

**TRABAJO FIN DE MÁSTER**

**TENDENCIAS EN LA ALTA SEVERIDAD  
DE LOS INCENDIOS FORESTALES  
EN ARAGÓN  
(1985-2020)**

*Andrea Acosta Ruiz*

*Director: Raquel Montorio Llovería*

**Máster Universitario en  
Tecnologías de la información geográfica para la ordenación del territorio:  
sistemas de información geográfica y teledetección**

Noviembre de 2022



**Universidad  
Zaragoza**

**Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio**



## Resumen

La severidad de los incendios es un componente importante del régimen de fuego por su influencia en la respuesta y recuperación de los espacios afectados. Evaluar sus tendencias es fundamental para conocer si las actuales características son o no propias de los diferentes ecosistemas. Sin embargo, faltan estudios que documenten estos cambios temporales. En este trabajo se ha abordado el análisis de la severidad de los incendios forestales ocurridos en la comunidad autónoma de Aragón (España) entre 1975 y 2020. Para la construcción de la serie temporal, se ha realizado un primer análisis exploratorio mediante la combinación de imágenes de los sensores Landsat-MSS/TM/ ETM+/OLI previa intercalibración de las bandas rojo (red) e infrarrojo cercano (NIR) de imágenes MSS con las bandas del sensor TM mediante un modelo de regresión lineal ( $R^2 = 0.71$  –red-;  $R^2 = 0.64$  –NIR-) elaborado a partir de los años de registro simultáneo de ambos sensores. En vista de estos resultados se decidió no proseguir con la intercalibración de los sensores por lo que el cálculo de los valores de severidad se realizó tomando como año de inicio 1985 (inicio serie Landsat TM) con los productos de la colección SR a 30 metros (TM, ETM+ y OLI). Con la reducción del periodo temporal, la serie total de 145 los incendios estudiados pasaron a ser 104. Mediante el modelo no lineal de crecimiento saturado se obtuvieron los umbrales para los índices espectrales *delta Normalized Difference Vegetation Index* (dNDVI), *delta Normalized Burn Ratio* (NBR) y *Relative delta Normalized Burn Ratio* (RdNBR) que permitieron estimar el porcentaje de píxeles quemados a alta severidad. En base a estos valores se calculó el estadístico de Mann-Kendall y se realizó un pronóstico hasta el 2030 con ARIMA. Los resultados indican una ausencia de tendencia clara en los valores de severidad.

**Palabras Clave:** teledetección, efectos del fuego, Landsat, índices espectrales.

## Abstract

Fire severity is an important component of the fire regime due to its influence on the response and recovery of the affected spaces. Assessing their trends is essential to know whether or not the current characteristics are typical of the different ecosystems. However, there is a lack in the studies that documents these temporary changes. This work has addressed the analysis of the severity of wildfires that occurred in Aragón (Spain) between 1975 and 2020. For the construction of the time series, a first exploratory analysis has been carried out by mixing images from the Landsat-MSS/TM/ETM+/OLI sensors after intercalibration of the red and near infrared (NIR) bands of MSS images with the TM sensor bands using a linear regression model ( $R^2 = 0.71$  –red-;  $R^2 = 0.64$  –NIR-) elaborated from the years of simultaneous registration of both sensors. In view of these results, it was decided not to continue with the intercalibration of the sensors, so severity values were calculated using 1985 as the first year (start of the Landsat TM series) with the products of the SR collection at 30 meters (TM, ETM+ and OLI). With the reduction of time serie, the total of 145 fires studied became 104. Using the non-linear model of saturated growth, the thresholds were obtained for the spectral indices *delta Normalized Difference Vegetation Index* (dNDVI), *delta Normalized Burn Ratio* (NBR) and *Relative delta Normalized Burn Ratio* (RdNBR) that allowed estimating the percentage of pixels burned at high severity. Based on these values, the Mann-Kendall statistic was calculated and a forecast was made until 2030 with ARIMA. The results indicate an absence of a clear trend in the severity values.

**Key Words:** remote sensing, fire effects, Landsat, spectral indexes.

# ÍNDICE

<b>1.</b>	<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>1</b>
1.1.	El papel del fuego en los ecosistemas mediterráneos.....	1
1.2.	Efectos ambientales de la alta severidad de los incendios .....	3
1.3.	La teledetección al servicio del estudio de la severidad.....	4
1.4.	Objetivos .....	5
<b>2.</b>	<b>ÁREA DE ESTUDIO</b> .....	<b>6</b>
<b>3.</b>	<b>METODOLOGÍA</b> .....	<b>8</b>
3.1.	Generar una serie temporal de imágenes consistente entre 1975 y 2020 .....	9
3.2.	Evaluación de la severidad del fuego .....	10
3.2.1.	Índices espectrales .....	10
3.2.2.	Cálculo de la alta severidad.....	13
3.2.3.	Análisis estadísticos .....	15
<b>4.</b>	<b>RESULTADOS</b> .....	<b>15</b>
4.1.	Intercalibración de las colecciones MSS y TM .....	16
4.2.	Cálculo de la alta severidad y análisis estadísticos.....	17
<b>5.</b>	<b>DISCUSIÓN</b> .....	<b>19</b>
<b>6.</b>	<b>CONCLUSIÓN</b> .....	<b>23</b>
<b>7.</b>	<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	<b>24</b>
<b>8.</b>	<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	<b>24</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b>	Perspectivas temporales de evaluación de la severidad (Key & Benson, 2006). .....	1
<b>Figura 2.</b>	Distribución espacial de las áreas quemadas en Aragón (1975-2020). .....	6
<b>Figura 3.</b>	Serie temporal de incendios forestales en Aragón (1975-2020).....	7
<b>Figura 4:</b>	Metodología para hacer comparables las compilaciones Landsat. ....	9
<b>Figura 5.</b>	Firmas (signaturas) espectrales de las distintas cubiertas (Chuvieco, 1996).....	10
<b>Figura 6.</b>	Factores de la reflectividad de la vegetación sana en el espectro óptico (Chuvieco, 1996)..	11
<b>Figura 7.</b>	Ejemplos de parcelas con severidad baja (izquierda), severidad moderada (centro) y severidad alta en la localidad aragonesa de Cedrillas. Imágenes cedidas por el Dr. Mihai Tanase.....	14
<b>Figura 8.</b>	Tendencias en las medias de reflectividad para las bandas del rojo (RED) y el infrarrojo cercano (NIR) entre los sensores MSS y TM para las fechas disponibles en los años 1985, 1986 y 1987. ....	16
<b>Figura 9.</b>	Gráficos de dispersión entre los valores de reflectividad de las bandas rojo (RED) e infrarrojo cercano (NIR) de los sensores MSS y TM con indicación de las ecuaciones de regresión	

---

lineal desarrolladas para el modelo global del periodo 1985 a 1987 excluyendo las imágenes bandeadas (A) e incluyendo la muestra bandeada (B). .....	17
<b>Figura 10.</b> Gráfico donde se expresa el porcentaje de alta severidad por año para cada uno de los índices espectrales analizados junto con sus ecuaciones de regresión y el error. ....	18
<b>Figura 11.</b> Gráfico ARIMA para el índice RdNBR con pronóstico hasta el 2030. Modelización de tendencia desde el 2020.....	19

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b> Información general acerca de los satélites Landsat. Extraído de Chander <i>et al.</i> , 2009 .....	8
<b>Tabla 2.</b> Índices espectrales aplicados en la evaluación de la severidad del fuego.....	12
<b>Tabla 3.</b> Niveles de severidad y rango de dNBR. Traducido de Key & Benson (2006). ....	13
<b>Tabla 4.</b> Estructura jerárquica del CBI. Niveles (A-C) y estratos (1-5). La puntuación CBI se realiza para cada estrato y se promedia al nivel compuesto deseado. Adaptado de Key & Benson (2006). ....	14
<b>Tabla 5.</b> Categorías y definiciones del CBI. Adaptado de Miller & Thode (2007).....	14
<b>Tabla 6.</b> Parámetros para el modelo de crecimiento saturado para cada índice espectral. Extraído de Tanase <i>et al.</i> , (2011). ....	15
<b>Tabla 7.</b> Valores de los umbrales para los índices dNDVI, dNBR y RdNBR calculados en base a las ecuaciones proporcionadas por Tanase <i>et al.</i> , 2011. ....	17
<b>Tabla 8.</b> Valores de las pruebas de tendencia de Mann-Kendall.....	18

# 1. INTRODUCCIÓN

## 1.1. El papel del fuego en los ecosistemas mediterráneos

El fuego es un proceso natural que ha modelado la superficie terrestre, siendo un factor clave en la distribución y las propiedades ecológicas de la mayoría de los biomas del mundo (Bond *et al.*, 2005). En las regiones mediterráneas, las adaptaciones pirofíticas de la vegetación sustentan la condición del fuego como un agente de acción persistente integrado en los ciclos dinámicos de la naturaleza. Se debe desestimar la idea de la comunidad clímax como objetivo final y permanente de los ecosistemas (López, 2012). A nivel de paisaje, la acción del fuego contribuye a la renovación y reorganización de las especies. Las nuevas condiciones ambientales serán un beneficio para algunos organismos y un perjuicio para a otros (Pyne, 2010).

En el análisis del fuego como perturbación pueden distinguirse dos tipos de efectos: de primer y de segundo orden (Jain, 2004). Los efectos de primer orden, o a corto plazo, están vinculados al impacto resultante del proceso de combustión y serán inminentemente perceptibles tras el incendio (Key & Benson, 2006; Pyne, 2010). Algunos autores distinguen entre la evaluación inicial, realizada de forma inmediata, y la evaluación extendida, retrasada hasta la primera estación de crecimiento de la vegetación (Key & Benson, 2006) (Figura 1). Este retraso permite observar efectos de primer orden no visibles justo después del fuego, como la mortalidad de la vegetación, pero presenta el riesgo de que muchos otros efectos como la presencia de cenizas o de restos de vegetación quemada hayan desaparecido por la acción del viento y la lluvia (Montorio *et al.*, 2014).

Los efectos de segundo orden están relacionados con la respuesta del ecosistema, es decir, con la evolución de la biota al paso del tiempo. La réplica de la naturaleza, cuyo análisis se prolonga durante años, estará influenciada por condiciones únicas del entorno: el banco de semillas existentes y la proximidad de semillas desde áreas no quemadas, la pendiente y el suelo, el clima, la etapa de sucesión ecológica de la comunidad y efectos secundarios como la erosión o los desprendimientos de masas (Key & Benson, 2006).

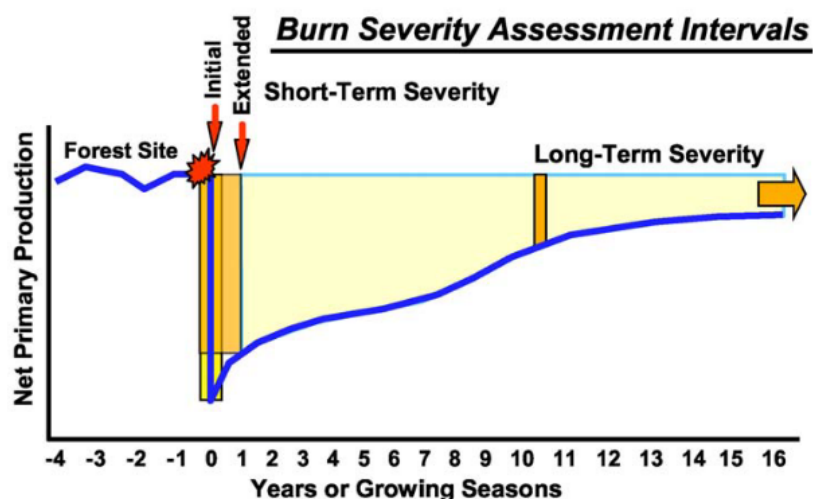


Figura 1. Perspectivas temporales de evaluación de la severidad (Key & Benson, 2006).

Los efectos del fuego están en gran medida determinados por el régimen de fuego, definido como las condiciones medias del fuego en un espacio determinado y a lo largo de un periodo de tiempo normalmente prolongado (Brown, 1995; Lloret, 2004; Davies, 2013), considerando si su carácter es favorable o perjudicial en función del grado de aproximación a sus características naturales.

En la actualidad los regímenes de fuego están profundamente alterados, es decir, se han alejado de los rangos naturales, históricos o ecológicamente aceptables de variación de los atributos clave característicos de los diferentes ecosistemas (Levshina, 2004). La mayoría de los autores reconoce que el ser humano ha sido el principal causante de este proceso de degradación, sustituyendo al control climático como agente conductor de los regímenes de fuego. La acción humana se ha convertido en la principal fuente de incendios y en el agente más influyente de las variaciones en su comportamiento a través de sus cambios en el uso del fuego, sus políticas de defensa contra los incendios forestales y su influencia sobre el cambio climático. Además, aunque la influencia humana tiene un carácter histórico ha sido en las últimas décadas cuando la ratio de cambio del régimen de fuego ha alcanzado cotas sin precedentes en intensidad y rapidez (Chuvieco, 2009; Pausas & Keeley, 2009).

Son numerosas las investigaciones que analizan las tendencias de las principales variables que configuran el régimen del fuego (i.e. densidad, frecuencia, intensidad, estacionalidad, tamaño, distribución, superficie quemada, severidad) para determinar sus trayectorias y el previsible comportamiento de este fenómeno bajo diferentes escenarios, aunque siempre condicionados por la disponibilidad de combustible, la topografía y el clima (Scott, 2000; Flannigan *et al.*, 2009; Pyne, 2010). Los trabajos existentes se enfocan en su mayoría en el estudio de las tendencias del número de incendios y de la superficie quemada (Moriondo *et al.*, 2006; Mouillot *et al.*, 2002) alegando un incremento como resultado de los cambios de uso de suelo (i.e. la despoblación rural desemboca en el abandono de las tierras de labor y el crecimiento del volumen de combustible) y el cambio climático (Pausas & Vallejo, 1999).

Estas variables, aunque importantes, no siempre son el mejor indicador para medir los efectos del fuego. En un ecosistema que ha sido modelado por el fuego y que está adaptado a él, como es el caso del ecosistema mediterráneo, ligeros aumentos en la frecuencia o en la superficie quemada pueden ser positivos ecológicamente (Pausas & Vallejo, 1999) llegando incluso a ser negativo su ausencia (Friederici, 2003). La paradoja del fuego pone de manifiesto la relación de interdependencia entre el fuego y la matriz biótica. La disminución de la frecuencia de fuegos supone un crecimiento de la biomasa (i.e. un incremento de la carga combustible propensa al incendio de alta intensidad y difícil control) que unida a unas previsiones climáticas más peligrosas, puede conducir a un incremento en la frecuencia de los grandes incendios (i.e. “megafuegos”) y en su severidad (San-Miguel-Ayánz *et al.*, 2013). Contrariamente, si la recurrencia en el tiempo de incendios se acrecienta, el ecosistema se transforma ante el dominio de especies pirofíticas activas que relegan a las especies más sensibles (López, 2012). Además, el aumento de la frecuencia de los grandes incendios, especialmente si éstos superan los umbrales de

severidad que comprometen el mantenimiento de sus funciones ecosistémicas, puede amenazar la resiliencia del ambiente. Se entiende por resiliencia a la capacidad y el ritmo de recuperación del sistema tras una perturbación. A pesar de que los ecosistemas mediterráneos son, en líneas generales, altamente resilientes al fuego, dependen de diversos factores como, la contribución de especies con estrategias regenerativas diferentes (germinadoras o rebrotadoras), la recurrencia de incendios en una misma zona, o la severidad de los fuegos entre otros (Keeley, 1986).

La severidad del fuego (i.e. magnitud del cambio ambiental causado por el fuego, no confundir con intensidad, magnitud del calor), es un factor crítico en la dinámica de las áreas quemadas y desde la perspectiva de la ecología del fuego es más determinante para establecer el tiempo de recuperación por su relación directa con la cantidad de biomasa consumida, asociada a la recuperación vegetal y la dinámica hidrogeomorfológica post-incendio (Key & Benson, 2006; Doerr & Santín, 2016; Parks & Abatzoglou, 2020). Se establece, de forma general, que la alta severidad está vinculada a tasas de recuperación de la vegetación más bajas y tasas de erosión más elevadas que las áreas de baja severidad (Moody *et al.*, 2013; Montorio *et al.*, 2014), aunque los efectos pueden ser muy variables.

## **1.2. Efectos ambientales de la alta severidad de los incendios**

Como consecuencia directa de las temperaturas elevadas, el suelo quemado sufre alteraciones biológicas, físicas y químicas. Los mayores efectos se concentran en los primeros centímetros, donde la transferencia de calor procedente de la quema de combustible es superior (Neary *et al.*, 2005; Badía-Villas *et al.*, 2014), conduciendo a la desaparición temporal de la vegetación y favoreciendo a la aparición de una costra superficial que disminuye la capacidad de infiltración del agua (Llovet *et al.*, 1994).

Los dos principales mecanismos de regeneración vegetal, la germinación y el rebrote, también se ven afectados por las altas temperaturas (DeBano *et al.*, 1998). De forma general, las áreas con mayor severidad registran bajas tasas de recuperación vegetal debido a que la disponibilidad de semillas disminuye especialmente en las capas más superficiales del suelo. Las altas temperaturas inducen a una mortalidad significativamente superior en las plantas rebrotadoras por la destrucción de los tejidos meristemáticos. En las áreas de alta severidad, en las que la componente vegetal está totalmente consumida, al reducirse la interceptación del agua de lluvia y su penetración, el flujo superficial aumenta derivando en una mayor pérdida de suelo (Pérez-Cabello *et al.*, 2000; Pérez-Cabello *et al.*, 2002).

De forma indirecta, el suelo es perturbado por la incorporación de las cenizas (Giovannini, 1994; Mataix-Solera, 2000). La adición de cenizas aumenta el pH por su contenido en óxidos, hidróxidos y carbonatos; sin embargo, tras las primeras lluvias, la mayoría de los cationes básicos de las cenizas se disuelven reduciendo el pH y aumentando la probabilidad de disolución de los metales pesados presentes en las cenizas, pudiendo inducir a la toxicidad del suelo (Pereira *et al.*, 2010).

En contraposición a lo anteriormente expuesto, también existen estudios en los que se ha observado una mejor regeneración en áreas de alta severidad debido, por ejemplo, a la mayor concentración

de nutrientes en el medio ambiente post-fuego (Pausas *et al.*, 2002), al efecto positivo del fuego sobre la dispersión de las semillas (Vega *et al.*, 2008) o a la presencia de semillas refractarias que precisan el calor del fuego para despertar de su estado latente (Keeley, 1986). Positivamente, la deposición de las cenizas supone el retorno al suelo de parte de los nutrientes liberados durante la combustión, explicando así el incremento temporal de la fertilidad del suelo (Pérez-Cabello *et al.*, 2009). Ciertas comunidades arbustivas mediterráneas son únicas porque están dominadas por especies que han especializado su ciclo reproductivo en los incendios. Tales especies requieren incendios para el rejuvenecimiento y la expansión de la población (Keeley, 1986). Otro ejemplo es el de los pinares de *P.halepensis*, donde la apertura de las piñas es estimulada por el calor y cuya germinación es propicia en zonas descubiertas (Bautista-Aguilar, 1999).

Independientemente del sentido de los efectos de la alta severidad, condicionado por las formaciones vegetales afectadas y el ambiente post-fuego (i.e. meteorología, intervenciones antrópicas, etc.), es evidente la influencia de esta variable en la dinámica de los ecosistemas. Resulta, por tanto, fundamental, identificar los cambios en la severidad para conocer las verdaderas implicaciones de la transformación del régimen del fuego en los ecosistemas y desarrollar políticas adecuadas para asegurar su conservación y sostenibilidad.

En este sentido, aunque la literatura científica recoge la idea de que la intensidad y la severidad del fuego están aumentando (North *et al.*, 2015; Stephens *et al.*, 2013), los estudios que han analizado expresamente las tendencias de la severidad son limitados, poco representativos espacialmente (observaciones en Estados Unidos, Canadá o Australia) y presentan resultados contrarios (Guindon *et al.*, 2021; Singleton *et al.*, 2019) o dependientes de las formaciones vegetales o ecorregiones analizadas (Miller *et al.*, 2012; Tran *et al.*, 2020). En la Europa mediterránea las tendencias observadas son descendentes en el número de incendios y en la superficie quemada, como resultado de las políticas de exclusión del fuego implementadas desde mediados de la década de los 90 (San-Miguel-Ayán *et al.*, 2013). No obstante, expertos y gestores alertan acerca de las consecuencias imprevistas de esta política de exclusión total que podría derivar en los mencionados “megafuegos”. Se precisa, por tanto, del desarrollo de más estudios y de aproximaciones regionales (Doerr & Santín, 2016; Parks & Abatzoglou, 2020).

### **1.3. La teledetección al servicio del estudio de la severidad**

La teledetección constituye la mejor elección para el estudio de la severidad cuando este se efectúa sobre amplias regiones de territorio. Los datos satelitales son el único medio para analizar los regímenes de incendios a gran escala, porque los datos son comparables en el espacio y el tiempo (Chuvieco *et al.*, 2008). La serie conjunta de satélites Landsat de observación de la Tierra ha permitido la adquisición de imágenes espaciales mediante sensores remotos, proporcionando datos ininterrumpidos del uso y la cobertura del suelo desde 1972 hasta la actualidad. Esta recopilación de información ofrece la posibilidad de monitorizar el ecosistema y caracterizar sus variaciones con el paso del tiempo. Debido a que los



procesos ambientales tienden a mostrar un comportamiento gradual, identificar y caracterizar el cambio depende en gran medida de la capacidad de reflejar correctamente el período temporal en el que tuvieron lugar los cambios significativos. Es por ello, que en muchos casos es necesario extender las series temporales de los satélites lo más atrás posible en el tiempo (Röder *et al.*, 2001; Lobo *et al.*, 2015).

Mapear los fuegos es un reto cuando se desea alargar las series temporales hasta el inicio de la recolección de datos debido a las inconsistencias existentes entre los sensores y el nivel de procesamiento de sus productos. No obstante, estudios como el de Röder *et al.* (2001) avalan con éxito la posibilidad de extender la serie temporal de datos Landsat *Thematic mapper* (en adelante, TM) mediante la intercalibración con las imágenes Landsat *Multispectral Scanner* (MSS) registradas sinópticamente (que permite despreciar posibles diferencias en las propiedades de la imagen debido a cambios en las características de la superficie o condiciones atmosféricas variables).

Son múltiples las técnicas para medir la severidad desde la teledetección. Las aproximaciones para su estimación pueden ser enfocadas desde sensores activos o sensores pasivos, empleando índices unitemporales o bitemporales, etc. Una aproximación ampliamente utilizada en la investigación, y la aplicada en este estudio, es el cálculo de índices espectrales que, en perspectiva multitemporal, pueden mostrar cómo ha cambiado el ecosistema. Los cambios espectrales registrados son representativos de lo que está ocurriendo en el territorio. No obstante, existen otros procedimientos para la medir la severidad como, por ejemplo, mediante la estimación de la abundancia de vegetación, ceniza o suelo con la utilización de técnicas de desmezclado (i.e. tratamiento del contenido de los píxeles mixtos) mediante sensores hiperspectrales (Pérez-Cabello *et al.*, 2005). La tecnología LiDAR es otro recurso que puede ser empleado con este fin por medio de la combinación variables derivadas de nubes de puntos de baja densidad y datos de severidad estimada en campo mediante el protocolo CBI (Montealegre *et al.*, 2017). La distribución de las alturas de los retornos y la diferencia en la altura de la nube de puntos permitiría conocer la pérdida de dosel arbóreo. Otros estudios han abordado la situación a través de la cuantificación de los cambios inducidos por el fuego en la distribución espacial y temporal de la temperatura de la superficie terrestre (LST) (Vlassova *et al.*, 2014).

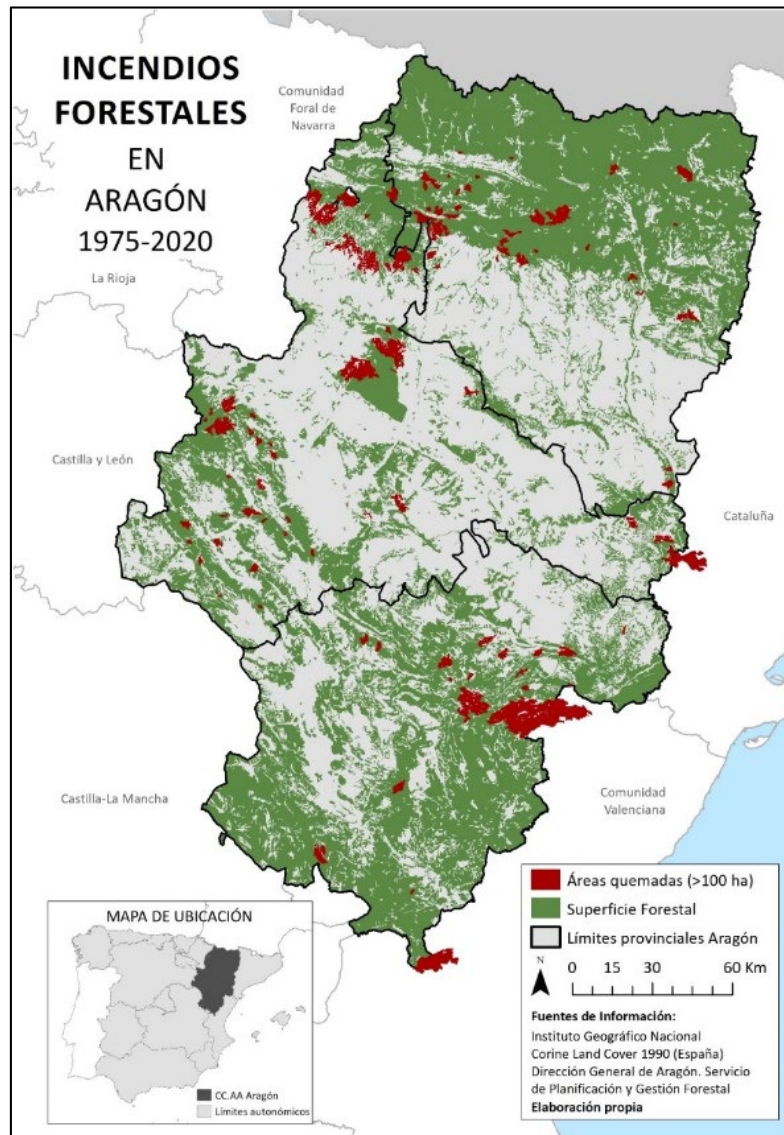
#### **1.4. Objetivos**

En este proyecto, se exponen los resultados de una evaluación de las tendencias de la severidad de los incendios en Aragón (España) en base a dos objetivos. El objetivo principal es caracterizar la severidad a escala regional y determinar si existe alguna tendencia en la alta severidad de los incendios en el periodo 1975-2020. El objetivo secundario es explorar la posibilidad de generar una serie consistente que unifique los datos de severidad de los incendios desde 1975 hasta 2020 a partir de las imágenes de satélite capturadas por todos los sensores del satélite Landsat (sensores MSS 1-4, TM 4-5, ETM+ 7 y OLI 8).

## 2. ÁREA DE ESTUDIO

El objeto de estudio en este trabajo son los incendios forestales ocurridos en la Comunidad Autónoma de Aragón desde 1975 hasta 2020 (Figura 2). La base de datos de partida, facilitada por el Servicio de Planificación y Gestión Forestal del Gobierno de Aragón, proporciona un censo de todos los incendios superiores a 100 has ocurridos en el territorio aragonés, un total de 172 incendios que suponen unas 180.000 has quemadas totales en este periodo de 45 años. Como muestra la cartografía de la Figura 2, las áreas quemadas se distribuyen en las tres provincias del siguiente modo: 45% en Zaragoza, 37% en Huesca y 18% en Teruel.

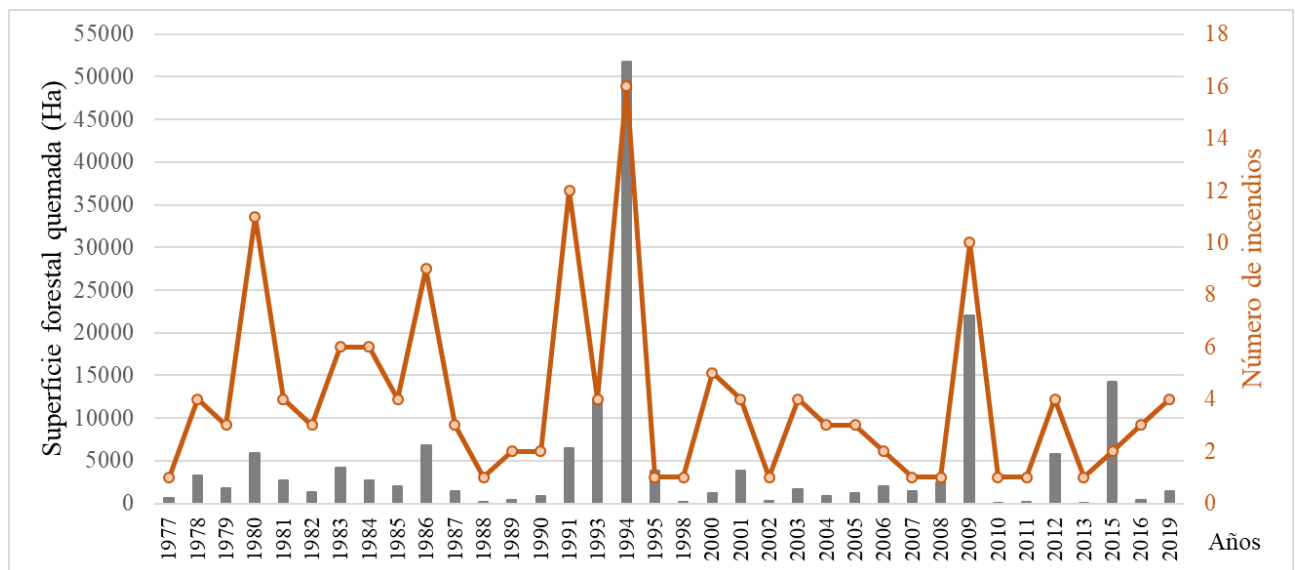
Para este estudio, la base de datos se ha limitado a los incendios cuya superficie forestal fuese superior a 100 has y ocurridos en verano (meses de junio a septiembre, ambos inclusive), dado el dominio de esta tipología en el conjunto de la base de datos (88% del total) y a que en esta estación el análisis de la información de satélite es más consistente al minimizarse las sombras topográficas, los problemas de la geometría de iluminación y la variabilidad fenológica. Los perímetros de los incendios se ajustaron a los límites de la superficie forestal proporcionada por la cartografía del Corine Land Cover de 1990.



**Figura 2.** Distribución espacial de las áreas quemadas en Aragón (1975-2020).

En base a este criterio, la serie temporal establecida finalmente para el análisis de la severidad se compone de un total de 145 incendios, con una superficie forestal afectada de aproximadamente 170.000 has. En las últimas décadas, el área cubierta por bosques se ha incrementado como resultado de las políticas de reforestación. Las principales especies arbóreas son *Pinus halepensis*, *Pinus sylvestris*, *Pinus pinaster*, *Quercus ilex*, y *Quercus pyrenaica*. Por otro lado, las principales especies de arbustos y matorrales son: *Quercus coccifera*, *Juniperus oxycedrus subsp. macrocarpa* y *Thymus vulgaris* (Tanase *et al.*, 2011).

Los datos del número de incendios y la superficie forestal quemada (Figura 3) reflejan una alta variabilidad interanual, con años como 1994 o 2009, en los que un elevado número de incendios genera una alta superficie quemada, y otros como 1980 o 1991, en los que son pocos los incendios responsables del área quemada, pero de gran extensión. La década de los años 80 y los años analizados de la década de los 70 estuvieron marcadas por un número relativamente bajo de incendios, pero una superficie quemada significativamente superior a la observada en el resto de la serie. Los primeros años de la década de los 90 presentan la mayor acumulación de superficie forestal afectada. Con el cambio de milenio, se observa una tendencia descendente en ambas variables, con la excepción no mencionada del 2015 en número de incendios.



**Figura 3.** Serie temporal de incendios forestales en Aragón (1975-2020).

### 3. METODOLOGÍA

Los satélites Landsat son un recurso de valor incalculable para monitorear el cambio global siendo una de las fuentes principales de capturas de imágenes espaciales del planeta. Iniciándose el programa a inicios de la década de los 70 del siglo pasado, la tecnología empleada se ha ido sofisticando con el paso de los años, consecuentemente, también se ha incrementado la calidad de los datos capturados por los sensores a bordo de los satélites (Tabla 1). La correcta caracterización y calibración radiométrica de los productos obtenidos es un requisito indiscutible para la creación de datos científicos precisos.

**Tabla 1.** Información general acerca de los satélites Landsat. (*Información extraída de Chander et al., 2009*)

SATÉLITES	PERIODO
Landsat 1	1972-1975
Landsat 2	1975-1982
Landsat 3	1978-1983
Landsat 4	1982-1993
Landsat 5	1984-2013
Landsat 6	1993, fallo durante el lanzamiento
Landsat 7	1999-actualidad
Landsat 8	2013-actualidad
Landsat 9	2021-actualidad

SENSOR	SATÉLITES	BANDA	RANGO ESPECTRAL ( $\mu\text{m}$ )		RESOLUCIÓN (metros)
MSS	Landsat 1	4	0.50 – 0.60	Verde	60
	Landsat 2	5	0.60 – 0.70	Rojo	60
	Landsat 3	6	0.70 – 0.80	Infrarrojo cercano (NIR)	60
	Landsat 4	7	0.80 – 1.10	Infrarrojo cercano (NIR)	60
	Landsat 5				
TM	Landsat 4 Landsat 5	1	0.45 – 0.52	Azul	30
		2	0.52 – 0.60	Verde	30
		3	0.63 – 0.69	Rojo	30
		4	0.76 – 0.90	Infrarrojo cercano (NIR)	30
		5	1.55 – 1.75	Infrarrojo de onda corta (SWIR1)	30
		6	10.40 – 12.50	Térmico (TIR)	120
		7	2.08 – 2.36	Infrarrojo de onda corta (SWIR2)	30
ETM+*	Landsat 7	8	0.52 – 0.90	Pancromático	15
OLI(1 y 2)	Landsat 8 Landsat 9	1	0.43 – 0.45	Azul costero	30
		2	0.45 – 0.51	Azul	30
		3	0.53 – 0.59	Verde	30
		4	0.64 – 0.67	Rojo	30
		5	0.85 – 0.88	Infrarrojo cercano (NIR)	30
		6	1.57 – 1.65	Infrarrojo de onda corta (SWIR1)	30
		7	2.11 – 2.29	Infrarrojo de onda corta (SWIR2)	30
		8	0.50 - 0.68	Pancromático	15
		9	1.36 – 1.38	Cirrus	30
TIRS(1 y 2)	Landsat 8	10	10.6 – 11.19	Infrarrojo térmico (TIRS1)	100
	Landsat 9	11	11.50 -12.51	Infrarrojo térmico (TIRS2)	100

\*el sensor ETM+ tiene las mismas bandas y rango espectral que el TM, como diferencia, se añade la banda del pancromático.

### 3.1. Generar una serie temporal de imágenes consistente entre 1975 y 2020

Con el objetivo de generar una serie histórica consistente lo más amplia posible, la falta de homogeneización entre los datos del sensor MSS con los sensores posteriores puede ser solventada gracias al registro sinóptico de los sensores MSS y TM portados por los satélites Landsat 4-5 (Tabla 1). Dado que la calibración y la corrección atmosférica de imágenes Landsat TM es un procedimiento operativo y validado, la imagen Landsat TM puede ser utilizada como referencia calibrada para derivar factores de calibración para Landsat MSS (Röder *et al.*, 2001), no obstante, este proyecto se limita a calcular el ajuste de regresión entre imágenes.

Para la descarga de imágenes se buscaron fechas en los meses de junio, julio y agosto con registro simultáneo. Las imágenes MSS, con 60 metros de resolución espacial, pertenecían a la Colección Landsat 2, Nivel 1, categoría *Level 1 Terrain (Corrected) product* (L1TP) que incluye la corrección geométrica, radiométrica y de precisión dependiente de la disponibilidad de *Ground Control Points* (GCPs), utilizando el modelo de elevación digital para corregir el error de paralaje ocasionado por el relieve topográfico local (U.S. Geological Survey, 2020). Las imágenes TM, con una resolución espacial de 30 metros, pertenecían a la Colección Landsat 2, Nivel 2, categoría (L2SP) *Level 2 Science Product*. Con el fin de hacer ambas compilaciones comparables, se modificó la resolución de las imágenes TM a 60 metros. Puesto que el nivel de procesamiento difería según el sensor: niveles digitales (ND) para las imágenes de los sensores MSS y reflectividad de superficie (SR) para el sensor TM, se procedió a la conversión de los datos MSS (Figura 4). Para ello, se utilizó en QGIS el *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP) (Congedo, 2021) que convierte los niveles digitales en reflectividad al techo de la atmósfera (*top of atmosphere, TOA*) además de aplicar la corrección atmosférica por substracción del objeto oscuro (DOS1). Esta técnica se basa en la “suposición básica de que dentro de la imagen algunos píxeles están en sombra total y sus radiancias reciben en el satélite se deben a la dispersión atmosférica (trayectoria de radiación). Esta suposición se combina con el hecho de que muy pocos objetivos en la superficie de la Tierra son negros absolutos, por lo que una reflectividad mínima supuesta del uno por ciento es mejor que el cero por ciento” (Chavez, 1996). Se comprobó la precisión del proceso de corrección aplicado por este algoritmo automático realizando pruebas manuales de la extracción del DOS, observándose que no había diferencias significativas entre los valores obtenidos.

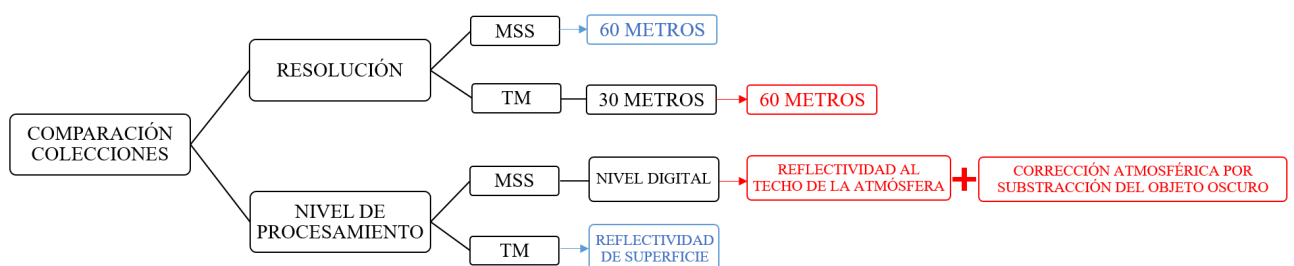


Figura 4. Metodología para hacer comparables las compilaciones Landsat.

La calibración entre las dos compilaciones se realizó utilizando las bandas del rojo y el infrarrojo cercano (NIR) de las imágenes de los años comunes a los dos conjuntos de datos: 1985, 1986 y 1987. Los incendios de los años 1988 a 1991 no pudieron utilizarse para la intercalibración por la existencia de problemas de bandeo en las imágenes. Los valores corregidos atmosféricamente de las bandas del rojo y del NIR de los sensores MSS y TM fueron comparados mediante un análisis de regresión lineal para obtener la ecuación de transformación con la que extender la serie temporal de valores Landsat-SR desde 1985 hasta 1975. Para minimizar el efecto de la autocorrelación espacial, la regresión se aplicó sobre una selección aleatoria de 500 píxeles por imagen. Para asegurar la estabilidad del modelo de regresión obtenido, se aplicaron los análisis a cada una de las fechas coincidentes de manera independiente y a la base de datos global. El estadístico de coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y análisis de varianza (ANOVA) se utilizaron para evaluar la calidad de los modelos obtenidos. Para observar las diferencias que podía implicar incorporar imágenes bandeadas, se repitieron las regresiones y el estadístico.

### 3.2. Evaluación de la severidad del fuego

En vista de los resultados obtenidos y posteriormente expuestos en el apartado 4.1., no se pudo construir una serie histórica por lo que se optó por iniciar el análisis de severidad en el año 1985 con los productos de la colección SR a 30 metros de los distintos sensores portados por el resto de los satélites Landsat (TM, ETM+ y OLI). Con la reducción de la serie, de la serie total de 145 los incendios estudiados fueron 104. La severidad ha sido evaluada mediante índices espectrales.

#### 3.2.1. Índices espectrales

Cualquier superficie, como resultado de su interacción con fuentes de energía externas o internas, emitirá y/o reflejará una radiación electromagnética. Cada sistema expresa una respuesta espectral característica que en términos de energía reflejada y emitida se conoce como signatura o firma espectral (Figura 5).

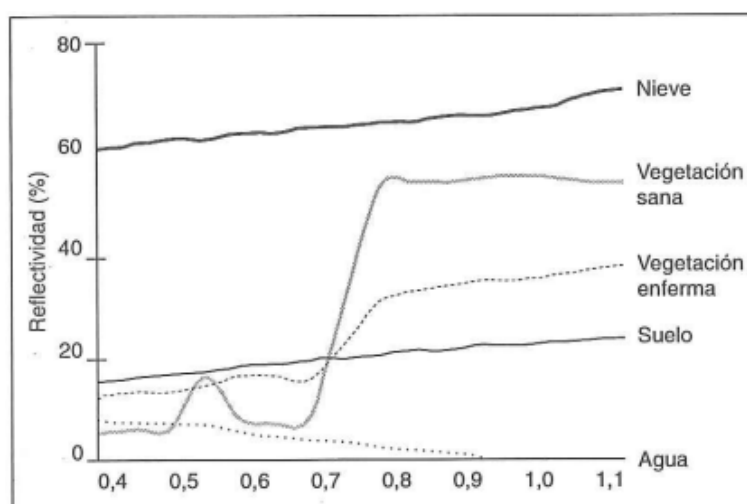
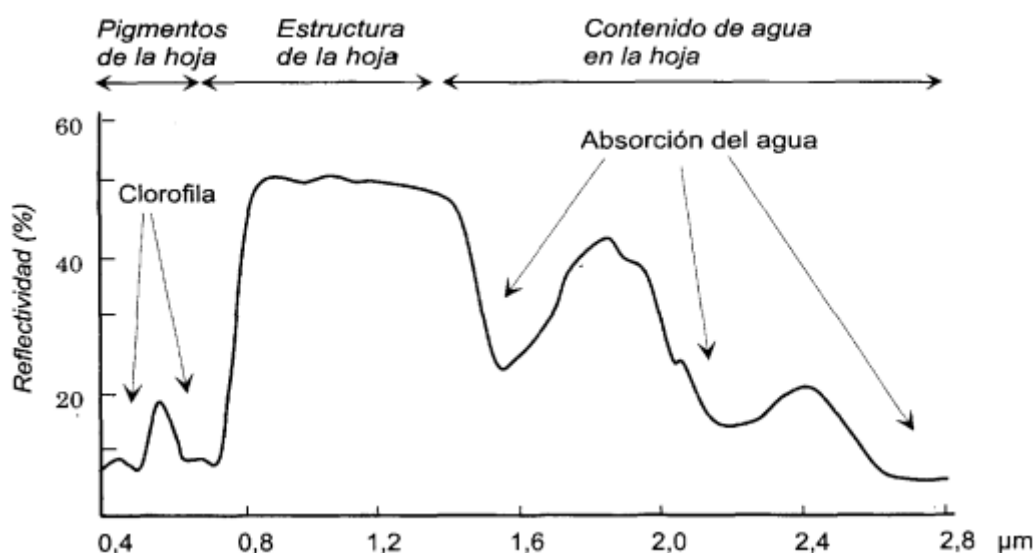


Figura 5. Firmas (signaturas) espectrales de las distintas cubiertas (Chuvienco, 1996)

Tal y como apuntan Pérez-Cabello & de la Riva (1998), en términos generales, la respuesta espectral de la cobertura vegetal vigorosa se singulariza por presentar valores de reflectividad muy bajos en la región visible debido a la absorción energética de ciertos pigmentos como la clorofila, las antocianinas o las xantofilas. Los picos de absorción de los pigmentos se producen en longitudes de onda específicas observándose una acción combinada que genera una absorción agregada de rasgo ancho centrada en torno a los 480 nm y 680 nm. Los valores más altos se aprecian en el rango del infrarrojo próximo asociados a la composición de la estructura interna de las hojas. Las cavidades que constituyen la capa esponjosa del mesófilo son las responsables de la elevada reflectividad al difundir y dispersar la mayor parte de la radiación incidente (Chuvieco, 1996). En el infrarrojo medio la reflectividad de la vegetación desciende considerablemente debido al contenido de agua presente en las hojas que absorbe cantidades considerables de energía (Figura 6). En condiciones ópticas de laboratorio, la curva de la vegetación sana suele presentar el mismo trazado que el reproducido en la Figura 6. Cuando la cobertura vegetal es sometida a cualquier tipo de estrés ya sea déficit hídrico o la exposición a un incendio, su comportamiento espectral se transforma.



**Figura 6.** Factores de la reflectividad de la vegetación sana en el espectro óptico (Chuvieco, 1996)

El proceso de combustión supone cambios en la reflectividad asociados a la eliminación de la vegetación, la exposición del suelo, los cambios en el contenido de humedad y la aparición de nuevas cubiertas. El máximo exponente de estos cambios es el descenso en las regiones del visible (VIS) e infrarrojo cercano (*near infrared*, NIR), cuya reflectividad desciende debido a la desaparición de la vegetación activa; y el incremento en la reflectividad del infrarrojo de onda corta (*short wave infrared*, SWIR), que registra la pérdida de humedad, la mayor exposición del suelo y las menores sombras proyectadas por la vegetación (Key & Benson, 2006).

Las variaciones radiométricas de los niveles digitales en las diferentes bandas posibilitan la identificación de los incendios forestales mediante el análisis visual y el tratamiento digital. Las relaciones entre los datos de campo y la teledetección son desarrolladas a partir de índices espectrales obtenidos por la combinación de bandas reflectivas (Tabla 2). Siempre que haya datos disponibles, la magnitud del cambio puede ser determinada empíricamente a través de los índices espectrales.

**Tabla 2.** Índices espectrales aplicados en la evaluación de la severidad del fuego.

ÍNDICE	ECUACIÓN	
<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (Rouse <i>et al.</i> , 1973)	$NDVI = \frac{RNIR - RR}{RNIR + RR}$	donde <b>R<sub>NIR</sub></b> y <b>R<sub>R</sub></b> son la reflectividad en las regiones del infrarrojo cercano y rojo.
<i>Delta Normalized Difference Vegetation Index</i>	$dNDVI = NDVI_{prefire} - NDVI_{postfire}$	donde <b>NDVI<sub>prefire</sub></b> y <b>NDVI<sub>postfire</sub></b> son el valor del índice <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> en las situaciones pre- y post-fuego.
<i>Normalized Burn Ratio</i> (López & Caselles, 1991)	$NBR = \frac{RNIR - RSWIR}{RNIR + RSWIR}$	donde <b>R<sub>NIR</sub></b> y <b>R<sub>SWIR</sub></b> son la reflectividad en las regiones del infrarrojo cercano e infrarrojo medio de onda corta.
<i>delta Normalized Burn Ratio</i> (Key & Benson, 2006)	$dNBR = NBR_{prefire} - NBR_{postfire}$	donde <b>NBR<sub>prefire</sub></b> y <b>NBR<sub>postfire</sub></b> son el valor del índice <i>Normalized Burn Ratio</i> en las situaciones pre- y post-fuego.
<i>Relative delta Normalized Burn Ratio</i> (Miller & Thode, 2007)	$RdNBR = \frac{NBR_{prefire} - NBR_{postfire}}{\sqrt{(ABS(NBR_{pre}/1000))}}$	donde <b>NBR<sub>prefire</sub></b> y <b>NBR<sub>postfire</sub></b> son el valor del índice <i>Normalized Burn Ratio</i> en las situaciones pre- y post-fuego.

Entre los índices más empleados para la delimitación de áreas quemadas y la evaluación de su severidad, destaca por su profusa utilización y fácil cálculo, el Índice de Vegetación Normalizado o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) que, según apunta Hayes (1985), está altamente correlacionado con la superficie foliar, la biomasa y la productividad neta debido a la estrecha relación existente entre la cantidad de combustible y la severidad del fuego (Montorio, 2014). Sin embargo, comparativamente el índice Normalizado de Área Quemada o *Normalized Burn Ratio* (NBR) mejora los resultados. Creado originalmente por López & Caselles (1991) para la distinción entre áreas quemadas y no quemadas este índice combina las dos bandas espectrales que responden al fuego de una manera más acusada (NIR y SWIR).

Mediante los índices *delta Normalized Burn Ratio* (dNBR) (Key & Benson, 2006) y *Relative delta Normalized Burn Ratio* (RdNBR) (Miller & Thode, 2007), en valores absolutos y relativos respectivamente, se consigue una aproximación bitemporal de los datos. Ambos índices pueden ser empleados para realizar una evaluación inicial de la severidad del fuego, utilizando una imagen post-fuego muy próxima al final del incendio, o una evaluación extendida, prorrogando la captura de la imagen post-fuego hasta la primera estación de desarrollo vegetal (Montorio, 2014).

Para todos los sensores, las imágenes pre- y post-fuego fueron obtenidas a partir de la mediana de las imágenes de verano de los años anterior y posterior al incendio, respectivamente. El límite de un año antes asegura que ninguna otra perturbación interfiere con la señal del fuego. La utilización del primer verano después de cada incendio, en lugar de las imágenes de ese mismo año, implica que los efectos



del fuego analizados incluyen no sólo los efectos inmediatos sino también la respuesta del ecosistema en términos de mortalidad o de recuperación durante el primer año después del fuego (Key & Benson, 2006). Se trata de una perspectiva de evaluación extendida que es la aplicada de forma generalizada en los estudios de tendencias de severidad (Guindon *et al.*, 2021; Miller *et al.*, 2012; Miller & Safford, 2012).

Los valores de severidad fueron calculados a una resolución espacial de 30 metros y exportados con un nivel de procesamiento de reflectividad de superficie (*surface reflectance, SR*) para los sensores TM a OLI. Se aplicaron máscaras para eliminar del cálculo de las medianas los píxeles afectados por la presencia de nubes o sombras de nubes. El procesamiento de todas las imágenes se realizó en la plataforma *Google Earth Engine* (Gorelick *et al.*, 2017), utilizando para el cálculo de los índices dNBR y RdNBR el código proporcionado Parks *et al.* (2018), y para el cálculo del índice dNDVI una adaptación del mismo. *Earth engine* es un catálogo de imágenes satelitales basado en la nube y un entorno informático que permite a los usuarios realizar análisis geoespaciales a escala planetaria. Se está convirtiendo en una herramienta ampliamente utilizada para cartografiar la extensión de los incendios derivados de satélites y la gravedad de los incendios (Long *et al.*, 2019; Parks *et al.*, 2018).

### 3.2.2. Cálculo de la alta severidad

Para determinar los píxeles de alta severidad, con cualquiera de los índices, los valores resultantes son agrupados en intervalos de severidad. Los intervalos obtenidos con dNBR (Tabla 3) más específicos para cada incendio mientras que, los intervalos calculados con RdNBR, al eliminar el sesgo asociado a las condiciones de vegetación pre-fuego, son más generalizados. Tal y como advierten Key & Benson (2006) los niveles de los umbrales que dividen los intervalos de dNBR no son óptimos para todos los escenarios, sino que en cierta medida son flexibles abarcando un rango de  $\pm 10$  a 100 puntos. Dicha oscilación viene condicionada por la estacionalidad de las imágenes y de si la evaluación de los incendios es inmediata o extendida. Teóricamente, el rango de dNBR puede incluso oscilar entre -2.000 y +2.000 aunque valores tan anómalos rara vez son registrados y están más asociados a ruidos en el registro o nubes. Son muchos los estudios que deciden extraer sus propios umbrales para una mejor adaptación al territorio estudiado (Miller *et al.*, 2012; Singleton *et al.*, 2019; Guindon *et al.*, 2019). Los umbrales empleados en este proyecto se trazaron a partir de la métrica de campo (CBI).

**Tabla 3.** Niveles de severidad y rango de dNBR. Traducido de Key & Benson (2006).

Nivel de severidad	Rango dNBR
Regeneración alta	-500 a -251
Regeneración baja	-250 a -101
No quemado	-100 a +99
Severidad baja	+100 a +269
Severidad baja-moderada	+270 a +439
Severidad moderada-alta	+440 a +659
Alta severidad	+660 a +1300

La medición de la severidad en campo o Composite Burn Index (CBI) es un análisis visual, basado en el criterio experto, que evalúa el grado de pérdida o descomposición de la materia orgánica (Key & Benson, 1999). Este índice fue diseñado específicamente como método de validación de NBR. El CBI intenta conocer cuán significativas desde el punto de vista ecológico son las consecuencias de un incendio dado y cuánto ha alterado el fuego las condiciones biofísicas de un sitio, proporcionando la escala numérica para medir dichos cambios. Proporciona un índice, a partir de variables parametrizadas, que estima el efecto del fuego en cinco estratos englobados en dos niveles compuestos y uno global (Tabla 4). Cada estrato de una comunidad vegetativa es evaluado independientemente por varios criterios y recibe una puntuación entre 0.0 y 3.0 (Key & Benson, 2006). Además, el CBI puede clasificarse en niveles ordinales: severidad baja, media y alta (Tabla 5).

**Tabla 4.** Estructura jerárquica del CBI. Niveles (A-C) y estratos (1-5). La puntuación CBI se realiza para cada estrato y se promedia al nivel compuesto deseado. Adaptado de Key & Benson (2006).

A. Total de la parcela	B. Sotobosque	1. Substrato
		2. Hierbas, matorrales bajos y árboles inferiores a 1 metro.
		3. Arbustos altos y árboles de 1 a 15 metros.
	C. Dosel arbóreo	4. Árboles intermedios (del tamaño de un poste, dosel inferior)
		5. Árboles grandes (dosel superior, arboles dominantes y co-dominantes)

**Tabla 5.** Categorías y definiciones del CBI. Adaptado de Miller & Thode (2007).

Categoría de severidad	Medición en campo	Definición
Nula	0-0.1	Un año después del incendio, el área es indistinguible de las condiciones previas al incendio. No siempre indica que el área no se quemó.
Baja	0.1-1.24	Área con poco cambio en la cobertura y poca mortalidad de la vegetación dominante.
Moderada	1.25-2.25	El área exhibe una mezcla de efectos que van desde sin cambios hasta elevados.
Alta	2.25-3.0	La vegetación oscila entre cambios elevados y mortalidad.



**Figura 7.** Ejemplos de parcelas con severidad baja (izquierda), severidad moderada (centro) y severidad alta en la localidad aragonesa de Cedrillas. *Imágenes cedidas por el Dr. Mihai Tanase.*

Para estimar los intervalos de severidad adaptados a este estudio, se calcularon, para los índices deseados (dNDVI, dNBR y RdNBR), los valores espectrales que se corresponden con el valor 2.25 de la medición de campo (límite de alta severidad) por mediación de las ecuaciones proporcionadas por Tanase *et al.*, (2011) (Tabla 6). Siguiendo las recomendaciones de los autores, se escogieron las ecuaciones del modelo de crecimiento saturado porque, a pesar de que las relaciones entre el dNBR y el CBI habitualmente presentan un comportamiento no lineal de carácter cuadrático (Key & Benson, 2006; Tanase *et al.*, 2011) estos modelos, en el rango superior de valores del CBI, muestran una saturación de

la señal prediciendo más allá del punto asintótico valores del CBI progresivamente menores para valores de dNBR ascendente. El modelo no lineal de crecimiento saturado evita el comportamiento asintótico, aunque ofrece valores de ajuste ligeramente inferiores al modelo cuadrático (Tanase *et al.*, 2011). Tal y como exponen en la metodología de su artículo, la toma de datos de campo se desarrolló siguiendo las pautas descritas por Key & Benson (2006), los muestreos se ubicaron en áreas de estructura forestal homogénea y las áreas afectadas, ubicadas en Aragón e incluidas entre los incendios forestales objeto de estudio en este trabajo, se evaluaron en los dos meses posteriores al incendio.

**Tabla 6.** Parámetros para el modelo de crecimiento saturado para cada índice espectral. Extraído de Tanase *et al.*, (2011).

Índice Espectral	$x(a x + b)^{-1}$	
	a	b
dNDVI	0.168	106.0
dNBR	0.260	76.5
RdNBR	0.243	142.5

Con estos umbrales de los distintos índices, se extrajeron por medio de Rstudio los valores de alta severidad para los 104 incendios de la base de datos y se calcularon dos métricas: la superficie total de área quemada con la categoría de alta severidad y el porcentaje de área quemada con alta severidad.

### 3.2.3. Análisis estadísticos

Con el objetivo de predecir las tendencias a futuro en base a valores pasados, se desarrollaron modelos autorregresivos integrados de media móvil (*Autoregressive integrated moving average* o ARIMA). Adicionalmente, se realizaron las pruebas de tendencia de Mann-Kendall, utilizando el umbral  $p \leq 0.05$  para la significación estadística y la pendiente Sen y su intervalo de confianza para valorar la magnitud de la tendencia y su confiabilidad. Se optó por ejecutar ambos estadísticos debido a la ausencia de datos para algunos años y a la variabilidad de los existentes. Para comprobar si la significación de los modelos es dependiente del año de finalización de la serie temporal, en ambas pruebas, se desarrollaron modelos separados finalizando consecutivamente la serie temporal en años anteriores (p. ej., 1985-2019, 1985-2016 ... y 1985-2009).

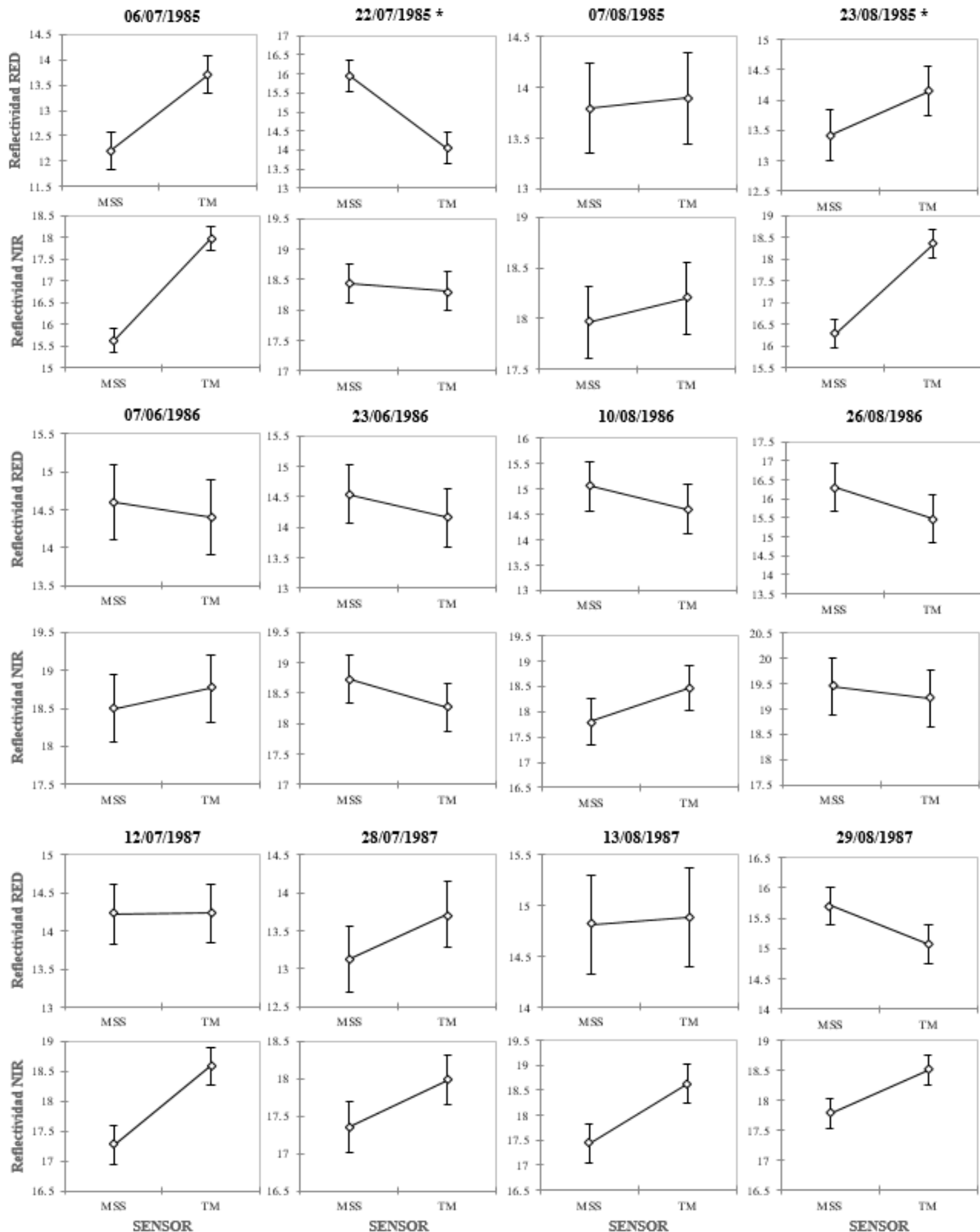
## 4. RESULTADOS

Se presentan los resultados obtenidos analizando en primer lugar la intercalibración de las colecciones de los sensores MSS y TM de los satélites Landsat 4-5 para los años con captura de imágenes simultáneas (1985-1986-1987) a través de las bandas del rojo (RED) e infrarrojo cercano (NIR). A continuación, se muestran la modelización de las tendencias de severidad obtenidas a partir del cálculo de los índices espectrales de vegetación dNDVI, dNBR y RdNBR, así como los valores estimados para sus umbrales. Los análisis estadísticos empleados para las series temporales incluyen Mann-Kendall y ARIMA.

#### 4.1. Intercalibración de las colecciones MSS y TM

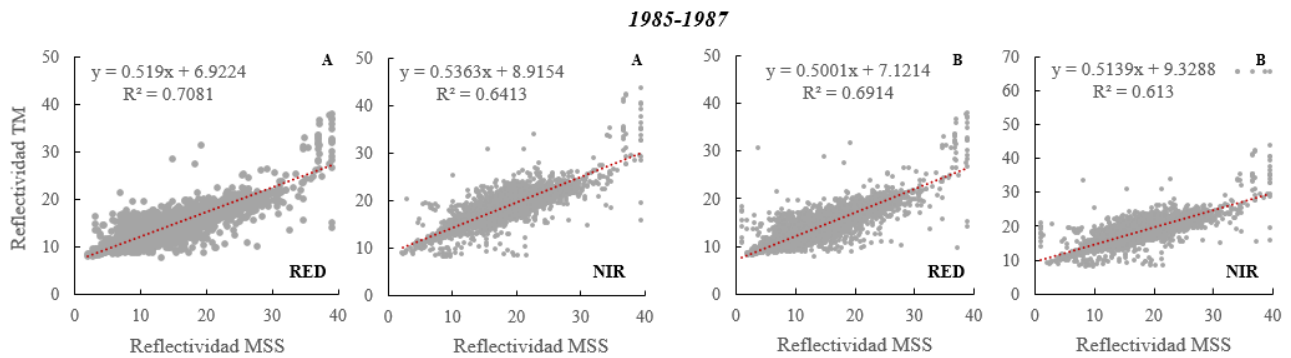
Los resultados fueron evaluados por la observación simultánea de los sensores MSS y TM en Landsat 4 y 5 empleando los productos de Landsat 4-5 TM como valor verdadero.

El heterogéneo resultado de las tendencias en la reflectividad de las bandas del rojo (RED) e infrarrojo cercano (NIR) calculadas para los años 1985, 1986 y 1987 (Figura 8) demuestra una actuación desigual en los procesos de corrección. A pesar de que en la mayoría de los casos la reflectividad para ambas bandas en el sensor MSS es inferior al sensor TM, no siempre se cumple como por ejemplo en las rectas de 1986 para la banda del rojo. Por otro lado, la significación de las tendencias al igual que su signo (positivo o negativo) también es fluctuante.



**Figura 8.** Tendencias en las medias de reflectividad para las bandas del rojo (RED) y el infrarrojo cercano (NIR) entre los sensores MSS y TM para las fechas disponibles en los años 1985, 1986 y 1987. Quedan marcadas (\*) las imágenes bandeadas.

Debido a que los modelos resultantes no son lo suficientemente consistentes no pudieron ser empleados en los años previos de la serie temporal. El modelo obtenido para la banda del rojo (RED) es levemente mejor al obtenido para la banda del NIR. En el mejor de los casos, el modelo de regresión explica el 70.81% de la variabilidad. Cuando se incluyen las imágenes bandeadas, como se observa en la figura 9, los valores de  $R^2$  se reducen ligeramente. Para todos los casos los valores de intersección rondan el 0.5 y los valores de pendiente oscilan entre los 7 y los 9 puntos de incremento en la reflectividad del sensor TM por cada incremento en la reflectividad del MSS. A la vista de estos resultados se decidió no proseguir con la intercalibración de los sensores MSS y TM.



**Figura 9.** Gráficos de dispersión entre los valores de reflectividad de las bandas rojo (RED) e infrarrojo cercano (NIR) de los sensores MSS y TM con indicación de las ecuaciones de regresión lineal desarrolladas para el modelo global del periodo 1985 a 1987 excluyendo las imágenes bandeadas (A) e incluyendo la muestra bandeada (B).

#### 4.2. Cálculo de la alta severidad y análisis estadísticos

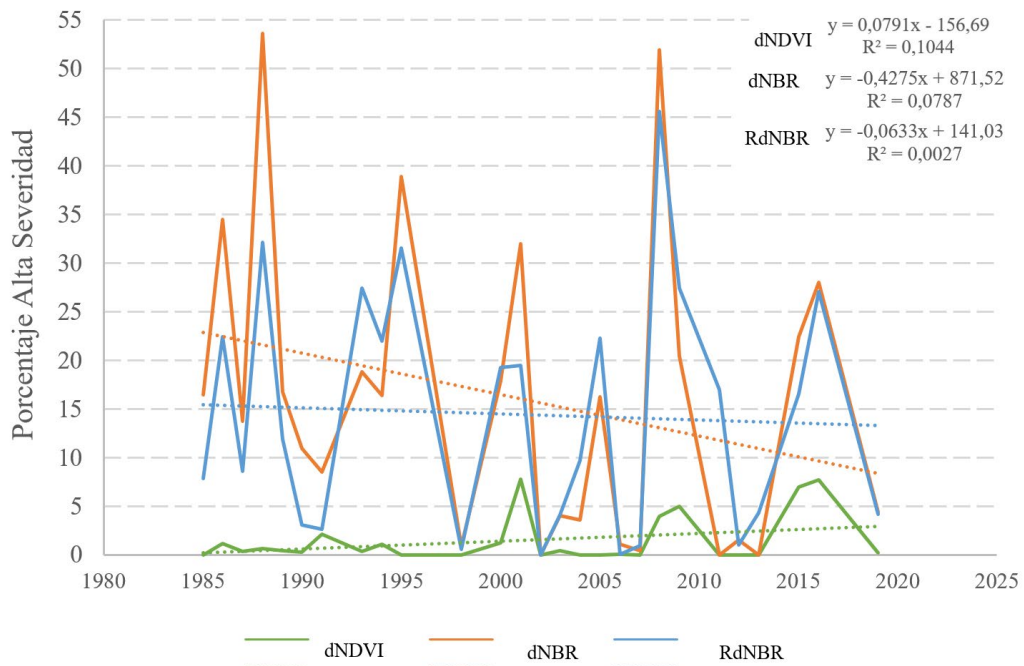
Como se ha mencionado con anterioridad, la ecuación del modelo saturado, donde  $x(a|x|+b)^{-1}$ , fue empleada por Tanase *et al.* (2011) para analizar la relación existente entre CBI y dNBR con las que obtuvieron estadísticas de ajuste más adecuadas para el régimen de incendios de los bosques aragoneses. Siguiendo con su metodología se aplicó la fórmula a todos los incendios y se derivaron los umbrales de severidad (Tabla 7); en base a estos umbrales se obtuvieron los píxeles quemados a alta severidad. Se escogieron los índices delta ya que estos son la diferencia entre la evaluación el año previo al incendio y el año posterior pudiendo con ello medir el cambio ocurrido en el ambiente.

**Tabla 7.** Valores de los umbrales para los índices dNDVI, dNBR y RdNBR calculados en base a las ecuaciones proporcionadas por Tanase *et al.*, 2011.

Severidad	CBI	dNDVI	dNBR	RdNBR
Nula	0-0.1	<10	<7	<14
Baja	0.1-1.24	11-167	8-141	15-255
Media	1.25-2.24	168-383	142-414	256-707
Alta	>2.25	>384	>415	>708

Tal y como se puede apreciar en la Figura 10 existe una alta varianza para los años analizados en los valores de alta severidad derivados de cada índice espectral. Mientras que la tendencia del RdNBR se mantiene relativamente estable en la serie temporal, la tendencia del dNBR es de acusada pendiente negativa contraria al lento crecimiento positivo de la recta de dNDVI. El índice dNBR obtiene los mayores porcentajes de píxeles asociados a alta severidad alcanzando cifras superiores al 50% en 1988 y

2008. Un trazado similar dibuja la línea del índice RdNBR, que, a excepción del año 2008, el porcentaje de alta severidad no supera el 35% para ninguno de los años. El umbral de alta severidad de dNDVI es el más distendido resultando en un porcentaje máximo inferior al 10%. Cabe destacar que, ninguna de las rectas de regresión es significativa.



**Figura 10.** Gráfico donde se expresa el porcentaje de alta severidad por año para cada uno de los índices espectrales analizados (dNDVI en verde, dNBR en naranja y RdNBR en azul) junto con sus ecuaciones de regresión y el error.

Las pruebas de Mann-Kendall para todos los índices revelan que no hay tendencia (Tabla 8). Los p-valores > 0.05 confirman la hipótesis nula de inexistencia de una tendencia en la serie. Tanto para dNBR como para RdNBR las pendientes son negativas para todas las modelizaciones, siendo para el primer índice particularmente acusadas. Paralelamente, las pendientes del dNDVI son nulas o prácticamente nulas, y en caso de serlo, negativas. A pesar de ello, los p-valores más bajos coinciden para los tres índices en la modelización 1985-2013.

**Tabla 8.** Valores de las pruebas de tendencia de Mann-Kendall donde se interpreta que la hipótesis nula (H0) es la inexistencia de una tendencia en la serie y que la hipótesis alternativa (H1) hay tendencia en la serie. Si p-valor <0.05 se rechaza la hipótesis nula.

		1985-2019	1985-2016	1985-2015	1985-2013	1985-2012	1985-2011	1985-2009
dNDVI	<b>P-valor</b>	0.900	0.965	0.558	0.242	0.475	0.952	0.952
	<b>Pendiente</b>	0.000	0.000	-0.002	-0.008	-0.003	0.000	0.000
dNBR	<b>P-valor</b>	0.139	0.165	0.068	0.022	0.061	0.096	0.239
	<b>Pendiente</b>	-0.427	-0.428	-0.528	-0.613	-0.610	-0.610	-0.600
RdNBR	<b>P-valor</b>	0.707	0.860	0.591	0.535	0.635	0.910	0.880
	<b>Pendiente</b>	-0.106	-0.058	-0.155	-0.177	-0.146	-0.058	-0.071

Puesto que la serie de tiempo creada para el índice RdNBR es estacionaria, es decir, que sus valores oscilan entorno a la misma media y la varianza se encuentra definida en el interior de un rango, se pudo

construir un modelo ARIMA de pronóstico hasta el 2030 (Figura 11). En función del año de finalización de la modelización las tendencias se mantienen estables entorno a la posibilidad <25%.



**Figura 11.** Gráfico ARIMA para el índice RdNBR con pronóstico hasta el 2030. Modelización de tendencia desde el 2020.

## 5. DISCUSIÓN

Un aspecto destacado de este estudio es la exploración de las imágenes Landsat-MSS para entender la serie temporal e iniciarla en el año 1975. En el caso de Aragón esta ampliación habría permitido incorporar al análisis 41 incendios y más de 24.000 has forestales quemadas. No se ha podido generar una serie consistente empleando los productos de los sensores MSS y TM que abarcase dicho periodo temporal, finalizando en 2020. La corrección radiométrica es un desafío para las imágenes MSS debido no solo a su menor resolución espacial y la discrepancia de bandas en comparación con los sensores actuales, sino también por los efectos de otros preprocesos como la calibración radiométrica. La diferencia entre las bandas roja (red) e infrarroja cercana (NIR) de los sensores MSS y TM no debería haber supuesto un problema ya que los rangos de ambas son bastante similares (MSS:  $0.60\mu\text{m} - 0.70\mu\text{m}$  rojo y  $0.70\mu\text{m} - 0.80\mu\text{m}$  NIR; TM:  $0.63\mu\text{m} - 0.69\mu\text{m}$  rojo y  $0,76\mu\text{m} - 0,90\mu\text{m}$  NIR). La captura simultánea de las imágenes por ambos sensores permitiría ignorar las posibles diferencias en las propiedades de la imagen debido a cambios en las características de la superficie o condiciones atmosféricas. No obstante, los resultados del coeficiente de determinación prueban que los modelos no se ajustan con fiabilidad no pudiendo equiparar los valores del sensor MSS con los del TM.

Esta cuestión ha sido abordada por otros estudios basándose en el modelo de transferencia radiativa 6S (*Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum*) que simula la reflexión de la radiación solar en condiciones de una atmósfera libre de nubes y estima la reflectividad aparente TOA teniendo en cuenta los efectos de absorción de los gases, la difusión de las moléculas y aerosoles presentes en la atmósfera, y la falta de homogeneidad de la reflectividad de la superficie terrestre. La complejidad de la configuración de este modelo de corrección cuyos requerimientos incluyen condiciones geométricas, modelado atmosférico y de aerosoles, alturas del área de estudio y del sensor, condiciones espectrales, y reflectancia del suelo; impedían su ejecución para este trabajo. El resultado de la evaluación ejecutada por Zhao *et al.* (2022) muestra que los datos MSS generados son comparables con el

producto Landsat TM posterior, aunque con incertidumbres ligeramente mayores. Además, expone que los factores no atmosféricos (p. ej., la diferencia de las respuestas espectrales relativas de TM y MSS, los errores de georregistro, la incertidumbre de la calibración radiométrica o los ruidos de imagen) generan incertidumbres mayores que los factores atmosféricos a los resultados de la validación cruzada. El estudio de Lobo *et al.* (2015) demuestra importantes efectos de estacionalidad en los espectros forestales que deben tenerse en cuenta para estudios con series temporales.

Los resultados de este trabajo no muestran unas tendencias positivas claras de los valores de alta severidad en el intervalo 1985-2020 como sí que observan otros estudios que han aplicado metodologías similares en diferentes regiones de Estados Unidos (Miller & Safford, 2012; Parks & Abatzoglou, 2020; Singleton *et al.*, 2019). La bibliografía informa también de algunas dificultades del estadístico no paramétrico de Mann-Kendall para testear tendencias lineales en series temporales no muy extensas y con una alta varianza (Yue *et al.*, 2002), como la mostrada en nuestros datos de severidad, aunque respaldan la aplicación con éxito (Miller & Safford, 2012; Singleton *et al.*, 2019) del método estadístico ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). El estudio desarrollado por Tran *et al.* (2020) también confirma el aumento de la severidad en el sur de Australia. Se debe destacar que la superficie quemada y la frecuencia temporal analizada por estos estudios son muy superiores a las de este trabajo al tratarse de áreas de mayor extensión.

Con respecto a la utilización del CBI y del NBR, la revisión de la bibliografía destinada al estudio de la severidad muestra la existencia de una serie de limitaciones y desventajas. Sendos índices son susceptibles a la subjetividad al estratificarse en intervalos de severidad (Key & Benson, 2006; Lentile *et al.*, 2006). Por una parte, la aplicación del CBI se produce además de forma cualitativa incorporando cierta incertidumbre puesto que los valores asignados están basados en el cambio producido en relación a la situación preliminar al incendio (conocimiento que no se conoce de manera explícita, sino que es inferido desde las áreas colindantes no quemadas) (Lentile *et al.*, 2006). A pesar de todo ello, es el índice de campo más utilizado porque permite la comparación entre distintos ecosistemas. Por la otra parte, diversos estudios plantean que el NBR no es un índice adecuado para la evaluación de la severidad, ya que, puesto que su objetivo es el de identificar áreas quemadas las asunciones que emplea son diferentes a las que debería tener un índice diseñados explícitamente para evaluar las variaciones de una variable (Roy *et al.*, 2006).

El umbral de alta severidad del dNBR obtenido en este estudio difiere del propuesto por Key & Benson (2006) en 245 puntos. En el caso del RdNBR el umbral obtenido (708) es significativamente más similar al calculado por Singleton *et al.* (2019) (643). En otros estudios, tan solo se indican la creación de los niveles, pero no exponen los umbrales calculados (Miller *et al.*, 2012; Miller & Safford, 2012). Las diferencias pueden ser atribuidas al tipo de vegetación sobre el que se hicieron las estimaciones. Otra posibilidad es que estén influenciados por la ecuación empleada para su cálculo; no obstante, puesto que la investigación de Tanase *et al.*, (2012) diseñó sus ecuaciones en el mismo ambiente



que este estudio consideramos que era más efectivo emplear la ecuación saturada en lugar de la lineal. A pesar de ello, se hicieron comprobaciones con el modelo lineal y los resultados eran similares.

En línea con la propuesta de Parks *et al.*, (2019) otro enfoque viable para dar significado ecológico a los índices espectrales es producir un modelo estadístico en el que se modele una medición de campo continua de la severidad del fuego en función de un índice espectral dado permitiendo el mapeo directo de los efectos del fuego (p. ej., CBI, cambios en la cobertura del dosel). Apunta que un número pequeño, pero en alza, de estudios sugiere que los efectos del fuego se pueden caracterizar mejor con modelos de aprendizaje automático (*machine learning*) que con regresiones paramétricas ya que pueden incorporarse sin dificultad múltiples variables explicativas e interacciones. Los modelos que incorporan diversos índices espectrales y covariables biofísicas para describir los efectos del fuego tienen el potencial de proporcionar representaciones más significativas y precisas de la severidad del fuego, aunque exponen que no se han realizado estudios exhaustivos a través de amplios gradientes biofísicos para evaluar la aplicabilidad de tales modelos.

Random Forest (RF) se considera especialmente prometedor porque puede manejar adecuadamente la complejidad espacial de las imágenes satelitales, incorporar múltiples variables explicativas sin problemas de multicolinealidad, evita las suposiciones sobre la distribución de datos y el sobreajuste proporcionando resultados precisos con una implementación fácil y rápida (Montorio *et al.*, 2020)

Una característica importante de la cuenca mediterránea es la intensa intervención humana, al no tratarse de una perspectiva inmediata del fuego, es posible que los territorios quemados estén sujetos a políticas restauradoras dentro del primer año que enmascaren la recuperación real del ecosistema, y aunque, habitualmente, las valoraciones a corto plazo están más ligadas a la evaluación de la intensidad, autores como Tanase *et al.* (2011) recomiendan la realización de una evaluación inmediata. Adicionalmente, los valores de severidad progresivamente disminuyen con el paso del tiempo, lo que respalda la propuesta.

Tan importante como conocer la tendencia general de la severidad de los incendios en un ecosistema, es analizar las diferencias por comunidades vegetales puesto que las diferentes estrategias reproductoras pueden condicionar el resultado de la regeneración. De hecho, como revelan trabajos previos en esta línea (Miller & Safford, 2012; Singleton *et al.*, 2019) es previsible que se observen comportamientos contrastados. Se plantea, por tanto, profundizar el presente estudio evaluando las tendencias temporales dentro de bosques específicos y tipos de matorral para comprender cómo están cambiando los patrones del fuego en formaciones vegetales individuales. Otro enfoque que se sugiere es la división del territorio por zonas biogeográficas tal y como plantean Guindon *et al.* (2020) quienes demuestran la inconsistente relación entre la severidad y el área anual quemada en las ecozonas de Canadá. Además del enfoque vegetal existen otras aproximaciones para el estudio de la severidad como es el análisis de entomofauna o captura de herpetofauna y pequeños mamíferos (Fredericksen & Fredericksen, 2014).

A pesar de que los resultados de esta investigación muestran que la severidad para el estudiado no ha aumentado, es preciso realizar análisis paisajísticos mediante los cuales se analice la forma que adoptan las superficies afectadas. La presencia sobre las superficies quemadas de los diferentes productos de combustión y su distribución espacial ejerce una importante influencia sobre la respuesta del ecosistema a la perturbación del fuego al dirigir los procesos edáficos y de regeneración vegetal (Montorio, 2014). Los incendios de alta severidad pueden ser caracterizados por el tamaño, la forma y la configuración de los parches de alta severidad (Tran *et al.* 2020). Si los parches de alta severidad son demasiado grandes pueden considerarse como elementos de régimen natural causantes de la fragmentación del hábitat. La pérdida y fragmentación del hábitat están consideradas como una de las causas principales en la actual crisis de biodiversidad. Tal y como explican Santos & Tellería (2006) en su artículo, la disminución del tamaño los hábitats condicionan un decrecimiento progresivo del tamaño de las poblaciones mantenidas por cada uno de los fragmentos, aumentando así el riesgo de que alcancen un umbral por debajo del cual son inviables. El aumento de la relación perímetro/superficie trae por consiguiente una mayor exposición del hábitat fragmentado dando lugar al llamado efecto de borde que origina un deterioro de la calidad del hábitat en regresión. Las especies de los hábitats en retroceso no solo se enfrentan a una reducción el territorio disponible sino también a una creciente disminución y atomización de sus poblaciones. Estas áreas suponen una pérdida de refugio y de alimento para la fauna llegando incluso a dificultar el encuentro entre congéneres pudiendo condicionar su reproducción y recolonización. Esto es de especial importancia en especies con algún rango distintivo de amenaza ya que los incendios podrían suponer la pérdida total o parcial de especies endémicas en flora y fauna. Por el contrario, la existencia de parches de baja severidad puede proporcionar semillas a las áreas aledañas y detener la erosión convirtiéndose en un nicho fuente para la dinámica poblacional.

Estudios como el presente, en el que se documentan las tendencias en la severidad de los incendios, son un primer paso para comprender los regímenes del fuego actuales y ayudar a predecir futuras transformaciones. Además, permiten identificar los ecosistemas y formaciones que están experimentando realmente alteraciones en su comportamiento y que, por tanto, son más vulnerables a estas características sin precedentes. Son clave para la instauración de políticas no solo de acción sino también de prevención contra los incendios que abarquen desde campañas de divulgación hasta leyes que penalicen y sancionen. Conocer correctamente el entorno permitirá tomar posteriormente decisiones de restauración verdaderamente concordantes con el ecosistema damnificado.

Se contribuye, por tanto, a los objetivos de sostenibilidad de la Agenda 2030 proporcionando información crítica para la gestión sostenible y conservación de los bosques (ODS 15 – “Vida de los ecosistemas terrestres”), fortaleciendo su resiliencia y su capacidad de adaptación al cambio climático (ODS 13 – “Acción por el clima”).

## 6. CONCLUSIÓN

La disponibilidad de imágenes de satélite desde la década de 1970 proporciona un recurso muy valioso para mejorar el conocimiento de los cambios en el comportamiento de los incendios forestales. No obstante, las dificultades observadas durante el exploratorio en la intercalibración de las imágenes Landsat-MSS y -TM en los años 1985-1987 han imposibilitado la ampliación de la serie temporal. Las ecuaciones generadas tanto en la banda de rojo ( $R^2 = 0.71$ ) como en la banda del infrarrojo cercano ( $R^2 = 0.64$ ), la discrepancia entre los niveles de corrección de los productos, la respuesta espectral de las bandas y la diferencia del tamaño del píxel derivó en la exclusión de las imágenes MSS para el cálculo de los índices de severidad. Esta exploración no hace sino reforzar el reto que supone trabajar con productos MSS.

El análisis de esta serie histórica desde 1985 no muestra una tendencia clara de incremento de la severidad de los incendios en las áreas forestales de Aragón para ninguno de los índices calculados en una perspectiva a un año. La alta severidad no se explica mediante la serie temporal puesto que el año de finalización de la modelización de las tendencias no condiciona el valor de la severidad; sí pudiera ser una justificación las condiciones climáticas, aunque es preciso seguir investigando en esta línea.

Los resultados de este estudio no avalan, para el espacio analizado, la tesis de un incremento significativo de los niveles de severidad de los incendios. No obstante, análisis más específicos a nivel de formación vegetal pueden proporcionar conocimiento adicional acerca del comportamiento de esta variable en los últimos 35 años. Además, dadas las profundas implicaciones que tiene para los ecosistemas forestales un incremento de la severidad, se considera necesario reforzar los resultados obtenidos mediante la exploración de otros métodos y aproximaciones para la intercalibración de las colecciones de imágenes y el análisis de tendencias.

En el contexto actual de cambio global la gestión forestal es de crucial importancia para la sostenibilidad del medio ambiente. La toma de decisiones debe ir orientada hacia una correcta ordenación territorial donde la planificación involucre ordenanzas en sintonía con los objetivos de la Agenda 2030 evitando las propuestas que derivan en la ruptura y el desequilibrio de los ecosistemas.

## 7. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo de fin de máster se ha realizado en el contexto del proyecto de I+D+i Retos Investigación: PID2020-118886RB-I00 “Análisis dinámico de la Resiliencia de los Paisajes Forestales afectados por el fuego (PaF) mediante indicadores espectrales multisensor”, financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación / Agencia Estatal de Investigación (10.13039/501100011033).

Quisiera agradecer a Raquel y a Fernando la oportunidad de descubrir el mundo de la investigación científica.

## 8. BIBLIOGRAFÍA

Badía-Villas, D., González-Pérez, J.A., Aznar, J.M., Arjona-Gracia, B. & Martí-Dalmau, C. (2014). Changes in water repellency, aggregation and organic matter of a mollic horizon burned in laboratory: Soil depth affected by fire. *Geoderma*, 213, 400-407.

Bautista-Aguilar, S. (1999). Regeneración post-incendio de un pinar (*Pinus halepensis* o Miller) en ambiente semiárido. Erosión del suelo y medidas de conservación a corto plazo. Tesis doctoral. Universidad de Alicante. Facultad de Ciencias. Departamento de Ecología.

Bond, W. J., Woodward, F. I., & Midgley, G. F. (2005). The global distribution of ecosystems in a world without fire. *New Phytologist*, 165(2), 525–538. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2004.01252.x>

Brown, J.K. (1995). Fire regimes and their relevance to ecosystem management. Proceedings of the Society of American Foresters Annual Meeting. Washington, Society of American Foresters, 171-178.

Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>

Chavez, P. S. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved Photogrammetric. *Engineering and Remote Sensing*, 62, 1025- 1036.

Chuvienco, E (1996). Fundamentos de Teledetección Espacial. M. Ediciones Rialp.

Chuvienco, E. (2009). Global Impacts of Fire. En Chuvienco, E. (Ed.), *Earth Observation of Wildland fire in Mediterranean Ecosystems*. Springer-Verlag.

Chuvienco, E., Giglio, L., & Justice, C. (2008). Global characterization of fire activity: toward defining fire regimes from Earth observation data. *Global Change Biology*, 14, 1488–1502.

Congedo, Luca, (2021). Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, 6(64), 3172, <https://doi.org/10.21105/joss.03172>

Davies, M. (2013). Understanding Fire Regimes and the Ecological Effects of Fire. En Belcher, C.M. (Ed.), *Fire Phenomena and the Earth System: An Interdisciplinary Guide to Fire Science*.

DeBano, L.F., Neary, D.G. & Ffolliott, P.F. (1998). Fire's Effects on Ecosystems. ISBN: 978-0-471-16356-5.

- Doerr, S. H., & Santín, C. (2016). Global trends in wildfire and its impacts: perceptions versus realities in a changing world. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 371(1696), 20150345. <https://doi.org/10.1098/rstb.2015.0345>
- Flannigan, M. D., Krawchuk, M. A., de Groot, W. J., Wotton, B. M., & Gowman, L. M. (2009). Implications of changing climate for global wildland fire. *International Journal of Wildland Fire*, 18(5), 483–507. <https://doi.org/doi:10.1071/WF08187>
- Friederici, P. (2003). *Ecological Restoration of Southwestern Ponderosa Pine Forests*. Island Press.
- Giovannini, G. (1994). The effect of fire on soil quality. En Sala, M. & Rubio, J.L. (Eds.) *Soil erosion and degradation as a consequence of forest fires: selection of papers from the International Conference on Soil Erosion and Degradation as a Consequence of Forest Fires* (15-27). Geoforma Ediciones.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2017.06.031>
- Guindon, L., Gauthier, S., Manka, F., Parisien, M.-A., Whitman, E., Bernier, P., Beaudoin, A., Villemaire, P., & Skakun, R. (2021). Trends in wildfire burn severity across Canada, 1985 to 2015. *Canadian Journal of Forest Research*, 51(9), 1230–1244. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2020-0353>
- Hayes, L. (1985). The current use of TIROS-N series of meteorological satellites for land-cover studies. *International Journal of Remote Sensing*, 6(1), 35-45.
- Jain, T. B., Graham, R. T., & Pilliod, D. S. (2004). Tongue-Tied: Confused meanings for common fire terminology can lead to fuels mismanagement. *Wildfire*, 22, 22–26. <http://wildfiremag.com/command/tonguetied/>
- Keeley, J.E. (1986). Resilience of mediterranean shrub communities to fires. En B. Dell, A.J.M.Hopkins & B.B. Lamont (Eds.), *Resilience in Meditenanean-type ecosystems*. Dr W. Junk Publishers, Dordrech
- Key, C. H. & Benson, N. C. (1999). The Composite Burn Index (CBI): Field rating of burn severity. *U.S. Geological Survey*.
- Key, C. H., & Benson, N. C. (2006). Landscape Assessment (LA). En D. C. Lutes, R. E. Keane, J. F. Caratti, C. H. Key, N. C. Benson, S. Sutherland, & L. J. Gangi (Eds.), *FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system*. <http://www.treesearch.fs.fed.us/pubs/24066>
- Lentile, L.B., Holden, Z.A., Smith, A.M.S., Falkowski, M.J., Hudak, A.T., Morgan, P., Lewis, S.A., Gessler P.E. & Benson, N.C. (2006). Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *International Journal of Wildland Fire*, 15, 319-345.
- Levshina, I. (2004). El fuego, los ecosistemas y la gente: Una evaluación preliminar del fuego como un tema global de conservación. Informe técnico de la Iniciativa Global para el Manejo del Fuego 2004. *The Nature Conservancy*.
- Lloret, F. (2004). Régimen de incendios y regeneración. En Valladares, F. (Ed.) *Ecología del bosque mediterráneo en un mundo cambiante*. Madrid, Ministerio de Medio Ambiente (101-126).
- Llovet J., Bautista, S. & Cerdá, A. (1994). Influencia de las lluvias otoñales sobre la respuesta hidrológica y erosiva post incendio de los suelos en ambiente semiárido. En: J. Arnáea J.M. García & A. Gómez (Eds.), *Geomorfología en España* (Tomo II, 91-92). Sociedad Española de Geomorfología Logroño.

- Lobo, F. L., Costa, M. P. F., & Novo, E. M. L. M. (2015). Time-series analysis of Landsat-MSS/TM/OLI images over Amazonian waters impacted by gold mining activities. *Remote Sensing of Environment*, *157*, 170–184. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2014.04.030>
- Long, T., Zhang, Z., He, G., Jiao, W., Tang, C., Wu, B., Zhang, X., Wang, G. & Yin, R. (2019). 30 m Resolution Global Annual Burned Area Mapping Based on Landsat Images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, *11*.
- López, J. R. (2012). Percepción social del fuego forestal y su ecología: la necesidad de un cambio de orientación. *Foresta*, *56*, 46–55.
- López, M. J. & Caselles, V. (1991). Mapping burns and natural reforestation using thematic Mapper data. *Geocarto International*, *6*, 31-37.
- Mataix-Solera, J. (2000). Alteraciones físicas, químicas y biológicas en suelos afectados por incendios forestales. Contribución a su conservación y regeneración. Tesis doctoral. Universidad de Alicante. Departamento de Agroquímica y Bioquímica.
- Miller, J. D., & Thode, A. E. (2007). Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). *Remote Sensing of Environment*, *109*(1), 66–80. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.12.006>
- Miller, J. D., & Safford, H. (2012). Trends in wildfire severity: 1984 to 2010 in the Sierra Nevada, Modoc Plateau, and southern Cascades, California, USA. *Fire Ecology*, *8*(3), 41–57. <https://doi.org/10.4996/FIREECOLOG.0803041>
- Miller, J. D., Skinner, C. N., Safford, H. D., Knapp, E. E., & Ramirez, C. M. (2012). Trends and causes of severity, size, and number of fires in northwestern California, USA. *Ecological Applications*, *22*(1), 184–203. <https://doi.org/10.1890/10-2108.1>
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.T., Tanase, M.A. & de la Riva, J. (2017). Forest fire severity estimation based on the LiDAR-PNOA data and the values of the Composite Burn Index. *Revista de teledetección*, *49*. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7371>
- Montorio, R. (2014). Estimación de los productos de combustión mediante espectro-radiometría de campo: modelización empírica en áreas quemadas de matorral mediterráneo. Tesis doctoral. Universidad de Zaragoza. Facultad de Filosofía y Letras. Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio.
- Montorio, R., Pérez-Cabello, F., Borini Alves, D. & García-Martín, A. (2020). Unitemporal approach to fire severity mapping using multispectral synthetic databases and Random Forests. *Remote Sensing of Environment*, *249*.
- Montorio, R., Pérez-Cabello, F., García-Martín, A., Vlassova, L., & de la Riva Fernández, J. (2014). La severidad del fuego: revisión de conceptos, métodos y efectos ambientales. *Geoecología, cambio ambiental y paisaje*, 427–440. Instituto Pirenaico de Ecología (CSIC) y Universidad de La Rioja.
- Moody, J. A., Shakesby, R. A., Robichaud, P. R., Cannon, S. H., & Martin, D. A. (2013). Current research issues related to post-wildfire runoff and erosion processes. *Earth-Science Reviews*, *122*(0), 10–37. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.earscirev.2013.03.004>
- Moriondo, M., Good, P., Durao, R., Bindi, M., Giannakopoulos, C., & Corte-Real, J. (2006). Potential impact of climate change on fire risk in the Mediterranean area. *Climate Research*, *31*, 85–95.

- Mouillot, F., Rambal, S., & Joffre, R. (2002). Simulating climate change impacts on fire frequency and vegetation dynamics in a Mediterranean-type ecosystem. *Global Change Biology*, 8(5), 423–437. <http://dx.doi.org/10.1046/j.1365-2486.2002.00494.x>
- Neary, D.G., Ryan, K.C. & DeBano, L.F. (2005). Wildland fire in ecosystems: effects of fire on soils and water. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-42-vol.4. Ogden, UT. 262.
- North, M. P., Stephens, S. L., Collins, B. M., Agee, J. K., Aplet, G., Franklin, J. F., & Fulé, P. Z. (2015). *Reform forest fire management*. *Science*, 349 (6254), 1280–1281. <https://doi.org/10.1126/science.aab2356>
- Parks, S. A., & Abatzoglou, J. T. (2020). Warmer and Drier Fire Seasons Contribute to Increases in Area Burned at High Severity in Western US Forests from 1985 to 2017. *Geophysical Research Letters*, 47(22). <https://doi.org/10.1029/2020GL089858>
- Parks, S., Holsinger, L., Voss, M., Loehman, R., & Robinson, N. (2018). Mean Composite Fire Severity Metrics Computed with Google Earth Engine Offer Improved Accuracy and Expanded Mapping Potential. *Remote Sensing*, 10(6), 879. <https://doi.org/10.3390/rs10060879>
- Pausas, J.G., Ouadah, N., Ferran, A., Gimeno, T. & Vallejo, R. (2002). Fire severity and seedling establishment in *Pinus halepensis* woodlands, eastern Iberian Peninsula. *Plant Ecology*, 169, 205-213.
- Pausas, J.G. & Keeley, J.E. (2009). A burning story: the role of fire in the history of life. *BioScience*, 59, 593-601.
- Pausas, J. G., & Vallejo, R. (1999). The role of fire in European Mediterranean Ecosystems. En Chuvieco, E. (Ed.), *Remote sensing of large wildfires in the European Mediterranean Basin* (3–16). Springer-Verlag.
- Pereira, P., Bodí, M.B., Úbeda, X., Cerdà, A., Mataix-Solera, J., Balfour, V. & Woods, S. (2010). Las cenizas en el ecosistema suelo. En Cerdà, A. & Jordán, A. (Eds.) *Actualización en métodos y técnicas para el estudio de los suelos afectados por incendios forestales* (351-401). Universidad de Valencia.
- Pérez-Cabello, F. & de la Riva, J. (1998). El empleo de las imágenes Landsat TM para la detección y cartografía de áreas incendiadas en el prepirineo occidental oscense. *Geographica*, 36, 131-145.
- Pérez-Cabello, F., Echeverría, M.T., Ibarra, P. & de la Riva, J. (2009). Effects of fire on vegetation, soil and hydrogeomorphological behavior in Mediterranean ecosystems. En Chuvieco, E. (Ed.) *Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems* (111-128). Springer-Verlag.
- Pérez-Cabello, F., Montorio, R., García-Martín, A. & De La Riva, J. (2005). Methodology approach for analyzing fire-induced soils and vegetation changes using a spectral analysis system and high spatial resolution photograph. *Proceedings of the 5th International Workshop on remote sensing and GIS applications to forest fire management: fire effects assessment*, 263-267.
- Pyne, S. (2010) The Ecology of Fire. *Nature Education Knowledge* 3(10), 30.
- Röder A., Hill, J. & Hostert, P. (2001). Radiometric intercalibration of Landsat-TM and -MSS data for quantitative long-term environmental monitoring. *Conference EARSeL 20th Symposium - Remote Sensing in the 21st Century*.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. & Deering, D. W. (1973). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. *Progress Report RSC 1978-2*. Remote Sensing Center, Texas A&M Univ., College Station.

- Roy, D.P., Boschetti, L & Trigg, S.N. (2006). Remote sensing of fire severity: assessing the performance of the normalized burn ratio. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3, 112-116.
- San-Miguel-Ayanz, J., Moreno, J. M., & Camia, A. (2013). Analysis of large fires in European Mediterranean landscapes: Lessons learned and perspectives. *Forest Ecology and Management*, 294, 11–22. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2012.10.050>
- Santos, T & Tellería, J. (2006). Pérdida y fragmentación del hábitat: efecto sobre la conservación de las especies. *Ecosistemas* 15(2), 3-12. <http://www.revistaecosistemas.net/articulo.asp?Id=423>
- Scott, A. C. (2000). The Pre-Quaternary history of fire. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 164(1–4), 281–329. [https://doi.org/10.1016/S0031-0182\(00\)00192-9](https://doi.org/10.1016/S0031-0182(00)00192-9)
- Singleton, M. P., Thode, A. E., Sánchez Meador, A. J., & Iniguez, J. M. (2019). Increasing trends in high-severity fire in the southwestern USA from 1984 to 2015. *Forest Ecology and Management*, 433, 709–719. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.11.039>
- Stephens, S. L., Agee, J. K., Fulé, P. Z., North, M. P., Romme, W. H., Swetnam, T. W., & Turner, M. G. (2013). Managing Forests and Fire in Changing Climates. *Science*, 342(6154), 41–42. <https://doi.org/10.1126/science.1240294>
- Tanase, M. A., de la Riva, J., & Pérez-Cabello, F. (2011). Estimating burn severity at the regional level using optically based indices. *Canadian Journal of Forest Research*, 41(4), 863–872. <https://doi.org/doi:10.1139/x11-011>
- Tran, B. N., Tanase, M. A., Bennett, L. T., & Aponte, C. (2020). High-severity wildfires in temperate Australian forests have increased in extent and aggregation in recent decades. *PLoS ONE*, 15(11 November). <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0242484>
- U.S. Geological Survey (2020). Landsat Multispectral Scanner (MSS) Collection 2 (C2) Level 1 (L1) Data Format Control Book (DFCB). Version 3.0. Earth Resources Observation and Science (EROS) Center.
- Vega, J.A., Fernández, C., Pérez-Gorostiaga, P & Fonturbel, T. (2008). The influence of fire severity, serotiny, and post-fire management on *Pinus pinaster* Ait. recruitment in three burnt areas in Galicia (NW Spain). *Forest Ecology and Management*, 256, 1596-1603.
- Vlassova, L., Pérez-Cabello, F., Rodrigues, M., Montorio, R & García-Martín, A. (2014). Analysis of the Relationship between Land Surface Temperature and Wildfire Severity in a Series of Landsat Images. *Remote Sensing*, 6(7), 6136-6162. <https://doi.org/10.3390/rs6076136>
- Yue, S., Pilon, P., & Cavadias, G. (2002). Power of the Mann–Kendall and Spearman’s rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of Hydrology*, 259(1–4), 254–271. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00594-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00594-7)
- Zhao, C., Wu, Z., Qin, Q., & Ye, X. (2022). A Framework of Generating Land Surface Reflectance of China Early Landsat MSS Images by Visibility Data and Its Evaluation. <https://doi.org/10.3390/rs14081802>