



9CFE-1295

Actas del Noveno Congreso Forestal Español
Edita: **Sociedad Española de Ciencias Forestales. 2025.**
ISBN: 978-84-941695-7-1



Análisis de la distribución espaciotemporal de los incendios forestales en Asturias (2005 – 2021)

GARCIA CANDANEDO, L. (1), FORJÁN, R. (2), COLINA, A. (2) y SALGADO, L. (2)

(1) Instituto Mixto de Investigación en Biodiversidad, IMIB. Universidad de Oviedo – CSIC – Principado de Asturias. Campus de Mieres, 33600, Asturias.

(2) Instituto de Recursos Naturales y Ordenación del Territorio, INDUROT. Universidad de Oviedo. Campus de Mieres, 33600, Asturias

Resumen

Este estudio analiza los incendios forestales, una de las problemáticas más graves en Asturias. Se analiza la distribución espacial y temporal de los incendios durante el período 2005-2021 mediante técnicas de análisis de densidad, autocorrelación espacial y modelización predictiva. El objetivo es identificar patrones de densidad y causalidad y examinar qué factores socioeconómicos, ambientales y de uso del suelo influyen en la ocurrencia de incendios.

Los resultados muestran patrones espaciales y temporales mediante el análisis de puntos calientes y autocorrelación espacial, ubicando la mayor afección por incendios en el oriente y en el suroccidente asturiano. En el análisis de modelización, los factores, afección a zonas de Interfaz Urbano Forestal y titularidad de los montes, aparecen como las variables más influyentes. También se subraya el papel de variables meteorológicas, como la temperatura y la humedad, que resultan ser predictoras eficaces en los modelos de ocurrencia de incendios.

El estudio revela una zonificación concreta del territorio asturiano por causa. Los incendios intencionados, en particular aquellos relacionados con prácticas ganaderas, representan un desafío importante para la gestión forestal. La zonificación de riesgo desarrollada ofrece una herramienta práctica para focalizar los esfuerzos de prevención y control en las áreas de mayor vulnerabilidad.

Palabras clave

Puntos calientes, autocorrelación espacial, unidad espacial, modelos predictivos, intencionados por prácticas ganaderas.

1. Introducción

Los incendios forestales son un fenómeno natural que afecta a ecosistemas forestales de todo el mundo tanto a nivel ambiental como socioeconómico (HERNÁNDEZ, 2022). Su propagación está influenciada por el clima, la vegetación, la topografía, la actividad humana y sus interrelaciones (RODRÍGUEZ TREJO ETAL., 2020). En los últimos años, se ha producido un aumento de la virulencia de estos eventos, debido a una compleja relación entre el cambio climático, la sequía, la acumulación de biomasa y las actividades humanas, como el abandono de las actividades socioeconómicas rurales, la expansión de la urbanización en zonas forestales (zonas de Interfaz Urbano Forestal (IUF)), la supresión de incendios naturales y las prácticas de manejo inadecuadas por parte del ser humano (HERNÁNDEZ, 2020). La combinación de la problemática asociada a la IUF y el aumento de la superficie quemada por incendio plantea unos desafíos adicionales en términos de gestión de áreas forestales y protección de la población (CASTAÑEDA & REYES, 2014).



A nivel global, los incendios forestales han aumentado en frecuencia e intensidad en las últimas décadas, relacionado con el cambio climático y la intensificación de usos del suelo (HERNÁNDEZ, 2020). Se estima que debido a la aceleración del cambio climático los incendios extremos aumenten en las próximas décadas, si no se revierte la situación actual (PROGRAMA DE LAS NACIONES UNIDAS PARA EL MEDIO AMBIENTE, 2022). En Europa, las regiones Mediterráneas son las zonas con mayor afección por incendios debido a la estacionalidad del clima, unido en las últimas décadas al abandono rural y al cambio climático (SAN-MIGUEL-AYNZ ETAL., 2022). Debe tenerse en cuenta además la alta influencia humana en el origen de los incendios, en Europa un 96% de los incendios son de origen antrópico (OOM ETAL., 2022).

España, ubicada en la región mediterránea, siempre ha tenido presente los incendios forestales. Sin embargo, desde los años 60 estos pasan de ser un fenómeno natural a ser un riesgo y desde el año 2016 aproximadamente, el riesgo aumenta al entrar en la sexta generación de incendios. En esta generación, los incendios se caracterizan por modificar el tiempo atmosférico de la zona, provocando una elevada intensidad que queda fuera de la capacidad de extinción del dispositivo (ABAD FERNÁNDEZ, 2022). En el informe sobre incendios forestales 2022 de HERNÁNDEZ (2022) se concluye que, en España, en las últimas dos décadas, se redujo el número de incendios y la superficie quemada, sin embargo, aumentaron los grandes incendios forestales. También se aprecia una mayor afección a las zonas IUF y un aumento de la intencionalidad por problemas socioeconómicos en el medio rural.

A nivel regional, Asturias se mantiene en la quinta generación de incendios, caracterizada por alta simultaneidad y un aumento significativo de grandes incendios forestales (GIF) (ABAD FERNÁNDEZ, 2022). El régimen de incendios en Asturias se caracteriza por una recurrencia espacial y temporal marcadas, las mayores se dan en la zona suroccidental con recurrencias de 6 o menos años en los últimas décadas (GOBIERNO DE ASTURIAS, 2020). Las tendencias muestran que desde 1985 el número de incendios está disminuyendo, mientras que la superficie quemada y la superficie media por incendio están aumentando. La distribución temporal muestra una alternancia entre años con un número elevado de eventos con años con un número de eventos bajo. A nivel mensual, los incendios forestales se concentran en dos épocas diferenciadas, una invernal y otra estival – otoñal. La principal motivación de incendios se debe a acciones antropogénicas y dentro de estas, destacan los incendios intencionados por prácticas ganaderas, seguida de los accidentes o negligencias y por último los incendios intencionados por otras motivaciones. Espacialmente, los incendios por causa accidental o negligencia se concentran más en la zona costera y el centro de Asturias, mientras que los intencionados se concentran en la mitad sur (GOBIERNO DE ASTURIAS, 2020 y SOCIEDAD ASTURIANA DE ESTUDIOS ECONÓMICOS E INDUSTRIALES, 2022). Estas dinámicas muestran la importante tradición en el uso de fuego en Asturias (HERNÁNDEZ, 2018).

El análisis de las características espaciotemporales de los incendios forestales permite obtener modelos estadísticos asociados a los incendios, por ejemplo, la recurrencia de eventos (PÉREZ-VERDÍN ETAL., 2013). Entender el patrón de distribución espaciotemporal puede ayudar a entender la ocurrencia, dar una referencia del impacto y aportar una base científica a los análisis de respuesta al cambio climático y a eventos climatológicos extremos (ZHANG ETAL., 2021). También sirve para dar un mejor conocimiento sobre las variaciones temporales y



espaciales de los incendios a la población y los gestores (STRYDOM & SAVAGE, 2016). Modelar variables asociadas a los incendios a escala espaciotemporal es muy importante para la planificación de la gestión del fuego y en la simulación del desarrollo de los incendios a través del paisaje. Además de para minimizar las pérdidas causadas por un incendio a todos los niveles (SAGLAM ETAL., 2008). La combinación de análisis espacio-temporales con técnicas geoestadísticas permite asimilar las dinámicas de riesgo de incendio y desarrollar medidas preventivas adecuadas en las regiones más vulnerables (SAKELLARIOU ETAL., 2020).

Alguna de las técnicas más utilizadas en el análisis espacial de eventos es el análisis de autocorrelación espacial, siendo el Índice I de Morán y la técnica LISA (*Local Indicators of Spatial Autocorrelation*), las más utilizadas en análisis medioambientales (CELEMÍN, 2009). Estos índices se aplican de manera conjunta para obtener parámetros relativos al sector de análisis y sus adyacentes en función de una distancia (GARZÓN-VERGARA & CAMPOVERDE-MOLINA, 2019). Otro de los análisis más comunes para comprender la relación entre variables son los análisis de regresión para modelar y predecir la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes, identificando patrones de comportamiento y estableciendo relaciones causales o predictivas (MORAL PELÁEZ, 2016). El avance en el desarrollo de técnicas de estadística avanzadas para la modelización, como el *Machine learning*, permite abordar las limitaciones de los métodos estadísticos (JIA ETAL., 2021). Dentro de estas técnicas, las no paramétricas permiten el análisis de datos que no tienen una distribución homogénea, destacando los bosques aleatorios (*Random Forest* (RF)) en estudios medioambientales como son los incendios forestales (PREETI ETAL., 2021).

2. Objetivos

El objetivo general es determinar los patrones espaciotemporales de distribución de los incendios forestales en Asturias y su evolución o cambio a lo largo del periodo 2005-2021 considerando entre otros factores la causalidad. Con este propósito se analiza información proporcionada por la base de datos de la Estadística General de Incendios Forestales (EGIF) de Asturias.

Los objetivos concretos son:

- Análisis de puntos calientes a partir de una unidad geográfica homogénea a lo largo de toda el área de estudio, en función del número de incendios para todas las causas recogidas en la Estrategia Integral de Incendios Forestales 2020 - 2025 (EPLIFA) entre 2009 y 2021.
- Análisis de autocorrelación espacial en función de una unidad geográfica homogénea a lo largo de toda el área de estudio, en función del número de incendios para todas las causas más importantes de incendios del periodo 2009 a 2021.
- Análisis de clasificación para el número de incendios intencionados y dentro de estos, los motivados por prácticas ganaderas entre 2009 y 2021.

3. Metodología

La fuente de datos es la base de datos proporcionada por las Brigadas de Investigación de Incendios Forestales del Principado de Asturias (BRIPAS) que recoge información de cada uno de los incendios registrados en Asturias entre 2005 y 2021. En el año 2009 se produce un cambio en la forma de clasificar los incendios y por este motivo los análisis se realizan entre 2009 y 2021. Los datos que se registran son:

- Datos básicos: coordenadas X e Y, números de parte del incendio, año en el

- que se produce el incendio y fechas de detección, de control y de extinción.
- Datos de cobertura de cada incendio forestal, dividida en:
 - Superficie arbolada: indicando fracción de cabida cubierta (FCC), identificador y nombre de la especie arbórea y superficie por especie.
 - Superficie no arbolada: dividida en agrícola y otras. Y otra división entre no arbolado herbáceo (dehesa, pastizales y zonas húmedas) y leñoso (monte abierto con FCC < 20% y matorral o monte bajo).
- Datos meteorológicos: días desde la última lluvia, temperatura máxima, humedad relativa y velocidad y dirección del viento.
- Otros datos: número de focos de inicio, causa, motivación, clase de día en que se produce el incendio (festivo, laborable, sábado y laborable víspera de festivo), titularidad del monte (montes proindivisos, montes vecinales en mano común, montes comunales y montes de utilidad pública (MUP); todo incendio que no se encuentre en estas categorías se considera monte privado individual) y afección a IUF y zona IUF afectada.

También se utilizan archivos vectoriales de tipo polígono de las unidades administrativas (concejos y comarcas de gestión forestal) de Asturias del centro de descargas del Sistema de Información Territorial e Infraestructura de Datos Espaciales de Asturias (SITPA-IDEAS). El software específico utilizado para la realización del análisis son los programas *QGIS* versión 3.22.11 y *R Statistics* a través de *R Studio* 2022.12.0+353.

A partir de los datos proporcionados por las BRIPAS, se calculan las siguientes variables necesarias para el análisis:

- Duración total, sin control y controlado del incendio en minutos a través de las fechas y horas de detección, de control y de extinción.
- Superficie quemada arbolada y número de especies arbóreas diferentes por incendio.
- Superficie total quemada como la suma de la superficie arbolada y no arbolada.
- En cuanto al tipo de causas y motivaciones se hace una clasificación diferente a la expuesta en la EPLIFA. Las causas se dividen en accidental, natural, desconocida, intencionada y reproducción y dentro de la causa intencionada las motivaciones se clasifican en por prácticas ganaderas y por otras motivaciones.

Según la EPLIFA, la división del territorio según unidades políticas, es decir, en comarcas y concejos, muestra unos resultados muy generalistas. Por ello, se decide utilizar como unidad espacial hexágonos de 500 metros de radio iguales para toda el área de estudio. La elección de ese tamaño de unidad geográfica se debe a que la EPLIFA utiliza para sus análisis los hexágonos de 750 metros de radio y con el objetivo de hacer un análisis a menor escala y comprobar si los patrones espaciales son más locales. Mediante una intersección espacial se obtiene el promedio de las siguientes variables por unidad espacial y por año:

- Número de incendios total y por causa.
- Número medio de puntos de inicio o focos (datos entre los años 2016 y 2021).
- Superficie total y media afectada en los incendios en general y por causa.
- Duración total media, y duración con el incendio sin control y controlado.
- Clase de día mayoritario en el que ocurre el incendio.
- Número de días medio desde la última lluvia antes del incendio.



- Temperatura, humedad relativa y velocidad del viento medias del día del incendio.
- Dirección dominante del viento el día del incendio.
- Porcentaje de incendios que afectan a IUF y zona de la IUF afectada mayoritariamente (Datos entre los años 2016 y 2021).
- Superficie media arbolada total, no arbolada total, no arbolada agrícola, no arbolada de otro tipo, no arbolada herbácea y no arbolada leñosa.
- Número medio de especies arbóreas afectadas.
- Número de titularidades diferentes.
- Titularidad mayoritaria. Debido a la forma de clasificar los incendios por titularidad de manera que todos los no incluidos en las categorías de proindiviso, montes vecinales en mano común, montes comunales y montes de utilidad pública se consideraron montes privados individuales, al realizar esta división la mayoría corresponde a esta última categoría. Por ello, también se cree necesario obtener la titularidad mayoritaria por unidad geográfica y año excluyendo los montes privados individuales.

Una vez preparados los datos, el primer análisis que se realiza es un análisis de densidad de incendios atendiendo a la causalidad y la temporalidad para los datos por unidad espacial de análisis. Se hace para todos los incendios en general y para los incendios relativos a cada tipo de causa de cada año del periodo entre 2009 y 2021. Se obtienen figuras para el total de incendios y las causas más relevantes que muestran las unidades espaciales clasificadas según la densidad de incendios para cada año del periodo de estudio.

A continuación, se realiza un análisis de autocorrelación espacial empleando el Índice I de Morán (ÁVILA-FLORES ETAL., 2010) y el cálculo LISA (*Local Indicators of Spatial Autocorrelation*) (BUZAI & MONTES GALBÁN, 2021) atendiendo al número de incendios. Este análisis, de forma teórica, se basa en que en un espacio geográfico todo está relacionado con todo, sin embargo, los espacios que están más cerca están más relacionados entre sí que con los que están más lejos. Con este análisis se pretende medir la correlación que tiene una misma variable entre unidades espaciales contiguas. Se utiliza el Índice I de Morán, que sirve para comparar los valores de cada localización con los valores de las localizaciones contiguas y estimar si existe o no autocorrelación espacial. Para profundizar en el análisis de la identificación de patrones locales de asociación espacial se emplea el cálculo LISA. Este método fragmenta la autocorrelación global y comprueba cuanto contribuye cada unidad espacial. Se obtiene un mapa de significancia que muestra las ubicaciones con una estadística local significativa y con el grado de significación reflejado. Este mapa empieza en $p < 0,05$ y muestra todas las categorías de significancia que son significativas para un número de permutaciones. También se obtiene un mapa de clústeres que indica el tipo de asociación espacial (BUZAI & MONTES GALBÁN, 2021). El tipo de asociación espacial clasifica las relaciones entre vecinos en:

- Alto-alto: zonas con alto riesgo de ocurrencia de incendios con otras zonas con alto riesgo de ocurrencia alrededor.
- Bajo-bajo: zonas con bajo riesgo de ocurrencia de incendios con otras zonas de bajo riesgo de ocurrencia alrededor.
- Alto-bajo: zonas de alto riesgo de ocurrencia de incendios con zonas de bajo riesgo de ocurrencia de incendios alrededor.
- Bajo-alto: zonas de bajo riesgo de ocurrencia de incendios con zonas de alto riesgo de ocurrencia de incendios alrededor (ÁVILA-FLORES ETAL., 2010).



- No significativo: casos en los que estadísticamente el P-valor está por encima del nivel de significancia establecido y según ese análisis no hay suficiente evidencia estadística para decir si existe autocorrelación espacial con los vecinos.
- Indefinido: unidades de estudio que no tienen datos o están sin definir.
- Aislado: unidades de estudio que no tienen vecinos (BUZAI & MONTES GALBÁN, 2021).

Se analizan el número de incendios por unidad geográfica (hexágonos de 500 m de radio usados en el análisis de puntos calientes) de todos los incendios en general y para las causas intencionado e intencionado por prácticas ganaderas para cada año del periodo entre 2009 y 2021. Solamente se analizan estas dos causas por ser las principales y más importantes causas de incendios en Asturias. A partir de este análisis se obtiene un mapa que muestra las relaciones de vecindad.

Finalmente, se realiza un análisis de clasificación mediante el ajuste de modelos predictivos del número de eventos por unidad espacial. Este análisis se realiza únicamente para los incendios intencionados y para los intencionados por prácticas ganaderas por ser las principales y más importantes causas de incendios en Asturias. Se pretende obtener un modelo para analizar la predisposición de cada unidad de estudio de iniciarse un número u otro de incendios en función del conjunto de variables independientes que forman la base de datos que se utiliza. El primer paso es determinar que variables de la base de datos no son independientes respecto a las variables a predecir. Para ello se realiza un análisis de correlación simple por el método de Pearson, de forma que se eliminan aquellas que son dependientes. El valor del coeficiente de Pearson que define en este estudio si dos variables son dependientes es 0.50 (BOENTE ETAL., 2020).

Tras definir las variables independientes se comienza el ajuste de modelos predictivos de número de eventos por unidad espacial. El algoritmo utilizado para el ajuste de los datos es RF, que es un método de clasificación no paramétrica ampliamente utilizado, que consiste en un conjunto de árboles de decisión (BREIMAN, 2001). El primer paso es seleccionar las variables independientes con mayor representatividad en el modelo. Para ello, se hace una reducción de variables que evita el sobreajuste (*overfitting*) de las variables a analizar, algo que es un problema frecuente en *Machine Learning* (YING, 2019). El software de código abierto WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) se utilizó para seleccionar una submuestra óptima de variables, con el método de envoltorio (*Wrapper*) con el algoritmo de aprendizaje RF.

A continuación, se calcula el modelo y peso de cada una de las variables independientes implicadas en él. Los análisis de clasificación se hacen para el número de incendios del conjunto de los datos entre 2009 y 2021 y para cada año de este periodo. De esta forma se compara la evolución de las variables y el análisis del conjunto. Se utilizó la técnica de validación cruzada *k-fold*, estableciendo un número de 1500 árboles. El conjunto de datos se divide en k subconjuntos, en este caso 10. Un subconjunto se usa como datos de validación y los otros nueve subconjuntos restantes se usan como entrenamiento cada vez que se ejecuta el algoritmo. Cada modelo se ejecuta 100 veces, lo que implica una validación cruzada de 10 veces de cada subconjunto repetida 10 veces por conjunto de datos de entrenamiento. De esta forma se asegura que el modelo resultante es robusto. Para evaluar la bondad de ajuste de los modelos resultantes se utiliza el estadístico kappa y la precisión (*accuracy*).

4. Resultados

Los resultados del análisis de densidad de incendios son las figuras obtenidas en el cálculo de los mapas de densidad aplicados a los datos por unidad geográfica del número de incendios para cada uno de los años del periodo entre 2009- 2021. Se muestran el número total de incendios y el número de incendios para las causas intencionado e intencionado por prácticas ganaderas, por ser estas las de mayor importancia. En general, las unidades geográficas con mayor número de incendios se concentran en la zona oriental mayoritariamente y en menor medida en el occidente y en el centro sur. Los años con más incendios de para cada causa suelen ser 2009, 2010, 2012, 2015 y 2017 y los años con menor número de incendios 2013, 2016, 2018 y 2021 (Figura 1). Por causa, las unidades geográficas con mayor número de incendios intencionados se localizan la mayoría en el oriente (Figura 2), distribución similar a los intencionados por prácticas ganaderas (Figura 3). Los intencionados por otras motivaciones también se concentran en el oriente, aunque son muchos menos. Los incendios por accidentes o negligencias y los incendios por reproducción están más concentrados en la zona centro y oriental. En cuanto a los incendios de causa desconocida las unidades geográficas con mayor número de incendios están en su mayoría en la mitad oriental. Los incendios por causas naturales son muy escasos y la mayoría ocurren en el extremo más occidental de Asturias.

En cuanto a los resultados del análisis de autocorrelación espacial con el Índice I de Morán y LISA son las figuras para el número de incendios total, intencionados y dentro de estos, los motivados por prácticas ganaderas para cada año del periodo entre 2009 y 2021. Según este análisis se obtiene que aquellos años donde hay más unidades geográficas con valores de ocurrencia de incendios más altos junto con unidades con valores altos son 2009, 2010, 2012, 2015, 2017 y 2019. Por otra parte, los años con menor cantidad de unidades geográficas de este tipo son 2013, 2016 y 2018, años que también suelen ser los que tienen más unidades de estudio con baja concentración de incendios junto con otras unidades adyacentes con baja ocurrencia de incendio. La distribución de las unidades geográficas de cada categoría es bastante parecida en todos los años y para el total de incendios (Figura 4), los incendios intencionados (Figura 5) y los intencionados por prácticas ganaderas (Figura 6). Las unidades de estudio con alta ocurrencia junto con otras adyacentes también de alta ocurrencia se localizan en la zona oriental principalmente y en menor medida en la zona centro sur y suroccidental siendo agrupaciones continuas por toda Asturias.

Finalmente, para el ajuste de modelos predictivos los primeros resultados que se obtienen son relativos al análisis de correlación de Pearson. El número de incendios por unidad geográfica relativo a los incendios intencionados y a los intencionados por prácticas ganaderas no está altamente correlacionado con ninguna de las otras variables para el periodo entre 2009 y 2021. Sin embargo, para el periodo entre 2016 y 2021, estas dos variables aparecen altamente correlacionadas con las variables relativas al número de focos, que son eliminadas del análisis de clasificación.

Se ejecutaron los modelos de clasificación del número de incendios intencionados e intencionados por prácticas ganaderas para el periodo entre 2009 y 2021 y para cada año de este periodo. El rendimiento de los métodos de clasificación se comparó utilizando diferentes estadísticas basados en los errores del modelo, que son la precisión y el coeficiente kappa (κ). En la Tabla 1 se muestra que los valores



de precisión son superiores al 0,90 para los incendios intencionados y los intencionados por prácticas ganaderas. Hay dos excepciones, el año 2009 con una precisión de 0,87 para los intencionados y 0,86 para los intencionados por prácticas ganaderas y en el análisis de todo el periodo, con un valor de precisión de 0,72 para los intencionados y de 0,68 para los intencionados por prácticas ganaderas. En cuanto al coeficiente Kappa (κ), para el número de incendios intencionados los valores más altos, por encima de 0,7, están en los años 2011, 2018, 2019 y 2020. En el caso de los incendios intencionados por prácticas ganaderas solo el año 2018 está por encima de 0,7. El resto de los años tienen en ambos casos un coeficiente kappa entre 0,4 y 0,7. Hay una excepción en los incendios intencionados por prácticas ganaderas, donde los años 2013 y 2016 tienen un coeficiente kappa de 0,23, bastante bajo en comparación con los demás.

Como resultado del proceso de selección de características, se selecciona un tamaño de n subconjunto óptimo para cada año y/o periodo de entre 3 y 12 variables para el número de incendios intencionados, y entre 3 y 7 para el número de incendios intencionados por prácticas ganaderas, mediante el método *Wrapper*.

Del subconjunto de variables utilizadas para explicar el número de incendios por unidad geográfica durante todo el periodo de análisis (2009 – 2021), un total de 12 variables tienen relevancia en el análisis del número de incendios intencionados (Figura 7). Las más representativas son la duración de los incendios con un 17%, la dirección del viento mayoritaria con un 12%, la humedad relativa, la duración del incendio controlado y la temperatura con un 11% cada una. Las variables climáticas suman en total un 47% y son la temperatura, la dirección y la velocidad del viento, la humedad relativa y los días desde la última lluvia. Las variables de duración suman un 36%, siendo las segundas más importantes. Por último, están las variables de tipo social con un 11% y las de tipo forestal con un 6%. Para el número de incendios intencionados por prácticas ganaderas, se reduce el número de variables, siendo en este caso 7 (Figura 8). Gana importancia la variable de duración, siendo la que mayor peso tiene con un 46%, y también la variable dirección del viento mayoritaria con un 14% y el número de días desde la última lluvia con un 17%, lo que revela una importancia de más del 30% para las variables climáticas. Aparecen la titularidad mayoritaria sin contar los montes privados individuales con un 3%, el número medio de especies arbóreas con un 6% y la superficie no arbolada herbácea con un 3%.

Para el número de incendios intencionados, entre 2009 y 2021 (Figura 7), las variables más importantes son las climáticas, a excepción de 2019 que son las sociales. Como segundas variables más importantes, en 2009 y 2010 son las duraciones y de 2011 a 2021 son las sociales, excepto en 2019 que son las climáticas. Las variables de duración pierden importancia y solo aparecen en 2009, 2010 y 2015. En cuanto a los incendios intencionados por prácticas ganaderas (Figura 8) las variables dominantes son las climáticas, excepto en el año 2013, 2015 y 2018 que son las sociales. Entre 2009 y 2015 el resto de las variables son más o menos importantes dependiendo del año que se analice, pero a partir de 2016 los años tienen en general solo variables de dos grupos que son las climáticas y las sociales. Para los incendios intencionados, el orden de importancia de las variables es, de las más a las menos importantes, primero las sociales, luego las duraciones, seguidas de las climáticas y por último las forestales. Para los incendios intencionados por prácticas ganaderas el orden es, primero las duraciones, luego las sociales, seguidas de las forestales y por último las climáticas.



En los años con mayor número de incendios intencionados las variables que dominan son la dirección del viento y la temperatura, ambas variables climáticas. En los incendios intencionados por prácticas ganaderas, son las mismas y se añade el número de días desde la última lluvia. En este análisis se obtiene también las matrices de confusión para evaluar la capacidad del modelo para clasificar correctamente las predicciones y las observaciones y el error para cada una de las clases evaluadas (ZELAD, 2017).

5. Discusión

Del análisis de densidad de incendios se obtiene que el uso de una unidad superficial con forma hexagonal permite obtener resultados más precisos. Esta elección se basa en la metodología seguida en la EPLIFA (GOBIERNO DE ASTURIAS, 2020), cuyo radio es mayor al utilizado en este estudio. A la vista de los resultados obtenidos, podemos concluir que un radio menor proporciona una delimitación de puntos calientes más precisa que la obtenida en la EPLIFA y se verifica que los patrones espaciales son más locales y precisos. Cuando el número de eventos analizados es bajo, los resultados proporcionados por el análisis de densidad permiten una identificación más clara de los patrones de distribución, revelando una zonificación concreta del territorio y facilitando la identificación de áreas con una mayor actividad. En este caso específico, se destacan las diferencias en la distribución de incendios intencionados en diferentes regiones de Asturias, subrayando la importancia de utilizar un enfoque basado en polígonos para obtener información más precisa y relevante.

En cuanto al análisis de autocorrelación espacial estudiado mediante el Índice de Moran y la técnica LISA también ha sido utilizado en otros trabajos como es el caso de un estudio de la distribución de los incendios forestales realizado en Durango, México en 2010 (ÁVILA-FLORES ETAL., 2010). Los resultados de este trabajo mostraban altas correlaciones espaciales en aquellas zonas en las que realmente ocurrieron incendios, al igual que ocurre en el presente estudio, viendo zonas de alta correlación espacial en las zonas suroccidental y oriental y en la zona central del concejo de Lena. En conclusión, esta técnica es muy útil para las investigaciones sobre la ocurrencia de incendios y las superficies a las que afectan mejorando los resultados cuanto mayor es el número de eventos.

De acuerdo con los estudios de GWET (2002) y JIA ETAL. (2021), los resultados obtenidos para los modelos asociados a número de incendios intencionados de los años 2011 y 2020, y los incendios intencionados del año 2018 presentan un ajuste muy bueno ($\kappa > 0,8$). Los modelos para el número de incendios intencionados de los años 2014, 2015, 2018, 2019 y 2021, y para el número de incendios intencionados por prácticas ganaderas de los años 2010, 2011, 2014, 2019, 2020 y 2021 presenta un buen ajuste ($\kappa 0,6 - 0,8$). En el análisis para todo el periodo, tanto para los incendios intencionados como para los intencionados por prácticas ganaderas, el ajuste es moderado ($\kappa 0,4 - 0,6$), al igual que los modelos para número de incendios intencionados de los años 2009, 2010, 2012, 2013, 2016 y 2017, y para el número de incendios intencionados por prácticas ganaderas de los años 2009, 2012, 2015 y 2017. Los años 2013 y 2016 presentan un ajuste no válido para los modelos de incendios intencionados por prácticas ganaderas ($\kappa < 0,4$). Los resultados obtenidos sugieren que el algoritmo *Random forest* tiene potencial a la hora de hacer estudios para analizar la concentración de eventos en un lugar determinado del territorio y analizar qué variables óptimas para modelizar esa variable dependiente.

6. Conclusiones



Finalmente, y de manera general se obtuvieron las siguientes conclusiones:

- El análisis de densidad de incendios y autocorrelación espacial son de utilidad para la gestión del territorio y la zonificación de las labores preventivas contra incendios forestales y la definición de puntos calientes objeto de especial vigilancia.
- Los tres análisis realizados presentan unos resultados más relevantes cuanto mayor es el número de eventos analizados.
- La definición de una unidad de estudio constante y de tamaño menor a la división parroquial proporciona unos resultados más detallados y una zonificación precisa.
- En los incendios intencionados se ven patrones temporales a través de la variable tipo de día de inicio del incendio. Para analizar esta variable se podría realizar a futuro un análisis de regresión temporal cuya unidad de estudio fuera el día.
- En los años con mayor número de incendios intencionados e intencionados por prácticas ganaderas dominan las variables climáticas del día de inicio del incendio y los días previos.
- La IUF adquiere importancia en el momento en el que se empiezan a tomar datos sobre ella. Esta variable gana importancia debido al abandono del medio rural, que permite una continuidad de la vegetación entre el propio monte y las zonas de población rural.
- La titularidad del monte es también un factor determinante para intentar solucionar, o al menos disminuir la problemática de los incendios forestales. Actuaciones como las concentraciones parcelarias pueden ser determinantes, para realizar una buena prevención (COLINA ETAL., 2019).

7. Agradecimientos

Este trabajo ha sido desarrollado gracias a los datos proporcionados por las Brigadas de Investigación de Incendios Forestales del Principado de Asturias (BRIPAS). También agradecer al Instituto de Recursos Naturales y Ordenación del Territorio (INDUROT) por proporcionar los medios necesarios para la realización de este trabajo y al Ministerio de Ciencia e Innovación de España en el marco del proyecto LANDSUSFIRE (PID2022-139156OB-C22) dentro del Programa Nacional de Fomento de la Investigación Científico-Técnica. El Programa Complementario de Biodiversidad, en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia, financiado por la Unión Europea NEXT GENERATION EU (PA-24-BIODIVERSIDAD-BIO10) ha financiado este trabajo.

8. Bibliografía

ABAD FERNÁNDEZ, G.; 2022. La UME incendios forestales, evolución y riesgos. *ConCIENCIAS.Digital* 29 44–61.

ÁVILA-FLORES, D. Y.; POMPA-GARCÍA, M.; VARGAS-PÉREZ, E.; 2010. Análisis espacial de la ocurrencia de incendios forestales en el estado de durango. *RCHSCFA* 16(2) 253–260.

BOENTE, C.; SALGADO, L.; ROMERO-MACÍAS, E.; COLINA, A.; LÓPEZ-SÁNCHEZ, C. A.; GALLEGU, J. L. R.; 2020. Correlation between Geochemical and Multispectral Patterns in an Area Severely Contaminated by Former Hg-As Mining. *ISPRS* 9(12) 739.

BREIMAN, L.; 2001. Random Forests. *Machine Learning* 45 5–32.

BUZAI, G. D.; MONTES GALBÁN, E. J.; 2021. Estadística Espacial: Fundamentos y



aplicación con Sistemas de Información Geográfica. Universidad Nacional de Luján, Instituto de Investigaciones Geográficas. 232. Buenos Aires.

CASTAÑEDA, N. P.; REYES, J. B.; 2014. Cambio climático e incendios de 5^o generación. *Riesgos Naturales y Cambio Climático* 81–89.

CELEMÍN, J. P.; 2009. Autocorrelación espacial e indicadores locales de asociación espacial. Importancia, estructura y aplicación. *Rev. Univ. geogr.* 18(1) 11–31.

COLINA, A.; NOVO-FERNÁNDEZ, A.; SALGADO, L.; MARQUÍNEZ, J.; 2019. Reflexiones sobre los incendios forestales en Asturias. *Viesca Astur* 16 15–18.

FERNÁNDEZ PRIETO, J. A.; CIRES RODÍGUEZ, E.; BUENO SÁNCHEZ, Á.; VÁZQUEZ, V. M.; NAVA FERNÁNDEZ, H. S.; 2014. Catálogo de las plantas vasculares del Principado de Asturias. *Documentos del Jardín Botánico Atlántico* 11 7–267.

GARZÓN-VERGARA, E. E.; CAMPOVERDE-MOLINA, M. A.; 2019. Análisis espacial de incendios forestales en la provincia del Azuay. *Polo del Conocimiento* 41(501) 337–361.

GOBIERNO DE ASTURIAS; 2020. Estrategia integral de prevención y lucha contra los incendios forestales en Asturias 2020-2025. http://www.112asturias.es/v_portal/informacion/informacionver.asp?cod=3516&te=194&idage=6715&vap=0

GWET, K.; 2002. Inter-Rater Reliability: Dependency on Trait Prevalence and Marginal Homogeneity. *Statistical Methods for Inter-Rater Assessment* 2(1) 1–9.

HERNÁNDEZ, L.; 2018. Informe incendios forestales 2018: El polvorín del noroeste. Propuesta ibérica de WWF España y ANP/WWF Portugal para la prevención de incendios. <https://www.wwf.es/?47500/Informe-incendios-forestales-2018-El-polvorn-del-noroeste>

HERNÁNDEZ, L.; 2020. Informe incendios forestales 2020: El planeta en llamas. Propuesta ibérica de WWF para la prevención de incendios. <https://www.wwf.es/?54921/Informe-incendios-forestales-2020-El-planeta-en-llamas>

HERNÁNDEZ, L.; 2022. Informe incendios forestales 2022: Pastoreo contra incendios. Propuesta de WWF para adaptar el territorio al cambio climático. <https://www.wwf.es/informate/actualidad/?61221/Pastoreo-contra-incendios>

JIA, X.; CAO, Y.; O'CONNOR, D.; ZHU, J.; TSANG, D. C. W.; ZOU, B.; HOU, D.; 2021. Mapping soil pollution by using drone image recognition and machine learning at an arsenic-contaminated agricultural field. *Environmental Pollution*, 270 (1) 116281.

MATAIX-SOLERA, J.; CERDÀ, A.; 2009. Incendios forestales en España. Ecosistemas terrestres y suelos. MATAIX-SOLERA, J.; CERDÀ, A.; (COORDS) 2009. Efectos de los incendios forestales sobre los suelos en España Publicaciones de la Universidad de Valencia 25–54.

MORAL PELÁEZ, I.; 2016. Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística. *Revista Sedén* 14 195–214.

OOM, D.; DE RIGO, D.; PFEIFFER, H.; BRANCO, A.; FERRARI, D.; GRECCHI, R.; ARTES VIVANCOS, T.; DURRANT, T.; BOCA, R.; MAIANTI, P.; LIBERTÁ, G.; SAN-MIGUEL-AYANZ, J.; 2022. Pan-European wildfire risk assessment. <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC130136>

PÉREZ-VERDÍN, G.; MÁRQUEZ-LINARES, M. A.; CORTÉS-ORTIZ, A.; SALMERÓN-MACÍAS, M.; 2013. Análisis espacio-temporal de la ocurrencia de incendios



forestales en Durango, México. *Madera y Bosques* 19(2) 37–58.

PREETI, T.; KANAKARADDI, S.; BEELAGI, A.; MALAGI, S.; SUDI, A.; 2021. Forest Fire Prediction Using Machine Learning Techniques. *CONIT 2021* 1–6.

PROGRAMA DE LAS NACIONES UNIDAS PARA EL MEDIO AMBIENTE; 2022. A rapid response assessment spreading like wildfire the rising threat of extraordinary landscape fires. <https://www.unep.org/es/resources/informe/propagandose-como-un-incendio-forestal-la-creciente-amenaza-de-incendios>

RODRÍGUEZ TREJO, D. A.; RAMÍREZ MALDONADO, H.; TCHIKOUÉ, H.; SANTILLÁN PÉREZ, J.; 2020. Factores que inciden en la siniestralidad de los incendios forestales. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 33(104) 37–58.

SAGLAM, B.; BILGILI, E.; DINC DURMAZ, B.; KADIOGULARI, A. I.; KÜCÜK, Ö.; 2008. Spatio-Temporal Analysis of Forest Fire Risk and Danger Using LANDSAT Imagery. *Sensors* 8(6) 3970–3987.

SAKELLARIOU, S.; CABRAL, P.; CAETANO, M.; PLA, F.; PAINHO, M.; CHRISTOPOULOU, O.; SFOUGARIS, A.; DALEZIOS, N.; VASILAKOS, C.; 2020. Remotely Sensed Data Fusion for Spatiotemporal Geostatistical Analysis of Forest Fire Hazard. *Sensors* 20(17) 5014.

SAN-MIGUEL-AYNZ, J.; DURRANT, T.; BOCA, R.; MAIANTI, P.; LIBERTÁ, G.; ARTÉS-VIVANCOS, T.; OOM, D.; BRANCO, A.; DE RIGO, D.; FERRARI, D.; PFEIFFER, H.; GRECCHI, R.; ONIDA, M.; LÖFFLER, P.; 2022. Forest fires in Europe, Middle East and North Africa 2021. <https://effis.jrc.ec.europa.eu/reports-and-publications/annual-fire-reports>

SOCIEDAD ASTURIANA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES; 2022. Territorio y medioambiente. Protección y calidad ambiental. Incendios forestales. https://www.sadei.es/contaminacion/territorio-y-medio-ambiente/proteccion-y-calidad-ambiental_165_1_ap.html

STRYDOM, S.; SAVAGE, M. J.; 2016. Spatio-temporal analysis of fires in South Africa. *South African Journal of Science* 112 (11/12) 1–8.

YING, X.; 2019. An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conference Series* 1168 022022.

ZELAD, C.; 2017. Evaluación de modelos de clasificación. Matriz de confusión. RPub. <https://rpubs.com/chzelada/275494>

ZHANG, Z.; WANG, L.; XUE, N.; DU, Z.; 2021. Spatiotemporal Analysis of Active Fires in the Arctic Region during 2001–2019 and a Fire Risk Assessment Model. *Fire* 4(57) 1–22.

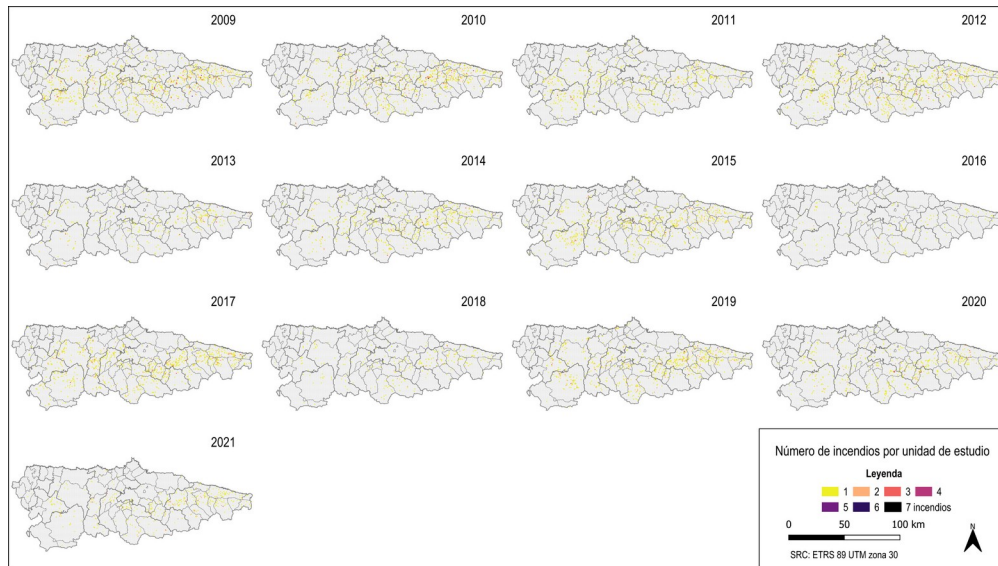


Figura 1. Número de incendios total por unidad de estudio para cada año entre 2009 y 2021.

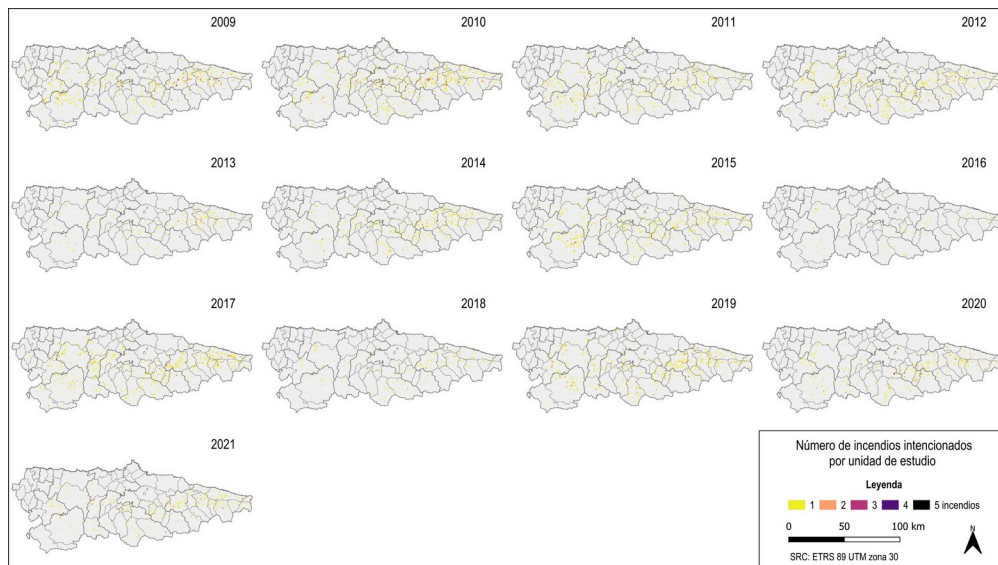


Figura 2. Número de incendios intencionados por prácticas ganaderas por unidad de estudio para cada año entre 2009 y 2021.

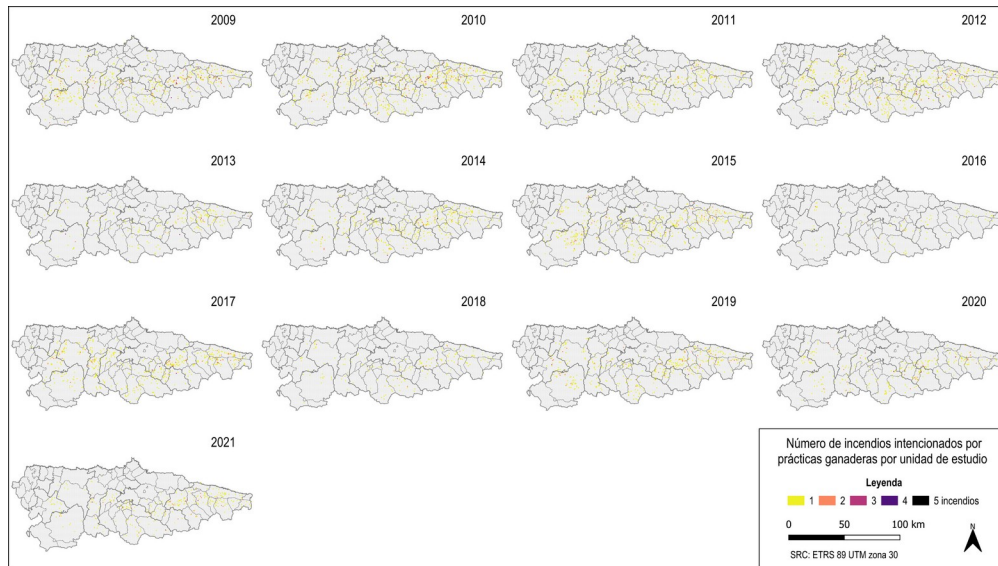


Figura 3. Número de incendios intencionados por prácticas ganaderas por unidad de estudio para cada año entre 2009 y 2021.

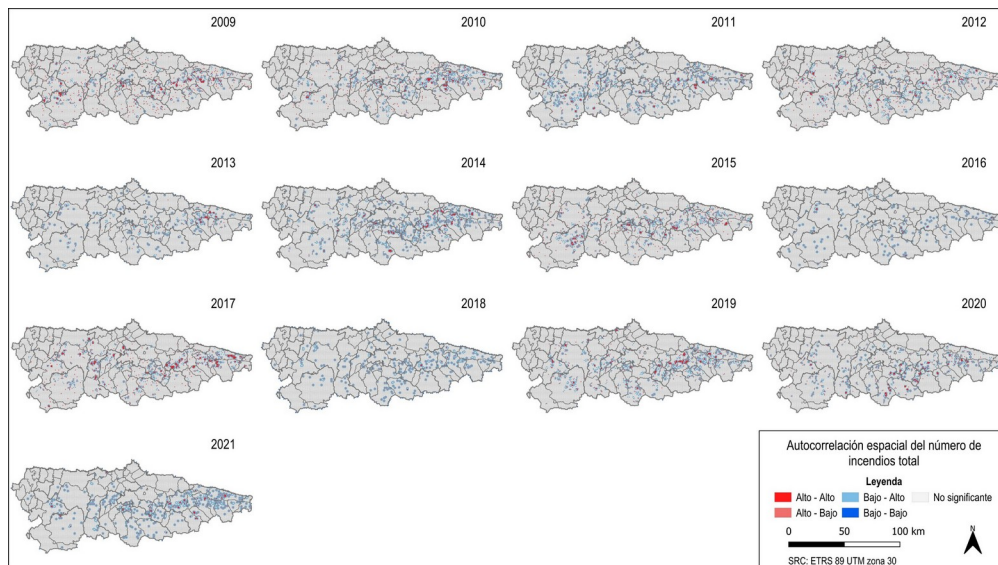


Figura 4. Autocorrelación espacial del número de incendios totales para cada año entre 2009 y 2021.

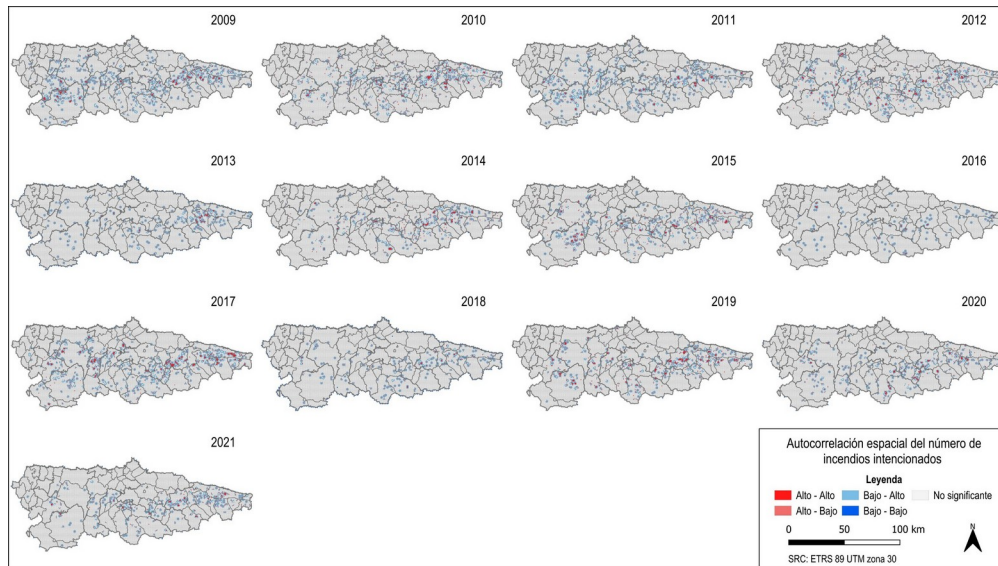


Figura 5. Autocorrelación espacial del número de incendios intencionados para cada año entre 2009 y 2021.

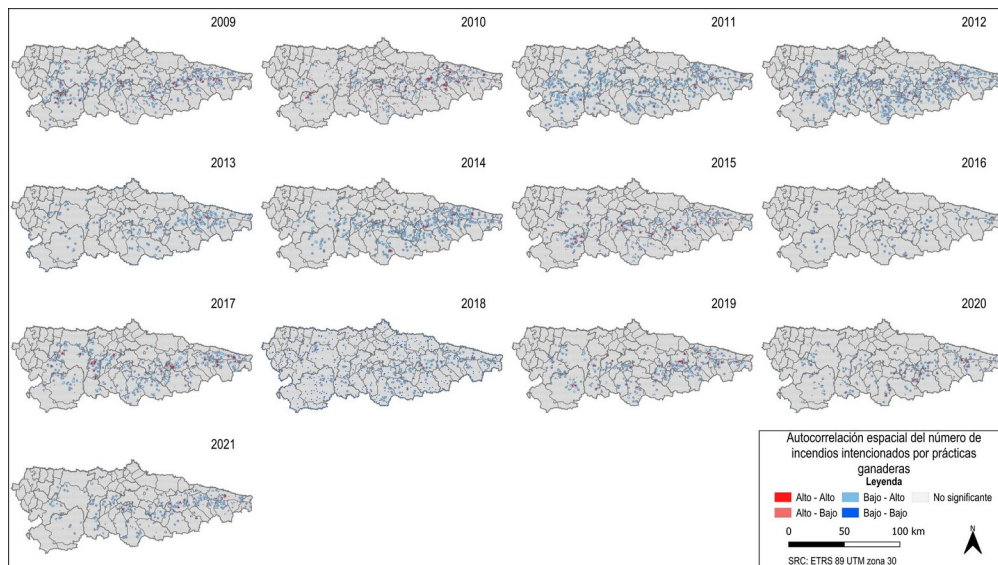


Figura 6. Autocorrelación espacial del número de incendios intencionados por prácticas ganaderas para cada año entre 2009 y 2021.

Tabla 1. Mejor valor de precisión y del coeficiente kappa (κ) obtenidos al realizar el modelo de clasificación para los incendios intencionados e intencionados por prácticas ganaderas en cada año.

Prácticas ganaderas de SV cada año:				
Año	Incendios intencionados	Incendios intencionados por prácticas ganaderas		
Precisión	κ	Precisión	κ	
2009-2021	0,72	0,53	0,68	0,44
2009	0,87	0,46	0,86	0,45
2010	0,90	0,55	0,91	0,62

MT 6: FUEGO Y OTROS RIESGOS ABIÓTICOS



2011	0,98	0,81	0,97	0,67
2012	0,91	0,51	0,90	0,44
2013	0,93	0,46	0,89	0,23
2014	0,95	0,61	0,95	0,60
2015	0,95	0,69	0,93	0,55
2016	0,96	0,44	0,97	0,23
2017	0,92	0,55	0,93	0,52
2018	0,98	0,75	0,99	0,88
2019	0,94	0,72	0,95	0,61
2020	0,97	0,81	0,94	0,62
2021	0,94	0,67	0,94	0,64

MT 6: FUEGO Y OTROS RIESGOS ABIÓTICOS

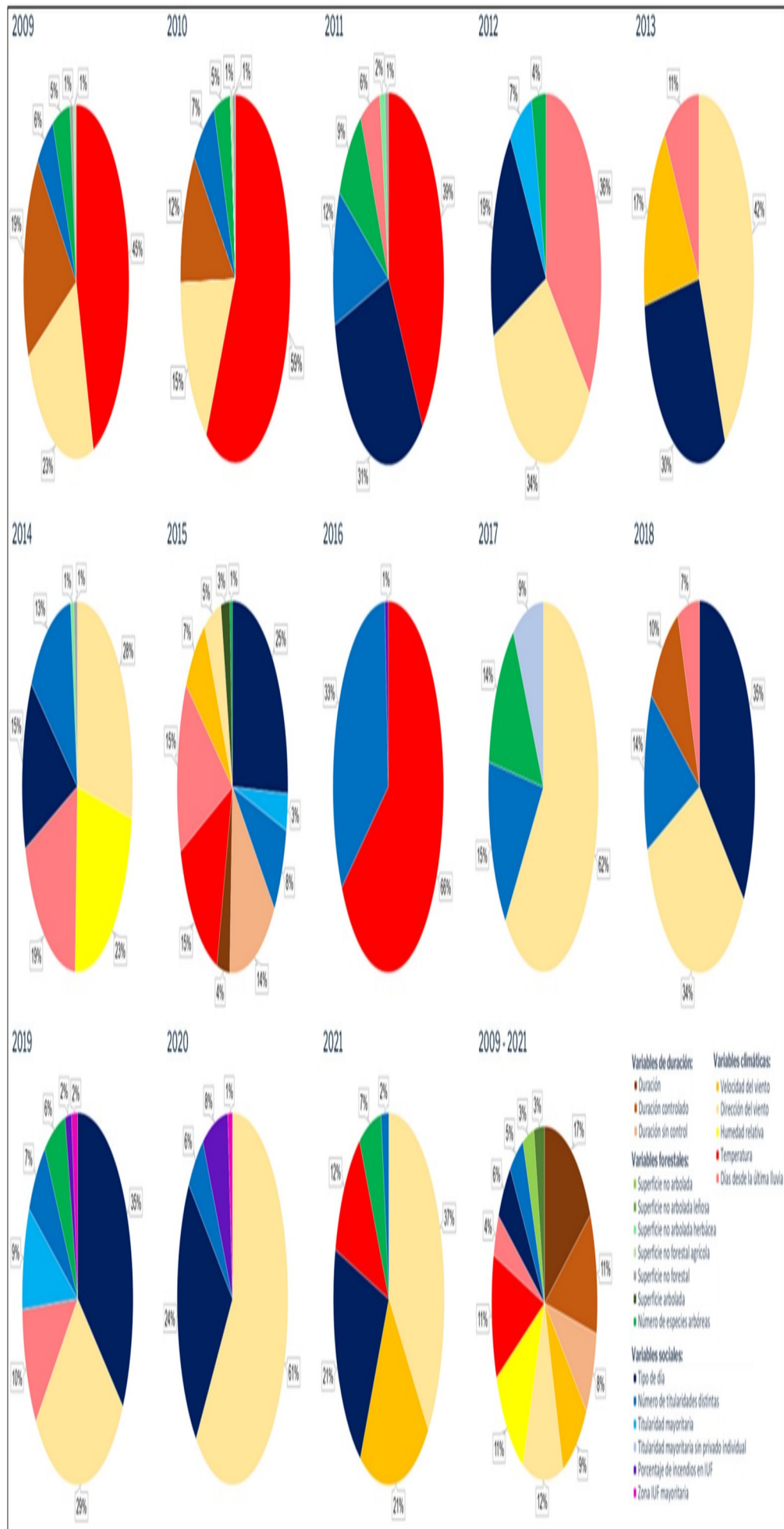




Figura 7. Importancia de las variables para los modelos de clasificación del número de incendios intencionados para el periodo 2009 – 2021 y cada uno de los años que los componen.

MT 6: FUEGO Y OTROS RIESGOS ABIÓTICOS

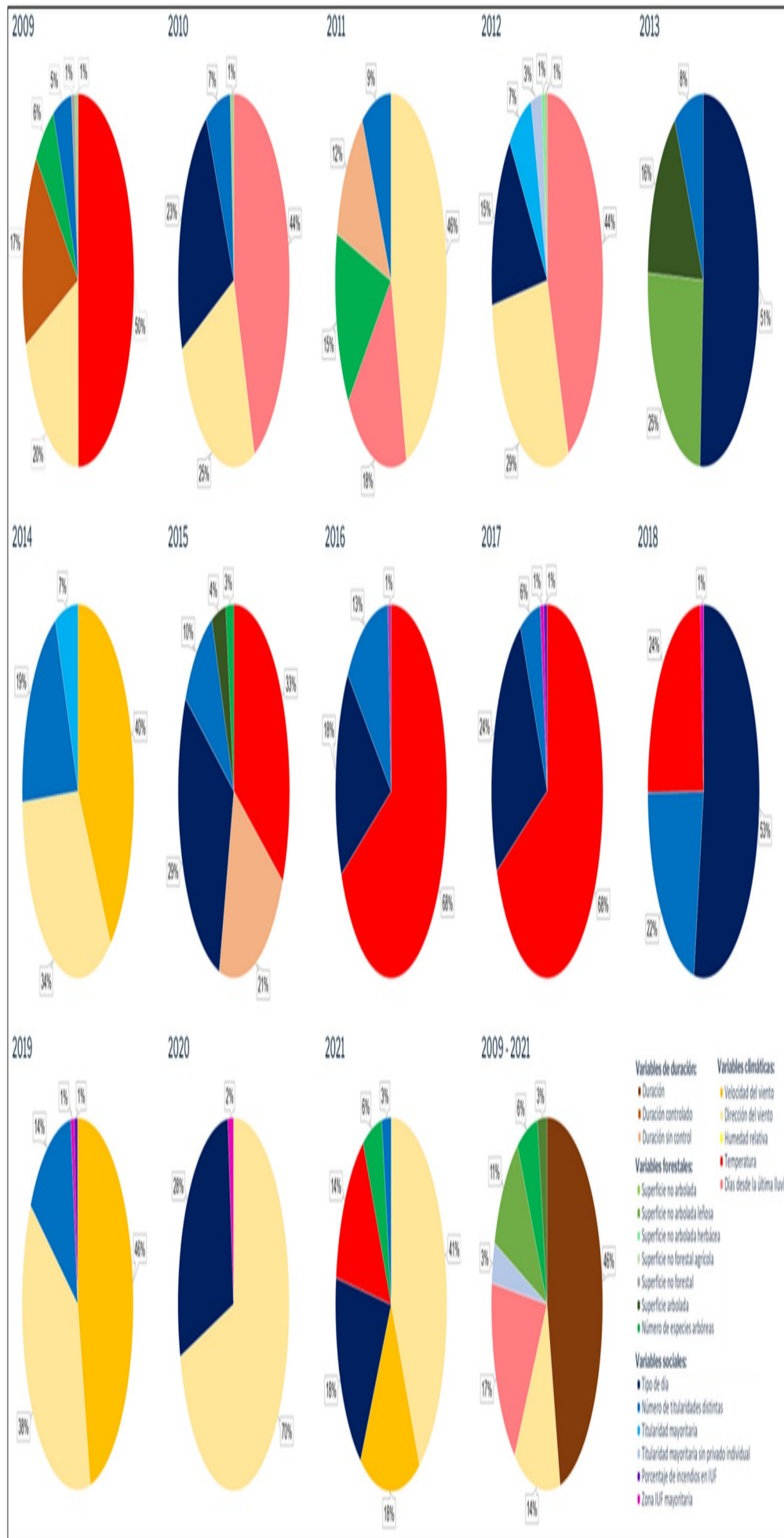




Figura 8. Importancia de las variables para los modelos de clasificación del número de incendios intencionados por prácticas ganaderas para el periodo 2009 – 2021 y cada uno de los años que los componen.