



Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente

Máster en Tecnologías de la Información Geográfica

Título:

MODELO DE RIESGO DE INCENDIOS FORESTALES POR
CAUSALIDAD HUMANA EN LA COMUNIDAD DE MADRID

Autor/a:

Juan Enrique López Marcos

Alcalá de Henares
14 de septiembre de 2017

Visto Bueno Tutor/a: Francisco Javier Salas Rey

Fdo.

Agradecimientos

En primer lugar, querría agradecer a todos los docentes y compañeros con los que he compartido este último año académico. Sin sus aprendizajes y su ayuda nada de esto habría sido posible.

Quiero agradecer a Javier Salas la ayuda e interés prestado en todo momento para la consecución de este proyecto. También a Alejandro Gómez-Pazo, por sus inestimables explicaciones y recomendaciones.

Tampoco quiero olvidarme de mis padres y familiares más cercanos, sin su educación y sus valores no hubiera podido llegar hasta aquí.

RESUMEN

El presente trabajo tiene como objetivo modelar el riesgo de incendio forestal por causas humanas en la Comunidad Autónoma de Madrid siguiendo la metodología propuesta por Chuvieco *et al.* (2014).

La modelización se ha realizado mediante Regresión Logística Ponderada Geográficamente (GWLR), como variable dependiente se ha utilizado la base de datos de ocurrencia de incendios forestales en el periodo 1974 - 2012 (MAPAMA). Se han obtenido dos modelos que integran diferentes variables con una resolución espacial de 500 metros. Ambos se han validado mediante muestreos aleatorios sobre la base de datos de ocurrencia de incendios y con el producto MODIS de áreas quemadas en el periodo 2012 – 2016. Los resultados obtenidos arrojan una mayor fiabilidad global para el modelo generado con las variables de mayor significancia, un 86% frente a un 81% de aciertos. Las áreas de mayor riesgo de incendio cartografiadas en ambos modelos se localizan en el piedemonte noroeste de la Sierra de Guadarrama, en el sur-suroeste y al sureste de la región.

Palabras clave: riesgo de ignición, incendios forestales, Regresión Logística Ponderada Geográficamente, Madrid.

ABSTRACT

The present work aims at the risk model of forest fire by human causes in the Autonomous Community of Madrid following the methodology proposed by Chuvieco *et al.* (2014).

Modeling was performed using logistic regression weighted Geographically (GWLR), as the dependent variable was used database occurrence of forest fires in the period 1974-2012 (MAPAMA). Two models have been obtained that integrate different variables with a spatial resolution of 500 meters. Both have been validated by random sampling on the basis of fire occurrence data and with the MODIS product of burned areas in the period 2012-2016. The obtained results show a greater overall reliability for the model generated with the variables of greater significance, 86% compared to 81% of hits. The highest fire risk areas mapped on both models are located in the north-western foothills of the Sierra de Guadarrama, and in the south-southwest and southeast of the region.

Keywords: ignition risk, forest fires, Logistic Regression Geographically Weighted, Madrid.

Índice

1. Introducción	1
2. Estado de la cuestión	3
3. Metodología	5
3.1. Área de estudio	5
3.2. Adquisición y tratamiento de los datos	8
3.2.1. Variable dependiente	8
3.2.2. Variables independientes	8
3.2.3. Muestreo y estimaciones	10
3.3. Regresión Logística	11
3.4. Validación	13
4. Resultados	14
5. Discusión y conclusiones	19
6. Referencias bibliográficas	21
7. Anexos.....	25

1. Introducción

Los incendios forestales conforman uno de los factores más determinantes en las dinámicas de los ecosistemas terrestres, en concreto en el mundo mediterráneo, caracterizado por periodos de sequía y altas temperaturas, se manifiesta como una de las causas imprescindibles para entender la evolución y desarrollo de las comunidades vegetales (Moreno, J.M. 1989).

Los efectos de los incendios se pueden diferenciar en efectos globales y efectos locales. A escala global, estos se configuran como una de las principales fuentes de emisión de CO₂, aproximadamente el 20% del total del CO₂ emitido a la atmósfera (IPCC 2014). Mientras los efectos a escala local repercuten directamente sobre el ecosistema afectado. Aumentan las posibilidades de que se produzcan nuevos incendios al acumular combustible muerto, se incrementa la erosión del suelo como consecuencia de la pérdida de cubiertas vegetales, se fragmentan bosques, las comunidades de animales pueden sufrir pérdidas o verse afectadas gravemente (Nasi, R., *et al* 2002). Además de estos efectos, hay que añadir las pérdidas materiales en infraestructuras y vidas humanas. En el decenio 2001 – 2010 fallecieron en España 68 personas por causas relacionadas directamente con los incendios (MAPAMA).

No obstante, los incendios también generan efectos positivos en los ecosistemas siempre que los periodos de recurrencia sean lo suficientemente largos (Vilar, L., *et al.* 2008).

En España durante el decenio 2007 – 2016 se han producido un total de 123.691 siniestros, afectando a un total de 909.547,09 hectáreas de superficie forestal (figura 1). Esto supone, aproximadamente, el 3,3% de la superficie forestal total de España. Durante este periodo, el 29,88% de la superficie afectada era arbolada, el 58,57% leñosa no arbolada (monte bajo y matorral) y el 11,55% superficie herbácea (MAPAMA).

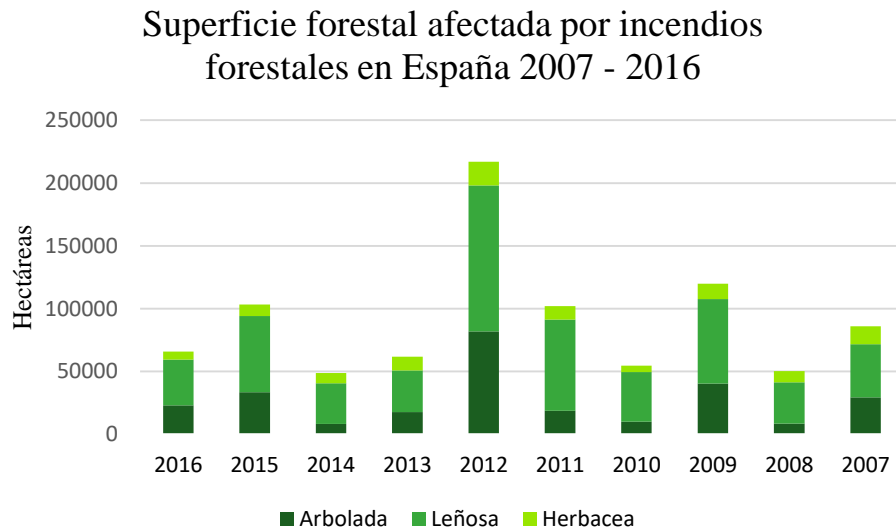


Figura 1. Superficie forestal afectada. Elaboración propia a partir de datos del MAPAMA.

El 96% de los incendios forestales en España son causados por actividades ligadas al ser humano, bien por negligencias y accidentes o de forma intencionada (Área de Defensa Contra Incendios Forestales, 2004 – 2013). El 4% restante de la ocurrencia de incendios forestales se asocia a la única causa natural en los ecosistemas de la Península Ibérica, los rayos.

En este contexto, conocer cuáles son las fuerzas motrices que, a nivel local, explican las causas de la ignición asociadas al hombre, así como prever aquellas áreas con mayor riesgo de ignición, se presentan como elementos básicos para desarrollar estrategias de mitigación efectivas para reducir los impactos negativos (Rodrigues, M., *et al* 2014). El presente trabajo tiene como objetivo principal obtener un modelo de estimación de riesgo de incendio debido a la causalidad humana en la Comunidad Autónoma de Madrid, que se define como “la probabilidad de que ocurra un incendio como consecuencia de la presencia y actividad, ya sea directa o indirecta, del hombre.” (Martínez, J., *et al.* 2004 a, p. 282).

Para la consecución del objetivo principal se han llevado a cabo los siguientes objetivos específicos:

- Búsqueda y selección de las variables humanas con mayor influencia en inicio de los incendios forestales.

- Tratamiento y cartografía de estas variables.
- Generación del modelo.
- Validación del modelo mediante parámetros internos y externos.

2. Estado de la cuestión

Los sistemas de información geográfica se han consolidado a lo largo de las últimas décadas como una herramienta muy útil para la prevención de incendios forestales, gracias a la capacidad para poder modelar el riesgo de ignición integrando diferentes variables. Además de la prevención, los sistemas de información geográfica pueden ser aplicados a la extinción y a la restauración de los ecosistemas forestales afectados por este tipo de catástrofe (Salas, J., y Chuvieco, E. 1992).

Dos conceptos provenientes de la literatura anglosajona son claves en los estudios de prevención de incendios: *danger* (peligro), hace referencia a la capacidad de ignición, la propagación, y la dificultad de extinción; y *risk*, (riesgo), hace referencia a “la probabilidad de que se produzca un incendio en un lugar dado, considerándola naturaleza e incidencia de los agentes causantes” (Salas J. y Cocero D., 2004 p. 23).

Los primeros estudios de peligro de incendio forestal fueron llevados a cabo en Estados Unidos y Canadá a finales de los años 20 (Salas J. y Cocero D., 2004), sin embargo, hasta los años 60 no aparecen los primeros trabajos que tratan de explicar y predecir este tipo de catástrofes a partir de variables de carácter humano indirectamente relacionadas sobre el número, distribución y actividades de los seres humanos sobre el territorio (Martínez, J., *et al.* 2004 b). Los factores ligados a la causalidad humana son difíciles de modelar debido a dos cuestiones principalmente, existen patrones de comportamiento humano extremadamente complicados de cuantificar, y en consecuencia, de modelar; otra problemática es la complejidad de representar espacialmente ciertas actividades humanas relacionadas con el fuego, como la intencionalidad que no tienen un patrón espacial claro (Leone, V. 2003).

A partir de los años 80 los estudios sobre incendios forestales adquieren un sentido más cartográfico, introduciendo variables humanas junto con variables físicas (Martínez,

J., *et al.* 2004). En los años 90, con el aumento de información cartográfica digital disponible, así como el auge de sistemas de información geográfica, se desarrollan trabajos en los que se modeliza el riesgo de ignición por causas humanas mediante la aplicación de diversos métodos como el análisis de regresión múltiple (Castro, R., y Chuvieco, E. 1998., y Carvacho, L., *et al.* 1998), redes neuronales (Vega-García, C., *et al.* 1996; y Vilar, L., *et al.* 2007) o regresión logística (Chou, Y. H *et al.* 1993; Pew, K.L., y Larsen, C.P.S 2001; Martínez, J., *et al.* 2004 a; Chuvieco, E. *et al.* 2007; Vilar, L., *et al.* 2008; Martínez *et al.* 2009; Rodrigues, M., *et al.* 2014; Chuvieco, E. *et al.* 2014; Gómez-Pazo, A., y Salas, J. 2016), entre otros.

Las variables humanas utilizadas en estos modelos, son principalmente aquellas ligadas a la presión antrópica sobre el medio (como densidad de población, localización de áreas urbanas), vías de comunicación (principalmente carreteras) o áreas de esparcimiento en el monte.

De las técnicas anteriormente comentadas, en los últimos años se ha utilizado la regresión logística ponderada geográficamente para la obtención de estimaciones de ocurrencia, dando buenos resultados, tanto a escalas regionales como locales. (Martínez, J., *et al.* 2009)

Esta técnica, GWLR, (Fotheringham *et al.* 2002) ha favorecido la comprensión de fenómenos que son espacialmente heterogéneos al introducir la localización como un elemento determinante para el cálculo de los parámetros de cada variable (Charlton, M., *et al.* 2009). A diferencia de los modelos globales, GWLR permite conocer cómo se comportan localmente las variables y por tanto mejorar las estimaciones. Se requiere que la variable que se pretenda estimar sea una variable dicotómica, puesto que el resultado estimado estará comprendido entre 0 y 1 como probabilidad de ocurrencia de dicha variable.

En general, los trabajos citados que validan sus modelos suelen utilizar bases de datos de ocurrencia de incendios. De ésta, se emplean tanto valores integrados previamente en la elaboración de los modelos como datos no utilizados. Los resultados de estas validaciones oscilan entre el 74% y el 86% de fiabilidad global.

3. Metodología

3.1. Área de estudio

El área de estudio es la Comunidad Autónoma de Madrid con una superficie de 8.030 km² (figura 2), y 6.466.996 de habitantes (INE, 2016), es decir, en tan solo un 1,59% de la superficie del territorio nacional se concentra el 13,89% de la población de España.

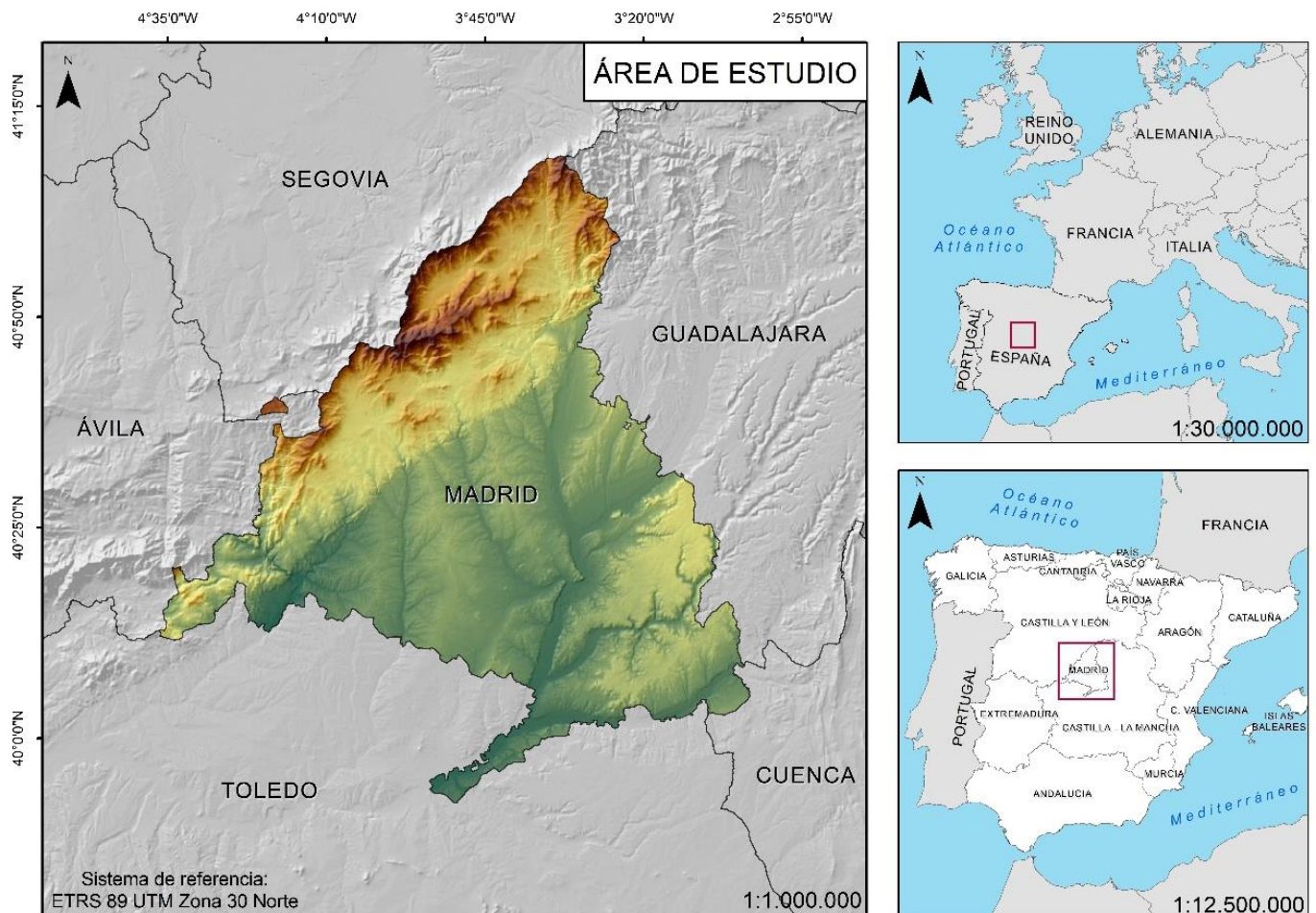


Figura 2. Mapa de localización del área de estudio. Fuente: Elaboración propia.

La Comunidad de Madrid se caracteriza por los contrastes de su medio físico, con tres grandes unidades del relieve como la Sierra (Guadarrama, Somosierra y parte de la Sierra de Gredos), la Cuenca del Tajo, y la Rampa o zona de transición entre estas últimas. Este relieve tan contrastado permite encontrar la mayoría de los pisos bioclimáticos de la Península Ibérica. La superficie forestal es de 421.329 ha (Mapa Forestal 1:50.000 Comunidad de Madrid, figura 3), el 53% de la superficie total de la CAM. De ella,

224.429 hectáreas son arboladas, con formaciones boscosas de pinares, encinares, dehesas (*Quercus ilex* como especie más abundante en la región), quejigares, enebrales, melojares y fresnedas. En cuanto a los Espacios Naturales Protegidos, la CAM cuenta con 120.880 hectáreas (MAPAMA) bajo diversas figuras de protección.

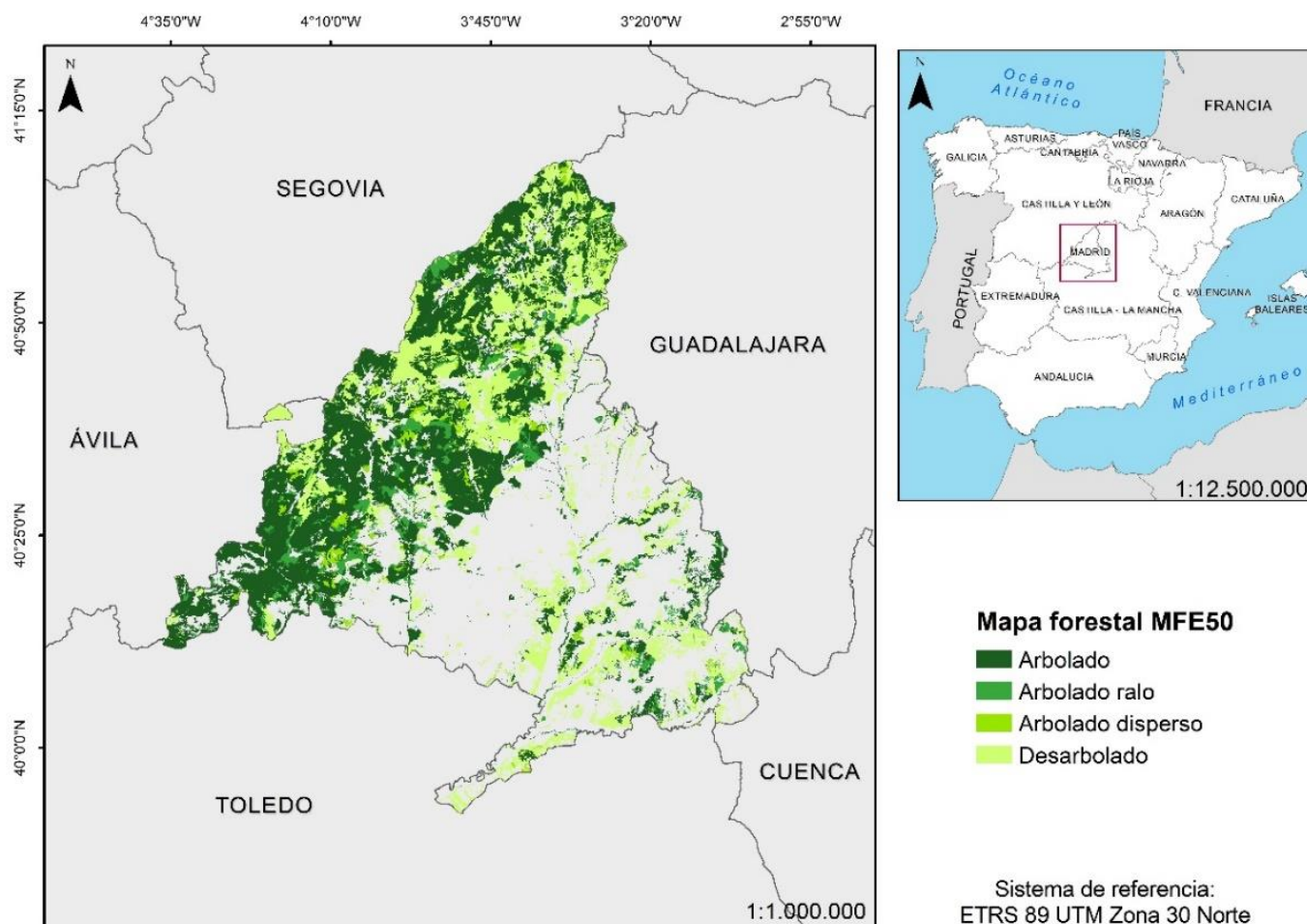


Figura 3. Mapa forestal de la C. de Madrid. Elaboración propia a partir de datos del MAPAMA.

En el decenio 2007 -2016, en la Comunidad de Madrid se calcinaron un total de 6.673.15 hectáreas, el 0,73% de la superficie afectada en toda España. El número de incendios (superficie igual o mayor a 1 ha.) fue un 13,38% inferior a la media de España (20,08%). Las superficies forestales arboladas y monte bajo o matorral se vieron afectadas en menor medida en detrimento de las superficies herbáceas con respecto a los valores medios del resto de España (figura 4).

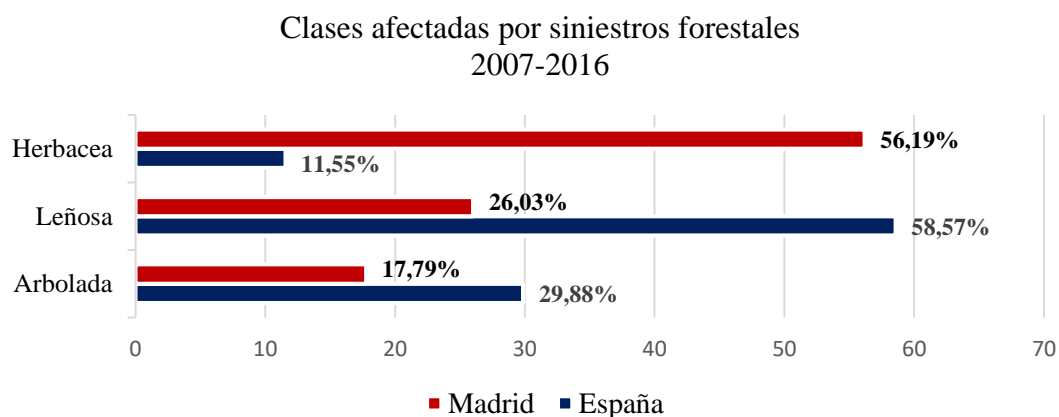


Figura 4. Clases de superficie afectada en el decenio 2007 – 2016. Elaboración propia a partir de datos de MAPAMA.

La ocurrencia de incendios para este período fue dispar entre años (figura 5), destaca el año 2012, que registra el 35,7% de la superficie forestal calcinada. El incendio ocurrido en agosto de 2012 entre los términos municipales de Robledo de Chavela, Santa María de la Alameda y Valdemaqueda afectó a más de 1.700 ha de terreno forestal.

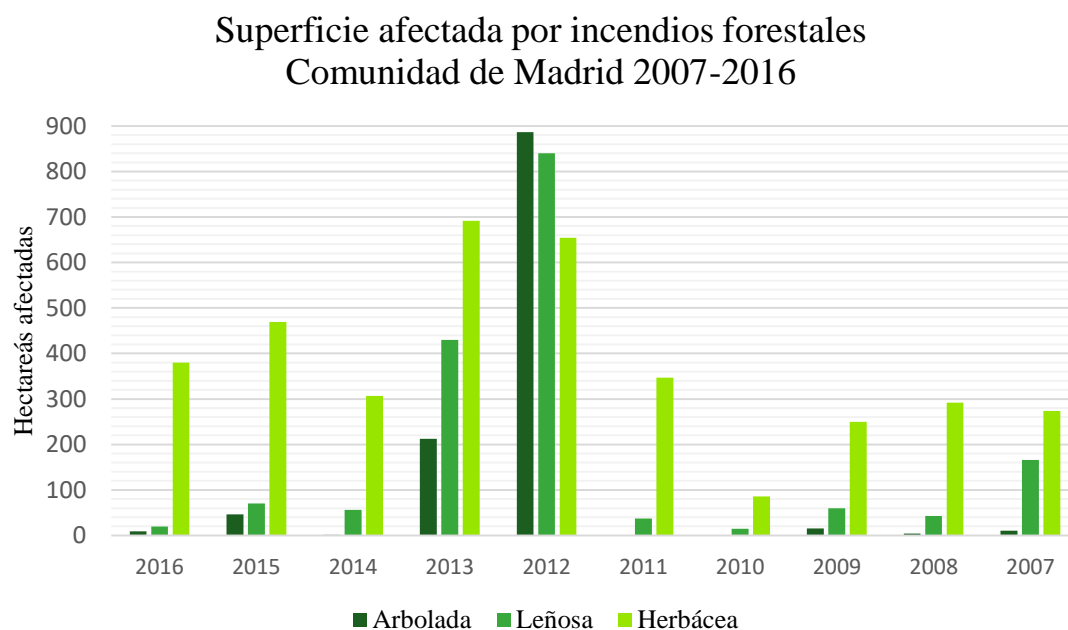


Figura 5. Superficie anual afectada en el decenio 2007 – 2016. Elaboración propia a partir de datos del MAPAMA.

3.2. Adquisición y tratamiento de los datos

3.2.1. Variable dependiente

Los incendios ocurridos por causas humanas se han obtenido a partir de la base de datos de 10 x 10 km y municipio para el periodo 1974 – 2012 (MAPAMA), para ello ha sido modelada como variable dependiente dicotómica, en alta o baja ocurrencia. Siguiendo el trabajo de Gómez-Pazo, A., y Salas, J. (2016) se han elegido los valores superiores marcados por el tercer cuartil de la muestra como aquellos de alta ocurrencia, es decir, áreas con valor mayor a 3 incendios.

3.2.2. Variables independientes

Para la elaboración de las variables humanas los datos han sido obtenidos mayoritariamente del centro de descargas del CNIG, de la Infraestructura de Datos Espaciales de la Comunidad de Madrid y fuentes estadísticas, como el INE y el Instituto de Estadística de la CAM.

Basándonos en el trabajo de Rodrigues, M., *et al.* (2014) se han seleccionado y cartografiado las variables independientes que se pueden consultar en la tabla 1. Estos factores están ligados a transformaciones socioeconómicas, actividades tradicionales en áreas rurales, factores que pueden derivar en incendios por causas de accidente o negligencia y factores que pueden ayudar a la prevención de incendios.

Tabla 1. Variables independientes.

Variable	Descripción de la variable
Población (POB)	Número de habitantes por municipio para el año 2016. Fuente: Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid - Padrón Municipal.
Densidad de población (DEN)	Densidad de población por kilómetro cuadrado. Fuente: Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid - Padrón Municipal.

Variación de la población (VAR)	Variación porcentual de los habitantes por municipio entre 1985 y 2016. Fuente: Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid - Padrón Municipal.
Paro (PARO)	Número de personas en situación de desempleo por municipio. Mayo de 2017. Fuente: Ministerio de Empleo y Seguridad Social.
Explotaciones Agrarias (EXP_AGR)	Número de explotaciones agrarias por municipio Fuente: Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid
Explotaciones agrarias por superficie (EXAGR_S)	Número de explotaciones agrarias por kilómetro cuadrado. Fuente: Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid
Montes de utilidad pública (MPUB)	Distancia al área ocupada por montes públicos. Fuente: Infraestructura de Datos Espaciales de Madrid.
Espacios Naturales Protegidos (EPN)	Distancia a espacios naturales protegidos. Fuente: Banco de datos de la Naturaleza - MAPAMA
Líneas Eléctricas (LIN_ELC)	Distancia al área ocupada por líneas eléctricas con un buffer de 50 metros. Fuente: Base topográfica nacional (BTN100).
Carreteras (CARR)	Distancia al área ocupada por las carreteras con un buffer de 200 metros. Fuente: Base topográfica nacional (BTN100).
Ferrocarriles (FFCC)	Distancia al área ocupada por los ferrocarriles con un buffer de 200 metros. Fuente: Base topográfica nacional (BTN100).
Senderos (SEND)	Distancia al área ocupada por senderos con un buffer de 50 metros. Fuente: Base topográfica nacional (BTN100).
Zonas de extracción minera (PMX)	Distancia a áreas mineras con un buffer de 200 metros. Fuente: SIOSE 2011.
Interfaz Artificial – Forestal (IAF)	Distancia al área ocupada por la interfaz entre la zona forestal con un buffer de 200 metros y las áreas urbanas. Selección áreas con un 50% o más de cobertura forestal. Fuente: SIOSE 2011
Interfaz Cultivo – Forestal (ICF)	Distancia al área ocupada por la interfaz entre la zona de cultivos con un buffer de 200 metros y las áreas urbanas. Selección áreas con un 50% o más de cobertura de cultivos. Fuente: SIOSE 2011

Interfaz Pastizal – Forestal (IPF)	Distancia al área ocupada por la interfaz entre la zona de cultivos con un buffer de 200 metros y las áreas urbanas. Selección áreas con un 50% o más de cobertura de pastizales. Fuente: SIOSE 2011
------------------------------------	---

Tras su cartografía, se ha comprobado la multicolinealidad entre las variables independientes. Para ellos se ha calculado el coeficiente de Pearson por pares de variables. Además, a partir de los resultados obtenidos, se han eliminado aquellas que compartan el 50% o más de la información. Igualmente se ha ejecutado la herramienta regresión exploratoria de ArcGIS para conocer el comportamiento de las variables independientes, concretamente para determinar el grado de significancia con objetivo de optimizar el rendimiento del modelo.

3.2.3. Muestreo y estimaciones

Para la elaboración del modelo es necesario que la información se almacene en formato vectorial, por lo que se han generado dos muestras de puntos. Utilizando exclusivamente la superficie forestal, se generó un muestreo aleatorio de 500 puntos a los que se ha transferido la información de las variables dependiente e independientes. Esta muestra se ha distribuido, de nuevo de forma aleatoria, en dos subconjuntos, una muestra del 60% con la que se elaborarán los modelos y un 40% con el que realizar la validación.

Por otro lado, se ha generado una capa de puntos que cubre de forma regular la superficie forestal, con una distancia de 500 metros entre cada uno de ellos, dando un total de 16.874 puntos. Cada punto almacena los valores de las variables independientes. Las variables introducidas en la muestra del 60% son utilizadas para calibrar los parámetros del modelo, mientras que la capa de puntos, con sus respectivos valores para cada variable independiente, son utilizadas para calcular el modelo en toda la zona de estudio. Esta última capa es transformada a formato raster con tamaño de celda de 500 metros.

3.3. Regresión Logística

Para la elaboración del modelo de probabilidad de ignición por causa humana se determinó la utilización de la Regresión Logística Ponderada Geográficamente (GWLR por sus siglas en inglés) al tratarse de una de las técnicas más recientes para el modelado de procesos espacialmente heterogéneos y no estacionarios (Charlton, M. *et al.* 2009; Fotheringham, A. S. *et al.* 1998). El objetivo fundamental de GWLR es poder evaluar el valor de probabilidad de ocurrencia de la variable dicotómica a partir de una o más variables independientes de las cuales se conoce su localización (Vilar, L., *et al.* 2007). Teniendo en cuenta el principio de autocorrelación espacial de Waldo Tobler, las observaciones más cercanas deben de tener un mayor peso en la estimación de los parámetros de dicha ubicación.

El modelo GWLR se define:

$$y = \beta_{i0} + \beta_{i1}x_{i1} + \beta_{i2}x_{i2} + \dots + \beta_{im}x_{im} + \varepsilon$$

Expresado de otra manera:

$$y = \beta_{i0} + \sum_{k=1,m} \beta_{ik}x_{ik} + \varepsilon_i$$

Donde la probabilidad se calcula como:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-y}}$$

P_i es la probabilidad de ocurrencia en el punto geográfico i ; y es la combinación de variables independientes con sus coeficientes de regresión; β es el valor del parámetro obtenido para la variable; x es el valor de la variable independiente; k es el número de variables independientes y ε el valor residual del error. (Brunsdon, C. *et al.* 1996; Pew y Larsen, 2001 citando a Afifi y Clarck. 1990; McGrew y Monroe, 1993; Martínez, J., *et al.* 2004).

El parámetro β variará en función de la localización de cada punto que queramos estimar ya que β se considera bajo las vecindades de cada punto de $y_i(u_1, v_1)$ que a su vez dependen del ancho de banda seleccionado (matriz $n \times n$) (Duque, J. C., et al. 2011):

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1(u_1, v_1) & \beta_2(u_1, v_1) & \dots & \beta_k(u_1, v_1) \\ \beta_1(u_2, v_2) & \beta_2(u_2, v_2) & \dots & \beta_k(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_1(u_n, v_n) & \beta_2(u_n, v_n) & \dots & \beta_k(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

Tras realizar diversos ensayos, se seleccionaron los siguientes parámetros para elaborar el modelo. El kernel o núcleo será de tipo adaptativo, donde la distancia del ancho de banda variará en función de la densidad de puntos que tengamos por unidad de superficie. Este aspecto es relevante puesto que la muestra con la que se genera el modelo no sigue ningún patrón espacial. Para el ancho de banda, que define la cantidad de puntos que el programa utilizará para la estimación de los parámetros de cada estimación local, controlando el grado de suavizado en el modelo, se ha seleccionado el criterio de información de Akaike corregido (AICc).

Finalmente se han obtenido dos modelos que integran diferente número de variables. Para ello se ha seguido un procedimiento de eliminación progresiva de las variables explicativas. En el primer modelo elaborado se han incorporado todas aquellas disponibles que no presentaran multicolinealidad (anexo 1). El segundo modelo se ha obtenido tras eliminar aquellas variables que estadísticamente no eran significativas en más del 50% de los casos.

La cartografía de las estimaciones resultantes para ambos modelos es resultado de la clasificación por cuartiles de los valores obtenidos, diferenciándose en muy baja, baja, media y alta ocurrencia estimada. Siendo de muy baja ocurrencia los valores inferiores a los marcados por el primer cuartil, baja ocurrencia los valores iguales o inferiores al valor del segundo cuartil, media a los valores iguales o inferiores al valor del tercer cuartil y alta a los valores superiores al tercer cuartil.

3.4. Validación

El proceso de validación de los modelos será realizado en dos fases. Por una parte, se determinó el grado de acierto mediante la utilización de las muestras del 60% y del 40% de la muestra elaborada originalmente.

En estos casos el proceso de validación se realiza con dos categorías, alta y baja ocurrencia y al igual que en la modelización de la variable dependiente, se ha determinado como alta ocurrencia los valores superiores al marcado por el tercer cuartil de la estimación. Para obtener los resultados se han transferido los valores raster de la estimación a los puntos de las muestras, posteriormente se han realizado consultas *SQL* obteniéndose los resultados de la clasificación.

Por otra parte, se han validado los resultados con los productos del sensor MODIS de áreas quemadas para el periodo 2012 – 2016. En este caso, se ha extraído el número de píxeles en cada una de las cuatro categorías de riesgo en el área quemada. Para ello se ha transformado el archivo shapefile obtenido de EFFIS en formato raster con mismo tamaño de pixel. Posteriormente se han contabilizado los pixeles de estas áreas sobre cada categoría.

4. Resultados

En un primer lugar, los análisis de correlación entre las variables independientes determinaron la eliminación de las variables paro, porcentaje de explotaciones agrarias, y densidad de habitantes por kilómetro cuadrado al no cumplir las especificaciones requeridas.

Una vez eliminadas estas variables se obtuvo el primer modelo, que incluye todas las variables. La cartografía resultante aparece en la figura 6.

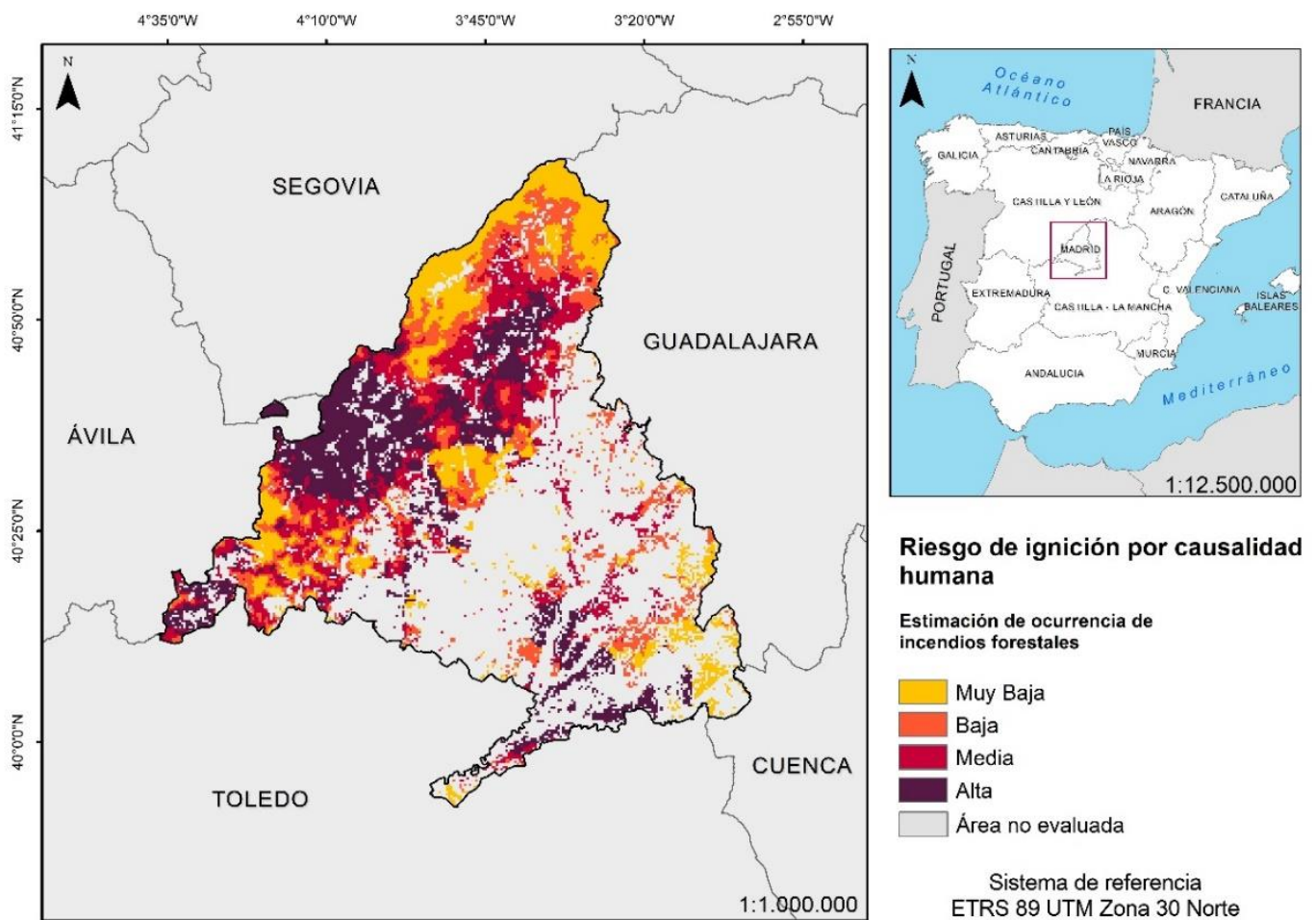


Figura 6. Mapa de riesgo de ignición por causalidad humana. Primer modelo.

La superficie forestal se distribuye de forma irregular entre las clases que el modelo ha generado, siendo la alta probabilidad de ocurrencia la que mayor extensión ocupa, 28,71% y reduciéndose sucesivamente según categoría (tabla 2).

Tabla 2. Superficie por categoría de riesgo. Primer modelo.

	Estimación de ignición por causa humana			
	Alta	Media	Baja	Muy baja
Superficie en pixeles	4844	4238	3930	3862
Superficie %	28,71	25,12	23,29	22,89

La cartografía de la superficie forestal con una estimación alta de riesgo de ignición por causa humana se concentra principalmente en cuatro sectores:

- Sector oeste, coincidiendo con la zona de piedemonte de la sierra, en la periferia suroeste del Parque Nacional de la Sierra de Guadarrama y en el interior y parte oeste de P. Regional de la Cuenca Alta del Manzanares. Los principales términos municipales que se encontrarían esta área son Santa María de la Alameda, San Lorenzo de El Escorial, El Escorial, Guadarrama, Hoyo de Manzanares, Torreloz, Galapagar, Valdemorillo y Colmenarejo.
- Sector norte, también en el piedemonte de la sierra, pero en este caso al este del P. Regional de la Cuenca Alta del Manzanares. Municipios como Colmenar Viejo, Guadalix de la Sierra, Miraflores de la Sierra, Bustarviejo, o La Cabrera tendrían su mayor parte de superficie forestal en zona de alta estimación del riesgo de ocurrencia.
- Sector sur-sureste, en la zona de campiña o cuenca del Tajo, en el interior y periferia sur del P. Regional de los Ejes de los Cursos Bajos de los Ríos Manzanares y Jarama. En este caso, los municipios que conformarían este sector serían San Martín de la Vega, Chinchón, Colmenar de Oreja y Villarejo de Salvanés.
- Sector suroeste, el sector con menor extensión, ubicado en el piedemonte más oriental de la sierra de Gredos. Serían cuatro municipios los que compondrían esta área de alta ocurrencia, Cenicientos, Rozas del Puerto Real, Cadalso de los Vidrios y San Martín de Valdeiglesias.

La validación de los resultados obtenidos mediante los propios puntos del modelado, consiguiendo una fiabilidad global del 86,67%. Cabe mencionar que el porcentaje de acierto entre la clasificación de alta y baja ocurrencia es sensiblemente diferente, con un 74,07% para alta y un 89,43% para la baja ocurrencia (tabla 3).

Tabla 3. Resultados de la validación de la muestra del 60%. Primer modelo.

Baja ocurrencia				Alta ocurrencia			
	Puntos	% Baja Ocurrencia	% Total		Puntos	% Alta Ocurrencia	% Total
Bien clasificados:	220	89,43	73,33	Bien clasificados:	40	74,07	13,33
Mal clasificados:	26	10,57	8,67	Mal clasificados:	14	25,93	4,67

En el caso de la muestra del 40%, la validación obtuvo una fiabilidad total del 81%, algo inferior a la de calibración del modelo. En este caso, aún son mayores las diferencias de calidad de la clasificación de alta (64,10%) y baja ocurrencia (85,09%), descendiendo en mayor medida la fiabilidad de la alta ocurrencia (tabla 4).

Tabla 4. Resultados de la validación de la muestra del 40%. Primer modelo.

Baja ocurrencia				Alta ocurrencia			
	Puntos	% Baja Ocurrencia	% Total		Puntos	% Alta Ocurrencia	% Total
Bien clasificados:	137	85,09	68,50	Bien clasificados:	25	64,10	12,50
Mal clasificados:	24	14,91	12,0	Mal clasificados:	14	35,90	7,0

La segunda fase de la validación del modelo, perímetros de áreas quemadas MODIS para el periodo 2012 – 2016 dan como resultado una clasificación del 34,21% de la superficie en la categoría de alta ocurrencia y de un 49,12% en media, sumando un 83,33% los píxeles quemados en las categorías de mayor riesgo. Véase anexo 2.

Teniendo en cuenta que la superficie forestal clasificada como alta y media probabilidad de ignición por el modelo era el 53,83% de la zona de estudio (tabla 2) y que la superficie forestal quemada en estas clases ha sido el 83,33% (anexo 2), podemos determinar que en estos incendios se ha quemado mayor superficie de riesgo medio-alto del que cabría esperar por su extensión. De forma contraria ocurre con las áreas quemadas en las categorías de menor probabilidad (baja y muy baja), se quema un 16,67%, en tanto que ocupan el 46,18% de la zona de estudio.

El segundo modelo realizado mediante la eliminación de las variables de significancia inferior al 50% (anexo 1) da lugar al mapa de la figura 7. Con un valor similar al del modelo anterior (28,61%), la categoría de alta ocurrencia es la que mayor superficie forestal ocupa (tabla 5). Sin embargo, las categorías de mayor ocurrencia, alta y media, reducen un 2,59% con respecto al primer modelo (51,24%, tabla 5).

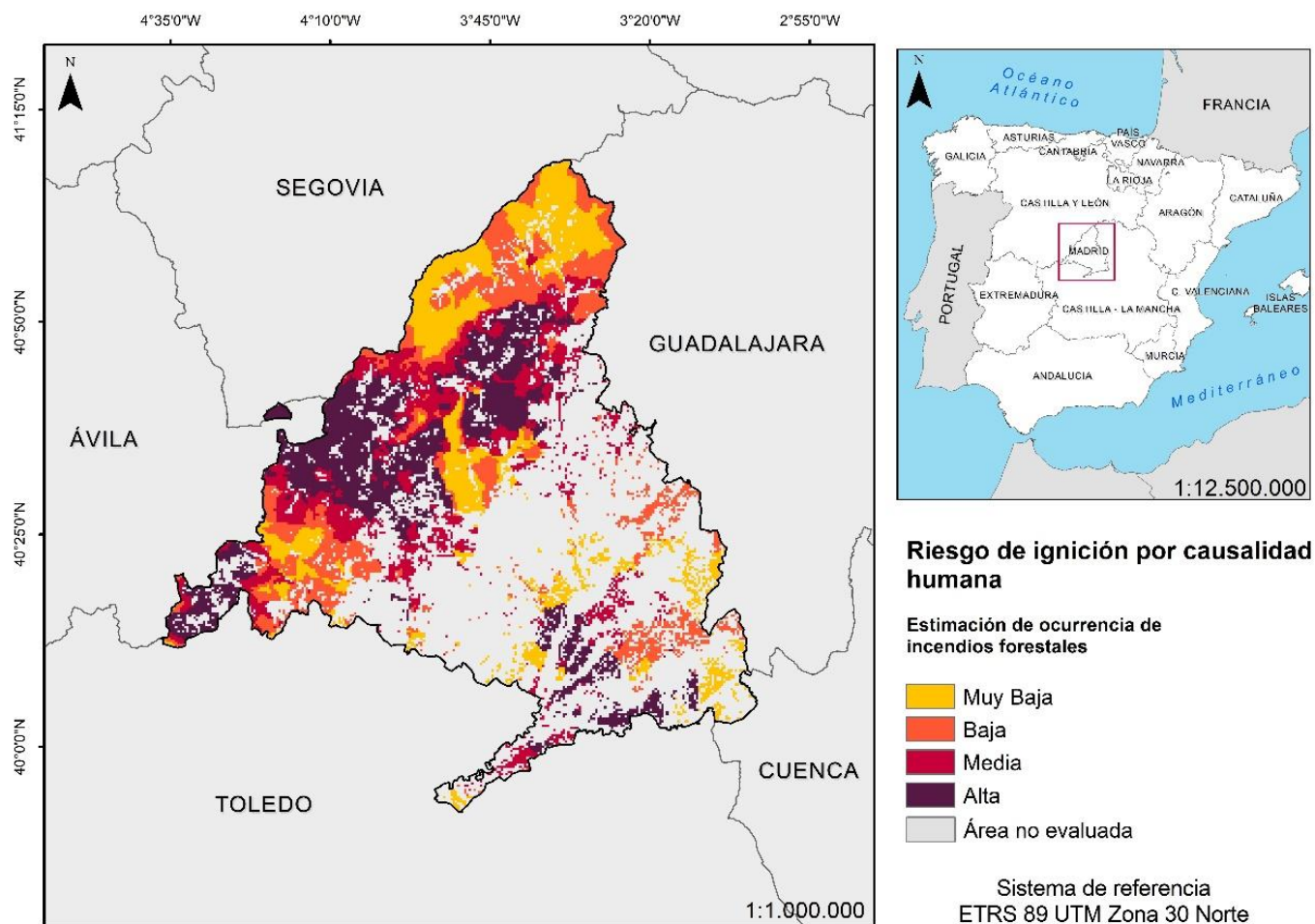


Figura 7. Mapa de riesgo de ignición por causalidad humana. Segundo modelo.

Tabla 5. Superficie por categoría de riesgo. Segundo modelo.

	Estimación de ignición por causa humana			
	Alta	Media	Baja	Muy baja
Superficie en pixeles	4827	3819	4916	3616
Superficie %	28,61	22,63	27,33	21,43

La validación del segundo modelo con la muestra original obtiene un valor de fiabilidad global muy próximo al del primer modelo (89,67%), apenas una diferencia del 3% a favor del segundo. Esta igualdad de los resultados se refleja en el ligero aumento tanto para la clasificación de alta y la baja ocurrencia (tabla 6).

Tabla 6. Resultados de la validación de la muestra del 60%. Segundo modelo.

Baja ocurrencia				Alta ocurrencia			
	Puntos	% Baja Ocurrencia	% Total		Puntos	% Alta Ocurrencia	% Total
Bien clasificados:	226	91,87	75,33	Bien clasificados:	43	79,63	14,33
Mal clasificados:	20	8,13	6,67	Mal clasificados:	11	20,37	3,67

En cuanto a la validación con la muestra del 40%, en este segundo modelo se obtienen mejores valores. La fiabilidad global del modelo aumenta en 5 puntos, alcanzando el 86%, que sigue siendo algo inferior al obtenido con los datos de calibración. Los valores para la clasificación de las categorías alta y baja ocurrencia mejoran así mismo, siendo especialmente relevante los 15 puntos de diferencia con respecto a la clase alta del primer modelo (79,49%) (tabla 7).

Tabla 7. Resultados de la validación de la muestra del 40%. Segundo modelo.

Baja ocurrencia				Alta ocurrencia			
	Puntos	% Baja Ocurrencia	% Total		Puntos	% Alta Ocurrencia	% Total
Bien clasificados:	141	87,58	70,50	Bien clasificados:	31	79,49	15,50
Mal clasificados:	20	12,42	12,42	Mal clasificados:	8	20,51	4,0

El segundo proceso de validación mediante los productos MODIS de áreas quemadas mejora los resultados del primer modelo al pasar de un 34,21% a un 42,98% la superficie que se localiza dentro de la categoría de alta ocurrencia. También se mejora el resultado para las áreas quemadas localizadas en alta o media ocurrencia (92,98% frente al 83,33% del primer modelo).

Las validaciones mediante las áreas quemadas para este segundo modelo dan como resultado un aumento de la densidad de estas entre las superficies ocupadas por las categorías de mayor riesgo medio-alto con respecto al primer modelo, alcanzando el 92,98%, una diferencia del 9,65% (anexo 3). Caso contrario ocurre con las categorías de menor probabilidad (baja y muy baja), que reducen su superficie a un 7,01% con respecto al 16,68% del primer modelo.

A la vista de estos resultados, puede determinarse que el segundo modelo ha estimado con mayor acierto las áreas que eran susceptibles de riesgo de ignición por causas humanas que el primer modelo.

Se puede resumir que ambos modelos han obtenido valores de fiabilidad global por encima del 80% para las muestras del 60 y 40%, aunque los resultados en líneas generales han sido mejores para el modelo elaborado únicamente con las variables con una significancia superior al 50%. De igual manera ocurre con la validación realizada con las áreas quemadas, donde el segundo modelo mejora los resultados obtenidos. Esta mejora de los resultados puede deberse a la reducción de datos ineficientes que aportan las variables con escasa significancia.

5. Discusión y conclusiones

El presente trabajo ofrece dos modelos de riesgo de ignición por causalidad humana, que han sido elaborados utilizando el mismo método, pero diferenciándose en las variables independientes que cada uno de ellos integra. Los mejores resultados de validación se han obtenido para el segundo modelo, que incluía las variables “distancia a la interfaz artificial – forestal”, “población por municipio”, “distancia a Espacios Naturales Protegidos”, “distancia a zonas de explotación minera” y “número de explotaciones agrarias por municipio”, que se han evidenciado como los principales factores humanos que explican en el riesgo de ignición por causas humanas en la Comunidad Autónoma de Madrid.

La variable “interfaz artificial – forestal”, con uno de los mayores valores de significancia, resulta especialmente interesante debido a los procesos de urbanización

llevados a cabo en las últimas décadas en áreas forestales de la zona periurbana de la ciudad de Madrid. El trabajo de Vilar, L., *et al.* 2008, cuya zona de estudio es la misma, también ha determinado esta variable como la de mayor información. Este trabajo obtiene una cartografía muy similar al nuestro, concentrando la alta ocurrencia en las áreas oeste-noroeste, suroeste y un área de menor extensión al sureste.

En cuanto a los resultados globales de validación, ambos por encima del 86%, siguen la línea de los resultados obtenidos por los diversos autores que han trabajado con regresiones logísticas para la estimación del riesgo de ignición por causa humana (Martínez, J., *et al.* 2004; Vilar, L., *et al.* 2008; Martínez *et al.* 2009; Gómez-Pazo, A., y Salas, J. 2016).

Algunas de las deficiencias observadas podrían mejorarse utilizando fuentes de datos más actualizadas. El SIOSE 2011, una de las principales fuentes de información utilizadas para la elaboración de las variables independientes, podría aportar una mayor robustez a los resultados si se contara con información más actual, especialmente a la variable de interfaz artificial – forestal y las explotaciones mineras, que como hemos visto son dos de las más importantes para obtener el modelo.

Otros aspectos que mejorarían o completarían los modelos obtenidos sería la integración de más variables relacionadas con las actividades agrarias (como por ejemplo densidad de maquinaria agrícola o trabajadores en el sector de la agricultura por municipio) y localizaciones de puntos de recreo en el monte (localización de áreas de esparcimiento o recreativas). Así como contar con una base de datos con la localización de los puntos de ignición de los incendios forestales

Por último, la cartografía de riesgo por casualidad humana que se obtiene a partir de los métodos aplicados es estática en el tiempo, no se contempla una variación temporal dadas las variables. Sin embargo, es razonable plantear otras líneas de investigación para el cálculo del riesgo con el objetivo de desestacionalizar el índice por periodos de tiempo.

6. Referencias bibliográficas

Brunsdon, C., Fotheringham, A. S., y Charlton, M. E. (1996). "Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity". *Geographical analysis*, 28(4), pp. 281-298.

Caballero, D. (2001). "Particularidades del incendio forestal en el interfaz urbano. Caso de estudio en la Comunidad de Madrid". *II Jornadas de Prevención de Incendios Forestales*. ETSI Montes. Madrid.

Carvacho, L.; Barredo, J.I., Chuvieco, E., Martínez, J., Salas, F.J. (1998). "Determinación de variables de riesgo humano en la generación de incendios forestales mediante regresión logística y redes neuronales". *VIII Coloquio del Grupo de Métodos Cuantitativos, Sistemas de Información Geográfica y Teledetección*. Departamento de Geografía de U.A.M., de Barcelona. Bellatera, pp. 361-370.

Castro, R., y Chuvieco, E. (1998). "Modeling forest fire danger from geographic information systems." *Geocarto International*, 13(1), pp 15-23.

Charlton, M., Fotheringham, S., y Brunsdon, C. (2009). "Geographically weighted regression. White paper". National Centre for Geocomputation. National University of Ireland Maynooth.

Chou, Y. H., Minnich, R. A., y Chase, R. A. (1993). "Mapping probability of fire occurrence in San Jacinto Mountains, California, USA". *Environmental Management*, 17(1), 129-140.

Chuvieco E., Salas F.J., Carvacho L., y Rodríguez-Silva F. (1999). "Integrated fire risk mapping". Chuvieco E. (ed.) *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean*. Springer-Verlag, Berlin, pp. 61-84.

Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Martín, M. P., Vilar, L., Padrón, D., Salas, J., y Martínez J. (2007). "Generación de un Modelo de Peligro de Incendios Forestales mediante Teledetección y SIG". *Teledetección: hacia un mejor entendimiento de la dinámica global y regional*. Rivas, R., Grisotto, A. y Sacido, M. (Eds.). Mar del Plata. Editorial Martin, pp. 19-26.

Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Salas, J., Pilar Martín, M., Vilar, L., Martínez, J., Martín, S., Ibarra, P., de la Riva, J., Baeza, J., Rodríguez, F., Molina, J.R., Herrera, M.A. y Zamora, R. (2010): “Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies”, *Ecological Modelling*, 221 (1), pp. 46-58. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2008.11.017.

Chuvieco, E., Aguado, I., Jurado, S., Pettinari, M.L., Yebra, M., Salas, J., Hantson, S., de la Riva, J., Ibarra, P., Rodrigues, M., Echeverría, M., Azqueta, D., Román, M.V., Bastarrika, A., Martínez, S., Recondo, C., Zapico, E. y Martínez-Vega, F.J. (2014): “Integrating geospatial information into fire risk assessment”, *International Journal of Wildland Fire*, 23 (5), pp. 606-619. doi:10.1071/WF12052.

Duque, J. C., Velásquez, H., y Agudelo, J. (2011). “Infraestructura pública y precios de vivienda: una aplicación de regresión geográficamente ponderada en el contexto de precios hedónicos”. *Ecos de Economía*, 15(33).

Fotheringham, A. S., Charlton, M. E., y Brunson, C. (1998). “Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis”. *Environment and planning A*, 30(11), pp. 1905-1927.

Fotheringham, A. S., Brunson, C. y Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression*. Chichester, Wiley.

Gómez-Pazo, A., y Salas, J. (2016). “Modelado del peligro de ignición de incendios forestales en Galicia”. *Revista Geográfica del Sur* 7 (10), pp. 1-14.

Herrero-Corral, G., Jappiot, M., Bouillon, C., y Long-Fournel, M. (2012). “Application of a geographical assessment method for the characterization of wildland–urban interfaces in the context of wildfire prevention: A case study in western Madrid”. *Applied Geography*, 35(1), 60-70.

IPCC, 2014: Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Edenhofer, O., R. Pichs-Madruga, Y. Sokona, E. Farahani, S. Kadner, K. Seyboth, A. Adler, I. Baum, S. Brunner, P. Eickemeier, B. Kriemann, J. Savolainen, S. Schlömer, C. von Stechow, T. Zwickel and J.C. Minx (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

Leone, v., Koutsias, n., Martínez, J., Vega-García, C. y Allgöwer, B., (2003). “The human factor in fire danger assessment”. E. Chuvieco (ed.), *Wildland Fire Danger Estimation and Mapping. The Role of Remote Sensing Data*, pp. 143-196

Martínez, J., Chuvieco, E., y Martín, P. (2004 a). “Estimación de factores de riesgo humano de ignición en España mediante regresión logística”. *II Simposio Internacional Sobre Políticas, Planificación y Economía de los Programas de Protección Contra Incendios Forestales: Una Visión Global*. Córdoba España. Abril. USDA Forest Service, General Technical Report PSW-GTR-208. Albany, CA. pp. 281-293.

Martínez, J., Martínez, J., y Martín, P. (2004 b). “El factor humano en los incendios forestales: Análisis de factores socio-económicos relacionados con la incidencia de incendios forestales en España”. Chuvieco, E. y Martín, M.P. (coord.). *Nuevas tecnologías para la estimación del riesgo de incendios forestales*. CSIC, Instituto de Economía y Geografía. Madrid, pp. 101-142.

Martínez J, Vega-García C, y Chuvieco E. (2009). “Human-caused wildfire risk rating for prevention planning in Spain”. *Journal of Environmental Management* 90, pp. 1241–1252.

Mei, C. L. (2005). “Geographically weighted regression technique for spatial data analysis”. School of Science Xi’an Jiaotong University.

Moreno, J. M. (1989). Los ecosistemas terrestres mediterráneos y el fuego. *Política científica*, (18), pp. 46-50.

Nasi, R., Dennis, R., Meijaard, E., Applegate, G., y Moore, P. (2002). “Los incendios forestales y la diversidad biológica”. *Revista Internacional de Silvicultura e Industrias Forestales* (FAO), 53. pp. 36-40.

Pew, K.L., y Larsen, C.P.S (2001). “GIS analysis of spatial and temporal patterns of human-caused wildfires in the temperate rain forest of Vancouver Island, Canada”. *Forest Ecology and Management*, 140, pp. 1-18.

Rodrigues, M., de la Riva, J., y Fotheringham, S. (2014). “Modeling the spatial variation of the explanatory factors of human-caused wildfires in Spain using geographically weighted logistic regression”. *Applied Geography*, 48, 52-63.

Salas, J., y Chuvieco, E. (1992). “¿Dónde arderá el bosque? Previsión de incendios forestales mediante un SIG”. *I Congreso AESIG* pp. 430-446.

Salas, J., y Cocero, D. (2004). “El concepto de peligro de incendio. Sistemas actuales de estimación del peligro”. Chuvieco, E. y Martín, M.P. (coord). *Nuevas tecnologías para la estimación del riesgo de incendios forestales*. CSIC, Instituto de Economía y Geografía. Madrid, pp. 23-32.

Vega-Garcia, C., Lee, B. S., Woodard, P. M., y Titus, S. J. (1996). “Applying neural network technology to human-caused wildfire occurrence prediction”. *AI applications*. 10 (3), pp. 9-18.

Vicente y López, F. J. (2012). “Diseño de un modelo de riesgo integral de incendios forestales mediante técnicas multicriterio y su automatización en sistemas de información geográfica: una aplicación en la Comunidad Valenciana”. Tesis (Doctoral), E.T.S.I. Montes (UPM).

Vilar, L., Gómez Nieto, I., Martín Isabel, M. P., y Martínez Vega, F. J. (2007). “Análisis comparativo de diferentes métodos para la obtención de modelos de riesgo humano de incendios forestales”. *IV International wildfire conference*, Sevilla., 11 (1), pp. 13-17.

Vilar, L., Martín Isabel, M. P., y Martínez Vega, F. J. (2008). “Empleo de técnicas de regresión logística para la obtención de modelos de riesgo humano de incendio forestal a escala regional”. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 47, pp 5-29.

7. Anexos

Anexo 1. Consistencia y tipo de relación de las variables utilizadas para los modelos.

		Variable	Grado de significancia (%)	Relación negativa (%)	Relación positiva (%)
Primer modelo	Segundo modelo	Distancia a Interfase Artificial - Forestal	100	100	0,00
		Población 2016	99,88	100	0,00
		Distancia a Espacios Naturales Protegidos	93,09	100	0,00
		Distancia a zonas de explotación minera	92,11	100	0,00
		Explotaciones agrarias	66,46	0,00	100
		Distancia a líneas de ferrocarril	34,18	94,65	5,35
		Distancia a Interfase Pastizal - Forestal	30,52	100	0,00
		Distancia a montes de utilidad pública	26,86	13,28	86,72
		Distancia a líneas eléctricas	14,92	86,89	13,11
		Interfase Cultivo - Forestal	3,96	29,71	70,29
		Distancia a senderos	0,81	42,55	57,45
		Distancia a carreteras	0,78	36,79	63,21
		Variación de la población 1985 - 2016	0,00	49,85	50,15

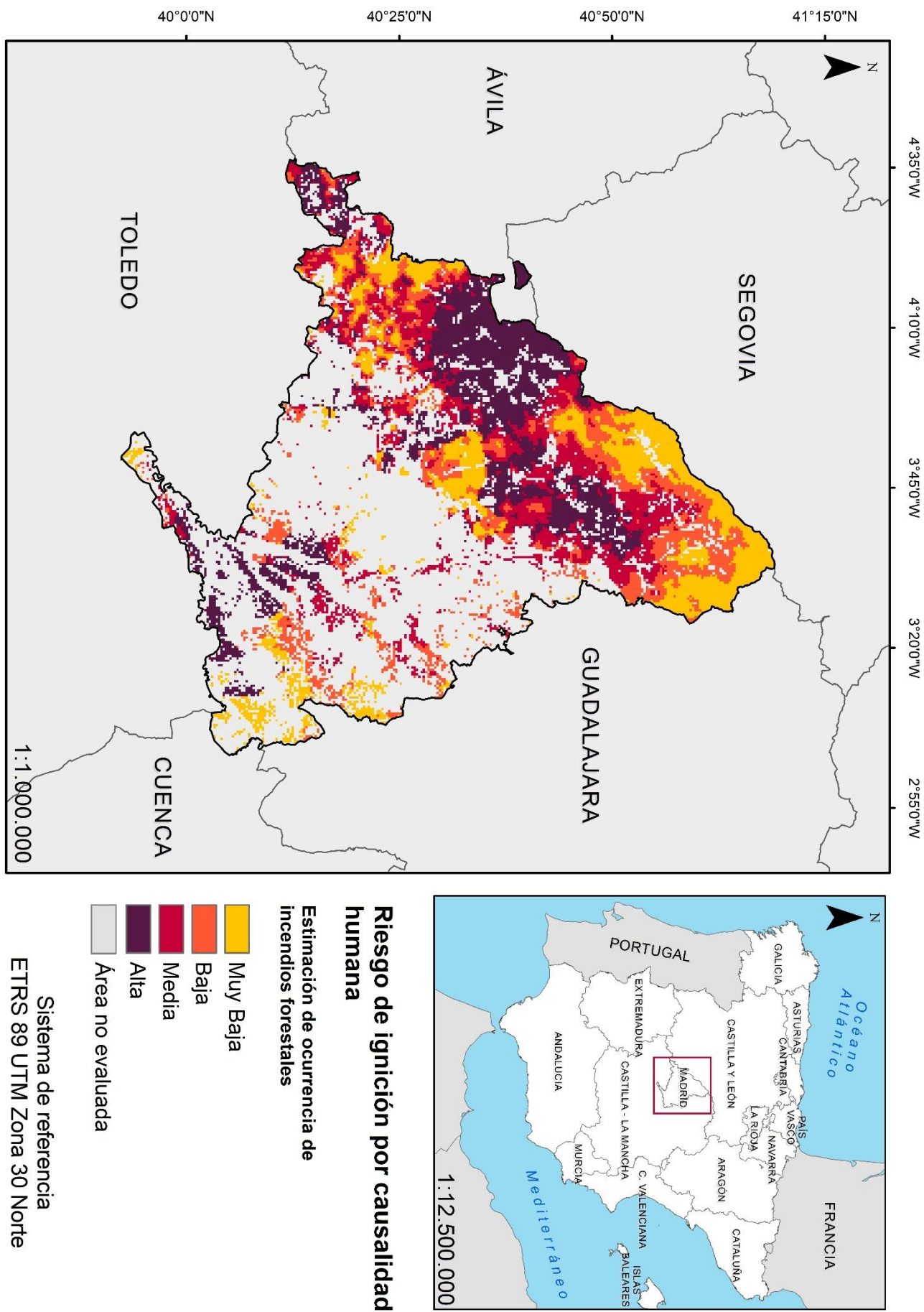
Anexo 2. Validación del primer modelo mediante áreas quemadas MODIS 2012 - 2016.

Área quemada - Municipio (Año)	Clasificación			
	Alta	Media	Baja	Muy baja
A – Valdemagueda (2012)	21	27	11	0
B – Robledo de Chavela (2012)	1	5	2	0
C – Valdemorillo (2013)	12	4	0	0
D – Colmenar Viejo (2013)	3	9	0	0
E – Torrelaguna (2012)	2	11	0	0
F - Aranjuez (2012)	0	0	0	6
Píxeles de área quemada	39	56	13	6
Área quemada %	34,21	49,12	11,41	5,26

Anexo 3. Validación del segundo modelo mediante áreas quemadas MODIS 2012 - 2016.

	Clasificación			
Área quemada - Municipio (Año)	Alta	Media	Baja	Muy baja
A – Valdemaqueda (2012)	24	34	1	0
B – Robledo de Chavela (2012)	1	7	0	0
C – Valdemorillo (2013)	16	0	0	0
D – Colmenar Viejo (2013)	8	4	0	0
E – Torrelaguna (2012)	0	12	1	0
F - Aranjuez (2012)	0	0	0	0
Píxeles de área quemada	49	57	2	6
Área quemada %	42,98	50,00	1,76	5,26

Anexo 4. Mapa de riesgo de incendio forestal en la Comunidad de Madrid. Primer modelo.



Anexo 5. Mapa de riesgo de incendio forestal en la Comunidad de Madrid. Segundo modelo.

