



Centro Universitario de la Defensa en la Escuela Naval Militar

TRABAJO FIN DE GRADO

*Análisis estadístico y espacial de la evolución de los incendios
forestales en España*

Grado en Ingeniería Mecánica

ALUMNO: Jaime Artímez Ayuela
DIRECTORES: Pedro Carrasco Pena
Gerardo González-Cela Echevarría
CURSO ACADÉMICO: 2025-2026

Universida_{de}Vigo



Centro Universitario de la Defensa en la Escuela Naval Militar

TRABAJO FIN DE GRADO

*Análisis estadístico y espacial de la evolución de los incendios
forestales en España*

Grado en Ingeniería Mecánica

Intensificación en Tecnología Naval
Cuerpo General / Infantería de Marina

Universida_{de}Vigo

RESUMEN

El presente trabajo analiza la evolución y el comportamiento de los incendios forestales en España mediante la aplicación de técnicas estadísticas y espaciales. Para ello, se ha elaborado una base de datos a partir de la información procedente de la Estadística General de Incendios Forestales (EGIF), elaborada por el Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico en colaboración con las comunidades autónomas.

A partir de esta base de datos se han seleccionado diversas variables relevantes de los incendios forestales. Con estos datos se han realizado distintos análisis estadísticos orientados a identificar patrones y tendencias a lo largo del tiempo, entre los que destacan el análisis de tendencias, el análisis de correlaciones y la aplicación de un modelo de análisis multicriterio.

Posteriormente, los resultados obtenidos han sido integrados en un análisis espacial con el objetivo de identificar la distribución territorial del fenómeno y las áreas con mayor incidencia de incendios forestales.

Finalmente, a partir de la interpretación de los resultados estadísticos y espaciales, se realiza una evaluación del fenómeno en España durante el periodo de estudio, permitiendo identificar los principales factores que influyen en la ocurrencia y evolución de los incendios forestales y aportando información útil para la comprensión y gestión de este riesgo ambiental.

PALABRAS CLAVE

Incendios forestales, Prevención, Análisis, EGIF, España

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero agradecer a mis padres por haber sido un pilar fundamental durante estos cinco años, por haber estado en los buenos y sobre todo en los malos momentos, muchas gracias.

Quiero dar las gracias también a mi hermano Nacho por servirme como referente y centrarme en aquellos momentos que yo solo no era capaz.

A Juanjo y a Álvaro por haberme convencido de que este era mi lugar y que todo lo que merece la pena cuesta conseguirlo, gracias.

A Almansa especialmente por haber hecho de estos cinco años algo más que una simple amistad y por su apoyo incondicional.

Quiero agradecer especialmente a aquellos compañeros que me han ayudado en mis peores momentos durante estos cinco años, especialmente este último, gracias.

No me puedo olvidar de la 429-159, mis hermanos pequeños que han hecho de mí el militar que soy. “Búscate la vida que la muerte viene sola”.

Por último, quiero agradecer a mis tutores por la ayuda para llevar a cabo este TFG, pues sin esta no hubiese sido capaz de lograrlo.

CONTENIDO

Contenido	1
Índice de Figuras	3
Índice de Tablas	5
1 Introducción y objetivos	6
1.1 Objetivos	7
1.2 Metodología	7
1.3 Estructura	8
2 Estado del arte	10
2.1 Definición de incendio, características y medios de extinción	10
2.1.1 Clasificación de fuegos	10
2.1.2 Medios aéreos de extinción	11
2.1.3 Contexto ambiental y territorial	12
2.2 Evaluación de riesgos y fases en el análisis de incendios forestales	12
2.3 Fundamentos y herramientas matemáticas del análisis estadístico	14
2.3.1 Metodología estadística aplicada al análisis de incendios forestales	15
2.3.2 Aplicación de técnicas estadísticas al estudio de incendios forestales	16
2.3.3 Análisis de tendencias	17
2.3.4 Análisis de correlaciones	18
2.3.5 Modelo de regresión	19
2.3.6 Métodos de decisión multicriterio (MCDA)	20
2.4 Análisis espacial y uso de Sistemas de Información Geográfica	21
2.4.1 Sistema de Información Geográfica	22
2.4.2 Representación espacial de incendios forestales	23
3 Desarrollo del TFG	24
3.1 Herramientas estadísticas utilizadas	26
3.1.1 Control de tendencias	27
3.1.2 Modelos de regresión	28
3.1.3 Correlaciones y tipos	28
3.1.4 Herramienta MCDA	30
3.2 Empleo de Sistemas de Información Geográfica (SIG)	32
4 Resultados y análisis	36
4.1 Interpretación datos obtenidos	36
4.1.1 Análisis descriptivo inicial	36
4.1.2 Análisis resultados de la base de datos	37
4.1.3 Análisis de tendencias	38
4.1.4 Modelos de regresión	44
4.1.5 Análisis de Correlaciones	46
4.1.6 Análisis MCDA	63
4.1.7 Análisis espacial	66
4.1.8 Discusión	72
5 Conclusiones y líneas futuras	73
5.1 Conclusiones de los objetivos iniciales	73
5.1.1 Análisis de tendencias temporales	73
5.1.2 Análisis de correlaciones entre variables	73
5.1.3 Integración mediante modelo multicriterio (MCDA)	73

5.1.4 Análisis espacial del fenómeno	73
5.2 Conclusión	74
5.3 Líneas futuras.....	74
5.3.1 Corto plazo: mejora del análisis estadístico	74
5.3.2 Medio plazo: modelización predictiva	74
5.3.3 Largo plazo: integración de datos espaciales avanzados.....	74
6 Bibliografía	75
Anexo I: Implicaciones Sociales, y/o Económicas, y/o Ambientales.....	78
Anexo II: Reflexiones Éticas y Sociales	79
Anexo III: Base de datos empleada.....	80
Anexo IV: Código empleado para tendencias.....	89
Anexo V: Código empleado para gráficas de regresión	91
Anexo VI: Gráficas del análisis de tendencias.....	93
Anexo VII: Código empleado para correlaciones	97
Anexo VIII: Matrices de correlación de Spearman	99
Anexo IX: Matrices de correlación de Kendall	103
Anexo X: Código empleado para correlaciones aplicando filtro	107
Anexo XI: Matrices de correlación de spearman filtradas.....	109
Anexo XII: Código empleado para correlaciones completo	112
Anexo XIII: Tabla análisis multicriterio	115

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1 Mapa espacial de incendios ocurridos en Europa en el año 2025	6
Figura 1-2 Pasos iniciales seguidos en este TFG.	8
Figura 2-1 Dibujo ilustrativo de las formas de ataque del Canadair CL-215.	11
Figura 2-2 Herramientas y procedimientos en el estudio de los incendios forestales.	14
Figura 2-3 Construcción de una base de datos.....	16
Figura 2-4 Proceso metodológico de análisis de incendios forestales.	20
Figura 2-5 Ejemplo gráfico de las diferentes capas usadas por SIG en un incendio forestal	22
Figura 3-1 Gráfica del análisis de tendencias simple de incendios forestales	27
Figura 3-2 Matriz de correlación de Pearson empleada para la validación inicial del modelo	29
Figura 3-3 Zonas delimitadas para el estudio de incendios forestales en España.....	32
Figura 3-4 Tabla con los datos correspondientes al número de incendios en el año 2024.	33
Figura 3-5 Mapa coroplético por macrozonas. Año 2024.	34
Figura 3-6 Atributos empleados para la comparación respecto al máximo histórico.....	35
Figura 4-1 Medidas estadísticas descriptivas calculadas para las variables del estudio.....	36
Figura 4-2 Suma total de meses con mayor número de incendios y superficie afectada.....	37
Figura 4-3 Incendios y Superficie total afectada	39
Figura 4-4 Superficie media por incendio.....	39
Figura 4-5 Variables GIF	40
Figura 4-6 Porcentaje superficie no arbolada y arbolada.....	41
Figura 4-7 Porcentaje de Incendios < 5 horas y > 5 ha.....	41
Figura 4-8 N.º. Siniestros por regiones	42
Figura 4-9 Principales variables época estival.....	43
Figura 4-10 Relación incendios y superficie.....	44
Figura 4-11 Relación GIF y superficie	45
Figura 4-12 Relación incendios y > 5 ha	46
Figura 4-13 Matrices Resumen anual y Superficie (Pearson).....	47
Figura 4-14 Matrices Distribución espacial y temporal (Pearson).	48
Figura 4-15 Matrices Causas y propiedad monte (Pearson).	49
Figura 4-16 Matriz meteorología (Pearson).....	50
Figura 4-17 Matrices Resumen anual y Superficie ($ r \geq 0.6$ -Pearson)	51
Figura 4-18 Matrices Distribución espacial y temporal ($ r \geq 0.6$ -Pearson)	52
Figura 4-19 Matrices Causas y propiedad monte ($ r \geq 0.6$ -Pearson).....	53
Figura 4-20 Matriz Meteorología ($ r \geq 0.6$ -Pearson).....	54
Figura 4-21 Matriz de Pearson de datos relevantes para el estudio	55
Figura 4-22 Matriz de correlaciones marcada con aquellas sujetas a estudio	56
Figura 4-23 Matriz de Spearman de datos relevantes para el estudio.....	58
Figura 4-24 Comparación matrices de Pearson y Spearman	59
Figura 4-25 Matrices de Resumen Anual de Pearson y Spearman	59
Figura 4-26 Matrices de Superficie de Pearson y Spearman	60
Figura 4-27 Matrices de Distribución Espacial de Spearman y Pearson	61
Figura 4-28 Matriz global Spearman	62
Figura 4-29 Parte de la hoja de cálculo empleada para calcular los índices de MCDA	64
Figura 4-30 Media por décadas y diez valores más elevados acorde al índice MCDA.....	64
Figura 4-31 Mapas número de incendios medios por décadas	66
Figura 4-32 Comparación: N.º de incendios respecto a N.º de incendios por km^2	67
Figura 4-33 Mapas década 1970	68
Figura 4-34 Mapas década 1980	68
Figura 4-35 Mapas década 1990	69
Figura 4-36 Mapas década 2000	69
Figura 4-37 Mapas década 2010	70

Figura 4-38 Mapas década 2020 70

Figura 4-39 Comparación máximos históricos respecto a cada época 71

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2-1 Clasificación de aeronaves empleadas en incendios forestales (tomada de [9]) 12

Tabla 2-2 Elementos de la evaluación de riesgos. 13

Tabla 2-3 Definiciones básicas de estadística.....15

Tabla 3-1 Criterios empleados en el MCDA 31

Tabla 3-2 Ponderaciones escala Saaty 31

1 INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

A lo largo de la historia, el fuego ha desempeñado un papel fundamental en el desarrollo de la sociedad. Sin embargo, cuando se produce de forma incontrolada, puede generar importantes impactos ambientales, sociales y económicos.

En el caso de los incendios forestales, estos efectos se manifiestan en la destrucción de ecosistemas, la pérdida de biodiversidad y la degradación del territorio, constituyendo uno de los principales riesgos ambientales en numerosos países mediterráneos.

En los últimos años, los incendios forestales han adquirido una relevancia creciente en España tanto por su frecuencia como por la magnitud de las superficies afectadas. El año 2025 destaca por registrar aproximadamente 393.000 hectáreas quemadas hasta el 30 de diciembre, según los datos del European Forest Fire Information System (EFFIS), lo que evidencia la magnitud del fenómeno y la necesidad de profundizar en su análisis desde una perspectiva científica.

La Figura 1-1 muestra la distribución espacial de los incendios forestales registrados en Europa durante el año 2025. En ella se observa que los países del área mediterránea concentran una mayor incidencia de incendios, destacando España, Grecia, Turquía e Italia.

Este patrón espacial refleja la influencia de factores climáticos propios del clima mediterráneo, caracterizado por veranos secos y altas temperaturas, condiciones que favorecen la aparición y propagación del fuego.

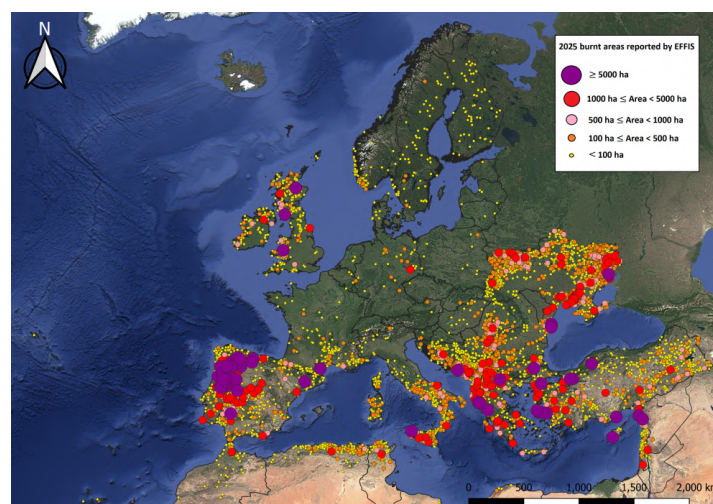


Figura 1-1 Mapa espacial de incendios ocurridos en Europa en el año 2025

(European Forest Fires Information System)

La elección de este tema surge del interés por comprender un fenómeno que, además de su impacto ambiental, implica un elevado riesgo para la población y el territorio. La observación del trabajo desarrollado por los servicios de emergencia y los profesionales implicados en la extinción de incendios forestales despertó el interés por analizar, desde una perspectiva técnica, los factores que influyen en su aparición y evolución.

Asimismo, este trabajo permite aplicar conocimientos adquiridos durante la formación en ingeniería al estudio de un problema real de gran relevancia social y ambiental.

El análisis estadístico y geoespacial se ha consolidado como una herramienta fundamental para el estudio de los incendios forestales, ya que permite identificar patrones, tendencias y relaciones entre variables que influyen en su comportamiento.

El uso combinado de estas técnicas facilita la comprensión de la evolución temporal del fenómeno y su distribución territorial, proporcionando información relevante para mejorar las estrategias de prevención, planificación y gestión del riesgo.

1.1 Objetivos

El objetivo principal de este Trabajo de Fin de Grado (TFG) es determinar y analizar el comportamiento de los incendios forestales en España entre 1968 y 2025.

Para alcanzar dicho objetivo general, se definen los siguientes objetivos específicos:

1. Identificar patrones temporales y espaciales en la ocurrencia de incendios forestales.
2. Emplear Python, Excel y QGIS como herramientas de análisis estadístico y espacial aplicadas al estudio de incendios forestales.
3. Construir una base de datos a partir de la Estadística General de Incendios Forestales (EGIF) y emplearla en el análisis estadístico y espacial.
4. Comprobar la utilidad del empleo de las técnicas expuestas.
5. Aplicar técnicas de análisis estadístico al estudio de los incendios forestales.

1.2 Metodología

Los pasos a seguir para lograr el objetivo son:

1. Selección y recopilación de la información necesaria de las fuentes relevantes identificadas previamente.
2. Construcción de la base de datos.
3. Análisis estadístico
4. Análisis espacial
5. Analizar la información obtenida, una vez organizada.
6. Comparación de los resultados obtenidos y conclusiones.

La creación de este TFG se ha desarrollado siguiendo los pasos que se pueden ver en la Figura 1-2, los cuales han servido de base para definir la metodología, desarrollar el estudio, analizar los resultados y extraer conclusiones.

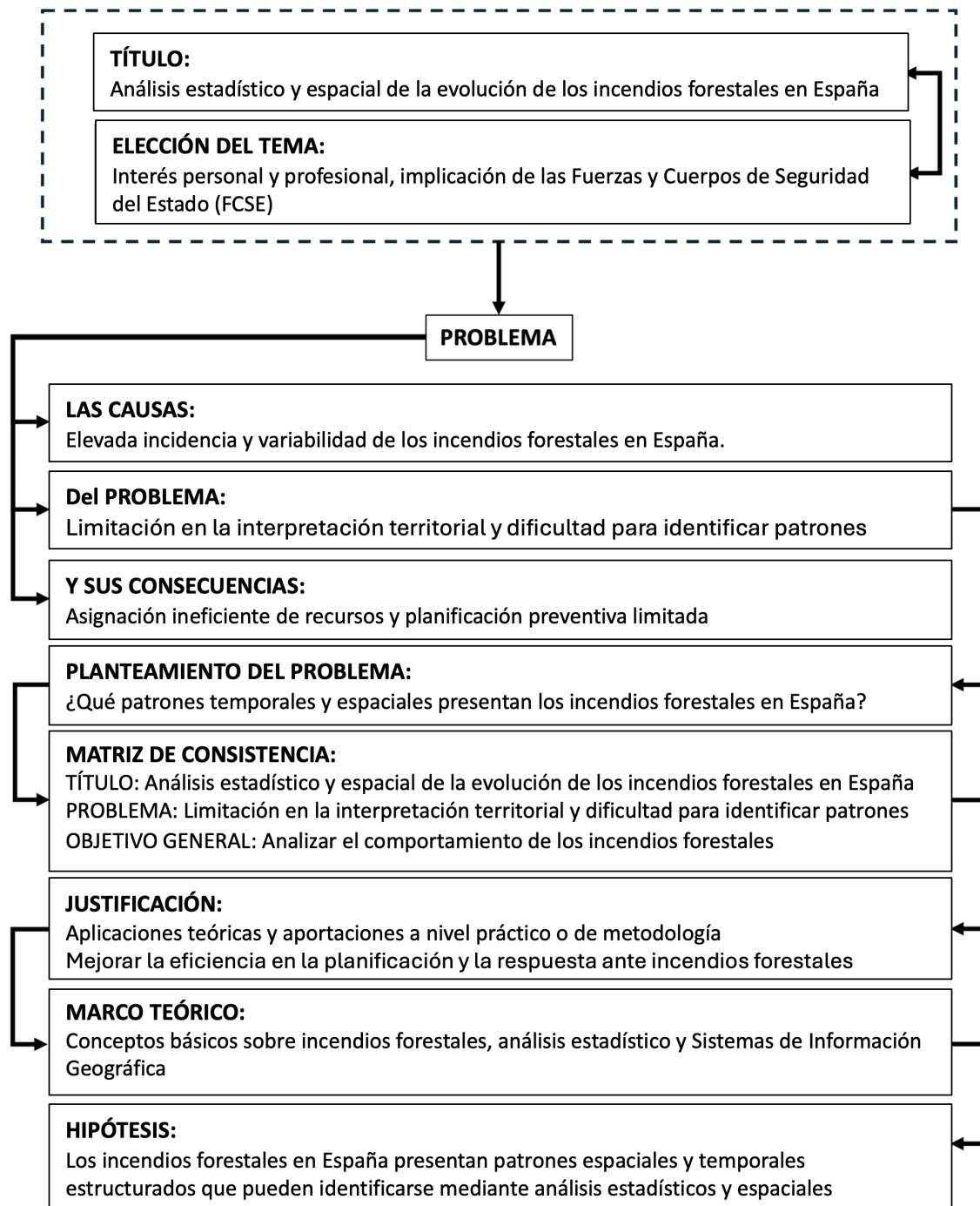


Figura 1-2 Pasos iniciales seguidos en este TFG.

1.3 Estructura

Tras haber sido expuestos el contexto y los objetivos del trabajo, se procede a describir la estructura del presente TFG, que se organiza en cinco capítulos:

El Capítulo 2 recoge el estado del arte, donde se establecen los fundamentos teóricos necesarios para el desarrollo del estudio. En él se abordan los principales conceptos relacionados con los incendios forestales en España, incluyendo su tipología, causas de origen, medios de prevención y extinción, así como las características geográficas del territorio. Asimismo, se introducen las técnicas de análisis estadístico y espacial empleadas posteriormente, tales como el análisis de tendencias y la correlación.

El Capítulo 3 detalla la metodología y el desarrollo del trabajo. En este apartado se describe el origen y tratamiento de los datos utilizados (bases de datos históricas de incendios), así como las herramientas empleadas para su análisis (Python y Excel). Se explican de forma sistemática los procedimientos

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

aplicados, incluyendo el análisis de series temporales, el cálculo de correlaciones y la generación de representaciones gráficas.

El Capítulo 4 presenta los resultados obtenidos a partir de los análisis realizados. Se incluyen las principales tendencias observadas en la evolución de los incendios forestales, así como las relaciones identificadas entre variables. Además, se incorpora una discusión crítica de los resultados, interpretando su significado en el contexto del estudio.

Finalmente, el Capítulo 5 recoge las conclusiones del trabajo, sintetizando los principales hallazgos y su relevancia. Asimismo, se proponen posibles líneas de investigación futura orientadas a profundizar en el análisis y mejorar la comprensión del fenómeno de los incendios forestales.

2 ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se explican los conceptos teóricos relacionados con el análisis estadístico y espacial de la evaluación de los incendios forestales en España. Inicialmente se exploran los conceptos y técnicas de análisis estadístico y espacial que serán aplicados en este trabajo, como el análisis de series temporales o la inferencia y visualización geoespacial haciendo uso de herramientas informáticas.

A continuación, se introducen definiciones clave para expresar el concepto de incendio forestal de manera breve y clara, de cara a asentar una base teórica para el desarrollo del trabajo. Se destaca la importancia del estudio de estos para preservar el medioambiente y extraer lecciones aprendidas para evitar catástrofes futuras.

2.1 Definición de incendio, características y medios de extinción.

Antes de abordar el tema principal de este capítulo, es necesario definir y conocer la fenomenología del fuego, así como sus aspectos físicos, químicos y matemáticos.

En primer lugar, debemos entender el origen del fuego y sus características principales. Para que el fuego sea capaz de perdurar en el tiempo se requieren tres elementos simultáneos, combustible, comburente y una energía de activación.

El combustible es cualquier material capaz de arder; en incendios forestales, el matorral seco destaca por su alta inflamabilidad, baja humedad y continuidad, lo que facilita una ignición rápida, propagación intensa y riesgo recurrente. [1].

El comburente es el agente oxidante que permite la combustión, siendo el oxígeno el más común. No se consume en el proceso, a diferencia del combustible. La energía de activación es el aporte mínimo

Estos tres forman el triángulo del fuego, en el cual se refleja que, si uno de estos elementos es retirado, es incompatible con la supervivencia del fuego.

2.1.1 Clasificación de fuegos

Los tipos de fuego se clasifican según su origen en cinco clases: A (Sólidos), B (Líquidos inflamables), C (Gases), D (Metales combustibles), F (Aceites de cocina) y desde enero de 2026, con la actualización de la ISO 3941:2026, se incorpora el nuevo tipo de fuego L, asociado específicamente a baterías de litio, si bien no ha entrado en vigor en España en el momento de la consulta [2].

Esta clasificación permite seleccionar el método de extinción correcto puesto que cada uno tiene propiedades diferentes y es crucial conocerlas para no desperdiciar medios de extinción o empeorar la situación. Estos métodos de extinción varían en función del agente extintor y el fuego a atacar, siendo los principales el agua y los extintores, debido a su rápida y fácil disponibilidad.

necesario para iniciar la reacción; una vez iniciada, el propio sistema mantiene la combustión sin necesidad de energía adicional [3].

Un incendio urbano afecta principalmente a materiales de origen industrial (clases A, B y C). Se caracteriza por su rápida propagación debido a la alta densidad de infraestructuras y vehículos.

Los incendios forestales utilizan combustibles naturales (vegetación) y son de clase A. Se propagan rápidamente por factores como viento, densidad vegetal y humedad, y aunque no siempre afectan directamente a infraestructuras, su difícil control obliga a realizar evacuaciones preventivas [4].

Los incendios urbanos cuentan con medios de extinción accesibles (extintores, hidrantes) y una red de infraestructuras que permite una rápida intervención de los bomberos. En cambio, los incendios forestales requieren estrategias distintas, como la creación de cortafuegos y el uso de medios aéreos, debido a la dificultad de acceso y la limitada infraestructura en zonas remotas [5].

2.1.2 Medios aéreos de extinción

Los medios aéreos en la extinción de incendios forestales surgieron inicialmente para tareas de detección, evolucionando posteriormente hacia la descarga de agua desde aeronaves. El desarrollo del Canadair CL-215 en 1963 marcó un hito al ser el primer avión diseñado específicamente para misiones contraincendios.

Su incorporación en España en 1971 supuso un avance estratégico, al permitir actuar con rapidez, precisión y acceso a zonas remotas, mejorando significativamente la eficacia en la lucha contra incendios forestales.

En la imagen Figura 2-1 se encuentran representadas las principales formas de ataque y tipos de incendios sobre el que emplearlas [6], comprobando la gran versatilidad y eficacia de esta aeronave en la extinción de fuegos.

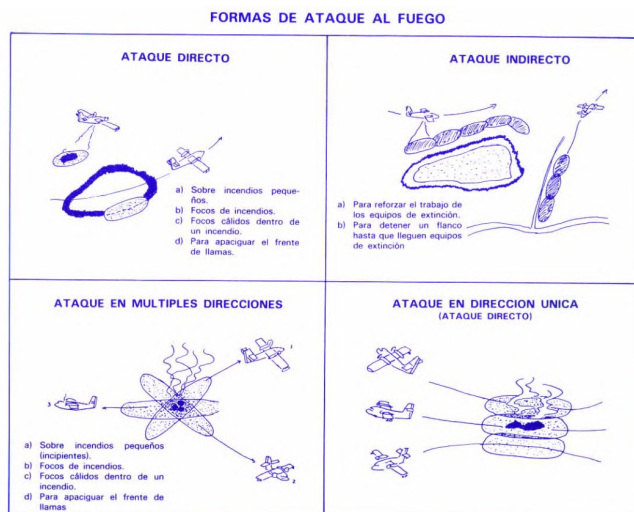


Figura 2-1 Dibujo ilustrativo de las formas de ataque del Canadair CL-215.

(Imagen obtenida de [6])

Actualmente, España cuenta con un total de diez aviones Canadair CL-215, y cuatro Bombardier CL-415, habiendo sido adquiridos siete aviones Canadair 515 y prevista la entrega de estos en octubre de 2028 [7].

Aunque los aviones apagafuegos del Ejército del Aire son un recurso clave, no son los únicos. La lucha contra incendios forestales requiere seleccionar y gestionar distintos medios aéreos según su utilidad, existiendo en España seis categorías de aeronaves adaptadas a diferentes funciones [8]. En la Tabla 2-1 se nombran y explican estos seis tipos de aeronaves [9]

Tipos	Funciones
FOCA	Gran anfibio: Capacidad entre 5.500 y 6.000 litros, capacidad de cargar agua en el mar, ríos o lagos.
ALFA	Avión más ligero que el FOCA. Capacidad de 2.000 litros. Unidades muy maniobrables.
TANGO	Avión ligero: Requieren de un aeródromo o aeropuerto para recargar agua, implementan retardantes de largo plazo y su capacidad es de 2.000 litros.
ACO	Empleados para vigilar, observar y coordinar los medios aéreos
KILO	Helicóptero pesado con capacidad de 4.500 litros.
MIKE	Helicóptero ligero y versátil. Transporta brigadas forestales y tiene la capacidad de lanzar agua.

Tabla 2-1 Clasificación de aeronaves empleadas en incendios forestales (tomada de [9])

La inclusión de las distintas formas de ataque y tipologías de medios aéreos responde a la necesidad de contextualizar los mecanismos de intervención sobre los incendios forestales, ya que estos influyen directamente en variables clave analizadas, como la superficie afectada, la duración de los incendios o la severidad de estos.

En este sentido, la capacidad operativa, rapidez de actuación y adaptabilidad de los medios aéreos condicionan la evolución de los incendios y, por tanto, los patrones observados en los análisis estadísticos desarrollados.

Así, su consideración permite interpretar de forma más completa los resultados obtenidos, integrando no solo factores naturales, sino también la influencia de los medios de extinción en la dinámica del fenómeno estudiado.

2.1.3 Contexto ambiental y territorial

España presenta una alta diversidad geográfica y ecológica, al confluir varios tipos de regiones bioclimáticas en un territorio reducido. Esta singularidad aumenta la relevancia de los incendios forestales, ya que afectan a ecosistemas diversos y de alto valor, pudiendo alterar significativamente su estructura y capacidad de regeneración, especialmente en escenarios de alta frecuencia o intensidad [10].

Los incendios forestales ocurren en casi todos los países, pero en España son más frecuentes y complejos debido a factores climáticos mediterráneos, la acumulación de combustible por abandono rural y el predominio de la actividad humana. [11].

La mayoría de los incendios forestales en España tienen origen humano ($\approx 96\%$), principalmente por negligencias o accidentes (68%) y, en menor medida, intencionados (25%), manteniéndose este patrón de forma estable en el tiempo [12].

2.2 Evaluación de riesgos y fases en el análisis de incendios forestales

El estudio de los incendios forestales requiere un enfoque integral del riesgo, considerando factores climáticos, humanos y territoriales. Su análisis se estructura en tres fases: análisis, evaluación y gestión, lo que permite identificar causas, estimar probabilidades y valorar consecuencias para diseñar estrategias eficaces de prevención y respuesta [13].

A la hora de realizar una evaluación de riesgos, es necesario definir los cuatro elementos que entran en juego: Peligro, riesgo, desastre y catástrofe, para así poder clasificar el objeto de estudio de manera

acertada. En la Tabla 2-2 se presentan los cuatro elementos de clasificación junto a sus respectivas definiciones:

Elemento	Definición
Peligro	Situación en la que aumenta la inminencia de daño a las personas.
Riesgo	Probabilidad de que se materialice el peligro.
Desastre	Desgracia grande, suceso infeliz y lamentable.
Catástrofe	Situación que altera sustancialmente el funcionamiento de una comunidad, cuya atención supera los medios disponibles.

Tabla 2-2 Elementos de la evaluación de riesgos.

La evaluación de riesgos busca medir amenazas para apoyar la toma de decisiones y minimizar daños. Los incendios forestales, considerados riesgos naturales de tipo biológico, generan impactos ambientales, económicos y sociales.

El análisis del riesgo se estructura en tres fases: identificación, estimación y valoración, apoyado en herramientas como los mapas de riesgo, que permiten localizar zonas vulnerables. En este trabajo, estos mapas se combinan con técnicas estadísticas y espaciales para un análisis más robusto [13].

La gestión del riesgo integra análisis, evaluación y control, incluyendo el estudio de periodos de retorno para comprender la recurrencia de los incendios. En España, relacionada con la gestión de riesgos a nivel legal, tenemos la Orden PCI/488/2019, de 26 de abril, por la que se publica la Estrategia Nacional de Protección Civil, otorgándole el objetivo fundamental de ser un instrumento de seguridad pública que proteja a las personas y cosas [13].

El proceso de gestión de riesgos está compuesto por las siguientes fases [13]:

1. Comunicación y consulta.
2. Alcance, contexto y criterios.
3. Evaluación del riesgo.
4. Tratamiento de los riesgos.
5. Seguimiento y revisión.
6. Registro e informe.

Estas fases conforman todo el proceso y se pueden emplear en los incendios forestales modificándolas para adecuarlas de la mejor manera posible al estudio de estos.

Para poder realizar un estudio de un incendio forestal es necesario establecer unas fases dependiendo de la situación temporal respecto a la incidencia, como podemos observar en la Figura 2-2 el análisis de los incendios no es solo una tarea preventiva puesto que es igual de necesario y útil el llevarla a cabo durante y después de este, obteniendo así más información para poder realizar estudios posteriores y basar las predicciones en eventos recientes y estudiados [14].

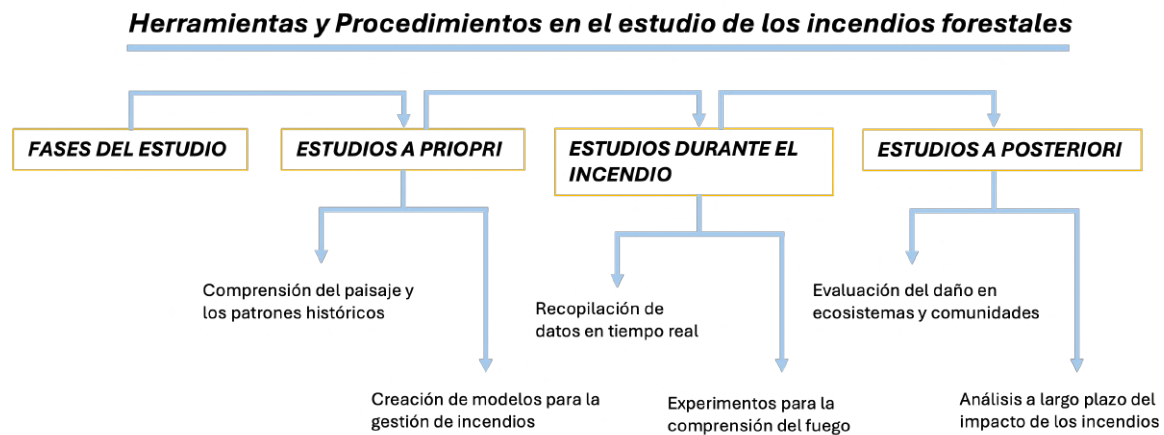


Figura 2-2 Herramientas y procedimientos en el estudio de los incendios forestales.

(Elaboración propia basada en [14])

El análisis previo identifica zonas de riesgo mediante datos históricos y modelos probabilísticos. Durante el incendio, se incorporan datos en tiempo real y herramientas tecnológicas para modelizar su comportamiento y optimizar recursos. Finalmente, el análisis posterior evalúa daños y genera información clave para mejorar la gestión futura [14].

En marzo de 2021, el Ministerio para la Transición Ecológica y Reto Demográfico publicó el documento “Marco eficaz de gestión del riesgo de catástrofes en España” [15]. Este documento se estructura sobre dos criterios fundamentales: Conocimiento del riesgo, reducción y prevención del riesgo y preparación, respuesta y recuperación.

La prevención es la estrategia más eficaz frente a los incendios, basada en el desarrollo de modelos matemáticos e informáticos que permiten anticipar y simular su comportamiento para optimizar la gestión de recursos.

No obstante, estos modelos presentan incertidumbre, ya que la propagación del fuego depende de múltiples factores variables como la humedad, el viento o la temperatura.

2.3 Fundamentos y herramientas matemáticas del análisis estadístico

En el contexto actual del análisis de grandes volúmenes de datos, la estadística desempeña un papel fundamental como herramienta de apoyo a la toma de decisiones.

Esta disciplina matemática permite extraer conclusiones sobre poblaciones completas a partir del estudio de muestras representativas, constituyendo la base del análisis cuantitativo moderno [13].

El análisis estadístico es una herramienta fundamental en múltiples disciplinas para la toma de decisiones basada en evidencia. En el ámbito de los incendios forestales, permite identificar patrones espaciales y temporales, analizar tendencias y apoyar el diseño de estrategias de prevención y gestión [16].

Este enfoque de los incendios forestales requiere un planteamiento matemático previo que permita definir con precisión las variables de estudio y establecer el marco metodológico sobre el que se aplican las distintas técnicas de análisis.

Desde un punto de vista estadístico, los datos disponibles representan observaciones cuantitativas recogidas de forma sistemática a lo largo del tiempo, cuyo tratamiento exige herramientas propias de la estadística descriptiva e inferencial [17].

Las variables cuantificables se clasifican en discretas (valores enteros, como el número de incendios) y continuas (valores dentro de un intervalo, como temperatura o superficie quemada). En el análisis

estadístico es necesario combinar enfoques descriptivos e inferenciales para interpretar adecuadamente los datos [13].

A continuación, se reflejan en la Tabla 2-3 definiciones de elementos fundamentales de estadística necesarios para poder llevar a cabo el estudio estadístico del presente TFG:

Notación	Término	Descripción
	Estadística descriptiva	Organización, descripción, visualización y resumen de los datos recolectados.
	Estadística inferencial	Obtención de las conclusiones sobre la población a partir de la muestra.
N	Población	Conjunto de todos los sujetos sobre los que queremos conocer cierta información relacionada con el fenómeno estudiado.
n	Muestra	Subconjunto de la población de la que queremos conocer cierta información.
	Sujeto	Unidad de la población que analizamos (sujeto, familia, comunidad, país, medios...).
X	Variable	Característica que se pretende estudiar, y estas pueden ser independientes o dependientes si existe relación entre ellas.

Tabla 2-3 Definiciones básicas de estadística

Las variables relacionadas con los incendios forestales se modelizan como variables aleatorias, reflejando la complejidad y variabilidad del fenómeno. Las observaciones disponibles se interpretan como series temporales de valores que permiten analizar su evolución en el tiempo [17].

Dado que la información se encuentra agregada a escala anual, las variables analizadas se modelizan como series temporales discretas, lo que permite estudiar su comportamiento a lo largo del periodo de estudio y evaluar la existencia de patrones o cambios sistemáticos. No obstante, antes de abordar el análisis temporal, resulta necesario establecer una base matemática que justifique el empleo de los distintos métodos estadísticos utilizados [18].

El análisis estadístico combina técnicas descriptivas (media, varianza, desviación típica) para sintetizar los datos, con métodos de inferencia que permiten extraer conclusiones generales y contrastar hipótesis sobre el fenómeno estudiado [19].

En el contexto del estudio de incendios forestales, resulta de especial interés analizar tanto la evolución temporal de las variables consideradas como las relaciones existentes entre ellas. Para ello, se emplean métodos estadísticos que permiten identificar tendencias a largo plazo y cuantificar el grado de asociación entre distintas magnitudes, siempre bajo un marco matemático explícito que garantice la coherencia y reproducibilidad del análisis [20].

2.3.1 Metodología estadística aplicada al análisis de incendios forestales

Esta metodología de los incendios forestales se apoya en un conjunto de herramientas matemáticas que permiten describir, modelizar e interpretar el comportamiento de variables asociadas a un fenómeno complejo y altamente variable.

La estadística proporciona el marco formal necesario para transformar conjuntos de datos históricos en información cuantitativa útil, facilitando la identificación de patrones, tendencias y relaciones entre magnitudes observadas [17].

Desde el punto de vista matemático, los datos se interpretan como variables aleatorias influenciadas por factores naturales y humanos. Esta variabilidad exige el uso de herramientas estadísticas para diferenciar entre fluctuaciones aleatorias y patrones sistemáticos, asegurando un análisis riguroso y reproducible [17].

En este trabajo, las variables de incendios forestales se analizan como series temporales discretas anuales, lo que permite estudiar su evolución histórica e identificar posibles cambios a largo plazo en el fenómeno [18].

La estadística descriptiva permite sintetizar los datos mediante indicadores básicos como la media, varianza y desviación típica, proporcionando una primera caracterización de las variables y facilitando la detección de valores atípicos que pueden influir en análisis posteriores [19].

La inferencia estadística permite extraer conclusiones generales a partir de los datos, mediante la formulación y contraste de hipótesis, evaluando la significación y fiabilidad de los resultados [21].

La combinación de estadística descriptiva e inferencial permite analizar la evolución temporal y las relaciones entre variables en incendios forestales, proporcionando una base sólida para estudios de tendencias, correlaciones y modelos de regresión [22].

En la Figura 2-3 se puede observar de manera gráfica el proceso al que son sometidos los datos para obtener una base.

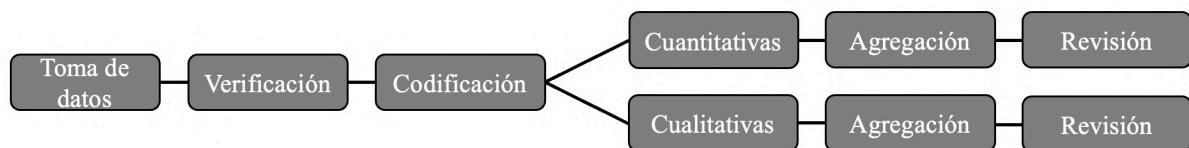


Figura 2-3 Construcción de una base de datos

(Elaboración propia basada en [13])

El análisis comienza con la preparación y depuración de los datos, seguida de su validación para garantizar consistencia y calidad. Posteriormente, se aplican técnicas estadísticas e inferenciales que permiten analizar la evolución temporal y las relaciones entre variables asociadas a los incendios forestales [17].

2.3.2 Aplicación de técnicas estadísticas al estudio de incendios forestales

El estudio estadístico de los incendios forestales se basa en la aplicación de técnicas matemáticas que transforman los datos en información interpretable, permitiendo describir variables, analizar su evolución temporal y evaluar relaciones entre indicadores [17].

Las variables analizadas (número de incendios, superficie afectada, duración y superficie media) se tratan como magnitudes cuantitativas, lo que permite aplicar técnicas estadísticas para caracterizarlas, identificar patrones y detectar posibles cambios estructurales a lo largo del tiempo [19].

En primer lugar, se recurre a técnicas de estadística descriptiva, cuyo objetivo es resumir y sintetizar la información contenida en los datos mediante estudios estadísticos representativos como la media ($\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$), la mediana ($Me = x_{\frac{n+1}{2}}$), la varianza ($\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$), la desviación típica ($\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$), así como valores máximos, mínimos y rango. Estas herramientas permiten obtener una visión global del comportamiento de las variables analizadas y facilitan la detección de valores extremos, dispersión interanual y comportamientos atípicos que pueden condicionar los análisis posteriores [23].

La estadística inferencial permite obtener conclusiones generales a partir de los datos mediante la formulación y contraste de hipótesis, evaluando la significación de los resultados y el grado de incertidumbre asociado [21].

El análisis se basa en el tratamiento de los datos como series temporales discretas anuales, lo que permite estudiar su evolución, identificar tendencias a largo plazo y detectar cambios sistemáticos en el comportamiento de los incendios forestales [22].

El análisis incorpora técnicas de correlación y regresión para cuantificar la relación entre variables y evaluar su dependencia, aportando información sobre los factores que influyen en los incendios forestales. En conjunto, estas herramientas proporcionan una base matemática sólida para el estudio riguroso de tendencias y correlaciones [24].

2.3.3 *Análisis de tendencias*

El análisis de tendencias se basa en series temporales para estudiar la evolución global de variables como el número de incendios o la superficie quemada, permitiendo identificar patrones como aumentos, descensos o ciclos. No obstante, su valor analítico radica en la interpretación de estas tendencias y en su relación con otras variables para obtener conclusiones relevantes [25].

El análisis de tendencias permite determinar la dirección de la evolución (creciente, decreciente o estable), así como cuantificar su magnitud mediante la pendiente y evaluar su significación estadística. Esto permite distinguir entre cambios reales y variaciones debidas al azar o a episodios excepcionales [26].

Desde un punto de vista matemático, sea $\{Y_t\}_{t=1}^n$ una serie temporal discreta que representa la evolución anual de una variable de interés. Una forma habitual de analizar su tendencia consiste en ajustar un modelo de regresión polinómica de segundo grado respecto al tiempo, expresado como:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t \quad (1)$$

donde β_0 es la ordenada en el origen; el coeficiente β_1 recoge la componente lineal de la tendencia, mientras que β_2 introduce la curvatura de la serie. En particular, valores negativos de β_2 indican una evolución cóncava, caracterizada por un crecimiento inicial seguido de una fase de decrecimiento, como se observa en los resultados obtenidos.

Los parámetros del modelo se estiman mediante el método de los mínimos cuadrados ordinarios, obteniéndose de forma conjunta los coeficientes β_0 , β_1 , y β_2 que minimizan la suma de los residuos al cuadrado.

Para determinar si la tendencia estimada es estadísticamente significativa, se plantea un contraste de hipótesis sobre el parámetro β_1 , considerando como hipótesis nula la ausencia de tendencia ($H_0: \beta_1 = 0$) frente a la hipótesis alternativa de existencia de tendencia ($H_1: \beta_1 \neq 0$). La significación estadística del resultado permite distinguir entre un cambio real del fenómeno y una variación debida al azar [27].

La calidad del ajuste del modelo se evalúa mediante el coeficiente de determinación (R^2), que mide la proporción de la variabilidad de la variable dependiente explicada por el modelo. Valores elevados de R^2 indican un buen ajuste, mientras que valores reducidos sugieren una menor capacidad explicativa. Se define como:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (2)$$

donde SS_{res} es la suma de los residuos al cuadrado y SS_{tot} la suma total de cuadrados, es decir, la variabilidad de los datos.

Este indicador toma valores entre 0 y 1, donde valores próximos a 1 indican un alto grado de ajuste del modelo, mientras que valores cercanos a 0 reflejan una baja capacidad explicativa. En este sentido, el R^2 puede interpretarse como el porcentaje de variabilidad de la variable analizada que es explicado por la evolución temporal considerada en el modelo. No obstante, un valor elevado de R^2 no implica necesariamente causalidad, sino únicamente una buena capacidad descriptiva del modelo sobre los datos observados.

En modelos no lineales, como la regresión polinómica, el coeficiente de determinación sigue siendo una medida de la bondad del ajuste, si bien su interpretación debe realizarse en términos descriptivos y no predictivos.

Por tanto, el coeficiente R^2 no solo permite evaluar la calidad del ajuste del modelo, sino también comparar la capacidad explicativa entre distintas variables analizadas, facilitando la identificación de aquellas cuya evolución temporal presenta un comportamiento más estructurado.

El análisis de tendencias permite estudiar la evolución individual de cada variable, pero no sus relaciones. Por ello, se complementa con el análisis de correlaciones, que evalúa el grado de asociación entre variables y aporta una visión más completa del comportamiento de los incendios forestales.

2.3.4 *Análisis de correlaciones*

El fin de los análisis estadísticos en la evolución de incendios forestales es ser capaces de entender el cómo, porqué y cuándo ocurren, por lo que las correlaciones son clave para entenderlos, estudiarlos y controlarlos.

El análisis de correlaciones permite evaluar la relación entre variables mediante el coeficiente de correlación, identificando asociaciones positivas, negativas o inexistentes. En incendios forestales, facilita el estudio de relaciones entre indicadores (como número de incendios, superficie quemada o variables ambientales) y apoya el análisis exploratorio, la predicción y la toma de decisiones [28].

La correlación mide el grado de asociación entre dos variables cuantitativas, tomando valores entre -1 y 1 , donde los valores positivos indican relación directa, los negativos relación inversa y los cercanos a cero ausencia de relación. Existen distintos coeficientes (Pearson, Spearman y Kendall) cuya elección depende del tipo de análisis y de las características de los datos [28].

El coeficiente de correlación de Pearson sirve para medir la relación lineal entre dos variables cuantitativas continuas y se define como:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

Donde $\bar{X}$ y $\bar{Y}$ representan las medias de las variables X e Y , respectivamente. Este coeficiente resulta adecuado cuando se espera una relación aproximadamente lineal entre las variables y no existen desviaciones importantes de normalidad [29]. Usaremos este coeficiente cuando los datos sean numéricos continuos o cuando se espere una relación lineal clara.

Cuando no se cumplen los supuestos de linealidad o normalidad, se recurre al coeficiente de correlación de Spearman, que mide la relación monótona entre dos variables a partir de los rangos de los datos. Este coeficiente se define como:

$$\rho_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (4)$$

donde d_i representa la diferencia entre los rangos correspondientes de las observaciones X_i e Y_i . Este coeficiente es menos sensible a valores extremos y resulta adecuado para datos no paramétricos [30]

Por último, El coeficiente de Kendall permite evaluar la concordancia entre el orden de dos variables, definiéndose como:

$$\tau = \frac{C - D}{C + D} \quad (5)$$

resultando especialmente adecuado para muestras pequeñas o con presencia de empates, proporcionando una medida robusta de asociación monótona viene expresada la fórmula de este coeficiente, donde τ es el coeficiente, C el par concordante y D el par discordante.

Los resultados obtenidos de la resolución de esta fórmula pueden aportar una hipótesis nula (Cuando no hay correlación, es decir $\tau=0$) y alternativa (Cuando si hay correlación, es decir $\tau \neq 0$) [31, 32].

Para cada uno de los coeficientes considerados, se plantea un contraste de hipótesis, estableciendo como hipótesis nula la ausencia de correlación entre las variables ($H_0: \rho = 0$) frente a la hipótesis alternativa de existencia de correlación ($H_1: \rho \neq 0$). La significación estadística del contraste permite evaluar si la relación observada responde a un comportamiento sistemático o a una variación atribuible al azar [21].

La correlación no implica causalidad, por lo que los resultados deben interpretarse con cautela y complementarse con otros enfoques como el análisis de tendencias, series temporales o análisis espacial. Así, el análisis de correlaciones contribuye a comprender el fenómeno, pero no ofrece una explicación completa por sí solo [27].

El análisis de correlaciones otorga la relación entre variables, pero no explica su comportamiento ni cuantifica efectos. Por ello, se complementa con modelos de regresión, que permiten describir la relación funcional, estimar parámetros y evaluar su significación estadística.

2.3.5 Modelo de regresión

El análisis de regresión permite modelizar y cuantificar la relación entre variables, describiendo cómo una depende de otras. A diferencia de la correlación, establece relaciones funcionales, estima parámetros y permite realizar inferencias sobre el fenómeno analizado [29].

En el estudio de incendios forestales, los modelos de regresión permiten analizar la influencia del tiempo y de factores ambientales, territoriales y humanos sobre variables clave, facilitando identificar tendencias, evaluar cambios y explicar la evolución del fenómeno [33].

Desde un punto de vista matemático, el modelo de regresión se expresa como:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t \quad (6)$$

donde Y representa la variable dependiente, X la variable explicativa, β_0 la ordenada en el origen, β_1 la pendiente del modelo, β_2 la curvatura y ε un término de error aleatorio que recoge la variabilidad no explicada por el modelo. El parámetro β_1 cuantifica la intensidad y el sentido de la relación entre ambas variables, constituyendo un indicador directo de la tendencia media del fenómeno analizado [34].

La estimación de los parámetros del modelo se realiza habitualmente mediante el método de los mínimos cuadrados ordinarios, que consiste en minimizar la suma de los cuadrados de los residuos. Este procedimiento conduce a las expresiones:

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (7)$$

donde $\bar{X}$ y $\bar{Y}$ representan las medias muestrales de las variables explicativa y dependiente, respectivamente. Estas expresiones permiten estimar de forma objetiva la relación lineal entre las variables consideradas [34].

En el ámbito del análisis estadístico aplicado, el p-valor constituye una de las métricas más utilizadas para evaluar la significación de las relaciones observadas entre variables. Este indicador permite contrastar la hipótesis nula y determinar si los resultados obtenidos pueden atribuirse al azar o reflejan una relación estadísticamente relevante. De forma habitual, se emplea un umbral de referencia de 0,05, por debajo del cual se considera que existe evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula.

No obstante, a pesar de las ventajas analíticas que ofrecen los modelos de regresión, su aplicación requiere la definición previa de una relación funcional entre variables, así como la selección de variables dependientes e independientes, lo que introduce subjetividad en la selección de variables y en la fórmula del modelo.

2.3.6 Métodos de decisión multicriterio (MCDA)

Los métodos MCDA son técnicas matemáticas para la toma de decisiones con múltiples criterios, permitiendo integrar distintos indicadores y ponderar su importancia relativa, a diferencia de los métodos estadísticos que analizan variables de forma más aislada [35].

En el ámbito del análisis de incendios forestales, la aplicación de métodos MCDA resulta especialmente adecuada, ya que el fenómeno se caracteriza por la concurrencia de múltiples factores relacionados con la frecuencia, la extensión y la severidad de los incendios. La necesidad de sintetizar esta información en indicadores globales justifica el empleo de técnicas multicriterio como herramienta de apoyo a la evaluación comparativa y al análisis integrado del impacto de los incendios [36].

Desde un punto de vista formal, un problema de decisión multicriterio puede definirse mediante un conjunto de alternativas $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ y un conjunto de criterios $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$, evaluados a través de una matriz de decisión en la que cada elemento x_{ij} representa el valor del criterio c_j para la alternativa a_i . El objetivo del análisis MCDA consiste en combinar esta información de manera coherente para obtener una evaluación global de cada alternativa [36].

La Figura 2-4 sintetiza el enfoque metodológico general adoptado en este trabajo para el análisis estadístico de los incendios forestales. En ella se representa un esquema estructurado que integra las distintas fases del proceso analítico, desde la definición del problema y la selección de criterios relevantes hasta la interpretación y síntesis de los resultados obtenidos. Este planteamiento permite abordar el estudio del fenómeno de forma sistemática, combinando técnicas estadísticas orientadas al análisis temporal y relacional de los datos con procedimientos de evaluación multicriterio.

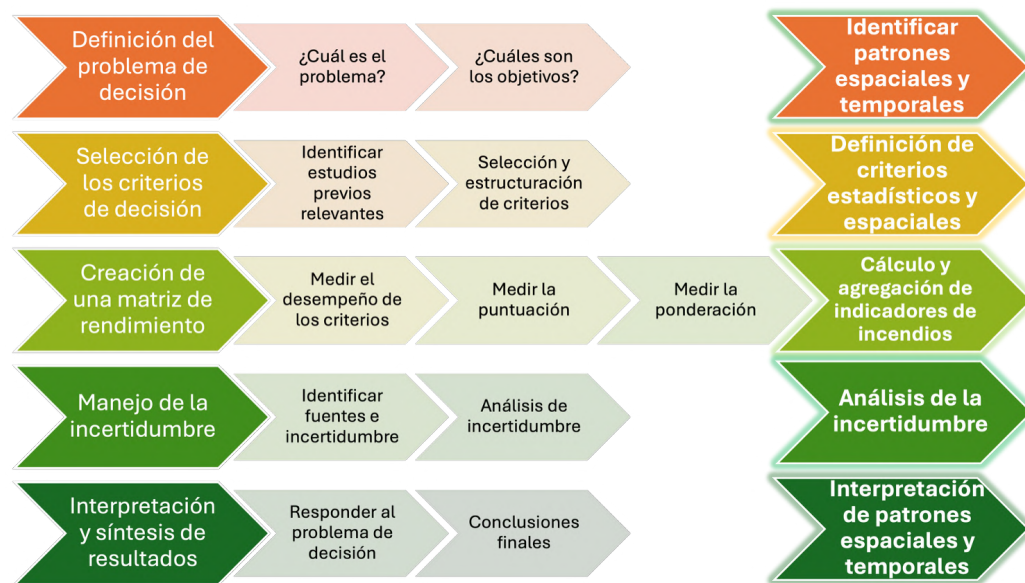


Figura 2-4 Proceso metodológico de análisis de incendios forestales.

(Elaboración propia basada en [37])

Entre los métodos MCDA más utilizados destaca el Proceso Analítico Jerárquico (Analytic Hierarchy Process, AHP), que permite estructurar el problema de decisión en forma jerárquica y asignar pesos a los criterios mediante comparaciones por pares. Este enfoque proporciona un marco matemático sistemático para cuantificar la importancia relativa de cada criterio dentro del proceso de decisión [38].

El método AHP, desarrollado por Thomas L. Saaty, se basa en la construcción de una matriz de comparaciones por pares $A = (a_{ij})$, donde cada elemento a_{ij} expresa la importancia relativa del criterio c_i frente al criterio c_j . A partir de esta matriz se obtiene un vector de pesos $W = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}$, que representa la contribución relativa de cada criterio al objetivo global [39].

La coherencia de las comparaciones se evalúa mediante el índice de consistencia, lo que permite verificar la fiabilidad de los juicios emitidos y garantizar la validez del proceso de ponderación. De forma general, se considera aceptable que la razón de consistencia sea inferior a 0,10 ($RC < 0,10$), ya que valores superiores indican la presencia de inconsistencias en los juicios.

A continuación, se presenta la fórmula para calcular el índice de consistencia:

$$IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (8)$$

donde λ_{max} se obtiene mediante autovalores de la matriz AHP y n es el número de criterios empleados.

Una vez obtenidos los pesos de los criterios, el análisis MCDA permite calcular un índice agregado que sintetiza la información contenida en los distintos indicadores considerados. Este tipo de índice facilita la comparación entre alternativas o periodos temporales, proporcionando una visión global del impacto de los incendios forestales a partir de variables previamente analizadas mediante técnicas estadísticas [39].

En este trabajo, los métodos MCDA se utilizan para integrar los resultados estadísticos, combinando variables como frecuencia, extensión y severidad de los incendios, y facilitando una evaluación global del fenómeno.

El análisis se apoya en enfoques cuantitativos basados en series temporales y métodos multivariantes, que permiten identificar tendencias y relaciones entre variables mediante correlaciones y modelos de regresión.

2.4 Análisis espacial y uso de Sistemas de Información Geográfica

Se entiende como análisis espacial el proceso de examinar datos geoespaciales para entender patrones, relaciones y tendencias en función de su ubicación geográfica. Este tipo de análisis otorgan la posibilidad de combinar datos geográficos y descriptivos de diversas fuentes para crear modelos geográficos y visualizaciones con el fin de poder visualizar claramente donde ocurrieron los eventos a estudiar para detectar patrones y predecir resultados.

Al tratar el concepto de análisis espacial y geoespacial debemos incluir el empleo de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) pues son estos los que nos permiten realizar los estudios analíticos del terreno teniendo en cuantos factores como la topografía, la vegetación y aspectos antrópicos posibilitando así la determinación de zonas más probables a ser incendiadas.

Responder a emergencias no hace referencia únicamente a avisar a la población o informar de que partes serán afectadas, su fin es el de proteger a las personas y salvar vidas antes, durante y después.

Los SIG permiten a los servicios de emergencia conocer la situación a la que se enfrentan incluso antes de llegar a la misma, obteniendo así una ventaja crucial para seleccionar el mejor plan de acción.

Una vez introducidas las herramientas en las que se sustentará este trabajo, es necesario establecer la relación con el propósito de este.

Los incendios forestales han sido responsables a lo largo de los siglos de pérdidas materiales, naturales y humanas irremplazables y por eso surgió la necesidad de poder combatirlos para evitar daños mayores y aprender de ellos para evitarlos en el futuro.

En la actualidad es particular el caso de un gran incendio forestal que no haya requerido de un análisis, ya sea estadístico o geoespacial, ya que estos son imprescindibles para clasificar, analizar y controlar incendios que antiguamente eran devastadores, además de permitir alcanzar un conocimiento de estos crucial para abordarlos.

2.4.1 Sistema de Información Geográfica

Los SIG como los conocemos hoy en día surgen en los años 60 con el objetivo de resolver los problemas que no podían ser abordados con los métodos tradicionales puesto que los mapas en papel no permitían cruzar datos ni analizarlos, complicando así los estudios relacionados con el crecimiento de la población, uso de recursos naturales e infraestructuras [40].

Un SIG integra datos geográficos y descriptivos para su representación y análisis cartográfico. Permite identificar patrones, relaciones y contexto espacial, mejorando la gestión y la toma de decisiones mediante herramientas como mapas de densidad, clústeres y hotspots [40].

Se emplean para seleccionar ubicaciones, optimizar rutas, realizar seguimientos, planificar y responder a emergencias, siendo esta última clave en incendios forestales. Integran datos vectoriales, ráster y tabulares organizados en capas, como incendios, relieve, clima, usos del suelo, altitud y población [41].

Estas capas se pueden activar o desactivar en función de la información que se quiera representar en cada momento o según el objetivo, es decir, no se mezclan las capas entre sí, sino que se superponen manteniendo las características de cada una.

En la Figura 2-5 podemos observar un ejemplo de las posibles capas que podrían emplearse en un estudio de un incendio forestal, diferenciándolas en función de la información aportada por cada una, pues es clave establecer relaciones entre posibles factores, como puede ser una ola de calor y el número de incendios o la altitud y los usos del suelo. Haciendo un correcto empleo de estas capas es posible comprender de una manera más eficaz y rápida la situación a la que se está haciendo frente y así ser capaces de establecer las prioridades de manera clara.

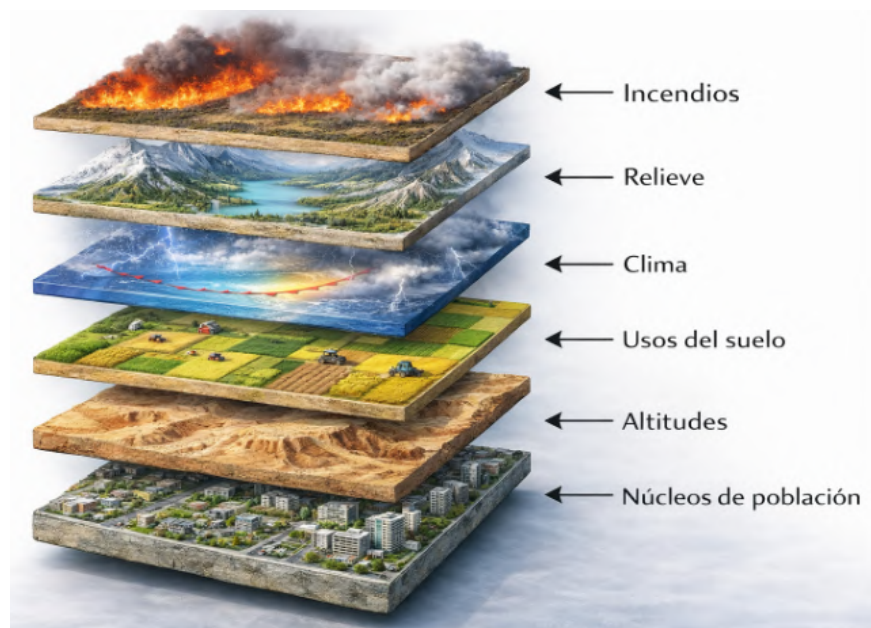


Figura 2-5 Ejemplo gráfico de las diferentes capas usadas por SIG en un incendio forestal

(Elaboración propia haciendo uso de la Inteligencia Artificial)

Los sistemas SIG se pueden encontrar desde aplicaciones hasta páginas web y siendo cada una óptima en función del campo en el que se quiera emplear. Dentro de los SIG existen una gran cantidad de herramientas y aplicaciones diferentes en función de los requerimientos y necesidades del cliente, siendo la más utilizada ArcGIS.

ArcGIS es una plataforma SIG desarrollada por Esri que permite capturar, gestionar y visualizar datos espaciales. En incendios forestales se utiliza para analizar la distribución, identificar zonas de riesgo, monitorizar su evolución y evaluar impactos, trabajando con imágenes satelitales y grandes

volúmenes de datos, lo que la convierte en una herramienta clave en ámbitos institucionales y académicos [42].

Una vez introducida la aplicación más empleada en el análisis espacial de incendios forestales y sus utilidades en este ámbito, es necesario introducir una aplicación similar que cuenta con herramientas diferentes; esta es QGIS.

QGIS es una plataforma SIG que permite visualizar, editar, analizar y gestionar datos geoespaciales, así como crear mapas personalizados. Destaca por sus capacidades de análisis espacial y por ser de código abierto, lo que facilita ampliar sus funcionalidades y adaptar la herramienta a distintas necesidades [43].

Las razones para seleccionar como SIG la aplicación QGIS se basan en las características que la convierten en la herramienta más idónea para el desarrollo de este TFG, no solo por su polivalencia y facilidad de uso, sino también por la capacidad de descargar mapas del territorio español y combinarlos con los datos proporcionados por la EFFIS, consiguiendo así hacer uso de un sistema SIG totalmente enfocado en el objetivo de este TFG.

Ambas aplicaciones proporcionan la información necesaria para la realización de esta investigación acerca de los incendios forestales, pero QGIS cuenta con la capacidad de emplear código abierto, interoperabilidad con otras herramientas y desarrollos a medida y, por último y más importante, las licencias de ArcGIS son muy caras, y su adquisición no supondría un desempeño notorio en la parte de desarrollo del presente TFG. Por estas razones, QGIS ha sido considerado la opción más adecuada y razonable [44].

2.4.2 Representación espacial de incendios forestales

Actualmente los incendios se estudian en gran medida gracias al uso de sistemas informáticos que hacen empleo de la estadística entre otras muchas herramientas, siendo posible obtener en tiempo real la evolución de un incendio y a través del análisis de varias variables ser capaces de prever su comportamiento futuro.

Las tecnologías más empleadas son: la teledetección y satélites, los Sistemas de Información Geográfica (SIG), modelos espaciales predictivos y plataformas de información. Siendo los drones actualmente una herramienta muy útil para realizar seguimiento de los incendios gracias a su versatilidad y rapidez en el despliegue.

El uso de teledetección, satélites y drones permiten detectar firmas térmicas e imágenes en tiempo real, ofreciendo información clave sobre incendios activos. Estos dos métodos son la razón de ser de los SIG aportando las imágenes e información necesaria para el análisis completo de cada incendio [45].

Esta integración espacial resulta clave, ya que el comportamiento de un incendio forestal no depende de una única variable, sino de la interacción entre condiciones topográficas, meteorológicas y antrópicas.

El análisis combinado de estas capas permite identificar zonas de mayor riesgo, evaluar la vulnerabilidad del territorio y anticipar posibles escenarios de propagación, constituyendo así una herramienta fundamental para la toma de decisiones operativas y estratégicas por parte de los organismos responsables.

Adicionalmente, los SIG posibilitan la incorporación de la dimensión temporal al análisis de los incendios, permitiendo estudiar su evolución a lo largo del tiempo mediante el uso de series históricas. Esta capacidad resulta especialmente relevante para el análisis de tendencias, la detección de patrones espaciales recurrentes y la evaluación de la eficacia de las políticas de prevención y extinción aplicadas en distintos periodos [46].

En el contexto de este trabajo, la aplicación de técnicas estadísticas sobre datos espaciales permitirá cuantificar la evolución de los incendios forestales en España, analizar su distribución territorial y establecer relaciones entre la incidencia de los incendios y las variables ambientales consideradas.

3 DESARROLLO DEL TFG

El desarrollo de este TFG comienza en los fundamentos estadísticos de los incendios forestales ocurridos en España entre 1968 y 2025, más concretamente en la página web del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, donde tienen un apartado que contiene todas las Estadística Generales de Incendios Forestales (EGIF). En la propia página podemos leer lo siguiente:

«La Estadística General de Incendios Forestales (EGIF), iniciada en 1968, constituye la fuente oficial y más completa para el análisis de los incendios forestales en España, y es una de las series estadísticas más consolidadas a nivel internacional. Esta base de datos se alimenta de los Partes de Incendio Forestal, formularios normalizados por el Comité de Lucha contra Incendios Forestales, que recogen más de 150 campos de información sobre cada siniestro.» [47].

Una vez introducida la página web de referencia para este trabajo, se procede a descargar todos los informes que contienen las estadísticas definitivas de cada año, exceptuando los años desde el 2021 hasta el 2025, pues solo cuentan con avances informativos y no contienen toda la información necesaria ya que normalmente estos datos suelen ser accesibles a partir de dos años respecto al año de ocurrencia de los incendios.

A su vez, se emplea un documento publicado por la AEMET que aborda el comportamiento de las precipitaciones en España y periodos de sequía, para rellenar así las columnas correspondientes [48].

En primer lugar, el objetivo de la descarga de estos informes es poder realizar un documento de Excel con todos los datos relevantes que puedan aportar información para desarrollar un análisis estadístico y espacial completo y suficiente para cumplir el objetivo de este TFG.

Para ello, se seleccionaron varios campos generales como: Resumen anual, Superficie, Duración, Distribución Temporal, Distribución Espacial, Causas y propiedad del monte, pudiendo así reunir todos los datos relacionados en una misma hoja de Excel, facilitando su manipulación y entendimiento. Los campos a completar son los siguientes:

- **Resumen Anual:** año, incendios totales, porcentaje incendios > 5ha, porcentaje incendios < 5ha, superficie forestal total (ha), Número de Grandes Incendios Forestales (GIF), porcentaje GIF sobre incendios forestales totales, superficie GIF total y porcentaje superficie GIF.
- **Superficie:** año, superficie total, superficie arbolada ha, superficie no arbolada ha, porcentaje arbolada sobre total, porcentaje no arbolada sobre total y superficie media por incendio.
- **Duración:** porcentaje duración > 5 horas y porcentaje duración > 5 horas.
- **Distribución Temporal:** año, mes con mayor número de incendios, mes con mayor superficie afectada, porcentaje siniestros ocurridos en días festivos, número de siniestros en verano (junio-septiembre), temperatura media verano, precipitaciones primavera, verano, otoño e invierno, precipitaciones totales, humedad relativa, porcentaje siniestros en verano, superficie afectada en verano y porcentaje superficie afectada en verano.

- **Meteorología:** precipitaciones por cada estación anual, precipitaciones medias anuales y precipitaciones por cada macrozona geográfica.
- **Distribución Espacial:** año, número de siniestros en el noroeste, interior, sur, mediterráneo y Canarias, porcentaje de incendios en el noroeste, interior, sur, mediterráneo y Canarias. Siguiendo el mismo orden para la superficie afectada y porcentaje superficie afectada.
- **Causas:** porcentaje de causa humana, intencionados, accidentes/negligencias, causas naturales, desconocidas, causa cierta, grupo causa principal y tipo de fuego más común.
- **Propiedad Monte:** porcentaje de siniestros monte privado, siniestros monte público, superficie monte privado y superficie monte público.

La selección de estos datos se basa en la necesidad de construir gráficas, mapas y series temporales lo más específicas posibles para el tema a tratar, cumpliendo cada uno de estos datos una función crucial en el desarrollo del análisis.

Al comenzar a trabajar con el primer documento, de 1968, se aprecia la dificultad para recopilar todos los datos requeridos pues consiste en imágenes escaneadas del documento original, lo que incluye que no es posible copiar los datos de este a la hoja de Excel a rellenar, por lo que es necesario introducir los datos manualmente.

Tras recabar la información de aproximadamente cinco documentos, se pudo observar que el tiempo medio empleado en cada documento era de en torno a treinta minutos, lo cual convertía la creación del Excel final en un trabajo tedioso pero necesario, no obstante, tras la recopilación de datos del sexto documento surgió la idea de empleo de la Inteligencia Artificial (IA) para ahorrar tiempo y así poder emplearlo en otras tareas, sin embargo, las IAs empleadas no eran capaces de leer los documentos de manera correcta debido a la mala calidad de ciertos datos, escritura humana o simplemente mala gestión a la hora de calcularlos.

Los datos de los documentos desde 1968 hasta el 2005 incluido han sido traspasados a las hojas de Excel de manera manual, sin uso de IA. A partir del año 2005, en el cual el informe mostraba una interfaz más moderna y legible para el empleo de la IA en tareas de sumas y traspaso de datos, siendo en todo momento corroborado con cálculos humanos, corrigiendo así algunos errores que podrían haber reducido la credibilidad o eficacia de este TFG.

Tras finalizar la recopilación de datos, se pudo observar la falta de datos en algunos años, cuya ausencia se explica a continuación:

- **Resumen Anual:** porcentaje de incendios < 5 y > 5 ha no figuran en los informes del 2018 hasta el 2024.
- **Duración:** año 1983, datos ilegibles en el informe.
- **Distribución Temporal:** número de siniestros en verano y porcentaje de siniestros en verano, en las gráficas proporcionadas no aparecen los números exactos. A su vez, en los años 1986, 1987 y 1988 no viene reflejada la superficie afectada mensual. Por último, a partir del 2016 no se contemplan los incendios ocurridos en festivos dentro de los informes.
- **Distribución Espacial:** hasta el año 1975, este incluido, no se realizó el estudio de incendios forestales en las Islas Canarias.

A estos datos, hay que sumar la falta de información del año 2022 en adelante, siendo posible cubrir únicamente datos principales como número de incendios, superficies afectadas y número de GIF.

Al no haber sido posible obtener datos de ciertos años a través de la EGIF, ha sido necesario recurrir a otras fuentes de información como reportajes, noticias, páginas web y otros medios fiables para poder así actualizar la tabla y conseguir una mayor fiabilidad del estudio a realizar.

En primer lugar, se realizó una consulta a la Secretaría Subdirección General de Política Forestal y Lucha contra la Desertificación ya que son ellos los responsables de publicar los informes definitivos acerca de los incendios forestales.

En dicho correo se planteó el motivo de este, así como los datos requeridos, se obtuvo respuesta indicando que los datos más actualizados eran los ya publicados y que no era posible obtener los datos solicitados.

En segundo lugar, tras no conseguir la información, se contactó con la Oficina de Información y Atención a la Ciudadanía (OIAC) del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO) para conseguir información acerca de donde podría encontrar o solicitar dichos datos.

Los datos obtenidos, recogidos en el Anexo III, conforman la base desde este TFG para poder hacer uso de análisis estadísticos y espaciales, convirtiéndolo en una parte crucial y por ello han sido estrictamente recabados y corroborados a fin de reducir el mayor número de errores.

3.1 Herramientas estadísticas utilizadas

En primer lugar, es necesario establecer unas bases analíticas con el objetivo de estructurar y contrastar los datos obtenidos antes de abordar estudios de mayor complejidad. Esta fase inicial permite comenzar a trabajar con la información recabada mediante el uso de las herramientas estadísticas descritas previamente en el Estado del Arte.

Antes de aplicar modelos avanzados, se plantean estudios estadísticos básicos sobre los datos disponibles. Entre ellos se incluyen las medidas clásicas de tendencia central y dispersión, así como la representación gráfica de las principales variables, con el fin de observar su evolución temporal y detectar posibles diferencias interanuales.

El análisis estadístico se inicia mediante el empleo de métodos descriptivos tradicionales, ya que constituyen la base metodológica para análisis posteriores de mayor complejidad. En este contexto, se calculan la media aritmética, la mediana, la varianza y la desviación típica para las variables numéricas más relevantes del estudio.

Aunque el conjunto de datos recopilado contiene una gran cantidad de información, no todas las variables pueden tratarse del mismo modo en fases posteriores. No obstante, en esta fase inicial se emplean todos los datos cuantitativos disponibles, con el objetivo de obtener una visión global del comportamiento del fenómeno.

Los cálculos se realizan mediante Excel, lo que permite organizar y centralizar la información en una única hoja de trabajo. Para mantener un orden lógico, el análisis se estructura por bloques temáticos, siguiendo la organización original de los datos: en primer lugar, el resumen anual, seguido de superficie, duración, distribución espacial, causas y propiedad del monte.

De este modo, la información queda agrupada de forma coherente, facilitando su comparación.

La tabla elaborada se compone de seis columnas principales: hoja de procedencia, variable analizada, media, mediana, varianza y desviación típica. Estas medidas permiten describir tanto el valor central como el grado de dispersión de cada serie temporal.

Para el cálculo de la media se emplea la media aritmética o promedio, ya que representa el valor esperado de la variable y constituye el estimador habitual en modelos clásicos de regresión.

No obstante, dado que las series analizadas pueden presentar asimetrías o valores extremos, se calcula también la mediana como medida robusta del valor central.

La comparación entre media y mediana ayuda a encontrar posibles asimetrías en la distribución. Cuando ambas medidas presentan valores próximos, puede considerarse que la distribución es aproximadamente simétrica. En cambio, diferencias notables entre ambas indican la presencia de sesgo, ya sea positivo o negativo, derivado de años especialmente extremos.

Por su parte, la varianza y la desviación típica permiten cuantificar la variabilidad interanual de cada variable, aspecto especialmente relevante en el estudio de incendios forestales, donde el comportamiento anual puede presentar fluctuaciones significativas.

Este análisis descriptivo constituye la base sobre la cual se desarrollarán los estudios de correlación, tendencias temporales y modelización predictiva, permitiendo contextualizar adecuadamente los resultados obtenidos en fases posteriores.

Para la realización del análisis estadístico se selecciona Python como herramienta principal, debido a su capacidad para el tratamiento de datos y la aplicación de métodos estadísticos avanzados.

Antes de iniciar el desarrollo del código, se analizan las funcionalidades del entorno de trabajo y las librerías necesarias para la implementación de los distintos métodos. Posteriormente, se seleccionan las variables a estudiar en función del tipo de análisis estadístico a aplicar.

3.1.1 Control de tendencias

Realizado el análisis descriptivo preliminar, se procede al control de tendencias, uno de los objetivos principales del presente Trabajo Fin de Grado. Este tipo de análisis permite evaluar la evolución temporal de las variables, identificando si presentan una tendencia creciente, decreciente o si no existe una tendencia definida, así como diferenciar entre cambios estructurales y fluctuaciones puntuales.

Para el desarrollo de este análisis se emplea Python como herramienta principal, utilizando las librerías pandas, NumPy y Matplotlib, que permiten el tratamiento de datos, la aplicación de modelos estadísticos y la representación gráfica de los resultados.

En primer lugar, se importaron los datos desde el archivo Excel, seleccionando las variables de interés y convirtiéndolas a formato numérico. Posteriormente, se eliminaron los valores nulos con el fin de garantizar la consistencia del análisis.

A continuación, se aplicó una regresión lineal por mínimos cuadrados mediante la función `polyfit`, obteniendo la pendiente y la ordenada en el origen de la recta de tendencia. Este procedimiento permite identificar el comportamiento global de la serie temporal.

El ajuste del modelo se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2), que mide la capacidad explicativa del modelo respecto a la variabilidad total de los datos.

Los resultados obtenidos se representan gráficamente junto con la recta de tendencia, facilitando la interpretación visual del comportamiento de la variable (Figura 3-1).

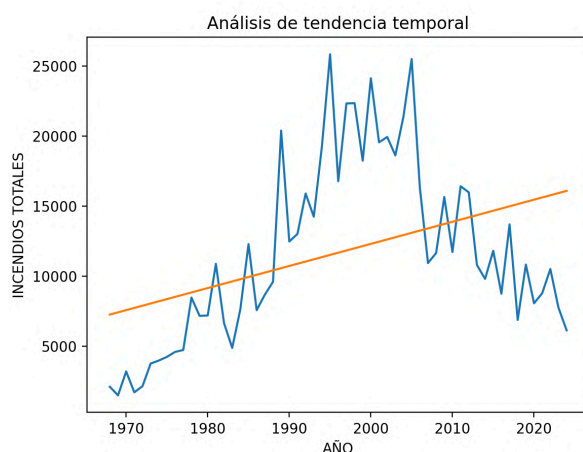


Figura 3-1 Gráfica del análisis de tendencias simple de incendios forestales

No obstante, el análisis lineal presenta limitaciones, ya que únicamente permite identificar la dirección general de la tendencia, sin capturar posibles comportamientos no lineales.

Por este motivo, se emplea un modelo polinómico de tercer grado, que permite representar cambios de tendencia, fases de crecimiento o descenso y posibles puntos de inflexión a lo largo del tiempo. Este tipo de ajuste proporciona una aproximación más flexible a la evolución real de las variables.

El grado de ajuste de estos modelos se evalúa igualmente mediante el coeficiente de determinación (R^2), permitiendo comparar su capacidad explicativa respecto al modelo lineal.

El análisis de tendencias lineales permite obtener una primera aproximación al comportamiento temporal de las variables estudiadas, identificando la dirección general de la pendiente, los años extremos y la evolución interanual.

Para evaluar la capacidad explicativa del modelo se utiliza el coeficiente de determinación (R^2), que permite valorar el grado de ajuste del modelo y aproximarse al patrón general que describe la evolución de los incendios forestales. El código empleado se presenta en el Anexo IV.

Posteriormente, los resultados obtenidos serán evaluados y comparados de manera conjunta, con el fin de contrastar las distintas aproximaciones metodológicas aplicadas y determinar su coherencia interna. Este proceso permitirá responder de forma fundamentada a los objetivos planteados al inicio del trabajo, integrando la dimensión descriptiva, funcional y estructural del análisis.

3.1.2 Modelos de regresión

Con el objetivo de complementar el análisis de tendencias previamente desarrollado, se han aplicado modelos de regresión en casos concretos, con el fin de profundizar en la relación entre determinadas variables y cuantificar su comportamiento de forma más precisa.

A diferencia del análisis de correlaciones, que permite identificar asociaciones entre variables sin asumir una relación funcional específica, el análisis de regresión requiere la definición de una variable dependiente y una o varias variables explicativas.

Por este motivo, su aplicación en este trabajo se ha planteado de forma selectiva, centrándose en aquellas relaciones que presentan un interés particular desde el punto de vista interpretativo.

En concreto, se han empleado modelos de regresión polinómica de segundo grado, que permiten capturar posibles comportamientos no lineales en la evolución de las variables analizadas.

Este tipo de modelo resulta especialmente adecuado en el estudio de los incendios forestales, dado que su comportamiento no responde necesariamente a una dinámica lineal a lo largo del tiempo o en función de otras variables.

Los modelos se han ajustado mediante el método de los mínimos cuadrados, utilizando herramientas de análisis numérico en Python. La aplicación de estos modelos se ha centrado en relaciones específicas, como la evolución temporal de la superficie quemada o la relación entre distintas variables estructurales del sistema de incendios, con el objetivo de ilustrar patrones concretos detectados previamente mediante el análisis de correlaciones. El código empleado se presenta en el Anexo V.

No obstante, es importante destacar que el análisis de regresión se ha utilizado como una herramienta complementaria, y no como el eje principal del estudio. Esta decisión responde al carácter exploratorio del trabajo, orientado a la identificación de patrones generales más que a la construcción de modelos predictivos complejos.

3.1.3 Correlaciones y tipos

Tras la representación de los distintos gráficos correspondientes al análisis de tendencias, se procede al siguiente bloque metodológico: el análisis de correlaciones. Tal y como se expuso en el Estado del Arte, este constituye una herramienta estadística fundamental para estudiar la relación existente entre diferentes variables, permitiendo evaluar si presentan una evolución conjunta y determinar el sentido e intensidad de dicha relación.

Este tipo de análisis resulta especialmente relevante en el estudio de los incendios forestales, ya que permite vincular factores que, considerados de forma aislada, pueden parecer independientes.

De este modo, se obtiene una visión más integrada del fenómeno, facilitando la identificación de interdependencias entre variables ambientales, temporales y espaciales, y proporcionando una base objetiva para la adopción de estrategias de gestión y mitigación del riesgo.

Al igual que en el análisis de tendencias, el procedimiento se apoya en la representación y comparación de los distintos conjuntos de datos. Con el fin de facilitar su interpretación, las variables se agrupan previamente en categorías más generales, lo que permite una posterior desagregación y un análisis cruzado entre diferentes bloques de información.

Este enfoque posibilita relacionar variables procedentes de distintos ámbitos y extraer conclusiones más robustas sobre el comportamiento global del sistema estudiado.

Una vez introducido el proceso que se va a realizar, es necesario establecer el orden a seguir para el análisis de los tres coeficientes: Pearson, Spearman y Kendall. Cada uno aporta información diferente al proceso de análisis y deben ser estudiados y aplicados de manera independiente al comienzo para posteriormente relacionarlos y contrastar los valores de cada uno.

En primer lugar, se emplea el coeficiente de correlación de Pearson con el objetivo de analizar la relación lineal entre las variables consideradas. Para su cálculo se utiliza Python, apoyándose en la librería pandas para la generación de matrices de correlación.

Este primer código (Anexo VII) es el empleado para la comprobación inicial del correcto funcionamiento de este y comprobación de su eficacia, para este se han empleado variables relacionadas entre sí, no todas las de una misma página de Excel, como se hará más adelante.

La ejecución del código genera la matriz de correlación (Figura 3-2) de las cuatro variables seleccionadas, donde se puede observar según la escala de colores la relación de las variables.

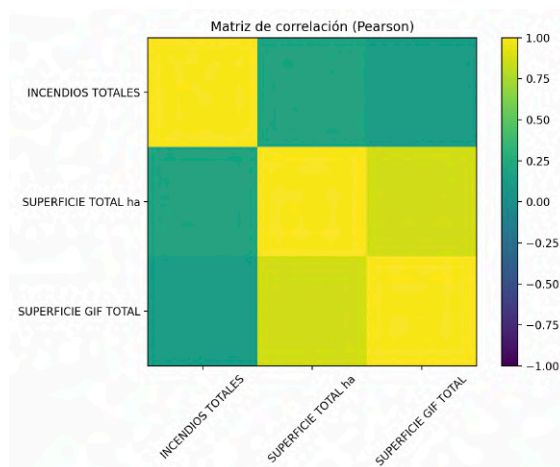


Figura 3-2 Matriz de correlación de Pearson empleada para la validación inicial del modelo

Una vez validado el código base, se aplica de forma sistemática al resto de hojas del archivo Excel, manteniendo una estructura homogénea y modificando únicamente las variables de entrada.

Con el fin de facilitar la interpretación de los resultados y evitar una sobrecarga visual, se implementa un filtro basado en el valor absoluto del coeficiente de correlación. En concreto, se seleccionan aquellas relaciones con $|r| \geq 0,6$, umbral que, de forma general, se asocia a correlaciones de magnitud moderada-alta o fuerte en el análisis estadístico. El código se presenta en el Anexo X.

La elección de este valor responde a un criterio de equilibrio entre la reducción de la complejidad visual y la conservación de relaciones relevantes, permitiendo excluir correlaciones débiles o poco significativas y centrar el análisis en aquellas asociaciones con mayor capacidad explicativa dentro del conjunto de datos.

Adicionalmente, se evalúa la posibilidad de representar todas las variables en una única matriz de correlación global. No obstante, debido al elevado número de variables, esta opción genera representaciones excesivamente complejas y de difícil interpretación.

Por este motivo, se opta por aplicar criterios adicionales de filtrado, eliminando aquellas variables que no presentan relaciones significativas con el resto. De este modo, se obtiene una matriz más reducida y manejable, que facilita la identificación de relaciones entre variables.

Este enfoque permite detectar posibles asociaciones entre variables que podrían no ser evidentes mediante un análisis individual, constituyendo una herramienta útil dentro del análisis estadístico del conjunto de datos. Los resultados derivados de este procedimiento serán analizados en apartados posteriores.

A diferencia del coeficiente de Pearson, que evalúa relaciones lineales y requiere supuestos de normalidad, el coeficiente de Spearman se basa en rangos y permite detectar relaciones monótonas sin necesidad de que las variables sigan una distribución normal, siendo especialmente adecuado para series temporales irregulares y datos con valores extremos, como los analizados en este estudio.

De forma complementaria, se emplea el coeficiente de correlación de Spearman, con el objetivo de analizar relaciones monótonas entre variables sin asumir normalidad en los datos. Para ello, se sigue el mismo procedimiento que en el caso de Pearson, aplicando tanto la generación de matrices como los criterios de filtrado descritos anteriormente.

Por tanto, se incorpora el coeficiente de correlación de Kendall, que, al tratarse de una medida no paramétrica basada en rangos, resulta especialmente adecuado para series temporales largas y datos con posibles valores extremos. A diferencia de Pearson y Spearman, Kendall presenta un carácter más conservador en los valores obtenidos.

Tras evaluar los resultados preliminares, se decide no aplicar filtrado en el caso de Kendall, ya que el uso de umbrales elevados reduce significativamente la cantidad de información disponible, pudiendo eliminar relaciones potencialmente relevantes. La comparación entre los distintos coeficientes permite analizar la consistencia de las relaciones detectadas desde diferentes enfoques estadísticos.

Este enfoque metodológico permite abordar el análisis de correlaciones desde distintas perspectivas estadísticas, garantizando la robustez y consistencia de los resultados obtenidos.

3.1.4 Herramienta MCDA

Para finalizar con el estudio estadístico, se emplea el Análisis de Decisión Multicriterio (MCDA) al ser una herramienta metodológica adecuada para integrar y ponderar múltiples variables relevantes dentro de un mismo marco analítico.

Este enfoque permite sintetizar información procedente de distintos indicadores cuantitativos, facilitando la obtención de un índice que represente de forma estructurada el impacto del fenómeno estudiado.

En el presente trabajo, a partir de las bases de datos elaboradas en Excel, se seleccionaron aquellos indicadores directamente relacionados con el daño real generado por los incendios forestales, priorizando variables que reflejan su magnitud, severidad y frecuencia.

De este modo, el MCDA se plantea como un instrumento de apoyo para evaluar de manera homogénea la intensidad relativa del impacto a lo largo del periodo analizado.

El impacto de los incendios forestales se entiende como el daño territorial, ecológico y social generado por los siniestros, medido a través de la extensión afectada, la gravedad de los eventos y la afección a elementos ambientales o sociales. Siendo así el impacto producido el tema más relevante digno de estudio, pues el correcto análisis de este puede arrojar datos concluyentes acerca de su naturaleza o medir la severidad del problema.

Por estos motivos, los criterios seleccionados para el estudio son los siguientes Tabla 3-1:

Criterio	Bloque
1- Superficie forestal afectada	Extensión
2- Superficie media por incendio	Severidad
3- %Superficie afectada por GIF	Extensión
4- Número total de siniestros	Severidad
5- Temperatura media verano	Clima

Tabla 3-1 Criterios empleados en el MCDA

Una vez numerados los criterios, se procede a crear la matriz AHP ajustada empleando la escala Saaty y otorgando pesos a los criterios en función de su importancia en el estudio, en la Tabla 3-2 se presentan las ponderaciones de cada criterio.

	C1	C2	C3	C4	C5
C1	1	2	3	3	4
C2	1/2	1	2	2	3
C3	1/3	1/2	1	2	3
C4	1/3	1/2	1/2	1	2
C5	1/4	1/3	1/3	1/2	1

Tabla 3-2 Ponderaciones escala Saaty

Con el objetivo de evaluar la coherencia de los datos empleados en la matriz de comparación por pares, se ha calculado el índice de consistencia (IC) y la razón de consistencia (RC).

Los resultados obtenidos muestran un valor de $\lambda_{max} = 5,11$ a partir del cual se obtiene un índice de consistencia $IC = 0,0278$ y una razón de consistencia $RC = 0,0249$.

Dado que la razón de consistencia es inferior al umbral comúnmente aceptado de 0,10 ($RC < 0,10$), se considera que la matriz presenta un nivel adecuado de coherencia.

La asignación de pesos mediante el método AHP (Analytic Hierarchy Process) se ha realizado en coherencia con el objetivo principal del estudio, centrado en evaluar el impacto real de los incendios forestales en España. La ponderación prioriza los indicadores que miden directamente el daño territorial frente a aquellos que actúan como factores condicionantes.

La superficie forestal total afectada recibe el mayor peso al constituir el indicador más representativo de la magnitud del impacto anual. En un segundo nivel se sitúan la superficie media por incendio y el porcentaje de superficie afectada por grandes incendios (GIF), al aportar información sobre la severidad estructural y la contribución de eventos extremos.

El número total de incendios presenta un peso inferior, ya que mide frecuencia, pero no necesariamente intensidad del daño. Finalmente, la temperatura media de verano se incorpora como condicionante climático con menor ponderación relativa, al actuar como factor explicativo externo del fenómeno y no como medida directa del impacto.

Una vez seleccionados los cinco criterios definitivos (superficie total afectada, superficie media por incendio, porcentaje de superficie afectada por grandes incendios (GIF), número total de incendios y temperatura media de verano) se procedió a su normalización mediante el método Min–Max, con el fin de hacer comparables variables expresadas en distintas unidades.

Posteriormente, se aplicaron los pesos obtenidos mediante el método AHP. Dichos pesos fueron calculados a partir de la matriz de comparación por pares construida siguiendo la escala fundamental de Saaty (1–9). A partir de esta matriz se obtuvo el vector propio normalizado, que representa la importancia relativa de cada criterio dentro del modelo.

El resultado será un índice comprendido entre 0 y 1, que permitirá evaluar comparativamente la intensidad relativa del impacto de los incendios forestales en cada año del periodo analizado

3.2 Empleo de Sistemas de Información Geográfica (SIG)

En primer lugar, se procede a descargar la aplicación SIG a emplear (QGIS), de la cual ya se ha hablado en el Estado del Arte, para ello se accede a la página web y en la misma se permite la descarga de la aplicación dependiendo del dispositivo empleado, no siendo necesario introducir claves o cuentas.

Tras finalizar la descarga y abrir el programa es necesario visualizar contenido acerca de cómo se emplea pues requiere de cierto conocimiento para comenzar a trabajar. Si bien no es una aplicación compleja, cuenta con ciertos parámetros que es necesario consultar en internet para comenzar a trabajar sobre una base sólida.

Una vez aprendida la teoría, surge la necesidad de emplearla en la aplicación para así acostumbrarse a la misma, creando un nuevo documento y haciendo uso de muchas de las funciones para observarlas y poder aplicarlas posteriormente. Finalizada la parte de prueba, se crea un nuevo proyecto sobre el que se empezará a trabajar directamente.

En este nuevo proyecto se descarga el mapa de España a través de Google Satellite, Terrain y un mapa propio de la aplicación (ESRI), siendo posible elegir cada uno de ellos en función del estudio que se quiera realizar.

Para comenzar con la primera parte de este estudio, se mantiene solo la capa del mapa propio de la aplicación pues consiste en un mapa con las comunidades autónomas delimitadas, permitiendo así dividir España en cinco partes: Noroeste, interior, mediterráneo, sur y canarias.

Se ha decidido dividir España en cinco grandes áreas con el objetivo de simplificar el análisis y facilitar la identificación de patrones espaciales a escala nacional. Esta agrupación permite reducir la complejidad del conjunto de datos y mejorar la interpretabilidad de los resultados. No obstante, esta decisión conlleva una limitación, ya que implica una generalización territorial que puede ocultar diferencias locales relevantes entre provincias o regiones más pequeñas.

A continuación, se introduce una nueva capa en el panel de capas, con el nombre de macrozonas, en la que se guardarán las cinco áreas, para dibujarlas es necesario emplear la herramienta “Añadir polígono”, la cual permite dibujar sobre el mapa realizando el contorno que se quiera a través de puntos de control, repitiéndose este proceso e incluyendo las islas Baleares y Canarias.

Finalmente, habiendo sido necesario repetir en varias ocasiones todo el proceso debido a un fallo de entendimiento se consigue el primer objetivo para hacer uso de los sistemas SIG, como podemos observar en la Figura 3-3.

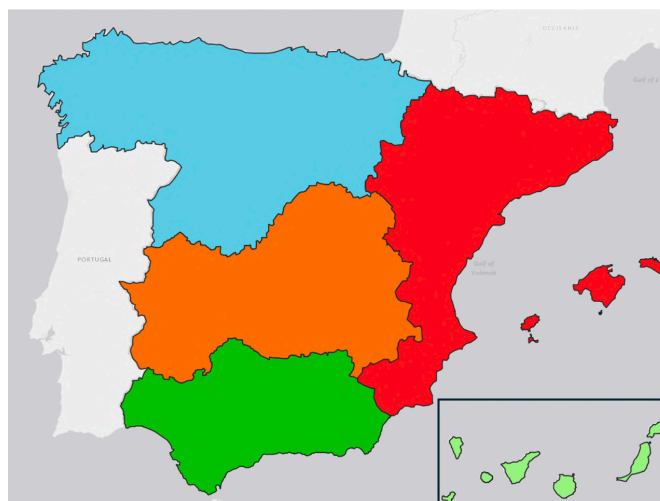


Figura 3-3 Zonas delimitadas para el estudio de incendios forestales en España

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

Una vez delimitadas las macrozonas de estudio, se procede a la integración y edición de las capas con el objetivo de obtener cinco regiones finales. Para ello, resulta necesario unificar las geometrías correspondientes a los archipiélagos, de forma que las Islas Baleares queden integradas dentro de la zona Mediterránea y las Islas Canarias constituyan una única entidad espacial.

Este proceso se realiza mediante la herramienta “Disolver” de QGIS, que permite fusionar múltiples polígonos en uno solo a partir de atributos comunes o mediante selección manual. En primer lugar, se seleccionan las superficies correspondientes a las Islas Baleares y se aplica dicha herramienta, obteniendo una geometría única del archipiélago.

Posteriormente, esta nueva geometría se integra con el polígono del Mediterráneo peninsular, generando una única macrozona Mediterránea. De forma análoga, se seleccionan los distintos polígonos que conforman el archipiélago canario y se aplica nuevamente el proceso de disolución, obteniendo una única geometría representativa de Canarias.

Como resultado final, se dispone de cinco macrozonas homogéneas (Norte, Interior, Andalucía, Mediterráneo y Canarias), que constituyen la base espacial para los análisis estadísticos posteriores.

Finalizado el proceso de representación gráfica de las macrozonas, se procede a integrar la base de datos elaborada previamente en Excel, con el objetivo de vincular la información estadística de incendios forestales al análisis espacial.

Durante este proceso se observa que QGIS presenta una elevada sensibilidad en la importación de datos tabulares, siendo especialmente estricto en aspectos como el uso de espacios, comas, tildes o caracteres especiales en los nombres de campos.

En este sentido, fue necesario reorganizar la estructura del archivo, disponiendo las macrozonas en filas y los valores numéricos correspondientes en columnas, garantizando así la compatibilidad con los procesos de unión de atributos.

Una vez realizadas las modificaciones pertinentes, el archivo se exporta en formato CSV (.csv), permitiendo su correcta incorporación al entorno SIG y facilitando la posterior unión entre datos espaciales y estadísticos.

Para incorporar el archivo al proyecto sobre el que se quiere trabajar se siguen los pasos siguientes: Capa, añadir capa y añadir capa de texto delimitado, abriéndose una pantalla en la que se pueden ver los datos a introducir en el proyecto.

Estos datos se guardarán en la base de datos del programa y permitirán seleccionar los años de estudio requeridos en función del análisis que se quiera realizar.

Incorporados los datos, se procede a seleccionar un año en concreto para comprobar el correcto funcionamiento del programa. En primer lugar, se selecciona el año 2024 y se cargan los datos en la capa seleccionada, como se puede ver en la Figura 3-4, estos datos son correctos y conformes al Excel.

	fid	Zona	EXCEL DATOS QGIS_ANO	INCENDIOS_NUM ▲
1	5	CANARIAS	2024	53
2	3	ANDALUCIA	2024	631
3	4	MEDITERRAN...	2024	1121
4	1	INTERIOR	2024	1445
5	2	NORTE	2024	2884

Figura 3-4 Tabla con los datos correspondientes al número de incendios en el año 2024.

A continuación, se genera una nueva capa en la que se representan las zonas de España previamente definidas, diferenciadas mediante distintas tonalidades en función del número de incendios registrados.

Esta representación se construye a partir de los datos integrados desde el archivo Excel elaborado en fases anteriores, permitiendo una visualización espacial comparativa de la incidencia de incendios entre las distintas macrozonas.

En la Figura 3-5 se puede observar como el orden de colores se corresponde al número de incendios ocurridos en el año 2024.

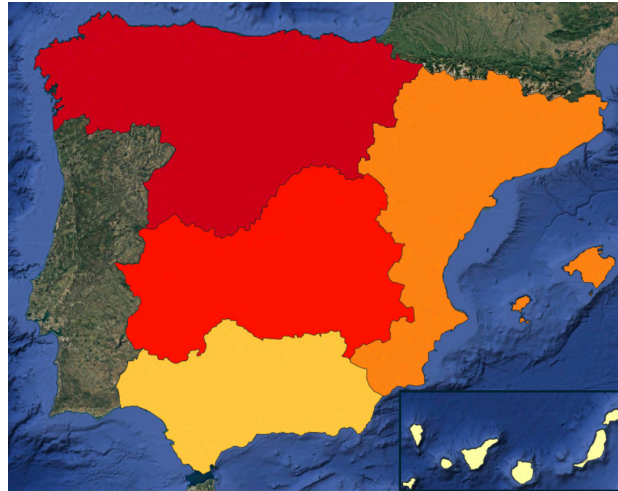


Figura 3-5 Mapa coroplético por macrozonas. Año 2024.

Tras trabajar con el programa se procede a realizar un estudio más complejo que requiere un mayor conocimiento de la plataforma, así como del tema trabajar.

El objetivo es representar en el mapa los incendios desde 1968 hasta 2024 para poder observar de manera visual el paso de los años y cómo han evolucionado los incendios en España, sin embargo, para ello sería necesario representar un total de 56 mapas diferentes, uno por cada año, otorgando así una complejidad innecesaria a la hora de realizar el estudio.

Por ello se llega a la conclusión de emplear décadas para reducir el número total de mapas y poder así obtener un resultado más reducido, pero con el mismo valor analítico.

En primer lugar, se agrupan todos los datos de incendios y superficie de cada comunidad autónoma respecto a cada año, para posteriormente emplear la función “PROMEDIO” en Excel para obtener así la media de cada década: 1970, 1980, 1990, 2000, 2010 y 2020 (incluyendo esta última década hasta 2024).

Introducidos los datos a emplear, es necesario filtrarlos para poder representar únicamente los datos que se requieran y no todos los presentes en el archivo, aplicando así un filtro para cada década y cargando el resultado obtenido en la capa con las macrozonas correspondientes.

Finalmente, representando la nueva capa se presentan los resultados filtrados en el mapa dividido por macrozonas, este proceso se repite para todas las décadas mencionadas anteriormente, llegando finalmente a conseguir los mapas correspondientes a todas ellas.

Este estudio aporta un enfoque únicamente basado en el número de incendios forestales, sin tener en cuenta la superficie u otros factores condicionantes.

Como ya se explicó anteriormente, un gran número de incendios no tiene por qué ser proporcional a la superficie afectada, es decir, muchos incendios no equivalen a mucha superficie afectada, es por ello por lo que se encuentra la necesidad de representar en un mapa la relación existente entre el número de incendios forestales y la superficie afectada para poder entender de una mejor manera el alcance y magnitud de estos.

A continuación, se introducen las superficies de cada macrozona para obtener mapas en los que se muestra la relación del número de incendios forestales respecto a la superficie de cada una,

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

comparándolos con los mencionados anteriormente y observando la diferencia entre ambos y la importancia de tener en cuenta la superficie de cada macrozona.

Elaborada la comparación anterior, se procede a realizar el último análisis espacial del TFG, que consiste en la comparación de cada década respecto al máximo histórico para ver de manera visual los cambios producidos con el tiempo en cada macrozona.

En primer lugar, se reutiliza la capa empleada para graficar los mapas anteriormente nombrados, modificando aquellos atributos que permiten obtener los máximos históricos, así como los cambios de la última década respecto a estos, en la Figura 3-6 se puede observar los atributos empleados.

ZONA_LIMPIA	AREA_KM2	INT1000_1980	INT1000_1990	INT1000_2000	INT1000_2010	INT1000_2020	MAX_INT	CAMBIO_1970	CAMBIO_1980	CAMBIO_1990	CAMBIO_2000	CAMBIO_2010	CAMBIO_2020
NORTE	162295,729	18,244473	41,097816	86,21299	73,600212	38,3251	86,21299	-78,733	-67,969	-45,115	0	-12,613	-47,8878900...
ANDALUCIA	88075,522	3,644599	10,786198	14,362674	11,183584	8,969575	14,362674	-12,387	-10,718	-3,576	0	-3,179	-5,39309899...
CANARIAS	7705,309	4,282761	7,657058	8,305962	14,405652	9,603768	14,405652	-14,406	-10,123	-6,749	-6,1	0	-4,80188399...
MEDITERRAN...	120947,562	7,102251	9,549593	12,873348	10,897285	10,037408	12,873348	-9,649	-5,771	-3,324	0	-1,976	-2,83594000...
INTERIOR	129244,247	3,752585	8,719924	15,544212	20,867467	17,617805	20,867467	-17,246	-17,115	-12,148	-5,323	0	-3,24966200...

Figura 3-6 Atributos empleados para la comparación respecto al máximo histórico

La tabla de atributos recoge los valores de intensidad relativa de incendios (incendios por 1.000 km²) por macrozona para las distintas décadas analizadas, así como el valor máximo histórico alcanzado en el periodo 1968–2024, es decir, los máximos hacen referencia a cada macrozona, siendo posible máximos de distintos años y la diferencia entre estos y las distintas décadas sujetas a estudio.

4 RESULTADOS Y ANÁLISIS

En esta sección se presentan los principales resultados obtenidos acerca de los incendios forestales en España durante el periodo 1968–2025. A partir de los datos recopilados y procesados, se analizan diferentes variables relacionadas con la frecuencia, magnitud y características de los incendios, así como su relación con factores meteorológicos y territoriales.

Con el objetivo de identificar patrones de evolución y posibles cambios en el comportamiento del fenómeno, se aplican modelos de tendencia polinómica y se representan gráficamente las principales variables analizadas.

4.1 Interpretación datos obtenidos

En este apartado se interpretan los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico y espacial realizado previamente, con el objetivo de identificar los principales patrones y características del fenómeno de los incendios forestales en España.

4.1.1 Análisis descriptivo inicial

Para obtener una primera aproximación al comportamiento de las variables analizadas, se calcularon las principales medidas de tendencia central y dispersión, cuyos resultados se presentan en la Tabla (Figura 4-1).

HOJA	DATOS	Media	Mediana	Varianza	Desv. Típica	HOJA	DATOS	Media	Mediana	Varianza	Desv. Típica
RESUMEN ANUAL	INCENDIOS TOTALES	11072,3	10026,0	42230083	6499,1	DISTRIBUCION ESPACIAL	Nº SINIESTROS NOROESTE	7.831,6	6.395,0	27.179,875,4	5.212,6
	% INCENDIOS > 5 ha	26,9	15,6	278	16,7		% SINIESTROS NOROESTE	63,5	64,8	97,5	9,9
	% INCENDIOS < 5 ha	73,1	84,4	278	16,7		Nº SINIESTROS INTERIOR	1.692,3	1.667,0	890.873,0	943,9
	SUPERFICIE TOTAL ha	151784,2	118745,5	11814089815	108692,6		% SINIESTROS INTERIOR	15,3	14,1	44,8	6,7
	Nº GIF	40,6	26,9	1178	34,3		Nº SINIESTROS SUR	621,4	792,5	182.042,8	426,7
	% GIF SOBRE INCENDIOS TOTALES	0,5	0,3	0,5	0,7		% SINIESTROS SUR	7,5	7,7	6,8	2,6
SUPERFICIE	SUPERFICIE GIF TOTAL	60871,2	44036,0	3902351997	61963,2		Nº SINIESTROS MEDITERRÁNEO	1.178,3	1.242,0	167.868,9	409,5
	% SUPERFICIE GIF TOTAL	36,5	35,7	256	16,0		% SINIESTROS MEDITERRÁNEO	12,3	10,5	12,2	5,7
	SUPERFICIE TOTAL ha	151784,2	118745,5	11814089815	108692,6		Nº SINIESTROS CANARIAS	72,1	87,0	1.152,1	33,8
	SUPERFICIE ARBOLADA ha	58471,8	41474,0	2494288006	49942,9		% SINIESTROS CANARIAS	0,6	0,6	0,1	0,3
	SUPERFICIE NO ARBOLADA	95193,3	61441,0	3680966431	62296,6		% SUPERFICIE NOROESTE	56,8	57,5	296,9	17,2
	% ARBOLADA	36,0	36,2	117	10,8		% SUPERFICIE INTERIOR	16,0	14,2	68,5	8,3
DURACION	% NO ARBOLADA	66,2	64,0	137	11,7	CAUSAS	% SUPERFICIE SUR	9,8	8,2	52,1	7,2
	SUPERFICIE MEDIA POR INCENDIO ha	36,5	35,7	256	16,0		% SUPERFICIE MEDITERRÁNEO	14,6	8,9	155,1	12,5
	% DURACION > 5 HORAS	25,1	17,9	238	15,4		% SUPERFICIE CANARIAS	2,7	0,7	68,5	8,3
DISTRIBUCION TEMPORAL	% DURACION < 5 HORAS	74,0	82,1	284	16,9		% CAUSAS HUMANAS	66,5	72,7	293,2	17,1
	MES MAX SINIESTROS	-	-	-	-		% INTENCIONADOS	44,1	48,1	264,8	16,3
	MES MAX SUPERFICIE	-	-	-	-		% ACCIDENTES/NEGLIGENCIAS	25,5	16,9	77,0	8,4
	% SINIESTROS EN FESTIVOS	19,8	19,4	11	3,3		% CAUSAS NATURALES	4,2	3,9	3,3	1,6
	SINIESTROS VERANO	6029,6	5424,0	13613268	3689,6		% DESCONOCIDAS	25,5	19,7	191,8	13,9
	% SINIESTROS VERANO	56,5	56,1	184	13,9		% CAUSA CIERTA	72,6	79,6	279,8	16,7
METEOROLOGÍA	SUPERFICIE VERANO ha	102086,2	69636,0	7558936371	86942,1	PROPIEDAD MONTE	% SINIESTROS MONTE PRIVADO	69,1	69,5	118,0	10,8
	% SUPERFICIE VERANO	66,9	66,4	333	18,2		% SINIESTROS MONTE PUBLICO	30,9	30,5	118,0	10,8
	TEMPERATURA MEDIA VERANO	22,7	22,4	3	18,5		% SUPERFICIE MONTE PRIVADO	60,4	59,1	86,2	9,3
	PRECIPITACIONES PRIMAVERA	181,7	178,0	2704	52,0		% SUPERFICIE MONTE PUBLICO	39,6	40,9	86,2	9,3
	PRECIPITACIONES VERANO	78,0	73,0	777	27,9						
	PRECIPITACIONES OTOÑO	189,9	187,0	3161	56,2						
	PRECIPITACIONES INVIERNO	263,6	192,0	5990	74,8						
	PRECIPITACIONES MEDIAS ANUALES (mm)	602,5	639,0	11187	105,6						
	PRECIPITACIONES NOROESTE	7197,9	6984,0	660046	812,4						
	PRECIPITACIONES INTERIOR	1624,5	1368,0	136771	369,8						
	PRECIPITACIONES SUR	581,7	552,0	27467	165,7						
	PRECIPITACIONES MEDITERRÁNEO	2603,5	2612,0	207704	455,7						
	PRECIPITACIONES CANARIAS	290,5	279,0	6677	81,7						

Figura 4-1 Medidas estadísticas descriptivas calculadas para las variables del estudio.

En una primera fase se aplicaron métodos estadísticos descriptivos a todas las variables estudiadas para comprender el comportamiento general del fenómeno entre 1968 y 2024. La media anual de incendios se sitúa en 11.672, lo que evidencia la magnitud estructural del problema en España.

A partir de los valores obtenidos, se observa que las medias y medianas de la mayoría de las variables presentan valores relativamente próximos, lo que indica, en términos generales, una distribución aproximadamente simétrica de los datos. No obstante, en algunas variables, especialmente aquellas relacionadas con la superficie afectada y el número de grandes incendios forestales, se aprecian diferencias más acusadas entre ambas medidas, lo que evidencia la presencia de asimetrías asociadas a años con valores extremos.

En relación con la dispersión, los valores de varianza y desviación típica muestran una elevada variabilidad en determinadas variables, destacando especialmente la superficie total afectada y las superficies por tipo de cobertura. Este comportamiento indica que, aunque existen valores medios representativos, el fenómeno presenta una fuerte irregularidad interanual.

El análisis de la variable superficie forestal afectada muestra una distribución desigual, en la que predominan incendios de pequeña extensión junto con la aparición puntual de grandes incendios que concentran una parte significativa del total quemado. Este comportamiento explica la elevada variabilidad observada y refleja la naturaleza no homogénea del fenómeno.

Por el contrario, variables como los porcentajes de distribución espacial o de causas presentan una menor dispersión relativa, lo que sugiere una mayor estabilidad en su comportamiento a lo largo del periodo analizado.

Una vez caracterizado el comportamiento estadístico general de las variables, se procede al análisis de la evolución de los incendios forestales a partir de los datos anuales recopilados, con el fin de identificar patrones espaciales y temporales más concretos.

4.1.2 Análisis resultados de la base de datos

Una vez caracterizado el comportamiento estadístico general de las variables, se procede al análisis de la evolución de los incendios forestales a partir de los datos anuales recopilados, con el fin de identificar patrones espaciales y temporales más concretos. Estos datos se encuentran recogidos en el Anexo III.

Desde el punto de vista territorial, el norte concentra el 67 % de los incendios (7.831 de media anual) y el 56 % de la superficie total afectada, lo que lo convierte en la región más relevante tanto en número como en impacto. El interior representa el 14,5 % del total.

Este predominio del norte, y especialmente de Galicia, puede explicarse por la combinación de factores como la elevada carga de combustible vegetal, el abandono rural y el peso de las causas humanas, más allá del simple factor climático, ya que la pluviometría elevada no impide la recurrencia del fenómeno.

En cuanto a la distribución temporal, el 56,5 % de los incendios se producen en verano, concentrando además el 67 % de la superficie quemada anual, lo que confirma esta estación como la más crítica tanto en frecuencia como en severidad. Los días festivos suponen aproximadamente el 20 % del total, reforzando el peso del factor humano.

Con el objetivo de analizar la distribución mensual de los máximos de incendios y superficie afectada, se presenta la Figura 4-2.

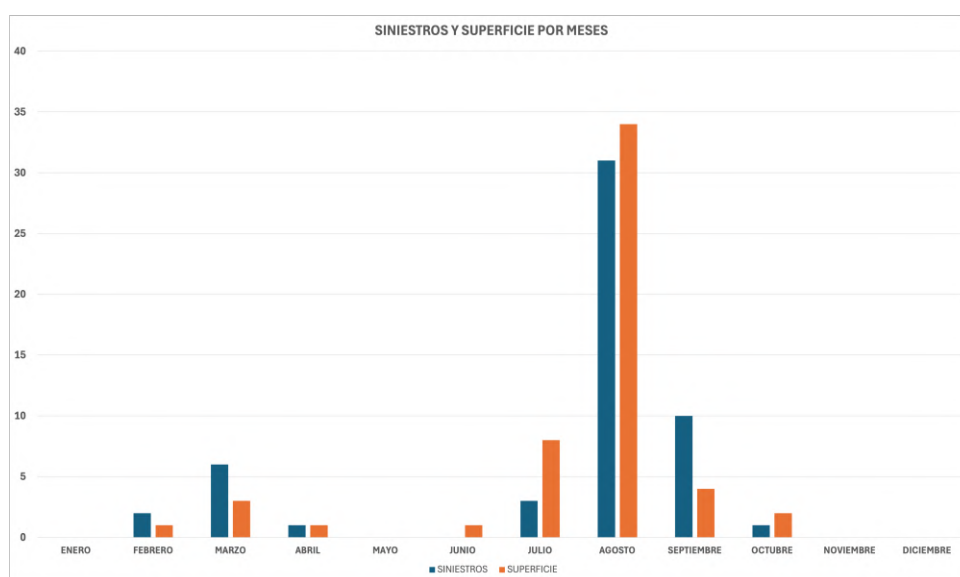


Figura 4-2 Suma total de meses con mayor número de incendios y superficie afectada

Los resultados representados muestran una clara concentración de los máximos en los meses de verano, especialmente en agosto, lo que refuerza la marcada estacionalidad del fenómeno.

En relación con la evolución temporal del número de incendios, se observa una elevada variabilidad interanual a lo largo del periodo 1968–2024, con valores especialmente elevados en las décadas de 1980 y 1990, donde se registran los principales picos de siniestralidad.

A partir de los años 2000, se aprecia una tendencia general hacia la estabilización e incluso reducción del número de incendios.

Sin embargo, la evolución de la superficie total afectada no sigue una tendencia paralela al número de siniestros, presentando una mayor irregularidad. Existen años en los que, pese a registrarse un menor número de incendios, la superficie quemada es considerablemente elevada, lo que pone de manifiesto la influencia de episodios extremos.

En este contexto, los grandes incendios forestales (GIF) adquieren un papel especialmente relevante. Aunque su número es reducido en comparación con el total de siniestros, su impacto sobre la superficie total afectada es muy significativo, concentrando una parte importante del área quemada en determinados años.

Respecto al tipo de superficie, el 66 % de la superficie afectada corresponde a zonas no arboladas, lo que pone de manifiesto la elevada vulnerabilidad del matorral y la vegetación arbustiva frente al avance del fuego.

En relación con las causas, el 66,5 % de los incendios tienen origen humano (44 % intencionados y 22 % por negligencias), mientras que las causas naturales representan únicamente el 4,2 %, lo que confirma el carácter mayoritariamente antrópico del fenómeno. Además, el 69 % de los incendios se producen en monte privado.

Más allá de las medidas de tendencia central, el análisis de la varianza y la desviación típica muestra una elevada variabilidad interanual, especialmente en la superficie total afectada. Esto indica que el impacto de los incendios no es homogéneo en el tiempo, sino que existen años con episodios especialmente extremos.

4.1.3 Análisis de tendencias

Tras el análisis descriptivo, se observa una elevada variabilidad interanual, especialmente en la superficie afectada, lo que evidencia que el impacto de los incendios no es homogéneo y que existen campañas extremas. A su vez, la variabilidad en las precipitaciones indica que la severidad responde a la interacción de múltiples factores.

En este contexto, el análisis de tendencias permite caracterizar no solo la dirección del cambio, sino también su forma. Por ello, el uso de modelos no lineales resulta adecuado, ya que permiten captar variaciones en la intensidad y posibles fases de estabilización que no se reflejan en modelos lineales. Las gráficas obtenidas se presentan en el Anexo VI.

No obstante, no se incluyen la totalidad de las generadas, ya que ello introduciría una densidad visual innecesaria y dificultaría la interpretación de los resultados. En su lugar, se ha realizado una selección de aquellas representaciones más relevantes y representativas.

En primer lugar, en la Figura 4-3 se observa que el número total de incendios muestra una tendencia creciente durante las primeras décadas estudiadas, seguida de una fase de estabilización en los años más recientes.

El modelo polinómico presenta un coeficiente de determinación $R^2 = 0,724$, lo que indica que el 72,4% de la variabilidad observada queda explicada por la evolución temporal. Este resultado evidencia la existencia de un patrón estructurado en la serie, caracterizado por un crecimiento progresivo hasta finales del siglo XX y un posterior descenso o estabilización.

Todo esto debido a que la gravedad de los incendios ocurridos en torno a 1995 generó una situación de preocupación acerca de los incendios forestales.

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

Por el contrario, la superficie total afectada presenta una elevada variabilidad interanual, con años extremos que alteran significativamente el comportamiento global.

En este caso, el modelo muestra un ajuste considerablemente menor ($R^2 = 0,310$), lo que indica una capacidad explicativa limitada de la tendencia temporal. Este resultado sugiere que la superficie afectada no sigue un patrón temporal tan definido como el número de incendios, sino que está fuertemente condicionada por episodios extremos y factores adicionales no recogidos en el modelo.

En consecuencia, un mayor número de incendios no implica necesariamente un incremento proporcional de la superficie afectada.

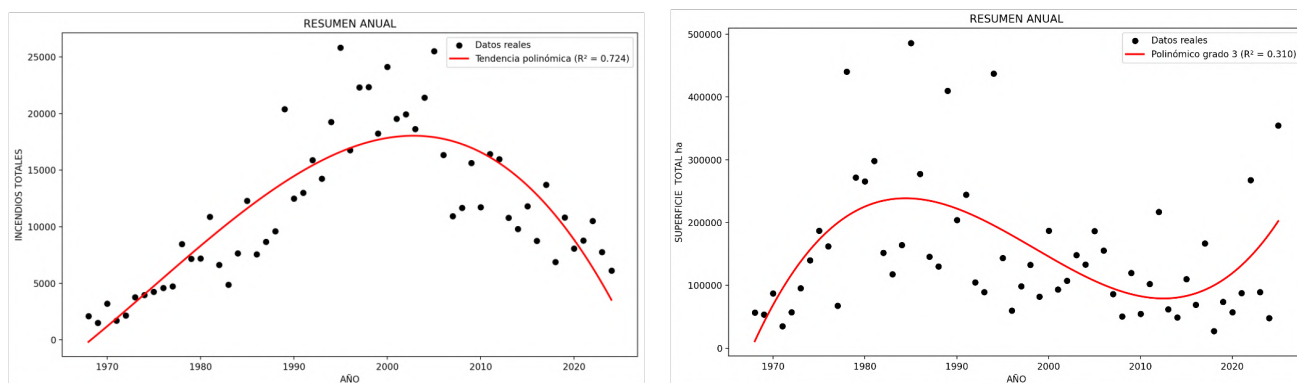


Figura 4-3 Incendios y Superficie total afectada

Sin embargo, al analizar la superficie media por incendio se observa una evolución no lineal, caracterizada por una fase descendente desde finales de los años 60 hasta comienzos de los 2000, seguida de una ligera recuperación en los años más recientes.

El modelo polinómico presenta un coeficiente de determinación $R^2 = 0,542$, lo que indica que el 54,2% de la variabilidad observada queda explicada por la tendencia temporal. Este valor refleja un ajuste moderado, sugiriendo que, si bien existe un patrón evolutivo identificable, la variable presenta una dispersión significativa.

Este resultado sugiere que, aunque el número total de incendios tienda a estabilizarse, la intensidad media de los siniestros muestra una evolución cambiante a lo largo del tiempo, apuntando hacia una transformación cualitativa del fenómeno (Figura 4-4).

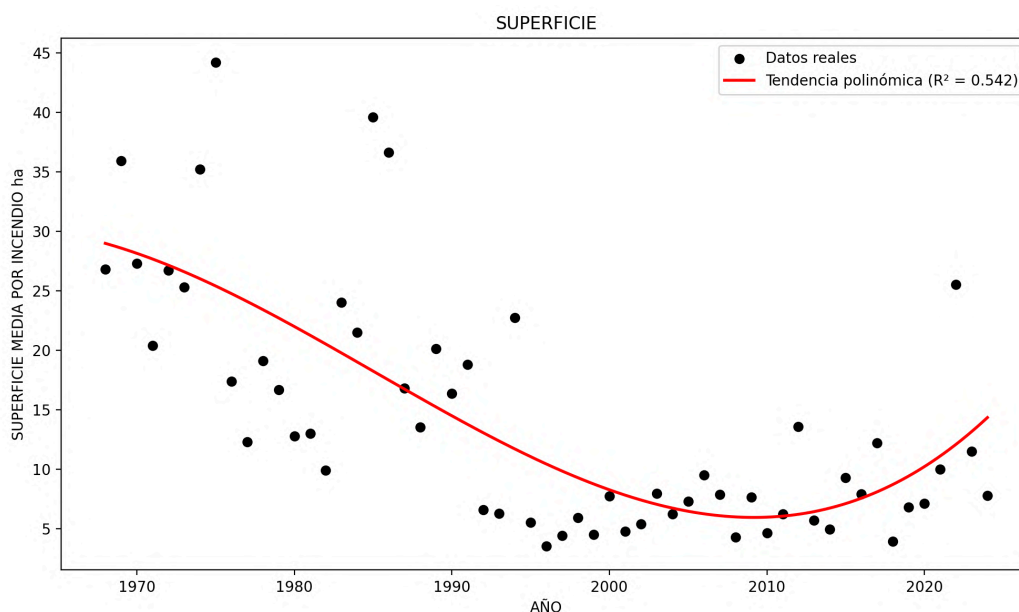


Figura 4-4 Superficie media por incendio

El análisis de la evolución temporal de los grandes incendios forestales (GIF) muestra una tendencia decreciente en el número relativo de estos eventos a lo largo de la serie temporal.

En particular, el porcentaje de GIF sobre el total de incendios presenta una disminución progresiva desde la década de 1970 hasta comienzos del siglo XXI. El modelo presenta un coeficiente de determinación moderado ($R^2 \approx 0,475$), lo que indica que parte de esta evolución puede explicarse por la tendencia temporal, aunque persiste una variabilidad relevante.

Este comportamiento sugiere una mejora progresiva en la capacidad de detección, prevención y extinción de incendios de gran magnitud.

No obstante, la superficie total afectada por los GIF no muestra una tendencia claramente descendente, sino una evolución más irregular, con episodios puntuales de gran impacto.

El bajo valor del coeficiente de determinación (R^2 reducido) refleja una escasa capacidad explicativa del modelo, indicando que esta variable está fuertemente condicionada por eventos extremos y factores no capturados por la evolución temporal.

En conjunto, el análisis pone de manifiesto una divergencia entre la frecuencia y el impacto de los grandes incendios: mientras su ocurrencia relativa tiende a reducirse de forma progresiva, la superficie afectada mantiene una elevada variabilidad.

Esta diferencia sugiere que, aunque los grandes incendios son menos frecuentes, cuando se producen continúan teniendo un peso significativo en la dinámica global del fenómeno (Figura 4-5).

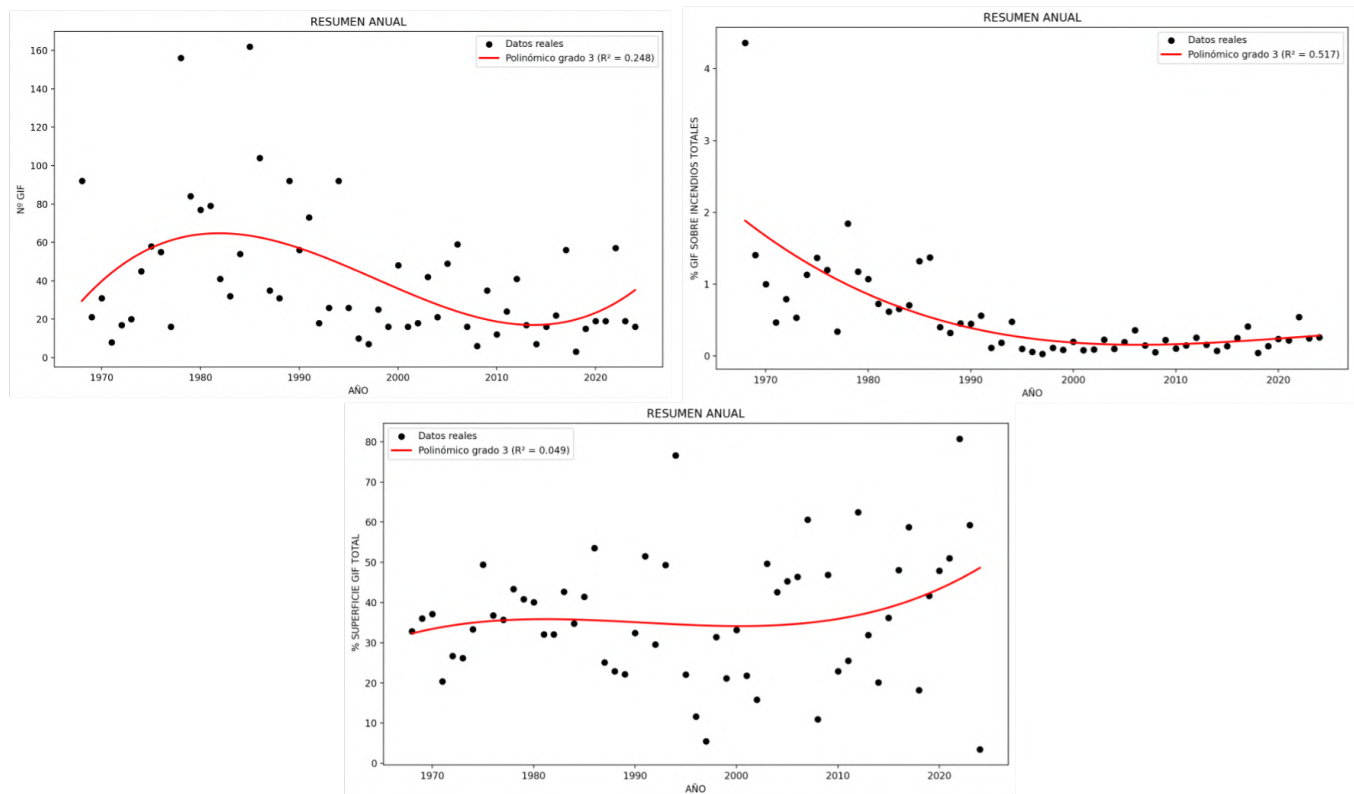


Figura 4-5 Variables GIF

En relación con el tipo de superficie afectada, se observa una evolución diferenciada entre la superficie arbolada y la no arbolada a lo largo del periodo analizado.

En el caso de la superficie arbolada, se aprecia una ligera tendencia creciente, con un coeficiente de determinación moderado ($R^2 \approx 0,47$), lo que indica la existencia de un patrón temporal, aunque con una variabilidad significativa.

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

Por su parte, la superficie no arbolada presenta una tendencia más débil y con menor capacidad explicativa del modelo (R^2 reducido), reflejando un comportamiento más irregular a lo largo del tiempo.

En conjunto, estos resultados sugieren un cambio relativo en la composición de la superficie afectada, con un mayor peso de las áreas arboladas en los incendios.

No obstante, dada la dispersión observada y los valores moderados de R^2 , esta interpretación debe considerarse con cautela, ya que la evolución puede estar influida por múltiples factores adicionales no recogidos en el modelo (Figura 4-6).

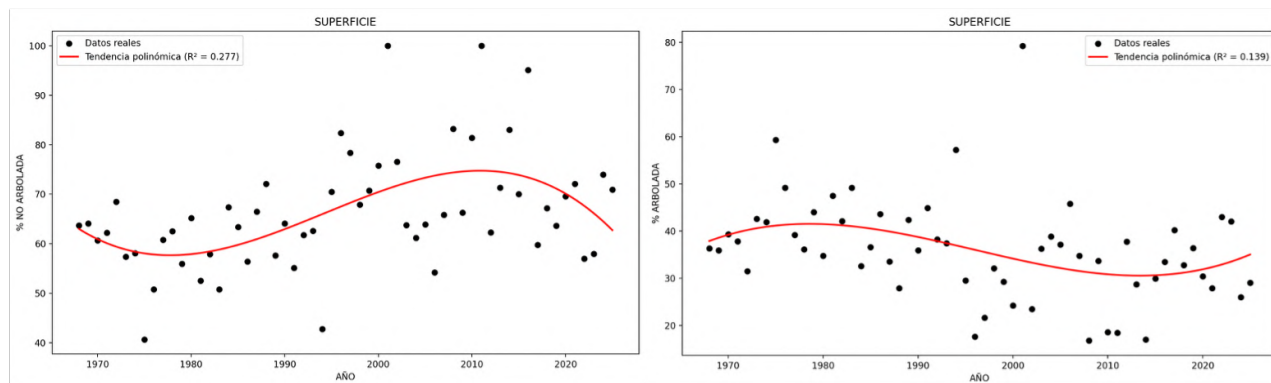


Figura 4-6 Porcentaje superficie no arbolada y arbolada

El análisis conjunto de la duración de los incendios y del porcentaje de siniestros de pequeña superficie (<5 ha) muestra una evolución paralela a lo largo de la serie temporal.

Se observa que, desde finales de la década de 1980 hasta mediados de los años 2000, aumenta progresivamente el porcentaje de incendios de pequeña superficie, al mismo tiempo que se incrementa el porcentaje de incendios cuya duración es inferior a cinco horas.

Ambos modelos presentan coeficientes de determinación elevados (R^2 altos), lo que indica un buen ajuste y la existencia de una tendencia temporal bien definida en ambas variables.

Esta evolución paralela sugiere una posible relación entre ambas magnitudes, siendo consistente con la idea de que una mayor capacidad de control temprano de los incendios podría favorecer que los siniestros tengan menor duración y afecten a superficies más reducidas.

No obstante, esta interpretación debe realizarse con cautela, ya que el modelo no permite establecer relaciones causales directas entre las variables (Figura 4-7).

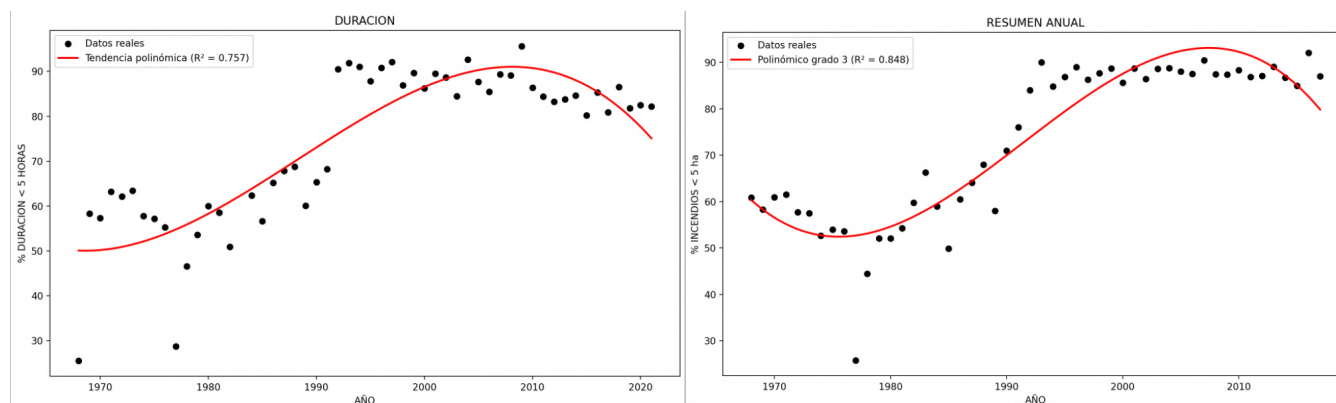


Figura 4-7 Porcentaje de Incendios < 5 horas y > 5 ha

Respecto al número de incendios por macrozona, se observa una evolución diferenciada entre las principales áreas geográficas. En el caso del noroeste y las comunidades del interior, se aprecia una

tendencia decreciente a lo largo de la serie temporal, con modelos que presentan coeficientes de determinación relativamente elevados (R^2 altos).

Por el contrario, en la región mediterránea la evolución es más estable, con una tendencia menos marcada y un coeficiente de determinación más moderado, lo que refleja una mayor variabilidad y menor capacidad explicativa del modelo.

En conjunto, estos resultados sugieren que la dinámica de los incendios no es homogénea en el territorio, observándose una reducción más clara en las regiones tradicionalmente más afectadas del norte e interior, mientras que en el ámbito mediterráneo el comportamiento se mantiene más constante a lo largo del tiempo (Figura 4-8).

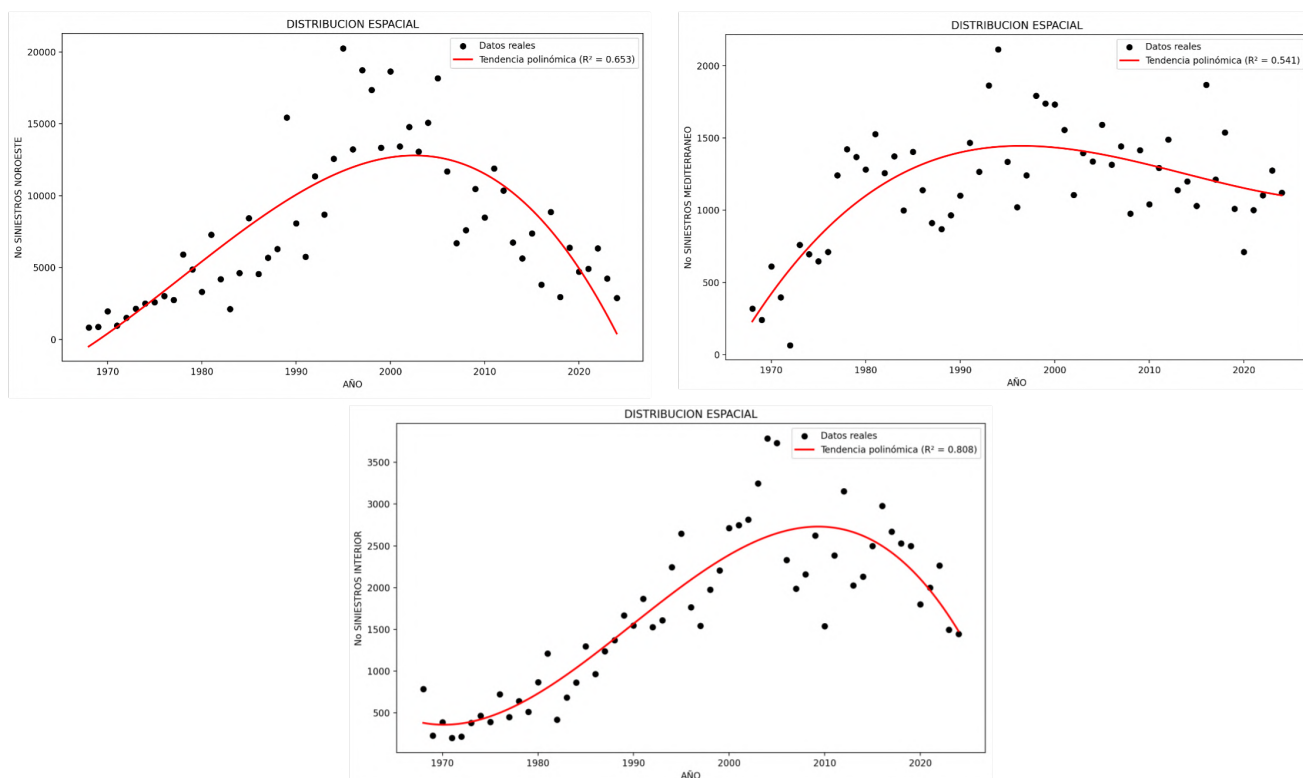


Figura 4-8 N.º. Siniestros por regiones

El análisis de las variables asociadas a la época estival confirma que el verano constituye el periodo de mayor intensidad en la dinámica de los incendios forestales. En primer lugar, tanto el número de siniestros como la superficie afectada presentan valores elevados durante gran parte de la serie temporal, con máximos especialmente marcados entre las décadas de 1980 y comienzos de los 2000.

En cuanto a las variables meteorológicas, la temperatura media estival presenta una tendencia creciente con un coeficiente de determinación moderado-alto, lo que sugiere un patrón temporal consistente a lo largo del periodo analizado. Por el contrario, las precipitaciones muestran una tendencia más débil y un menor valor de R^2 , reflejando una mayor variabilidad interanual y una menor capacidad explicativa del modelo.

En conjunto, los resultados ponen de manifiesto que, mientras las variables asociadas directamente a los incendios presentan una evolución más estructurada en el tiempo, las variables meteorológicas, especialmente las precipitaciones, muestran un comportamiento más irregular.

Esta diferencia refuerza la idea de que el fenómeno de los incendios responde a la interacción de múltiples factores, no siendo explicable únicamente a partir de la evolución temporal de las condiciones climáticas (Figura 4-9).

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

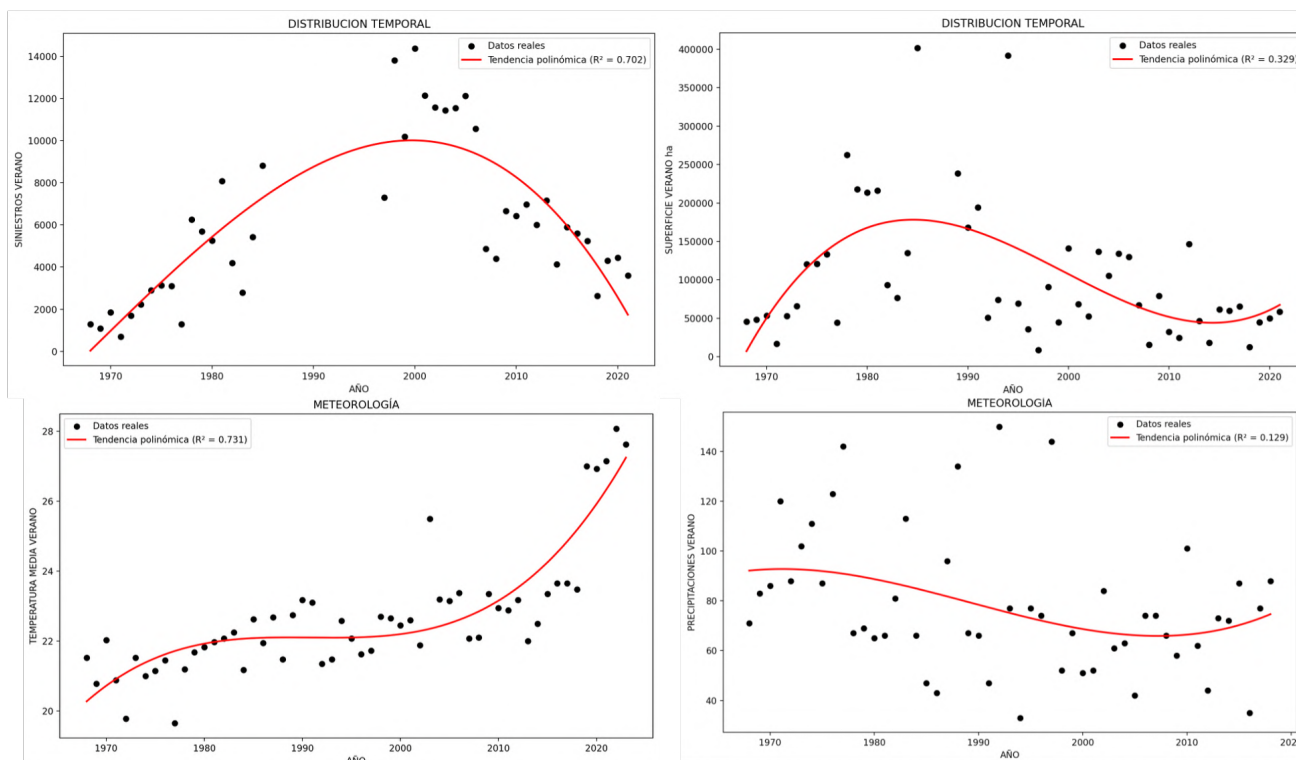


Figura 4-9 Principales variables época estival

En cuanto a las causas, el porcentaje de incendios de origen humano se mantiene elevado durante toda la serie, sin observarse una reducción estructural significativa. Este hecho refuerza la relevancia del componente antrópico en la dinámica del fenómeno.

En conjunto, el análisis de tendencias muestra que el número de incendios forestales en España no ha experimentado un crecimiento sostenido a lo largo del tiempo, sino que tiende a estabilizarse en las últimas décadas.

No obstante, se observan cambios en otros aspectos relevantes, como la evolución de la superficie media afectada o determinadas variables meteorológicas.

Estos resultados indican que el fenómeno no se caracteriza tanto por un aumento en el número de siniestros como por una transformación en sus características y dinámica, lo que pone de manifiesto la complejidad y evolución del comportamiento de los incendios forestales en el territorio español.

En conjunto, el análisis de tendencias muestra que la evolución de los incendios forestales en España responde a una dinámica compleja y no uniforme. Los modelos de regresión polinómica evidencian diferencias en el grado de estructuración temporal de las variables, reflejadas en los coeficientes de determinación (R^2).

Variables como el número de incendios o su distribución espacial presentan valores elevados de R^2 , indicando una evolución más estable y predecible. Por el contrario, la superficie afectada, especialmente en el caso de los grandes incendios, muestra valores más reducidos, evidenciando una mayor influencia de episodios extremos.

Como consecuencia, variables como la superficie media o la duración de los incendios apuntan a cambios en la dinámica del fenómeno, donde la intensidad adquiere mayor relevancia. En contraste, las variables meteorológicas presentan un menor grado de ajuste, lo que sugiere que el clima por sí solo no explica completamente la evolución observada.

En conjunto, los resultados reflejan una evolución hacia un comportamiento más complejo del fenómeno, justificando la necesidad de complementar este análisis con otras herramientas estadísticas

4.1.4 Modelos de regresión

En este apartado se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis de regresión, aplicado de forma complementaria al análisis de tendencias desarrollado previamente. La incorporación de este método responde a la necesidad de profundizar en determinadas relaciones específicas entre variables, permitiendo cuantificar su comportamiento y captar posibles patrones no lineales.

A diferencia del enfoque correlacional, de carácter exploratorio, el análisis de regresión proporciona un marco más estructurado para interpretar dichas relaciones, facilitando una lectura más detallada de algunos de los fenómenos observados.

No obstante, su aplicación se ha centrado en casos concretos, con el objetivo de reforzar la interpretación de los resultados sin constituir el eje principal del estudio.

El código empleado se presenta en el Anexo V.

Como se observa en la Figura 4-10, la relación entre el año y la superficie quemada presenta un comportamiento no lineal, con una tendencia creciente hasta finales de los años 80 y un descenso progresivo en las décadas posteriores. Este patrón refleja un cambio en la dinámica del fenómeno, si bien la elevada dispersión de los datos indica una variabilidad significativa asociada a la ocurrencia de episodios extremos.

El ajuste mediante regresión cuadrática permite capturar esta evolución, obteniéndose un coeficiente de determinación $R^2 = 0,1497$, lo que indica un ajuste moderado del modelo. Asimismo, el análisis de significación estadística (p -valor = 0,0185) sugiere que la relación observada es estadísticamente significativa.

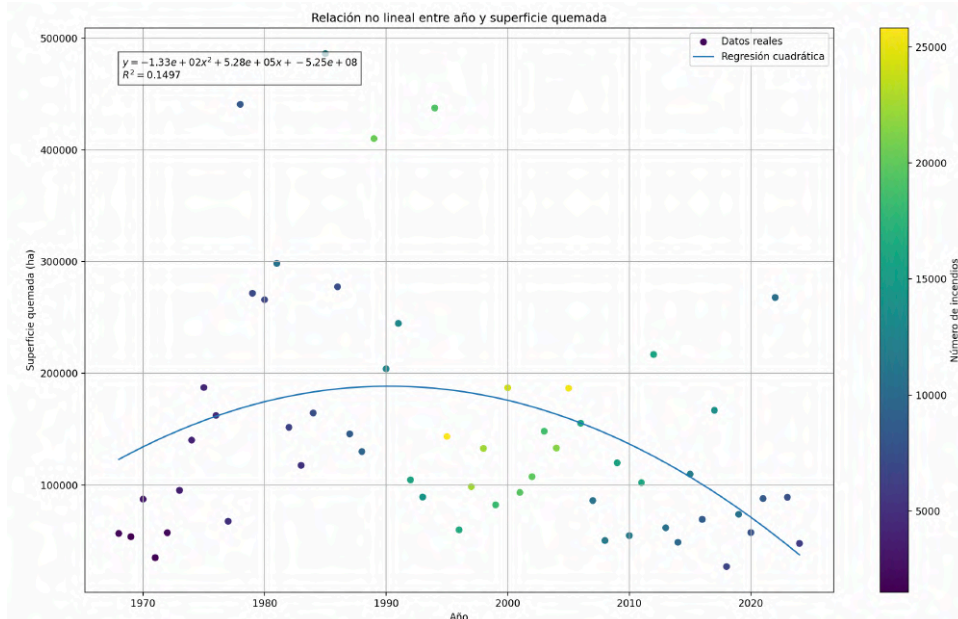


Figura 4-10 Relación incendios y superficie

Se observa en la Figura 4-11 una relación claramente creciente entre el número de grandes incendios forestales (GIF) y la superficie quemada, lo que indica que, a mayor número de incendios de gran magnitud, mayor es el impacto total.

El modelo de regresión presenta un alto grado de ajuste ($R^2 \approx 0,80$), lo que sugiere que esta variable explica una parte significativa de la variabilidad observada. No obstante, el p -valor obtenido ($p = 0,686$) no permite confirmar la significación estadística del modelo cuadrático, lo que indica que la relación debe interpretarse con cautela desde el punto de vista inferencial.

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

En conjunto, los resultados refuerzan la relevancia de los grandes incendios en la explicación de la superficie afectada, aunque la dispersión y la naturaleza del modelo limitan la solidez estadística de la relación.

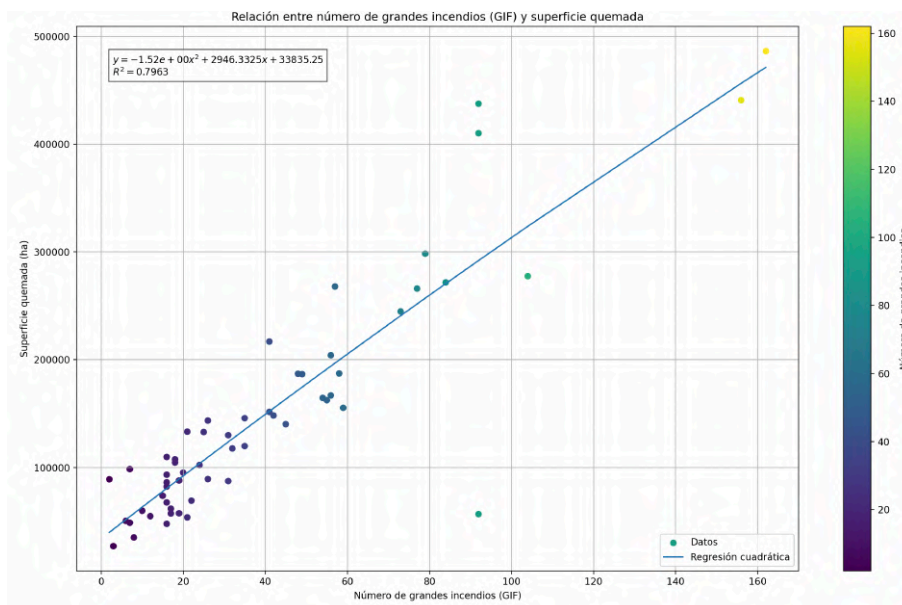


Figura 4-11 Relación GIF y superficie

Por último, en la Figura 4-12 se observa que la relación entre el número total de incendios y el porcentaje de incendios mayores de 5 ha presenta un comportamiento no lineal con tendencia creciente y posterior estabilización.

El modelo de regresión muestra un ajuste moderado ($R^2 = 0,51$), lo que indica una capacidad explicativa intermedia. Asimismo, el p-valor obtenido ($p \approx 0,095$) se sitúa próximo al umbral habitual de significación, lo que sugiere una evidencia estadística débil o marginal de la relación.

Esto sugiere que, a medida que aumenta el número de incendios, también lo hace la proporción de incendios de mayor tamaño, aunque dicha proporción tiende a alcanzar un límite. No obstante, la dispersión de los datos indica que esta relación no es estricta y que intervienen otros factores en la dinámica del tamaño de los incendios.

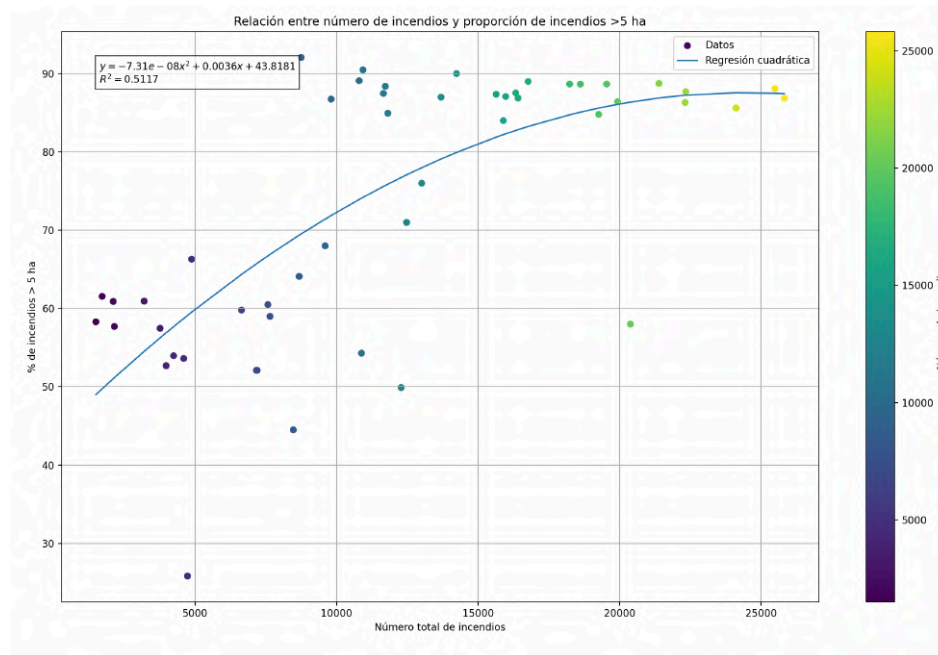


Figura 4-12 Relación incendios y > 5 ha

A pesar del interés que aporta el análisis de regresión para profundizar en relaciones específicas entre variables, los resultados obtenidos ponen de manifiesto la complejidad y variabilidad del fenómeno estudiado, así como la presencia de dispersión y comportamientos no lineales que dificultan una modelización general única.

En este contexto, el análisis de correlaciones se presenta como una herramienta más adecuada para el objetivo de este trabajo, al permitir evaluar de forma sistemática el grado de asociación entre múltiples variables sin necesidad de establecer previamente una relación funcional concreta.

Este enfoque facilita una visión más global y objetiva del conjunto de datos, permitiendo identificar patrones relevantes y relaciones significativas dentro del sistema de incendios forestales.

De este modo, mientras que la regresión contribuye a ilustrar y reforzar determinadas relaciones particulares, el análisis de correlaciones constituye el eje principal del estudio, proporcionando una base más completa para la interpretación de los resultados y el entendimiento del fenómeno en su conjunto.

4.1.5 Análisis de Correlaciones

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de las correlaciones establecidas, comenzando en primer lugar con la correlación de Pearson. En primer lugar, se exponen las matrices sin aplicar el filtro previamente mencionado (Figura 4-13, Figura 4-14, Figura 4-15 y Figura 4-16).

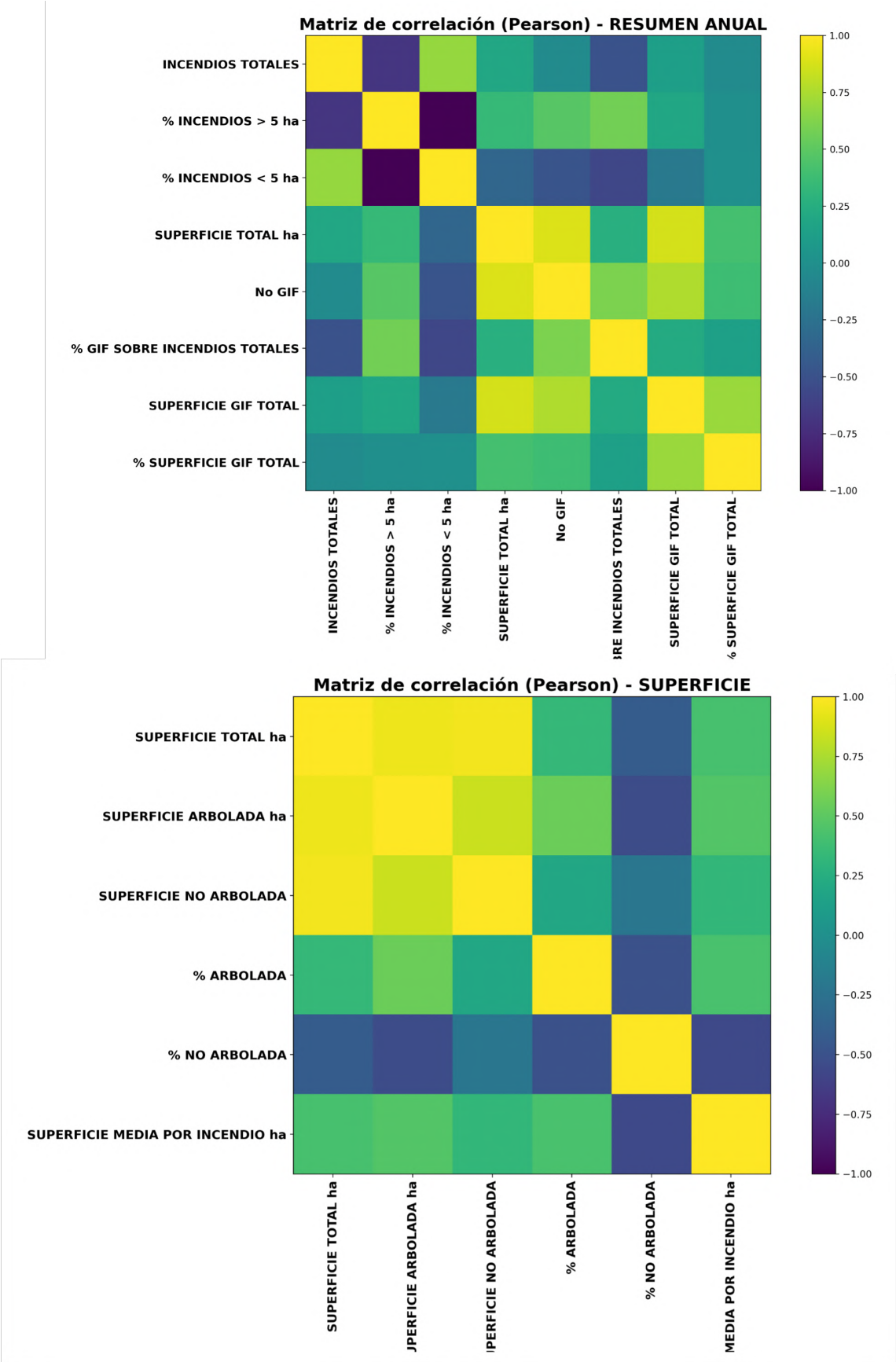


Figura 4-13 Matrices Resumen anual y Superficie (Pearson).

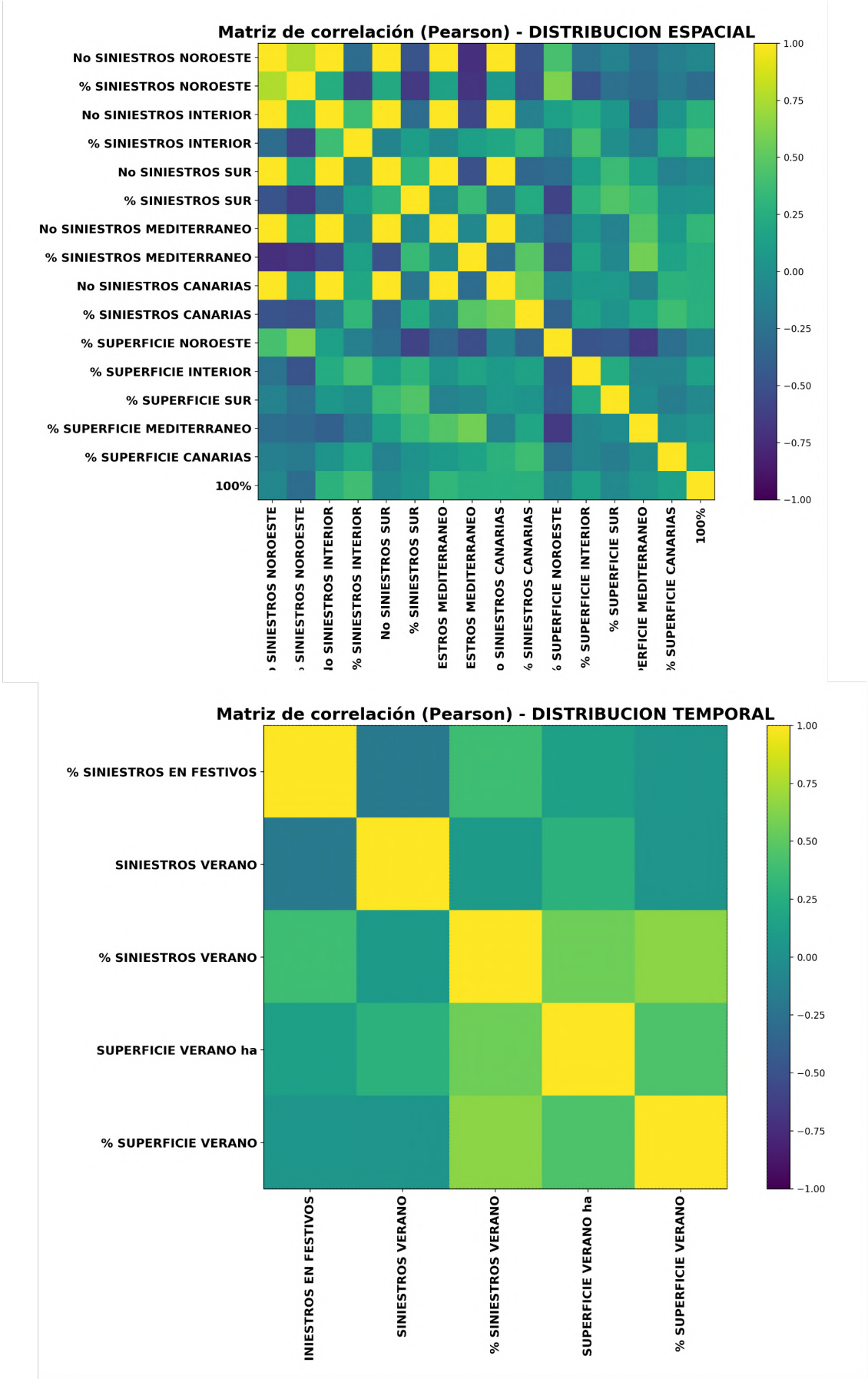


Figura 4-14 Matrices Distribución espacial y temporal (Pearson).

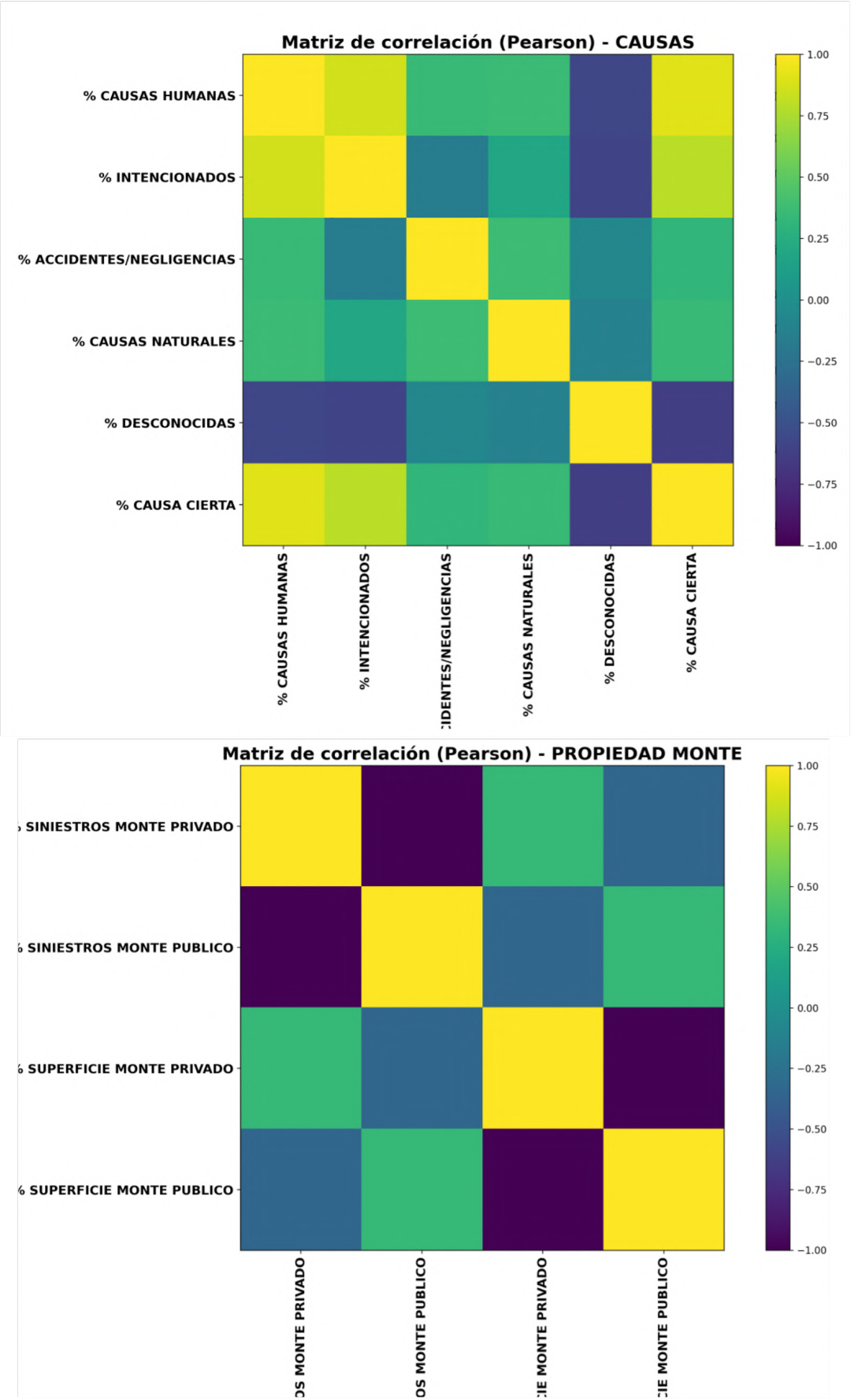


Figura 4-15 Matrices Causas y propiedad monte (Pearson).

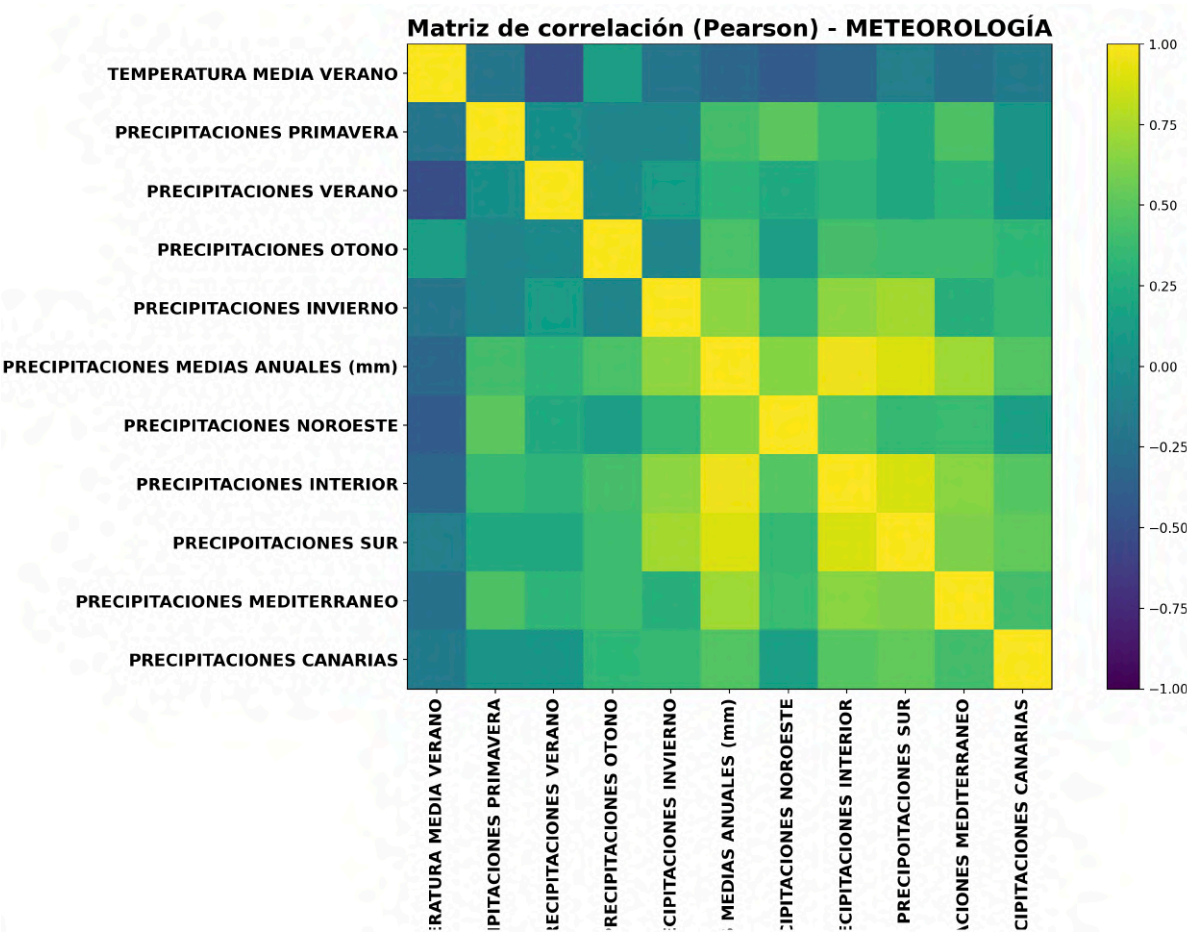


Figura 4-16 Matriz meteorología (Pearson).

A continuación, se presentan las matrices aplicando el código con el respectivo filtro, previamente establecido (Figura 4-17, Figura 4-18, Figura 4-19 y Figura 4-20), el cual se presenta en el Anexo X.

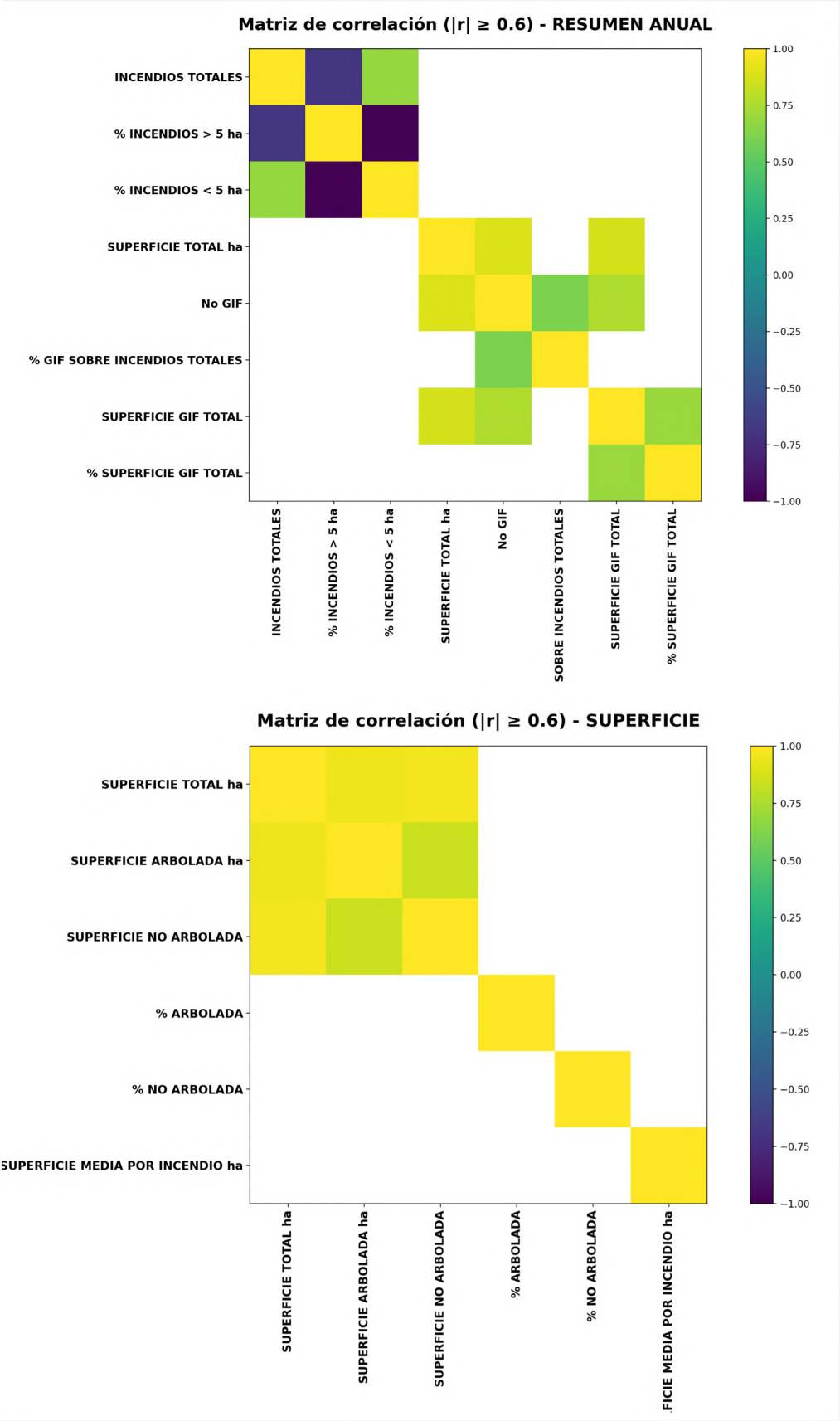


Figura 4-17 Matrices Resumen anual y Superficie ($|r| \geq 0.6$ -Pearson)

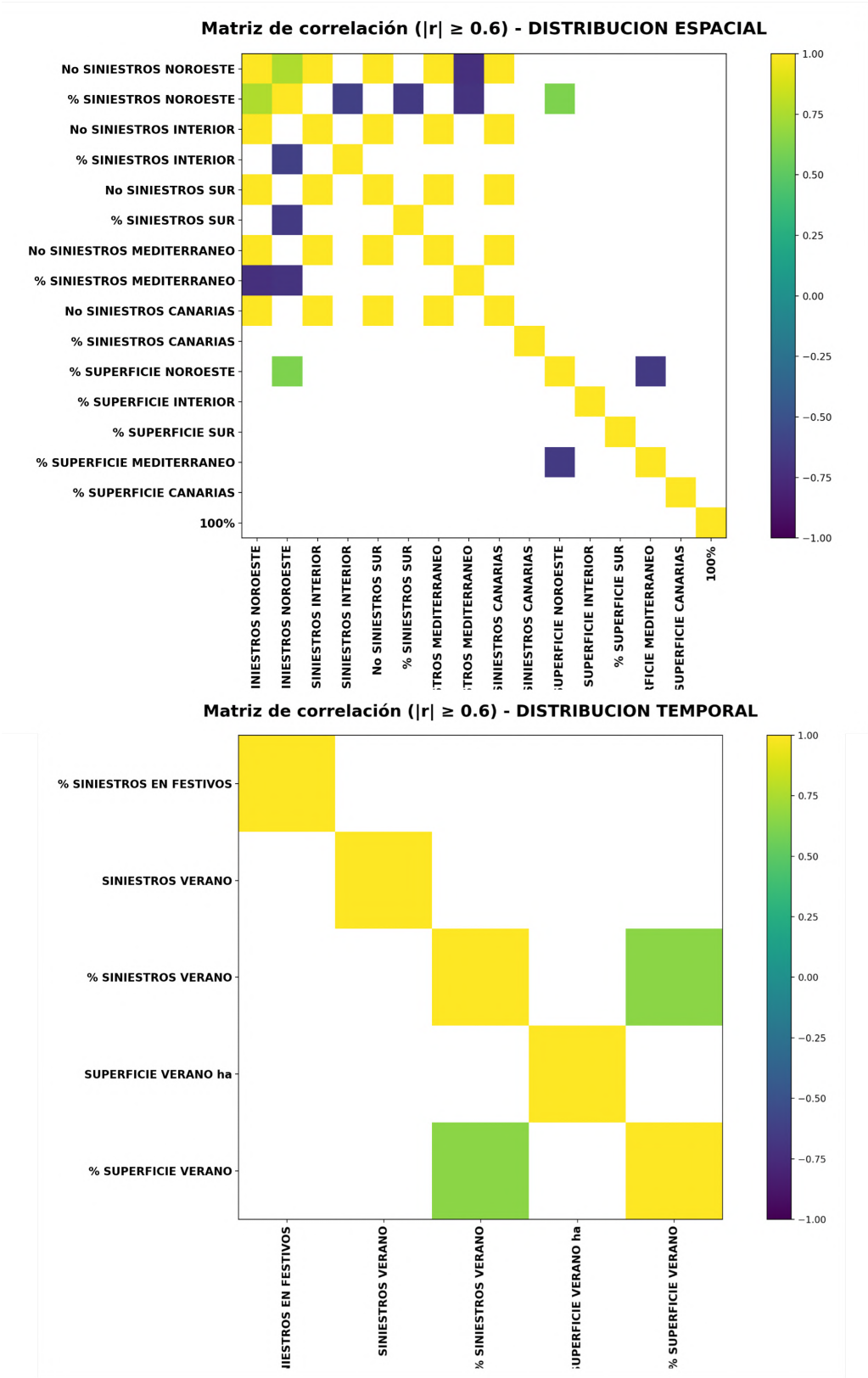


Figura 4-18 Matrices Distribución espacial y temporal ($|r| \geq 0.6$ -Pearson)

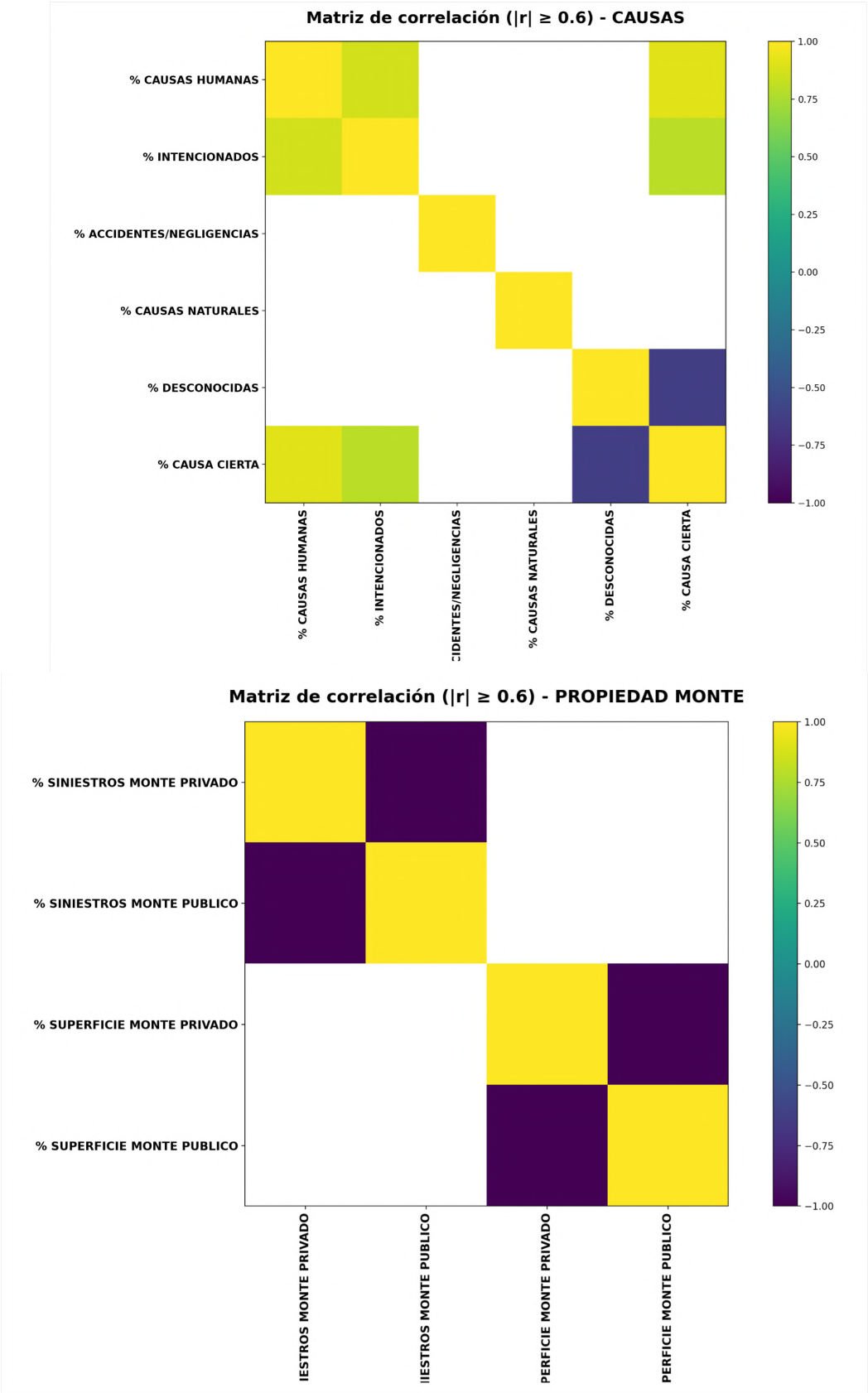


Figura 4-19 Matrices Causas y propiedad monte ($|r| \geq 0.6$ -Pearson)

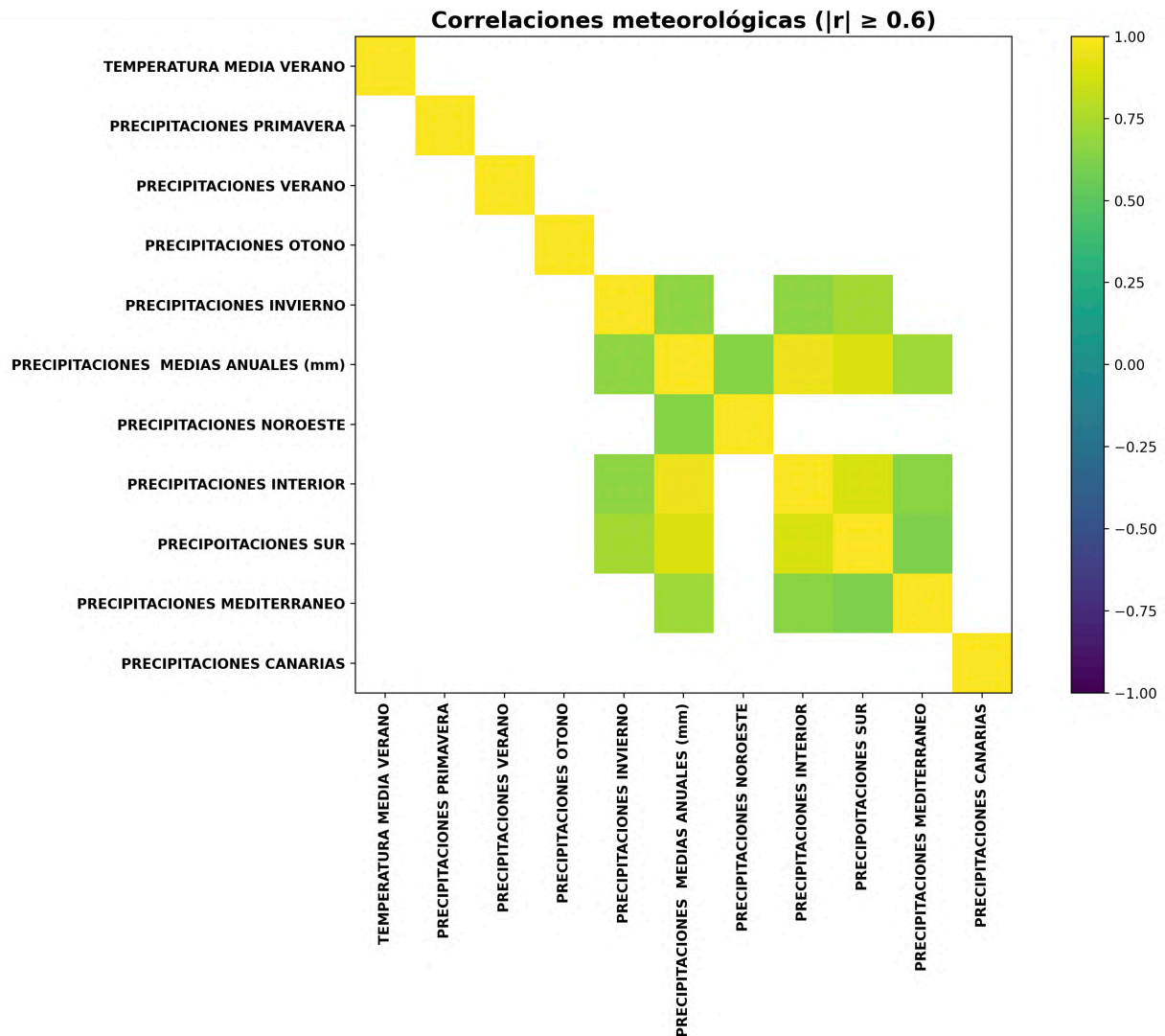


Figura 4-20 Matriz Meteorología ($|r| \geq 0.6$ -Pearson)

Obtenidos los resultados esperados, surge la idea de plantear la posibilidad de representar todas las variables presentes en una misma gráfica, consiguiendo así representar las relaciones de todas entre sí para poder ver las relaciones directamente, sin embargo, lo único que conseguiríamos sería una matriz de unas proporciones innecesaria y absurdas para ser digna de estudio.

Finalmente se emplea el código (Anexo XII) aplicando una serie de criterios para filtrar la información relevante, donde solo se representarán aquellos valores con un índice de correlación superior al 0,6 para asegurar una relación fuerte, posteriormente se eliminan las variables que no tienen relaciones con otras para reducir el tamaño de la matriz, obteniendo finalmente una gráfica lo suficientemente pequeña como para incluirla en el estudio (Figura 4-21).

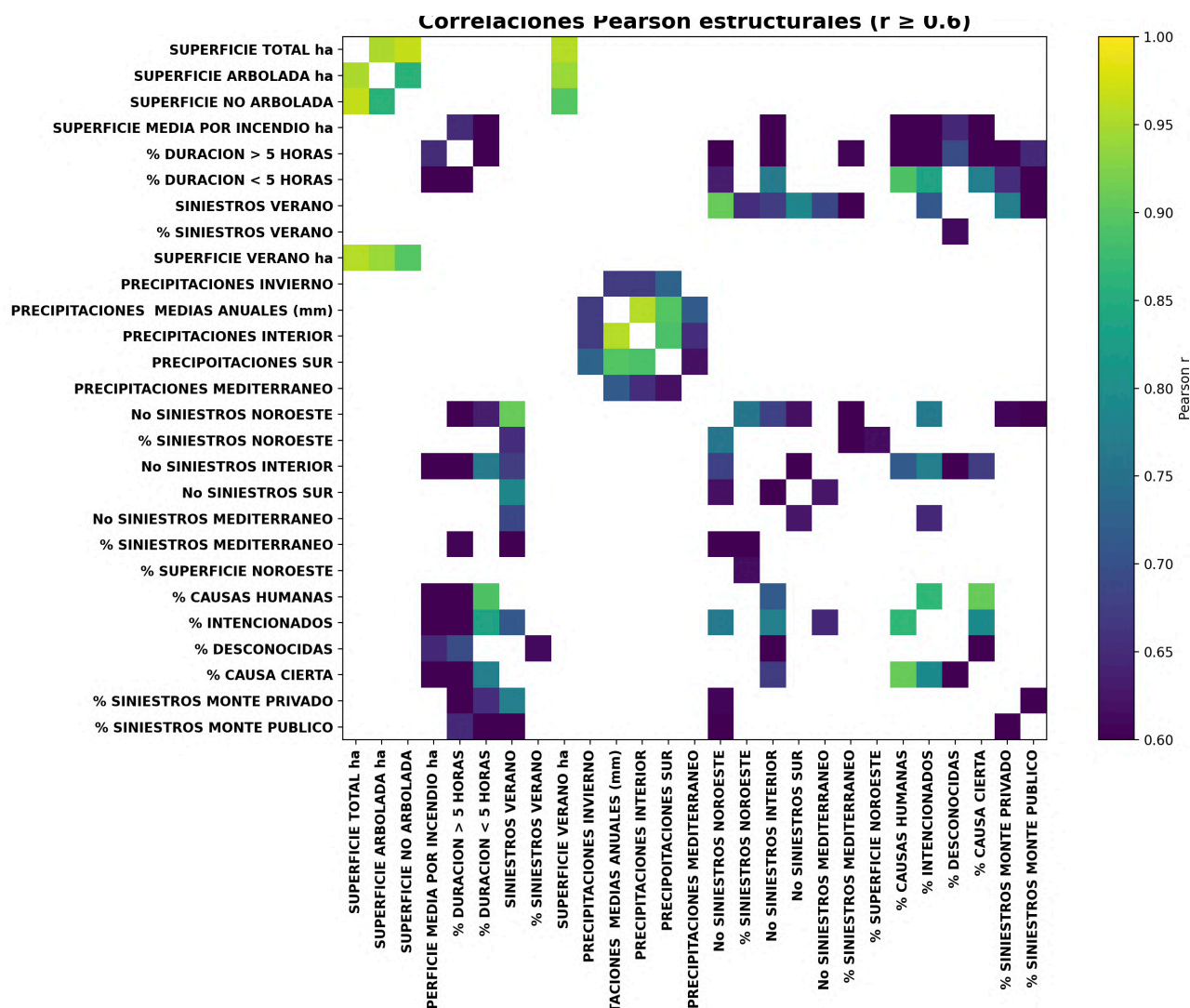


Figura 4-21 Matriz de Pearson de datos relevantes para el estudio

Presentados los resultados, se estudian las correlaciones obtenidas haciendo uso del coeficiente de Pearson, presentando continuación las relaciones más reseñables de las capas más relevantes:

- Resumen Anual:** Superficie total y N.º GIF presentan una correlación elevada pues como se estudió anteriormente, los GIF suponen el 36% de la superficie total afectada.
- Superficie:** Superficie total y superficie no arbolada están directamente relacionadas pues la gran mayoría de superficie afectada es no arbolada.
- Distribución espacial:** N.º Sinistros Noroeste y N.º Sinistros Interior/Sur/Mediterráneo indica que cuando una macrozona registra un año intenso en número de incendios, otras también lo hacen, el fenómeno no evoluciona de forma aislada por regiones, sino que responde parcialmente a factores comunes. También cabe destacar la correlación entre % Superficie Noroeste y % Superficie Mediterráneo pues sugiere una alternancia territorial en el impacto superficial.
- Meteorología:** Correlación negativa entre temperatura media de verano y precipitaciones en invierno, lo que indica años más cálidos tienden a obtener menor cantidad de agua en periodos críticos. Asimismo, se observan correlaciones positivas elevadas entre las precipitaciones de verano, otoño e invierno, lo que sugiere la existencia de patrones climáticos anuales amplios. Es decir, los años húmedos tienden a serlo en varias estaciones, mientras que los años secos presentan déficits generalizados. En conjunto, la matriz meteorológica confirma que el contexto climático presenta coherencia interna y que los años más cálidos y secos tienden a

coincidir, generando condiciones potencialmente favorables para campañas de mayor severidad.

A continuación, se procede a estudiar la matriz de correlación de Pearson global, pues recoge todos los datos estudiados y los compara entre sí, aportando una información crucial para la realización de este estudio, el análisis obtenido se expone a continuación.

Es necesario explicar que para este estudio se ha empujado solo la mitad de la matriz pues esta es simétrica y sería redundante exponerla por completo, para la elección de variables relacionadas se han estudiado todas las relaciones detalladamente, marcando en rojo aquellas que se consideran interesantes de cara al estudio, en la Figura 4-22 se observan las correlaciones seleccionadas.

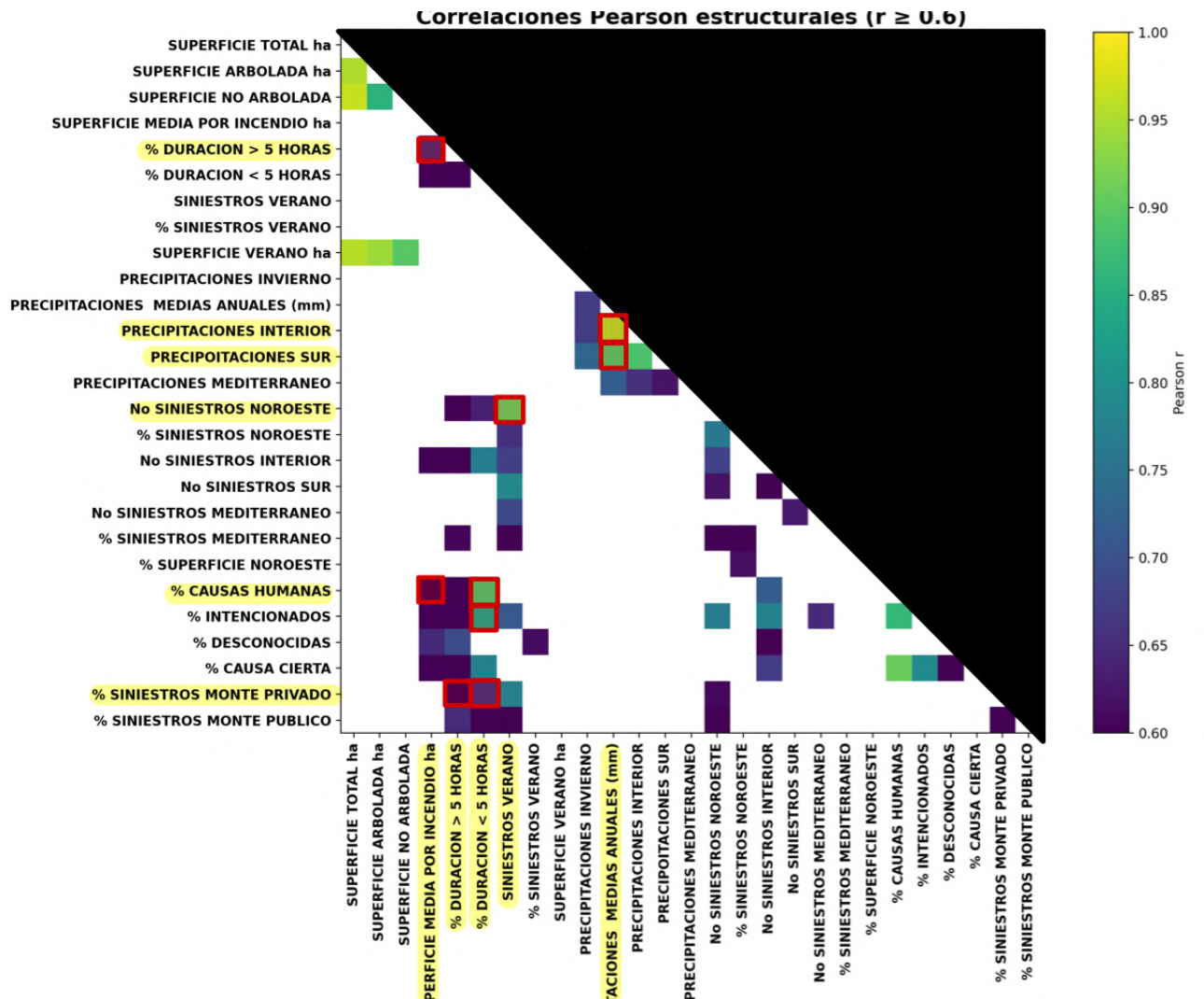


Figura 4-22 Matriz de correlaciones marcada con aquellas sujetas a estudio

A continuación, se explican las correlaciones marcadas en rojo:

1. Se confirma la relación entre el porcentaje de incendios con duración superior a cinco horas y la superficie media por incendio, lo que indica que la prolongación temporal de los siniestros constituye un factor determinante en la magnitud final del daño.
2. A su vez, las precipitaciones medias anuales presentan correlaciones elevadas con las precipitaciones del interior y del sur peninsular. Esto evidencia que los años húmedos o secos no se comportan como anomalías locales, sino como patrones climáticos de carácter estructural que afectan simultáneamente a amplias áreas del territorio. La ausencia de una correlación estructural equivalente con el Noroeste puede explicarse por su régimen

pluviométrico diferenciado, caracterizado por mayor regularidad y menor variabilidad interanual relativa en comparación con otras regiones.

3. El número de siniestros en el noroeste mantiene una correlación fuerte con el número de siniestros en verano, esto puede deberse a dos motivos, el primero es la predisposición que presenta el noroeste respecto al resto de España para verse afectada por incendios forestales en los meses más calurosos, si a este motivo se le suma que la mayoría de los siniestros ocurren en la época de verano. La correlación observada sugiere que el peso estructural del Noroeste contribuye de forma significativa a la configuración del patrón estival nacional.
4. La correlación entre el porcentaje de causas desconocidas y la superficie media por incendio podría estar vinculada a la mayor dificultad de determinar el origen en incendios de gran extensión.
5. El porcentaje de siniestros ocurridos en monte privado presenta una correlación más elevada con incendios de duración inferior a cinco horas que con aquellos de duración superior. Este resultado sugiere que los incendios que se producen en terrenos de propiedad privada tienden, en términos relativos, a resolverse en periodos más cortos. Una posible explicación puede estar relacionada con factores como una mayor accesibilidad a las zonas afectadas, la presencia de infraestructuras o una gestión más frecuente del territorio, aspectos que podrían facilitar una detección y actuación más rápida sobre los incendios.

Resulta especialmente significativo que variables como la temperatura media de verano no presenten correlaciones superiores a 0,6.

Aunque intuitivamente podría esperarse una relación directa entre incremento térmico y superficie afectada, los resultados sugieren que la influencia del clima estival es más compleja y posiblemente mediada por otros factores como la disponibilidad de combustible, la distribución espacial o el de precipitaciones acumuladas.

El porcentaje de causas antrópicas e intencionadas presentan una correlación superior al 0,8 con el porcentaje de duración inferior a cinco horas, pudiendo concluir que los incendios generados por el factor humano tienden a ser apagados más rápido.

Asimismo, no se observan correlaciones elevadas entre precipitaciones anuales y superficie total afectada, lo que indica que el sistema no responde de forma directa a una única variable climática

Estas ausencias son relevantes, ya que refuerzan la necesidad del enfoque multicriterio adoptado anteriormente mediante el MCDA, donde la interacción entre variables resulta más explicativa que el efecto aislado de cada una.

Evaluable el coeficiente de correlación de Pearson, se procede a analizar los resultados obtenidos con Spearman y compararlos entre sí.

Las matrices obtenidas se presentan en el Anexo VIII, debido a su similitud con las de Pearson, no obstante, cada uno proporciona información distinta y complementaria, la cual será analizada en detalle en apartados posteriores.

En segundo lugar, se modifica el código empleado para la incorporación del filtro necesario para evitar una sobrecarga de información y visual. Tras la ejecución del código, se obtienen las matrices con los valores filtrados, las cuales vienen presentadas en el Anexo XI.

A continuación, se presenta la matriz global con aquellas correlaciones destacables de todas las variables disponibles (Figura 4-23).

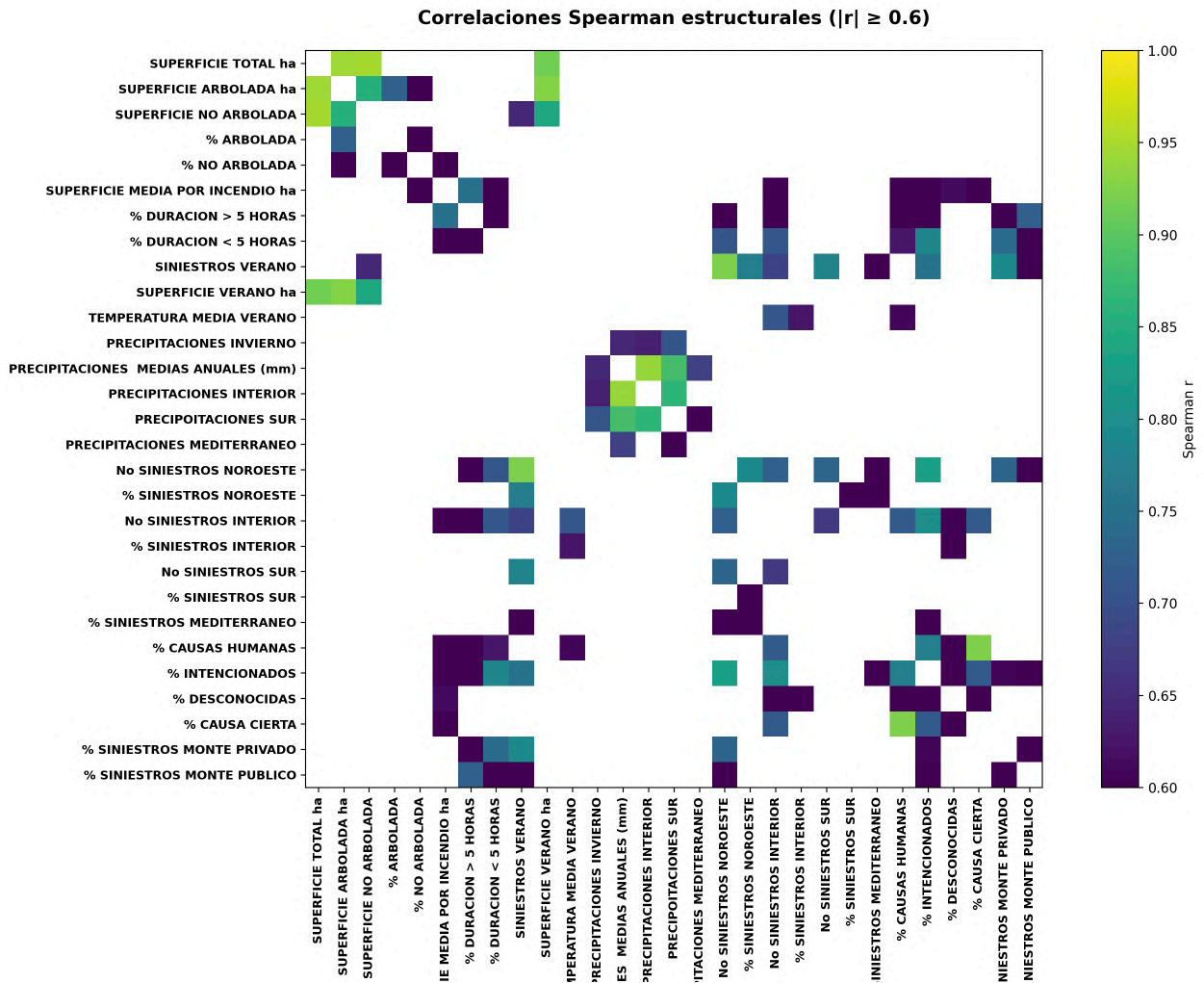


Figura 4-23 Matriz de Spearman de datos relevantes para el estudio

En primer lugar, es necesario explicar que el empleo de varios métodos permite evaluar las correlaciones desde un punto de vista más amplio, siendo posible descartar posibles errores y confirmar aquellas correlaciones que coincidan en ambos.

A continuación, se presentan las correlaciones más fuertes de cada matriz usando el coeficiente de Spearman, comparándolo con el de Pearson.

Como se puede ver en la Figura 4-24 todas las matrices presentan la misma disposición (marcadas en verde) excepto las de Resumen anual, Superficie, Distribución espacial y Causas (marcadas en rojo), que serán analizadas y comparadas a continuación.



Figura 4-24 Comparación matrices de Pearson y Spearman

Mientras que Pearson mide relaciones lineales y es más sensible a valores extremos, Spearman se basa en los rangos y capta relaciones monótonas, reduciendo la influencia de años atípicos.

En las macrozonas donde existe una mayor variabilidad anual, el coeficiente de Pearson tiende a mostrar correlaciones más intensas, al verse más afectado por picos extremos de determinados años.

En cambio, Spearman ofrece resultados más estables, al suavizar dichas asociaciones al trabajar con el orden relativo de los valores en lugar de sus magnitudes absolutas.

En primer lugar, se comparan las matrices de Resumen anual (Figura 4-25).

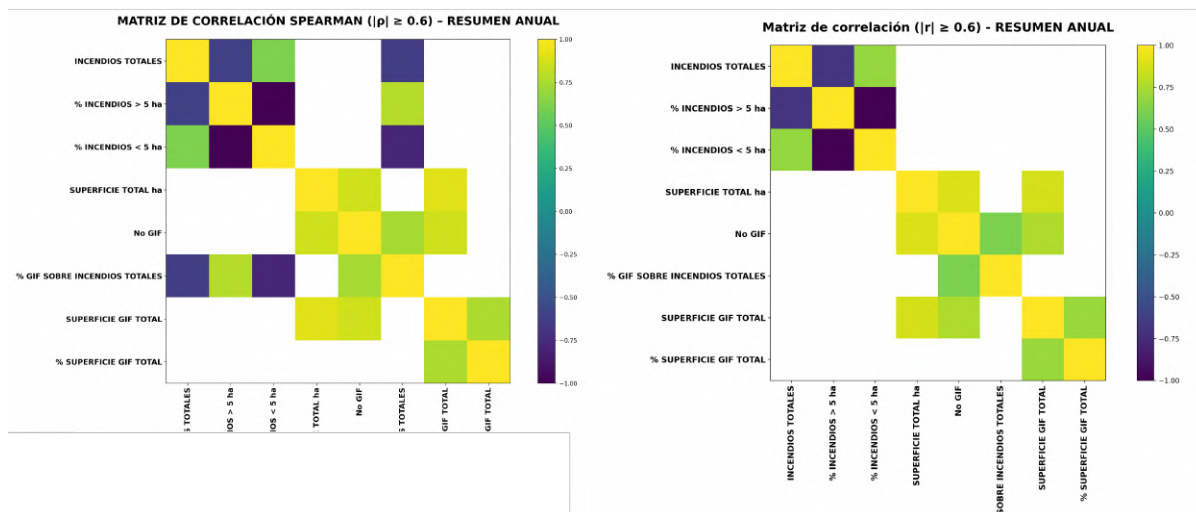


Figura 4-25 Matrices de Resumen Anual de Pearson y Spearman

La diferencia observada entre ambas matrices no se debe al umbral aplicado, que es idéntico en ambos casos ($|r| \geq 0,6$), sino a la distinta naturaleza de los coeficientes. En este caso, la relación inversa entre el porcentaje de GIF sobre incendios y el número totales de incendios supera el umbral en Spearman, pero no en Pearson, lo que indica que la asociación es monótona pero no estrictamente lineal.

La presencia de variabilidad interanual o valores extremos puede reducir la intensidad del coeficiente de Pearson, manteniéndose sin embargo la coherencia de Spearman.

Gracias a esta comparación se puede justificar una vez más la necesidad de emplear distintos coeficientes ya que si se emplease únicamente uno se perderían datos que resultan importantes de cara al análisis final.

También resulta necesario analizar la relación entre el porcentaje GIF y el porcentaje de incendios mayores y menores de 5 ha. La correlación observada responde a la propia estructura de clasificación de los siniestros.

Los GIF se definen por superar las 500 ha de superficie afectada, por lo que, en términos relativos, un aumento en el peso de los GIF dentro del total de incendios implica necesariamente una menor proporción de incendios de pequeña dimensión.

En consecuencia, se observa una correlación negativa entre el porcentaje de GIF y el porcentaje de incendios menores de 5 ha, mientras que la relación con incendios de mayor tamaño tiende a ser positiva.

En segundo lugar, ambas matrices de Superficie presentan una estructura común pero la calculada con Spearman muestra más correlaciones, como se puede observar en la Figura 4-26.

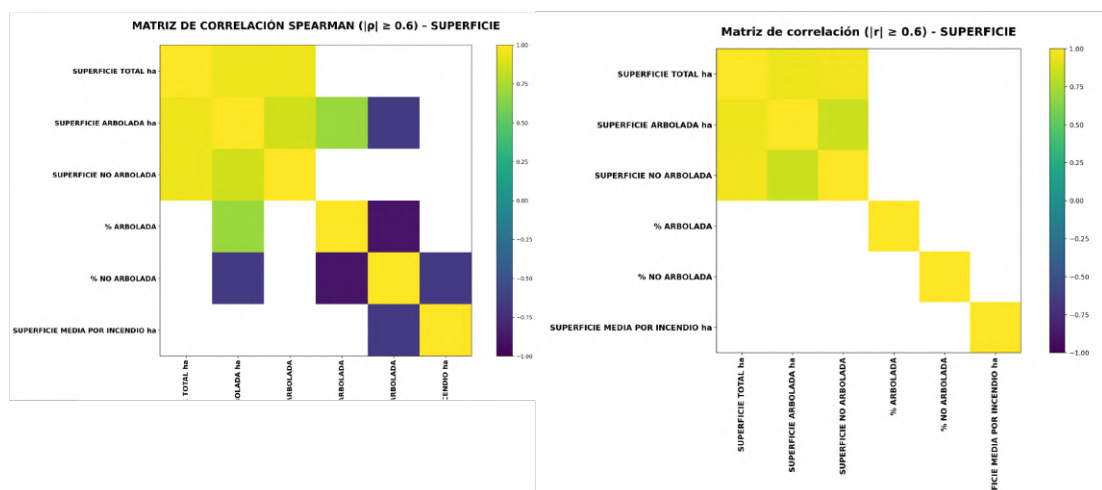


Figura 4-26 Matrices de Superficie de Pearson y Spearman

Como puede observarse en la matriz de correlación de Spearman, se identifican relaciones inversas fuertes entre variables que son complementarias.

En particular, el porcentaje de superficie no arbolada presenta una correlación de -1 respecto al porcentaje de superficie arbolada, lo cual resulta coherente al tratarse de variables que, en términos relativos, se compensan entre sí dentro del total de superficie afectada.

El umbral aplicado ($|r| \geq 0,6$) permite visualizar únicamente aquellas asociaciones de intensidad elevada. Por este motivo, determinadas correlaciones aparecen representadas en la matriz de Spearman y no en la de Pearson, ya que Spearman detecta relaciones monótonas fuertes que no necesariamente siguen un patrón lineal estricto, quedando por tanto fuera del filtro en el caso del coeficiente de Pearson.

Tanto en Pearson como en Spearman, se observa una relación muy fuerte entre la superficie total anual y la superficie afectada en verano, lo que confirma que la severidad global de cada campaña depende en gran medida del comportamiento estival.

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

Esta relación se mantiene con elevada intensidad en los tres métodos, lo que indica que no se trata únicamente de una asociación lineal, sino de una relación monotónica estable a lo largo de la serie histórica.

Por último, se comparan las matrices de Distribución espacial (Figura 4-27).

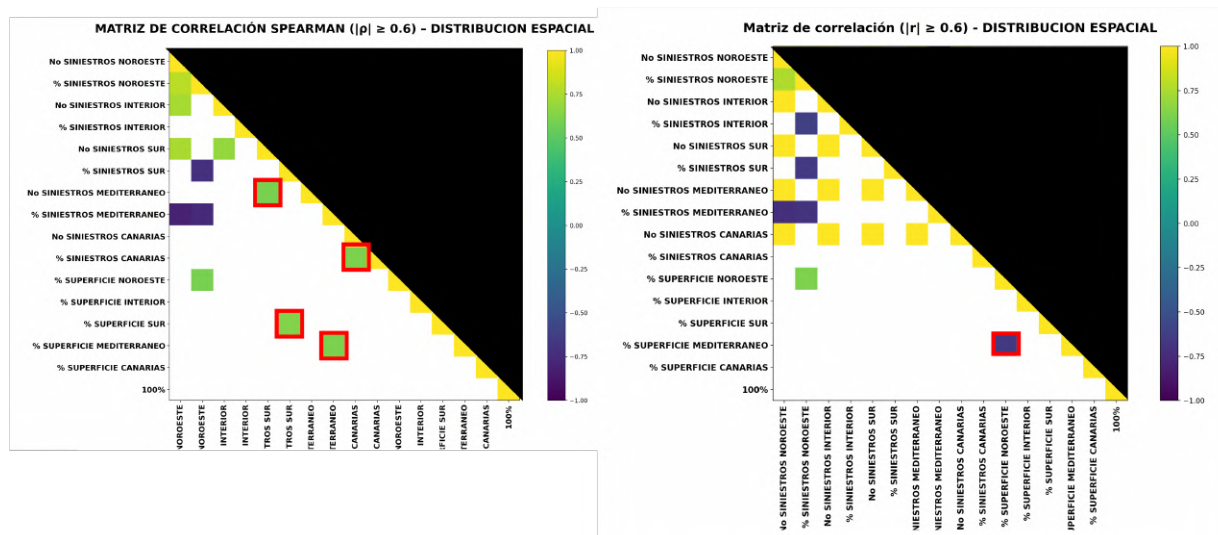


Figura 4-27 Matrices de Distribución Espacial de Spearman y Pearson

Para esta comparación se ha eliminado la simetría de las matrices, así como recuadrado en rojo aquellas diferencias reseñables entre ambas, todo esto para mejorar el entendimiento y análisis.

En primer lugar, se puede observar cómo Pearson relaciona todos los incendios ocurridos en las diferentes macrozonas entre sí, mientras que Spearman solo relaciona los ocurridos en el sur con el interior y noroeste, además con un índice de correlación menor que el calculado con Pearson.

También muestra la relación entre el número de incendios y la superficie de las mismas macrozonas entre sí, a diferencia de la matriz de Pearson.

En la matriz de Spearman las correlaciones se reducen, lo que implica que, aunque las macrozonas puedan experimentar variaciones en la misma dirección, el orden relativo entre ellas no se mantiene de forma constante a lo largo del tiempo. Es decir, no siempre son las mismas zonas las que concentran mayor peso relativo en cada ejercicio.

En conjunto, estas diferencias expresan la existencia una sincronía interanual en términos absolutos, captada por Pearson, combinada con una dinámica espacial más variable en términos relativos, reflejada por Spearman.

Finalmente, en la Figura 4-28 se presenta la matriz global de Spearman eliminando la mitad simétrica de la misma, además de recuadrar en naranja aquellas correlaciones idénticas al análisis de Pearson, estudiando únicamente las que aportan datos distintos a los ya estudiados anteriormente. En rojo se encuentran encuadradas las correlaciones que aportan información interesante al estudio.

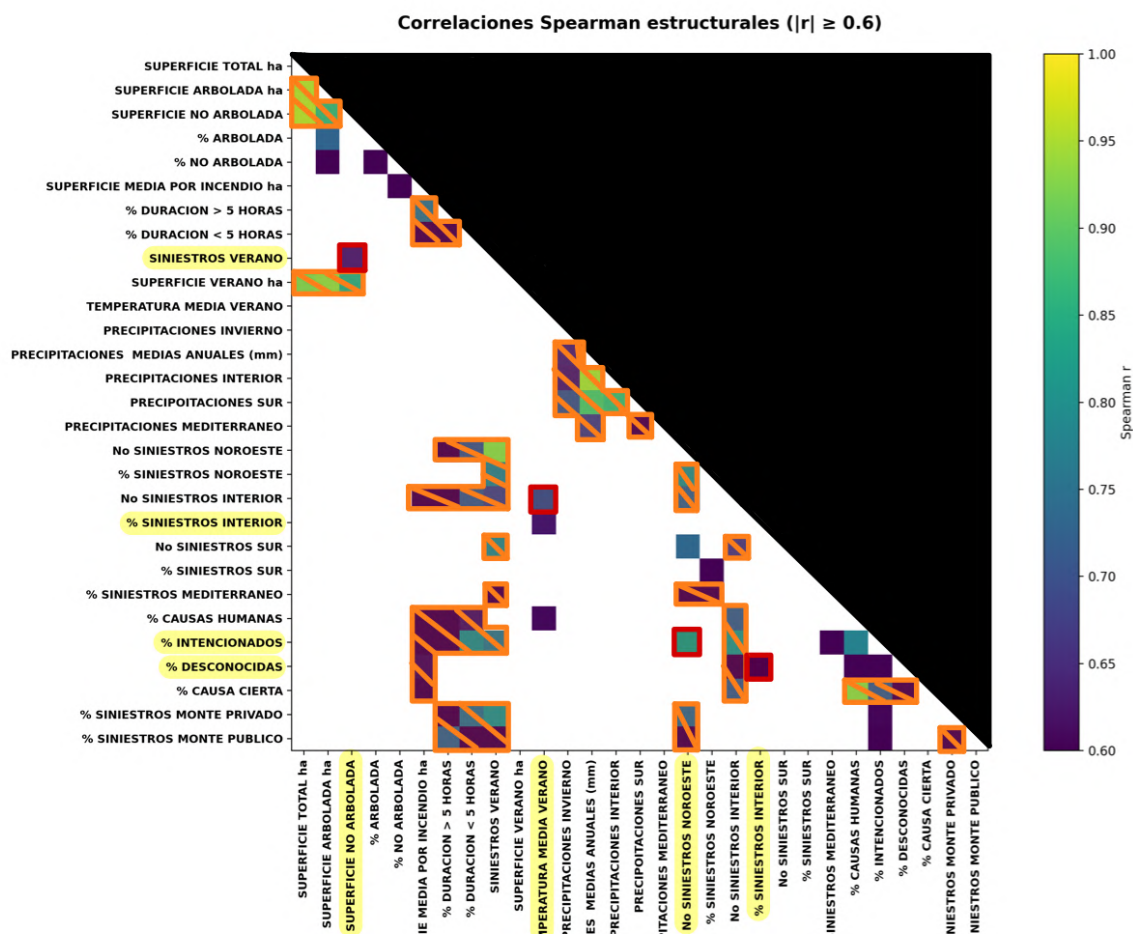


Figura 4-28 Matriz global Spearman

En primer lugar, destaca la correlación del número de siniestros registrados en verano y la superficie no arbolada. Este resultado sugiere que durante la época estival los incendios tienden a afectar en mayor medida a áreas caracterizadas por vegetación más secas.

El número de siniestros en el interior y la temperatura media en verano guardan a su vez una correlación interesante ya que el interior, especialmente la meseta son zonas de España que suelen verse afectadas por las sequías provocadas en verano, concluyendo así que la temperatura en verano está directamente relacionada con el número de incendios.

Otra correlación relevante se observa entre el número de incendios en la región Noroeste y el porcentaje de incendios intencionados. Esta relación sugiere que, cuando aumenta la proporción de incendios provocados, también tiende a incrementarse el número total de siniestros en esta región.

Esto refuerza la importancia del factor humano en la elevada incidencia de incendios en el noroeste de España.

Por otro lado, la correlación entre el porcentaje de causas desconocidas y el porcentaje de siniestros en el interior sugiere que el origen de los incendios en el interior es más complejo de determinar que en otras zonas.

Finalmente se presentan las matrices de correlación de Kendall siguiendo los pasos anteriores, presentado estas en el Anexo IX.

Finalmente, tras evaluar las matrices obtenidas se opta por utilizar el coeficiente de correlación de Kendall sin aplicar un filtrado. Esta decisión responde tanto a criterios estadísticos como al propio comportamiento observado en los datos.

Kendall es una medida no paramétrica basada en rangos, especialmente adecuada para series temporales largas y datos que no garantizan normalidad, como ocurre en este estudio. A diferencia de Pearson o Spearman, Kendall tiende a producir valores más conservadores, ya que mide la concordancia entre pares ordenados y no la intensidad lineal directa.

Como consecuencia, correlaciones que pueden ser relevantes desde el punto de vista físico o ambiental suelen aparecer con valores moderados (por ejemplo, entre 0,3 y 0,5).

Al aplicar filtros elevados, se comprobó que la mayoría de las relaciones desaparecían, llegando incluso a matrices prácticamente vacías. Esto no indica ausencia real de relación entre variables, sino una pérdida de información debido al filtro aplicado.

Además, la comparación entre matrices obtenidas mediante Spearman y Kendall mostró patrones prácticamente similares, lo que indica una relación entre ambas. Por esto, introducir un filtro con un umbral elevado no aporta valor añadido.

Por este motivo, se decidió no aplicar filtrado por magnitud del coeficiente y trabajar con las matrices iniciales. Este enfoque permite conservar información relevante que de otro modo podría verse afectada al aplicar un filtro inadecuado, poniendo en riesgo el correcto análisis de los datos obtenidos.

Finalmente, tras haber sido evaluadas las variables empleando los tres coeficientes diferentes y obtener un total de veintiuna correlaciones que aportan información relevante al análisis estadístico, pues es gracias a estas que es posible comprender mejor el comportamiento de los incendios forestales en España.

El análisis de correlaciones confirma que los incendios forestales en España están determinados principalmente por:

1. La concentración estacional en verano.
2. El peso estructural de los GIF en la superficie total.
3. El predominio de causas humanas.
4. Existencia de patrones climáticos a escala anual.

Por tanto, el estudio de correlaciones no solo valida los resultados obtenidos en el análisis de tendencias, sino que aporta una visión integrada del fenómeno, identificando relaciones que no serían evidentes mediante la observación individual de las variables.

El análisis de correlaciones realizado mediante los coeficientes de Pearson y Spearman permite obtener relaciones estructurales entre variables que no serían evidentes mediante un análisis descriptivo simple.

4.1.6 Análisis MCDA

Con el objetivo de integrar las distintas dimensiones analizadas previamente en un único indicador sintético, se aplica el modelo de Análisis de Decisión Multicriterio (MCDA), cuyos resultados permiten evaluar la intensidad estructural del impacto de los incendios forestales en España a lo largo del periodo estudiado.

En la Figura 4-29 se presenta la hoja de cálculo empleada para la obtención del índice MCDA, donde se recogen los valores de los cinco criterios seleccionados, así como el resultado final del índice anual. Con el fin de mejorar la legibilidad, se muestra una versión resumida, incluyendo el detalle completo en el Anexo XIII.

AÑO	SUPERFICIE TOTAL ha	SUPERFICIE MEDIA POR INCENDIO ha	% SUPERFICIE GIFTOTAL	ÍNDICE MCDA
1968	56.628	27	32,85	0,30
1969	53.719	36	36,06	0,35
1970	87.324	27	37,18	0,34
1971	34.945	20	20,43	0,21
1972	57.283	27	26,70	0,28
1973	95.257	25	26,22	0,32
1974	140.211	35	33,36	0,42
1975	187.314	44	49,44	0,55
1976	162330	17,4	36,84	0,35
1977	67541	12,3	35,69	0,24
1978	440835	19,1	43,36	0,62
1979	271718	16,7	40,85	0,46
1980	265954	12,8	40,10	0,43
1981	298436	13	32,09	0,46
1982	151.644	10	32,12	0,31
1983	117.599	24	42,68	0,37
1984	164.546	22	34,75	0,39
1985	486.328	40	41,47	0,80
1986	277.513	37	53,59	0,61
1987	145.793	17	25,08	0,34
1988	129.989	14	22,88	0,30
1989	410.181	20	22,18	0,63
1990	204.043	16	32,44	0,42
1991	244.706	19	51,56	0,51
1992	104.592	7	29,56	0,29
1993	89.267	6	49,33	0,31
1994	437.635	23	76,63	0,78
1995	143.484	6	22,09	0,35

Figura 4-29 Parte de la hoja de cálculo empleada para calcular los índices de MCDA

El índice MCDA revela que los años de mayor impacto estructural se concentraron principalmente en las décadas de 1980 y 1990, destacando 1985 y 1994 como los máximos del periodo analizado. Si bien en las dos primeras décadas del siglo XXI se observa una reducción relativa del impacto medio, la aparición de valores elevados en 2022 sugiere una reactivación de episodios de alta severidad. No se aprecia una tendencia lineal creciente, sino una dinámica caracterizada por picos extremos intercalados con periodos de menor intensidad relativa.

A su vez, es necesario estudiar los diez índices más elevados para confirmar la coherencia con la historia real de incendios en España, en Figura 4-30 figuran las dos tablas que se acaban de mencionar.

DÉCADA	MEDIA	AÑO	ÍNDICE MCDA
1968-1979	0,37	1985	0,8
1980-1989	0,46	1994	0,78
1990-1999	0,37	2022	0,64
2000-2009	0,35	1990	0,63
2010-2009	0,29	1978	0,62
2020-2025	0,33	1986	0,61
		1975	0,55
		1991	0,51
		2012	0,5
		2017	0,43

Figura 4-30 Media por décadas y diez valores más elevados acorde al índice MCDA

El resultado final se materializa en la obtención de un índice de impacto anual, definido como un indicador compuesto calculado mediante técnicas de análisis multicriterio.

Dicho índice integra variables representativas de la frecuencia, la extensión y la severidad de los incendios forestales, junto con un condicionante climático, con el objetivo de comparar de forma homogénea la intensidad relativa del impacto entre los distintos años del periodo 1968–2025, permitiendo evaluar la evolución estructural del daño generado por los incendios forestales en España.

El índice MCDA construido a partir de los cinco criterios seleccionados (superficie total afectada, superficie media por incendio, porcentaje de superficie afectada por grandes incendios, número total de incendios y temperatura media de verano) permite sintetizar en un único valor anual la intensidad estructural del impacto de los incendios forestales en España.

Mientras que los análisis anteriores estudian cada variable por separado, el MCDA permite detectar aquellos años en los que varios factores desfavorables coinciden simultáneamente, generando escenarios de mayor severidad.

A su vez, el empleo del MCDA facilita la comparación directa entre años, siendo posible establecer un escalafón relativo de años más o menos problemáticos desde una perspectiva global.

No obstante, uno de los empleos más interesantes de este método es la capacidad de identificar patrones compuestos de riesgo, es decir, situaciones en las que un año no necesariamente presenta valores extremos en una sola variable, pero sí en una combinación de varias.

Los resultados muestran que los valores más elevados del índice se concentran principalmente en las décadas de 1980 y 1990, destacando 1985 (0,80) y 1994 (0,78) como los años de mayor impacto relativo del periodo analizado.

Estos valores no responden únicamente a un alto número de incendios, sino a la combinación de elevada superficie afectada, mayor severidad media y peso significativo de grandes incendios, lo que confirma la coherencia interna del modelo.

El análisis por décadas refleja que el periodo 1980–1989 presenta la media más elevada (0,46), seguido por 1968–1979 y 1990–1999, mientras que las décadas posteriores muestran una reducción progresiva del impacto medio, alcanzando su mínimo en 2010–2019 (0,29).

Este comportamiento sugiere que, aunque continúan existiendo episodios extremos, el impacto estructural promedio ha tendido a moderarse en comparación con los picos registrados en las décadas anteriores.

No obstante, la aparición de valores elevados en 2022 (0,64) indica una reactivación puntual de episodios de alta severidad en el contexto reciente. Este resultado es especialmente relevante, ya que confirma que el sistema no evoluciona de forma lineal descendente, sino que mantiene una dinámica caracterizada por picos extremos intercalados con periodos de menor intensidad relativa.

El índice MCDA permite confirmar varias conclusiones obtenidas previamente en el análisis estadístico y de correlaciones:

1. El impacto estructural está más vinculado a la severidad (superficie total y superficie media por incendio) que al simple número de siniestros.
2. Los grandes incendios (GIF) desempeñan un papel determinante en los años de mayor impacto.
3. El factor climático actúa como condicionante, pero no como variable dominante dentro del índice.

Asimismo, la normalización mediante el método Min–Max y la ponderación mediante AHP garantizan que el índice no esté dominado por una única variable, sino que represente una combinación equilibrada acorde con la importancia relativa definida en el modelo.

En conjunto, el MCDA permite transformar un conjunto amplio de variables heterogéneas en un indicador sintético que facilita la comparación temporal y la identificación de años críticos.

El resultado final confirma que los incendios forestales en España no presentan una tendencia creciente continua en términos de impacto estructural, sino una dinámica oscilante marcada por episodios extremos concentrados principalmente en las décadas de 1980 y 1990, con repuntes recientes que sugieren una posible intensificación puntual del fenómeno.

4.1.7 Análisis espacial

En primer lugar, se presentan los mapas obtenidos del número de incendios forestales por décadas (Figura 4-31), para posteriormente ser comparados respecto al número de incendios por superficie (Figura 4-32).

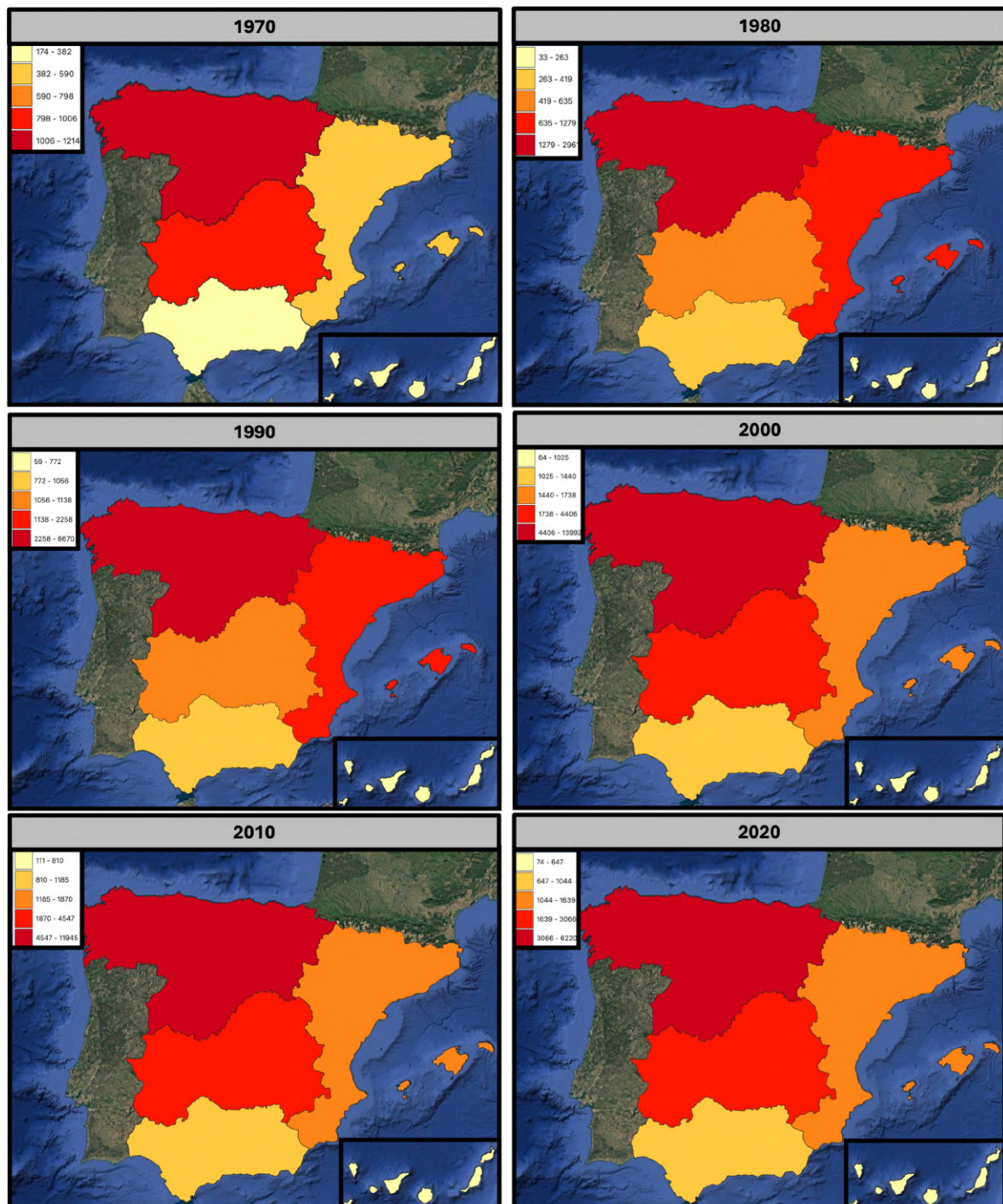
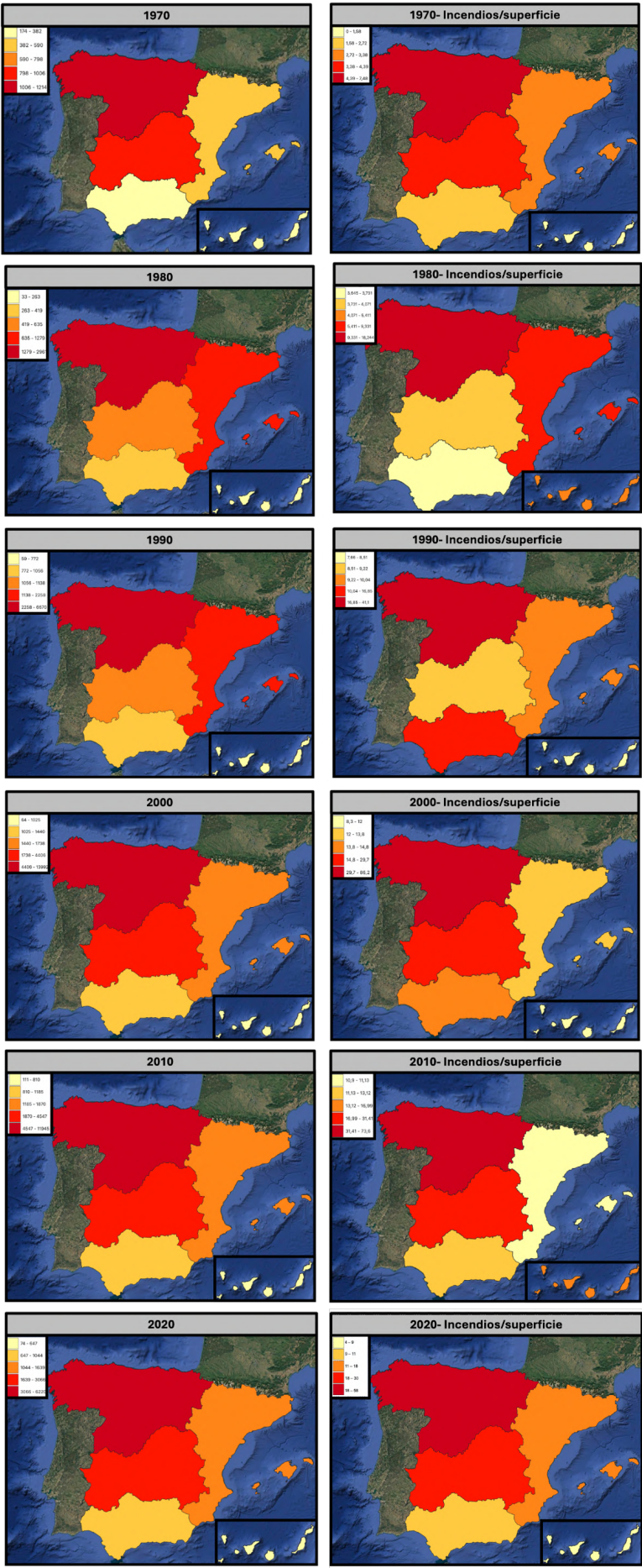


Figura 4-31 Mapas número de incendios medios por décadas

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA



Obtenidos los mapas correspondientes, se analiza la evolución espacial de los incendios forestales en España comparando estos para así obtener una aproximación de la naturaleza cambiante de este fenómeno. Los resultados obtenidos se comparan a continuación:

En 1970 (Figura 4-33) se observa una mayor concentración de incendios en la macrozona norte, mientras que el sur peninsular presenta los valores más bajos. La zona interior y el área mediterránea muestran valores intermedios.

Al considerar la superficie territorial, el patrón espacial se mantiene en gran medida, lo que indica que la mayor incidencia en el norte no se debe únicamente a su mayor extensión.

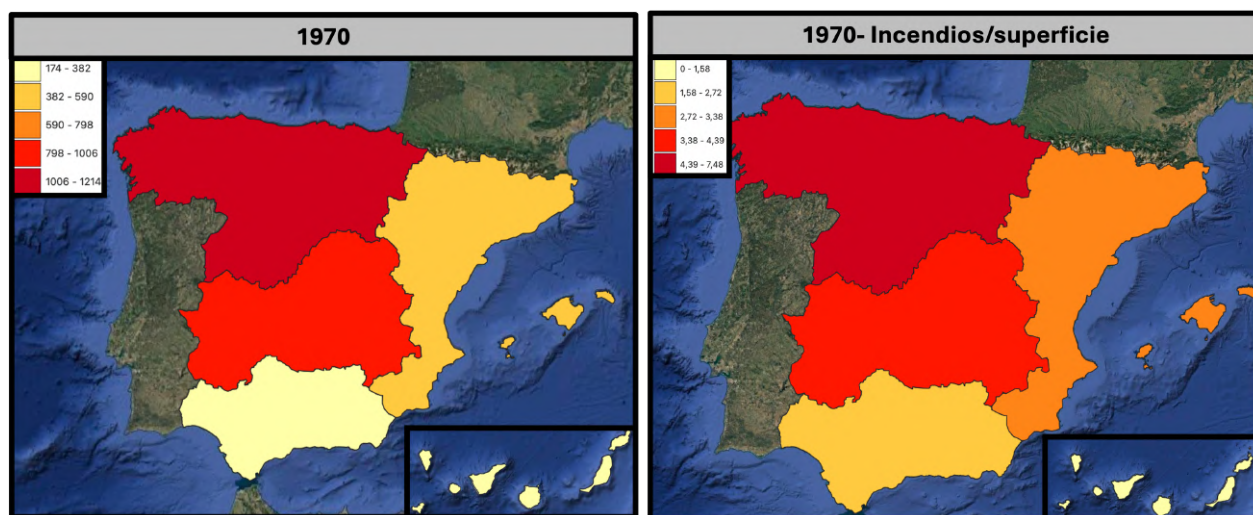


Figura 4-33 Mapas década 1970

En 1980 (Figura 4-34) se aprecia una expansión del fenómeno hacia el arco mediterráneo, que incrementa su número de incendios respecto a la década anterior. El noroeste continúa concentrando los valores más elevados, mientras que el sur mantiene una incidencia más reducida. Al ajustar los datos por superficie territorial, el patrón general se mantiene, reforzando el crecimiento relativo del área mediterránea.

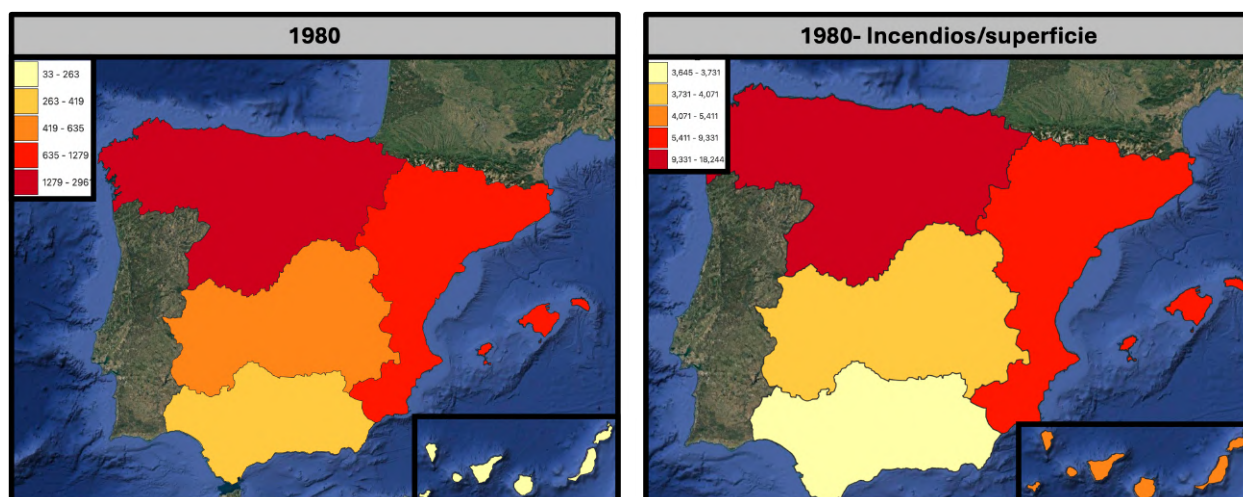


Figura 4-34 Mapas década 1980

Durante la década de 1990 (Figura 4-35) se consolida la configuración territorial identificada previamente. El noroeste se mantiene como la región con mayor incidencia, seguido por el área mediterránea y las zonas interiores, que presentan valores intermedios, mientras que el sur continúa mostrando niveles inferiores.

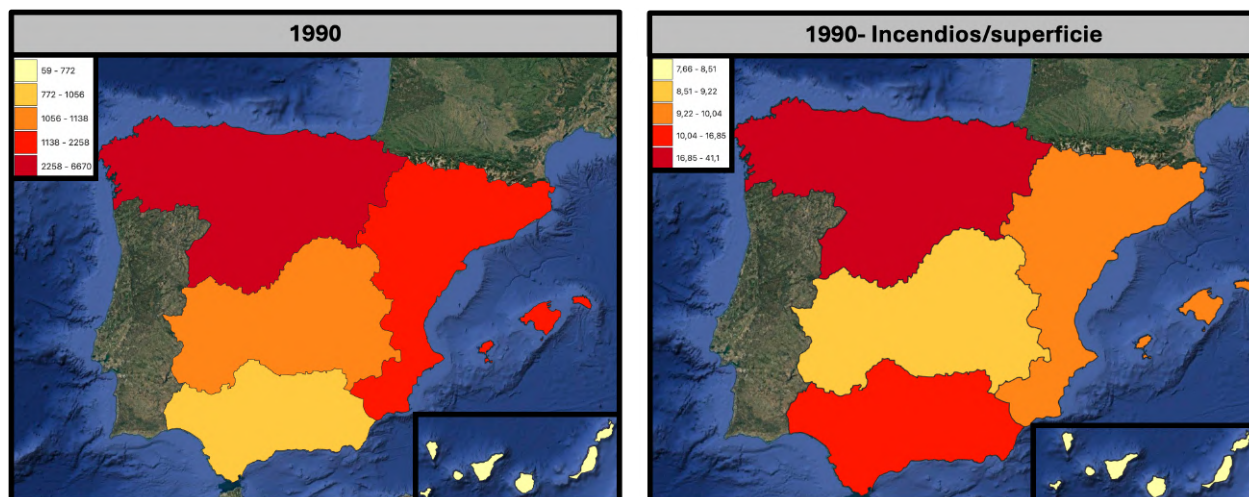


Figura 4-35 Mapas década 1990

En la década de los 2000 (Figura 4-36) se consolida el predominio del noroeste como la región con mayor incidencia de incendios, seguido de las zonas interiores. El área mediterránea presenta valores intermedios, mientras que el sur mantiene los niveles más bajos. Al ajustar por superficie, el patrón apenas varía, lo que refuerza la existencia de factores territoriales propios más allá de la extensión.

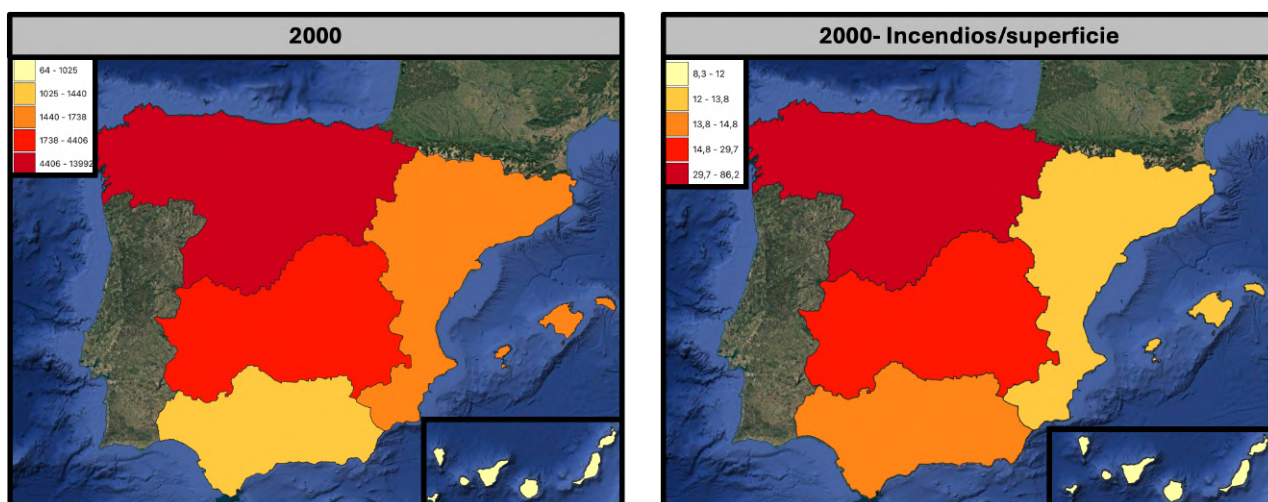


Figura 4-36 Mapas década 2000

En 2010 (Figura 4-37) la distribución del fenómeno se vuelve más homogénea, con valores elevados no solo en el noroeste, sino también en el interior y en parte del arco mediterráneo. En contraste, el sur sigue registrando una menor incidencia relativa.

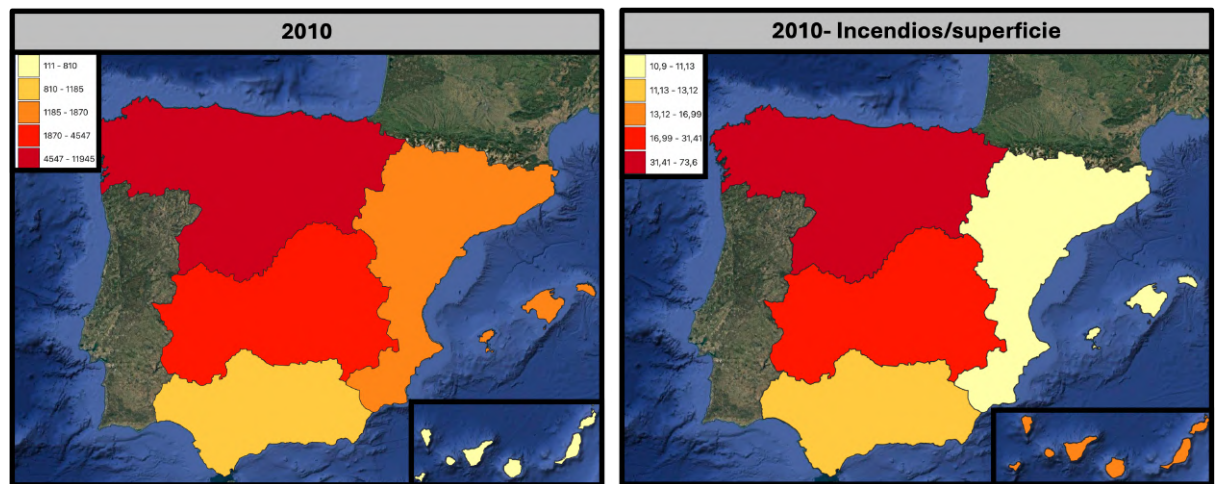


Figura 4-37 Mapas década 2010

Finalmente, en 2020 (Figura 4-38) se mantiene el predominio del noroeste, seguido por el área mediterránea y la zona interior. El sur continúa presentando los valores más bajos. La consideración de la superficie territorial apenas modifica este patrón, lo que evidencia la estabilidad espacial del fenómeno a lo largo del tiempo.

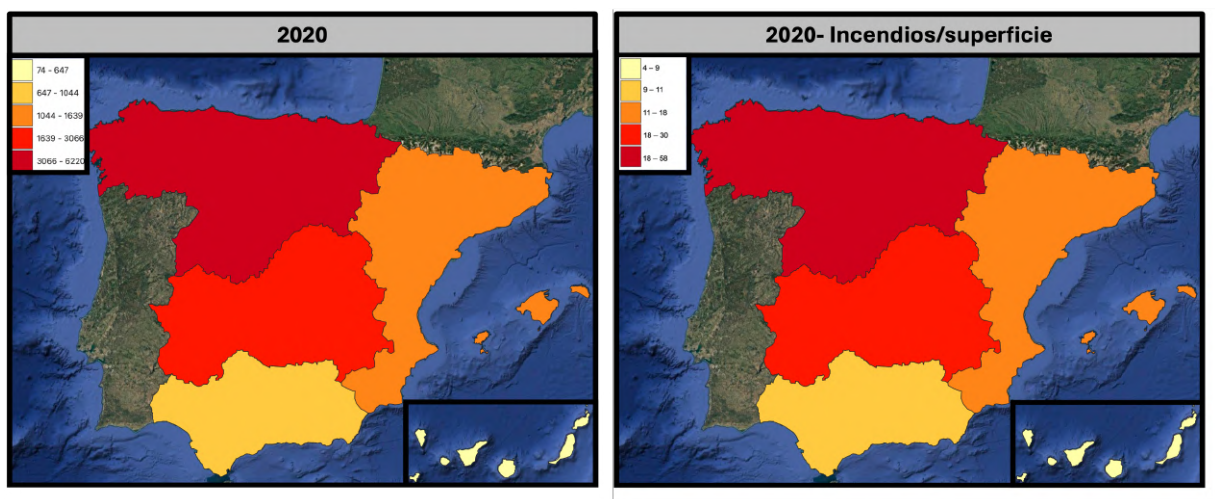


Figura 4-38 Mapas década 2020

En conjunto, la comparación entre décadas muestra la persistencia de un patrón territorial relativamente estable en la distribución de los incendios forestales en España. A lo largo del periodo analizado, la macrozona norte mantiene de forma constante los valores más elevados, mientras que el sur peninsular presenta una incidencia comparativamente menor.

Las áreas interior y mediterránea ocupan posiciones intermedias, aunque con un aumento progresivo de su relevancia desde la década de 1980. Tanto en el número absoluto de incendios como al considerar la superficie territorial, se observa una progresiva expansión espacial del fenómeno, seguida de una cierta estabilización en las últimas décadas.

A continuación, se procede a analizar la comparación del máximo histórico respecto a cada época, con el objetivo de obtener una visión más clara de la evolución temporal de la intensidad de incendios en las distintas macrozonas. Esta comparación permite observar en qué medida cada década se aproxima o se aleja de los valores máximos registrados a lo largo de la serie histórica (Figura 4-39).

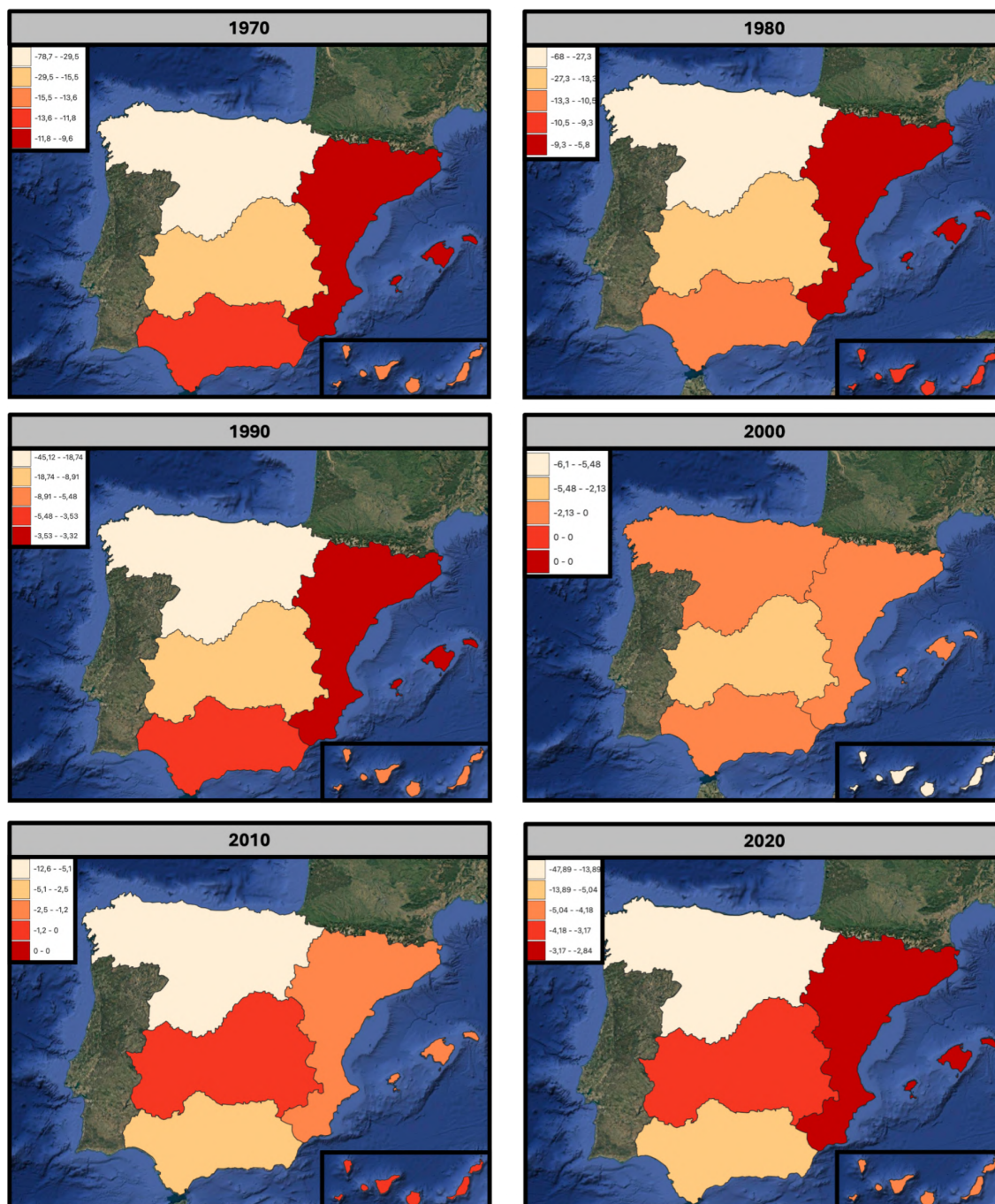


Figura 4-39 Comparación máximos históricos respecto a cada época

La Figura 4-39 muestra la diferencia entre la intensidad de incendios de cada década y el máximo histórico registrado en cada macrozona. En las primeras décadas analizadas (1970 y 1980) se observa una gran distancia respecto a dicho máximo en la mayor parte del territorio, especialmente en el norte peninsular.

A partir de 1990 se aprecia una progresiva aproximación a estos valores, alcanzándose la situación más cercana en torno al año 2000. En las décadas posteriores se observa nuevamente un cierto alejamiento respecto al máximo histórico, aunque manteniendo un patrón territorial similar entre macrozonas.

Estos mapas reflejan cómo la intensidad relativa de incendios aumenta progresivamente hasta finales del siglo XX y comienzos del XXI, para posteriormente experimentar una ligera reducción, manteniéndose no obstante una distribución territorial relativamente estable.

Además, esta representación aporta una dimensión que el análisis estadístico por sí solo no permite observar. Mientras que el estudio de tendencias y correlaciones cuantifica la evolución temporal y la relación entre variables, el análisis espacial implementa la localización, concentración y difusión territorial del fenómeno.

Desde esta perspectiva cartográfica se observa que los incendios forestales en España presentan una estructura geográfica persistente, con núcleos claramente definidos y una progresiva expansión territorial a lo largo de las décadas.

Desde el punto de vista territorial, la evolución reciente no ha sido homogénea. No todas las macrozonas han experimentado el mismo grado de corrección respecto a sus máximos históricos, lo que refuerza la idea de que el comportamiento del fenómeno sigue condicionado por dinámicas regionales diferenciadas.

Este tipo de representación permite así evaluar no solo la tendencia general del fenómeno, sino también la posición relativa de cada territorio dentro del marco histórico completo.

4.1.8 Discusión

Como en cualquier estudio estadístico, el presente trabajo presenta una serie de limitaciones que deben ser consideradas en la interpretación de los resultados obtenidos.

En primer lugar, los datos utilizados proceden de registros históricos de incendios forestales, los cuales pueden presentar heterogeneidades en los criterios de recopilación y registro a lo largo del periodo analizado (1968–2025).

Estas posibles inconsistencias pueden afectar a la comparabilidad temporal de algunas variables y, por tanto, a la interpretación de las tendencias observadas.

En segundo lugar, los análisis realizados permiten identificar relaciones estadísticas entre variables; sin embargo, dichas correlaciones no implican necesariamente la existencia de relaciones causales directas. Por ello, los resultados deben interpretarse como asociaciones que requieren un análisis complementario para establecer posibles mecanismos explicativos.

Por último, el análisis espacial se ha realizado a partir de información agregada, lo que puede ocultar variaciones locales relevantes. En este sentido, la incorporación de variables adicionales, como factores climáticos, topográficos o de uso del suelo, permitiría mejorar la resolución y precisión del análisis en futuras investigaciones.

A pesar de estas limitaciones, los resultados obtenidos ofrecen una visión global consistente sobre la evolución de los incendios forestales en España, constituyendo una base sólida para estudios posteriores más detallados.

5 CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

En este apartado se presentan las conclusiones del estudio, evaluando el grado de cumplimiento de los objetivos planteados inicialmente. Asimismo, se sintetizan los principales resultados obtenidos y se plantean posibles líneas futuras de investigación orientadas a mejorar y ampliar el alcance del trabajo.

5.1 Conclusiones de los objetivos iniciales

5.1.1 Análisis de tendencias temporales

El análisis de tendencias ha permitido caracterizar la evolución del fenómeno a lo largo del periodo 1968–2025, identificando comportamientos no lineales en variables clave. Los resultados evidencian una transición progresiva desde un modelo dominado por la frecuencia de incendios hacia una dinámica en la que adquieren mayor relevancia factores asociados a la severidad, como la intensidad y la duración de los episodios. Este cambio refleja una transformación estructural en el comportamiento del fenómeno, con implicaciones directas en su análisis y gestión.

5.1.2 Análisis de correlaciones entre variables

El estudio correlacional ha permitido identificar relaciones estructurales significativas entre variables clave, destacando la fuerte vinculación entre los grandes incendios forestales y la superficie total afectada. Este resultado muestra que el impacto global del fenómeno no depende únicamente del número de siniestros, sino fundamentalmente de la ocurrencia de eventos de gran magnitud, los cuales concentran una proporción significativa del daño total.

5.1.3 Integración mediante modelo multicriterio (MCDA)

La aplicación del modelo multicriterio ha permitido integrar múltiples variables en un único indicador sintético, facilitando la identificación de periodos de mayor severidad y proporcionando una visión global del fenómeno. Este enfoque ha demostrado ser una herramienta eficaz para sintetizar información compleja, mejorar la interpretación de los resultados y apoyar el análisis comparativo entre diferentes etapas temporales.

5.1.4 Análisis espacial del fenómeno

El análisis espacial ha evidenciado la existencia de patrones territoriales relativamente estables, identificando zonas con mayor recurrencia e intensidad de incendios. Estos resultados reflejan la influencia combinada de factores geográficos, climáticos y antrópicos en la distribución del riesgo, justificando la necesidad de adoptar enfoques de gestión diferenciados en función de las características específicas de cada región.

5.2 Conclusión

El análisis conjunto realizado permite afirmar que los incendios forestales en España han experimentado una transformación estructural significativa a lo largo del periodo 1968–2025. En particular, se constata una transición desde un modelo caracterizado principalmente por la frecuencia de siniestros hacia otro en el que los eventos de gran magnitud y alta severidad adquieren un papel dominante en el impacto global.

Este cambio implica que la evaluación del riesgo no puede fundamentarse exclusivamente en el número de incendios, sino que requiere incorporar variables que reflejen la severidad del fenómeno, como la superficie afectada, la duración de los episodios y la incidencia de grandes incendios forestales. En este contexto, los resultados obtenidos evidencian que una parte significativa del daño total se concentra en un número reducido de eventos de alta intensidad.

Asimismo, se confirma que los incendios forestales responden a una dinámica compleja y multifactorial, en la que interactúan variables de carácter meteorológico, territorial y antrópico. Esta interdependencia refuerza la necesidad de abordar su estudio mediante enfoques integrados, capaces de capturar la complejidad del fenómeno y mejorar su comprensión.

Desde una perspectiva aplicada, los resultados sugieren que las estrategias de gestión y prevención deben evolucionar hacia un enfoque orientado a la mitigación del impacto de los incendios más severos, más que exclusivamente a la reducción del número total de siniestros. En este sentido, adquieren especial relevancia medidas como la mejora de los sistemas de detección temprana, la gestión activa del combustible forestal y la optimización en la asignación de recursos de extinción.

Los resultados obtenidos refuerzan la necesidad de evolucionar desde enfoques reactivos hacia modelos predictivos y preventivos, capaces de anticipar el comportamiento del fuego y minimizar su impacto. Así, el presente trabajo sienta una base metodológica sólida para el desarrollo de herramientas avanzadas de apoyo a la decisión en la gestión de incendios forestales.

5.3 Líneas futuras

En base a las conclusiones del apartado anterior, se proponen a continuación las líneas futuras para ampliar y continuar los avances realizados en este trabajo

5.3.1 Corto plazo: mejora del análisis estadístico

Incorporar nuevas variables explicativas, como indicadores climáticos más detallados o variables socioeconómicas, con el objetivo de mejorar la capacidad explicativa de los modelos empleados.

5.3.2 Medio plazo: modelización predictiva

Se propone el desarrollo de modelos predictivos basados en técnicas de aprendizaje automático, que permitan anticipar la ocurrencia de incendios y estimar su potencial severidad en función de diferentes escenarios.

5.3.3 Largo plazo: integración de datos espaciales avanzados

A largo plazo, resultaría de interés integrar herramientas SIG y datos de mayor resolución espacial para analizar con mayor precisión la distribución territorial del riesgo y su evolución en el tiempo.

6 BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. d. M. y. M. R. y. Marino, «Manual de orientación,» *Campaña escolar de sensibilización para la prevención de incendios forestales*, p. 54, 2010.
- [2] O. Bombero, «ISO 3941:2026 Actualiza la clasificación de los tipos de fuego,» 2026.
- [3] F. Pérez de Azpeitia, «El fuego: Química y espectáculo,» de *Historia de la Química*, 2006.
- [4] D. González Peña, «Diferencias entre incendios rurales y urbanos,» de *Curiosidades, incendios forestales, intervención de los bomberos*, Guadalajara, 2024.
- [5] MITECO, «Orientaciones estratégicas para la gestión de incendios forestales en España,» de *Conferencia Sectorial de Medio Ambiente*, 2022.
- [6] P. Civil, «43 Grupo de las Fuerzas Aéreas,» *Cuadernos de Protección Civil*, pp. 28-32, 1984.
- [7] Infodefensa, *Los 14 aviones apagafuegos del Grupo 43 del Ejército del Aire*, 23 Abril 2025.
- [8] MITECO, «Gobierno de España – MITECO,» MITECO, [En línea]. Available: https://www.miteco.gob.es/es/biodiversidad/temas/incendios-forestales/extincion/medios_aereos.html. [Último acceso: 2025 Diciembre 30].
- [9] V. Masit, «Los seis aviones y helicópteros clave en la lucha contra los incendios forestales,» Libertad Digital, 11 Agosto 2025. [En línea]. [Último acceso: 31 Enero 2025].
- [10] L. Longares Aladrén, «Biogeografía,» de *Biogeografía y suelos en Europa*, 2018.
- [11] «Incendios forestales en España: Un reto ambiental y social,» [En línea]. Available: <https://basotec.com/incendios-forestales-en-espana/>.
- [12] M. González y Santiago, «Incendios forestales en España: Entre la acción humana y el fuego de sexta generación, una amenaza para la seguridad humana,» Burgos, 2025.
- [13] P. Carrasco Pena, *Guía básica para la evaluación de riesgos como herramienta para la gestión de catástrofes*, Ferrol: Círculo Rojo, 2024.
- [14] V. Martínez-Martínez, «Incendios Impredecibles,» de *La naturaleza DE-I-STEM (NOSTEM) para la información ciudadana*, Burgos, 2025.
- [15] MITECO, «Marco eficaz de gestión del riesgo de catástrofes en España,» Madrid, 2021.
- [16] F. Castillo Mendoza, «Estadística en fenómenos naturales y procesos sociales,» México, 2012.
- [17] D. Peña Sánchez de Rivera, «Estadística: modelos y métodos,» de *Alianza Editorial*, 2010.
- [18] A. Pankratz, «Análisis de series temporales,» de *McGraw-Hill España*, 1998.
- [19] M. A. Martínez González, «Estadística básica aplicada,» de *Díaz de Santos*, 2012.
- [20] J. Castillo, «Análisis de tendencias y patrones en series temporales,» de *Universidad Autónoma de Nuevo León*.

- [21] G. y. B. R. L. Casella, «Statistical Inference,» de *Duxbury Press.*, 2002.
- [22] G. M. Jenkins, «Análisis de series temporales: predicción y control,» Barcelona, 2008.
- [23] D. D. Wackerly, «Estadística matemática con aplicaciones,» México, 2010.
- [24] E. A. Peck, «Introducción al análisis de regresión lineal,» México, 2012.
- [25] M. De León, «Series Temporales,» Madrid, 2020.
- [26] U. Europea, «Análisis de tendencias: cómo anticiparse el mercado con datos reales,» de *Empresa y Tecnología*, Madrid, 2025.
- [27] D. S. Wilks, «Métodos estadísticos en las ciencias atmosféricas,» Madrid, 2011.
- [28] I. Roy García, «Correlación: no toda correlación implica casualidad,» *Metodología de la investigación*, vol. 166, nº 3, pp. 354-360, 2019.
- [29] D. C. Montgomery, «Introducción al análisis de regresión lineal,» 2012.
- [30] E. Cabrera, «El coeficiente de correlación de los rangos de Spearman,» *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, vol. 8, nº 2, 2009.
- [31] N. Ibañez Sirvent, «Gráficos de control no paramétricos para la correlación basados en el estadístico de Kendall: diseño e implementación,» de *Trabajo de Fin de Master*, Valencia, 2022.
- [32] incefor, «Clases de fuego: Tipos, clasificación y normativa,» 24 Noviembre 2025. [En línea]. Available: https://incefor.com/clases-de-fuego/?utm_source=chatgpt.com. [Último acceso: 1 Febrero 2026].
- [33] E. Chuvieco, «Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el espacio,» de *Ariel Ciencia*, Barcelona, 2010.
- [34] D. Peña, «Análisis de datos multivariantes,» Madrid, 2022.
- [35] G. Fernández Barberis, «La Ayuda a la Decisión Multicriterio: orígenes, evolución y situación actual,» de *VI Congreso de AHEPE*, Madrid, 2011.
- [36] G. A. Mendoza, «Multi-criteria decision analysis in natural resource management,» de *Forest Ecology and Management*, 2006.
- [37] D. Pérez Troncoso, «MCDA: Una herramienta para la toma de decisiones informadas.,» de *Coste-Efectividad de productos médicos de terapias avanzadas*, Granada, 2020.
- [38] J. M. Moreno Jiménez, «El proceso analítico jerárquico (AHP),» Zaragoza, 2001.
- [39] T. L. Saaty, «Decision making with the analytic hierarchy process.,» *International Journal of Services Sciences*, vol. 1, nº 1, pp. 83-98, 2008.
- [40] T. Services, «Sistema de información geográfica.,» 6 Noviembre 2024. [En línea]. Available: <https://trbl-services.eu/sistema-de-informacion-geografica-que-es-y-para-que-sirve/>. [Último acceso: 8 Enero 2026].
- [41] P. Sastre Olmos, «Sistemas de información Geográfica,» de *Técnicas básicas para estudios de biodiversidad*, 2008.
- [42] E. Bermejo, «¿Qué es la tecnología ARCGIS?,» de *GEO innova*, 2014.
- [43] M. Maps, «"Glosario de QGIS", Mergin Maps Knowledge Base,» 2023. [En línea]. Available: <https://es.merginmaps.com/glossary/qgis>. [Último acceso: 9 Enero 2026].
- [44] A. Morales, «25 diferencias entre QGIS ArcGIS Pro,» de *Mapping GIS*, 2021.
- [45] B. Ghosh, «Utilidad de drones en los incendios forestales,» de *Flytbase*, 2024.
- [46] J. M. Moreno Rodriguez, «Los incendios forestales en España,» de *Memorial final del proyecto*, Córdoba, 2014.
- [47] MITECO, «EGIF,» [En línea]. Available: <https://www.miteco.gob.es/es/biodiversidad/temas/incendios-forestales/estadisticas-datos.html>. [Último acceso: 26 ENERO 2026].

- [48] R. Romero Fresneda, «Comportamiento de las precipitaciones en España y periodos de sequía,» Madrid, 2020.

ANEXO I: IMPLICACIONES SOCIALES, Y/O ECONÓMICAS, Y/O AMBIENTALES

Los incendios forestales constituyen uno de los principales riesgos ambientales en España, debido a su capacidad para alterar de forma significativa los ecosistemas y generar impactos relevantes sobre el territorio.

A partir del análisis realizado en este trabajo, se observa que este fenómeno no solo implica la pérdida inmediata de superficie forestal, sino que también tiene consecuencias sociales, económicas y ambientales que afectan de manera directa al desarrollo y gestión del territorio.

Desde el punto de vista ambiental, los incendios forestales provocan la degradación de los ecosistemas y la pérdida de biodiversidad. La destrucción de la cubierta vegetal puede favorecer procesos de erosión del suelo, reducir la fertilidad y alterar el funcionamiento natural de los sistemas forestales.

Además, los incendios generan emisiones de gases de efecto invernadero que contribuyen al cambio climático, mientras que las condiciones climáticas extremas, como las altas temperaturas o los periodos de sequía, pueden favorecer su aparición y propagación.

En el ámbito social y económico, los incendios forestales suponen un riesgo para la población y las infraestructuras situadas en zonas próximas a áreas forestales. Estos eventos pueden provocar evacuaciones, daños en edificaciones o interrupciones en servicios básicos, generando una importante movilización de recursos de emergencia.

Asimismo, los incendios implican costes económicos asociados a las labores de extinción, restauración ambiental y recuperación de los territorios afectados, además de las pérdidas derivadas de la destrucción de recursos forestales y actividades vinculadas al medio rural.

ANEXO II: REFLEXIONES ÉTICAS Y SOCIALES

Los incendios forestales constituyen un riesgo ambiental y social que no puede abordarse únicamente desde la perspectiva operativa de los servicios de emergencia. Aunque estos desempeñan un papel fundamental en la extinción y control de los siniestros, la prevención y reducción de su impacto requiere también la implicación activa de la sociedad en su conjunto.

Tal como se ha evidenciado a lo largo del análisis realizado en este trabajo, una parte significativa de los incendios tiene origen humano, ya sea de forma intencionada o derivada de negligencias. Este hecho pone de manifiesto la importancia de la concienciación social y de la adopción de comportamientos responsables en el uso y gestión del territorio, especialmente durante los periodos de mayor riesgo.

Los episodios registrados en los últimos años, especialmente durante las campañas estivales, han contribuido a visibilizar la magnitud del problema y sus consecuencias tanto ambientales como sociales. La creciente atención pública hacia estos fenómenos refleja una mayor sensibilidad colectiva ante la degradación del medio natural y los riesgos asociados a los grandes incendios forestales.

En este contexto, el objetivo último de este Trabajo Fin de Grado ha sido contribuir al conocimiento del comportamiento de los incendios forestales en España mediante el análisis estadístico y espacial de su evolución. Comprender los patrones que caracterizan este fenómeno puede servir de base para mejorar la planificación, optimizar la distribución de recursos y reforzar las estrategias de prevención.

En definitiva, los incendios forestales representan un desafío complejo en el que confluyen factores ambientales, territoriales y humanos. Su mitigación requiere no solo avances en el conocimiento científico y en la gestión forestal, sino también una mayor responsabilidad colectiva orientada a la protección y conservación de los ecosistemas.

ANEXO III: BASE DE DATOS EMPLEADA

1. Resumen anual:

AÑO	INCENDIOS TOTALES	% INCENDIOS > 5 ha	% INCENDIOS < 5 ha	SUPERFICIE TOTAL ha	Nº GIF	% GIF SOBRE INCENDIOS TOTALES	SUPERFICIE GIF TOTAL	% SUPERFICIE GIF TOTAL
1968	2.109	39,10	60,9	56.628	92	4,36	18.601	32,85
1969	1.494	41,70	58,3	53.719	21	1,41	19.371,50	36,06
1970	3.203	39,06	60,94	87.324	31	1	32.466,30	37,18
1971	1.714	38,45	61,55	34.945	8	0,47	7.138	20,43
1972	2.148	42,3	57,7	57.283	17	0,79	15.299	26,70
1973	3.765	42,5	57,5	95.257	20	0,53	24972,9	26,22
1974	3.980	47,3	52,7	140.211	45	1,13	46773	33,36
1975	4.242	46,0	54,0	187.314	58	1,37	92613	49,44
1976	4.596	46,4	53,6	162330	55	1,20	59807	36,84
1977	4.732	74,2	25,82	67541	16	0,34	24105,9	35,69
1978	8.472	55,5	44,5	440835	156	1,84	191141,8	43,36
1979	7.167	47,9	52,1	271718	84	1,172	111008,5	40,85
1980	7.193	47,9	52,1	265954	77	1,070	106660	40,10
1981	10.882	45,7	54,3	298436	79	0,726	95775	32,09
1982	6.643	40,2	59,8	151.644	41	0,617	48711,7	32,12
1983	4.880	33,7	66,3	117.599	32	0,656	50187,3	42,68
1984	7.649	41	59	164.546	54	0,706	57180,7	34,75
1985	12.284	50,1	49,9	486.328	162	1,319	201703	41,47
1986	7.574	39,5	60,5	277.513	104	1,373	148725,6	53,59
1987	8.679	35,9	64,1	145.793	35	0,403	36563,4	25,08
1988	9.595	32	68	129.989	31	0,323	29746,1	22,88
1989	20.384	42	58	410.181	92	0,451	90987	22,18
1990	12.474	29	71	204.043	56	0,449	66183	32,44
1991	13.011	24	76	244.706	73	0,561	126178	51,56
1992	15.895	16	84	104.592	18	0,11	30918	29,56
1993	14.241	10	90	89.267	26	0,18	44036	49,33
1994	19.263	15,21	84,79	437.635	92	0,48	335358	76,63
1995	25.827	13,14	86,86	143.484	26	0,10	31699	22,09
1996	16.772	11	89	59.825	10	0,06	6962	11,64
1997	22.319	13,69	86,31	98.503	7	0,03	5389	5,47
1998	22.338	12,3	87,7	132.813	25	0,11	41761	31,44
1999	18.237	11,33	88,67	82.216	16	0,09	17398	21,16
2000	24.117	14,4	85,6	187.026	48	0,20	62034	33,17
2001	19.547	11,33	88,67	93.298	16	0,08	20325	21,79
2002	19.929	13,59	86,41	107.472	18	0,09	16992	15,81
2003	18.617	11,34	88,66	148.173	42	0,23	73625	49,69
2004	21.394	11,25	88,75	133.171	21	0,10	56739	42,61
2005	25.492	11,92	88,08	186.672	49	0,19	84592	45,32
2006	16.334	12,47	87,53	155.363	59	0,36	72117	46,42
2007	10.932	9,52	90,48	86.113	16	0,15	52232	60,66
2008	11.656	12,53	87,47	50.321	6	0,05	5500	10,93
2009	15.642	12,63	87,37	119.892	35	0,22	56265	46,93
2010	11.722	11,63	88,37	54.770	12	0,10	12538	22,89
2011	16.414	13,12	86,88	102.162	24	0,15	26034	25,48
2012	15.978	12,92	87,08	216.893	41	0,26	135580	62,51
2013	10.797	10,91	89,09	61.690	17	0,16	19690	31,92
2014	9.806	13,26	86,74	48.717	7	0,07	9805	20,13
2015	11.810	15,06	84,94	109.782	16	0,14	39790	36,24
2016	8.749	7,93	92,07	69.243	22	0,25	33.323	48,12
2017	13.691	13	87	166.902	56	0,41	98072	58,76
2018	6.874	-	-	26.994	3	0,04	4923	18,24
2019	10.826	-	-	73.796	15	0,14	30790	41,72
2020	8.064	-	-	57.464	19	0,24	27525	47,90
2021	8.780	-	-	87.879	19	0,22	44844	51,03
2022	10.507	-	-	267.946	57	0,54	216442	80,78
2023	7.748	-	-	89.068	19	0,25	52826	59,31
2024	6.134	-	-	47.711	16	0,26	1635	3,43
2025	-	-	-	354.793	-	-	-	-

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

2. Superficie:

AÑO	SUPERFICIE TOTAL ha	SUPERFICIE ARBOLODA ha	SUPERFICIE NO ARBOLODA ha	% ARBOLODA	% NO ARBOLODA	SUPERFICIE MEDIA POR INCENDIO ha
1968	56.628	20.546	36.081	36,30	63,70	26,80
1969	53.719	19.296	34.423	35,90	64,10	35,90
1970	87.324	34.330	52.994	39,30	60,70	27,30
1971	34.945	13.194	21.751	37,80	62,20	20,40
1972	57.283	18.048	39.235	31,50	68,50	26,70
1973	95.257	40.559	54.698	42,60	57,40	25,30
1974	140.211	58.789	81.422	41,90	58,10	35,20
1975	187.314	111.091	76.223	59,30	40,70	44,20
1976	162.330	79.853	82.477	49,19	50,81	17,40
1977	67.541	26.454	41.086	39,17	60,83	12,30
1978	440.835	159.264	275.603	36,13	62,52	19,10
1979	271.718	119.579	152.139	44,01	55,99	16,70
1980	265.954	92.503	173.451	34,78	65,22	12,80
1981	298.436	141.667	156.769	47,47	52,53	13,00
1982	151.644	63.879	87.765	42,12	57,88	9,90
1983	117.599	57.832	59.767	49,18	50,82	24,00
1984	164.546	53.653	110.893	32,61	67,39	21,51
1985	486.328	178.106	308.221	36,62	63,38	39,59
1986	277.513	120.989	156.524	43,60	56,40	36,64
1987	145.793	48.893	96.900	33,54	66,46	16,80
1988	129.989	36.265	93.724	27,90	72,10	13,55
1989	410.181	173.765	236.416	42,36	57,64	20,12
1990	204.043	73.305	130.738	35,93	64,07	16,36
1991	244.706	109.880	134.826	44,90	55,10	18,81
1992	104.592	39.961	64.631	38,21	61,79	6,58
1993	89.267	33.388	55.879	37,40	62,60	6,27
1994	437.635	250.433	187.202	57,22	42,78	22,72
1995	143.484	42.389	101.095	29,54	70,46	5,56
1996	59.825	10.538	49.287	17,61	82,39	3,57
1997	98.503	21.326	77.177	21,65	78,35	4,41
1998	132.813	42.659	90.154	32,12	67,88	5,95
1999	82.216	24.034	58.183	29,23	70,77	4,51
2000	187.026	45.358	141.668	24,25	75,75	7,75
2001	93.298	73.935	93.298	79,25	100,00	4,77
2002	107.472	25.197	82.275	23,45	76,55	5,39
2003	148.173	53.674	94.499	36,22	63,78	7,96
2004	133.171	51.711	81.460	38,83	61,17	6,22
2005	186.672	69.350	119.332	37,15	63,93	7,32
2006	155.363	71.083	84.280	45,75	54,25	9,51
2007	86.113	29.932	56.710	34,76	65,86	7,88
2008	50.321	8.443	41.878	16,78	83,22	4,32
2009	119.892	40.393	79.498	33,69	66,31	7,66
2010	54.770	10.185	44.585	18,60	81,40	4,67
2011	102.162	18.847	102.161	18,45	100,00	6,22
2012	216.893	81.832	135.061	37,73	62,27	13,57
2013	61.690	17.704	43.986	28,70	71,30	5,71
2014	48.717	8.283	40.434	17,00	83,00	4,97
2015	109.782	32.877	76.905	29,95	70,05	9,30
2016	69.243	23.173	65.816	33,47	95,05	7,91
2017	166.902	67.141	99.761	40,23	59,77	12,19
2018	26.994	8.852	18.142	32,79	67,21	3,93
2019	73.796	26.838	46.958	36,37	63,63	6,82
2020	57.464	17.474	39.990	30,41	69,59	7,13
2021	87.879	24.503	63.376	27,88	72,12	10,01
2022	267.946	115.175	152.771	42,98	57,02	25,50
2023	89.068	37.427	51.640	42,02	57,98	11,50
2024	47.711	12.405	35.305	26,00	74,00	7,78
2025	354.793	103.105	251.688	29,06	70,94	-

3. Duración:

AÑO	% DURACION > 5 HORAS	% DURACION < 5 HORAS
1968	30	25,50
1969	42	58,30
1970	43	57,32
1971	37	63,19
1972	38	62,10
1973	37	63,37
1974	42	57,74
1975	43	57,12
1976	45	55,27
1977	71	28,68
1978	53	46,51
1979	46	53,52
1980	40	59,99
1981	41	58,53
1982	49	50,88
1983	-	-
1984	38	62,30
1985	43	56,57
1986	35	65,13
1987	32	67,83
1988	31	68,71
1989	40	60,01
1990	35	65,30
1991	32	68,20
1992	10	90,50
1993	8	91,90
1994	9	91,00
1995	12	87,80
1996	9	90,80
1997	8	92,10
1998	13	86,90
1999	10	89,66
2000	14	86,23
2001	11	89,49
2002	11	88,67
2003	16	84,43
2004	7	92,65
2005	12	87,70
2006	15	85,43
2007	11	89,38
2008	11	89,10
2009	4	95,64
2010	14	86,40
2011	16	84,36
2012	17	83,21
2013	16	83,80
2014	15	84,65
2015	20	80,22
2016	15	85,34
2017	19	80,86
2018	13	86,51
2019	18	81,76
2020	18	82,49
2021	18	82,14
2022	-	-
2023	-	-
2024	-	-
2025	-	-

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

4. Distribución espacial:

AÑO	MES MAX SINIESTROS	MES MAX SUPERFICIE	% SINIESTROS EN FESTIVOS	SINIESTROS VERANO	% SINIESTROS VERANO	SUPERFICIE VERANO ha	% SUPERFICIE VERANO
1968	AGOSTO	AGOSTO	22,60	1.288	61,10	45632	80,00
1969	AGOSTO	AGOSTO	23,00	1.084	72,56	48196,7	89,72
1970	AGOSTO	AGOSTO	21,60	1.852	57,82	53374,1	61,12
1971	AGOSTO	AGOSTO	16,60	702	40,96	17034,6	48,75
1972	AGOSTO	AGOSTO	20,80	1.693	78,82	53044,6	92,60
1973	AGOSTO	SEPTIEMBRE	22,20	2.231	59,26	65663,6	68,93
1974	AGOSTO	AGOSTO	23,90	2.894	72,71	120206	85,73
1975	AGOSTO	AGOSTO	21,10	3.135	73,90	120993	64,59
1976	AGOSTO	AGOSTO	21,70	3.107	67,60	133138	82,02
1977	SEPTIEMBRE	AGOSTO	22,20	1.291	27,28	44324	65,63
1978	SEPTIEMBRE	AGOSTO	37,00	6.257	73,86	262510	59,55
1979	AGOSTO	AGOSTO	22,45	5.701	79,55	218069	80,26
1980	SEPTIEMBRE	AGOSTO	19,64	5.252	73,02	213408	80,24
1981	AGOSTO	AGOSTO	20,54	8.085	74,30	216027	72,39
1982	SEPTIEMBRE	AGOSTO	18,02	4.193	63,12	93523	61,67
1983	SEPTIEMBRE	JULIO	20,06	2.795	57,27	76646	65,18
1984	AGOSTO	AGOSTO	20,89	5.424	70,91	135056	82,08
1985	SEPTIEMBRE	SEPTIEMBRE	18,20	8.819	71,79	401812	82,62
1986	AGOSTO	JULIO	19,01	-	-	-	-
1987	AGOSTO	AGOSTO	18,22	-	-	-	-
1988	SEPTIEMBRE	SEPTIEMBRE	15,08	-	-	-	-
1989	SEPTIEMBRE	AGOSTO	16,74	-	-	238620	58,17
1990	AGOSTO	AGOSTO	18,65	-	-	167951	82,31
1991	AGOSTO	AGOSTO	17,72	-	-	194131	79,33
1992	FEBRERO	AGOSTO	19,82	-	-	51006	48,77
1993	AGOSTO	AGOSTO	16,95	-	-	73894	82,78
1994	AGOSTO	JULIO	18,58	-	-	391837	89,54
1995	AGOSTO	ABRIL	21,31	-	-	69496	48,43
1996	SEPTIEMBRE	JULIO	20,65	-	-	35799	59,84
1997	MARZO	MARZO	19,53	7.300	32,71	8553	8,68
1998	AGOSTO	AGOSTO	17,98	13.823	61,88	90832	68,39
1999	AGOSTO	AGOSTO	20,16	10.200	55,93	44811	54,50
2000	AGOSTO	SEPTIEMBRE	19,21	14.385	59,65	141062	75,42
2001	SEPTIEMBRE	AGOSTO	20,44	12.147	62,14	68636	73,57
2002	AGOSTO	AGOSTO	22,39	11.585	58,13	52488	48,84
2003	AGOSTO	AGOSTO	18,92	11.440	61,45	136566	92,17
2004	JULIO	JULIO	18,70	11.557	54,02	105332	79,10
2005	MARZO	AGOSTO	19,27	12.122	47,55	134285	71,94
2006	AGOSTO	AGOSTO	17,93	10.566	64,69	129640	83,44
2007	AGOSTO	JULIO	19,71	4.866	44,51	67041	77,85
2008	FEBRERO	FEBRERO	19,79	4.392	37,68	15411	30,63
2009	MARZO	JULIO	16,55	6.665	42,61	79276	66,12
2010	AGOSTO	AGOSTO	17,12	6.432	54,87	32184	58,76
2011	OCTUBRE	OCTUBRE	17,45	6.976	42,50	24845	24,32
2012	MARZO	JUNIO	16,45	6.004	37,58	146739	67,66
2013	AGOSTO	AGOSTO	16,54	7.163	66,34	46664	75,64
2014	MARZO	MARZO	18,04	4.127	42,09	18307	37,58
2015	JULIO	JULIO	17,35	5.904	49,99	61375	55,91
2016	AGOSTO	AGOSTO	-	5.600	64,01	59721	86,25
2017	ABRIL	OCTUBRE	-	5.243	38,30	65350	39,15
2018	AGOSTO	AGOSTO	-	2.627	38,22	12787	47,37
2019	MARZO	MARZO	-	4.310	39,81	44952	60,91
2020	JULIO	AGOSTO	-	4.442	55,08	50154	87,28
2021	AGOSTO	AGOSTO	-	3.595	40,95	58596	66,68
2022	-	-	-	-	-	-	-
2023	-	-	-	-	-	-	-
2024	-	-	-	-	-	-	-
2025	-	-	-	-	-	-	-

5. Meteorología:

AÑO	TEMPERATURA MEDIA VERANO	PRECIPITACIONE S PRIMAVERA	PRECIPITACIONES VERANO	PRECIPITACIO NES OTOÑO	PRECIPITACIONES INVIERNO	PRECIPITACIONES MEDIAS ANUALES (mm)	PRECIPITACION ES NOROESTE	PRECIPITACIONES INTERIOR	PRECIPOITACIO NES SUR	PRECIPITACIONES MEDITERRÁNEO	PRECIPITACIONE S CANARIAS
1968	21,53	184	71	161	223	639	6.984	1.527	591	2.358	403
1969	20,78	280	83	261	257	881	8.086	2.319	937	3.524	337
1970	22,03	115	86	104	272	577	6.366	1.377	627	1.979	369
1971	20,88	318	120	127	190	751	8.020	1.817	632	3.478	343
1972	19,78	170	88	267	276	803	7.817	2.300	734	3.585	413
1973	21,53	149	102	127	178	556	6.838	1.322	472	2.375	191
1974	21,00	195	111	136	154	595	7.537	1.322	393	2.706	221
1975	21,15	238	87	129	182	636	7.623	1.602	515	2.924	207
1976	21,45	167	123	227	214	730	6.929	2.096	764	2.826	286
1977	19,65	156	142	167	322	786	7.863	2.072	635	3.197	328
1978	21,20	210	67	78	351	706	8.395	1.944	603	2.044	219
1979	21,68	188	69	233	325	815	9.438	2.140	726	2.540	439
1980	21,83	198	65	156	137	554	7.343	1.201	457	2.423	340
1981	21,98	188	66	82	227	562	6.847	1.406	408	2.022	216
1982	22,08	123	81	242	180	625	6.955	1.454	520	2.936	279
1983	22,25	152	113	162	138	564	6.889	1.312	483	1.748	223
1984	21,18	241	66	254	135	697	8.491	1.764	552	2.300	327
1985	22,63	175	47	110	258	586	6.265	1.502	552	2.143	251
1986	21,95	136	43	202	204	583	6.661	1.375	512	2.612	235
1987	22,68	114	96	244	281	735	6.950	2.005	727	2.856	390
1988	21,48	201	134	149	162	647	6.965	1.716	496	2.642	367
1989	22,75	200	67	252	252	771	5.770	2.259	880	3.319	497
1990	23,18	145	66	212	114	538	6.217	1.223	439	2.622	278
1991	23,10	178	47	199	150	573	6.863	1.292	496	2.760	382
1992	21,35	152	150	182	126	608	7.831	1.303	464	2.723	193
1993	21,48	192	77	244	84	595	7.136	1.473	434	2.356	307
1994	22,58	128	33	198	176	534	6.517	1.155	369	2.205	144
1995	22,08	86	77	154	268	586	6.660	1.401	471	1.934	211
1996	21,63	174	74	197	425	870	8.021	2.299	1.069	3.221	426
1997	21,73	133	144	272	266	813	7.299	2.248	834	2.833	227
1998	22,70	200	52	129	143	521	6.570	1.345	399	1.974	189
1999	22,65	161	67	248	129	606	7.191	1.431	450	2.131	290
2000	22,45	228	51	232	182	692	7.284	1.716	599	2.321	197
2001	22,60	202	52	178	213	645	6.384	1.683	639	2.305	242
2002	21,88	198	84	238	176	693	7.278	1.739	585	2.923	362
2003	25,50	153	61	289	236	739	7.388	1.860	687	3.055	219
2004	23,20	215	63	154	156	589	6.730	1.568	495	2.676	319
2005	23,15	111	42	198	103	451	6.441	909	301	2.000	395
2006	23,38	143	74	274	155	645	6.420	1.725	601	2.362	323
2007	22,08	220	74	131	137	562	6.483	1.410	468	2.660	254
2008	22,10	271	66	210	161	707	8.334	1.658	619	3.114	235
2009	23,35	128	58	157	309	651	7.064	1.402	687	2.753	307
2010	22,95	182	101	199	359	841	7.663	2.265	1.040	2.868	427
2011	22,88	195	62	168	136	560	5.737	1.447	525	2.514	247
2012	23,18	156	44	268	84	551	6.348	1.263	537	2.266	239
2013	22,00	278	73	158	235	744	9.334	1.711	607	2.690	245
2014	22,50	134	72	261	229	696	7.959	1.710	572	2.439	330
2015	23,35	123	87	169	137	515	6.768	1.034	372	2.364	250
2016	23,65	233	35	185	231	682	7.508	1.754	592	2.584	250
2017	23,65	132	77	82	177	468	6.324	999	369	2.063	149
2018	23,48	318	88	230	170	806	8.311	1.996	729	3.528	299
2019	27,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2020	26,93	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2021	27,15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2022	28,08	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2023	27,63	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2024	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

6. Distribución espacial:

AÑO	Nº SINIESTROS NOROESTE	% SINIESTROS NOROESTE	Nº SINIESTROS INTERIOR	% SINIESTROS INTERIOR	Nº SINIESTROS S SUR	% SINIESTROS SUR	Nº SINIESTROS MEDITERRÁNEO	% SINIESTROS MEDITERRANEO
1968	824	39,07	788	37,36	165	7,82	319	15,13
1969	868	58,10	228	15,26	136	9,10	242	16,20
1970	1.951	60,91	387	12,08	220	6,87	610	19,04
1971	975	56,88	203	11,84	120	7,00	398	23,22
1972	1.505	70,07	215	10,01	143	6,66	66	3,07
1973	2.144	56,95	382	10,15	272	7,22	761	20,21
1974	2.511	63,09	466	11,71	306	7,69	696	17,49
1975	2.601	61,32	391	9,22	330	7,78	647	15,25
1976	3.009	65,47	722	15,71	266	5,79	711	15,47
1977	2.748	58,07	451	9,53	266	5,62	1.242	26,25
1978	5.917	69,84	642	7,58	288	3,40	1.423	16,80
1979	4.880	68,09	512	7,14	382	5,33	1.368	19,09
1980	3.322	46,18	868	12,07	837	11,64	1.281	17,81
1981	7.281	66,91	1212	11,14	778	7,15	1.528	14,04
1982	4.192	63,10	421	6,34	868	13,07	1.257	18,92
1983	2.114	43,32	686	14,06	636	13,03	1.373	28,14
1984	4.627	60,49	865	11,31	662	8,65	998	13,05
1985	8.434	68,66	1298	10,57	1.007	8,20	1.404	11,43
1986	4.544	59,99	966	12,75	853	11,26	1.139	15,04
1987	5.688	65,54	1239	14,28	781	9,00	912	10,51
1988	6.300	65,66	1371	14,29	816	8,50	869	9,06
1989	15.432	75,71	1667	8,18	1.387	6,80	965	4,73
1990	8.085	64,81	1547	12,40	1.710	13,71	1.101	8,83
1991	5.742	44,13	1865	14,33	1.987	15,27	1.467	11,28
1992	11.359	71,46	1527	9,61	1.559	9,81	1.267	7,97
1993	8.684	60,98	1609	11,30	1.588	11,15	1.863	13,08
1994	12.568	65,24	2243	11,64	1.671	8,67	2.114	10,97
1995	20.256	78,43	2647	10,25	1.389	5,38	1.336	5,17
1996	13.231	78,89	1766	10,53	739	4,41	1.020	6,08
1997	18.731	83,92	1541	6,90	750	3,36	1.242	5,56
1998	17.354	77,69	1975	8,84	1.137	5,09	1.793	8,03
1999	13.340	73,15	2206	12,10	892	4,89	1.738	9,53
2000	18.650	77,33	2712	11,25	935	3,88	1.733	7,19
2001	13.425	68,68	2748	14,06	961	4,92	1.555	7,96
2002	14.774	74,13	2813	14,12	1.181	5,93	1.105	5,54
2003	13.064	70,17	3249	17,45	1.076	5,78	1.396	7,50
2004	15.075	70,46	3787	17,70	1.055	4,93	1.337	6,25
2005	18.173	71,29	3729	14,63	1.547	6,07	1.591	6,24
2006	11.683	71,53	2332	14,28	881	5,39	1.315	8,05
2007	6.707	61,35	1987	18,18	800	7,32	1.442	13,19
2008	7.610	65,29	2159	18,52	776	6,66	977	8,38
2009	10.462	66,88	2625	16,78	1.016	6,50	1.415	9,05
2010	8.479	72,33	1537	13,11	553	4,72	1.042	8,89
2011	11.885	72,41	2386	14,54	751	4,58	1.293	7,88
2012	10.349	64,77	3153	19,73	852	5,33	1.489	9,32
2013	6.744	62,46	2027	18,77	785	7,27	1.139	10,55
2014	5.631	57,42	2130	21,72	785	8,01	1.199	12,23
2015	7.374	62,44	2498	21,15	817	6,92	1.031	8,73
2016	3.815	43,60	2979	34,05	757	8,65	1.869	21,36
2017	8.859	64,71	2670	19,50	968	7,07	1.212	8,85
2018	2.943	42,81	2530	36,81	-	-	1.537	22,36
2019	6.395	59,07	2500	23,09	912	8,42	1.010	9,33
2020	4.714	58,46	1802	22,35	769	9,54	712	8,83
2021	4.919	56,03	1998	22,76	819	9,33	1.000	11,39
2022	6.330	60,25	2264	21,55	763	7,26	1.103	10,50
2023	4.243	54,76	1497	19,32	665	8,58	1.276	16,47
2024	2.884	47,02	1445	23,56	631	10,29	1.121	18,28
2025	-	-	-	-	-	-	-	-

AÑO	Nº SINIESTROS CANARIAS	% SINIESTROS CANARIAS	% SUPERFICIE NOROESTE	% SUPERFICIE INTERIOR	% SUPERFICIE SUR	% SUPERFICIE MEDITERRANEO	% SUPERFICIE CANARIAS
1968	-	-	-	-	-	-	-
1969	-	-	-	-	-	-	-
1970	-	-	-	-	-	-	-
1971	-	-	-	-	-	-	-
1972	-	-	-	-	-	-	-
1973	-	-	-	-	-	-	-
1974	-	-	-	-	-	-	-
1975	-	-	-	-	-	-	-
1976	25	0,54	62,70	8,00	6,00	21,00	0,40
1977	25	-	-	-	-	-	-
1978	56	0,66	59,83	6,74	6,27	25,62	1,53
1979	25	0,35	48,20	10,21	4,08	37,30	0,21
1980	36	0,50	37,39	23,06	18,02	20,72	0,81
1981	83	0,76	58,05	13,15	9,31	18,07	1,42
1982	12	0,18	55,35	11,41	11,78	21,40	0,05
1983	99	2,03	24,36	13,70	10,87	45,08	6,18
1984	72	0,94	44,89	21,22	13,38	19,69	0,81
1985	51	0,42	54,94	22,71	10,50	10,26	0,31
1986	72	0,95	32,60	24,98	13,57	28,78	0,06
1987	59	0,68	69,29	16,72	7,88	6,04	0,04
1988	57	0,59	66,39	11,04	16,27	3,82	0,81
1989	50	-	-	-	-	-	-
1990	31	0,25	62,26	11,63	10,45	15,44	0,34
1991	79	0,61	24,03	26,42	28,23	20,52	0,08
1992	65	0,41	44,19	8,37	12,01	34,58	0,66
1993	56	0,39	30,53	9,87	19,43	39,60	0,21
1994	94	0,49	19,96	19,23	9,10	50,15	1,08
1995	56	0,22	75,63	4,58	9,74	6,83	2,74
1996	13	0,08	84,21	9,81	2,10	3,14	0,25
1997	55	0,25	90,90	3,80	2,23	2,05	0,59
1998	80	0,36	69,51	6,08	3,95	17,53	2,93
1999	61	0,33	74,04	4,82	8,06	12,03	0,67
2000	83	0,34	73,59	12,57	2,89	8,57	2,33
2001	69	0,35	57,53	25,47	7,88	8,76	0,30
2002	56	0,28	67,68	19,10	9,90	3,21	0,11
2003	75	0,40	42,80	39,78	7,99	8,94	0,29
2004	137	0,64	41,22	18,69	38,50	1,71	0,25
2005	145	0,57	61,87	23,68	8,24	5,03	1,15
2006	123	0,75	81,22	9,64	3,52	4,58	1,04
2007	139	1,27	27,40	12,04	7,28	11,75	41,52
2008	133	1,14	77,56	14,21	5,75	1,94	0,26
2009	122	0,78	51,58	28,58	11,31	5,51	3,01
2010	111	0,95	75,48	7,48	2,72	13,94	0,36
2011	99	0,60	82,98	7,75	2,99	6,22	0,06
2012	135	0,84	42,39	11,93	5,92	34,05	5,72
2013	102	0,94	66,50	19,67	4,67	8,80	0,36
2014	60	0,61	54,06	21,32	16,71	7,76	0,08
2015	89	0,75	59,85	22,72	12,96	4,34	0,08
2016	84	0,96	50,48	20,97	4,85	20,37	6,02
2017	84	0,61	81,04	6,46	9,35	1,99	1,16
2018	42	0,61	45,78	23,97	0,00	28,67	1,48
2019	64	0,59	57,08	15,96	7,08	8,31	11,44
2020	71	0,88	57,38	13,22	25,09	2,28	2,03
2021	34	0,39	62,86	15,04	14,47	3,94	3,67
2022	45	0,43	61,58	17,27	5,95	13,74	1,03
2023	67	0,86	52,64	17,14	2,12	8,32	19,77
2024	53	0,86	45,56	39,11	10,42	4,84	0,06
2025	-	-	-	-	-	-	-

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

7. Causas:

AÑO	% CAUSAS HUMANAS	% INTENCIONAD	% ACCIDENTES/NEGLIGENCIA	% CAUSAS NATURALES	% DESCONOCID	% CAUSA CIERTA	GRUPO CAUSA PRINCIPAL	TIPO DE FUEGO > 5 ha
1968	0,5	0,08	0,34	0,06	0	0,58	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1969	55,4	16,73	37,42	3,15	36	63,79	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1970	49,6	12,21	33,75	3,50	47	53,11	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1971	52,6	13,07	36,11	5,08	42	57,64	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1972	43,2	15,18	24,72	3,21	54	46,42	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1973	58,5	20,16	35,51	3,88	38	62,36	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1974	61,8	27,06	31,28	2,46	36	64,25	NEGLIGENCIAS	MATORRAL O SUELO
1975	58,3	28,43	26,94	5,87	36	64,14	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1976	52,9	30,16	21,08	9,70	37	62,55	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1977	27,9	13,59	13,23	0,91	17	83,41	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1978	61,8	44,43	15,63	1,59	35	65,12	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1979	56,7	41,70	13,60	2,50	41	59,20	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1980	56,9	37,40	17,31	2,63	41	59,49	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1981	55,1	39,70	13,50	3,10	42	58,20	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1982	49,9	33,67	14,42	3,70	42	58,15	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1983	54,7	30,00	22,50	5,40	40	60,10	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1984	52,3	37,17	13,19	2,46	39	60,61	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1985	54,0	40,00	12,00	3,00	43	57,00	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1986	48,3	30,50	15,40	3,30	48	51,60	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1987	52,0	38,00	12,00	4,00	44	56,00	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1988	55,0	40,00	14,00	2,00	43	57,00	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1989	53,4	42,53	10,03	2,35	38	62,15	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1990	44,2	30,60	12,27	6,72	47	52,73	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1991	52,6	38,10	12,98	6,20	35	64,71	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1992	69,8	53,31	15,17	4,97	25	74,79	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1993	74,1	56,43	15,84	4,37	21	78,62	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1994	72,2	54,73	15,42	4,28	23	76,57	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1995	77,6	66,00	10,38	3,72	18	82,37	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1996	78,6	65,62	11,08	4,00	16	83,69	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1997	80,0	70,00	8,98	2,98	17	82,99	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1998	81,1	61,80	14,20	2,92	14	86,24	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
1999	73,1	53,52	16,52	4,33	19	81,45	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2000	80,6	62,05	14,32	2,17	16	84,06	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2001	78,6	59,58	14,84	3,83	14	86,13	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2002	79,2	62,09	13,37	3,49	15	84,73	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2003	73,2	54,33	14,06	4,21	19	80,85	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2004	78,5	57,90	15,92	3,70	16	84,12	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2005	79,0	54,37	21,55	3,83	20	79,75	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2006	72,1	47,99	24,09	7,34	21	79,42	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2007	78,8	42,32	36,47	4,31	15	84,53	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2008	80,7	45,26	35,42	3,18	16	83,85	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2009	82,6	54,24	28,35	4,28	13	86,88	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2010	84,1	60,36	23,74	4,21	12	88,30	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2011	82,1	61,47	20,66	3,78	14	85,91	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2012	85,0	56,42	28,55	3,48	12	88,45	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2013	79,2	51,68	27,54	6,09	15	85,31	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2014	83,0	48,26	34,73	6,28	11	89,27	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2015	81,2	54,02	27,14	6,60	12	87,76	INTENCIONADOS	MATORRAL O SUELO
2016	84,3	54,61	27,57	5,52	10	89,56	INTENCIONADOS	-
2017	85,0	60,08	23,10	5,14	10	90,12	INTENCIONADOS	-
2018	80,7	54,43	25,08	9,30	10	90,02	INTENCIONADOS	-
2019	83,4	54,30	27,64	5,27	11	88,70	INTENCIONADOS	-
2020	82,7	53,15	27,90	6,09	11	88,80	INTENCIONADOS	-
2021	83,8	52,53	30,21	5,02	11	88,83	INTENCIONADOS	-
2022	-	-	-	-	-	-	-	-
2023	-	-	-	-	-	-	-	-
2024	-	-	-	-	-	-	-	-
2025	-	-	-	-	-	-	-	-

8. Propiedad monte:

AÑO	% SINIESTROS MONTE PRIVADO	% SINIESTROS MONTE PUBLICO	% SUPERFICIE MONTE PRIVADO	% SUPERFICIE MONTE PUBLICO
1968	56	43,90	54,50	45,50
1969	59	41,00	55,90	44,10
1970	58	41,95	55,10	44,90
1971	58	42,00	58,92	41,08
1972	58	41,80	59,60	40,40
1973	62	38,20	68,14	31,86
1974	58	41,80	59,30	40,70
1975	51	49,20	49,70	50,30
1976	47	52,70	49,30	50,70
1977	51	48,60	65,70	34,30
1978	52	47,60	53,70	46,30
1979	60	39,70	64,40	35,60
1980	63	37,30	69,80	30,20
1981	64	35,80	66,30	33,70
1982	63	36,60	70,00	30,00
1983	67	33,20	68,90	31,10
1984	66	33,60	71,90	28,10
1985	69	30,80	70,80	29,20
1986	73	27,30	73,90	26,10
1987	77	22,70	83,40	16,60
1988	78	22,30	78,90	21,10
1989	67	33,00	67,20	32,80
1990	73	27,47	55,41	44,59
1991	76	24,40	59,60	40,40
1992	79	21,09	54,10	45,90
1993	83	17,07	54,22	45,78
1994	92	7,72	70,00	30,00
1995	46	53,85	58,37	41,63
1996	87	13,00	74,70	25,30
1997	85	15,00	57,00	43,00
1998	81	18,70	65,80	34,20
1999	80	19,58	51,00	49,00
2000	82	18,47	53,60	46,40
2001	80	20,22	64,50	35,50
2002	80	20,25	64,38	35,62
2003	78	22,50	69,50	30,50
2004	80	19,85	67,30	32,70
2005	80	19,79	56,00	44,00
2006	79	21,14	71,49	28,51
2007	77	23,35	56,93	43,07
2008	74	26,00	56,04	43,96
2009	73	27,35	51,36	48,64
2010	74	25,96	59,33	40,67
2011	75	25,09	63,72	36,28
2012	72	28,33	45,30	54,70
2013	76	24,50	70,17	29,83
2014	68	32,40	55,10	44,90
2015	70	30,12	51,66	48,34
2016	51	49,08	41,51	58,49
2017	67	33,16	48,50	51,50
2018	65	35,40	45,27	54,73
2019	64	36,28	51,54	48,46
2020	65	35,43	54,79	45,21
2021	63	37,31	46,51	53,49
2022	-	-	-	-
2023	-	-	-	-
2024	-	-	-	-
2025	-	-	-	-

ANEXO IV: CÓDIGO EMPLEADO PARA TENDENCIAS

```
# IMPORTACIÓN DE LIBRERÍAS
# pandas → para manejar y analizar datos en tablas
# numpy → para cálculos matemáticos y estadísticos
# matplotlib → para generar gráficos

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# CONFIGURACIÓN

# Se define la ruta donde se encuentra el archivo Excel con los datos
ruta = "/Users/jaime/Desktop/Excel datos 1968-2025.xlsx"

# Se selecciona la hoja del Excel que se quiere analizar
hoja = "RESUMEN ANUAL"

# Se indica la variable que se desea estudiar
variable = "INCENDIOS TOTALES"

# CARGA DE DATOS

# Se carga la hoja del archivo Excel
# header=1 indica que los nombres de las columnas están en la segunda fila
df = pd.read_excel(ruta, sheet_name=hoja, header=1)

# LIMPIEZA DE NOMBRES DE COLUMNAS
# Se normalizan los nombres de las columnas para evitar problemas
# con acentos, caracteres especiales o espacios innecesarios

df.columns = (
    df.columns.astype(str)          # convertir nombres a texto
    .str.normalize("NFKD")         # separar caracteres especiales
    .str.encode("ascii", errors="ignore") # eliminar acentos
    .str.decode("utf-8")           # volver a texto normal
    .str.strip()                   # eliminar espacios al inicio o final
)

# Se imprimen los nombres reales de las columnas para comprobarlos
print("Columnas disponibles:")
print(df.columns.tolist())

# SELECCIÓN DE VARIABLES

# Se selecciona la primera columna como el eje temporal (AÑO)
x = pd.to_numeric(df.iloc[:,0], errors="coerce")

# Se selecciona la variable que se desea analizar
y = pd.to_numeric(df[variable], errors="coerce")

# ELIMINACIÓN DE VALORES VACÍOS
# Se eliminan filas donde falte información en alguna de las variables

mask = x.notna() & y.notna()
x = x[mask].to_numpy()
y = y[mask].to_numpy()

# MODELO POLINÓMICO
# Se ajusta un modelo polinómico de grado 3 para analizar
```

```
# posibles comportamientos no lineales en la evolución temporal

coef = np.polyfit(x, y, 3)    # cálculo de los coeficientes del polinomio
modelo = np.poly1d(coef)     # creación del modelo polinómico

# Se calculan los valores estimados por el modelo
y_modelo = modelo(x)

# CÁLCULO DEL COEFICIENTE R²
# El coeficiente de determinación permite evaluar
# la capacidad explicativa del modelo

R2 = 1 - np.sum((y - y_modelo)**2) / np.sum((y - np.mean(y))**2)

print("\nModelo polinómico:")
print(modelo)

print("\nR²:", round(R2,3))

# REPRESENTACIÓN GRÁFICA

# Se generan valores continuos del eje X para dibujar la curva de tendencia
x_line = np.linspace(min(x), max(x), 300)

plt.figure(figsize=(10,6))

# Representación de los datos reales
plt.scatter(x, y, color="black", label="Datos reales")

# Representación de la curva de tendencia polinómica
plt.plot(
    x_line,
    modelo(x_line),
    color="red",
    linewidth=2,
    label=f"Tendencia polinómica (R² = {R2:.3f})"
)

# Etiquetas de los ejes
plt.xlabel("AÑO")
plt.ylabel(variable)

# Título del gráfico
plt.title(hoja)

# Leyenda
plt.legend()

# Ajuste del diseño
plt.tight_layout()

# Mostrar gráfico
plt.show()
```

ANEXO V: CÓDIGO EMPLEADO PARA GRÁFICAS DE REGRESIÓN

```
# Importación de librerías necesarias
# pandas se utiliza para la manipulación de datos
# numpy para cálculos numéricos
# matplotlib para la representación gráfica
# sklearn para la construcción del modelo de regresión
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

# Definición de la ruta del archivo Excel
ruta = "/Users/jaime/Desktop/Excel datos 1968-2025.xlsx"

# Lectura del archivo Excel utilizando la segunda fila como encabezado
df = pd.read_excel(ruta, header=1)

# Limpieza de los nombres de las columnas
# Se eliminan espacios innecesarios y se homogeniza el formato
df.columns = df.columns.str.replace(r'\s+', ' ', regex=True)
df.columns = df.columns.str.strip()

# Mostrar las columnas reales del dataset
print("Columnas reales:")
print(df.columns)

# Búsqueda automática de la columna correspondiente al porcentaje de incendios > 5 ha
col_pct = None

for col in df.columns:
    if "5 ha" in col:
        col_pct = col

# Comprobación de que la columna ha sido encontrada
if col_pct is None:
    raise ValueError("No se encontró la columna de % incendios > 5 ha")

print(f"Columna detectada: {col_pct}")

# Renombrado de variables clave para facilitar su uso
df = df.rename(columns={
    'INCENDIOS TOTALES': 'INCENDIOS',
    col_pct: 'PCT_MAYORES_5'
})

# Selección de variables necesarias para el análisis
df = df[['INCENDIOS', 'PCT_MAYORES_5']]

# Conversión de las variables a formato numérico
# Los valores no convertibles se transforman en NaN
df['INCENDIOS'] = pd.to_numeric(df['INCENDIOS'], errors='coerce')
df['PCT_MAYORES_5'] = pd.to_numeric(df['PCT_MAYORES_5'], errors='coerce')

# Eliminación de filas con valores nulos
df = df.dropna()

# Definición de variables dependiente e independiente
```

```
X = df[['INCENDIOS']]
Y = df['PCT_MAYORES_5']

# Transformación polinómica de segundo grado (modelo cuadrático)
poly = PolynomialFeatures(degree=2)
X_poly = poly.fit_transform(X)

# Ajuste del modelo de regresión
modelo = LinearRegression()
modelo.fit(X_poly, Y)

# Cálculo del coeficiente de determinación R²
r2 = modelo.score(X_poly, Y)

print("\n--- REGRESIÓN CUADRÁTICA ---")
print(f"R² = {r2:.4f}")

# Representación gráfica de los resultados
plt.figure()

# Representación de los datos reales
scatter = plt.scatter(X, Y, c=df['INCENDIOS'], label="Datos")

# Generación de valores ordenados para representar la curva
X_sorted = np.sort(X.values, axis=0)
X_sorted_poly = poly.transform(X_sorted)

# Representación de la curva de regresión
plt.plot(X_sorted, modelo.predict(X_sorted_poly), label="Regresión cuadrática")

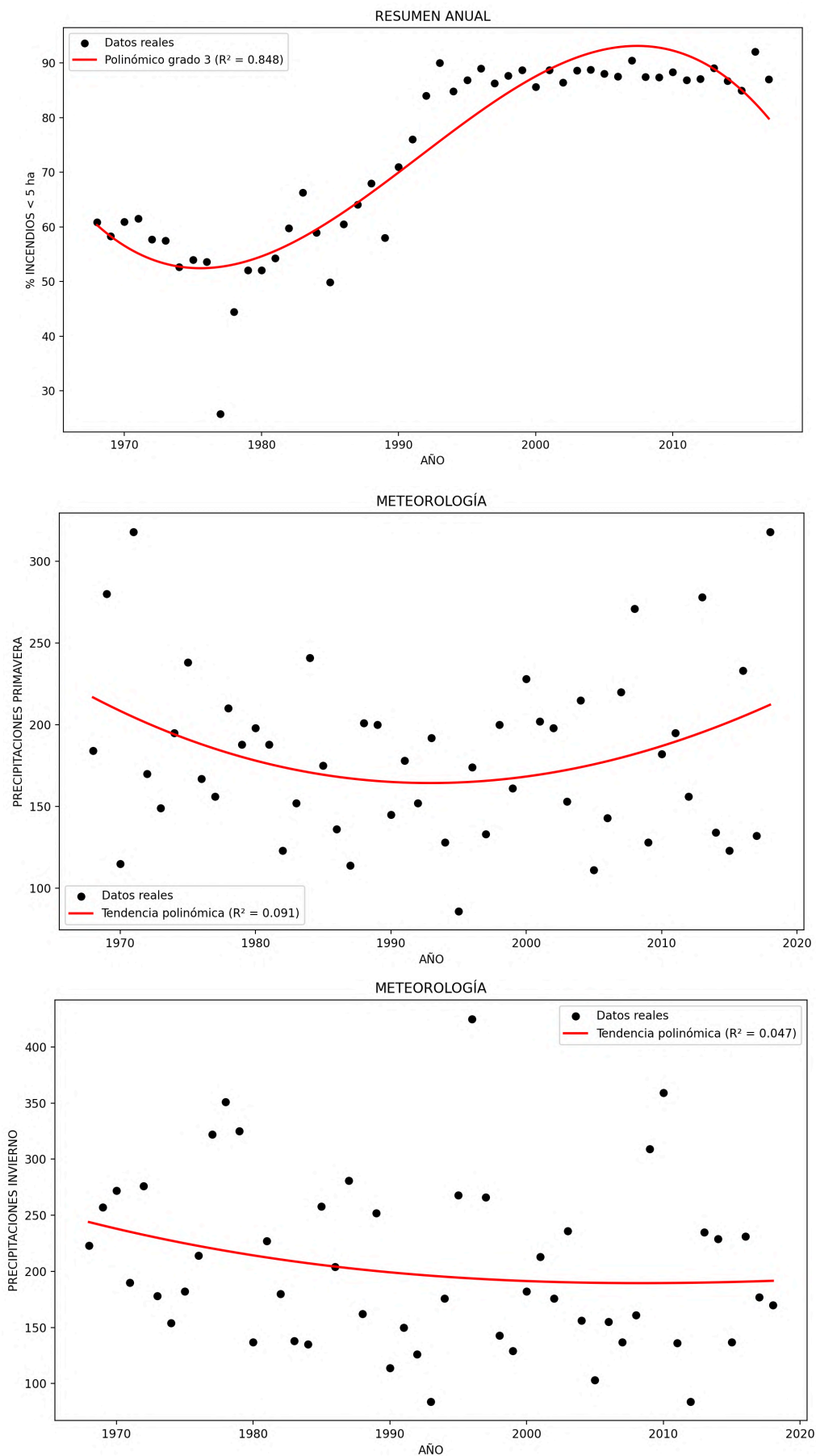
# Etiquetas del gráfico
plt.title("Relación entre número de incendios y proporción de incendios > 5 ha")
plt.xlabel("Número total de incendios")
plt.ylabel("% de incendios > 5 ha")

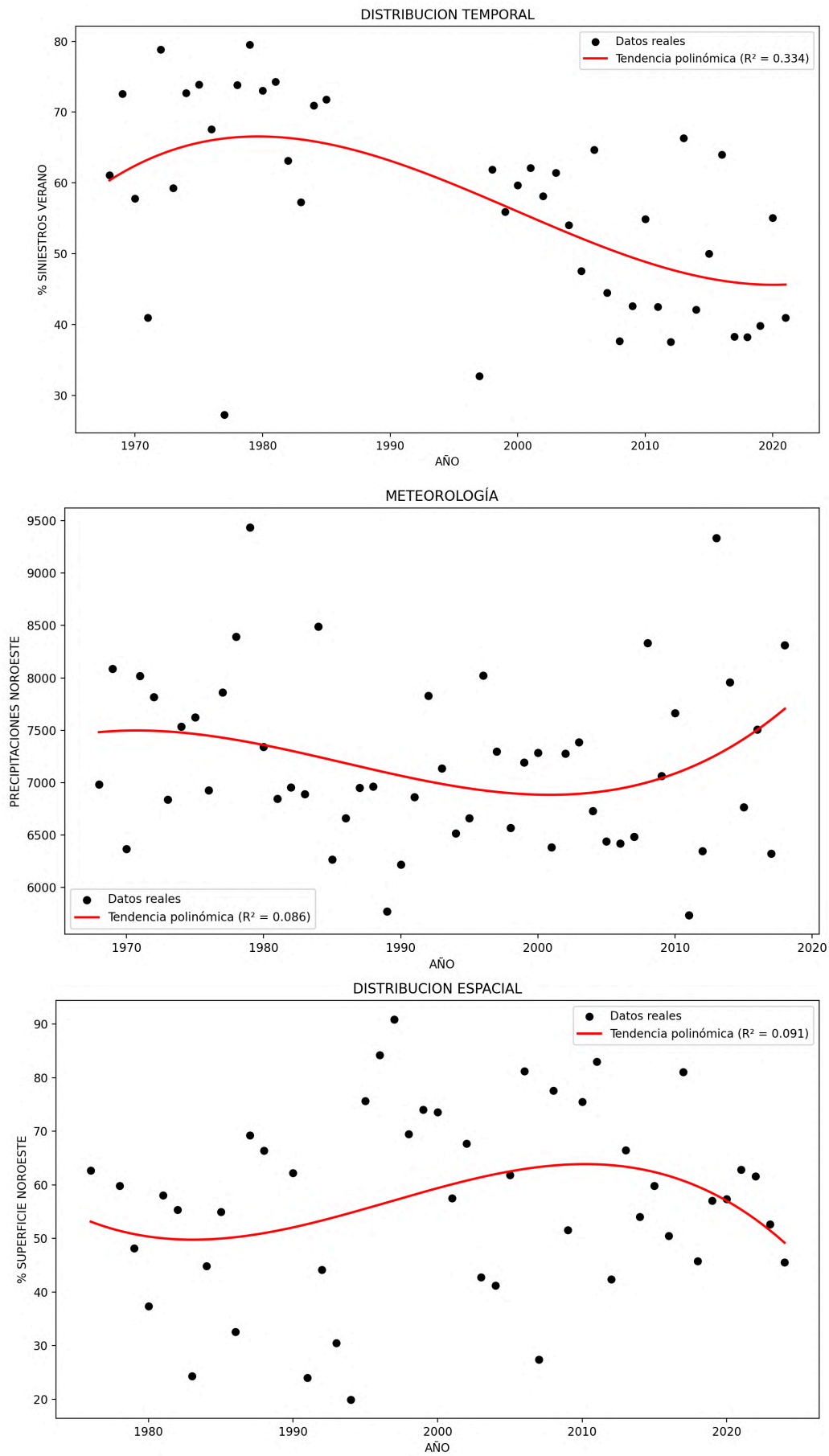
# Barra de color
plt.colorbar(scatter, label="Número de incendios")

# Leyenda y cuadrícula
plt.legend()
plt.grid()

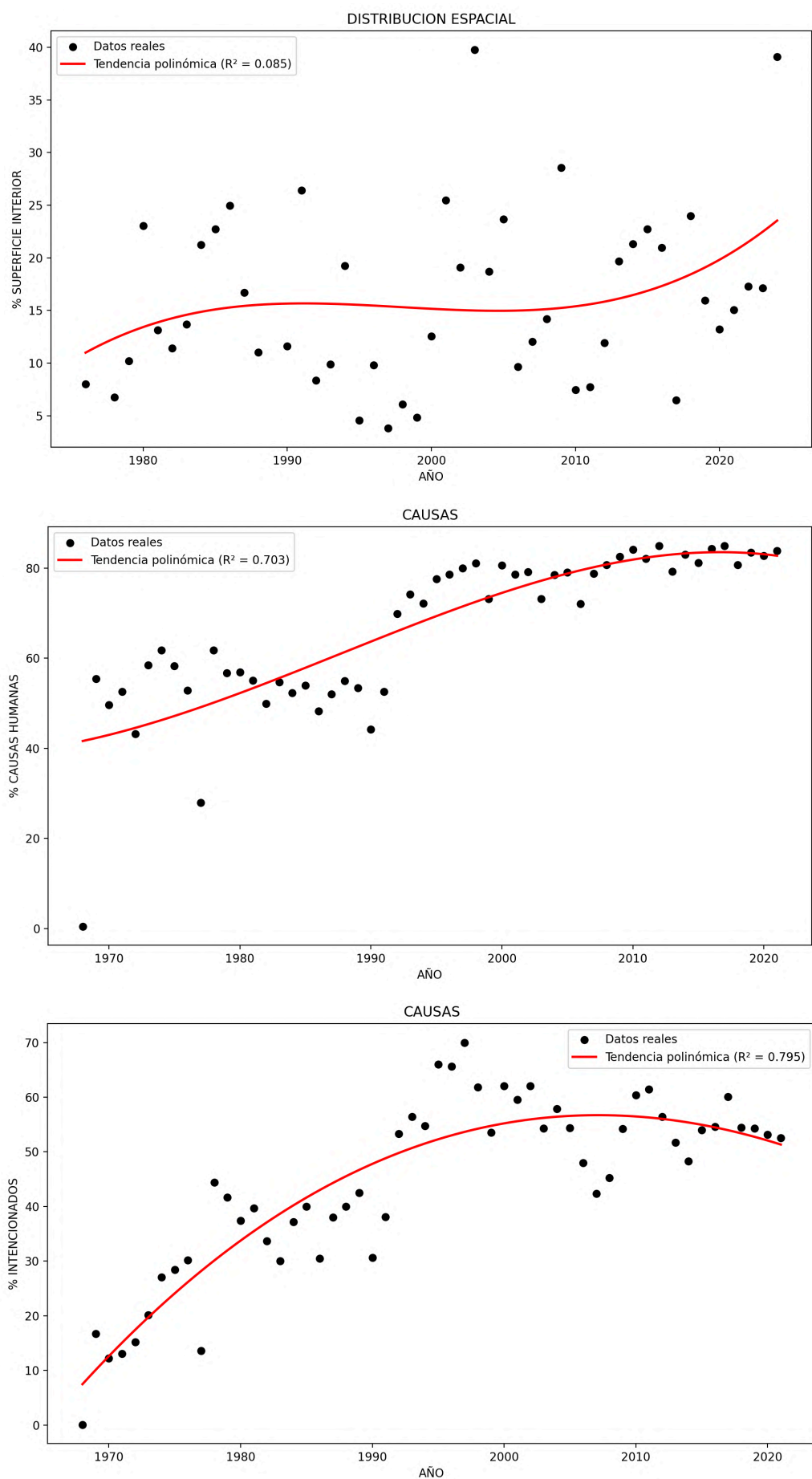
# Mostrar gráfico
plt.show()
```

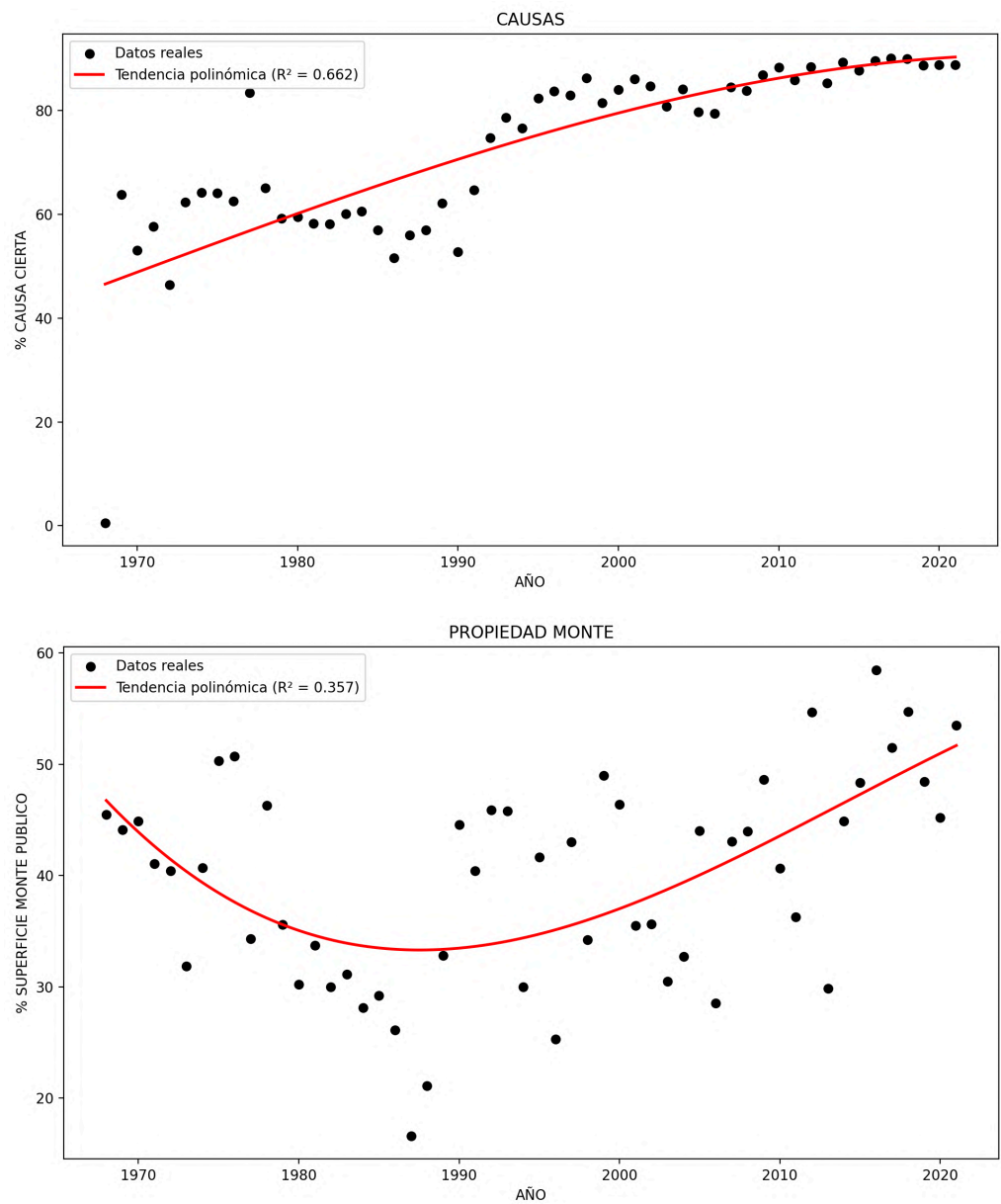
ANEXO VI: GRÁFICAS DEL ANÁLISIS DE TENDENCIAS





ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA





ANEXO VII: CÓDIGO EMPLEADO PARA CORRELACIONES

```
# Importación de librerías necesarias
# pandas se utiliza para la manipulación de datos
# numpy para cálculos numéricos
# matplotlib para la representación gráfica
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Definición de la ruta del archivo Excel y de la hoja que se va a analizar
ruta = "/Users/jaime/Desktop/Excel datos 1968-2025.xlsx"
hoja = "RESUMEN ANUAL"

# Lectura inicial del archivo sin definir encabezados
# Esto permite detectar posteriormente qué fila contiene los nombres reales de las variables
df0 = pd.read_excel(ruta, sheet_name=hoja, header=None)

# Búsqueda automática de la fila que contiene los encabezados
# Se revisan las primeras 30 filas buscando las palabras "AÑO" o "ANO"
fila_header = None

for i in range(min(30, len(df0))):

# Convertir la fila a texto y a mayúsculas para facilitar la búsqueda
fila_txt = df0.iloc[i].astype(str).str.upper()

# Comprobar si en la fila aparece "AÑO" o "ANO"
if fila_txt.str.contains("AÑO", na=False).any() or fila_txt.str.contains("ANO",
na=False).any():
    fila_header = i
    break

# Si no se encuentra la fila con los encabezados se genera un error
if fila_header is None:
    raise ValueError("No encuentro la fila de encabezados (AÑO/ANO) en las primeras 30
filas.")

# Mostrar en pantalla la fila detectada como encabezado
print("Fila de encabezados detectada:", fila_header)

# Lectura del archivo Excel utilizando la fila detectada como encabezado
df = pd.read_excel(ruta, sheet_name=hoja, header=fila_header)

# Limpieza de los nombres de las columnas
# Se eliminan acentos, caracteres especiales y espacios innecesarios
df.columns = (
    df.columns.astype(str)
        .str.normalize("NFKD") # separar caracteres especiales
        .str.encode("ascii", errors="ignore") # eliminar acentos
        .str.decode("utf-8") # volver a formato texto
        .str.replace(r"\s+", " ", regex=True) # eliminar espacios duplicados
        .str.strip() # eliminar espacios al inicio o final
    )

# Conversión de todas las columnas a valores numéricos
# Los valores no convertibles se transforman en NaN
df_num = df.apply(pd.to_numeric, errors="coerce")

# Eliminación de columnas completamente vacías
```

```
df_num = df_num.dropna(axis=1, how="all")

# Eliminación de columnas innecesarias generadas por Excel
# Estas suelen aparecer como "Unnamed"
basura = [c for c in df_num.columns if c.upper().startswith("UNNAMED")]

if basura:
    df_num = df_num.drop(columns=basura)

# Eliminación de la variable temporal (AÑO)
# No interesa incluirla en la matriz de correlaciones
if "ANO" in df_num.columns:
    df_num = df_num.drop(columns=["ANO"])

if "AÑO" in df_num.columns:
    df_num = df_num.drop(columns=["AÑO"])

# Mostrar las variables numéricas que finalmente se utilizarán en el análisis
print("\nVariables numéricas usadas:")
print(df_num.columns.tolist())

# Cálculo de la matriz de correlaciones utilizando el coeficiente de Pearson
matriz_corr = df_num.corr(method="pearson")

# Representación gráfica de la matriz de correlación mediante un mapa de calor
plt.figure(figsize=(14,12))

# Visualización de la matriz de correlación
plt.imshow(matriz_corr, vmin=-1, vmax=1)

# Barra de color que indica la intensidad de las correlaciones
cbar = plt.colorbar()

# Etiquetas del eje X (variables)
plt.xticks(
    range(len(matriz_corr.columns)),
    matriz_corr.columns,
    rotation=90,
    fontsize=13,
    fontweight="bold")

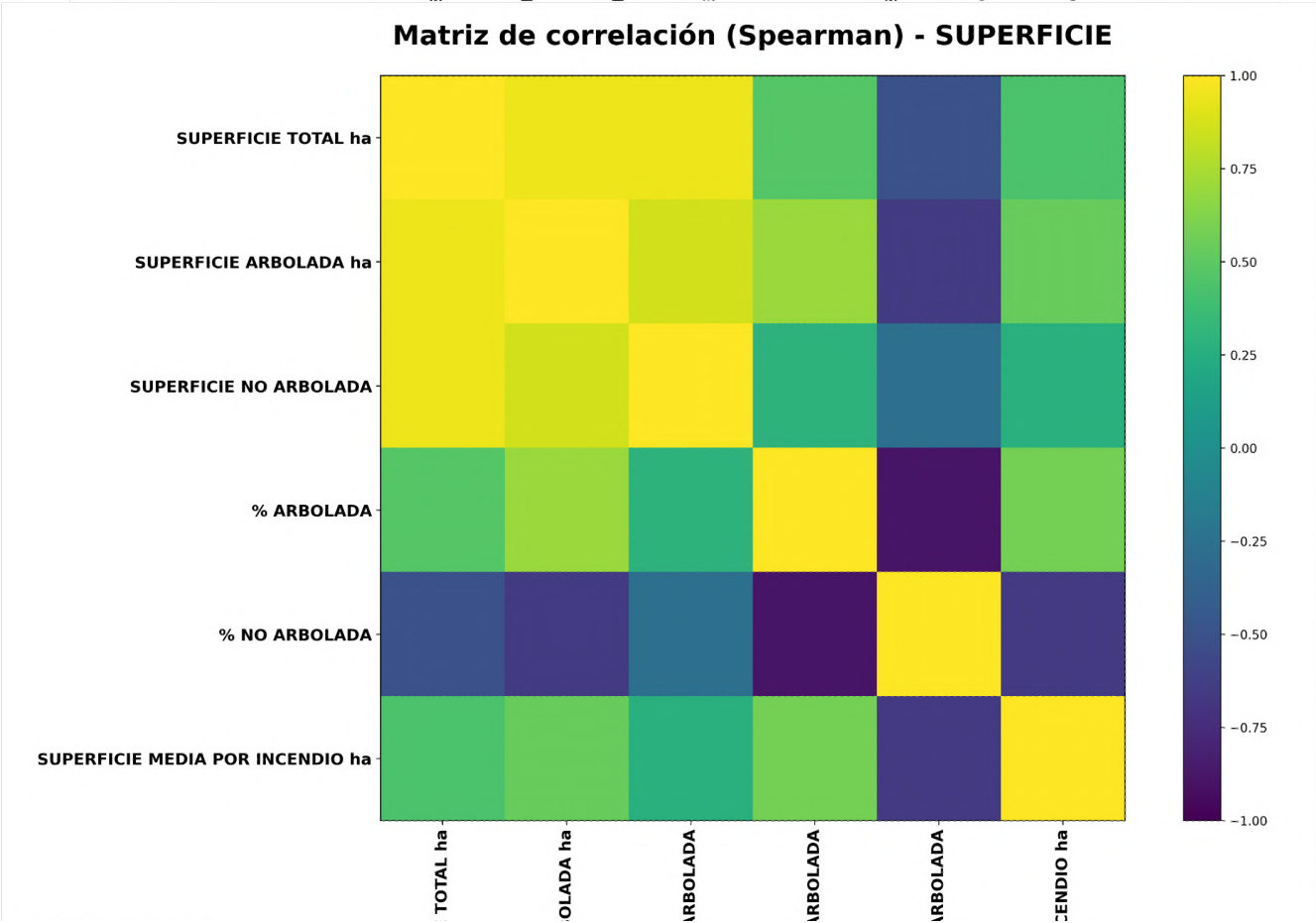
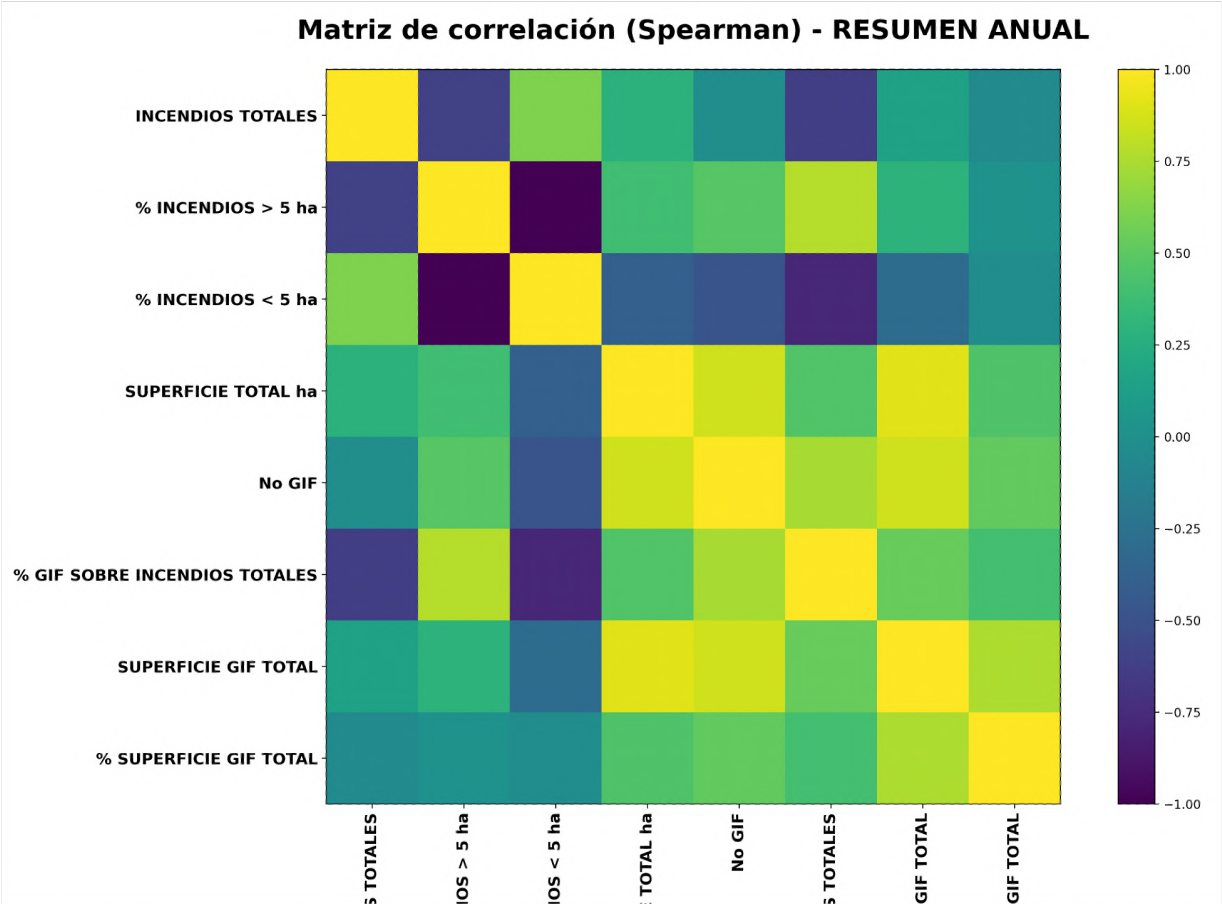
# Etiquetas del eje Y (variables)
plt.yticks(
    range(len(matriz_corr.columns)),
    matriz_corr.columns,
    fontsize=13,
    fontweight="bold")

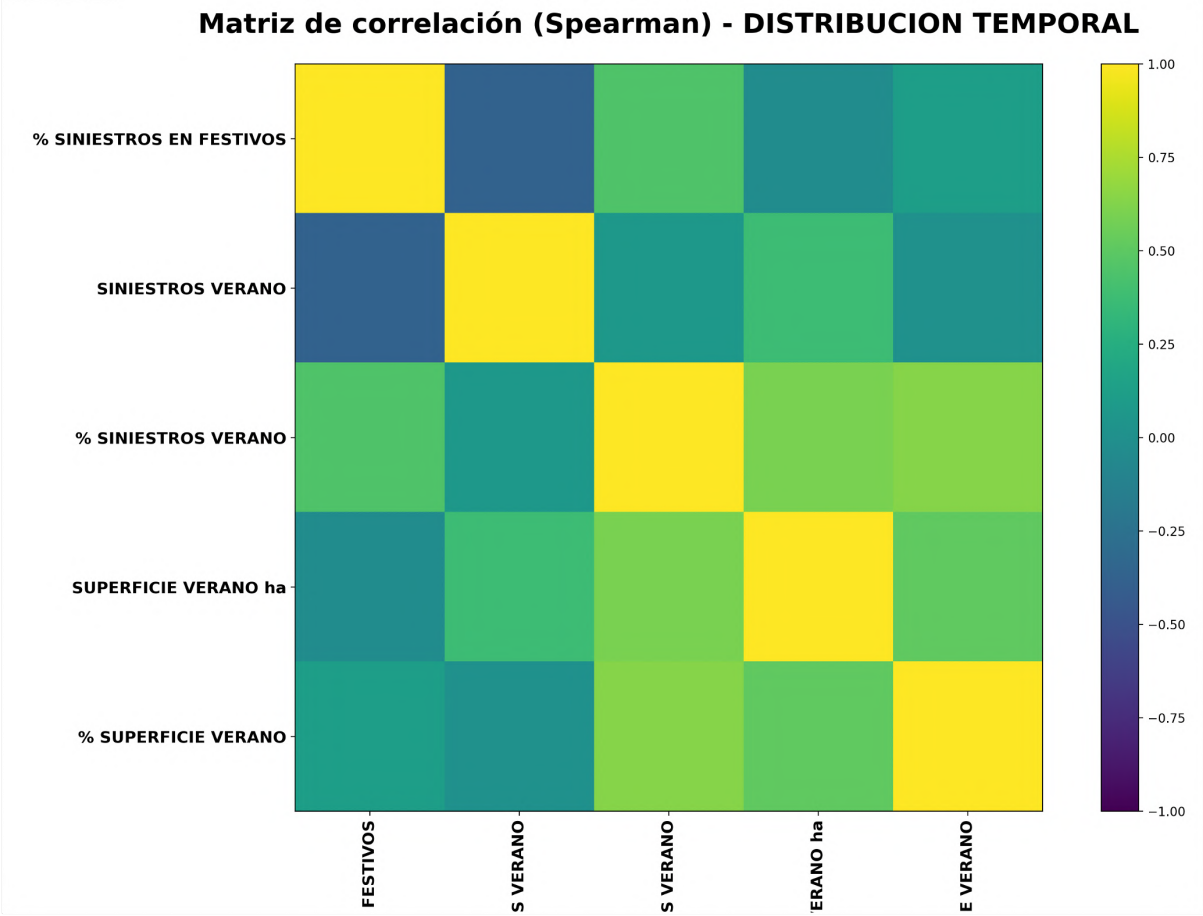
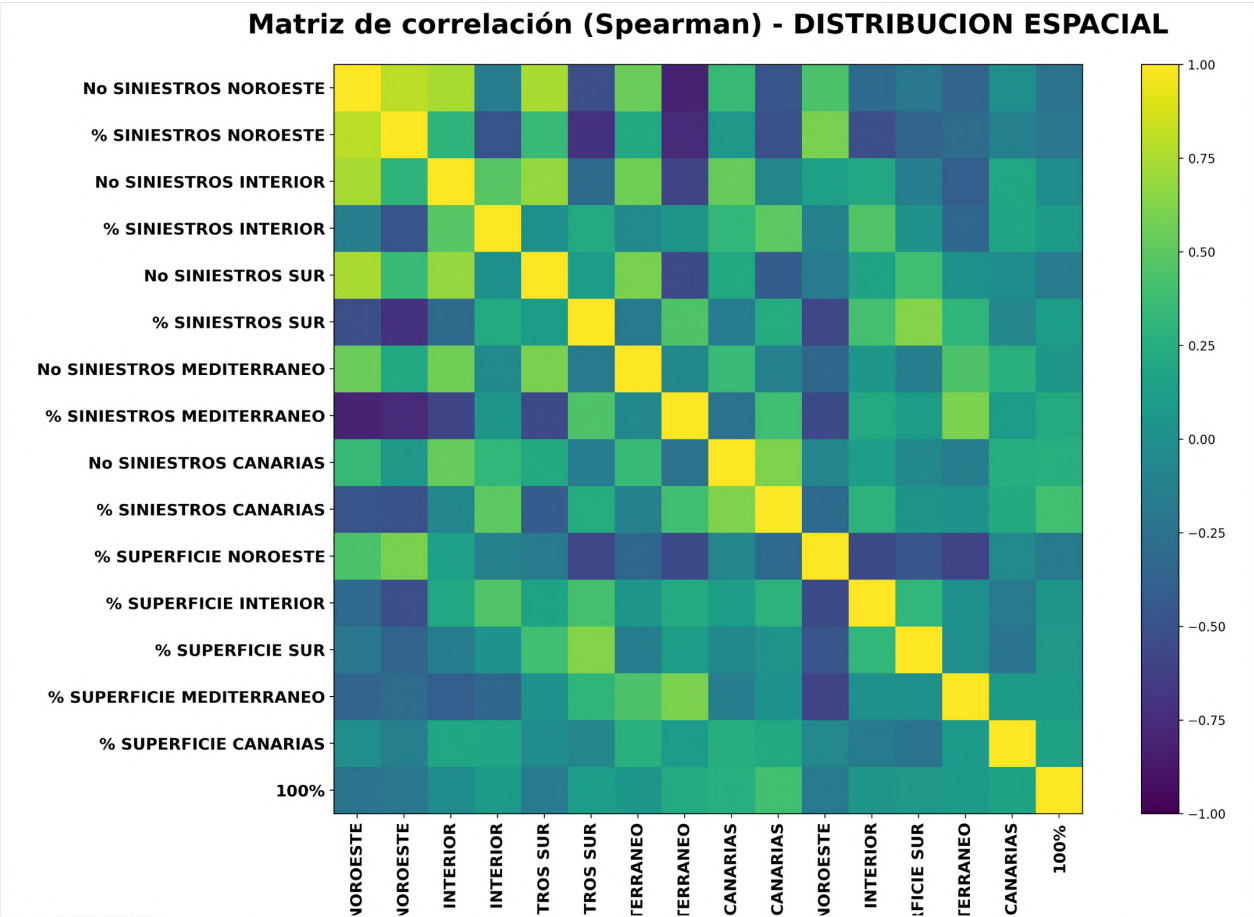
# Título del gráfico
plt.title(
    f"Matriz de correlación (Pearson) - {hoja}",
    fontsize=18,
    fontweight="bold")

# Ajuste manual de márgenes para evitar que se corten las etiquetas
plt.subplots_adjust(left=0.25, right=0.95, top=0.92, bottom=0.25)

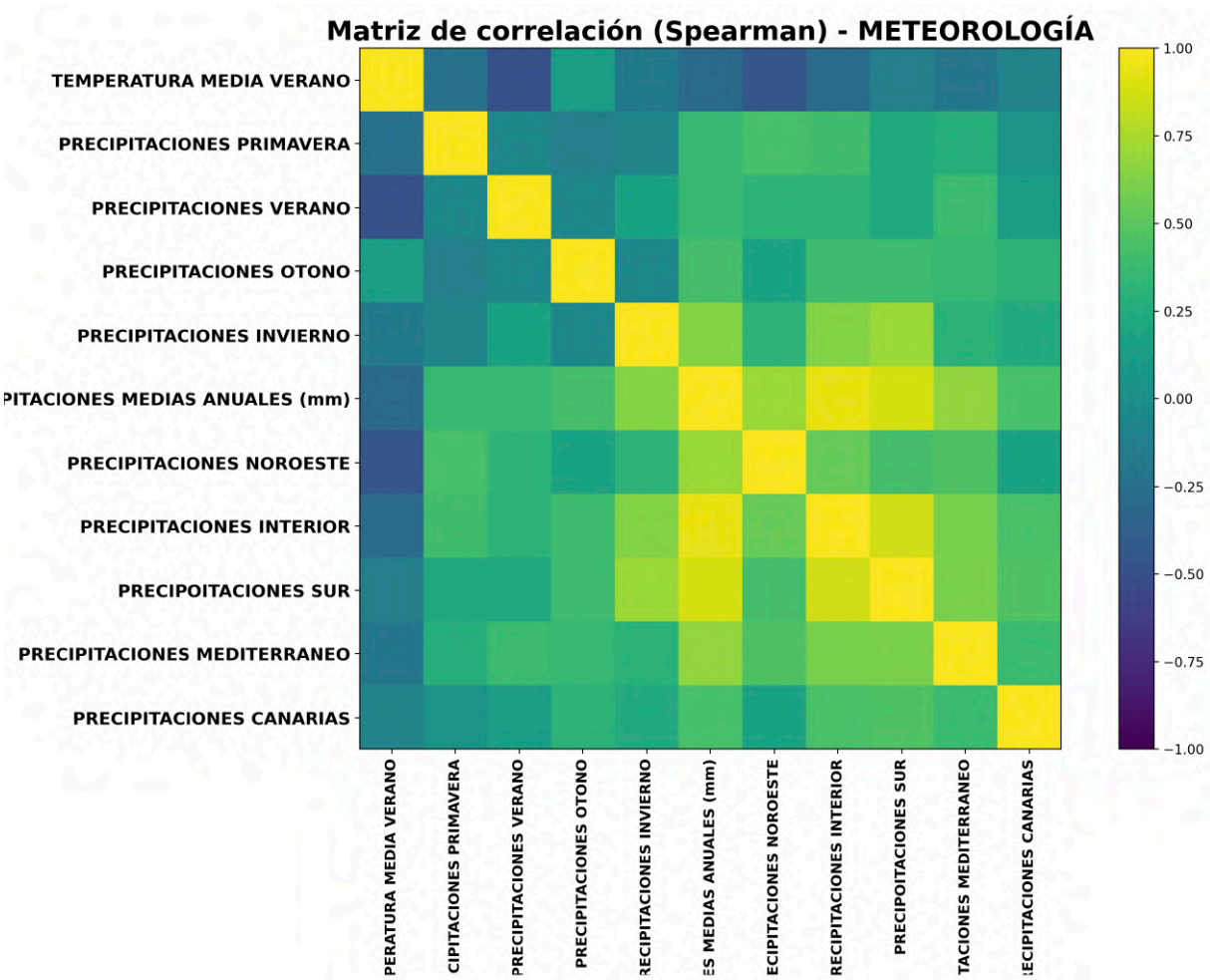
# Mostrar el gráfico final
plt.show()
```

ANEXO VIII: MATRICES DE CORRELACIÓN DE SPEARMAN

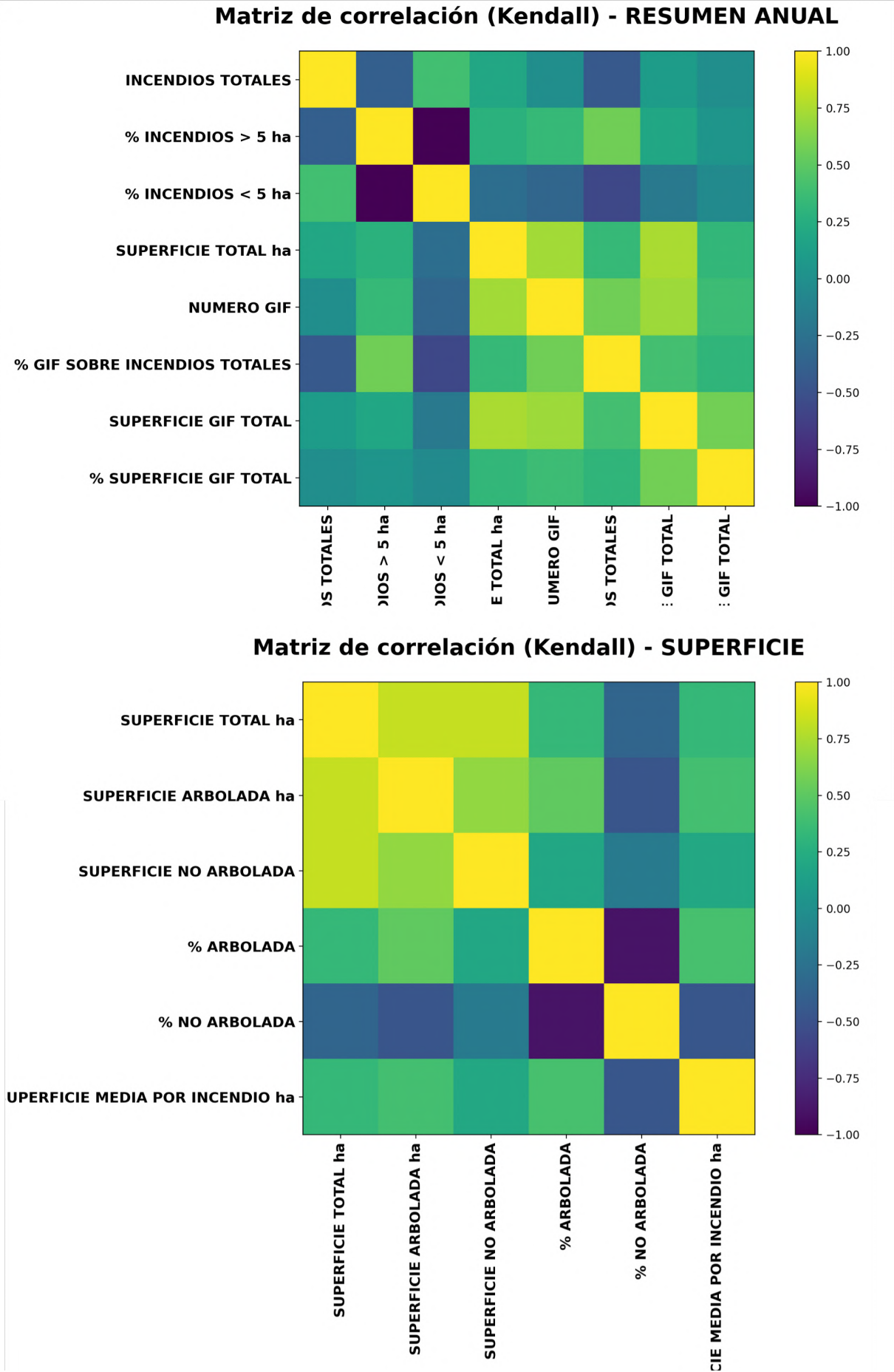




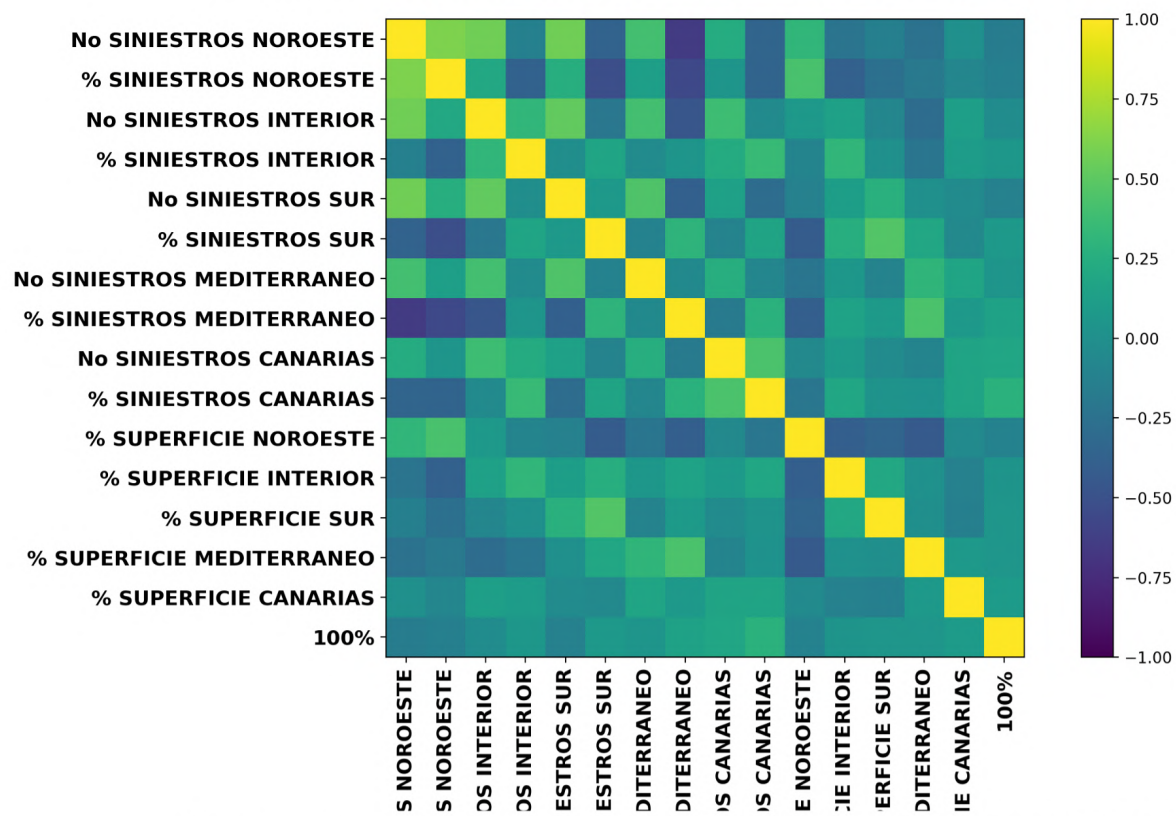




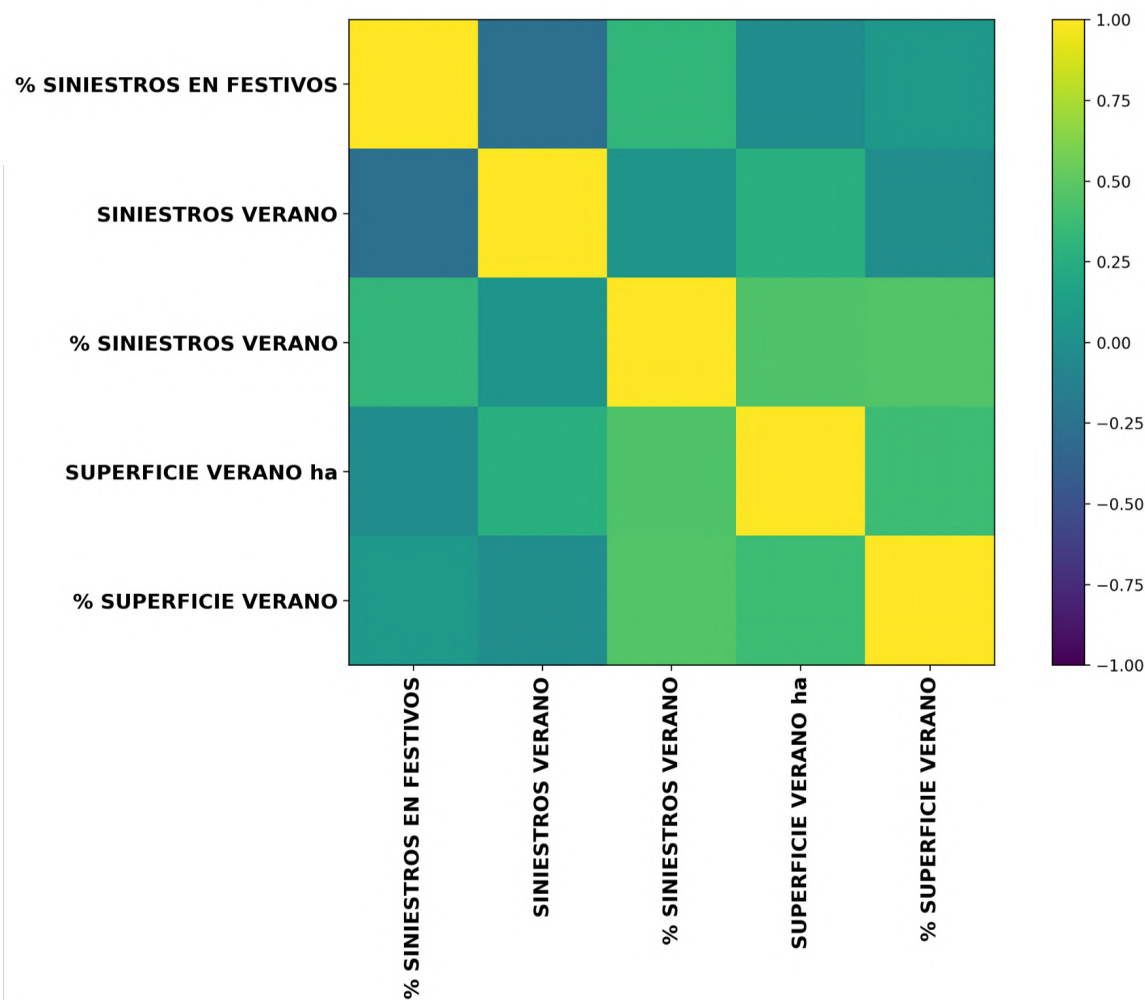
ANEXO IX: MATRICES DE CORRELACIÓN DE KENDALL



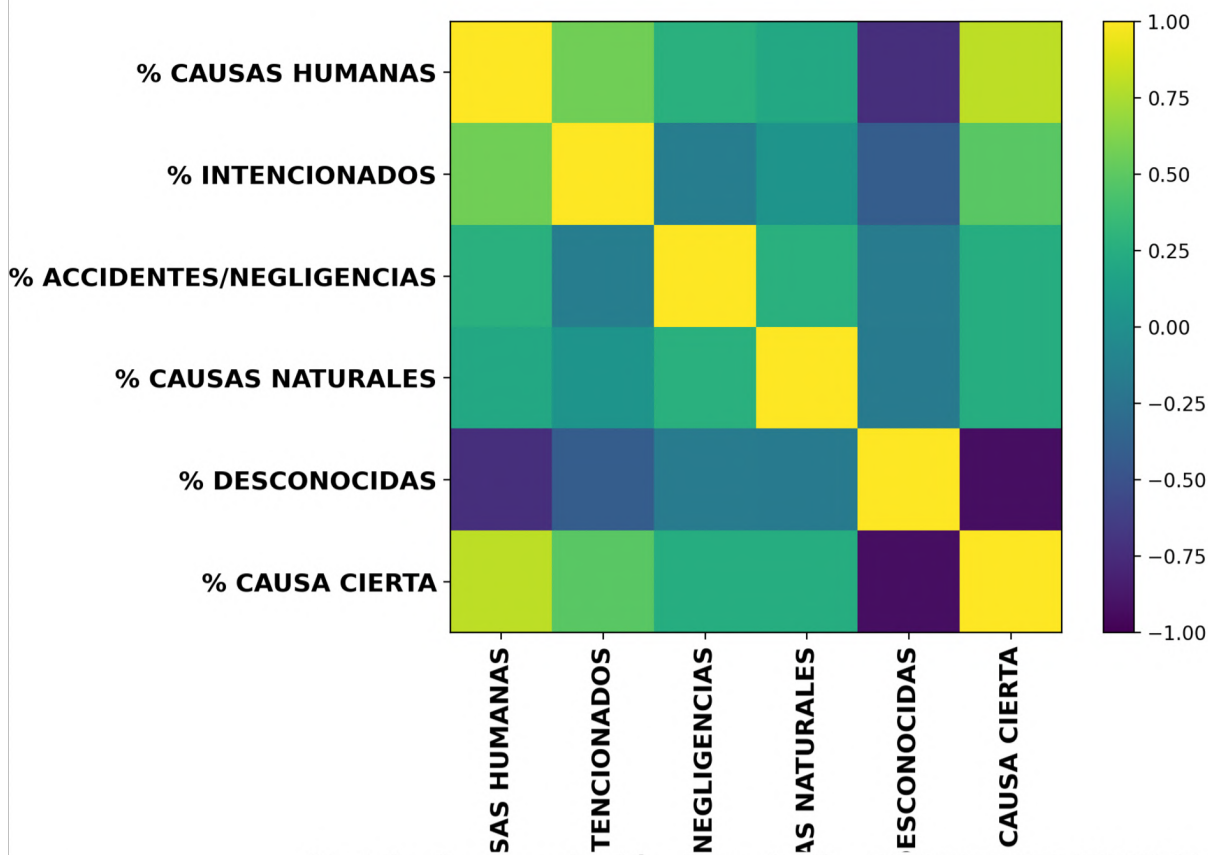
Matriz de correlación (Kendall) - DISTRIBUCION ESPACIAL



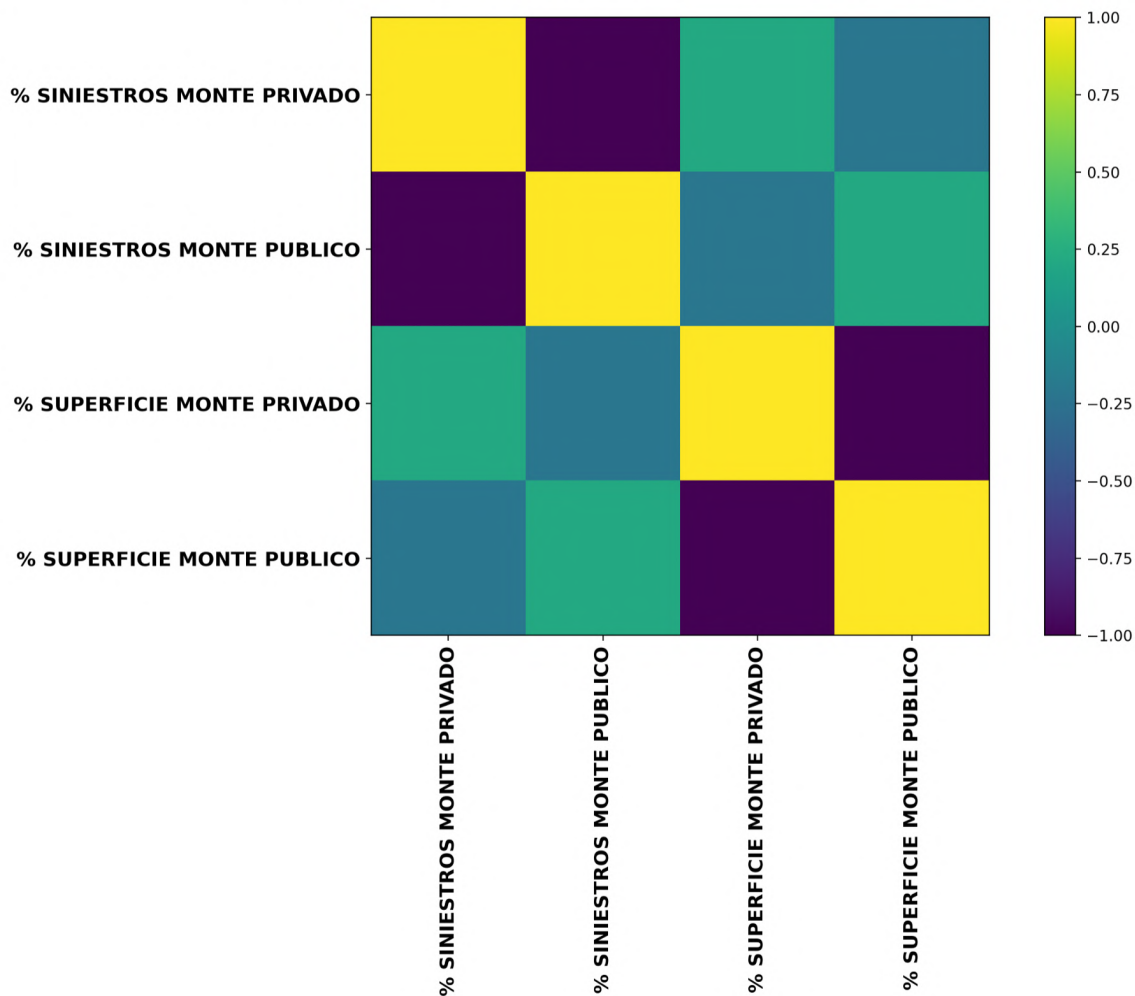
Matriz de correlación (Kendall) - DISTRIBUCION TEMPORAL



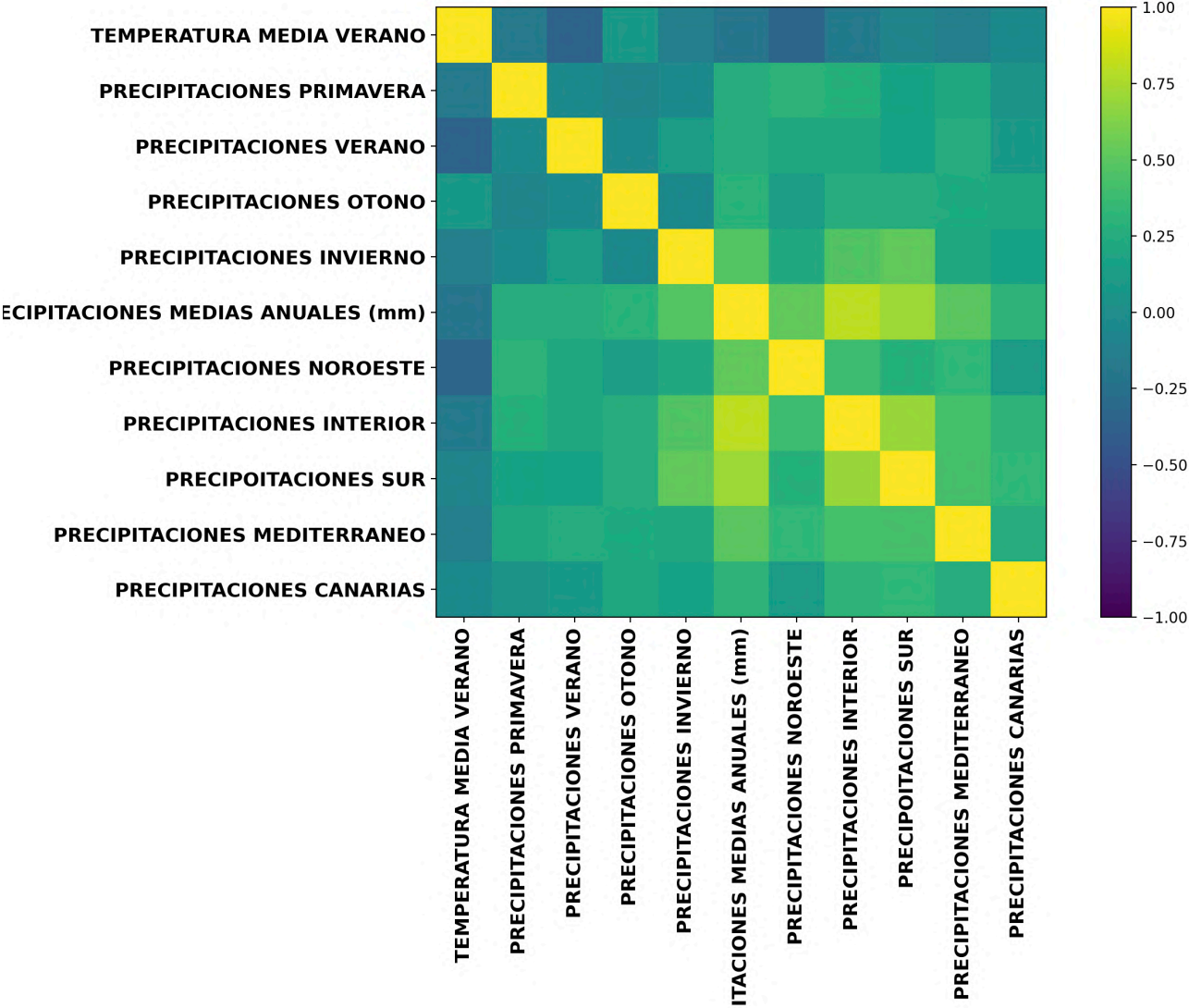
Matriz de correlación (Kendall) - CAUSAS



Matriz de correlación (Kendall) - PROPIEDAD MONTE



Matriz de correlación (Kendall) - METEOROLOGÍA



ANEXO X: CÓDIGO EMPLEADO PARA CORRELACIONES APLICANDO FILTRO

```
# Importación de librerías
# pandas para manipulación de datos
# numpy para operaciones numéricas
# matplotlib para representación gráfica

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Definición de la ruta del archivo Excel y de la hoja a analizar
ruta = "/Users/jaime/Desktop/Excel datos 1968-2025.xlsx"
hoja = "METEOROLOGÍA"

# Umbral mínimo de correlación que se considerará relevante
# Solo se mostrarán correlaciones con  $|r| \geq 0.6$ 
umbral = 0.6

# Lectura del archivo Excel
# Se carga la hoja de meteorología utilizando la primera fila como encabezado
df = pd.read_excel(ruta, sheet_name=hoja, header=0)

# Normalización de los nombres de las columnas
# Se eliminan acentos, caracteres especiales y espacios innecesarios
df.columns = (
    df.columns.astype(str)
    .str.normalize("NFKD")
    .str.encode("ascii", errors="ignore")
    .str.decode("utf-8")
    .str.strip()
)

# Eliminación de la variable temporal (AÑO)
# No interesa incluirla en el cálculo de correlaciones
df = df.drop(columns=["ANO"], errors="ignore")

# Sustitución de comas decimales por puntos
# Esto permite convertir correctamente los valores a formato numérico
df = df.replace(",", ".", regex=True)

# Conversión de todas las columnas a valores numéricos
# Los valores no convertibles se transforman en NaN
df = df.apply(pd.to_numeric, errors="coerce")

# Eliminación de columnas completamente vacías
df = df.dropna(axis=1, how="all")

# Mostrar en pantalla las variables que se utilizarán en el análisis
print("\nVariables usadas:")
print(df.columns.tolist())

# Cálculo de la matriz de correlación utilizando el coeficiente de Pearson
corr = df.corr()

# Recalcular la matriz de correlación especificando explícitamente el método
corr = df_num.corr(method="pearson")

# Eliminación de la diagonal principal de la matriz
```

```
# Esto evita que aparezca la correlación de una variable consigo misma (r = 1)
for i in range(len(corr)):
    corr.iloc[i, i] = np.nan

# Filtrado de correlaciones según el umbral definido
# Solo se conservan aquellas cuyo valor absoluto es mayor o igual que el umbral
corr_filtrada = corr.where(abs(corr) >= umbral)

# Conversión de la matriz de correlación filtrada a una tabla de pares de variables
pares = (
    corr_filtrada.stack()
    .reset_index()
    .rename(columns={"level_0": "Var1", "level_1": "Var2", 0: "r"})
)

# Cálculo del valor absoluto de cada correlación
pares["abs"] = pares["r"].abs()

# Ordenación de las correlaciones de mayor a menor intensidad
pares = pares.sort_values("abs", ascending=False)

# Exportación de las correlaciones relevantes a un archivo Excel
pares.to_excel("/Users/jaime/Desktop/correlaciones_meteo.xlsx", index=False)

# Mostrar en pantalla las correlaciones más fuertes detectadas
print("\nCorrelaciones fuertes:")
print(pares[["Var1", "Var2", "r"]])

# Representación gráfica de las correlaciones mediante un mapa de calor
plt.figure(figsize=(12,10))

# Se ocultan los valores NaN para evitar problemas en la visualización
masked = np.ma.masked_invalid(corr_filtrada.values)

# Representación de la matriz de correlación
plt.imshow(masked, cmap="viridis", vmin=-1, vmax=1)

# Barra de color que indica la intensidad de las correlaciones
plt.colorbar()

# Etiquetas del eje X (variables)
plt.xticks(range(len(corr.columns)), corr.columns, rotation=90)

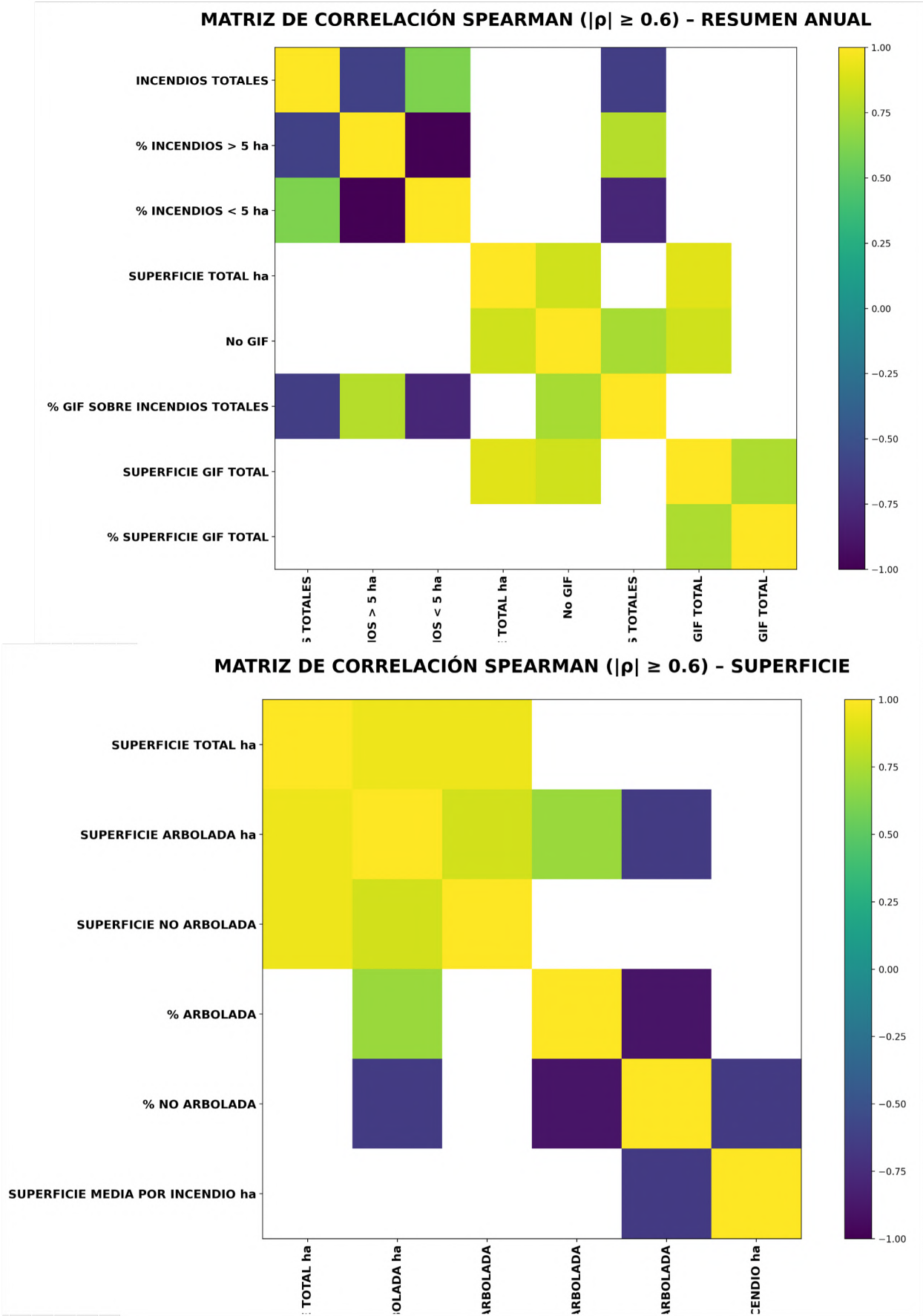
# Etiquetas del eje Y (variables)
plt.yticks(range(len(corr.columns)), corr.columns)

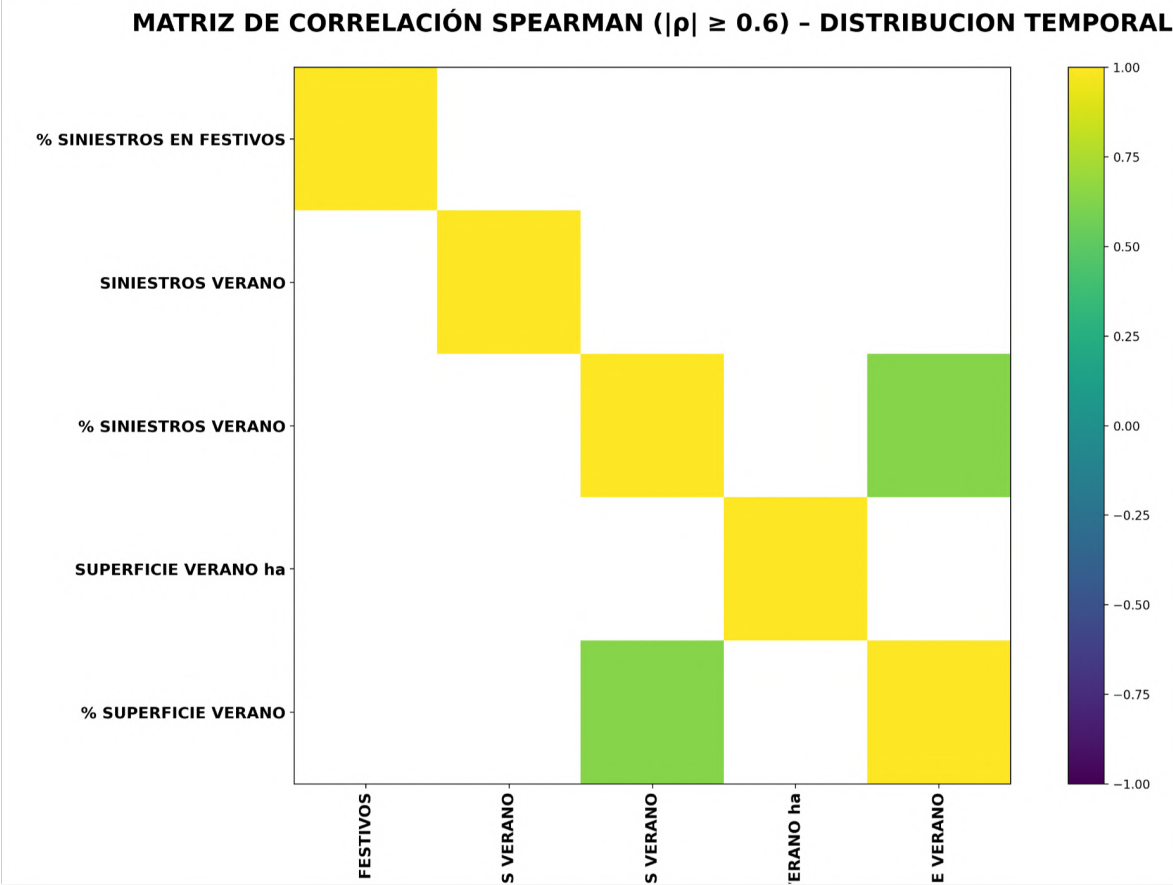
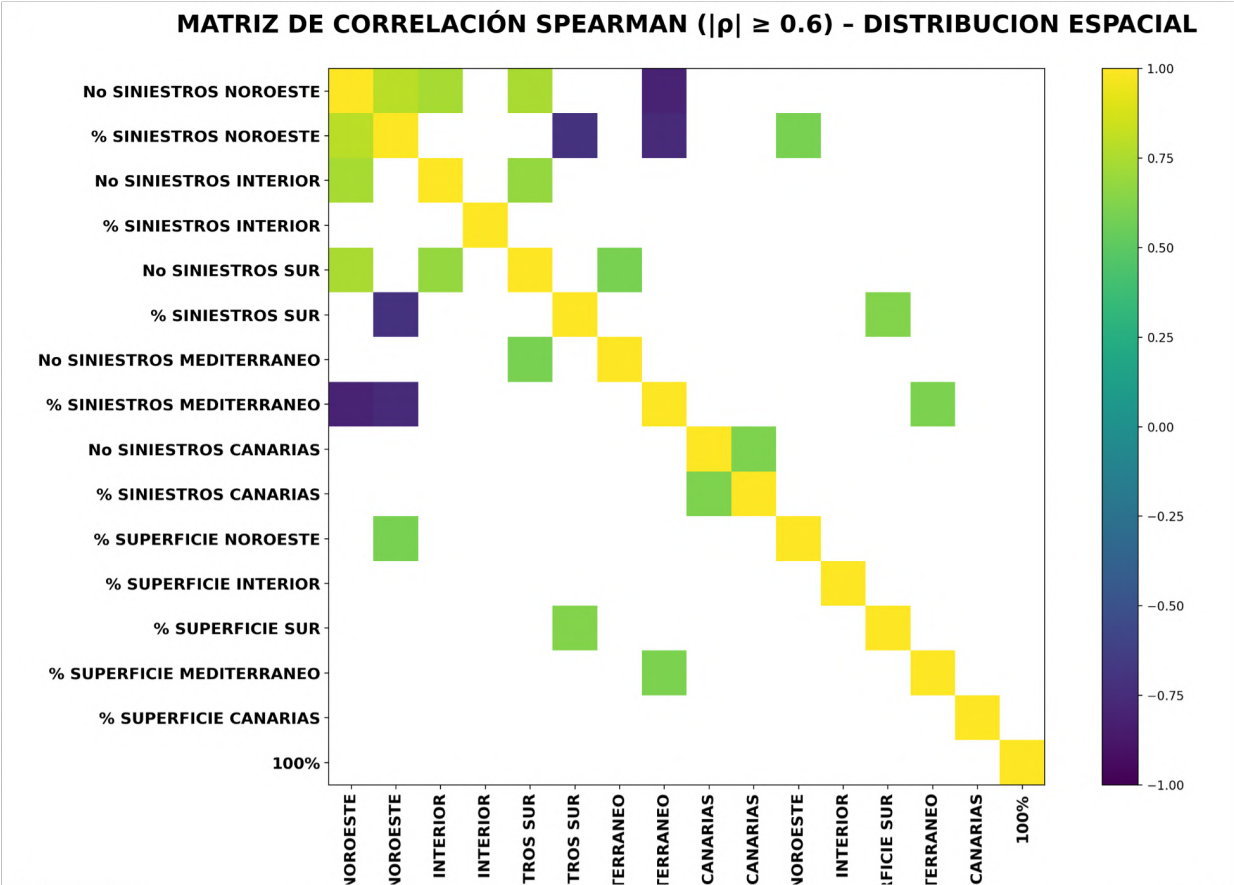
# Título del gráfico
plt.title(f"Correlaciones meteorológicas |r| ≥ {umbral}", fontsize=16)

# Ajuste automático de márgenes
plt.tight_layout()

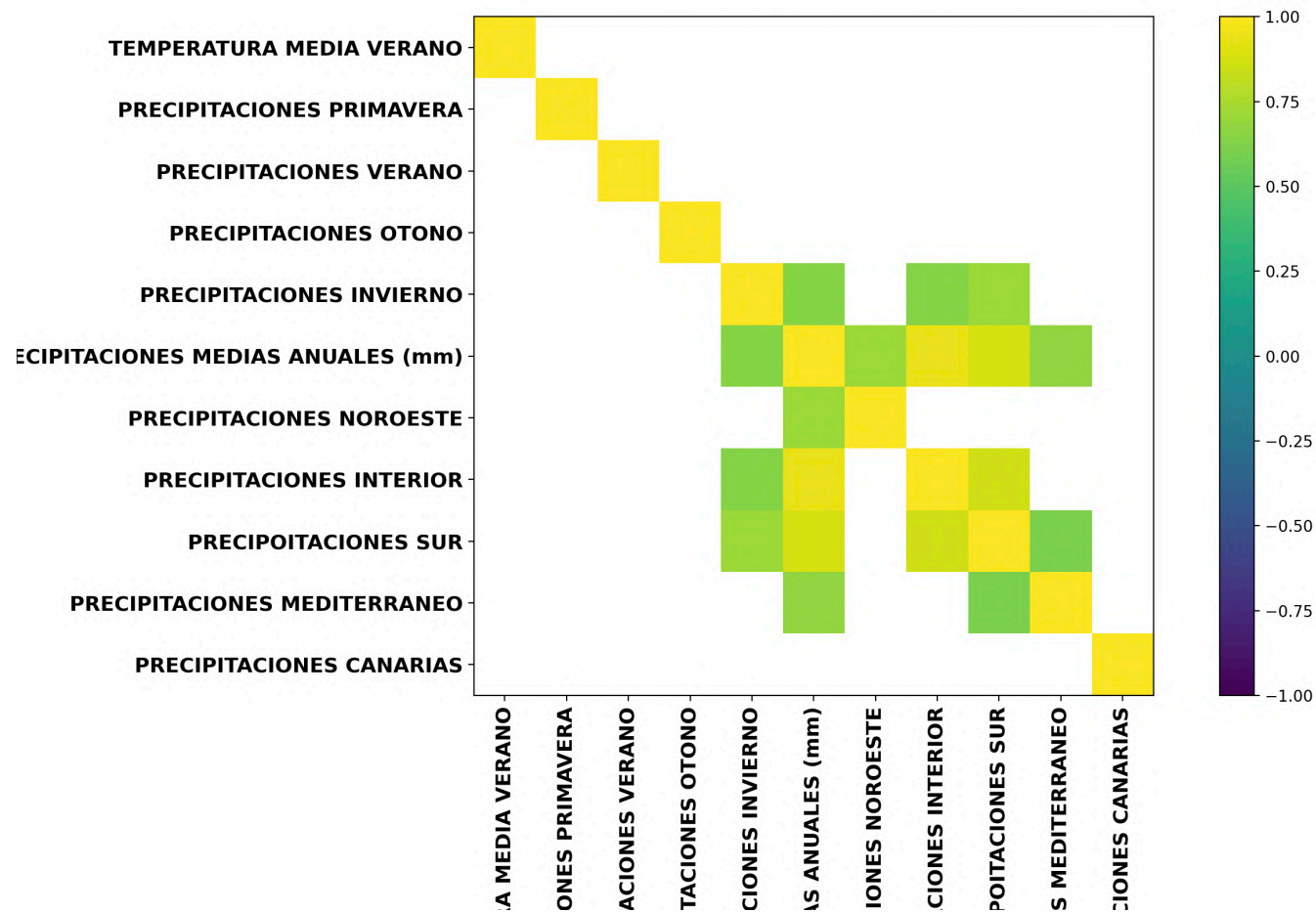
# Mostrar el gráfico final
plt.show()
```

ANEXO XI: MATRICES DE CORRELACIÓN DE SPEARMAN FILTRADAS





MATRIZ DE CORRELACIÓN SPEARMAN ($|p| \geq 0.6$) - METEOROLOGÍA



ANEXO XII: CÓDIGO EMPLEADO PARA CORRELACIONES COMPLETO

```
# Importación de librerías necesarias
# pandas se utiliza para manejar tablas de datos
# numpy para cálculos numéricos
# matplotlib para la representación gráfica

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Ruta del archivo Excel que contiene todos los datos del estudio
ruta = "/Users/jaime/Desktop/Excel datos 1968-2025.xlsx"

# Lista de hojas del Excel que se van a analizar
hojas = [
    "RESUMEN ANUAL",
    "SUPERFICIE",
    "DURACION",
    "DISTRIBUCION TEMPORAL",
    "METEOROLOGÍA",
    "DISTRIBUCION ESPACIAL",
    "CAUSAS",
    "PROPIEDAD MONTE"
]

# Función para limpiar los nombres de las columnas
# Elimina acentos, caracteres especiales y espacios innecesarios
def limpiar(df):
    df.columns = (
        df.columns.astype(str)
        .str.normalize("NFKD")
        .str.encode("ascii", errors="ignore")
        .str.decode("utf-8")
        .str.strip()
    )
    return df

# Función para detectar automáticamente la columna que contiene el año
# Se busca una columna cuyos valores estén entre 1900 y 2100
def detectar_ano(df):
    for c in df.columns:
        vals = pd.to_numeric(df[c], errors="coerce")
        if vals.dropna().between(1900,2100).all():
            return c
    raise ValueError

# Carga de todas las hojas del Excel
# Cada hoja se limpia y se intenta detectar la columna de año
dfs = []

for h in hojas:

    # Lectura de la hoja y limpieza de nombres de columnas
    df = limpiar(pd.read_excel(ruta, sheet_name=h))

    try:
        # Detección automática de la columna de año
        col = detectar_ano(df)
```

ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y ESPACIAL DE LA EVOLUCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN ESPAÑA

```
# Se renombra la columna detectada como "ANO"
df = df.rename(columns={col:"ANO"})

# Se añade el DataFrame a la lista de tablas válidas
dfs.append(df)

except:
    # Si no se encuentra la columna año, se ignora esa hoja
    pass

# Mostrar cuántas hojas se pudieron utilizar
print("Hojas válidas:", len(dfs))

# Unificación de todas las hojas mediante la variable año
# Se realiza un merge progresivo de todas las tablas
base = dfs[0]

for d in dfs[1:]:
    base = pd.merge(base, d, on="ANO", how="inner")

# Conversión de todos los valores a formato numérico
base = base.apply(pd.to_numeric, errors="coerce")

# Eliminación de la columna año (no se usa en correlaciones)
base = base.drop(columns=["ANO"])

# Eliminación de columnas innecesarias generadas por Excel
# Estas suelen aparecer como "Unnamed"
base = base.loc[:,~base.columns.str.contains("Unnamed",na=False)]

# Cálculo de la matriz de correlación utilizando el coeficiente a emplear
corr = base.corr(method="spearman")

# Eliminación de columnas cuyo nombre sea únicamente un número
# Esto evita incluir variables que correspondan a años u otros códigos
corr = corr.loc[
    ~corr.index.astype(str).str.match(r"^\d+$"),
    ~corr.columns.astype(str).str.match(r"^\d+$")
]

# Eliminación de la diagonal principal (correlación de una variable consigo misma)
corr = corr.mask(np.eye(len(corr), dtype=bool))

# Definición del umbral mínimo de correlación que se considerará relevante
umbral = 0.6

# Filtrado de la matriz conservando solo correlaciones con  $|r| \geq 0.6$ 
corr = corr.where(np.abs(corr) >= umbral)

# Selección de variables que tengan al menos una correlación fuerte
vars_validas = corr.dropna(how="all").index
corr = corr.loc[vars_validas, vars_validas]

corr_final = corr

# Eliminación nuevamente de la diagonal
corr = corr.mask(np.eye(len(corr), dtype=bool))

# Aplicación del umbral en valor absoluto
corr_filtrada = corr.where(np.abs(corr) >= umbral)
```

```
# Mantener solo variables que presenten al menos una correlación significativa
vars_validas = corr_filtrada.dropna(how="all").index
corr_filtrada = corr.loc[vars_validas, vars_validas]

# Volver a aplicar el filtro y eliminar la diagonal
corr_filtrada = corr_filtrada.mask(np.eye(len(corr_filtrada), dtype=bool))
corr_filtrada = corr_filtrada.where(np.abs(corr_filtrada) >= umbral)

# Eliminación de variables que solo tengan una relación
conteo = corr_filtrada.notna().sum()
vars_finales = conteo[conteo >= 2].index
corr_final = corr_filtrada.loc[vars_finales, vars_finales]

# Limpieza final eliminando variables con una única correlación
conteo = corr_filtrada.notna().sum()
vars_finales = conteo[conteo >= 2].index
corr_final = corr_filtrada.loc[vars_finales, vars_finales]

# Representación gráfica de la matriz de correlación final
plt.figure(figsize=(12,12))

# Representación de la matriz mediante un mapa de calor
plt.imshow(corr_final, vmin=umbral, vmax=1, cmap="viridis")

# Barra de color que indica la intensidad de la correlación
plt.colorbar(label="Spearman r")

# Etiquetas del eje X
plt.xticks(
    range(len(corr_final)),
    corr_final.columns,
    rotation=90,
    fontsize=9,
    fontweight="bold"
)

# Etiquetas del eje Y
plt.yticks(
    range(len(corr_final)),
    corr_final.columns,
    fontsize=9,
    fontweight="bold"
)

# Título del gráfico
plt.title(
    "Correlaciones Spearman estructurales ( $|r| \geq 0.6$ )",
    fontsize=14,
    fontweight="bold",
    pad=20
)

# Ajuste automático de márgenes
plt.tight_layout(rect=[0,0,1,0.95])

# Mostrar el gráfico final
plt.show()
```

ANEXO XIII: TABLA ANÁLISIS MULTICRITERIO

AÑO	SUPERFICIE TOTAL ha	SUPERFICIE MEDIA POR INCENDIO ha	% SUPERFICIE GIF TOTAL	INCENDIOS TOTALES	TEMPERATURA MEDIA VERANO	SUPERFICIE TOTAL ha NORM	SUPERFICIE MEDIA POR INCENDIO ha NORM	% SUPERFICIE GIF TOTAL NORM	INCENDIOS TOTALES NORM	TEMPERATURA MEDIA VERANO NORM	ÍNDICE MCDA
1968	56.628	27	32,85	2.109	21,53	0,06	0,57	0,38	0,03	0,77	0,30
1969	53.719	36	36,06	1.494	20,78	0,06	0,80	0,42	0,00	0,74	0,35
1970	87.324	27	37,18	3.203	22,03	0,13	0,58	0,44	0,07	0,78	0,34
1971	34.945	20	20,43	1.714	20,88	0,02	0,41	0,22	0,01	0,74	0,21
1972	57.283	27	26,70	2.148	19,78	0,07	0,57	0,30	0,03	0,70	0,28
1973	95.257	25	26,22	3.765	21,53	0,15	0,53	0,29	0,09	0,77	0,32
1974	140.211	35	33,36	3.980	21,00	0,25	0,78	0,39	0,10	0,75	0,42
1975	187.314	44	49,44	4.242	21,15	0,35	1,00	0,59	0,11	0,75	0,55
1976	162.330	17,4	36,84	4.596	21,45	0,29	0,34	0,43	0,13	0,76	0,35
1977	67.541	12,3	35,69	4.732	19,65	0,09	0,21	0,42	0,13	0,70	0,24
1978	440.835	19,1	43,36	8.472	21,20	0,90	0,38	0,52	0,29	0,75	0,62
1979	271.718	16,7	40,85	7.167	21,68	0,53	0,32	0,48	0,23	0,77	0,46
1980	265.954	12,8	40,10	7.193	21,83	0,52	0,23	0,47	0,23	0,78	0,43
1981	298.436	13	32,09	10.882	21,98	0,59	0,23	0,37	0,39	0,78	0,46
1982	151.644	10	32,12	6.643	22,08	0,27	0,16	0,37	0,21	0,79	0,31
1983	117.599	24	42,68	4.880	22,25	0,20	0,50	0,51	0,14	0,79	0,37
1984	164.546	22	34,75	7.649	21,18	0,30	0,44	0,40	0,25	0,75	0,39
1985	486.328	40	41,47	12.284	22,63	1,00	0,89	0,49	0,44	0,81	0,80
1986	277.513	37	53,59	7.574	21,95	0,55	0,81	0,65	0,25	0,78	0,61
1987	145.793	17	25,08	8.679	22,68	0,26	0,33	0,28	0,30	0,81	0,34
1988	129.989	14	22,88	9.595	21,48	0,22	0,25	0,25	0,33	0,76	0,30
1989	410.181	20	22,18	20.384	22,75	0,83	0,41	0,24	0,78	0,81	0,63
1990	204.043	16	32,44	12.474	23,18	0,39	0,31	0,38	0,45	0,83	0,42
1991	244.706	19	51,56	13.011	23,10	0,47	0,38	0,62	0,47	0,82	0,51
1992	104.592	7	29,56	15.895	21,35	0,17	0,07	0,34	0,59	0,76	0,29
1993	89.267	6	49,33	14.241	21,48	0,14	0,07	0,59	0,52	0,76	0,31
1994	437.635	23	76,63	19.263	22,58	0,89	0,47	0,95	0,73	0,80	0,78
1995	143.484	6	22,09	25.827	22,08	0,25	0,05	0,24	1,00	0,79	0,35
1996	59.825	4	11,64	16.772	21,63	0,07	0,00	0,11	0,63	0,77	0,20
1997	98.503	4	5,47	22.319	21,73	0,16	0,02	0,03	0,86	0,77	0,26
1998	132.813	6	31,44	22.338	22,70	0,23	0,06	0,36	0,86	0,81	0,35
1999	82.216	5	21,16	18.237	22,65	0,12	0,02	0,23	0,69	0,81	0,26
2000	187.026	8	33,17	24.117	22,45	0,35	0,10	0,38	0,93	0,80	0,42
2001	93.298	5	21,79	19.547	22,60	0,14	0,03	0,24	0,74	0,80	0,28
2002	107.472	5	15,81	19.929	21,88	0,18	0,04	0,16	0,76	0,78	0,28
2003	148.173	8	49,69	18.617	25,50	0,26	0,11	0,60	0,70	0,91	0,41
2004	133.171	6	42,61	21.394	23,20	0,23	0,07	0,51	0,82	0,83	0,38
2005	186.672	7	45,32	25.492	23,15	0,35	0,09	0,54	0,99	0,82	0,45
2006	155.363	10	46,42	16.334	23,38	0,28	0,15	0,56	0,61	0,83	0,39
2007	86.113	8	60,66	10.932	22,08	0,13	0,11	0,74	0,39	0,79	0,33
2008	50.321	4	10,93	11.656	22,10	0,05	0,02	0,10	0,42	0,79	0,17
2009	119.892	8	46,93	15.642	23,35	0,20	0,10	0,56	0,58	0,83	0,35
2010	54.770	5	22,89	11.722	22,95	0,06	0,03	0,25	0,42	0,82	0,21
2011	102.162	6	25,48	16.414	22,88	0,16	0,07	0,29	0,61	0,81	0,29
2012	216.893	14	62,51	15.978	23,18	0,41	0,25	0,76	0,60	0,83	0,50
2013	61.690	6	31,92	10.797	22,00	0,08	0,05	0,37	0,38	0,78	0,23
2014	48.717	5	20,13	9.806	22,50	0,05	0,03	0,22	0,34	0,80	0,19
2015	109.782	9	36,24	11.810	23,35	0,18	0,14	0,42	0,42	0,83	0,31
2016	69.243	8	48,12	8.749	23,65	0,09	0,11	0,58	0,30	0,84	0,28
2017	166.902	12	58,76	13.691	23,65	0,30	0,21	0,72	0,50	0,84	0,43
2018	26.994	4	18,24	6.874	23,48	0,00	0,01	0,19	0,22	0,84	0,15
2019	73.796	7	41,72	10.826	27,00	0,10	0,08	0,50	0,38	0,96	0,29
2020	57.464	7	47,90	8.064	26,93	0,07	0,09	0,57	0,27	0,96	0,27
2021	87.879	10	51,03	8.780	27,15	0,13	0,16	0,62	0,30	0,97	0,33
2022	267.946	26	80,78	10.507	28,08	0,52	0,54	1,00	0,37	1,00	0,64
2023	89.068	11	59,31	7.748	27,63	0,14	0,20	0,72	0,26	0,98	0,35
2024	47.711	8	3,43	6.134	0,00	0,05	0,10	0,00	0,19	0,00	0,07