



**UNIVERSIDAD DE OVIEDO**

**ESCUELA POLITÉCNICA DE MIERES**

**MÁSTER EN TELEDETECCIÓN Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN  
GEOGRÁFICA**

**INSTITUTO DE RECURSOS NATURALES Y ORDENACIÓN DEL  
TERRITORIO (INDUROT)**

**MÉTODOS ESTADÍSTICOS APLICADOS A LA  
MEJORA DEL ÍNDICE DE INCENDIOS EN  
ASTURIAS**

**TRABAJO FIN DE MÁSTER  
PROYECTO DE INVESTIGACIÓN APLICADA**

**AUTOR: D. SERGIO SOUTO SUÁREZ**

**DIRECTOR: D. GIL GONZÁLEZ RODRÍGUEZ**

**Julio 2013**

*Otrossi mando que nenguno non ponga fuego  
para quemar los montes, e mas que otra cosa a  
las encimas, e a los que lo fallaren façiendo  
que los echen dentro.”*

Alfonso X el sabio, en las Cortes de Valladolid  
(1265)

# AGRADECIMIENTOS

Gracias, en primer lugar, a D. Gil González Rodríguez, por darme la oportunidad de elaborar este proyecto, y por el esfuerzo y la valiosa ayuda prestada en todo momento en que lo he necesitado.

A mi familia, especialmente a mis padres y a mi hermano que me soportan diario, pero también a todos en general, por su incombustible predisposición para ayudarme en cualquier momento por encima de todo.

A los enormes compañeros del máster y nuevos amigos, que han hecho de este un curso irreplicable que ninguno olvidaremos.

# ÍNDICE GENERAL

<b>RESUMEN</b> .....	1
<b>ABSTRACT</b> .....	2
<b>I- INTRODUCCIÓN</b> .....	3
<b>Los incendios forestales</b> .....	3
La evolución de los incendios forestales.....	3
La causalidad de los incendios.....	3
Consecuencias negativas de los incendios.....	4
Detección y prevención de incendios.....	4
<b>Los índices de incendios forestales</b> .....	5
Canadian Forest Fire Weather Index (FWI).....	5
Fine Fuel Moisture Code (FFMC).....	5
Duff Moisture Code (DMC).....	8
Drought Code (DC).....	10
Initial Spread Index (ISI).....	11
Buildup Index (BUI).....	12
Fire Weather Index (FWI).....	12
Esquema general del modelo.....	13
<b>El índice de incendios forestales en Asturias</b> .....	14
<b>II- OBJETIVOS</b> .....	17
<b>III- PROCEDIMIENTO</b> .....	18
<b>Área de estudio</b> .....	18
<b>Datos</b> .....	18
Análisis de datos.....	19
<b>Métodos estadísticos empleados</b> .....	20
Clasificación supervisada.....	20
Regresión directa al FWI.....	20
Regresión indirecta al FWI.....	21
Ajuste final al FWI.....	21
Cálculo del índice de riesgo de incendio.....	21
Métodos de interpolación geoestadística.....	22
<b>Análisis estadístico</b> .....	22
Tipos de modelo de regresión empleados.....	22
Hipótesis previas del modelo lineal.....	23
Determinación de la bondad de los ajustes.....	24
Validación de los modelos.....	25
Ajuste por mínimos cuadrados.....	26

<b>IV- RESULTADOS.....</b>	27
<b>Clasificación supervisada.....</b>	27
<b>Regresión directa al FWI.....</b>	27
Análisis estadístico.....	28
<b>Regresión indirecta al FWI.....</b>	29
Regresión al FFMC.....	30
Regresión al FFMC por estaciones.....	32
Análisis de resultados.....	32
Validación del modelo.....	34
Modelo final.....	35
Regresión al DMC.....	35
Regresión al DMC por estaciones.....	36
Análisis de resultados.....	37
Validación del modelo.....	40
Modelo final.....	41
Regresión al DC.....	41
Regresión al DC por estaciones.....	42
Análisis de resultados.....	42
Validación del modelo.....	45
Modelo final.....	46
Regresión al ISI.....	46
Regresión al ISI por estaciones.....	47
Análisis de resultados.....	48
Validación del modelo.....	49
Modelo final.....	50
Regresión al BUI.....	51
Regresión al BUI por estaciones.....	51
Análisis de resultados.....	52
Validación del modelo.....	54
Modelo final.....	55
Regresión al FWI.....	55
Regresión al FWI por estaciones.....	56
Análisis de resultados.....	57
Validación del modelo.....	58
Modelo final.....	59
Regresión final al FWI.....	59
Análisis de resultados.....	60
Transformación al índice por comarcas.....	64
<b>Índice a nivel de comarca.....</b>	65
<b>V- CONCLUSIONES.....</b>	68
<b>VI- BIBLIOGRAFÍA.....</b>	69

# ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

## TABLAS

Nº	Título	Página
1	Longitud efectiva de los días para cada mes en el cálculo del DMC	9
2	Coeficiente mensual para el cálculo del DC	11
3	Valor mensual del factor de ponderación del FWI en cada comarca	16
4	Estaciones meteorológicas empleadas en el cálculo del índice de cada comarca y vector de cortes aplicado en cada una de ellas	16
5	Estadísticos descriptivos de los índices previos y FWI	19
6	Resultados de la clasificación supervisada	27
7	Resultados de la regresión directa al FWI	28
8	Resultados de la regresión al FFMC	31
9	Estadísticos de la regresión al FFMC por estaciones	31
10	Resultados de la prueba de validación del FFMC	34
11	Resultados de la regresión al DMC	36
12	Estadísticos de la regresión al DMC por estaciones	37
13	Resultados de la prueba de validación del DMC	40
14	Resultados de la regresión al DC	42
15	Estadísticos de la regresión al DC por estaciones	42
16	Resultados del modelo de validación del DC	45
17	Resultados de la regresión al ISI	47
18	Estadísticos de la regresión al ISI por estaciones	48
19	Resultados del modelo de validación del ISI	50
20	Resultados de la regresión al BUI	51
21	Estadísticos de la regresión al BUI por estaciones	52
22	Resultados del modelo de validación del BUI	54
23	Resultados de la regresión al FWI	56
24	Estadísticos de la regresión al FWI por comarcas	57
25	Resultados del modelo de validación del FWI	58
26	Resultado de los índices obtenidos con la regresión al FWI indirecta por comarcas	64

## FIGURAS

Nº	Título	Página
1	Esquema del cálculo del FWI	14
2	Mapa de las comarcas asturianas para el cálculo del índice de incendios	15
3	Situación de Asturias en España	18
4	Situación geográfica de las 27 estaciones meteorológicas empleadas en los ajustes	19
5	Residuales obtenidos en la regresión directa al FWI	29
6	Hipótesis previas de la regresión directa al FWI	29
7	FFMC real y predicho frente al FWI	32
8	FFMC real y predicho frente al ISI	32
9	Residuales del ajuste al FFMC	33
10	Hipótesis previas de la regresión al FFMC	34
11	Comparativa entre datos observados y predichos del FFMC	34
12	DMC real y predicho frente al FWI	38
13	DMC real y predicho frente al BUI	38
14	Residuales del ajuste al DMC	39
15	Hipótesis previas de la regresión al DMC	39
16	Comparativa entre datos observados y predichos del DMC	40
17	DC real y predicho frente al FWI	43
18	DC real y predicho frente al BUI	43
19	Residuales del ajuste al DC	44
20	Hipótesis previas de la regresión al DC	44
21	Comparativa entre datos observados y predichos del DC	45
22	ISI real y predicho frente al FWI	49
23	Residuales del ajuste al ISI	49
24	Comparativa entre datos observados y predichos del ISI	50
25	BUI real y predicho frente al FWI	53
26	Residuales del ajuste del BUI	53
27	Hipótesis previas de la regresión al BUI	54
28	Comparativa entre datos observados y predichos del BUI	55
29	Residuales del ajuste del FWI	58
30	Comparativa entre datos observados y predichos del FWI	59
31	Resultados del FFMC en la predicción conjunta	60
32	Resultados del DMC en la predicción conjunta	61
33	Resultados del DC en la predicción conjunta	61
34	Residuales del ISI y BUI en la predicción conjunta	62
35	Comparación con los datos observados de las predicciones al ISI y BUI en la predicción conjunta	62
36	Errores cometidos en la predicción del índice	65
37	FWI medio del mes de agosto por comarcas	66
38	Modelo digital del terreno del FWI medio del mes de agosto	66
39	Diferencia entre el modelo digital del terreno y el FWI medio del mes de agosto	67

# RESUMEN

El índice de incendios canadiense (FWI), o índice meteorológico (Wagner, 1987), es el más empleado mundialmente en la predicción del riesgo de incendios. Su estructura se basa en relacionar la humedad de las distintas capas del suelo con el riesgo de incendios, para lo cual es necesario desarrollar complejas fórmulas que dificultan en gran medida la comprensión del método. En este trabajo se busca establecer, mediante la aplicación de diversos métodos estadísticos, una relación más directa entre las variables meteorológicas que definen la humedad del suelo y el valor final del índice canadiense. Para ello, el estudio se basa en datos climáticos recogidos durante los últimos dos años en 27 estaciones meteorológicas de Asturias y sus alrededores (NW de España).

El modelo final obtenido, además de establecer una relación mucho más simplificada entre el índice canadiense y los factores que lo determinan, es capaz de predecir a partir de los datos de precipitación, humedad, temperatura y viento diarios el valor del FWI con un  $R^2$  obtenido en el ajuste de 79,18% y un RMSE de 2,417. Además, se elabora también una estimación del error cometido en el cálculo del índice a nivel regional, que puede servir como base para la elaboración de una mejora en el diseño del cálculo del índice de incendios regional.



## ABSTRACT

The Canadian Fire Weather Index (FWI) (Wagner, 1987), is the index most used in the world to predict the fire risk. It is based in the relationship between ground damp and fire risk, being required for that the development of very complicated equations which difficult in a great way the method's compression. This work tries to establish, by the application of different statistics methods, a more direct and simplified relationship between weather factors which define the FWI, with the ground humidity and the FWI final value. The study is based in climate data recollected during the last two years by the 27 weather stations situated around Asturias (NW Spain).

The final model obtained, apart from establish a much more simplified relationship between FWI and the factors which define it, it is able to predict the index value taking diary data from rainfall, humidity, temperature and wind speed with a  $R^2$  of 79,18% and RSE of 2,417. Moreover, it has been done an estimation of the error produced by the diary calculation process of the FWI in Asturias. This could be used as the starting point to make a better process, which will improve the actual method to estimate the fire risk index in the region.

# I- INTRODUCCIÓN

## Los incendios forestales

El Principado de Asturias es la décima comunidad autónoma en superficie, y sin embargo, la tercera en cuanto al número de incendios forestales producidos, concretamente la cifra es que el 10,31% de los siniestros producidos en España tienen lugar en el Principado (WWM, 2013). Peor aún es la estadística en algunos municipios concretos como LLanes o Cangas de Narcea, donde anualmente se producen más de 100 incendios. Ello hace de los incendios un problema de primer orden tanto a nivel nacional como regional, que por su extrema complejidad, debe ser atajado desde diversos puntos de vista.

### **La evolución de los incendios forestales**

La tendencia general de los últimos años es la de un importante descenso en la cantidad de incendios producidos y la superficie afectada por los mismos (Gavilán Espejo, 2012). Sin embargo, el problema no va camino de solucionarse puesto que el número de grandes incendios aumenta considerablemente, hasta el punto de que el 0,2% de los incendios provocan 41% de la superficie incendiada anualmente. El problema es grave, puesto que cada gran incendio, se cobra en España de media 1850 ha (Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, 2013).

### **Las causalidad de los incendios**

Sin duda alguna la elevada incidencia de los incendios en Asturias en comparación con otros lugares del país viene explicada por el uso del fuego como herramienta de uso común dentro del sistema agrario tradicional. A día de hoy, los datos no dejan ningún resquicio de duda para afirmar con total rotundidad que, la inmensa mayoría de los incendios forestales son provocados, siendo una minoría los provocados por causas naturales.

Atendiendo directamente a lo que dicen los partes de incendios sobre la causalidad de los mismos, los incendios intencionados, seguidos de los provocados por un uso negligente del fuego son con diferencia las principales causas de incendio. Aunque las estadísticas son bastante variables en función de los años, y por tanto es complicado dar una cifra exacta que sirva de promedio de la cantidad de incendios causados por la acción del ser humano, se observa una clara correlación entre los incendios provocados y los de causa desconocida, de tal manera que las bajadas en los incendios provocados, coinciden con un ascenso en los incendios de causa desconocida.

En Álvarez García *et al.*(2007), quedan reflejadas muchas evidencias de la elevada causalidad antrópica en los incendios forestales en Asturias. Al contrario de lo que pueda parecer, el número de incendios en los meses de Febrero, Marzo y Abril supera con

creces a la cantidad de incendios que tienen lugar durante los meses de verano, donde las condiciones son más favorables. Atendiendo a los incendios desde el punto de vista de la cobertura vegetal a la que afectan, el 87% de ellos afectan a terreno de matorral, donde existen claras intenciones de regeneración de los pastos. Otras evidencias como las altas cifras de recurrencia de incendios sobre las mismas zonas que años atrás ya han sido pasto de las llamas, o el elevado número de incendios que se producen justo antes del ocaso para dificultar la acción de los medios de extinción, son una muestra más de las pruebas que ponen en evidencia la intencionalidad en la gran mayoría de incendios.

### **Consecuencias negativas de los incendios**

La irrupción del fuego en el medio natural provoca la destrucción de un hábitat que puede tardar muchos años en volver a regenerarse e importantes efectos paisajísticos negativos. Además, cuanto mayor es el valor ecológico de la zona afectada por el incendio, mayor tiempo de recuperación se necesita. Concretamente, el contenido del suelo sufre cambios químicos y físicos que pueden resultar irreversibles cuando el fuego alcanza temperaturas por encima de los 220°C (Giovanni G., 1994 o Dimitrakopoulos, R.E. Martin y N. T. Papamichos, 1994), y que aumentan significativamente el riesgo de procesos erosivos, al romperse la estructura y compacidad del terreno.

Tampoco deben olvidarse ni mucho menos, además de las pérdidas económicas directas como consecuencia de la destrucción de infraestructuras, la pérdida de vidas humanas en labores de extinción, que asciende a 67 personas desde el año 2000 (Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, 2012).

### **Detección y prevención de incendios**

La prevención de incendios se enfoca desde dos puntos de vista fundamentales. Por un lado, se debe establecer un riesgo local de incendios a cada parte del territorio que se deriva del estudio estadístico sobre la recurrencia de incendios en la zona y estado de la vegetación. De ahí se puede extrapolar un índice estático, del que se derivan las zonas de mayor riesgo de incendios, sobre las cuales se deben llevar a cabo actuaciones de prevención para anticiparse a la aparición del fuego.

Paralelamente, diariamente se elabora un índice de incendios dinámico, que basándose en las condiciones meteorológicas indica el estado de humedad del combustible vegetal. Es a partir de este índice dinámico a partir del cual se establecen diferentes niveles de alerta.

La estrecha relación existente entre la intensidad de los incendios y las condiciones meteorológicas, sumado al cambio de las condiciones climáticas hacia unas condiciones de mayor temperatura y sequedad, con una mayor incidencia de las grandes olas de calor, ponen de manifiesto la necesidad de poner especial atención a las condiciones climáticas, que se reflejan en los índices dinámicos, como el sometido a estudio en este trabajo.

## Los índices de incendios forestales

Como se ha visto, el fenómeno de los incendios debe ser estudiado desde diversos puntos de vista, que sin duda concluye en una multitud de factores que se relacionan de forma compleja, y lo que es aún más complicado, variables en el tiempo. Diversos índices tratan de modelizar el riesgo de incendio atendiendo a los factores más influyentes, sin que incluir multitud de factores en un índice sea motivo asegurado de éxito, pues como se ha dicho, establecer las relaciones causales entre los diversos factores y la ocurrencia del fuego es una tarea compleja. De entre todos los índices de incendios empleados en el mundo, uno de los más destacados es el índice canadiense, que también es empleado en Asturias, y que se somete a estudio en este trabajo.

### **Canadian Forest Fire Weather Index (FWI)**

Este índice, también denominado índice meteorológico, (Wagner y Pickett, 1985; Wagner, 1987; Canadian Forestry Service, 1984 y 1987) pretende describir el estado de la vegetación y su inflamabilidad, para lo cual se apoya en los principales factores meteorológicos. Según el tiempo climático, la vegetación estará más o menos húmeda y por tanto el fuego se propagará con mayor o menor facilidad. Tiene una importante base empírica que estudia cómo se desecan las distintas capas vegetales del suelo, aunque sin embargo, a pesar de estar concebido para los bosques canadienses, hoy en día es el más empleado en todo el mundo (Vélez Muñoz *et al.*, 2000).

Asturias, es uno de esos lugares en que se emplea el FWI como método para la predicción del índice de incendios. Sin embargo, la elevada complejidad de los cálculos son el motivo por el cual en este trabajo, se trata de encontrar una relación más sencilla entre el índice FWI y las variables climáticas, que sirva como base para establecer una metodología más simplificada de aplicación en el Principado de Asturias. Por ello, resulta necesario para comprender la motivación de este trabajo, describir el procedimiento original de cálculo del índice canadiense FWI.

El FWI se calcula en base a otros 5 índices previos, que se describen a continuación. La idea básica alrededor de la que gira este índice es calcular el contenido en humedad en 3 capas del suelo, de menor a mayor profundidad, y a partir de ahí dar un valor de riesgo, que se incrementa a medida que disminuye el contenido en humedad de cada capa.

### **Fine Fuel Moisture Code (FFMC)**

También denominado Código del Contenido de Humedad de Combustibles Finos, indica la susceptibilidad relativa de ignición de las partículas del estrato superior del suelo, relacionándola directamente con el contenido de humedad de las mismas.

➤ Cuando no hay precipitación:

$$m = E + (m_0 - E) \times 10^{Kt} \quad [1]$$

Siendo:

m: el porcentaje de contenido de humedad del combustible a las 16 h.

E: el porcentaje de contenido de humedad de equilibrio.

$m_0$ : el porcentaje de contenido de humedad del día previo.

K: función de secado.

t: número de días del ciclo, que en este caso siempre será 1.

El contenido de humedad del equilibrio (E) [2] y [3], y la función de secado (K) [4] y [5], varían en función de si el combustible se está secando ( $E_d$  y  $K_d$ ) o humedeciendo ( $E_w$  y  $K_w$ ). Para saber si el combustible se está secando o humedeciendo deben de calcularse  $E_d$  y  $E_w$  aplicar la fórmula correspondiente en función de lo siguiente:

Si  $m_0 > E_d \rightarrow$  el combustible se está secando

Si  $m_0 < E_w \rightarrow$  el combustible se está humedeciendo

Si  $E_w \leq m_0 \leq E_d \rightarrow$  el contenido de humedad se encuentra en equilibrio por lo que el valor del contenido en humedad (E) permanece constante respecto al día anterior.

Así pues:

$$E_d = 0,942 H^0 \times 0,679 + 11e^{(H-100)/10} + 0,18(21,1 - T)(1 - e^{-0,115H}) \quad [2]$$

$$E_w = 0,618 H^0 \times 0,753 + 10e^{(H-100)/10} + 0,18(21,1 - T)(1 - e^{-0,115H}) \quad [3]$$

$$K_d = K_0 \times 0,581e^{0,0365T} \quad [4]$$

$$K_w = K_1 \times 0,581e^{0,0365T} \quad [5]$$

A su vez  $K_0$  y  $K_1$  son las funciones de secado obtenidas empíricamente que se definen a continuación.

$$K_0 = 0,424 \times (1 - (0,01H)^{1,7}) + 0,0694 \times \mu^{0,5}(1 - (0,01H)^8) \quad [6]$$

$$K_1 = 0,424 \times (1 - (0,01H)^{1,7}) + 0,0694 \times \mu^{0,5}(1 - (0,01H)^8) \quad [7]$$

Dónde:

$\mu$ : velocidad del viento (km/h).

T: temperatura del aire (°C).

H: humedad relativa del aire (%).

- Con precipitación, se aplica una corrección a la humedad del día anterior en función de la precipitación. De forma que:

$$m = E + (m_r - E) \times 10^{Kt} \quad [8]$$

Dónde:

m: el porcentaje de contenido de humedad del combustible a las 16 h.

E: el porcentaje de contenido de humedad de equilibrio.

$m_r$ : el porcentaje de contenido de humedad del día previo corregido.

K: función de secado.

t: número de días del ciclo, que en este caso siempre será 1.

La fórmula usada para realizar la corrección es la siguiente:

$$m_r = m_0 + 42,5 r_f \left( e^{\frac{-100}{251 - m_0}} \right) \left( 1 - e^{\frac{6,93}{r_f}} \right) \quad [9]$$

Dónde:

- Si  $r < 5 \rightarrow r_f = 0$
- Si  $r > 5 \rightarrow r_f = r - 0,5$

Y siendo:

r: la precipitación del día (mm).

Así mismo, si  $m_0$  supera el valor de 150 se debe aplicar la siguiente corrección para evitar valores anómalos.

$$m_r = m_r + 0,0015 (m_0 - 150)^2 r_f^{0,5} \quad [10]$$

Finalmente, una vez calculado  $m_r$  se aplica éste en lugar de  $m_0$  en las fórmulas de ausencia de precipitación ([1] a [7]), y se está en disposición de calcular el contenido en humedad y el FFMC en función de las siguientes fórmulas:

$$m = 147,2 \frac{101-FFMC}{59,5+FFMC} \quad [11]$$

$$FFMC = 59,5 \frac{250-m}{147,2+m} \quad [12]$$

### Duff Moisture Code (DMC)

También puede llamarse Código de Contenido de Humedad en la Hojarasca, es indicador del contenido de humedad del material vegetal del estrato intermedio del suelo, situado bajo la capa de material orgánica no incorporada al suelo mineral.

Nuevamente, como en el caso del índice anterior, se aplica una corrección por precipitación al cálculo del DMC en los días lluviosos.

➤ Con precipitación:

$$m_r = m_0 + \frac{1000 r_c}{48,77 + br_e} \quad [13]$$

Dónde:

$$r_e = 0,92r - 1,27 \quad [14]$$

$$b = \begin{cases} \frac{100}{0,5+0,3DMC_0} ; & \text{si } DMC_0 \leq 33 \\ 14 - 1,3Ln(DMC_0); & \text{si } 33 < DMC_0 \leq 65 \\ 6,2 Ln(DMC_0) - 17,2 ; & \text{si } DMC_0 > 65 \end{cases} \quad [15]$$

Y siendo:

$m_0$ : la humedad de la capa del día anterior (%).

$r_e$ : la cantidad de lluvia efectiva (mm).

$r$ : la precipitación (mm).

$DMC_0$ : el índice DMC del día anterior

A continuación, se obtiene el índice corregido del día anterior empleando la formula anterior.

$$DMC_r = \max\{0,244,72 - 43,43\ln(m_r - 20)\} \quad [16]$$

Dónde:

$m_r$ : es la humedad corregida

Seguidamente, se calcula el DMC de la siguiente forma.

$$DMC = DMC_r + 100 \times K \quad [17]$$

Siendo:

$$K = 1,894 (T + 1,1)(100 - H) \frac{L_e}{10^6} \quad [18]$$

Dónde:

T: temperatura (°C), que si fuese inferior a -1,1° se deja este valor.

H: humedad relativa (%)

$L_e$ : longitud efectiva del día, de acuerdo con la siguiente tabla.

Mes	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sep.	Oct.	Nov.	Dic.
$L_e$	6,5	7,5	9,0	12,8	13,9	13,9	12,4	10,9	9,4	8,0	7,0	6,0

**Tabla1:** Longitud efectiva de los días para cada mes en el cálculo del DMC

- Si no ha llovido o la precipitación es inferior a 1,5mm.

$$DMC = DMC_r + 100 \times K \quad [19]$$

Siendo:

$$K = 1,894 (T + 1,1)(100 - H) \frac{L_e}{10^6} \quad [20]$$

Dónde:

T: temperatura (°C), que si fuese inferior a -1,1° se deja este valor.

H: humedad relativa (%)

$L_e$ : longitud efectiva del día, de acuerdo con la siguiente tabla.



### Drought Code (DC)

Denominado también Código de Sequía, se relaciona con el contenido de humedad de la capa más profunda del suelo. Es indicativo de la cantidad de partículas gruesas susceptibles de consumirse con el fuego.

$$DC = 400 \ln\left(\frac{800}{m}\right) \quad [21]$$

Como en los modelos anteriores, existe una corrección de la humedad para los días en que ha llovido.

- Si ha llovido por encima de 2,8 mm:

$$m_r = m_0 + 3,937 r_e \quad [22]$$

Dónde:

$$r_e = 0,83r - 1,27 \quad [23]$$

Siendo:

$r_e$ : la cantidad de lluvia efectiva (mm)

$r$ : la cantidad de lluvia total (mm)

$m_0$ : es la humedad del día anterior (%)

$m_r$ : es la humedad corregida (%)

A continuación se obtiene el índice corregido del día anterior mediante la fórmula siguiente.

$$DC_r = \max\left\{0, 400 \ln\left(\frac{800}{m_r}\right)\right\} \quad [24]$$

Dónde.

$DC_r$ : es el índice DC corregido del día anterior

$m_r$ : es la humedad corregida del día anterior

A continuación, se calcula una tasa de evapotranspiración de acuerdo a la siguiente fórmula.

$$V = \max\{0, 0,36(T + 2,8) + L_f\} \quad [25]$$

En la cual:

V: tasa de evapotranspiración (mm/día)

T: temperatura del aire (°C)

L<sub>f</sub>: coeficiente variable con la época del año de acuerdo a la siguiente tabla.

Mes	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sep.	Oct.	Nov.	Dic.
L <sub>f</sub>	-1,6	-1,6	-1,6	0,9	3,8	5,8	6,4	5,0	2,4	0,4	-1,6	-1,6

**Tabla2:** Coeficiente mensual para el cálculo del DC

Finalmente, se calcula el índice DC mediante la siguiente fórmula.

$$DC = DC_r + 0,5 V \quad [26]$$

En la cual,

DC: índice de sequía

DC<sub>r</sub>: índice corregido del día anterior

V: tasa de evapotranspiración (mm/día)

$$m = 800 - e^{-DC/400} \quad [27]$$

➤ Si no ha llovido por encima de 2,8 mm:

Se aplica directamente la fórmula siguiente,

Dónde,

DC: índice de sequía

DC<sub>0</sub>: índice del día anterior

V: tasa de evapotranspiración (mm/día)

$$DC = DC_0 + 0,5 V \quad [28]$$

### Initial Spread Index (ISI)

También puede llamarse Índice de Propagación Inicial, describe la velocidad de propagación del fuego a partir de la combinación del viento y el FPMC. Es totalmente independiente de la cantidad de combustible disponible para la combustión. Es un índice

básicamente empírico, cuyos resultados no están contrastados con velocidades muy altas de viento (Simard, A.J., 1968).

$$f = e^{0,05039W} \quad [29]$$

Dónde:

W: velocidad del viento (km/h)

A continuación,

$$f' = (91,9e^{-0,1386m}) \left[ 1 + \frac{m^{5,31}}{4,93 \times 10^7} \right] \quad [30]$$

Dónde:

m: es la humedad del FPMC

Finalmente, el ISI viene definido por la siguiente ecuación.

$$ISI = 0,208 f f' \quad [31]$$

### Buildup Index (BUI)

También denominado Índice de Combustión, indica la cantidad de combustible disponible para la combustión, calculado a partir de la combinación de los índices DMC y DC.

- Cuando  $DMC=0 \rightarrow BUI = 0$
- En el resto de casos:

$$BUI = \frac{0,8 * DMC * DC}{DMC + 0,4 * DC} \quad [32]$$

### Fire Weather Index (FWI)

También llamado Índice Meteorológico, es la resultante de la combinación de los índices ISI y BUI, describe la intensidad calórica del incendio.

Se aplica un factor de corrección al BUI

$$BUI_c = \begin{cases} BUI_c = 0,626 * BUI^{0,809} + 2 ; \text{ si } BUI \leq 80 \\ BUI_c = 1000 / (25 + 108,64e^{-0,023BUI} ; \text{ si } BUI > 80 \end{cases} \quad [33]$$

$$FWI' = 0,1 * ISI * BUI_c \quad [34]$$

$$\ln FWI = 2,72 (0,434 \ln BUI_c)^{0,647} \quad [35]$$

Dónde:

$BUI_c$ : es el BUI adaptado para la fórmula del FWI

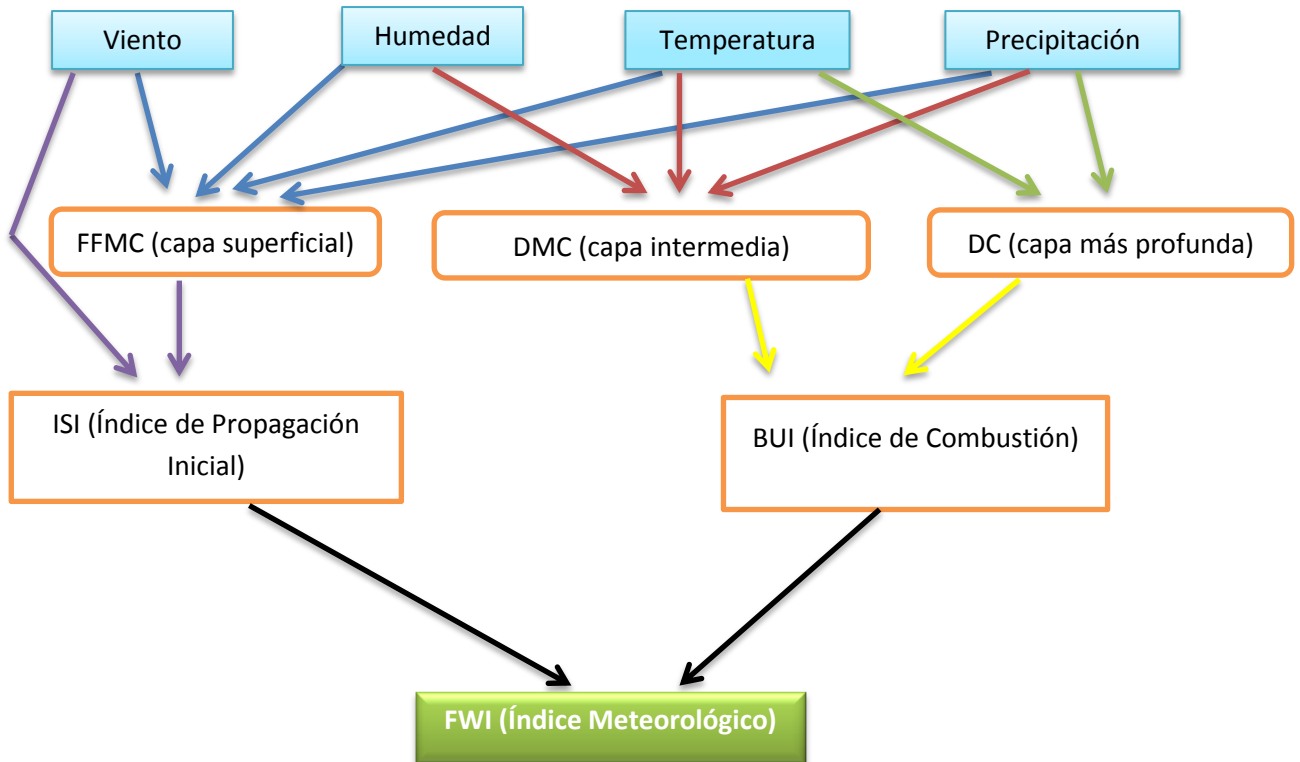
BUI: es el valor obtenido en el índice.

$FWI'$ : es el valor inicial del FWI

FWI: es el valor final en escala del FWI

### Esquema general del modelo

A continuación se muestra un esquema general del modelo en el que resume el origen y el sentido de cada uno de los componentes del FWI en sus diferentes fases. En la primera, a partir de las variables meteorológicas se calculan los 3 primeros índices, relacionados cada uno de ellos con el estado de humedad de una capa del suelo. Hay que tener en cuenta que no todas las variables meteorológicas influyen sobre todas las capas, así por ejemplo, el viento, solo tiene efecto sobre la capa más superficial. A continuación a partir de estos índices previos se calcula el índice de dispersión y el índice de inicio del fuego, en cuyo cálculo interviene de nuevo el viento. Finalmente, a partir de estos dos índices, se calcula el FWI.



**Figura1:** Esquema del cálculo del FWI.

### **El índice de incendios forestales en Asturias**

Desde el mes de Abril del año 2012 la elaboración diaria del índice de riesgo de incendios forestales para el Principado de Asturias corre a cargo del Instituto de Recursos Naturales y Ordenación del Territorio (INDUROT).

Actualmente el índice de riesgo de incendios para Asturias se elabora en base a dos criterios. Por un lado, se tienen en cuenta las condiciones climatológicas de acuerdo al índice del FWI. A continuación, se pondera el resultado del FWI con un valor predeterminado para cada comarca forestal que viene determinado por la recurrencia de incendios en cada mes del año. De esta manera, se incluye en el índice, además del aspecto climático, un “índice estático”, que busca relacionar el aspecto sociológico que constituye la principal causa de incendios en Asturias, con la recurrencia de los incendios en la región. Finalmente, en función del valor del FWI ponderado se establece el índice de riesgo de incendios en base a unos valores de corte, que han sido establecidos con la intención de no variar la proporción del valor de los índices de riesgo que se venían calculando con el anterior modelo empleado en la elaboración del índice de incendios.

Es de reseñar la importancia que tiene este índice estático que se aplica como factor corrector al FWI, pues de no usarlo, los meses de estío en que las condiciones meteorológicas son más favorables para la aparición de incendios, tendrían un valor de riesgo muy elevado en comparación con el resto del año, cuando en realidad, como ya se ha dicho, son los meses de febrero y marzo los de mayor incidencia de incendios.

El valor del índice de incendios para un determinado día implica una serie de restricciones y procedimientos que obligan a que éste se haga público con cierta antelación. Por ejemplo, las quemas controladas deben realizarse en días con índice 3 o inferior, mientras que los días con índices de 4 o 5 los guardas forestales realizan labores especiales de vigilancia con mayor o menos intensidad. Por ello, el índice de incendios se da a conocer con un día de antelación.

Las predicciones meteorológicas constituyen por tanto un elemento importantísimo en la elaboración del índice, por lo que desde el INDUROT se colabora con la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET), que proporciona los datos de las predicciones climáticas para las estaciones asturianas y algunas otras de las comunidades autónomas vecinas. En base a dichas predicciones, a primera hora de cada día se elabora el índice del día siguiente.

Aunque el cálculo de índice de incendios se realiza para cada una de las 15 comarcas forestales de Asturias, estos índices son únicamente de uso interno, ya que el valor que se hace público es el general relativo a todo el Principado. Para su elaboración simplemente se suman los 15 índices comarcales y se le aplica el vector de cortes (1, 8, 25, 47.5, 90) para determinar el valor del índice regional, con valores comprendidos entre 0 para el menor de los riesgos y 5 para el riesgo máximo.



**Figura 2:** Mapa de las comarcas asturianas para el cálculo del índice de incendios.

Para calcular el índice de incendios, se parte del cálculo del FWI para cada una de las diferentes estaciones meteorológicas. A continuación, una vez calculado este índice para cada estación, se calcula el FWI para cada una de las comarcas forestales como promedio del valor obtenido en las estaciones más cercanas a cada comarca. De esta forma se obtiene el FWI a nivel de comarca, que a continuación se cruza con el índice representativo de la recurrencia de incendios en cada mes. Estos valores se refieren al día

15 de cada mes, por lo que para no establecer cambios bruscos al cambiar de mensualidad, se aplica una interpolación a cada día de forma que el cambio entre meses se produzca de forma gradual.

Finalmente, una vez multiplicado el FWI comarcal por el valor del índice de recurrencia de incendios, se aplica un vector de corte predefinido para cada comarca que establece el valor del índice en cada una de ellas.

Comarca	Ene	Febr	Mar	Abr	Mayo	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
<b>Vegadeo</b>	2,49	5,89	12,94	13,5	5	0,5	0,2	0,5	0,8	0,9	1,6	1,88
<b>Grandas</b>	2,49	5,89	12,94	14	10,5	3	2,5	3,5	4	5	5	1,88
<b>Cangas de Narcea</b>	2,49	5,89	12,94	15	10,5	3,5	0,5	1,5	1,8	2,2	3	1,88
<b>Luarca</b>	2,49	5,89	12,94	12	8	1,8	0,9	1,5	1,8	2,2	3	1,88
<b>Tineo</b>	2,49	5,89	19	19	11	1,25	0,13	0,25	0,6	0,9	1,1	1,88
<b>Salas</b>	2,49	5,89	12,94	12,94	6,5	0,6	0,8	1,2	1,5	1,9	2,5	1,88
<b>Pravia</b>	2,49	5,89	12,94	12	9,5	7	1,5	2	2,4	2,9	3,4	1,88
<b>Grado</b>	2,49	5,89	12,94	12,94	7,5	1,5	1,6	2	2,4	2,8	3,3	1,88
<b>Lena</b>	2,49	5,89	12,94	13	10,5	4	2,2	2,5	2,9	3,4	3,9	1,88
<b>Siero</b>	2,49	5,89	12,94	13,5	5	2,6	2,2	2,5	2,9	3,4	3,9	1,88
<b>Gijon</b>	2,49	5,89	12,94	11,5	7	2,7	2,5	2,5	2,5	2,9	3,4	1,88
<b>Laviana</b>	2,49	5,89	12,94	13,5	9,5	2,5	1	2	2,5	2,9	3,4	1,88
<b>Villaviciosa</b>	2,49	5,89	12,94	13	9	1,5	1	1,5	1,9	2,3	2,8	1,88
<b>Cangas de Onis</b>	2,49	5,89	12,94	12,5	7,5	1	1,4	1,7	2,1	2,5	3	1,88
<b>Llanes</b>	2,49	5,89	12,94	12	8,5	1,8	1	1,5	1,9	2,3	0,85	1,88

**Tabla 3:** Valor mensual del factor de ponderación del FWI en cada comarca.

Comarca	Estaciones para el cálculo del FWI	1	2	3	4	5
<b>Vegadeo</b>	Taramundi y Castropol	0,02	0,25	1	4	8,5
<b>Grandas</b>	Taramundi e Ibias	0,04	0,4	1	4	8
<b>Cangas de Narcea</b>	Tineo e Ibias	0,01	0,4	0,9	3,5	7,2
<b>Luarca</b>	Castropol y Cabo Busto	0,05	0,35	1	3,7	7
<b>Tineo</b>	Tineo	0,002	0,1	0,4	3	7,5
<b>Salas</b>	Tineo y Somiedo	0,01	0,4	1	4	7,5
<b>Pravia</b>	Aeropuerto, Cabo Busto y Oviedo	0,04	0,4	1,2	5,5	8,25
<b>Grado</b>	Oviedo, Mieres y Somiedo	0,02	0,5	1	4	7
<b>Lena</b>	Lena, Mieres y Aller	0,01	0,25	1,7	4	9
<b>Siero</b>	Oviedo, Mieres y Piloña	0,04	0,45	1,5	4	7
<b>Gijon</b>	Gijón, Cabo Peñas y Aeropuerto	0,05	0,5	1	4,5	8
<b>Laviana</b>	Mieres, Piloña y Amieva	0,01	0,4	1,3	5	8
<b>Villaviciosa</b>	Colunga, Gijón y Piloña	0,01	0,4	1,5	5,5	8
<b>Cangas de Onis</b>	Piloña, Cabrales y Amieva	0,01	0,5	1	4	7
<b>Llanes</b>	Colunga y Llanes	0,05	0,35	0,7	2,8	7

**Tabla 4:** Estaciones meteorológicas empleadas en el cálculo del índice de cada comarca y vector de cortes aplicado en cada una de ellas.

## **II- OBJETIVOS**

En vista de la elevada complejidad de los cálculos que deben seguirse para elaborar el índice de incendios FWI, se pretende elaborar un modelo que permita establecer una relación más directa sobre el efecto que las principales variables meteorológicas producen sobre el valor del índice. A su vez, se intentará que el modelo posea una buena capacidad predictiva del FWI, siempre y cuando se mantenga un proceso simple y claro, que lo diferencie de los cálculos originales del FWI.

Además, se pretende elaborar una somera estimación sobre la variabilidad que puede llegar a alcanzar el índice en el Principado de Asturias, y establecer una comparación con las predicciones que diariamente se elaboran para calcular el valor del índice de incendios de la región.



### III- PROCEDIMIENTO

#### Área de estudio

Asturias está situada en el noroeste de la Península Ibérica. Con una superficie de 10.603,57 km<sup>2</sup> y una población de 1.081.487 habitantes (INE, 2011), colinda al Norte con el mar Cantábrico, al Este con la Comunidad Autónoma de Cantabria, al Oeste con la de Galicia y al Sur con la de Castilla y León.

Cabe decir brevemente, en lo referente al clima, que Asturias se encuadra dentro de los llamados territorios atlánticos europeos, localizados en la fachada occidental del continente. Presenta por tanto un clima oceánico que se caracteriza por precipitaciones abundantes, por encima de los 1000 mm anuales, distribuidas a lo largo de todo el año, y unas temperaturas suaves que se van volviendo más acusadas a medida que aumenta la continentalidad.

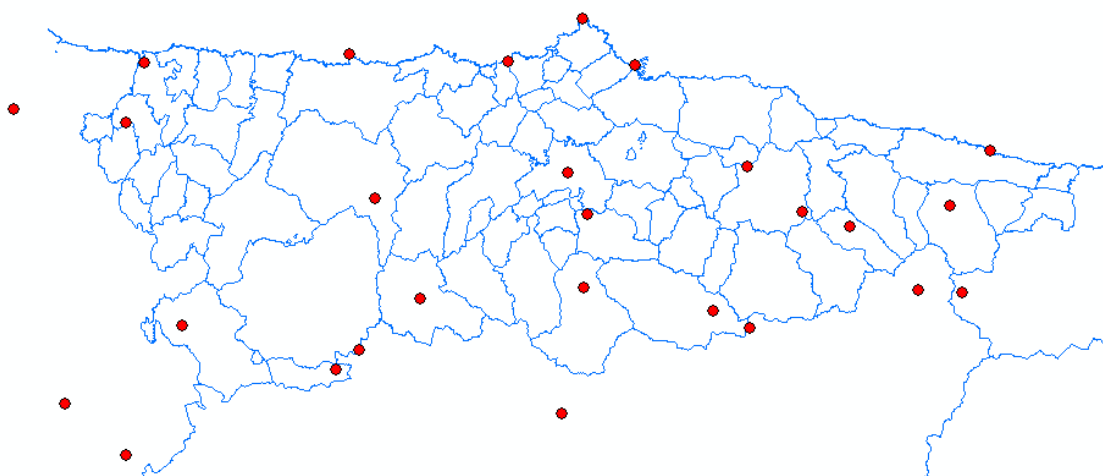


**Figura 3:** Situación de Asturias dentro de España.

#### Datos

Los datos empleados son los registrados, entre el 25 de Febrero de 2012 y el 9 de Junio de 2013, por un total de 27 estaciones meteorológicas de AEMET, 20 de las cuales se encuentran en territorio asturiano, y las otras 7 en lugares cercanos de las comunidades autónomas vecinas. De cada una de ellas se tienen los datos de temperatura, velocidad del viento, precipitación y humedad relativa de cada día. Se dispone también de los valores de los distintos índices (FFMC, DMC, DC, ISI, BUI y FWI), calculados mediante el método original para cada una de las estaciones.

Previamente al procesado de los datos para obtener los resultados, es necesario llevar a cabo un proceso de limpieza que elimine de la muestra datos erróneos o vacíos de días en que en la estación meteorológica se ha producido algún fallo y no ha podido captar la información correctamente. Ha de tenerse también en cuenta que, dado que el índice FWI tiene una gran dependencia del valor en el día previo, cuando se elimina uno de estos datos fallidos, debe eliminarse también el dato del día siguiente, pues como se verá, para el cálculo de las regresiones es importante conocer alguno de los valores del día anterior. Una vez hecho esto, se cuenta con un total de 12.406 registros completos con las variables climáticas y el valor del FWI e índices previos reales asociados al día en cuestión, correspondientes a las 27 estaciones meteorológicas, que servirán de base para la elaboración de este trabajo.



**Figura 4:** Situación geográfica de las 27 estaciones meteorológicas empleadas en los ajustes.

### Análisis de datos

La siguiente tabla muestra los estadísticos resumen de la distribución de datos para cada uno de los índices. Excepto en el caso del FFMC, donde la distribución de datos es más homogénea, en el resto de índices existe gran amplitud entre el percentil 75 y el valor máximo, por lo que existen valores extremos muy alejados del resto de la muestra. Prueba de ello, son los valores medios, mucho más cercanos al valor del percentil 75 que del percentil 25, claro síntoma de que los elevados valores extremos de la muestra están desvirtuando la media.

Indice	Media	Mínimo	Máximo	Percentil 25	Percentil 75
<b>FFMC</b>	58,132	0	95,676	35,528	82,293
<b>DMC</b>	12,67	0	141,623	1,018	16,921
<b>DC</b>	150,627	0	865,724	1,017	239,341
<b>ISI</b>	1,687	$1,889 \cdot 10^{-9}$	68,149	0,022	2,331
<b>BUI</b>	18,938	0	201,03	1,368	23,815
<b>FWI</b>	3,031	$3,75 \cdot 10^{-7}$	57,197	$7,24 \cdot 10^{-3}$	3,843

**Tabla 5:** Estadísticos descriptivos de los índices previos y FWI.

## Métodos estadísticos empleados

### **Clasificación supervisada**

En primer lugar, se prueba el método de clasificación supervisada para intentar predecir directamente el valor del índice de incendios diario que toma valores de 0 a 5. La clasificación supervisada es una técnica estadística que consiste en agrupar la muestra en varios grupos de acuerdo a una serie de criterios. Para ello se emplean programas estadísticos que ya tienen implementados sus propios sistemas de clasificación. En este caso se emplea el programa RStudio.

La diferencia entre la clasificación no supervisada y la clasificación supervisada, reside en que en la clasificación supervisada se establecen previamente los grupos que se formarán y la muestra de datos con la que se elabora el modelo incluye el grupo a que pertenece cada individuo, de forma que se dispone de “áreas de entrenamiento” en base a las cuales se va a crear el modelo.

Para ello, se aplica la clasificación supervisada sobre la muestra de datos que cuenta con variables climáticas, el valor de diario de la ponderación aplicada para transformar el FWI en el índice final, y el índice real correspondiente a cada día que sirve como “muestra de entrenamiento”. Con ello, se establece un modelo de clasificación supervisada.

Es recomendable que en la clasificación supervisada los grupos sean lo más homogéneos posibles. Por ello, para reducir el error, los valores de índice 0 se transforman automáticamente a valores de índice 1, ya que a efectos prácticos la diferencia entre ambas clases es mínima. Así mismo, para evitar una mayor variabilidad en los datos, la clasificación supervisada se realiza a nivel de estación meteorológica.

### **Regresión directa al FWI**

La regresión es un método estadístico que busca establecer una relación entre una variable dependiente que se quiere conocer, que en este caso sería el FWI, y una serie de variables independientes que se relacionan con la variable dependiente, y que en este caso serían las variables climáticas. Así pues, se trata de encontrar una relación entre los datos climáticos de los que se dispone y el valor del FWI asociado a cada uno de ellos, de tal manera que se obtenga un ajuste que permita llegar a conocer el FWI a partir únicamente de los datos climáticos.

A continuación, una vez conocido el FWI el proceso de transformación al índice diario se mantendría igual a como se está haciendo en la actualidad.

## **Regresión indirecta al FWI**

Finalmente, se intenta establecer una regresión al FWI calculando previamente cada uno de los índices que originalmente componen el FWI. Es decir, se trata de imitar todas las fases del proceso de cálculo del FWI, en lugar de calcular directamente el valor del FWI o el índice de incendios a partir de las variables climáticas como en los dos métodos previos. Así pues, se realiza una regresión a cada uno de los índices parciales, a partir de los cuales se puede establecer una relación final de la cual obtener el valor del FWI.

Se realiza un ajuste independiente para cada estación y otro con todos los datos en conjunto, con el fin de conocer si los datos siguen la misma tendencia en todas las estaciones o por el contrario se comportan de manera diferente entre ellas. Una vez analizado esto, hay que decidir si conviene emplear el ajuste generalizado para todas las estaciones o por el contrario si estaría justificado emplear un ajuste específico para cada estación meteorológica, en caso de que los errores fuesen considerablemente menores en las regresiones independientes para cada estación, con respecto a los errores de la regresión global.

### Ajuste final al FWI

Una vez calculadas las regresiones de forma independiente a cada una, debe calcularse el grado de acierto de los modelos aplicados de forma conjunta. Es decir, partiendo únicamente de las variables meteorológicas, calcular el FWI a partir de los propios datos predichos por los modelos ajustados de los índices intermedios en el paso anterior.

### Cálculo del índice de riesgo de incendio

Finalmente, para completar el proceso de cálculo del índice de incendios, a partir de los datos predichos en el modelo anterior para cada día y cada estación, se calculan los índices derivados de los mismos a nivel de comarca, y se compara el resultado con los índices reales obtenidos por el método convencional. Para ello se sigue el mismo procedimiento que el desarrollado para calcular el índice diario de cada comarca, como si los propios datos de predicción fuesen los reales. Así pues, se calcula el FWI diario correspondiente a cada comarca como promedio del valor del FWI de las estaciones meteorológicas influyentes en cada comarca, de acuerdo con la tabla 3. A continuación, se multiplica este valor promedio por el valor de ponderación de cada comarca para el día en concreto. En este punto, se calcula el valor diario de la ponderación interpolando los valores de la ponderación para el día 15 de cada mes, de tal forma que el cambio entre la ponderación de un mes y el siguiente se produzca de manera gradual.

Una vez obtenido para cada comarca el valor del FWI ponderado, se aplican los valores de corte para cada una de ellas detallados en la tabla 4. De esta forma se obtienen los índices diarios para cada comarca calculados en base al FWI real y al FWI predicho por el modelo, y se está en disposición de comparar los resultados.

## **Métodos de interpolación geoestadística**

Como se ha visto, actualmente el índice de incendios de cada comarca se deriva del cálculo de un FWI comarcal, promedio de los FWI de las estaciones meteorológicas cercanas a cada comarca. Sin embargo, la gran extensión de alguna de estas comarcas (Cangas de Onís con 1348 Km<sup>2</sup> y Cangas de Narcea con 1244 Km<sup>2</sup> son las más grandes), podría justificar el empleo de otras metodologías que ofrezcan mayor precisión.

Es por ello por lo que se pretende realizar un modelo digital del terreno que reproduzca el valor del FWI para cada punto de la geografía asturiana, a fin de compararlo con el valor del índice calculado por comarcas. Teniendo en cuenta que durante en verano la variabilidad entre los FWI de cada estación se incrementa, y puesto que el valor del FWI varía diariamente, se trabaja con el valor medio del FWI del mes de Agosto del año 2012, como si se tratase del FWI de un día concreto. De esta forma se busca poder obtener una aproximación al error máximo derivado de esta metodología. Si bien establecer un nuevo modelo de cálculo del índice por comarcas más preciso, requiere estudiar en profundidad la incidencia real de cada estación meteorológica sobre cada punto del territorio, lo cual se escapa de los límites de este trabajo, se pretende con esto llevar a cabo un análisis previo de la situación global, que pueda justificar y servir como base a la elaboración de ese trabajo más profundo.

Así pues, a partir del FWI medio del mes de agosto para cada una de las 27 estaciones meteorológicas de las que se tiene información, sin discriminar entre si pertenecen al territorio asturiano o están cercanas al mismo, se elabora un modelo digital del FWI medio en agosto para Asturias. Para ello se trabaja con el módulo *Geostatistical Analyst* de *ArcGis* aplicando un método de krigging a los datos del FWI georreferenciados en base a la localización de la estación meteorológica de la que provienen. En el diseño del krigging se especifica que deben tenerse en cuenta para el cálculo del valor en cada punto como máximo las 3 estaciones meteorológicas más cercanas, siempre y cuando estén a una distancia menor de 50 km. Cabe indicar que la precisión del modelo que se elabora en este proceso es de 100 metros. El método de krigging es uno de los más eficaces en geoestadística ya que es válido para muestras de datos no normalizadas (ESRI, 2003). En este caso se emplea un krigging ordinario que es el más ampliamente usado en problemas medioambientales.

## *Análisis estadístico*

### **Tipos de modelo de regresión empleados**

En lo relativo a los tipos de regresión empleados en este trabajo, por un lado, éstas pueden ser simples, cuando la variable dependiente se relaciona directamente con una sola variable independiente, o regresiones múltiples, cuando la variable dependiente viene definida por más de una variable independiente. En este caso, debido al elevado

número de variables que intervienen en la elaboración del índice de incendios, todas las regresiones empleadas han resultado ser regresiones múltiples.

Por otro lado, en lo relativo al modelo de regresión se comienza probando con un modelo lineal del tipo  $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_n X_n$ . Sin embargo, en algunos casos resulta necesario añadir un poco de complejidad al modelo para obtener unos resultados favorables. En esas ocasiones, se aplica un modelo polinomial del tipo  $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X^p + \beta_n X_n^p$ , en el cual se busca que alguna de las variables independientes se eleve a algún factor, de manera que la ecuación deja de ser de orden uno.

En última instancia, cuando la relación entre las variables es exponencial ( $\text{Ln}Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_n X_n$ ) o potencial ( $\text{Ln}Y = \beta_0 + \beta_1 \text{Ln}X_1 + \beta_n \text{Ln}X_n$ ), resulta necesario transformar en logarítmica la variable dependiente y alguna o todas de las variables independientes para encontrar una buena regresión. En estos casos una vez definido el modelo se lleva a cabo un proceso de linealización, que no es más que transformar de nuevo las variables de la regresión a su estado original eliminando los logaritmos.

Cuando tanto la variable independiente como las variables dependientes se expresan en forma logarítmica, se trata de un modelo potencial. En estos casos, Baskerville, 1972 y Sprugel, 1983, demuestran el error cometido durante el proceso de linealización de la regresión, que debe ser corregido añadiendo un último factor multiplicativo más a la regresión que sea la mitad del error medio cuadrático del modelo potencial inicial.

### Hipótesis previas del modelo lineal

Los modelos de regresión lineales deben cumplir unas hipótesis previas que corroboren que el modelo es el adecuado para elaborar la regresión. La primera de las condiciones que debe cumplirse es que los residuos se distribuyan de manera homogénea a lo largo de toda la muestra (homocedasticidad). Debe ser comprobada también la normalidad de los residuos, esto es, que los residuos obtenidos de la regresión siguen una distribución normal. Por último, en ocasiones también es importante considerar la independencia de los datos muestrales entre sí, es decir, que no existe correlación de dependencia entre unos datos y otros, sino que son totalmente independientes.

Para la interpretación de estas hipótesis previas, éstas pueden ser evaluadas mediante diversos test estadísticos, si bien resulta mucho más intuitivo hacerlo mediante la interpretación de gráficos. En el caso de la homocedasticidad basta con representar los residuos para cada valor de la variable independiente y ver si éstos se distribuyen homogéneamente. Por otro lado el gráfico de la normalidad de los residuos debe mostrar una línea recta de pendiente cercana a la unidad para poder decir que los residuos se distribuyen de forma normal.

Cuando no se cumplen las hipótesis previas del modelo lineal, quiere decir que el modelo no es adecuado para llevar a cabo con él test de hipótesis u otros métodos estadísticos de inferencia. El hecho de que un modelo no cumpla las hipótesis previas del

modelo lineal se debe a que existe una o varias variables significativas para explicar la variable independiente que no han sido incluidas en el modelo. Como consecuencia de la ausencia de estas variables, el modelo no es capaz de explicar correctamente toda la variabilidad de los datos, y es por ello por lo que los residuos no pueden considerarse normales.

### Determinación de la bondad de los ajustes

Para comprobar el grado de acierto de las diferentes regresiones empleadas se emplean los siguientes estadísticos.

- Error medio cuadrático (EMC): analiza la precisión del modelo, su valor será mejor cuanto más cercano a 0 sea.

$$EMC = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{N-p-1} \quad [36]$$

- Raíz del error medio cuadrático (REMC): analiza la precisión de los estimadores en la misma unidad que la variable dependiente. Su valor será mejor cuanto más cercano a 0 sea.

$$REMC = \sqrt{EMC} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{N-p-1}} \quad [37]$$

- Sesgo ( $\bar{E}$ ): representa el valor medio de la diferencia entre el valor predicho y el observado.

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{N} \quad [38]$$

- Error medio absoluto (EMA): representa la diferencia en términos absolutos entre el valor predicho y el observado.

$$EMA = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{N} \quad [39]$$

- Coeficiente de determinación ( $R^2$ ): refleja la proporción de la variabilidad total de los datos que es explicada por el modelo. Su valor ideal es igual a 1 (explica el 100% de la variabilidad).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad [40]$$

- Coeficiente de determinación ajustado ( $R^2_{adj}$ ): refleja la proporción de la variabilidad total que es explicada por el modelo teniendo en cuenta el número total de parámetros a estimar. Como en el caso anterior, su valor ideal es igual a 1.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{(N-1) \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{(N-p) \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad [41]$$

Dónde:

$y_i$ : valor observado de la variable dependiente.

$\hat{y}_i$ : valor predicho por el modelo.

$\bar{y}_i$ : valor medio de la variable dependiente.

$N$ : número de datos usados en el ajuste del modelo.

$p$ : número de parámetros del modelo.

### Validación de los modelos

Es conveniente al establecer un modelo de regresión, comprobar el funcionamiento del modelo con unos datos diferentes a los empleados en la elaboración del modelo. De esta forma se comprueba que el modelo es válido para representar la serie de datos, y que el error de los estadísticos del modelo son realmente representativos de la realidad, ya que puede ocurrir que estén sesgados por el hecho de haber empleado la misma serie de datos para realizar el modelo y para calcular los estadísticos de error.

Para ello, se elabora un modelo de regresión con el 75% de los datos muestrales, reservándose el 25% restante para realizar la validación (Souto Suárez, 2012).



### Ajuste por mínimos cuadrados

El ajuste por mínimos cuadrados consiste en representar en el eje de ordenadas los datos reales mientras que en el eje de abscisas se representan los predichos por el modelo. Si se realiza un ajuste mediante una regresión lineal entre ambas variables la línea de regresión obtenida será la bisectriz del primer cuadrante en caso de que el modelo se ajuste a la perfección a los datos. Por tanto, para dar por válido el modelo a estudio la regresión lineal debe asemejarse a la bisectriz del primer cuadrante.

Así pues, la ecuación de la regresión lineal del modelo será del tipo " $y = \beta_0 + \beta_1 x$ " en donde los parámetros  $\beta_0$  y  $\beta_1$  representan el origen de la recta y la pendiente de la misma respectivamente. Para dar por válido el modelo, el valor de  $\beta_0$  debe aproximarse a 0 y el valor de  $\beta_1$  a 1, puesto que esos son los valores que dichos parámetros toman en el caso de la bisectriz del primer cuadrante, donde  $Y=X$ .

## IV- RESULTADOS

### Clasificación supervisada

Los resultados de aplicar la clasificación supervisada a los datos de alguna de las estaciones meteorológicas, en las que se ha probado la eficiencia del método, ofrece resultados muy cercanos al 70% o ligeramente por encima de esa cifra.

Estación	% acierto
Lena	73,86
Amieva	69,92
Aeropuerto	76,20
Degaña	73,56

Tabla 6: Resultados de la clasificación supervisada.

### Regresión directa al FWI

La regresión obtenida al intentar explicar el valor del FWI a partir de las variables meteorológicas [42], no incluye en el ajuste, al no resultar significativa, la precipitación, por lo que se prescinde de ella. Sin embargo, la humedad aparece doblemente al incorporar el logaritmo de la humedad, que incrementa sustancialmente el grado de ajuste del modelo. Ello deja en evidencia que el incremento del FWI no se hace de forma lineal, lo cual aumenta el grado de complejidad del ajuste.

Del análisis del ajuste se deriva que en términos generales un incremento de la temperatura hace aumentar el FWI, aproximadamente en un punto por cada 5° C de aumento de la temperatura. Del mismo modo, el índice aumenta en 1 punto al incrementarse la velocidad del viento en 10 km/h.

$$FWI = 32,262928 + 0,619411 FWI_1 + 0,102207H - 9,856691 LnH + 0,184948 T + 0,101234 V \quad [42]$$

Dónde:

FWI: Índice meteorológico del día en curso.

FWI<sub>1</sub>: Índice meteorológico del día anterior.

H: Humedad relativa del ambiente (%).

LnH: Logaritmo neperiano de la humedad.

T: Temperatura (°C).

V: Velocidad del viento (km/h).

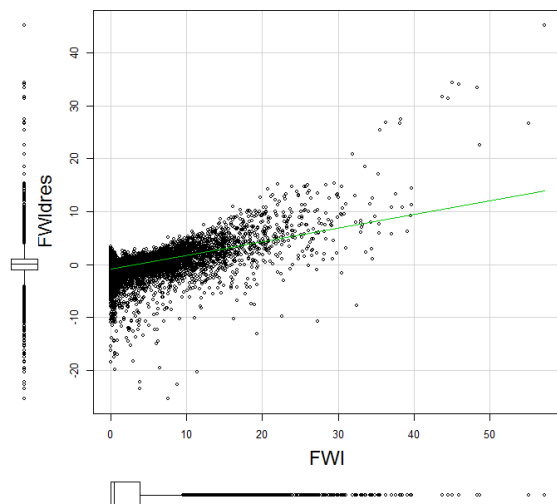
Los resultados obtenidos con este método, son un tanto pobres y se considera que pueden ser mejorados en cierta medida, motivo por el cual se han buscado otras alternativas para intentar obtener un mejor resultado. Así todo, el sesgo cercano a 0 indica que el modelo tiende a compensar los errores, que tienen un EMA de 1,60 y un RMSE de 2,692. Esta diferencia entre ambos pone de manifiesto la existencia de errores extremos por encima de la media, que hacen despuntar el RMSE. Por su parte, el  $R^2$  es aproximadamente similar al obtenido en la clasificación supervisada, si bien ambos métodos no son del todo comparables, pues faltaría transformar al índice los valores de FWI obtenidos en esta regresión.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
74,17	74,16	7,247	2,692	0,00005126	1,6073

**Tabla 7:** Resultados de la regresión directa al FWI

### **Análisis estadístico**

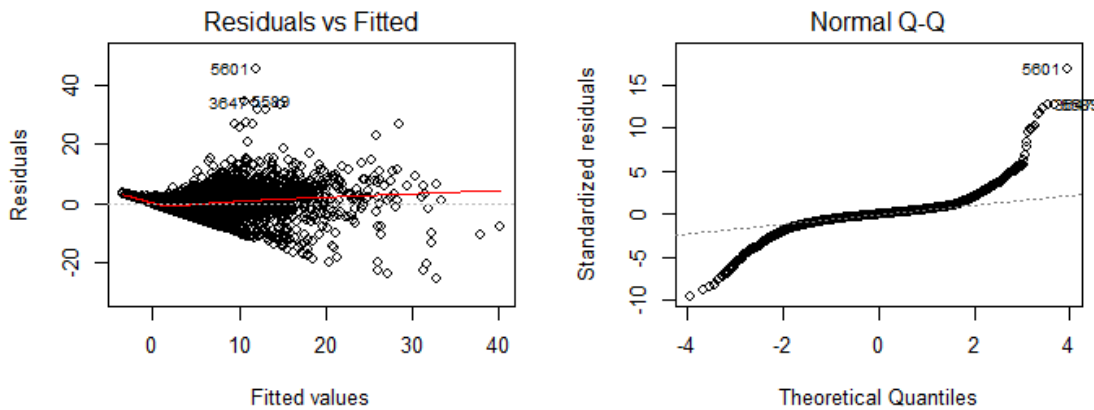
Los residuales obtenidos muestran un elevado error en la predicción de los FWI cercanos a 0 que tiende a disminuir a medida que aumenta el valor del FWI. Sin embargo, los errores residuales vuelven a aumentar con una tendencia del modelo a subestimar la realidad a medida que el FWI crece por encima de 10, llegando a obtenerse algunos residuos aislados muy elevados.



**Figura 5:** Residuales obtenidos en la regresión directa al FWI.

- Análisis de la linealidad del modelo

Los siguientes gráficos manifiestan que las hipótesis previas de la regresión están muy lejos de cumplirse en este ajuste. Por un lado, se incumple la condición de homocedasticidad ya que los residuos aumentan considerablemente a medida que crece el FWI, y por otro, el gráfico de normalidad rompe en los extremos con la recta ideal.



**Figura 6:** Hipótesis previas de la regresión directa al FWI.

### Regresión indirecta al FWI

El procedimiento desarrollado en este apartado trata de mejorar los resultados obtenidos hasta el momento llevando a cabo un ajuste independiente para cada uno de los índices previos que componen el FWI. Finalmente, una vez obtenido el modelo para los índices previos, se realiza un último ajuste al FWI a partir del ISI y el BUI, tal como ocurre en el proceso original de cálculo del FWI. De este modo, la relación obtenida entre las variables meteorológicas y el FWI no se realiza de forma directa como en los casos

anteriores, sino que se busca seguir el proceso real de cálculo del índice, a fin de obtener unos mejores resultados.

### **Regresión al FFMC**

La regresión al FFMC viene definida por la humedad, precipitación, temperatura y velocidad del viento, que coincide exactamente las variables a partir de las cuales se obtiene originalmente el valor del FFMC. Además, el valor del índice en el día anterior aporta igualmente mucho valor a la regresión, ya que muestra el valor a partir del cual ha evolucionado el índice desde el día anterior.

Tanto la precipitación como la humedad entran en la fórmula aportando valores negativos, lo que demuestra que la lluvia y la humedad hacen descender el valor del FFMC. Sin embargo, el cuadrado de la precipitación es positivo, lo cual indica que la relación entre la precipitación y el FFMC no es lineal, si no que a medida que la precipitación aumenta, el FFMC va disminuyendo en menor medida. Como cabría esperar, un aumento de la temperatura o el viento se traducen en un aumento del FFMC.

Aproximadamente el FFMC se incrementa en un punto por cada 2°C de temperatura, mientras que un incremento en 4 km/h de la velocidad del viento hace aumentar en una unidad el FFMC.

$$FFMC = 51,8930013 + 0,5021622 FFMC_1 - 0,3518089 H - 2,6140547 P + 0,0428528 P^2 + 0,5188380 T + 0,2332388 V \quad [43]$$

Dónde:

FFMC: Código de contenido de humedad en combustibles finos del día en curso.

FFMC<sub>1</sub>: Código del contenido de humedad en combustibles finos del día anterior.

H: Humedad relativa del ambiente (%).

P: Precipitación (mm).

T: Temperatura (°C).

V: Velocidad del viento (km/h).

Los resultados del ajuste, con un R<sup>2</sup> ajustado del 92,30% muestran una elevada correlación entre los datos reales y los predichos. Por su parte, el sesgo medio, que aunque en valores negativos, se encuentra muy cercano a 0, pone de manifiesto que el modelo tiende a compensar los errores.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
92,31	92,30	57,821	7,604	-0,001023	5,864

**Tabla 8:** Resultados de la regresión al FFMC.

### Regresión al FFMC por estaciones

A continuación se muestran los valores obtenidos en los estimadores de las regresiones al FFMC realizadas para cada una de las estaciones meteorológicas. Observando estos resultados, no se aprecian diferencias significativas entre las diferentes estaciones meteorológicas, de forma que todas siguen una misma tendencia y por tanto, el modelo global se adapta bien a todas ellas, por lo que no es necesario emplear estas regresiones por separado, ya que su uso no aportaría un aumento significativo en la precisión de los ajustes.

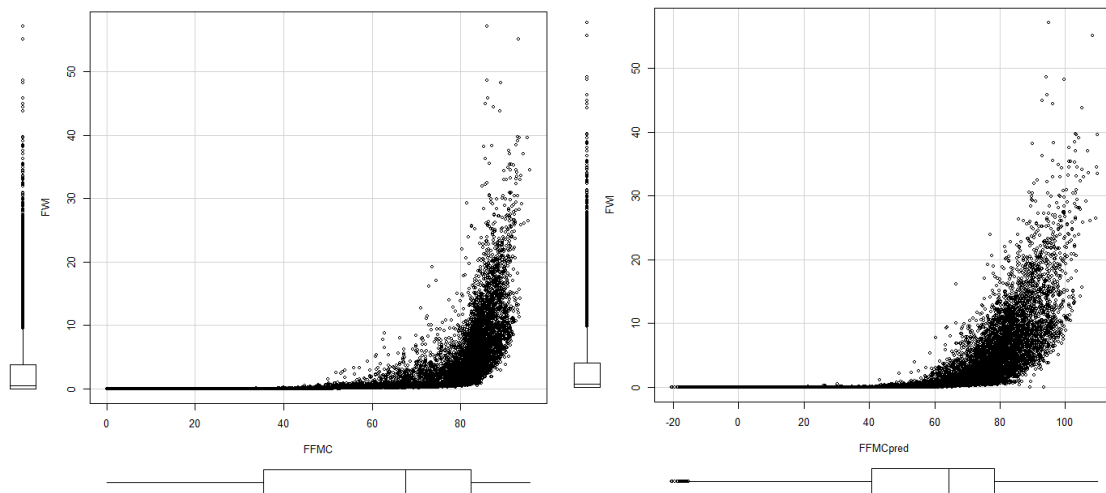
Estación	Intercept	FFMC.1	Humedad	Prec.cuad	Precipitación	Temperatura	Viento	R2	RMSE
<b>Aeropuerto</b>	59,089038	0,471344	-0,356347	0,053854	-0,097053	0,393699	0,142647	92,04	6,240
<b>Aller</b>	48,921802	0,490735	-0,326224	0,057241	-2,900505	0,529327	0,496518	93,69	7,177
<b>Amieva</b>	55,679329	0,460660	-0,383197	0,043681	-2,661860	0,670074	0,064309	91,92	7,909
<b>Becerra</b>	49,851730	0,585919	-0,408532	0,036117	-2,119742	0,564405	0,197327	92,45	8,910
<b>Busto</b>	60,461452	0,402220	-0,254217	0,162195	-5,099706	0,339693	0,105554	94,43	3,945
<b>Cabrales</b>	50,352275	0,493947	-0,320039	0,046679	-2,822206	0,566055	0,218929	93,11	7,471
<b>Camaleño</b>	48,540126	0,497343	-0,346068	0,038588	-2,360161	0,497716	0,674196	92,50	7,734
<b>Castropol</b>	54,580630	0,477189	-0,336207	0,042760	-3,060167	0,485217	0,185948	89,50	7,289
<b>Cervantes</b>	55,419507	0,468153	-0,395333	0,033227	-2,197889	0,495319	0,228549	93,62	7,566
<b>Colunga</b>	55,788452	0,466465	-0,399366	0,033410	-2,169077	0,495600	0,221233	93,55	7,636
<b>Degaña</b>	50,566608	0,493604	-0,359724	0,042666	-2,457163	0,489124	0,394780	94,20	7,803
<b>Gijón</b>	61,495580	0,470745	-0,427694	0,071241	-3,345788	0,587744	0,219220	91,87	6,673
<b>Ibias</b>	57,586432	0,502662	-0,420258	0,055771	-2,812461	0,461114	0,214333	94,07	6,979
<b>Isidro</b>	50,600633	0,523994	-0,271921	0,065762	-3,340228	0,134763	0,142934	93,33	6,477
<b>Leitariegos</b>	44,709871	0,507878	-0,299435	0,028708	-2,148177	0,685028	0,246658	93,06	7,879
<b>Lena</b>	52,128894	0,499310	-0,315499	0,079625	-3,606686	0,403770	0,248807	93,54	6,793
<b>Llanes</b>	58,449975	0,424106	-0,326053	0,062421	-3,265777	0,475196	0,253736	91,93	5,666
<b>Luna</b>	61,239727	0,470916	-0,375872	0,057074	-3,311641	0,107348	0,189728	93,68	6,749
<b>Mieres</b>	56,466630	0,49460	-0,41430	0,046890	-2,744720	0,444640	0,408220	92,50	7,434
<b>Mondoñedo</b>	66,697229	0,454463	-0,45292	0,044511	-2,734498	0,376083	0,164558	92,54	6,716
<b>Oviedo</b>	65,036240	0,498868	-0,461716	0,049095	-2,873689	0,240163	0,204743	92,61	7,325
<b>Peñas</b>	58,386659	0,480533	-0,367750	0,049501	-2,881138	0,480998	0,133149	90,70	6,542
<b>Piloña</b>	58,343476	0,531657	-0,471391	0,033046	-2,119638	0,492736	0,313986	92,07	8,019
<b>Somiedo</b>	49,372812	0,513409	-0,347514	0,041531	-2,598723	0,526296	0,416653	93,23	7,144
<b>Taramundi</b>	67,133873	0,547801	-0,500117	0,039384	-2,666598	0,280985	0,137619	90,67	8,488
<b>Tineo</b>	61,008538	0,563610	-0,464373	0,116001	-3,942920	0,181115	0,405456	94,95	6,600
<b>Valdeón</b>	46,366048	0,522808	-0,331708	0,035626	-2,246217	0,527355	0,607596	92,55	7,788

**Tabla 9:** Estadísticos de la regresión al FFMC por estaciones

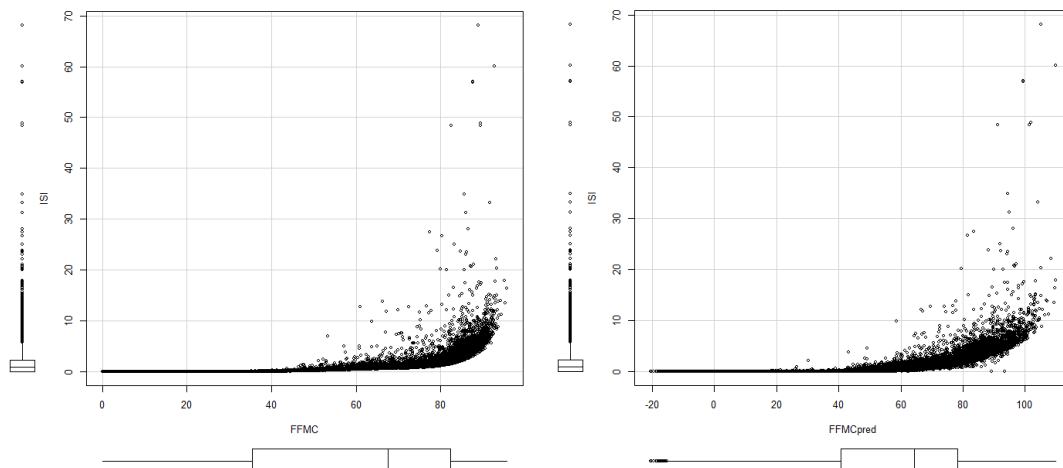
## Análisis de resultados

Del análisis de las gráficas se desprende que los valores del FFMC por debajo de 40 son a efectos prácticos todos iguales, ya que el valor de los índices ISI y FWI en esos días es en todos los casos de 0. Así mismo, puede verse también como el valor del final FWI no es muy dependiente del FFMC, ya que existen numerosos días en que aunque el FFMC es muy elevado, los valores de ISI y FWI se mantienen bajos.

En cuanto a la predicción, el modelo mantiene una estructura de datos muy similar a la real, con la salvedad de los valores negativos predichos, aunque a efectos prácticos es algo irrelevante, por lo que en ese sentido el modelo es válido.



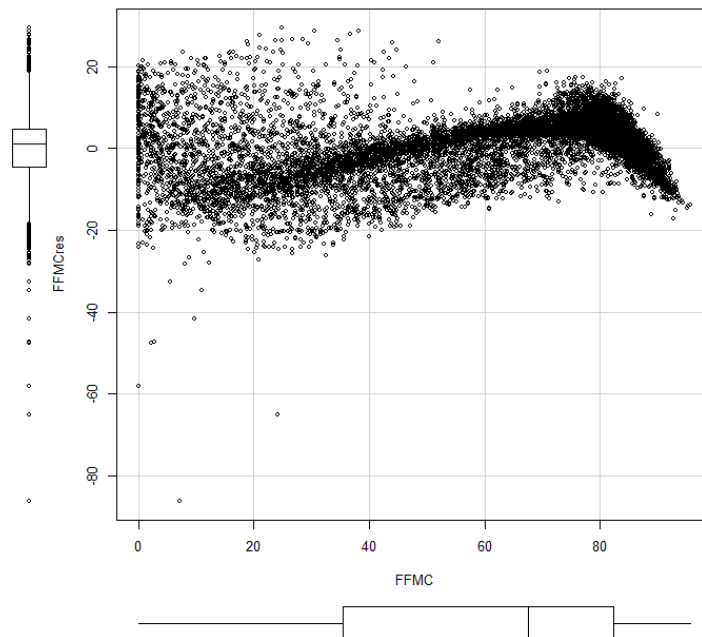
**Figura 7:** FFMC real y predicho frente al FWI.



**Figura 8:** FFMC real y predicho frente al ISI.

El siguiente gráfico analiza los residuos para los diferentes valores del FFMC. Comenzando por los valores de FFMC más bajos, próximos a 0, los residuos son

elevados con valores positivos y negativos, aunque como ya se ha explicado a efectos prácticos no tiene importancia. A medida que aumenta el FFMC, la tendencia general hasta valores de FFMC de 60 y a partir de 80 es a sobrevalorar el FFMC, puesto que los residuos son negativos. Por el contrario, para valores de FFMC entre 60 y 80, donde existe mayor densidad de datos, el modelo infravalora el valor real del FFMC y ofrece un sesgo positivo.



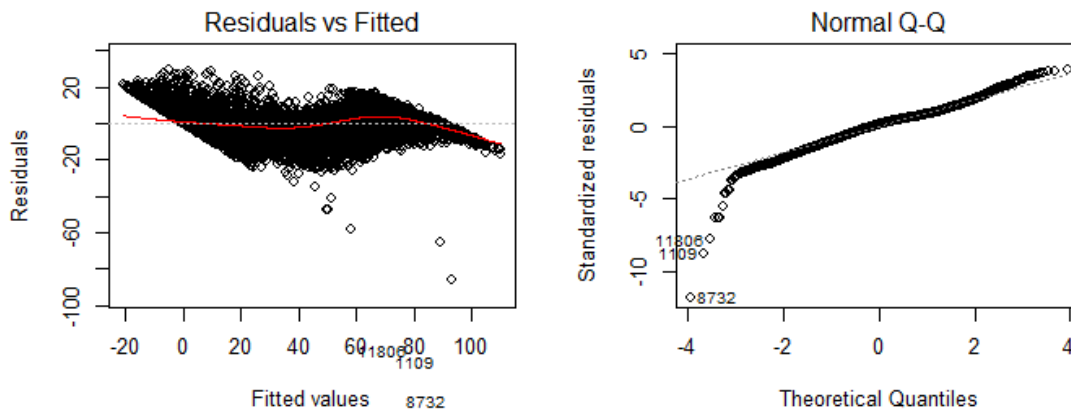
**Figura 9:** Residuales del ajuste al FFMC.

- Estudio de la linealidad

Los siguientes gráficos ponen de manifiesto que el ajuste al FFMC incumple las hipótesis previas que estos modelos deben tener para poder realizar estadísticos de inferencia. Por un lado, la distribución de los residuos no es homocedástica, es decir, no se reparte homogéneamente a lo largo de todos los valores de la variable predicha. Sí podría considerarse válida sin embargo, la normalidad de los residuos a la vista del gráfico si no se tienen en cuenta el pequeño error de los extremos.

El hecho de que se trate de un modelo que incumple las hipótesis previas del modelo lineal, pone de manifiesto que existen una o varias variables que no han sido incluidas en el ajuste y que como consecuencia de ello se produce una variabilidad en el modelo que no puede ser explicada.





**Figura 10:** Hipótesis previas de la regresión al FFMC.

### Validación del modelo

Para validar el modelo, se elabora una nueva regresión empleando el 75% de los datos muestrales. Como se puede observar, el valor de los estimadores apenas varía con respecto a los resultados obtenidos con toda la muestra, por lo que son modelos muy similares.

$$FFMC = 51,8907553 + 0,5012278 FFM C_1 - 0,3521816 H - 2,6006783 P + 0,0422884 P^2 + 0,5251237 T + 0,2289886 V \quad [44]$$

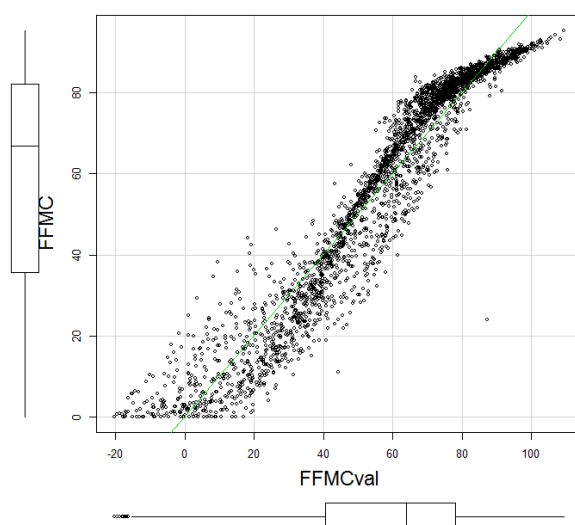
Tras aplicar el modelo anterior a la muestra del 25% de los datos, reservada para validación, se obtienen los estadísticos de la tabla. Los resultados de los estadísticos apenas varían con respecto a los obtenidos en el ajuste conjunto, por lo que no puede decirse que los resultados del modelo estén sesgados por los datos muestrales, y por tanto en ese sentido el modelo global es válido.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
92,01	92,56	56,356	7,507	0,137	5,846

**Tabla 10:** Resultados de la prueba de validación del FFMC.

Si se representan los datos predichos obtenidos en la muestra de validación, frente a los reales, se obtiene el siguiente modelo, que se aproxima bastante a la bisectriz del primer cuadrante, y por tanto puede considerarse que los datos predichos por el modelo son cercanos a los reales.

$$FFMC = 0,191037 + 0,999069 FFM C_{val} \quad [45]$$



**Figura 11:** Comparativa entre datos observados y predichos del FFMC.

### Modelo final

Una vez probada la validez de la fórmula, y teniendo en cuenta que cuando el modelo predice un FFMC por debajo de 0, se puede considerar a 0 como el valor del FFMC estimado, puesto que no afecta al valor de los índices ISI ni FWI, el modelo final es el siguiente.

$$FFMC = 51,8930013 + 0,5021622 FFMC_1 - 0,3518089 H - 2,6140547 P + 0,0428528 P^2 + 0,5188380 T + 0,2332388 V \quad [46]$$

### **Regresión al DMC**

En la elaboración de la regresión al DMC, las variables explicativas del modelo son la humedad, precipitación y la temperatura, que coincide exactamente las variables a partir de las cuales se obtiene originalmente el valor del DMC, si bien en una relación mucho menor que como ocurría con el FFMC, ya que se trata de una capa más profunda del suelo, y por tanto las variables meteorológicas pasan a tener menor influencia sobre este estrato del suelo, siendo por tanto una capa más estable en el contenido de humedad. Ello se pone de manifiesto en el valor de los estimadores de las variables meteorológicas, que son mucho más pequeños que en el caso del FFMC. Además, interviene también el valor del índice en el día anterior, el cual aporta mucho valor a la regresión, pues el contenido de humedad del suelo de un día concreto, viene definido por la humedad habida durante el día anterior, más la acción de las variables meteorológicas.

Tanto la precipitación como la humedad entran en la fórmula aportando valores negativos, de lo cual se extrae que la lluvia y la humedad hacen descender el valor del DMC. Por otro lado, un incremento en la temperatura se traduce en un aumento del

DMC, aproximadamente en una proporción de una unidad por cada 10 °C de incremento de la temperatura, sin duda un efecto muy pequeño. En proporciones similares se relaciona el descenso índice con los valores de humedad y temperatura. Por ello, el DMC es un índice mucho más estable que el FFMC, pues se requiere de grandes valores en los índices meteorológicos para hacer variar el DMC considerablemente. Así pues, el modelo obtenido para modelizar el DMC es el siguiente.

$$DMC = 2,628925 + 0,950197 DMC_1 - 0,039932 H - 0,09394 P + 0,09559 T \quad [47]$$

Dónde:

DMC: Código de contenido de humedad de la hojarasca del día en curso.

DMC<sub>1</sub>: Código de contenido de humedad de la hojarasca del día anterior.

H: Humedad relativa del ambiente (%).

P: Precipitación (mm).

T: Temperatura (°C).

Los valores de R<sup>2</sup> obtenidos en la regresión son considerablemente mejores que los obtenidos en FFMC e ISI. Esto es así porque al tratarse de una capa más profunda del terreno, y por tanto más estable, las variaciones de humedad en ella son menores y más fácilmente predecibles.

R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> <sub>adj</sub>	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
97,63	97,63	7,562	2,75	0,00006704	1,350

**Tabla 11:** Resultados de la regresión al DMC.

### Regresión al DMC por estaciones

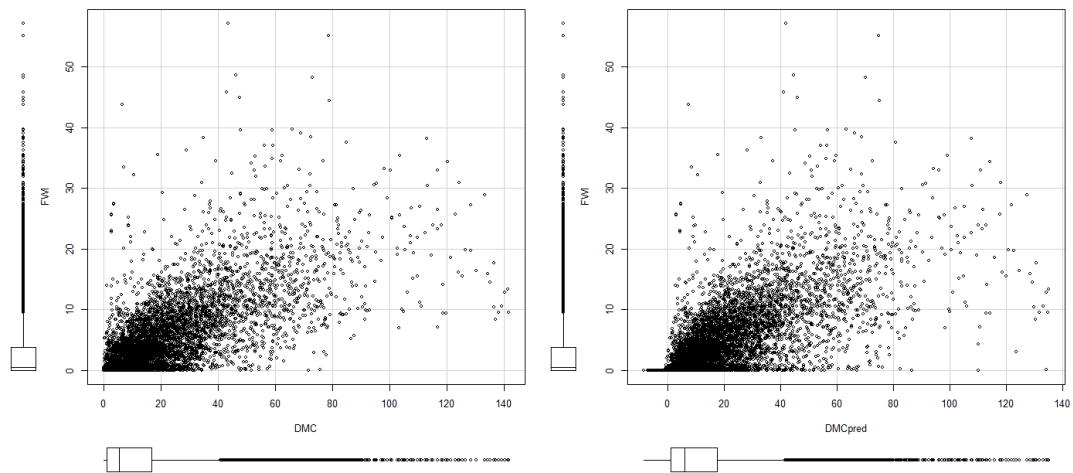
Los resultados de los ajustes realizados para cada estación son similares entre sí. Por ello, al no observarse un diferente comportamiento de las variables entre las estaciones meteorológicas, sumado a la buena correlación de los datos, hacen desestimar el empleo de un ajuste diferente para cada estación.

Estación	Intercept	DMC.1	Humedad	Precipitación	Temperatura	R2	RMSE
<b>Aeropuerto</b>	1,248114	0,910220	-0,02905	-0,117044	0,143812	95,77	2,008
<b>Aller</b>	2,401576	0,935639	-0,046512	-0,055298	0,147662	97,56	2,597
<b>Amieva</b>	0,257187	0,910415	-0,024785	-0,078013	0,199672	96,53	2,304
<b>Becerra</b>	3,745517	0,900815	-0,045335	-0,040244	0,079211	95,98	1,701
<b>Busto</b>	1,57099	0,951190	-0,01474	-0,467030	0,07793	97,83	2,549
<b>Cabrales</b>	0,460545	0,969057	-0,029635	-0,069672	0,195186	98,86	3,845
<b>Camaleño</b>	3,171497	0,942931	-0,052101	-0,071504	0,112613	97,38	2,918
<b>Castropol</b>	1,231412	0,953799	-0,029505	-0,140033	0,126259	98,29	2,152
<b>Cervantes</b>	2,452906	0,863508	-0,036871	-0,093448	0,174008	95,24	2,645
<b>Colunga</b>	2,483378	0,863246	-0,037566	-0,085329	0,174163	95,21	2,651
<b>Degaña</b>	2,422067	0,898111	-0,039845	-0,051233	0,180064	96,95	2,651
<b>Gijón</b>	1,407438	0,912794	-0,031106	-0,074385	0,135101	96,54	1,538
<b>Ibias</b>	2,182715	0,887618	-0,035423	-0,081791	0,154563	95,73	2,289
<b>Isidro</b>	2,18867	0,91953	-0,03147	-0,14301	0,16901	97,46	3,103
<b>Leitariegos</b>	2,234532	0,959817	-0,032346	-0,063788	0,105963	98,14	3,019
<b>Lena</b>	1,859087	0,944951	-0,039636	-0,127097	0,157055	98,13	2,762
<b>Llanes</b>	0,395143	0,925004	-0,026669	-0,11888	0,172679	97,23	1,898
<b>Luna</b>	2,53547	0,93231	-0,03113	-0,33147	0,16411	97,27	4,978
<b>Mieres</b>	1,836371	0,899177	-0,038794	-0,095898	0,164337	95,78	2,571
<b>Mondoñedo</b>	1,209797	0,95533	-0,029237	-0,088806	0,135782	98,49	2,331
<b>Oviedo</b>	2,557004	0,911737	-0,042991	-0,079372	0,129433	96,27	2,34
<b>Peñas</b>	0,68058	0,907886	-0,021465	-0,099743	0,148661	96,09	1,798
<b>Piloña</b>	1,962375	0,917929	-0,038596	-0,064459	0,153933	96,98	2,355
<b>Somiedo</b>	0,492098	0,947091	-0,018806	-0,089687	0,144124	97,6	2,931
<b>Taramundi</b>	1,529258	0,926188	-0,027199	-0,047713	0,104131	97,29	1,308
<b>Tineo</b>	2,137738	0,938333	-0,034583	-0,162541	0,132041	97,89	2,913
<b>Valdeón</b>	2,214118	0,951516	-0,045662	-0,052101	0,165068	97,94	6,54

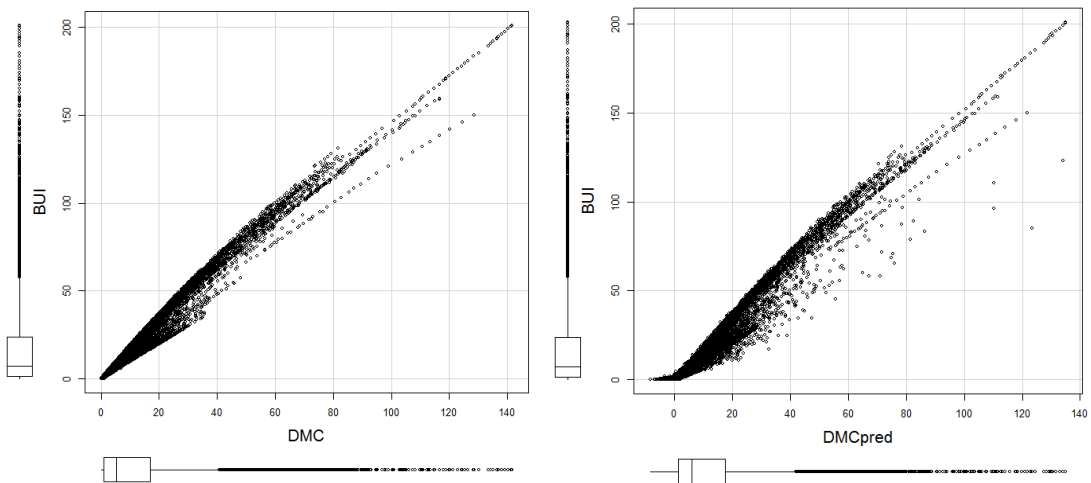
**Tabla 12:** Estadísticos de las regresiones al DMC por estaciones.

### Análisis de resultados

Aunque hay valores del DMC con valores muy altos, cercanos a 140, las cajas de datos indican que la gran mayoría de días el valor del DMC se encuentra en valores muy bajos. De hecho, el percentil 75 se encuentra por debajo de 20. Como resultado de la regresión se obtienen valores negativos que no tienen cabida en la realidad, puesto que el índice no puede tomar valores negativos. Sin embargo, los valores del BUI cuando el DMC estimado es negativo, justifican cambiar automáticamente su valor a 0 sin generar apenas error. Es reseñable el hecho de que los valores de FWI más elevados, no se encuentran en los días en que el DMC es también muy elevado. Se observa también una alta correlación entre el valor del DMC y el BUI.

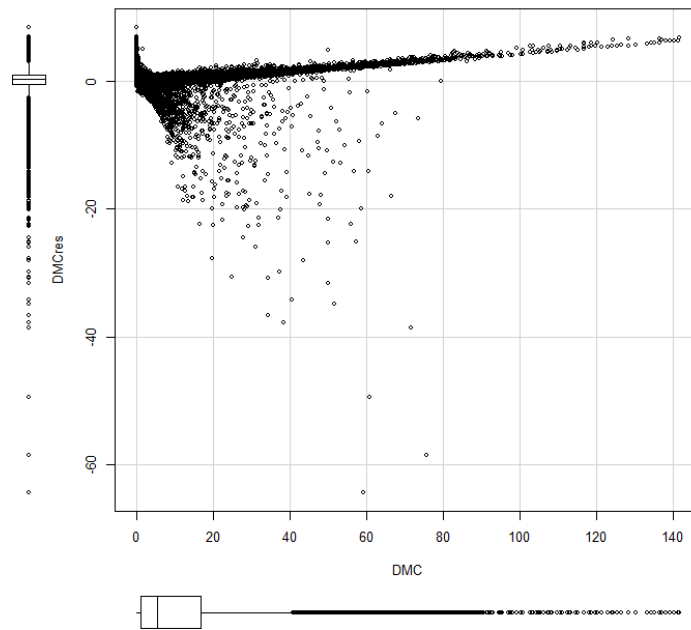


**Figura 12:** DMC real y predicho frente al FWI.



**Figura 14:** DMC real y predicho frente al BUI.

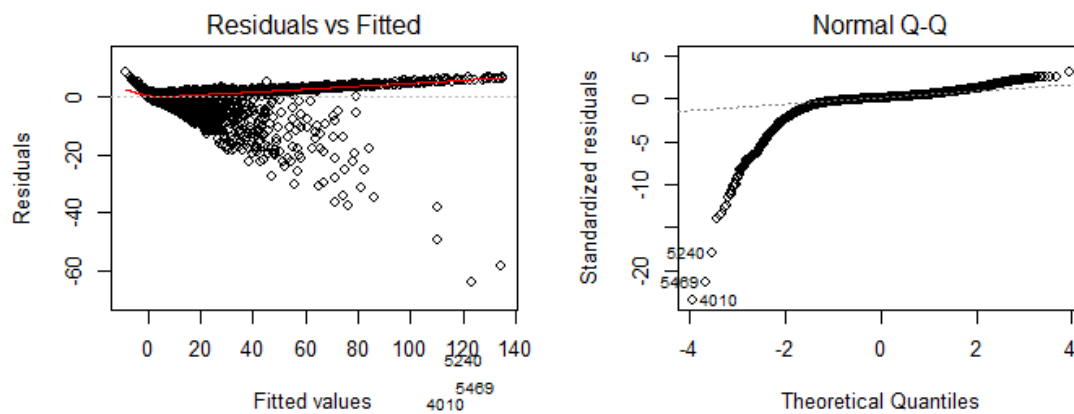
El valor positivo del sesgo indica que en términos generales, el modelo tiende a subestimar ligeramente el valor real del DMC. Dicha tendencia va creciendo ligeramente a medida que aumenta el valor del DMC. Sin embargo, existen algunos datos en que el modelo comete errores elevados por sobrestimar, en gran medida, el valor real del DMC. Sin embargo, la baja proporción de fallos respecto al total de los datos, hacen asumibles estos errores.



**Figura 14:** Residuales del ajuste al DMC.

- Estudio de la linealidad del modelo

A la vista de los gráficos se puede concluir rápidamente que el modelo no es lineal al incumplir las hipótesis previas de homocedasticidad y normalidad de los residuos. A pesar del alto coeficiente de determinación (97,63%), existe cierta variabilidad en la muestra que no puede ser explicada. A pesar de ello, los buenos resultados que ofrece el modelo pueden considerarse igualmente válidos para realizar la estimación al DMC.



**Figura 15:** Hipótesis previas de la regresión al DMC.

### Validación del modelo

Como se puede observar, el valor de los estimadores del modelo realizado para validación apenas varía con respecto a los resultados obtenidos con toda la muestra, por lo que son modelos muy similares.

$$DMC = 2,470523 + 0,945201 DMC_1 - 0,038358 H - 0,095822 P + 0,103293 T \quad [48]$$

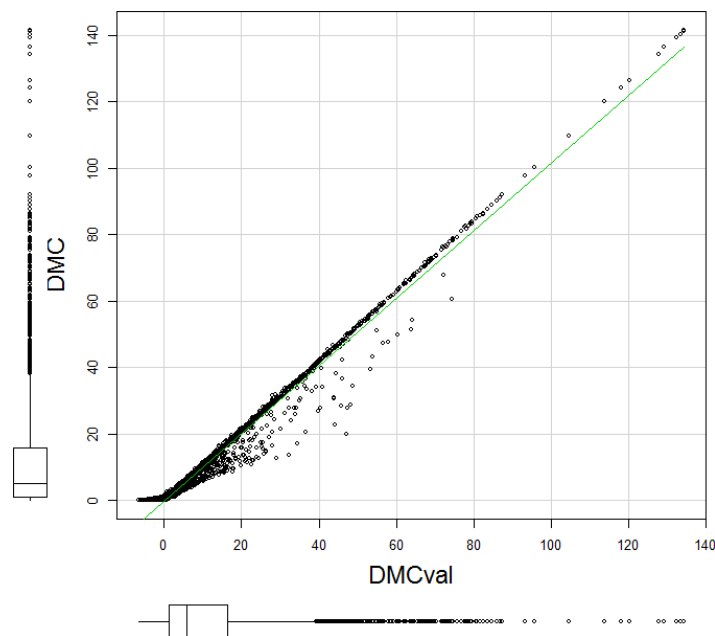
Los datos muestrales reservados para validar el modelo se adaptan, a tenor de los resultados estadísticos, perfectamente al mismo. Por ello, no hay problema en considerar al modelo perfectamente válido.

$R^2$	$R^2_{adi}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
98,29	98,29	5,342	2,311	0,0603	1,286

**Tabla 13:** Resultados del modelo de validación del DMC.

Así mismo, la relación entre los datos predichos por el modelo y los datos reales se aproxima en gran medida, como se aprecia en el gráfico, al valor óptimo de la bisectriz del primer cuadrante.

$$DMC = -0,130823 + 1,015620 DMC_{val} \quad [49]$$



**Figura 16:** Comparativa entre datos observados y predichos del DMC.

### Modelo final

Finalmente, el modelo queda definido de la siguiente manera, en el que los valores negativos predichos se transforman automáticamente a 0.

$$DMC = 2,628925 + 0,950197 DMC_1 - 0,039932 H - 0,09394 P + 0,09559 T \quad [50]$$

Dónde:

DMC: Código de contenido de humedad de la hojarasca del día en curso.

DMC<sub>1</sub>: Código de contenido de humedad de la hojarasca del día anterior.

H: Humedad relativa del ambiente (%).

P: Precipitación (mm).

T: Temperatura (°C).

### **Regresión al DC**

En la elaboración de la regresión al DC, las variables explicativas del modelo son la precipitación, la temperatura, y el valor del índice el día anterior. El resto de variables meteorológicas no son tenidas en cuenta en la elaboración de este índice, pues al representar el estado de humedad de la capa más profunda del suelo, ni la humedad ambiental ni el viento influyen sobre el índice. Al igual que en los casos anteriores, el valor del índice en el día previo es un elemento de gran importancia dentro de la predicción. Como en el resto de casos, la precipitación hace descender el valor del índice, mientras que un aumento de las temperaturas lo incrementan.

$$DC = 0,023185 + 0,9851192 DC_1 - 0,857038 P + 0,4154466 T \quad [51]$$

Dónde:

DC: Código de sequía del día en curso.

DC<sub>1</sub>: Código de sequía del día anterior.

P: Precipitación (mm).

T: Temperatura (°C)

Los resultados obtenidos en este ajuste, con un R<sup>2</sup> de 99,75% manifiestan un ajuste prácticamente perfecto.



$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
99,75	99,75	99,560	9,978	0,0001864	5,756

**Tabla 14:** Resultados de la regresión al DC.

### Regresión al DC por estaciones

El elevado valor del coeficiente de determinación de la regresión anterior justifica su validez para todas las estaciones. A pesar de ello, a continuación se indican los valores de los estimadores de las regresiones al DC obtenidas con los datos de cada estación meteorológica, entre las cuales tampoco se advierten variaciones importantes.

Estación	Intercept	DC.1	Precipitación	Temperatura	R2	RMSE
Aeropuerto	-2,5291	0,98243	-0,84294	0,5551	99,70	9,084
Aller	0,285423	0,985845	-0,878549	0,401057	99,75	10,63
Amieva	0,526316	0,985498	-0,999851	0,383692	99,73	10,88
Becerra	-0,385315	0,971737	-0,465209	0,455165	99,33	7,406
Busto	2,641085	0,98717	-2,669798	0,377395	99,86	8,004
Cabrales	-1,646478	0,985999	-1,00593	0,565861	99,80	12,24
Camaleño	-0,806021	0,9824	-623836	0,480864	99,70	9,01
Castropol	-1,375329	0,98491	-1,328577	0,545437	99,80	9,045
Cervantes	0,758922	0,975755	-0,611981	0,382428	99,38	10,31
Colunga	0,55454	0,975376	-0,568924	0,394166	99,37	10,38
Degaña	-1,342549	0,978076	-0,446211	0,546683	99,65	8,599
Gijón	10,294705	0,979117	-0,661693	0,127157	99,83	9,499
Ibias	-2,143424	0,981423	-0,579659	0,571263	99,77	7,548
Isidro	1,779352	0,984507	-1,105761	0,389024	99,78	8,324
Leitariegos	-0,034413	0,982916	-0,511433	0,496511	99,75	8,159
Lena	2,354328	0,987811	1,540823	0,319087	99,82	10,7
Llanes	-7,191054	0,978809	-0,926334	0,917375	99,77	9,817
Luna	1,690444	0,983554	-1,290551	0,401239	99,81	8,685
Mieres	-0,605879	0,984718	-0,941674	0,446015	99,73	11,03
Mondoñedo	-0,990095	0,985016	-0,930852	0,484376	99,74	10,68
Oviedo	-1,20464	0,98253	-0,905317	0,511699	99,72	10,93
Peñas	-2,553914	0,983828	-0,861677	0,58792	99,77	9,055
Piloña	-0,620325	0,983915	0,881585	0,486674	99,75	11,01
Somiedo	-2,589411	0,985568	-0,671363	0,569678	99,8	9,392
Taramundi	-0,48467	0,98337	-0,95423	0,47018	99,72	9,471
Tineo	-0,574791	0,986658	-1,466526	0,502133	99,85	8,923
Valdeón	-1,66293	0,98205	-0,59942	0,57358	99,72	9,777

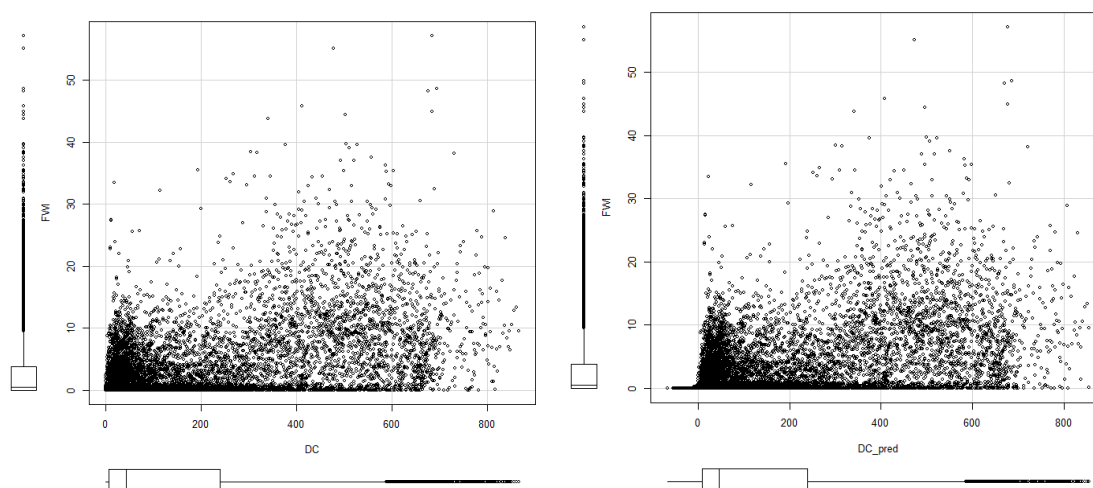
**Tabla 15:** Estadísticos de las regresiones al DC por estaciones

### Análisis de resultados

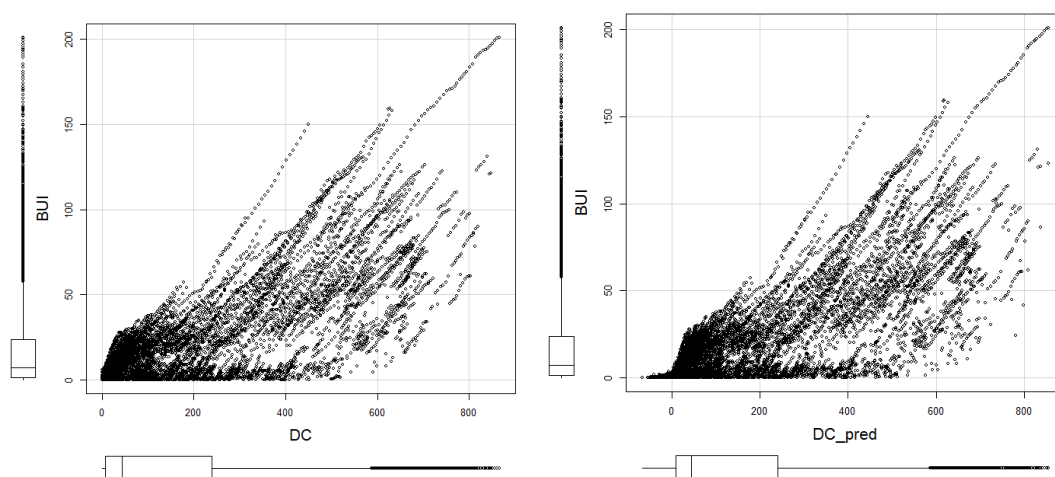
El DC adquiere valores por encima de 800, si bien más de la mitad de los valores se encuentran por debajo de 50, y la frecuencia de valores elevados disminuye a medida que aumenta el valor del DC, tal como muestran los diagramas de cajas. Como en los casos anteriores, el modelo ofrece valores negativos que el modelo real no contempla, si bien

se trata de días en que el valor del FWI es 0, por lo que está justificado transformar automáticamente estos valores negativos a 0.

Respecto a la relación del DC con el BUI, la correlación entre ambos índices es menos clara que la que se establece entre el DMC y el BUI, si bien el gráfico de dispersión obtenido del modelo es muy similar al de los datos reales, por lo que en ese sentido el modelo es válido.

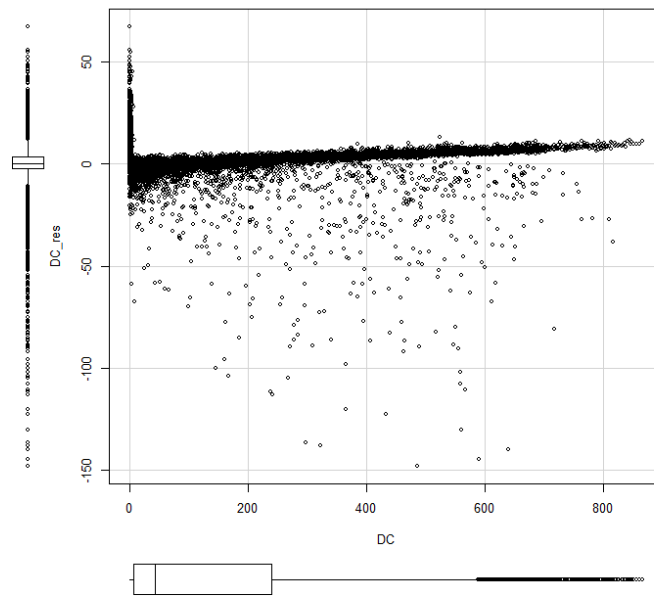


**Figura 17:** DC real y predicho frente al FWI.



**Figura 18:** DC real y predicho frente al BUI.

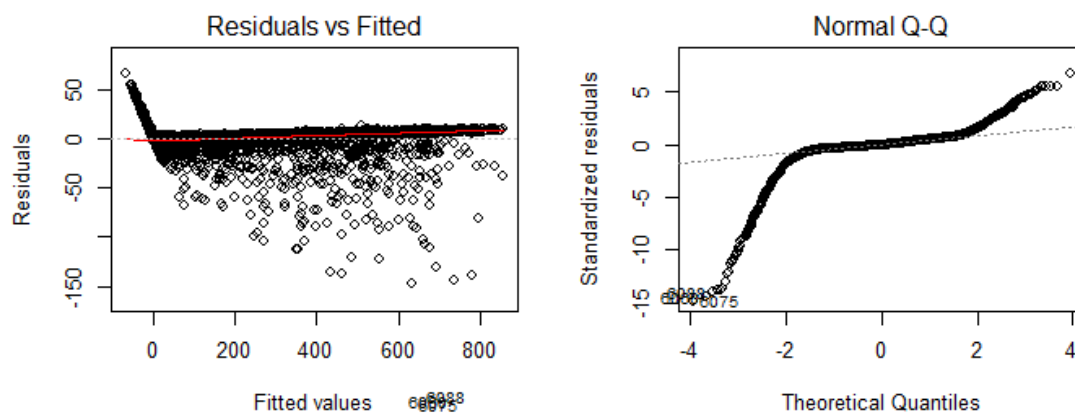
La tendencia general del modelo es a subestimar ligeramente los datos reales, aumentando ligeramente dicha tendencia conforme crece el valor del DC. A pesar de ello, en algunos casos el modelo subestima la realidad con errores significativamente por encima de la media. Sin embargo, pueden considerarse una minoría respecto al total.



**Figura 19;** Residuales del ajuste al DC.

- Estudio de la linealidad del modelo

Como en los casos anteriores, las hipótesis previas del modelo lineal deben ser desechadas al incumplirse claramente la homocedasticidad y normalidad en el modelo. A pesar de ello, el elevado coeficiente de determinación del modelo justifica sobradamente la validez del modelo como predictor del DC.



**Figura 20:** Hipótesis previas de la regresión al DC.

### Validación del modelo

Del modelo de regresión obtenido empleando el 75% de los datos muestrales se puede observar como el valor de los estimadores apenas varía con respecto a los resultados obtenidos con toda la muestra, por lo que son modelos muy similares.

$$DC = -0,2853854 + 0,9839639 DC_1 - 0,8347193 P + 0,4442902 T \quad [52]$$

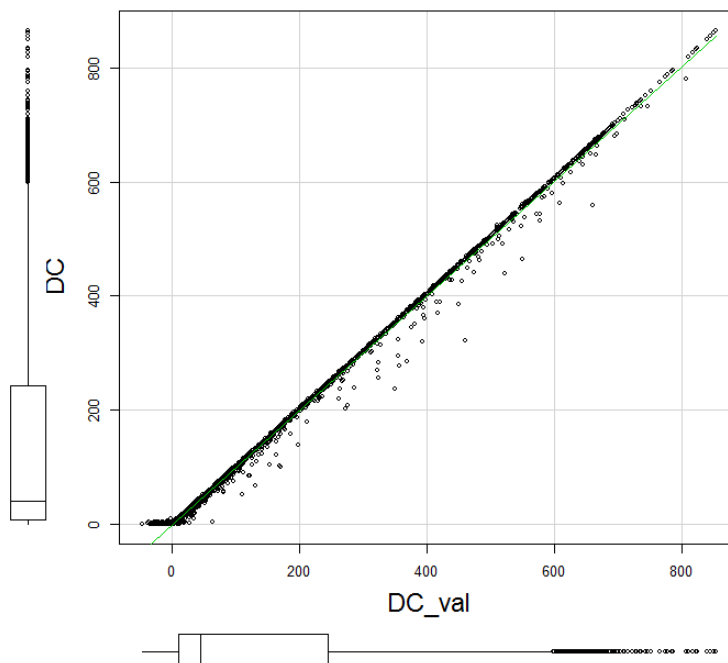
Al aplicar este ajuste al 25% de la muestra reservada para la validación los errores no disminuyen en gran medida, por lo que en ese sentido el ajuste es completamente válido.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
99,79	99,79	85,889	9,267	0,129	4,622

**Tabla 16:** Resultados del modelo de validación del DC.

Al enfrentar los datos de validación predichos frente a los observados se obtiene un ajuste lineal muy próximo a la bisectriz del primer cuadrante, por lo que las predicciones son buenas.

$$DC = -0,3576840 + 1,0032211 DC_{val} \quad [53]$$



**Figura 19:** Comparativa entre datos observados y predichos del DC.

### Modelo final

Finalmente, el modelo queda definido por la siguiente ecuación, en la cual los valores negativos obtenidos son transformados a 0.

$$DC = 0,023185 + 0,9851192 DC_1 - 0,857038 P + 0,4154466 T \quad [54]$$

Dónde:

DC: Código de sequía del día en curso.

DC<sub>1</sub>: Código de sequía del día anterior.

P: Precipitación (mm).

T: Temperatura (°C)

### **Regresión al ISI**

A diferencia del resto de modelos, la regresión al ISI es multiplicativa, en lugar de aditiva como el resto de ajustes vistos hasta ahora. Debido a los malos resultados obtenidos al emplear modelos aditivos como con el resto de las regresiones, ha sido necesario establecer un modelo exponencial para tener un ajuste con buenos resultados. Del análisis de la regresión obtenida se puede concluir que si bien con grandes valores de viento el valor del ISI puede dispararse considerablemente, en situaciones normales es claramente el FFMC quien lleva un mayor peso en el valor del ISI.

$$ISI = 2,39422 \cdot 10^{-11} * FFMC^{5,63020} * e^{0,04991*V} \quad [55]$$

Dónde:

ISI: Índice de propagación inicial.

FFMC: código de contenido de humedad en combustibles finos del día en curso.

V: velocidad del viento (km/h).

Los resultados de este modelo son en términos relativos los peores respecto al resto de regresiones a los diferentes índices que componen el FWI. Sin embargo, esto se ve en parte compensado por el pequeño rango de valores en que se distribuye el ISI, por lo que el valor del error es el menor de entre el resto de modelos.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
84,20%	84,19%	1,159	1,076	0,3281	0,3908

**Tabla 17:** Resultados de la regresión al ISI.

A continuación se muestra la ecuación original a partir de la cual se desarrolla el ajuste al ISI. Primeramente, los estadísticos obtenidos a partir de este modelo obtenido son de un  $R^2$  de 99,55% y un RMSE de 1,047, si bien con la transformación como ya se ha visto, los errores aumentan ligeramente.

$$\ln ISI = -24,45538 + 5,63020 \ln FPMC + 0,04991 V \quad [56]$$

Dónde:

ISI: Índice de propagación inicial.

FPMC: código de contenido de humedad en combustibles finos del día en curso.

V: velocidad del viento (km/h).

#### Análisis por estaciones

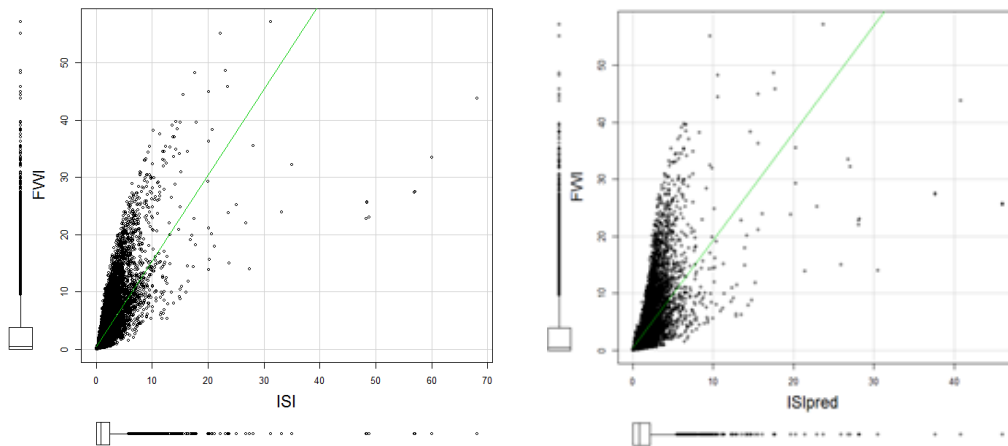
Los estadísticos resultantes de los ajustes realizados con los datos de cada estación muestran ligeras diferencias en los resultados obtenidos entre unas estaciones y otras. Sin embargo los valores de los estimadores son bastante similares, únicamente varían sustancialmente en el término independiente, si bien luego en la transformación exponencial las diferencias son mínimas, por lo que no se estima conveniente que al aplicar un ajuste independiente para cada estación haga mejorar los resultados globales.

<b>Estación</b>	<b>Intercept</b>	<b>LnFFMC</b>	<b>Viento</b>	<b>R2</b>	<b>RMSE</b>
<b>Aeropuerto</b>	-27,283672	6,310232	0,056881	98,30	0,4164
<b>Aller</b>	-23,220160	5,30409	0,06403	94,31	1,316
<b>Amieva</b>	-21,610470	4,83994	0,09414	91,34	1,561
<b>Becerra</b>	-23,337320	5,37715	0,01578	95,51	1,389
<b>Busto</b>	-25,018301	5,779638	0,052751	97,48	0,3022
<b>Cabrales</b>	-22,084300	5,08113	0,03498	92,77	1,359
<b>Camaleño</b>	-23,461780	5,29729	0,11439	92,15	1,445
<b>Castropol</b>	-26,118114	6,032646	0,05653	97,92	0,5403
<b>Cervantes</b>	-25,15217	5,78519	0,05415	96,79	1,039
<b>Colunga</b>	-25,17830	5,79039	0,05459	96,79	1,041
<b>Degaña</b>	-24,58185	5,63967	0,05937	96,64	0,9665
<b>Gijón</b>	-25,322966	5,848772	0,046566	96,33	0,7579
<b>Ibias</b>	-25,670397	5,947033	0,041908	96,88	0,9482
<b>Isidro</b>	-26,139543	6,107016	0,039375	96,60	0,6622
<b>Leitariegos</b>	-27,823632	6,455771	0,052986	99,05	0,5184
<b>Lena</b>	-22,864410	5,22131	0,06193	93,01	1,3116
<b>Llanes</b>	-26,627441	6,149111	0,058086	97,79	0,3785
<b>Luna</b>	-27,018704	6,298016	0,044521	98,56	0,5341
<b>Mieres</b>	-25,441127	5,87677	0,05642	98,25	0,6633
<b>Mondoñedo</b>	-24,852313	5,721234	0,056196	96,84	0,7514
<b>Oviedo</b>	-23,759407	5,452082	0,052387	95,11	1,075
<b>Peñas</b>	-27,44435	6,349803	0,055478	98,18	0,4221
<b>Piloña</b>	-24,37998	5,57899	0,0572	95,74	1,170
<b>Somiedo</b>	-24,08323	5,53991	0,05729	95,91	1,046
<b>Taramundi</b>	-24,161197	5,519772	0,055064	95,99	1,038
<b>Tineo</b>	-24,72097	5,65861	0,07425	96,68	0,9647
<b>Valdeón</b>	-23,9116	5,44169	0,08926	93,31	1,344

**Tabla 18:** Estadísticos de la regresión al ISI por estaciones.

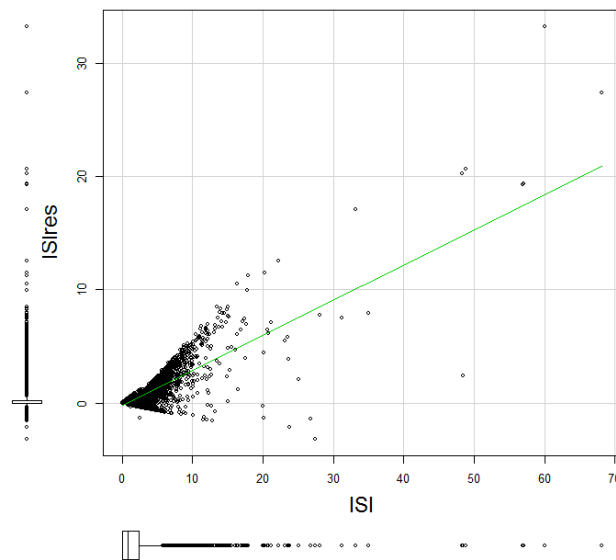
### Análisis de resultados

Los gráficos de cajas muestran que el 75% de los días el valor del índice ISI no sube por encima del valor 10, sin embargo se llegan a registrar valores por encima de 60, derivados de días en que la velocidad del viento es muy elevada.



**Figura 22:** ISI real y predicho frente al FWI.

En general la tendencia del modelo es a subestimar la realidad, pues el sesgo positivo en la mayoría de casos así lo indica. Se observa también un brusco incremento del error a medida que aumenta el ISI, si bien V. Wagner G.E. (1968), ya indica que para valores altos de viento, es decir, en días con un elevado ISI, el comportamiento del índice no está probado y puede dar lugar a errores. Por ello, el modelo de regresión ofrece una predicción muy a la baja para estos días en que el ISI toma valores muy altos.



**Figura 23:** Residuales del ajuste del ISI.

### Validación del modelo

El modelo obtenido a partir del 75% de los datos muestrales a partir del cual realizar la validación se muestra a continuación.



$$ISI = 1,94186 \cdot 10^{-11} * 5,68055 FPMC * e^{(0,05030 V)} \quad [57]$$

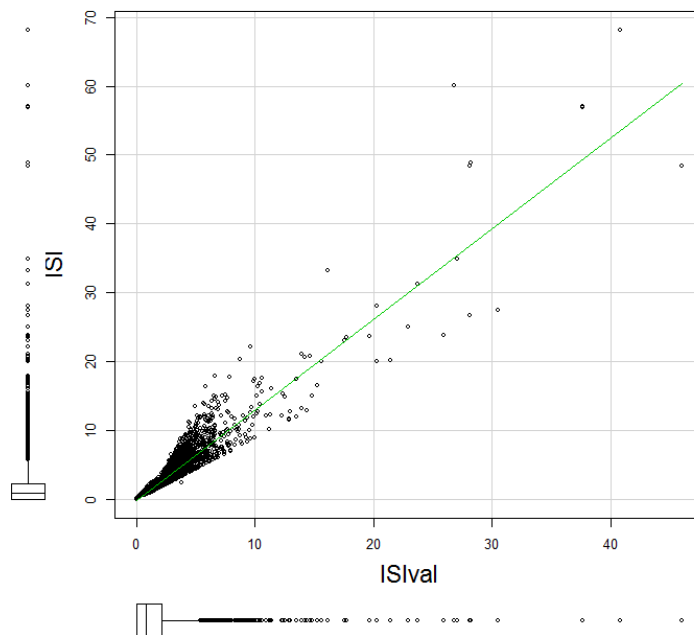
Los resultados obtenidos en la validación apenas varían con respecto a los de la regresión original, por lo que el modelo es válido.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
83,92%	83,91%	1,497	1,223	0,3711	0,4960

**Tabla 19:** Resultados del modelo de validación del ISI.

Además, al realizar la regresión entre los datos predichos en la validación y los observados, la cercanía al valor 0 del término independiente, y a 1 del otro estimador, son muestra del buen funcionamiento de la regresión.

$$ISI = -0,100299 + 1,315307 ISlval \quad [58]$$



**Figura 24:** Comparativa entre datos observados y predichos del ISI.

### Modelo final

Así pues, el modelo final al ISI queda definido de la siguiente manera.

$$ISI = 2,39422 \cdot 10^{-11} * FPMC^{5,63020} * e^{0,04991 * V} \quad [59]$$

Dónde:

ISI: Índice de propagación inicial.

FFMC: código de contenido de humedad en combustibles finos del día en curso.

V: velocidad del viento (km/h).

### Regresión al BUI

El índice BUI, viene definido por los índices DMC y DC, y la regresión obtenida así lo pone de manifiesto, ya que en este caso las variables meteorológicas no son tenidas en cuenta en la elaboración de este índice, puesto que ya han sido incluidas en la elaboración del DMC y DC. En este caso, ambos índices se introducen en el modelo mediante sumandos positivos, por lo que un aumento de los índices DMC y DC se traduce en un aumento del BUI.

$$BUI = -1,3482544 + 0,0232935DC + 1,3241782 DMC \quad [60]$$

Dónde:

BUI: Índice de combustión.

DMC: Código de contenido de humedad de la hojarasca.

DC: Código de sequía del día en curso.

Como en el resto de regresiones representativas de las capas más profundas del suelo, muestra de una mayor estabilidad en estas capas, los valores obtenidos de  $R^2$  obtenidos son muy elevados, por encima del 99%.

$R^2$	$R^2_{adi}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
99,09	99,09	6,807	2,609	$8,515 \cdot 10^{-6}$	1,898

**Tabla 20:** Resultados de la regresión al BUI.

### Regresión al BUI por estaciones

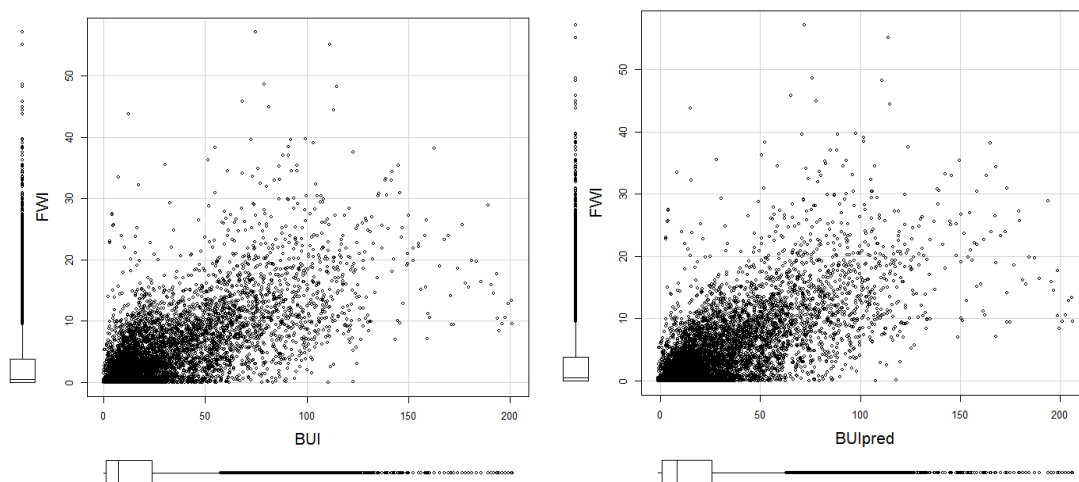
A la vista de los resultados de los estadísticos, y de los valores de los estimadores que no varían significativamente entre las distintas estaciones meteorológicas, se puede decir que la tendencia de las variables es similar para todas las estaciones y por tanto puede emplearse el modelo global sin aumentar el error.

Estación	Intercept	DC	DMC	R2	RMSE
Aeropuerto	-1,207786	0,02377	1,356689	98,94	1,729
Aller	-1,802656	0,027153	1,329798	99,16	2,498
Amieva	-1,5784049	0,0229574	1,3633006	98,80	2,301
Becerra	-0,878922	0,035527	1,138082	96,95	2,091
Busto	-1,965015	0,0163051	1,4742022	99,60	1,787
Cabrales	-1,652361	0,0231682	1,3102785	99,78	2,466
Camaleño	-1,390246	0,025407	1,29977	99,26	2,305
Castropol	-1,8474632	0,0153464	1,474446	99,34	2,163
Cervantes	-1,034576	0,043089	1,142754	99,01	1,873
Colunga	-1,027117	0,043084	1,142496	99,01	1,870
Degaña	-1,369846	0,029659	1,285756	99,17	2,125
Gijón	-1,252393	0,012094	1,514014	98,69	1,688
Ibias	-1,5801718	0,0200288	1,380447	97,79	2,615
Isidro	-1,238421	0,035025	1,221827	99,43	2,203
Leitariegos	-1,150535	0,02857	1,277433	99,60	2,049
Lena	-2,101364	0,0208832	1,4113636	99,40	2,555
Llanes	-1,5424228	0,016566	1,4781434	99,46	1,45
Luna	-1,896631	0,034715	1,193133	99,14	3,821
Mieres	-1,6425986	0,0239074	1,3493816	98,81	2,322
Mondoñedo	-1,6881673	0,018385	1,3959886	99,25	2,571
Oviedo	-1,4627202	0,0189631	1,4387879	99,23	1,839
Peñas	-1,3526168	0,0107622	1,5898724	99,40	1,249
Piloña	-1,381082	0,022516	1,330185	98,35	2,833
Somiedo	-1,9484578	0,0187189	1,4107538	99,11	2,83
Taramundi	-0,8405056	0,0105476	1,558729	99,10	1,32
Tineo	-1,6123476	0,0159745	1,4323091	99,39	2,468
Valdeón	-1,26272	0,025208	1,275019	99,56	2,357

**Tabla 21:** Estadísticos de la regresión al BUI por estaciones.

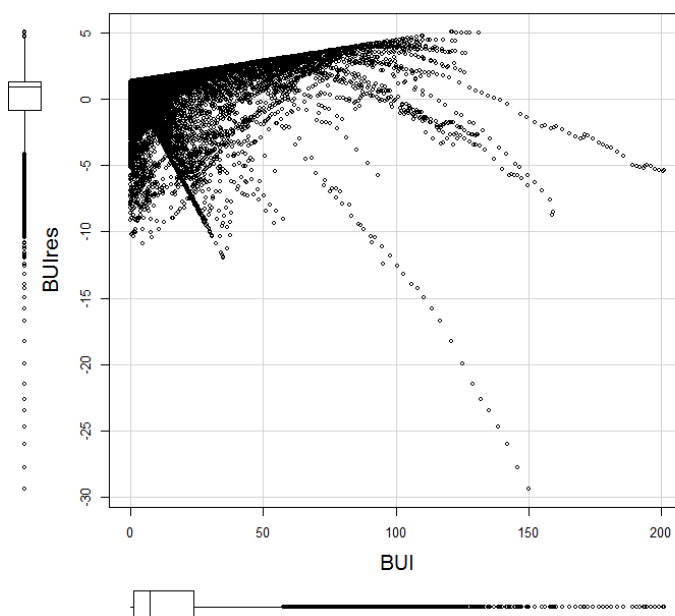
### Análisis de resultados

Como en los casos anteriores, el BUI puede llegar a tomar valores muy por encima de los valores normales. La predicción ofrece una pequeña cantidad de valores negativos que como en las regresiones anteriores deben ser directamente cambiados a 0, ya que teóricamente el BUI no debe tomar valores negativos y ello no conlleva un aumento del error.



**Figura 25:** BUI real y predicho frente al FWI.

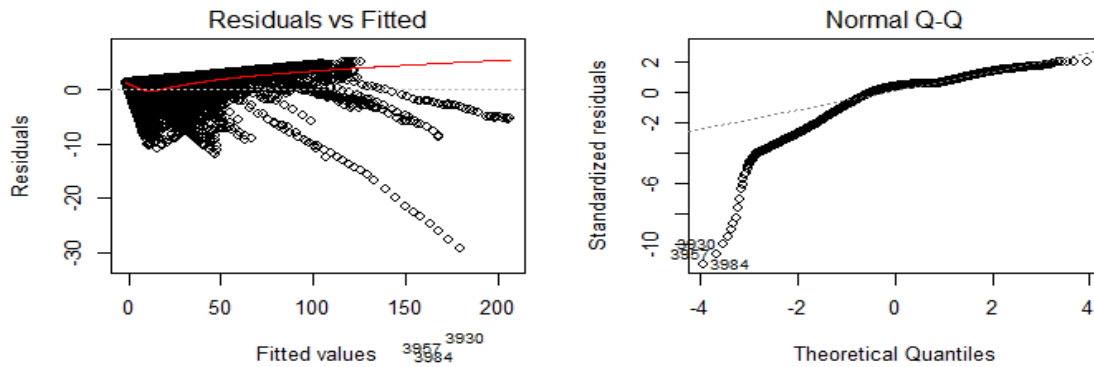
En los valores más bajos del BUI la mayoría de los residuos comienza siendo negativo, si bien la tendencia generalizada a lo largo del modelo es la de infravalorar el valor real del índice, que se traduce en sesgos positivos que se van incrementando a medida que aumenta el valor del BUI. Sin embargo, a pesar del elevado coeficiente de determinación se pueden encontrar residuos negativos con valores por encima de la media, si bien son una minoría en consideración con todos los datos de la muestra.



**Figura 26:** Residuales del ajuste del BUI.

- Estudio de la linealidad del modelo

Como en los casos anteriores las hipótesis previas de homocedasticidad y normalidad de los residuos no se cumplen. A pesar de los buenos resultados del ajuste, para acabar de explicar la variabilidad del modelo completamente se necesitaría incorporar alguna variable nueva.



**Figura 27:** Hipótesis previas de la regresión al BUI.

### Validación del modelo

El modelo de regresión obtenido empleando el 75% de los datos muestrales se muestra a continuación. Como se puede observar, el valor de los estimadores apenas varía con respecto a los resultados obtenidos con toda la muestra, por lo que son modelos muy similares.

$$BUI = -1,3444527 + 0,0236198 DC + 1,3204049 DMC \quad [61]$$

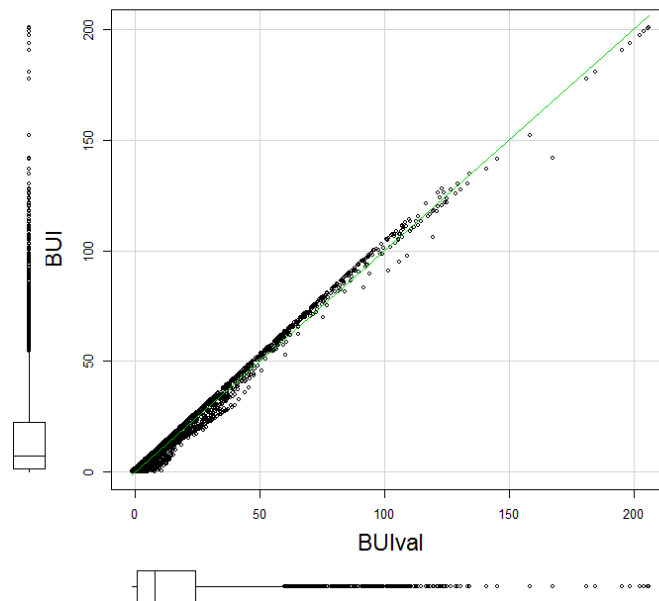
Al aplicar este ajuste al 25% de la muestra, reservada para la validación los errores no disminuyen en gran medida, por lo que se valida el ajuste.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
99,37	99,37	6,368	2,523	-0,020	1,871

**Tabla 22:** Resultados del modelo de validación del BUI.

Si se enfrentan los datos de validación predichos frente a los observados se obtiene un ajuste lineal muy próximo a la bisectriz del primer cuadrante, por lo que las predicciones son buenas.

$$BUI = -0,060065 + 1,002157 BUI_{val} \quad [62]$$



**Figura 28:** Comparativa entre datos observados y predichos del BUI.

### Modelo final

El ajuste final de regresión al BUI queda pues definido por la siguiente ecuación. Hay que tener en cuenta que los valores negativos obtenidos de la regresión serán transformados automáticamente a 0, al igual que con los días en que el valor del índice DMC sea 0, en los cuales el BUI también debe ser de 0.

$$BUI = -1,3482544 + 0,0232935DC + 1,3241782 DMC \quad [63]$$

Dónde:

BUI: Índice de combustión.

DMC: Código de contenido de humedad de la hojarasca.

DC: Código de sequía del día en curso.

### **Regresión al FWI**

Finalmente, se elabora la regresión al FWI, en la cual las variables explicativas del modelo son los índices previos ISI y BUI. El resto de variables meteorológicas no son directamente tenidas en cuenta en la elaboración de este índice, ya que forman parte de los índices previos. Nuevamente, como en el caso del ISI, los modelos aditivos no han sido capaces de ofrecer unos buenos resultados por lo que ha sido necesario recurrir a un modelo potencial, que deriva en el modelo multiplicativo.

$$FWI = 0,29623 * ISI^{0,979151} BUI^{0,480086} * 1,07902 \quad [64]$$

Dónde:

FWI: Índice meteorológico del día en curso.

ISI: Índice de propagación inicial.

BUI: Índice de combustión.

<b>R<sup>2</sup></b>	<b>R<sup>2</sup><sub>adj</sub></b>	<b>EMC</b>	<b>RMSE</b>	<b>Ē</b>	<b>EMA</b>
87,67	87,67	3,457	1,86	0,5349	1,055

**Tabla 23:** Resultados de la regresión al FWI.

Se trata de un modelo multiplicativo, en este caso completamente potencial, ya que proviene de la ecuación [65], ajustada a partir de los logaritmos tanto del término dependiente como de los términos independientes. Finalmente, el último factor de la regresión se corresponde con el factor corrector, que es la mitad del EMC de este ajuste inicial (2,158), que a su vez tiene un R<sup>2</sup> del 99,46%.

$$\ln FWI = -1,216642 + 0,979151 \ln ISI + 0,480086 \ln BUI \quad [65]$$

#### Regresión al FWI por estaciones

A continuación se muestran los valores obtenidos en los estimadores de las regresiones al FWI para cada una de las estaciones. Observando estos resultados, no se aprecian diferencias significativas entre las diferentes estaciones meteorológicas, de forma que todas siguen una misma tendencia y por tanto, el modelo general se adapta bien a todas ellas, por lo que no es necesario emplear estas regresiones, ya que su uso no aportaría un aumento significativo en la precisión de los ajustes con respecto al modelo general.

Estación	Intercept	LnISI	LnBUI	R2	RMSE
<b>Aeropuerto</b>	-1,349887	0,992324	0,524591	99,32	0,3072
<b>Aller</b>	-1,282239	0,976905	0,502469	99,51	0,4053
<b>Amieva</b>	-1,29515	0,98379	0,492756	99,6	0,3737
<b>Becerra</b>	-0,97062	1,00453	0,33837	99,61	0,3949
<b>Busto</b>	-1,457579	1,015904	0,595293	98,89	0,2596
<b>Cabrales</b>	-1,322308	0,973831	0,55226	99,54	0,3739
<b>Camaleño</b>	-1,249062	0,987005	0,477563	99,53	0,3727
<b>Castropol</b>	-1,317784	0,986782	0,520544	99,37	0,3415
<b>Cervantes</b>	-1,06197	0,98321	0,4133	99,6	0,3795
<b>Colunga</b>	-1,062014	0,983004	0,413283	99,6	0,3792
<b>Degaña</b>	-0,934514	0,998653	0,365865	99,52	0,4666
<b>Gijón</b>	-1,474591	0,949666	0,545253	99,44	0,3371
<b>Ibias</b>	-1,072073	0,978848	0,417267	99,56	0,3871
<b>Isidro</b>	-1,023018	1,00445	0,433963	99,23	0,3599
<b>Leitariegos</b>	-0,94483	0,98641	0,4083	99,44	0,4298
<b>Lena</b>	-1,365617	0,966368	0,547419	99,49	0,3949
<b>Llanes</b>	-1,482019	0,997628	0,579186	99,24	0,2714
<b>Luna</b>	-1,17411	0,96466	0,500493	99,4	0,3781
<b>Mieres</b>	-1,386521	0,977537	0,532742	99,58	0,3591
<b>Mondoñedo</b>	-1,2562	0,97491	0,5268	99,42	0,3418
<b>Oviedo</b>	-1,358113	0,972701	0,515098	99,49	0,3679
<b>Peñas</b>	-1,344051	0,990276	0,525886	99,32	0,3025
<b>Piloña</b>	-1,406649	0,956104	0,522629	99,6	0,3895
<b>Somiedo</b>	-1,25739	0,964627	0,494858	99,39	0,4393
<b>Taramundi</b>	-1,141947	1,000461	0,423163	99,54	0,3375
<b>Tineo</b>	-1,464704	0,956582	0,563493	99,56	0,3929
<b>Valdeón</b>	-1,299732	0,97644	0,514032	99,51	0,3888

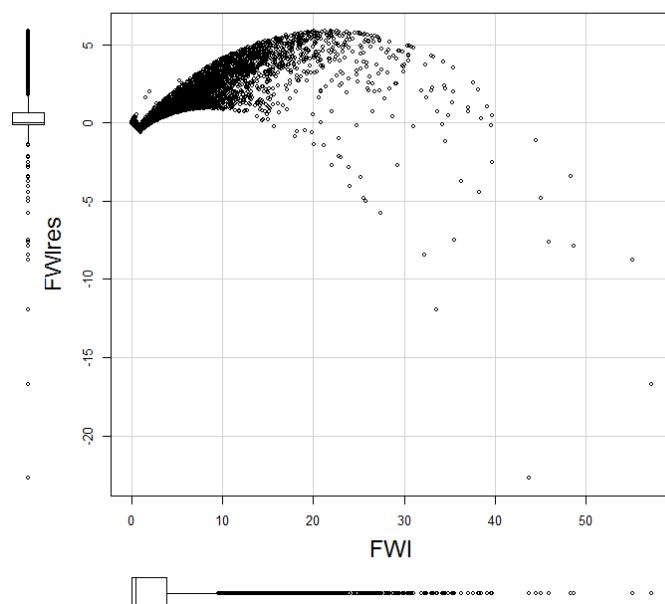
**Tabla 24:** Estadísticos de la regresión al FWI por comarcas.

### Análisis de resultados

Aunque se pueden alcanzar valores de FWI de 60, la gran mayoría de ellos se encuentran muy por debajo. Prueba de ello es que el percentil 75 se encuentra por debajo de 5. A partir de valores superiores a 10, se observa una clara disminución de valores que se va haciendo más acusada a medida que aumenta el FWI.

Aunque en los valores más bajos del FWI se obtienen residuos mayoritariamente negativos, la tendencia generalizada del modelo es a ofrecer estimaciones por debajo de la realidad. Únicamente para los valores más elevados del FWI, hay una clara tendencia a infravalorar la realidad, observándose residuos muy elevados.





**Figura 29:** Residuales del ajuste del FWI.

### Validación del modelo

El modelo de regresión obtenido empleando el 75% de los datos muestrales se muestra a continuación. Como se puede observar, el valor de los estimadores apenas varía con respecto a los resultados obtenidos con toda la muestra, por lo que son modelos muy similares.

$$FWI = 0,294803 * ISI^{0,978875} * BUI^{0,483086} * 1,07826 \quad [66]$$

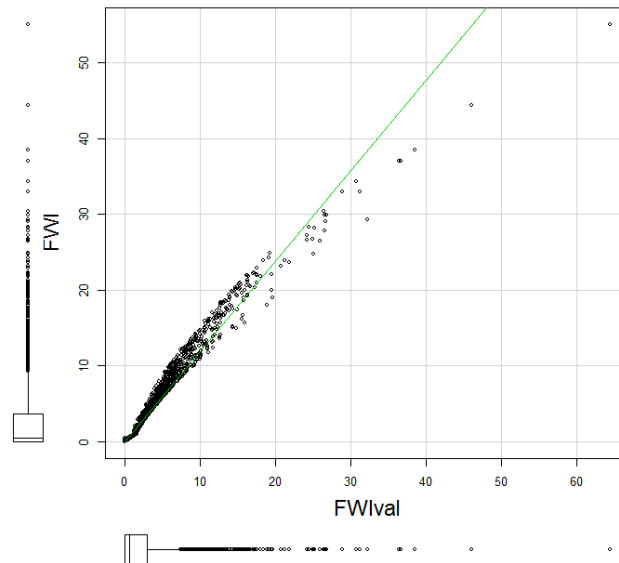
Los resultados obtenidos al aplicar la muestra de validación al modelo son bastante buenos, por lo que se desecha que los resultados del modelo global estén sesgados por los datos iniciales y por tanto el modelo es totalmente válido para predecir el FWI.

$R^2$	$R^2_{adj}$	EMC	RMSE	$\bar{E}$	EMA
91,89	91,89	3,277	1,810	0,538	1,062

**Tabla 25:** Resultados del modelo de validación del FWI.

Para acabar de validar las predicciones se contraponen los resultados obtenidos en la validación frente a los datos reales observados, obteniéndose una ecuación similar a la de la bisectriz del primer cuadrante. De este modo se corrobora que el modelo es válido para predecir el FWI.

$$FWI = 0,033930 + 1,195753 FWI_{val} \quad [67]$$



**Figura 28:** Comparativa entre datos observados y predichos del FWI.

### Modelo final

Así pues, el modelo final queda definido por la siguiente ecuación.

$$FWI = 0,29623 * ISI^{0,979151} BUI^{0,480086} * 1,07902 \quad [68]$$

Dónde:

FWI: Índice meteorológico del día en curso.

ISI: Índice de propagación inicial.

BUI: Índice de combustión.

### **Regresión final al FWI**

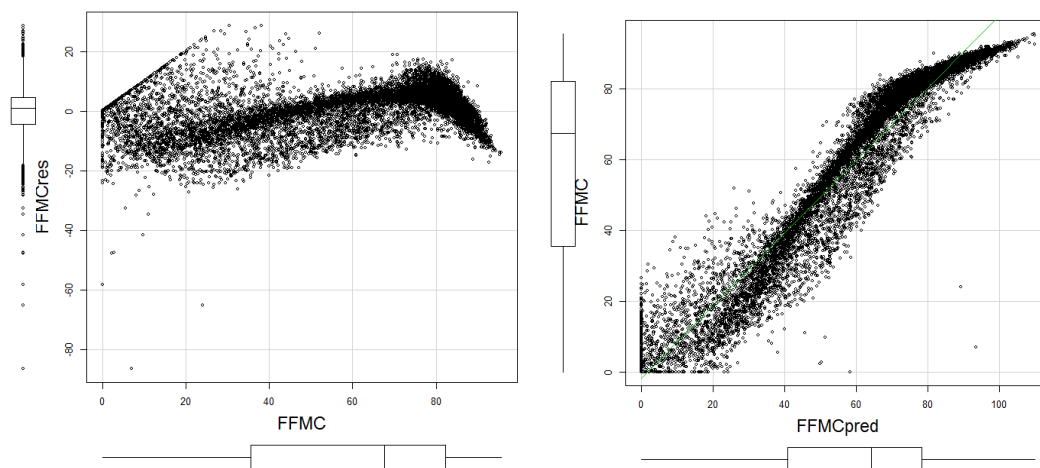
En los apartados anteriores se muestran los resultados de las diferentes regresiones realizadas a partir de los datos reales calculados en base al proceso original de cálculo del FWI. A continuación, se quieren analizar los resultados que ofrece el método al calcular los índices finales a partir de los índices previos obtenidos mediante regresión.

Durante esta fase, los resultados de los índices FFMC, DMC y DC son similares a los ya mostrados, ya que dependen directamente de las predicciones meteorológicas que

son las mismas, y únicamente varían en el valor del índice en el día anterior, que en este caso proviene de la predicción del propio índice. A continuación, las predicciones para los índices ISI, BUI y finalmente para el FWI, se realizan sobre las predicciones de sus respectivos índices previos.

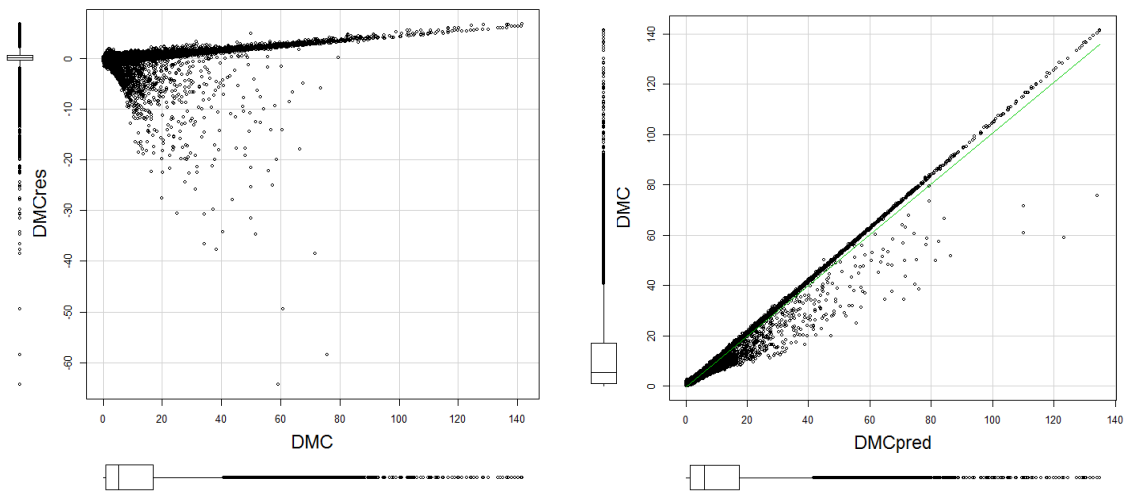
### Análisis de resultados

En la regresión al FFMC, los resultados de los estadísticos obtenidos son ligeramente mejores (RMSE= 7,3107 y EMA=5,6229) que los obtenidos en la regresión a pesar de que se están teniendo en cuenta datos de predicción en el ajuste. Esta mejora se debe a la transformación a 0 de los valores negativos, que llegaban a alcanzar -20, generando un gran error.



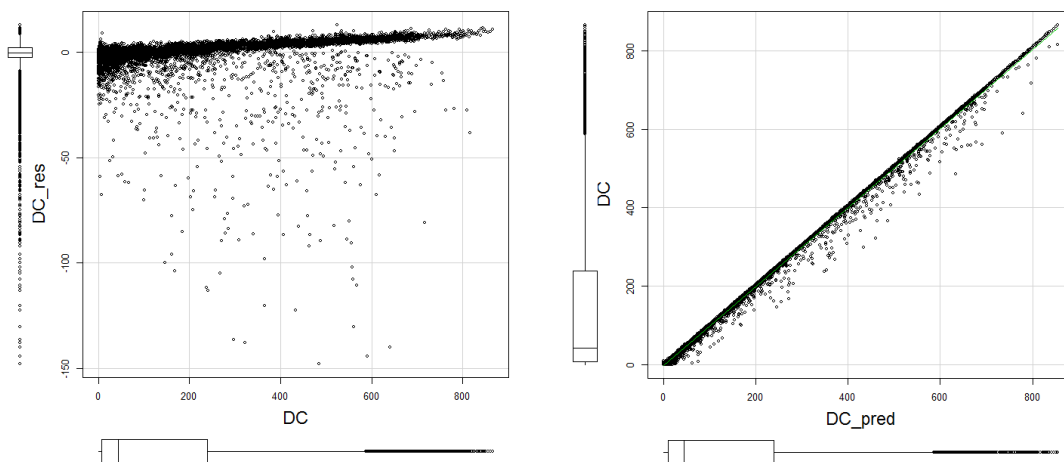
**Figura 29:** Resultados del FFMC en la predicción conjunta.

Por su parte, en la regresión al DMC se obtiene un RMSE de 2,6501 que también mejora el obtenido en el ajuste inicial, si bien el estadístico de EMA, con un valor de 1,1468 es ligeramente peor. Estos resultados demuestran que aunque en general el error ha aumentado ligeramente, han disminuido los errores más grandes, en parte seguramente también por el resultado de transformar en 0 los valores negativos.



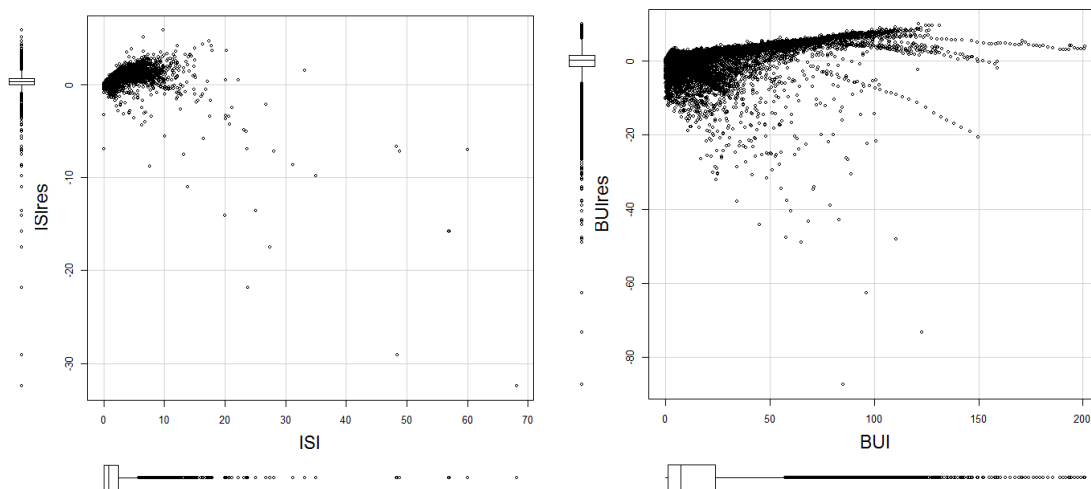
**Figura 32:** Resultados del DMC en la predicción conjunta.

A continuación, los resultados para el DC (RMSE=8,8019 y EMA=3,7671) también mejoran sustancialmente con respecto a los obtenidos en el ajuste inicial, si bien se aprecia un considerable aumento de los errores en los valores más elevados.



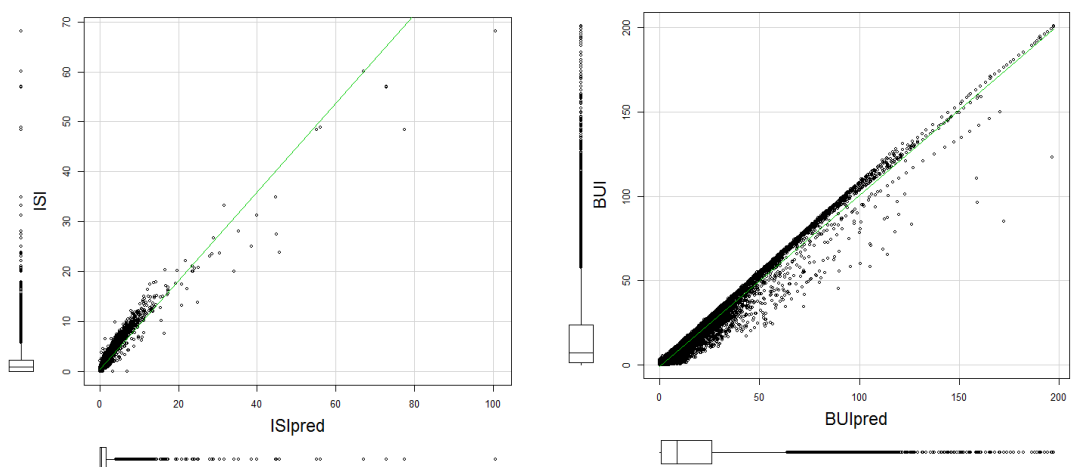
**Figura 33:** Resultados del DC en la predicción conjunta.

Los índices intermedios ISI y BUI ofrecen unos errores de RMSE de 0,937 y 4,360 respectivamente, que en el caso del ISI se sitúa incluso por debajo del obtenido en la regresión. Esto se debe a la corrección como 0, de los valores negativos que hacían incrementar sustancialmente el error en el índice previo del FFMC, del cual depende el ISI directamente. Siguen manteniéndose sin embargo, grandes errores en algunos puntos aislados, si bien representan una minoría entre el total de todos los puntos.



**Figura 34:** Residuales del ISI y BUI en la predicción conjunta.

Por otro lado, al representar los datos predichos frente a los observados se obtienen las siguientes gráficas que ponen en evidencia el buen funcionamiento de las regresiones.

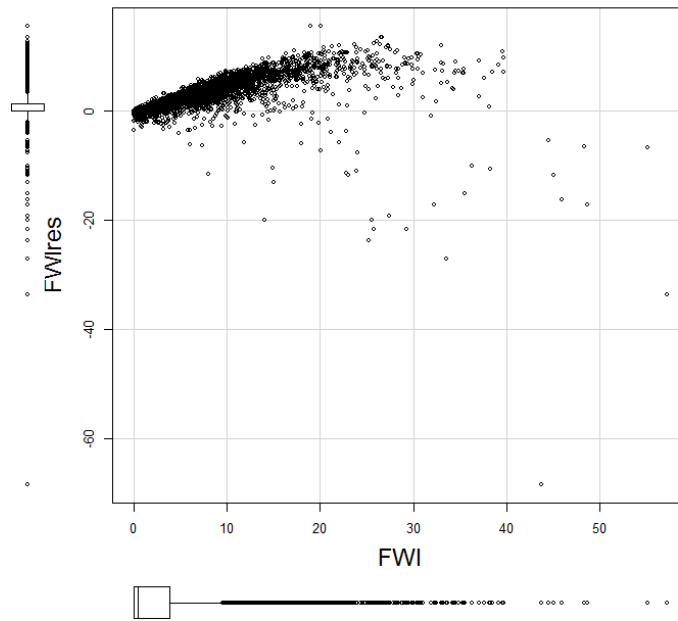


**Figura 35:** Comparación con los datos observados de las predicciones al ISI y BUI en la predicción conjunta.

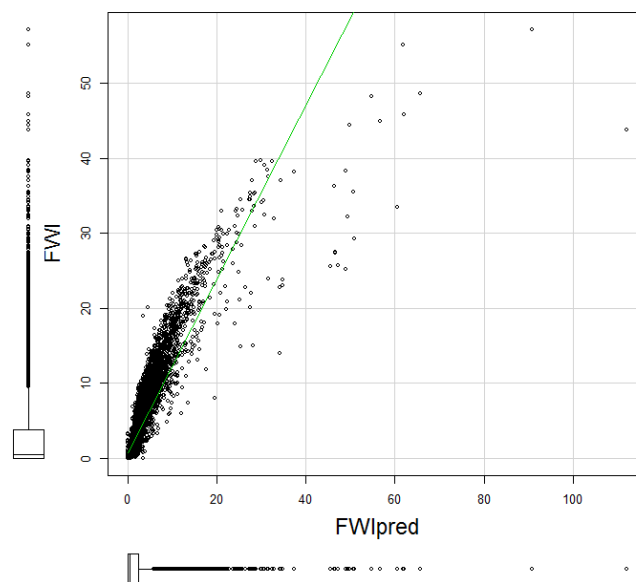
Finalmente, en el ajuste al FWI realizado en base a las predicciones anteriores y el FWI predicho para el día anterior ofrece un RMSE de 2,417 con un EMA de 0,967, y un  $R^2$  de 79,18%, que mejora sustancialmente el resultado obtenido en la regresión directa el FWI.

Para los FWI más pequeños, que son la mayoría, el modelo mantiene una proporción de sesgos positivos y negativos aproximadamente similar, sin embargo, la tendencia del

sesgo es a ir aumentando a medida que crece el FWI. Existen algunos datos aislados con sesgos grandes en negativo.



**Figura 34:** Residuales del FWI en la predicción conjunta.



**Figura 35:** Comparativa entre datos observados y predichos del FWI en la predicción conjunta.

## Transformación al índice por comarcas

Con los datos de predicción ajustados por el modelo para cada estación meteorológica de manera independiente, se calcula el índice de incendios final correspondiente a cada comarca llevando a cabo el mismo proceso que se sigue en la realidad.

El grado de acierto general del modelo para todas las estaciones en su conjunto, con 3889 índices correctos del total de 5619 calculados, ha sido de 69,21%. Sin embargo, se pueden observar diferencias notables en los resultados obtenidos para cada comarca. Así pues, se tienen resultados de entre 74,25% obtenidos en la comarca de Grado y 64,68% obtenidos en la de Gijón. Estos resultados ofrecen valores similares a los obtenidos en la clasificación supervisada, si bien en el caso de la clasificación supervisada no es posible determinar el grado del error en las predicciones fallidas.

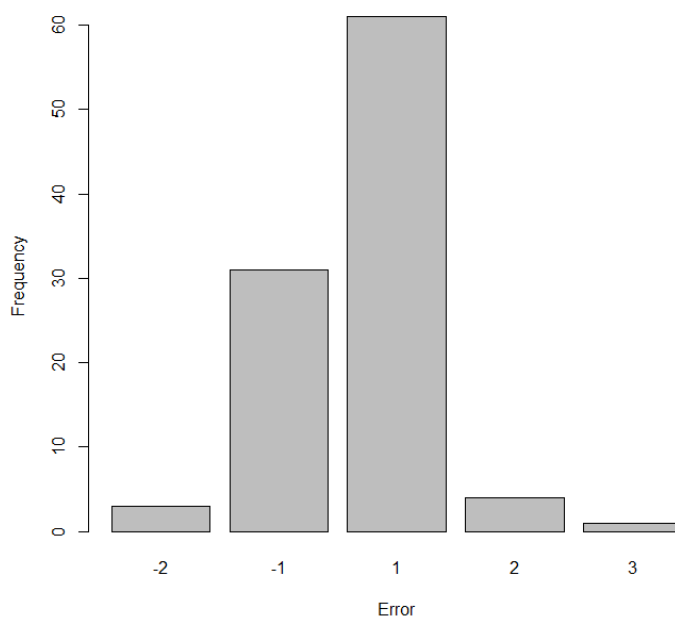
Comarca	% acierto
Vegadeo	71,92
Grandas	72,34
Cangas de Narcea	71,45
Luarca	66,81
Tineo	66,38
Salas	68,94
Pravia	70,42
Grado	74,25
Lena	73,4
Siero	70,64
Gijón	64,68
Laviana	68,09
Villaviciosa	73,83
Cangas de Onís	70
Llanes	72,55

**Tabla 26:** Resultado de los índices obtenidos con la regresión al FWI indirecta por comarcas.

Si se analizan los errores, la gran totalidad de ellos, el 92,37% de entre los errores, se corresponden con variaciones en el índice de una unidad. Prácticamente el resto, el 7,17% son errores en dos unidades mientras que únicamente en 6 casos (0,34% de los errores) el error ha ascendido hasta las 3 unidades de diferencia. Además existe un mínimo porcentaje de índices predichos, representados por un dato cada uno (0,05% de los errores), en que el error ha sido en 4 y 5 unidades respectivamente.

Analizando el sentido de estos errores, se observa una clara disposición del modelo a cometer errores por ofrecer un modelo inferior al real, especialmente en los errores en una unidad, que son la mayoría, y donde los índices predichos a la baja representan el

doble de los predichos al alza. En los errores en la predicción del índice en dos unidades los errores están compensados, mientras que los errores en 3 unidades han sido en su totalidad por infravalorar la realidad. Por el contrario, los dos datos de predicción del índice en que el modelo ha fallado en 4 y 5 unidades respectivamente, el modelo ha predicho al alza, es decir, ha dado un valor del índice muy por encima del real, si bien se trata de un porcentaje de casos tremendamente pequeño.



**Figura 36:** Errores cometidos en la predicción del índice.

### Índice a nivel de comarca

En los meses de verano, debido al incremento de temperaturas y disminución de precipitaciones, tiene lugar un descenso en el contenido de humedad del suelo que se traduce en un incremento del FWI. Es en estos momentos del año en los que se observa una mayor diferencia entre los FWI calculados por cada estación meteorológica, ya que durante los meses en que el contenido en humedad del suelo es mayor, al encontrarse éste bajo unos umbrales relativamente elevados, los valores del FWI se mantienen más constantes en todos los lugares.

En estos meses de verano las comarcas costeras de Gijón y Villaviciosa son las que ofrecen por término general valores de FWI más bajos. Seguidamente las comarcas centrales y las más occidentales tienen valores de FWI intermedios mientras que los valores más elevados se pueden encontrar en las comarcas centro-occidentales y las más al sur de la región.



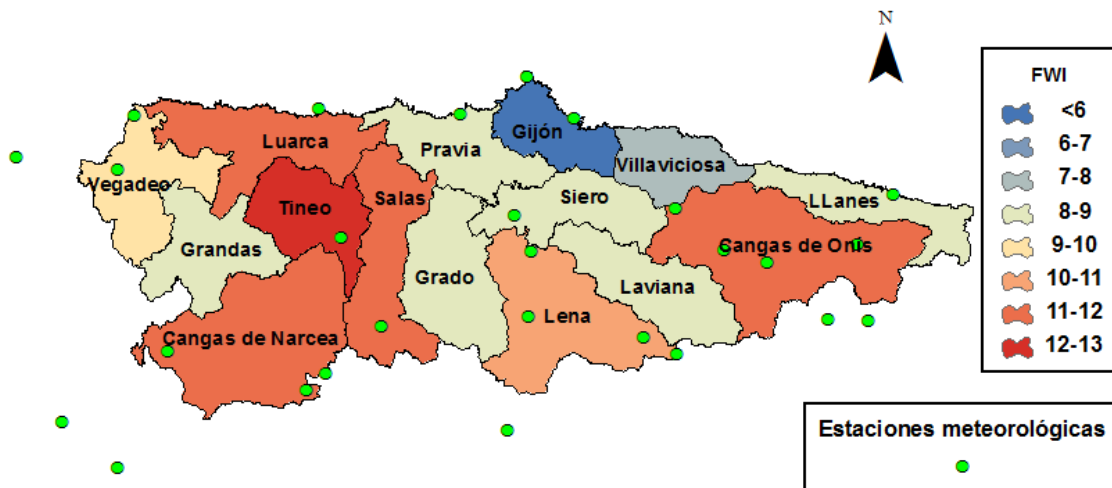


Figura 37: FWI medio del mes de agosto por comarcas.

Los resultados del krigging realizado a la región a partir de los datos de FWI de cada estación, ponen de manifiesto una mayor relación geoclimática entre las distintas zonas geográficas y el valor del FWI, que la que se observa atendiendo únicamente al valor comarcal único del FWI. La zona central ofrece los valores más bajos de FWI que los observados a los lados de la región. A su vez, se aprecia también un incremento a medida que se avanza hacia el interior de la región. Rompiendo con esta tendencia, en la zona más occidental los valores de FWI son bastante bajos, en la medida de los obtenidos en la parte central asturiana.

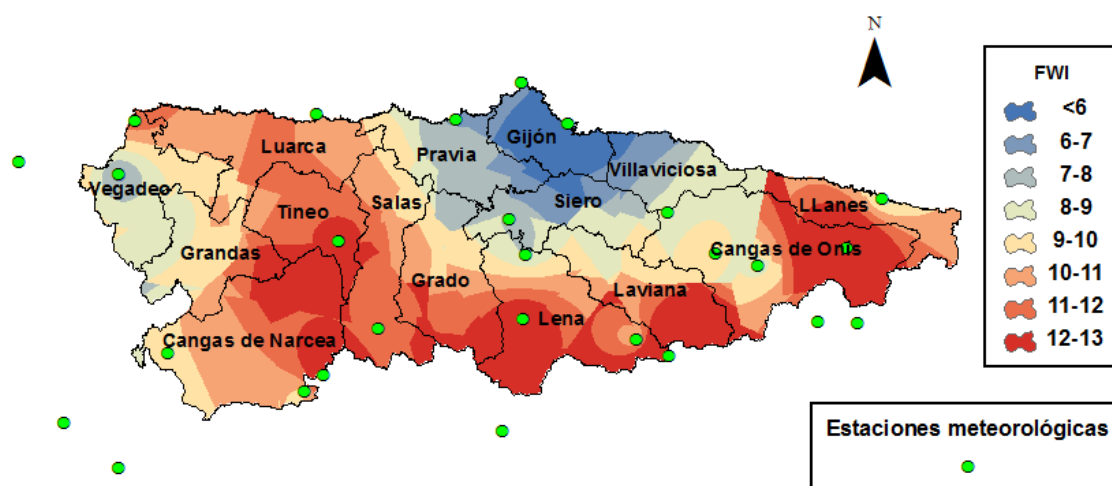
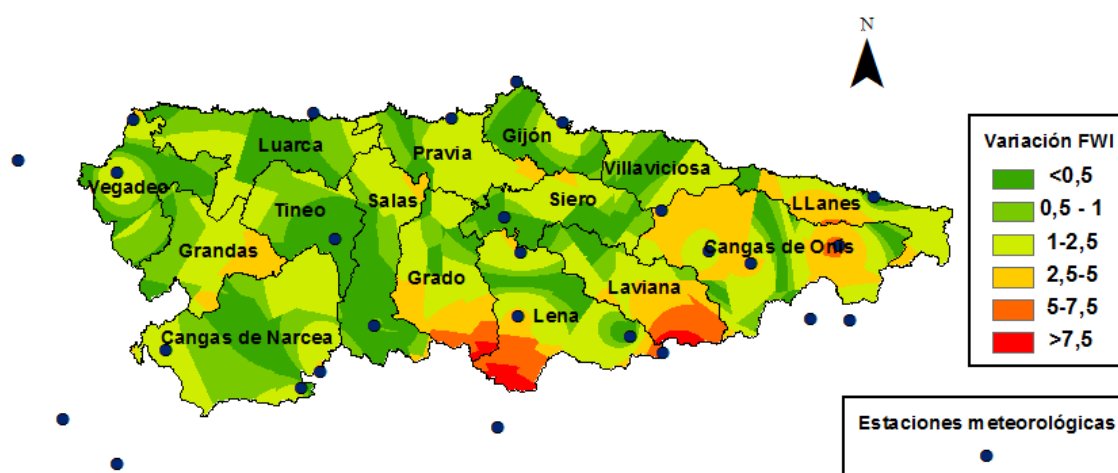


Figura 38: Modelo digital del terreno del FWI medio del mes de agosto.

La mayor densidad de estaciones meteorológicas en la parte central y oriental de Asturias radica en una mayor precisión de las estimaciones en esas zonas, que denota

mayores diferencias entre el modelo real de cálculo del FWI para cada comarca y el modelo de krigging desarrollado en este trabajo.

Es por ello por lo que en las comarcas de Llanes y Cangas de Onís, que abarcan prácticamente todo el occidente, se encuentran zonas en las que el error toma dimensiones considerables. Sin embargo los errores más elevados se encuentran en la zona más al sur de las comarcas de Grado, Lena y Laviana, por efecto de las estaciones de Barrios de Luna y San Isidro, que no son tenidas en cuenta en los cálculos actuales del FWI. Sin embargo, especialmente en el caso de Barrios de Luna, podría considerarse a estudio si el incremento del índice FWI con respecto al resto de estaciones más al norte, viene determinado en parte por el efecto Foehn, en cuyo caso los datos de estación no serían extrapolables a la región asturiana. En la parte occidental de la región, los errores son menores. Únicamente en la comarca de Grandas, por la cercanía de la estación tinetense, que no es tenida en cuenta para los datos originales de esa comarca, se observa un incremento significativo del error en la parte oriental de la comarca.



**Figura 39:** Diferencia entre el modelo digital del terreno y el FWI medio del mes de agosto.

Como se ha visto, los datos ponen de manifiesto que el modelo actual de cálculo del FWI comarcal, con un estudio previo de la incidencia de cada estación sobre cada comarca, puede ofrecer datos más cercanos a la realidad, que mejoren sustancialmente las predicciones hechas por el sistema actual aportando una mayor precisión a los cálculos.

## V- CONCLUSIONES

El modelo final obtenido de predicción del índice de incendios canadiense (FWI), se basa en una regresión independiente a cada uno de los índices previos (FFMC, DMC, DC, ISI y BUI) que sirven de base para realizar la regresión al FWI. La capa más superficial del suelo, relacionada con la capacidad de inicio del incendio, es muy variable y está muy influida por las variables meteorológicas, mientras que las capas más profundas, relacionadas con la velocidad de dispersión del incendio, son más estables y los factores ambientales les afectan en menor medida, por lo que los resultados obtenidos para modelizar los índices representativos de estas capas profundas del suelo son ligeramente mejores. El modelo posee también una buena capacidad predictiva del FWI con unos resultados de  $R^2$  de 79,18% y RMSE de 2,417. Sin embargo, se ha puesto de manifiesto la ausencia de otras variables explicativas en los modelos, necesarias para explicar correctamente toda la variabilidad de los datos predichos, especialmente en los valores más elevados del FWI, por lo que casi con toda seguridad se trate de variables exponenciales que complicarían en exceso los modelos.

Finalmente, la estimación del error cometido en el procedimiento actual de cálculo del índice de incendios en Asturias, justifica la elaboración de un nuevo estudio más profundo sobre este tema, que permitiese elaborar una nueva metodología de mayor precisión en el cálculo del índice.

## VII- BIBLIOGRAFÍA

ÁLVAREZ GARCÍA, M.A., MARQUÍNEZ GARCÍA, M., RECONDO GONZÁLEZ, C., WOZNIAK, E., FERNÁNDEZ MENÉNDEZ, S., MENÉNDEZ DUARTE, R., SUÁREZ SEOANE, S., COLUBI CERVERO, A., GONZÁLEZ RODRÍGUEZ, G., LOBO DEL CORRO, T., GARCÍA MANTECA, P., LASTRA FERNÁNDEZ, J., PÉREZ MORANDEIRA, C.S., ZAPICO REDONDO, E. 2006. Impacto de los incendios forestales en Asturias. Análisis de los últimos 30 años. INDUROT, Universidad de Oviedo, Principado de Asturias y KRK ediciones.

BASKERVILLE, G.L. 1972. Use of logarithmic regression in the estimation of plant biomass. Canadian Journal of Forest Research 2 (49-53).

BRUN SORRIBAS C. 2011. Modelos de vientos aplicados a la mejora en la predicción de incendios forestales. Trabajo de investigación, Máster en Computación de Atlas Prestaciones. Universitat Autònoma de Barcelona, Departament d' Arquitectura de Computadors i Sistemes Operatius.

CANADIAN FORESTRY SERVICE. 1984 y 1987. Tables for the Canadian Forest Fire.

DIMITRAKOPOULOS, A.P., R.E. MARTIN, N.T. PAPAMICHOS. 1994. Soil erosion as consequence of forest fires. Geoforma Ediciones, Logroño. (199-206).

ESRI. 2011. User guide for ArcGis 9, Geostatistical Analyst.

GAVILÁN ESPEJO C. 2010. LAS CAUSAS DE LOS INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA 2001-2010: EVOLUCIÓN TERRITORIAL A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DE DIVERSOS INDICADORES DE PREVENCIÓN Y EXTINCIÓN. Proyecto fin de carrera. Escuela Politécnica de Madrid, Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Montes.

GIL GONZÁLEZ-RODRÍGUEZ. 2013. El Índice de Riesgo de Incendios Forestales en Asturias. Conferencia en el Instituto Asturiano de Administración Pública (IAAP), Mayo 2013.

GIOVANNINI, G. 1994. The effect of fire on soil quality. Soil Erosion and Degradation as a Consequence of Forest Fires. Geofoma Ediciones, Logroño. (15 – 18).

GREENPEACE. 2011. Incendios forestales. No podemos bajar la guardia. Publicado por Greenpeace España.

Instituto de Recursos Naturales y Ordenación del Territorio de la Universidad de Oviedo (INDUROT). 2009. Estrategia integral de prevención y lucha contra los incendios forestales en Asturias 2009-2012.

MINISTERIO DE AGRICULTURA, ALIMENTACIÓN Y MEDIOAMBIENTE. 2013. Avance informativo sobre los Incendios Forestales en España en 2012. Subdirección de política forestal y desertificación. Área de defensa contra incendios forestales.

MINISTERIO DE AGRICULTURA, ALIMENTACIÓN Y MEDIOAMBIENTE, (2012). Los Incendios Forestales en España. Decenio 2001-2010.

VÉLEZ MUÑOZ, R., CUIÑAS OLMEDO, P., ÁLVAREZ CALVENTE, M., CURRÁS CAYÓN, R., AGUIRRE BRIONES, F., CHICO, F., ARAGONESES, C., FERNÁNDEZ FILGUERA, M.C., AYALA PÉREZ-MONTOYA, R., 2000. La defensa contra incendios forestales. Fundamentos y experiencias. McGrawHill.

RODRÍGUEZ ASERETTO, R. D. 2007. Sistema Adaptativo para la Predicción de Incendios Forestales basado en Estrategias Estadístico-Evolutivas. Memoria del trabajo de investigación. Máster de informática avanzada. Universitat Autònoma de Barcelona.

SOUTO SUÁREZ S. 2012. Ajuste de la función  $S_{BB}$  de Johnson a masas de *Fagus sylvatica* L. en Asturias. Proyecto Fin de Carrera. Ingeniería Técnica Forestal. Universidad de Oviedo. Escuela Politécnica de Mieres. Departamento de biología organismos y sistemas, área de ingeniería agroforestal.

SPRUGEL D.G. 1983. Correcting for Bias in Log-Transformed Allometric Equations. Ecology, Vol.64, No. 1 (Febrero, 1983) (209-210).

VAN WAGNER, C.E. 1987. Development and structure of the Canadian Forest Fire Weather Index System. Canadian Forestry Service. Petawawa National Forestry Institute. Forestry Technical Report 35.

VAN WAGNER, C.E., PICKETT, T.L. 1985. Equations and FORTRAN program for the Canadian Forest Fire Weather Index System. Canadian Forestry Service. Technical Report 33.

VEGA GARCÍA, V., WOODARD, P.M., TITUS S.J., ADAMOWICZ W.L., LEE B.S. 1999. Dos modelos para la predicción de incendios forestales en Whitecourt Forest (Canadá).

WORLD WIDE FUND FOR NATURE (WWF). 2013. Bosques vulnerables a grandes incendios. Análisis de WWF sobre el riesgo de los bosques a sufrir Grandes Incendios Forestales.

ZAPATA, M., DEL VALLE, J.I., ALONSO ORREGO, S. 2001. Corrección por sesgos en modelos log-normales alométricos linealizados utilizados para la estimación de la biomasa aérea. Departamento de Ciencias Forestales, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín.

## **PÁGINAS WEB**

Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). Datos georreferenciados sobre el posicionamiento de las estaciones meteorológicas.  
<http://www.aemet.es/es/eltiempo/observacion>, (Julio 2013).

INE (Instituto Nacional de Estadística), 2011. Censo de la población nacional española.  
<http://www.ine.es/censos2011>, (Julio, 2013).

