III Prediction of mechanical properties for High Strength Low Alloyed steels in a commercial hot dip galvanizing line without soaking section

García-Martino, Á.; García, C.; Prieto, M.M.; Díaz, J. Prediction of Mechanical Properties for High Strength Low Alloyed Steels in a Commercial Hot Dip Galvanizing Line without Soaking Section. *Metals* **2020**, *10*, 561.

Article

Prediction of Mechanical Properties for High Strength Low Alloyed Steels in a Commercial Hot Dip Galvanizing Line without Soaking Section

Ángel García-Martino ¹, César García ², María Manuela Prieto ³ and José Díaz ^{3,*}

¹ Finishing & Product Technologies, ArcelorMittal Global R&D, 33490 Avilés, Spain; angel.garcia-martino@arcelormittal.com

² Artificial Intelligence and Metaheuristics, Alavista Studio, 33203 Gijón, Spain; cesar.garcia@alavistastudio.com

³ Energy Department, University of Oviedo, 33204 Gijón, Spain; manuelap@uniovi.es

* Correspondence: diazjose@uniovi.es; Tel.: +34-985-182-116

Received: 3 April 2020; Accepted: 23 April 2020; Published: 26 April 2020



Abstract: The classical thermal cycle in a Hot Dip Galvanizing (HDG) line has four steps: heating, soaking, cooling, and aging. The furnace of an ArcelorMittal HDG line was revamped to increase its heating capacity. This new configuration without the soaking step led to the redefinition of the thermal cycles for all the steel grades, especially for High Strength Low Alloyed (HSLA) steels, where it was necessary to define a new control parameter based on time and temperature. This paper presents the work done to improve the control of the mechanical properties of HSLA steels in the HDG line. Four different types of numerical models (linear and polynomial regressions, artificial neural networks, and Multivariate Adaptive Regression Splines), are applied to predict the yield strength and the tensile strength of individual coils. It is concluded that the introduction of the time–temperature parameter improves the accuracy of the predictions over 10% in most of the cases. An additional improvement is obtained with the use of the process values corresponding to the sampling area instead of the coil average ones. The use of these models makes it possible, if necessary, to adjust individually the presets of the coils before processing them in the galvanizing line and reduce the scattering of the mechanical properties.

Keywords: hot-dip galvanizing; continuous annealing; HSLA steel; data-driven modeling; prediction of mechanical properties

1. Introduction

The mechanical properties of a coated coil are obtained after passing the material along several stages. The initial one is in the Steel Mill (SM), where the chemical composition of the liquid steel is adjusted and then solidified in the continuous caster. The next step is the Hot Strip Mill (HSM), where the slab, a steel ingot of rectangular shape, is rolled and transformed into a coil. In the Pickling Line (PL), the scale formed in the surface of the coil during the hot rolling is removed by immersion in tanks with acid. The pickled coil is then rolled again in the Cold Rolling Mill (CRM) to adjust the thickness to the target one. The last stage is the coating process; it is carried out in the Hot Dip Galvanizing line (HDG), where before the coating process, it is necessary to anneal the steel to recover the microstructure and grain size. These are key factors in the properties of the coil, and which were affected by the rolling process in the Cold Rolling Mill.

Figure 1 shows the layout of the annealing furnace and the traditional thermal cycle (Figure 1a), where the peak temperature is achieved at point P2. The revamping of the annealing furnace of a

galvanizing line meant the redesign of the thermal cycles for the product mix produced. Figure 1b shows the new cycle without soaking, where the peak temperature is achieved at point P3. In the case of the High Strength Low Alloyed (HSLA) steels, it was necessary to introduce a new control parameter to ensure the mechanical properties, called the time–temperature [1], and its value corresponds to the area comprised in between the thermal profile and the recrystallization temperature, T_{rec} with a value of 725 °C, as is shown in Figure 1c.

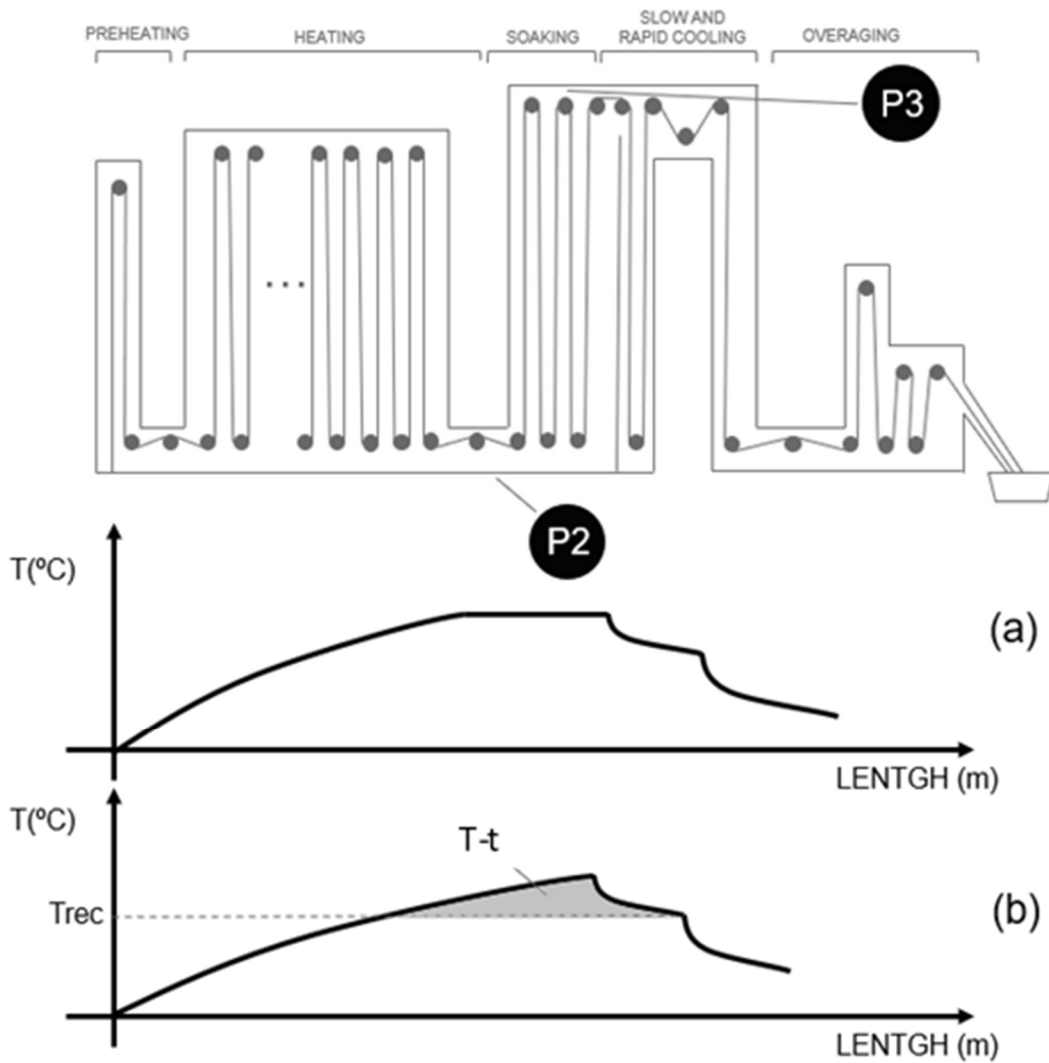


Figure 1. Layout of the annealing furnace, and thermal profiles of the strip with soaking (a) and without soaking (b). The value of the temperature-time T-t parameter is the area indicated by the shaded area (T-t).

The definition of the cycles also changed from a classical cycle with a target temperature plus-minus a given margin. Whatever the speed, it is passed to a speed given by a combination of target temperature and strip thickness [1]. For example, a classical cycle can point to 815 ± 15 °C, with an annealing time between 2 to 5 min, depending on the strip thickness. The speed range, and so the annealing time, is calculated with the following equations:

$$S_{min,i} = \sum_1^3 a_j th^{3-j} T_i^2 + \sum_1^3 b_j th^{3-j} T_i + \sum_1^3 c_j th^{3-j} \tag{1}$$

$$S_{max,i} = \sum_1^3 d_j th^{3-j} T_i^2 + \sum_1^3 e_j th^{3-j} T_i + \sum_1^3 f_j th^{3-j} \quad (2)$$

where th is the thickness of the strip, $S_{min,i}$ and $S_{max,i}$ are the minimum and maximum speeds allowed for a target temperature T_i , and the coefficients a_j to c_j and d_j to f_j are calculated from the upper and lower limits of the time–temperature parameter, respectively. Therefore, for the same steel grade, the target temperature and annealing time depends on the strip thickness.

This parameter is useful for the online assessment of the coil, but the limits are calculated for the whole steel grade, which includes all the coils with the same chemical composition without considering the parameters used in upstream processes. So, if the more accurate prediction of the mechanical properties of a specific coil is desired, further development is needed.

It is possible to develop a metallurgical model based on laboratory tests, linking the mechanical properties with the microstructure obtained for a given composition and manufacturing parameters of the sample [2], but it is hard to reproduce the complete process (hot rolling, cold rolling, and annealing) in the lab. Working with individual industrial samples adds uncertainty about the exact values of the process parameters because of dimensional changes produced by the processes themselves or the reparation of the coils, which implies removing parts of the coils between the mills. This makes it difficult, in some cases, to match the sampling area with the corresponding value of the process parameter along with all the mills.

When the effect of several different processes is to be studied, the use of data-driven models seems to be a good option. The correct selection of the variables and the quality of the data will impact on the reliability of these models. In this study, the results of the prediction of the yield strength and ultimate tensile strength of the coils using different types of data models are compared. The modeling of the effect of process parameters on the mechanical properties using neural networks to reduce the number of lab tests has been addressed previously [3]. Other researches have combined process parameters and initial microstructure to analyze the effect of each one on the sensitivity of the model and for modeling the influence of alloying elements on the final properties [4,5].

Studies about the effect of modifying the architecture of an artificial neural network to reduce the number of epochs required to reach the targeted error and comparisons of the performance of neural networks versus the Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) can also be found [6,7]. There are also examples of the combination of neural networks and computer simulations with computational fluid dynamics software to predict the mechanical properties and microstructure [8], and recently neural networks with genetic algorithms for designing dual-phase steels with the improved performance [9]. Combining physical models with neural networks has proven to be an effective method for improving the accuracy of the prediction of hot deformation behavior [10].

In light of previous research, the trend is to combine different tools and build more complex models to improve the accuracy of the predictions. In some cases, this may not be necessary if additional process parameters can be defined. The aim of this work is to evaluate the improvement in the predictions of the mechanical properties of the HSLA steels in an annealing furnace without the soaking phase when including the time–temperature parameter in the different studied models.

The final objective is to improve the prediction of the yield strength (YS) and ultimate tensile strength (UTS) of individual coils using data-driven models. The final values of the tensile strength and ultimate yield strength of the coil at the exit of a galvanizing line depend on the chemical composition of the coil and the process parameters used in the line and in the upstream mills [11].

The rest of the paper is organized as follows; first the applied methodology and the selection of parameters are explained. Then, the composition of the datasets used and the four types of models are presented. Finally, the results of the predictions for different models are analyzed, and the practical application of this study is explained.

2. Materials and Methods

This work was addressed using the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) methodology [12], which is used for carrying out data mining projects independent of both the industry sector and the technology used. This methodology is based in six phases: the initial stages of this method imply the business understanding, the data understanding, and the data preparation. The next phases include the modeling itself, the evaluation of the results obtained, and the deployment of the model. In the present study, the results of four different models will be compared: linear regression, polynomial regression, artificial neural networks, and MARS.

Fifty-two process parameters from Steel Mill, Hot Strip Mill, Pickling Line, Cold Rolling Mill, and Hot Dip Galvanizing line were collected and organized from the different databases. These parameters included the chemical composition of the coils and the main process parameters of each installation (processing speeds, temperatures, forces, tensions, reduction rate). Figure 2 shows the different stages of the process and where the variables used in the models are obtained. The data correspond to the period 2018–2019. The data were filtered to select the coils belonging to HSLA260 and HSLA300 grades and all registers with zeros in the YS, UTS, or any of the process parameters were removed to obtain the final datasets.

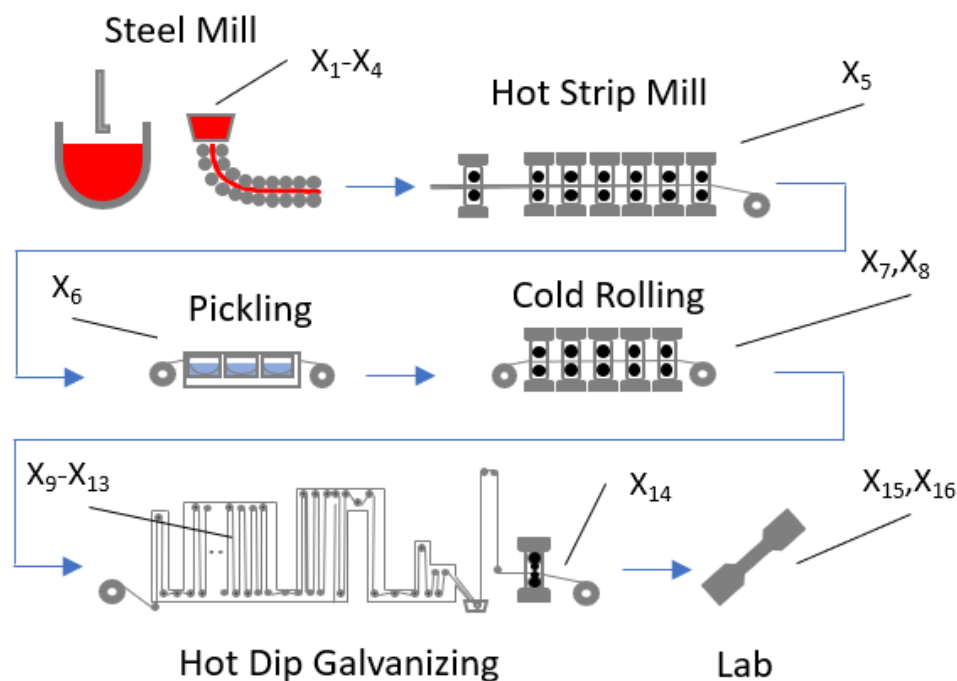


Figure 2. Stages of the process.

The Self-Organized Maps (SOM) technique [13] was used to reduce the initial number of input variables, comparing the similarities of the resulting maps for each variable with the yield strength map because the observed scattering in its measurements was higher than the scattering on the measurements of the ultimate tensile strength [1].

Figure 3 shows the output of the SOM analysis for the initial set of values. The SOM is a type of neural network which creates a two-dimensional representation of a multidimensional space, where more neurons point to regions with high training sample concentration and fewer where the samples are scarce. The discarded variables are shown in Table 1 and the final variables used for building the models are in Table 2; a reduction in the input parameters from 52 to 14 was achieved. This selection was based on the similarity of the map of each parameter with the map of the yield strength (Y_1 in Figure 3). The U-matrix represents the distance between the neurons to assess the topological correctness of the SOM and to identify clusters [14].

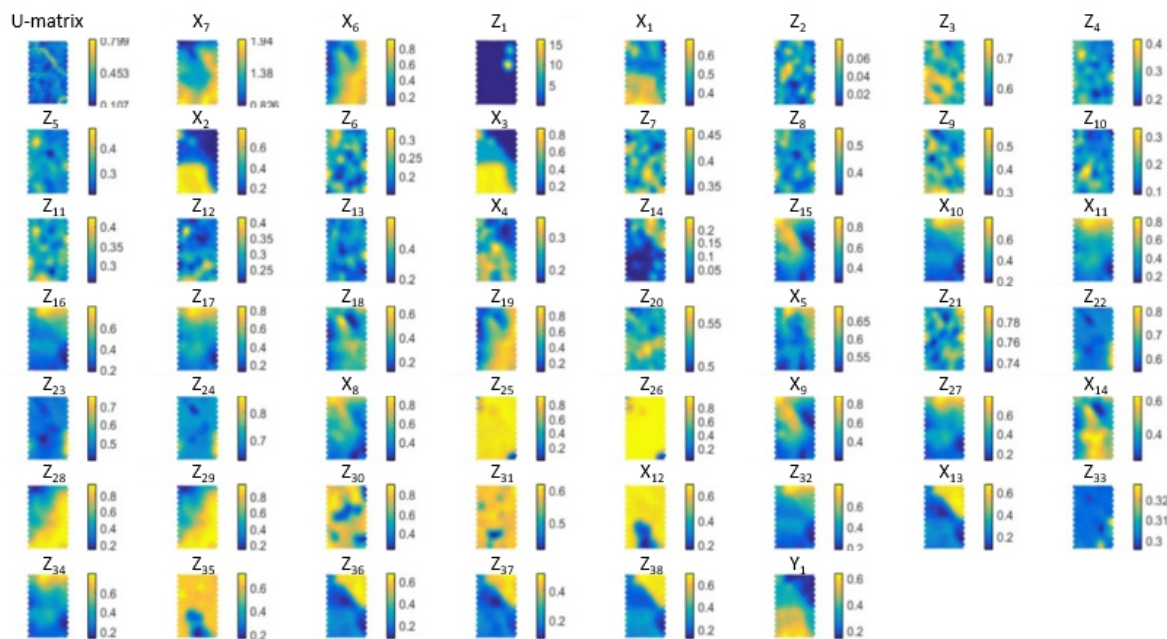


Figure 3. Output of the Self-Organized Maps (SOM) analysis for the initial set of parameters.

Most of the variables of the list have a clear relation with the mechanical properties: the chemical composition plays obviously an important role as the formation of stable carbides enhances the strength [15], and it has also been reported that the presence of titanium can interfere with the precipitation of vanadium nitrides and carbonitrides [16,17]. The effect of decreasing the coiling temperature in Nb-alloyed HSLA was pointed in some papers [18,19]. It is also in literature that the higher the cold reduction of the material before annealing, the lower the recrystallization temperature [20]. The effect on mechanical properties of skin-pass parameters [21], or annealing time and temperature [22–24] were also proved.

Including width and thickness parameters is interesting for classification purposes, and additional process parameters from the HDG line as speed or end cooling temperature were also included because in the SOM there are some ranges of them (corresponding to areas of the map of these parameters), where similarity with the map of the yield strength can be established.

The next step of the methodology is modeling. Four different types of modeling techniques are used for the predictors: multiple linear regression, multiple polynomial regression, artificial neural network (ANN), and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). The multiple linear regression has advantages such as its ease and speed of computation, but on the other hand, they make a strong assumption about linearity. Multiple polynomial regressions are an extension of linear regressions to capture nonlinear relationships by adding additional predictors obtained by raising each of the original predictors to a power. An artificial neural network ANN contains layers of interconnected nodes, where each node or perceptron is similar to a multiple linear regression [25]. The perceptron feeds the signal produced by a multiple linear regression into an activation function that may be nonlinear. The Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) provide a convenient approach to capture the nonlinearity aspect of polynomial regression by assessing cut points (knots) similar to step functions [26]. The procedure assesses each data point for each predictor as a knot and creates a linear regression model with the candidate features.

In the present study, the four types of models were applied to two different families of HSLA steels with the characteristics shown in Table 3.

Table 1. List of variables discarded by means of the SOM analysis.

Name	Description	Type of Variable	Origin
Z ₁	Boron content	Chemical	SM
Z ₂	Calcium content	Chemical	SM
Z ₃	Cobalt content	Chemical	SM
Z ₄	Chrome content	Chemical	SM
Z ₅	Copper content	Chemical	SM
Z ₆	Molybdenum content	Chemical	SM
Z ₇	Nitrogen content	Chemical	SM
Z ₈	Nickel content	Chemical	SM
Z ₉	Phosphorus content	Chemical	SM
Z ₁₀	Lead content	Chemical	SM
Z ₁₁	Sulfur content	Chemical	SM
Z ₁₂	Silicon content	Chemical	SM
Z ₁₃	Tin content	Chemical	SM
Z ₁₄	Vanadium content	Chemical	SM
Z ₁₅	Maximum speed	Process Parameter	HDG
Z ₁₆	Coiling tension	Process Parameter	CRM
Z ₁₇	Intermediate cooling temperature	Process Parameter	HSM
Z ₁₈	Deviation of skin pass force	Process Parameter	HDG
Z ₁₉	Width at hot rolling mill	Process Parameter	HSM
Z ₂₀	Cooling exit temperature	Process Parameter	HSM
Z ₂₁	Heating temperature	Process Parameter	HSM
Z ₂₂	Average elongation at skin pass	Process Parameter	HDG
Z ₂₃	Maximum elongation at skin pas	Process Parameter	HDG
Z ₂₄	Minimum elongation at skin pass	Process Parameter	HDG
Z ₂₅	Rolling entry temperature	Process Parameter	HSM
Z ₂₆	Deviation of cooling exit temperature	Process Parameter	HSM
Z ₂₇	Deviation at P3	Process Parameter	HDG
Z ₂₈	Skin pass entry tension	Process Parameter	HDG
Z ₂₉	Skin pass exit tension	Process Parameter	HDG
Z ₃₀	Entry temperature at heating	Process Parameter	HDG
Z ₃₁	Temperature at slow cooling	Process Parameter	HDG
Z ₃₂	Deviation at P2	Process Parameter	HDG
Z ₃₃	In/Out skin tension difference	Process Parameter	HDG
Z ₃₄	% of austenite calculated	Process Parameter	HDG
Z ₃₅	Cooling ratio	Process Parameter	HDG
Z ₃₆	Deviation T-t	Process Parameter	HDG
Z ₃₇	Maximum T-t	Process Parameter	HDG
Z ₃₈	Minimum T-t	Process Parameter	HDG

The raw data correspond to the period from July 2018 to July 2019. The initial dataset is composed of the coils produced using the denomination HSLA 260 and HSLA 300. Registers of the database with errors or zeros in any of the parameters were removed.

Table 4 shows the composition of the dataset used: 1A is composed of the average values of the input parameters of the coils; the dataset 2A changes the average values in the HDG by those associated with the tail of the coil (sampling area). In both datasets, a B version was built by adding the value of the time–temperature parameter to evaluate the improvement in the results. The number of samples used is 725 in the case of HSLA 260 and 1176 in the case of HSLA 300.

Table 2. List of variables used in the models.

Name	Description	Type of Variable	Origin	Model
X ₁	Carbon content	Chemical	SM	Input
X ₂	Manganese content	Chemical	SM	Input
X ₃	Niobium content	Chemical	SM	Input
X ₄	Titanium content	Chemical	SM	Input
X ₅	Coiling temperature	Process Parameter	HSM	Input
X ₆	Coil width	Dimensional	PL	Input
X ₇	Coil thickness	Dimensional	CRM	Input
X ₈	Cold rolling reduction	Process Parameter	CRM	Input
X ₉	Line speed	Process Parameter	HDG	Input
X ₁₀	Intermediate temperature	Process Parameter	HDG	Input
X ₁₁	Coil target temperature	Process Parameter	HDG	Input
X ₁₂	End cooling temperature	Process Parameter	HDG	Input
X ₁₃	Time–temperature parameter	Process Parameter	HDG	Input
X ₁₄	Skin pass force	Process Parameter	HDG	Input
Y ₁	Yield strength	Measurement	Lab	Output
Y ₂	Ultimate tensile strength	Measurement	Lab	Output

Table 3. Composition (% in mass) and mechanical properties of steel grades studied.

Grade	C Max	Mn Max	Si Max	YS (MPa)	UTS (MPa)
HSLA 260	0.080	0.50	0.04	260–320	350–410
HSLA 300	0.080	0.60	0.04	300–360	390–450

Table 4. Composition of the datasets used in the study.

Parameters	Dataset Composition			
	1A	1B	2A	2B
X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , X ₅ , X ₆ , X ₇ , X ₈	Average	Average	Average	Average
X ₉ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₄	Average	Average	Tail	Tail
X ₁₃	No	Yes	No	Yes

2.1. Multiple Linear Regression

Multiple linear regression is a statistical technique that uses several explanatory variables to predict the outcome of a response variable. This method assumes a linear relationship between the dependent variables and the independent variables, and that the independent variables are not too highly correlated with each other.

In this case, the predictor was developed with the open software KNIME Analytics Platform v4.1 (KNIME AG, Zurich, Switzerland) [27], and the diagram block is shown in Figure 4. For the validation, the X-Partitioner block is used, which divides the total set of samples in ten groups, taking eight for creating the model and two for testing. This process is repeated ten times, taking the groups randomly to avoid the overestimation of the error done when fixed learning and test groups are taken.

The regressions have the following expression:

$$Y_1 = \sum_{i=1}^{14} (A_i X_i) + CLR_{YS} \quad (3)$$

$$Y_2 = \sum_{i=1}^{14} (B_i X_i) + CLR_{UTS} \quad (4)$$

where Y_1 is the yield strength, Y_2 is the ultimate tensile strength, A_i and B_i are the coefficients calculated, X_i the independent variables, and CLR_{YS} and CLR_{UTS} constants.

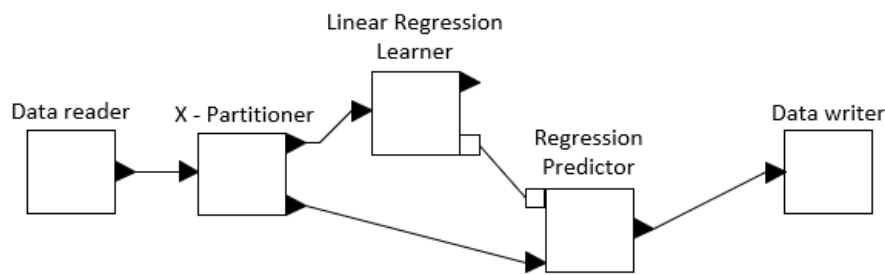


Figure 4. Diagram block of the linear predictor.

2.2. Multiple Polynomial Regression

The predictor was also developed with the open software KNIME, and the block diagram is the same as in Figure 4, only changing the regression block. The partitioner block was also configured with ten cross-validations and random sampling, as in the previous case. The absolute mean error (MAE) was the indicator taken for the selection of the regression degree, being n the number of samples available for each steel grade.

$$MAE_{YS} = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_1 - X_{15}|}{n} ; MAE_{UTS} = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_2 - X_{16}|}{n} \quad (5)$$

The regression was set as the 4th degree because a higher degree made the error in the YS raise, as is shown in Table 5.

Table 5. Study of the error (MPa) with different polynomial degrees.

Steel Grade	YS			UTS		
	Poly. Grade			Poly. Grade		
	3	4	5	3	4	5
HSLA 260	7.25	7.3	14.15	5.72	5.22	4.88
HSLA 300	10.20	9.83	10.12	7.66	7.15	7.02

The polynomial regression has the following expression:

$$Y_1 = \sum_1^{14} (D_{4i}X_i^4 + D_{3i}X_i^3 + D_{2i}X_i^2 + D_{1i}X_i) + CPR_{YS} \quad (6)$$

$$Y_2 = \sum_1^{14} (E_{4i}X_i^4 + E_{3i}X_i^3 + E_{2i}X_i^2 + E_{1i}X_i) + CPR_{UTS} \quad (7)$$

where D_{xi} and E_{xi} are the calculated coefficients, and CPR_{YS} and CPR_{UTS} are constants.

2.3. Artificial Neural Network

A multilayer perceptron (MLP) is a group of perceptrons, organized in several layers, that can accurately answer complex questions. Each perceptron of the first layer (Figure 5 on the left) sends signals to all the perceptrons of the second layer, and so on. An MLP contains an input layer, at least one hidden layer, and an output layer.

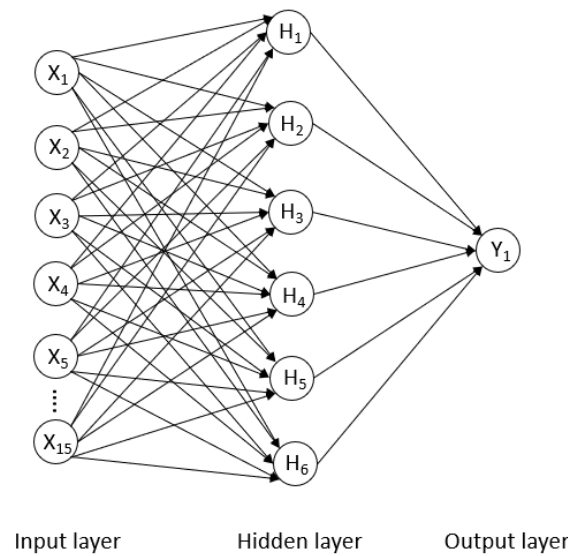


Figure 5. Diagram of the MultiLayer Perceptron (MLP).

The neural network was implemented with the software KNIME. It has one layer because the tests with more layers did not improve the results. The number of perceptrons was also tested, with the results being quite homogeneous but with slightly lower errors when using six neurons, as shown in Table 6. The MAE becomes stable around one hundred iterations, as can be seen in Figure 6.

Table 6. Study of the error (MPa) with a different number of perceptrons.

Steel Grade	Dataset 1A			Dataset 1B		
	Number of Neurons			Number of Neurons		
	4	6	8	4	6	8
HSLA 260	6.11	6.07	6.24	6.31	6.17	6.28
HSLA 300	7.50	7.44	7.66	8.08	8.11	8.14

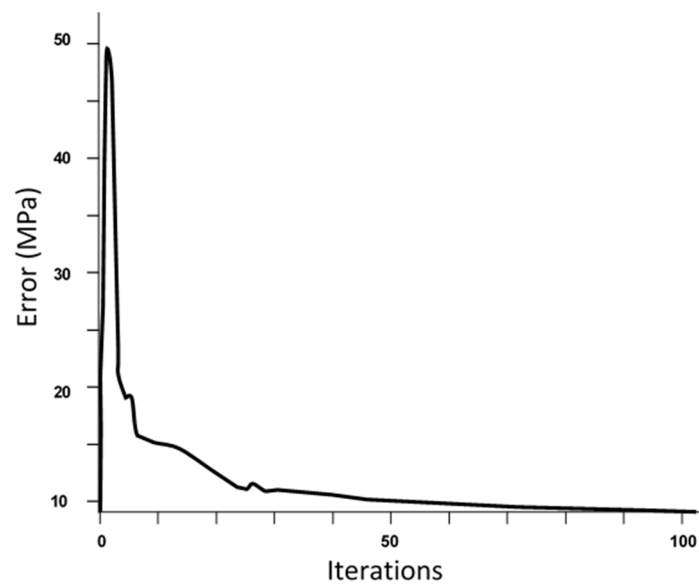


Figure 6. Evolution of the error with the number of iterations.

2.4. Multivariate Adaptive Regression Splines

The predictor was developed using the commercial software, Salford Predictive Modeler 8 (Salford Systems San Diego, CA, USA) [28]. The configuration parameters were a maximum of 15 basis functions, 1 interaction, and 3 degrees of freedom for the knot optimization. The testing was a 10-fold cross-validation.

$$Y_1 = \sum_1^{14} (F_i \max(0, X_i - G_i)) + CMARS_{YS} \quad (8)$$

$$Y_2 = \sum_1^{14} (H_i \max(0, X_i - J_i)) + CMARS_{UTS} \quad (9)$$

where F_i and H_i are the coefficients calculated, G_i and J_i are the knots, and $CMARS_{YS}$ and $CMARS_{UTS}$ are constants.

3. Results

As YS and UTS are predicted independently, the total number of developed models was sixty-four (2 mechanical properties \times 4 types of models \times 2 steel families \times 2 data sets \times 2 versions of the dataset). Figure 7 illustrates the results obtained for the test dataset 2B.

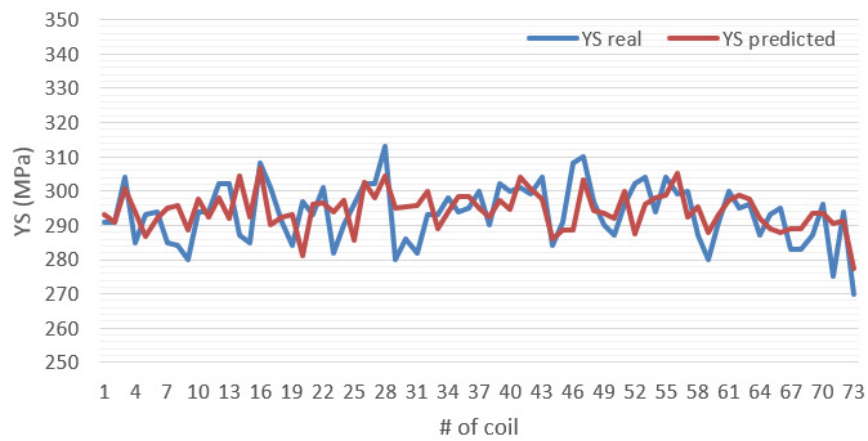
Tables 7 and 8 show the results of the MAE obtained for each predictor, both datasets and each steel grade using the different models. The error reduction column shows the improvement obtained using the B version of both datasets for each model, the minimum error values for each model, and the steel grade marked in bold.

$$Error\ reduction = \frac{MAE_{dataset\ A} - MAE_{dataset\ B}}{MAE_{dataset\ A}} \quad (10)$$

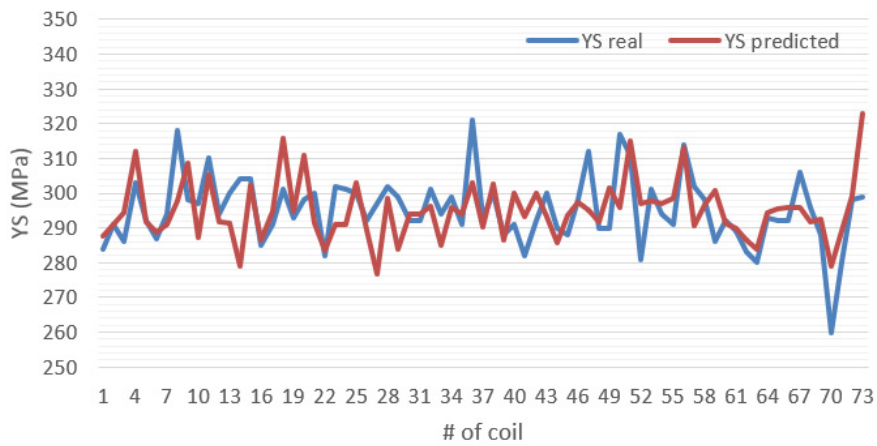
Table 7. Results of the different models and datasets for the prediction of yield strength YS. The minimum error values for each model and steel grade are marked in bold.

Model Type	Steel Grade	MAE Dataset 1 (MPa)		Error Reduction	MAE Dataset 2 (MPa)		Error Reduction
		A	B		A	B	
Linear Regression	HSLA 260	10.39	8.70	16.3%	9.21	7.48	18.7%
	HSLA 300	10.88	10.44	4.1%	10.88	9.35	14.1%
Polynomial Regression	HSLA 260	9.51	7.30	23.3%	10.59	8.71	17.7%
	HSLA 300	10.92	9.83	10.0%	9.90	9.17	7.4%
Neural Network	HSLA 260	8.59	7.42	13.6%	10.33	9.27	10.3%
	HSLA 300	9.55	9.19	3.8%	10.36	8.65	16.5%
Multivariate Regression	HSLA 260	8.96	8.95	0.1%	8.94	8.65	3.3%
	HSLA 300	10.43	10.35	0.8%	10.14	9.92	2.2%

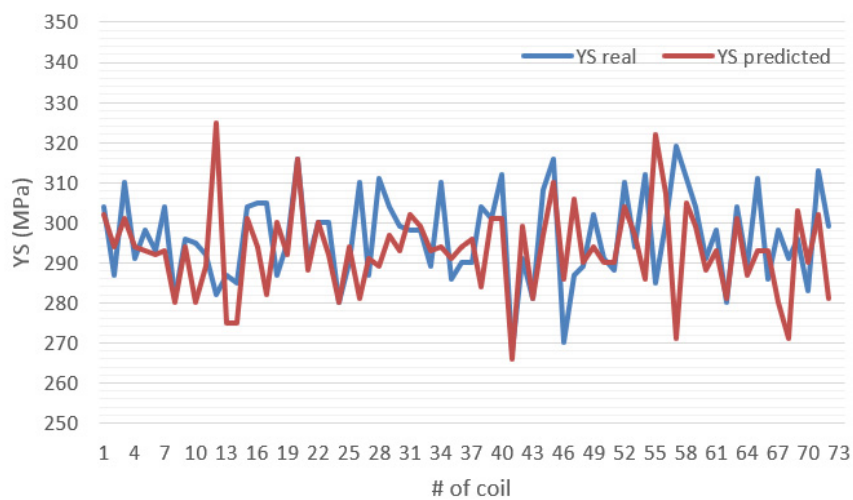
A reduction in the error when the temperature-time T-t parameter is introduced can be observed by comparison of the errors in columns A and B of Table 8. This is especially the case for the regression models. On the other hand, if the same version of both datasets is compared, it is clear that the use of the data at the tail of the coil also has an impact on the error reduction.



(a)

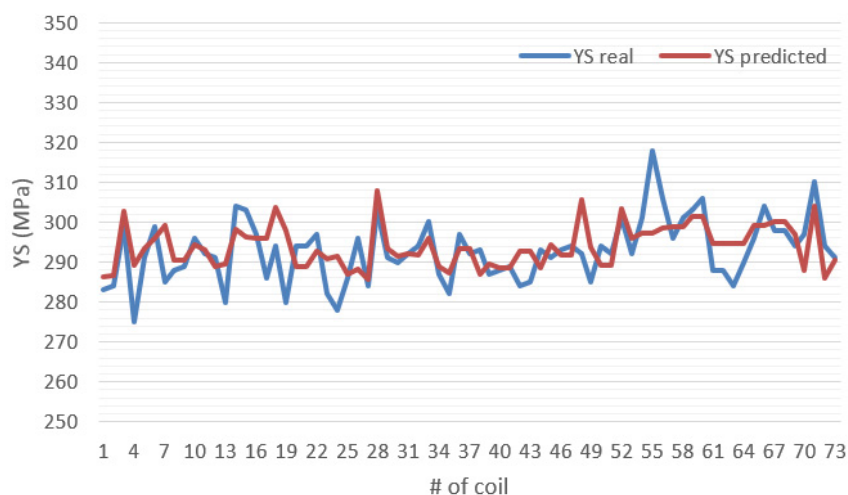


(b)



(c)

Figure 7. Cont.



(d)

Figure 7. Plots of the real yield strength YS and the predicted YS calculated with the test dataset 2B for: (a) linear learner, (b) polynomial learner, (c) Neural Network learner, and (d) Multivariate Adaptive Regression Splines MARS learner.

Table 8. Results of the different models and datasets for the prediction of ultimate tensile strength UTS. The minimum error values for each model and steel grade are marked in bold.

Model Type	Steel Grade	MAE Dataset 1 (MPa)		Error Reduction	MAE Dataset 2 (MPa)		Error Reduction
		A	B		A	B	
Linear Regression	HSLA 260	5.81	5.34	8.0%	5.04	5.13	−1.7%
	HSLA 300	8.93	7.45	16.6%	9.72	7.63	21.5%
Polynomial Regression	HSLA 260	5.75	5.22	9.3%	5.26	5.07	3.6%
	HSLA 300	7.93	7.15	9.8%	9.23	7.22	21.7%
Neural Network	HSLA 260	6.17	6.07	1.6%	5.87	5.30	9.7%
	HSLA 300	8.11	7.44	8.3%	6.97	6.62	5.0%
Multivariate Regression	HSLA 260	5.41	5.31	1.8%	5.22	5.17	0.9%
	HSLA 300	8.11	8.06	0.6%	7.70	7.56	1.8%

4. Discussion

It is well known that the value of the mechanical properties of a coil depends on several factors, from the chemical composition to the effect on the final microstructure of the process parameter along the different production stages.

Traditionally, the evaluation of the quality of the coils at the exit of the HDG depends on the lab tests done in a sample taken from the coil head or tail. This method has the main drawback. As the galvanizing is a continuous process where the tail of one coil is welded to the head of next one, these parts of the coils could be affected by the transitions due to changes in the temperatures, speeds, etc. making it necessary to discard part of the coil to obtain a representative sample of the coil for the analysis. Since the characterization of all the coils can create a bottleneck in the quality evaluation process, sensors and predictive models have been developed to help with this issue. As highlighted in the introduction, these models include simple regressions to more complex solutions combining different techniques.

In previous work, a new quality control parameter was defined for HSLA steels processed without soaking—the time–temperature parameter [1]. It was calculated for each grade based on the results of

the lab tests and without considering the effect of the upstream processes. This method has proven to be completely valid and has been working in production for years, but if a more accurate prediction of the mechanical properties is required, a more detailed analysis should be done. In this study, the accuracies of different types of models to predict the YS and UTS have been evaluated. Additionally, the effect on the accuracy of the models when including the time–temperature parameter has been assessed.

The results of the tested models are satisfactory since the errors are below 11 MPa, which is aligned with the obtained in other studies [29]. It can also be observed that the MAE is quite similar using the four different models; the reduced number of samples could be a drawback for improving the accuracy of some of these models. It is also observed that the trend of obtaining errors in the prediction of the UTS in the case of HSLA260 is lower than in case of HSL300. It seems that the difference is more related to the stability of this property in this grade than to the number of samples, because the errors in the prediction of the YS are similar for both steel grades.

The linear regression shows a significant improvement with the addition of the time–temperature parameter of up to 20%. By definition, it assumes a linear relationship between the predictors and the target variable, but the addition of the time–temperature parameter, which is an interaction parameter between speed and temperature, helps to improve the accuracy by reducing the error up to 18% in one of the datasets. The polynomial regression shows a similar performance than the linear, with an error reduction of 23% in one of the datasets with the use of the time–temperature parameter.

A better performance of the neural network and MARS models could be expected because they should model with better accuracy the complex relations between chemistry and the effect of the process parameters, but the lack of a dataset large enough could be the reason for the similarity of their results with those obtained with regressions. The use of the time–temperature parameter achieves a reduction of up to 16% in the case of the neural networks; meanwhile, the maximum improvement is only 3% in the case of the MARS.

Therefore, in an industrial environment where the size of the dataset could be limited, it makes more sense to focus the efforts in defining parameters that can provide additional information in order to improve the results of the predictions. It has also been proven that the accuracy slightly increases by using the process data in the sampling area, so that could be interesting to improve the traceability of the samples in the upstream processes to get better results.

The integration of these prediction models in the production requires the architecture shown in Figure 8—the input parameters related to the upstream installations (chemical composition, hot and cold-rolling parameters, dimensional parameters) are fixed, but the parameters related to the galvanizing process are preset. As the developed models estimate the values of YS and UTS, it is possible to assess if the presets are optimal to reduce the scattering of the mechanical properties and consider modifying any of the process values (like speed, temperature, skin-pass parameters) if a quality risk is detected.

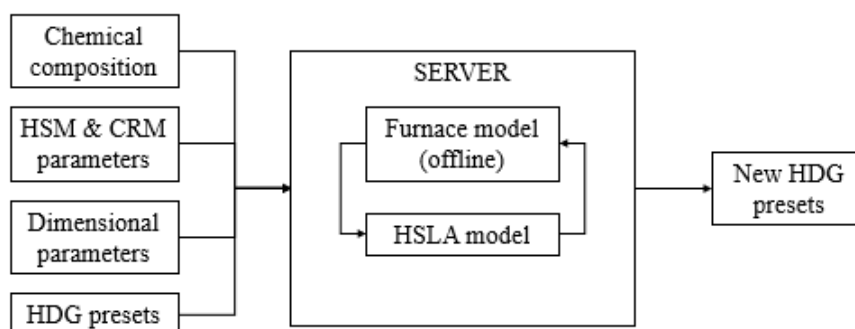


Figure 8. Integration for the HSLA model in the process workflow.

Since not all of these parameters are completely independent in the sense that the own limitations of the furnace (heating capacity and the maximum speed of the line for example) or the interrelation

between them (changes in the temperature or speed will modify the value of the time–temperature parameter), it is necessary to include in the architecture an element which provides the required consistency. In this case, the HSLA models are coupled with a furnace model developed in-house [30]. The aim is to avoid inconsistencies in the results, and in case of modifying any parameter of the furnace, the rest of them are also recalculated and used in the calculations of the HSLA model.

As both, the upstream process values and the presets foreseen for the HDG line, are known in advance, it is possible to make an evaluation of the full program of coils in advance in a server and, in the case that it is needed, modify the presets to be sent to the control of the line. As the calculation time is reduced, if some of the proposed changes create abrupt transitions between coils, the line staff can decide to either reorganize the program or remove a coil from it.

5. Conclusions

The values of YS and UTS for HSLA coils produced without the soaking phase in the HDG line have been modeled using the chemical composition of the steel and the main process parameters from hot rolling to downstream. The results of four types of data-driven models have been compared for two different steel grades. The improvement of the results was evaluated using the average process values versus values in the sampling area and the effect of the addition of a new control parameter defined for the HDG line.

The overall conclusion is that for both grades, the simpler solution as a linear or polynomial regression can be used with good results. It was also confirmed that adding the time–temperature parameter helps to reduce the error in all cases, being obtained improvements over 10% in most of the cases. These models can be used to calculate, in advance, the values of the YS and UTS for each coil, and if coupled with a furnace model, it is possible to modify the presets in the HDG line and reduce the number of rejected coils.

Author Contributions: Conceptualization, Á.G.-M., M.M.P., and J.D.; methodology, Á.G.-M., M.M.P., and J.D.; software, C.G.; validation, Á.G.-M., M.M.P., and J.D.; data curation, C.G.; writing—original draft preparation, Á.G.-M.; writing—review and editing, M.M.P. and J.D.; visualization, Á.G.-M. and J.D.; supervision, M.M.P. and J.D. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research received no external funding.

Acknowledgments: The authors greatly acknowledge ArcelorMittal for supporting this investigation and Avilés 2 staff and the Quality Department of Finishing for their collaboration.

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

Nomenclature

X_1	Carbon content (% in mass)
X_2	Manganese content (% in mass)
X_3	Niobium content (% in mass)
X_4	Titanium content (% in mass)
X_5	Coiling temperature at the Hot Strip Mill (°C)
X_6	Strip width at the Pickling Line (mm)
X_7	Strip thickness at the Cold Rolling Mill (mm)
X_8	Reduction ratio at the Cold Rolling Mill (%)
X_9	Line speed at the Hot Dip Galvanizing line (m/s)
X_{10}	Intermediate temperature at the Hot Dip Galvanizing line (°C)
X_{11}	Coil target temperature at the Hot Dip Galvanizing line (°C)
X_{12}	End cooling temperature at the Hot Dip Galvanizing line (°C)
X_{13}	Time–temperature parameter
X_{14}	Skin-pass force (kg)
X_{15}	Measured Yield Strength (MPa)
X_{16}	Measured Ultimate Tensile Strength (MPa)
Y_1	Calculated Yield Strength (MPa)
Y_2	Calculated Ultimate Tensile Strength (MPa)

References

1. Garcia-Martino, A.; Fernández, S.; Santiago, J.; Prieto, M.M. The consequences of eliminating the soaking section of a commercial hot-dip galvanising line for HSLA production and a control strategy for improving product consistency. *Ironmak. Steelmak.* **2019**, 1–7. [[CrossRef](#)]
2. Hodgson, P.D.; Gibbs, R.K. A Mathematical model to predict the mechanical properties of hot rolled C-Mn and microalloyed steels. *ISIJ Int.* **1992**, *32*, 1329–1338. [[CrossRef](#)]
3. Orta, A.H.; Kayabasi, I.; Senol, M. Prediction of mechanical properties of cold rolled and continuous annealed steel grades via analytical model integrated neural networks. *Ironmak. Steelmak.* **2019**, 1–10. [[CrossRef](#)]
4. Bahrami, A.; Anijdan, S.H.M.; Ekrami, A. Prediction of mechanical properties of DP steels using neural network model. *J. Alloys Compd.* **2005**, *392*, 177–182. [[CrossRef](#)]
5. Datta, S.; Banerjee, M.K. Certainty Factor Estimation Using Petri Neural Net for HSLA Steel. *ISIJ Int.* **2005**, *45*, 121–126. [[CrossRef](#)]
6. Datta, S.; Banerjee, M.K. Mapping the input–output relationship in HSLA steels through expert neural network. *Mater. Sci. Eng. A* **2006**, *420*, 254–264. [[CrossRef](#)]
7. Mukhopadhyay, A.; Iqbal, A. Comparison of ANN and MARS in Prediction of Property of Steel Strips. In *Applied Soft Computing Technologies: The Challenge of Complexity*; Springer Science & Business Media: Berlin/Heidelberg, Germany, 2006; pp. 329–341.
8. Powar, A. Modeling of microstructure and mechanical properties of heat-treated components by using Artificial Neural Network. *Mat. Sci.* **2015**, *628*, 89–97. [[CrossRef](#)]
9. Dutta, T. Designing dual-phase steels with improved performance using ANN and GA in tandem. *Comput. Mater. Sci.* **2019**, *157*, 6–16. [[CrossRef](#)]
10. Wu, S.-W.; Zhou, X.-G.; Cao, G.-M.; Liu, Z.-Y.; Wang, G.-D. The improvement on constitutive modeling of Nb-Ti micro alloyed steel by using intelligent algorithms. *Mater. Des.* **2017**, *116*, 676–685. [[CrossRef](#)]
11. Bakkaloglu, A. Effect of processing parameters on the microstructure and properties of a Nb microalloyed steel. *Mater. Lett.* **2002**, *56*, 263–272. [[CrossRef](#)]
12. Wirth, R.; Hipp, J. CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining. In *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining, New York, NY, USA, 27–31 August 1998*; Agrawal, R., Stolorz, P., Eds.; AAAI Press: Menlo Park, CA, USA, 1998.
13. Kohonen, T.; Oja, E.; Simula, O.; Visa, A.; Kangas, J. Engineering applications of the self-organizing map. *Proc. IEEE* **1996**, *84*, 1358–1384. [[CrossRef](#)]
14. Lötsch, J.; Ultsch, A. Exploiting the Structures of the U-Matrix in Advances in Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization. In *Proceedings of the 10th International Workshop WSOM, Mittweida, Germany, 2–4 July 2014*; Villmann, T., Schleif, F.M., Kaden, M., Lange, M., Eds.; Springer: Cham, Germany, 2014. [[CrossRef](#)]
15. Sobral, M.D.C.; Mei, P.R. Effect of carbonitride particles formed in austenite on the strength of microalloyed steels. *Mater. Sci. Eng. A* **2004**, *637*, 317–321. [[CrossRef](#)]
16. Li, Y.; Crowther, D.N.; Mitchell, P.S.; Baker, T.N. The evolution of microstructure during thin slab direct rolling processing in vanadium microalloyed steels. *ISIJ Int.* **2002**, *42*, 636–644. [[CrossRef](#)]
17. Zajac, S.; Siwecki, T.; Hutchinson, W.B.; Lagneborg, R. Strengthening mechanisms in vanadium microalloyed steels intended for long products. *ISIJ Int.* **1998**, *38*, 1130–1139. [[CrossRef](#)]
18. Riva, R.; Mapelli, C.; Venturini, R. Effect of coiling temperature on formability and mechanical properties of mild low carbon and HSLA steels processed by thin slab casting and direct rolling. *ISIJ Int.* **2007**, *47*, 1204–1213. [[CrossRef](#)]
19. Patel, J.K.; Wilshire, B. The challenge to produce consistent mechanical properties in Nb-HSLA strip steels. *J. Mater. Process. Technol.* **2002**, *120*, 316–321. [[CrossRef](#)]
20. Janošec, M.; Schindler, I.; Vodárek, V.; Palát, J.; Ruzs, S.; Suchánek, P.; Růžička, M.; Místecký, E. Microstructure and mechanical properties of cold rolled, annealed HSLA strip steels. *Arch. Civ. Mech. Eng.* **2007**, *7*, 29–38. [[CrossRef](#)]
21. Grassino, J.; Vedani, M.; Vimercati, G.; Zanella, G. Effects of skin pass rolling parameters on mechanical properties of steels. *Int. J. Precis. Eng. Manuf.* **2012**, *13*, 2017–2026. [[CrossRef](#)]

22. Chen, J.; Shen, X.; Jin, F.; Tang, S.; Liu, Z.; Wang, G. Effect of annealing time on microstructure and mechanical properties of cold-rolled niobium and titanium bearing micro-alloyed steel strips. *J. Iron Steel Res. Int.* **2013**, *20*, 86–92. [[CrossRef](#)]
23. Raji, N.A.; Oluwole, O.O. Effect of Soaking Time on the Mechanical Properties of Annealed Cold-Drawn Low Carbon Steel. *Mater. Sci. Appl.* **2012**, *3*, 513–518. [[CrossRef](#)]
24. Huo, X.; Mao, X.; Lü, S. Effect of annealing temperature on recrystallization behaviour of cold rolled Ti-microalloyed steel. *J. Iron Steel Res. Int.* **2013**, *20*, 105–110. [[CrossRef](#)]
25. Specht, D.F. Probabilistic neural networks. *Neural Netw.* **1990**, *3*, 109–118. [[CrossRef](#)]
26. Lewis, P.A.W.; Stevens, J.G. Nonlinear Modeling of Time Series Using Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). *J. Am. Stat. Assoc.* **1991**, *86*, 864–877. [[CrossRef](#)]
27. Knime Analytics Platform. Available online: <https://www.knime.com/knime-analytics-platform> (accessed on 25 April 2020).
28. MARS®—Multivariate Adaptive Regression Splines. Available online: <https://www.salford-systems.com/products/mars> (accessed on 25 April 2020).
29. Hodgson, P.D. Microstructure modelling for property prediction and control. *J. Mater. Process. Technol.* **1996**, *60*, 27–33. [[CrossRef](#)]
30. Garcia-Martino, A.; Prieto, M.M. Practical Thermal Model for a Radiant Tubes Annealing Furnace. *Metall. Res. Technol.* **2020**, *117*, 119. [[CrossRef](#)]



© 2020 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 (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).