

# TRABAJO FIN DE MASTER

## **Análisis de la relación de datos multitemporales del LiDAR-PNOA con índices multispectrales de severidad de fuego en el incendio de Luna (2015)**

***Autor: Víctor Fuertes Rodriguez***

***Directora: María Teresa Lamelas Gracia***

**Máster Universitario en**

**Tecnologías de la Información Geográfica para la Ordenación del Territorio: Sistemas de  
Información Geográfica y Teledetección**

**Febrero 2023**



**Universidad  
Zaragoza**

1542

**Departamento de Geografía y Orde-  
nación del Territorio**



## Resumen

Ante el incremento de los incendios forestales en la zona Mediterránea en los últimos años, tanto las administraciones locales como los investigadores necesitan desarrollar procesos de análisis eficientes para conocer con mayor detalle los efectos producidos por este fenómeno y de esta manera poder optimizar la mitigación y la posterior recuperación de los espacios afectados. El uso de índices espectrales para el análisis de incendios forestales se ha convertido en una herramienta muy utilizada por los expertos, pero el elevado coste del trabajo de campo ha generado la búsqueda de nuevas tecnologías que permita analizar la afección sobre la vegetación de una manera precisa y económica. De esta manera, el empleo de tecnología LiDAR (Light Detection And Ranging) multitemporal, ofrecida por el Plan de Ortofotografía Área (PNOA) abre un nuevo campo de estudio para el análisis de la severidad mediante el uso de métricas previas y posteriores al incendio para analizar los efectos que han generado. En el caso de este trabajo, se ha llevado a cabo un análisis del incendio ocurrido en Sierra de Luna en el año 2015, transcurrido entre las coberturas LiDAR de 2010 y 2020. Para evaluar la capacidad que tiene esta tecnología, se han hecho análisis de correlación con los índices espectrales dNBR y RdNBR. Los resultados obtenidos son un indicativo del potencial que presentan los análisis multitemporales, ya que nos han permitido conocer los cambios acontecidos en la estructura vegetal, además de conocer la existencia de fuertes correlaciones, tanto en términos absolutos como relativos, con el índice espectral dNBR. Tras la conclusión de este trabajo se evidencia la falta y la necesidad de coberturas LiDAR más recurrentes para el análisis de futuros incendios.

## Abstract

In view of the increase of forest fires in the Mediterranean area in recent years, both local administrations and researchers need to develop efficient analysis processes to know in a greater detail the effects of this phenomenon and thus be able to optimize the mitigation and subsequent recovery of the areas affected by this phenomenon. The use of spectral indices for the analysis of forest fires has become a widely used tool but the high cost of field work has generated the search for new technologies that allow us to analyze the effects on vegetation in a more accurate way. In this way, the use of multitemporal LiDAR (Light Detection And Ranging) technology, offered by the Plan de Ortofotografía Area (PNOA) opens a new field of study for the analysis of severity by using pre- and post-fire metrics to analyze the effects that have been generated. In the case of this work, an analysis of the fire occurred in Sierra de Luna in 2015, elapsed between the LiDAR coverages of 2010 and 2020, has been carried out. In order to evaluate the capacity of this technology, correlation analyses have been performed with the spectral indices dNBR and RdNBR. The results obtained are indicative of the potential of multitemporal analyses, since they have allowed us to know the changes that have occurred in the vegetation structure, as well as the existence of strong correlations, both in absolute and relative terms, with the dNBR spectral index. After the conclusion of this work, it is evident the lack and the need of LiDAR coverages for the analysis of future fires.

# Índice

1. Introducción .....	1
1.1 Incendios forestales en el ámbito mediterráneo.....	1
1.2 Incendios forestales en la Comunidad Autónoma de Aragón.....	1
1.3 Evaluación de la severidad de incendio a partir de la teledetección activa y pasiva .....	2
2. Hipótesis y Objetivos.....	4
3. Materiales y métodos .....	4
3.1 Área de Estudio.....	4
3.2 Materiales.....	5
3.2.1 Selección de imágenes ópticas.....	5
3.2.2 Datos LiDAR-PNOA .....	6
3.3 Métodos.....	7
3.3.1 Pretratamiento de imágenes ópticas.....	7
3.3.2 Índices espectrales de severidad. ....	8
3.3.3 Obtención de parcela de estudio a partir de los índices de severidad. ....	9
3.3.4 Pretratamiento de los datos LiDAR-PNOA.....	10
3.3.5 Generación de índices LiDAR a partir de combinar métricas prefuego y postfuego .....	12
3.5 Análisis de correlación entre índices de severidad y métricas LiDAR.....	12
4. Resultados.....	14
4.1 Análisis de la severidad del incendio a partir de los índices de severidad. ....	14
4.2 Análisis de los cambios estructurales de la vegetación obtenidos a partir de métricas LiDAR. ....	15
4.3 Correlación entre índices espectrales de severidad y métricas LiDAR.....	20
5. Discusión.....	23
6. Conclusiones.....	25
7. Bibliografía .....	26

## Índice de tablas

Tabla 1. Cubiertas vegetales quemados durante el incendio de Luna. Fuente: <a href="https://www.aragon.es/documents/20127/674325/INFORME_INCENDIO_LUNA-2015.pdf/d2a4f6ca-d012-6fec-bc77-f6b3d04eb1d8">https://www.aragon.es/documents/20127/674325/INFORME_INCENDIO_LUNA-2015.pdf/d2a4f6ca-d012-6fec-bc77-f6b3d04eb1d8</a> . ....	5
Tabla 2. Imágenes ópticas utilizadas. Fuente: <a href="https://earthexplorer.usgs.gov">https://earthexplorer.usgs.gov</a> .....	5
Tabla 3. Características técnicas de los sensores Landsat Landsat-8 OLI y TIRS. Fuente: Ariza, 2013 .....	6
Tabla 4. Características principales de los vuelos LiDAR-PNOA. Fuente: <a href="https://pnoa.ign.es/pnoa-lidar/especificaciones-tecnicas">https://pnoa.ign.es/pnoa-lidar/especificaciones-tecnicas</a> .....	7
Tabla 5. Relación entre el índice dNBR y el grado de severidad. Fuente: Guillem-Cogollos et al. (2017).....	9

Tabla 6. Variables LiDAR analizadas.  $z$  refiere a la altura del retorno,  $N$  al número total de observaciones,  $r_i$  es el retorno,  $P$  es el pulso,  $\mu$  es la media de la muestra y  $\sigma$  la desviación típica.....; **Error! Marcador no definido.**

Tabla 7. Valores de altura en las parcelas de severidad baja. Fuente: elaboración propia. ....	16
Tabla 8. Valores de altura en las parcelas de severidad media- baja. Fuente. elaboración propia. ....	17
Tabla 9. Valores de altura en las parcelas de severidad media- alta. Fuente. elaboración propia. ....	17
Tabla 10. Valores de altura en las parcelas de severidad alta. Fuente. elaboración propia. ....	18
Tabla 11. Valores de distribución de alturas en los distintos grados de severidad. Fuente. elaboración propia. ....	19
Tabla 12. Valores densidad de puntos en los distintos grados de severidad. Fuente. elaboración propia. ....	21
Tabla 13. Valores de correlación entre términos absolutos y relativos con el índice de severidad dNBR. Fuente. elaboración propia. ....	22
Tabla 14. Valores de correlación entre términos absolutos y relativos con el índice de severidad RdNBR. Fuente. elaboración propia. ....	23
Tabla 15. Resultados más altos de correlación en términos absolutos. Fuente. elaboración propia. ....	24
Tabla 16. Resultados más altos de correlación en términos relativos. Fuente. elaboración propia. ....	24

## Índice de figuras

Figura 1. Parcelas seleccionadas para el recorte y análisis de los índices de severidad y coberturas LiDAR-PNOA. Fuente: elaboración propia. ....	10
Figura 2. Procedimiento del algoritmo de filtrado. Fuente: Evans & Hudak (2007). ....	11
Figura 3. Diagrama de flujos de procedimientos llevados a cabo en el Pretratamiento de datos LiDAR. Fuente: elaboración propia. ....	12
Figura 4. Niveles de severidad según el índice dNBR en el incendio de Luna (2015). Fuente. Elaboración propia. ....	15

# 1. Introducción

## 1.1 Incendios forestales en el ámbito mediterráneo

Los incendios forestales son uno de los fenómenos más transformadores del paisaje y de los ecosistemas que encontramos alrededor de todo el mundo. Estos generan impactos a todas las escalas, desde un efecto global a causa de la emisión de CO<sub>2</sub> que estos generan hasta los ámbitos locales con la pérdida de biodiversidad en las zonas junto a la degradación de los suelos (Chuvienco, 2008). La Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la agricultura (FAO) estima que se queman en torno a 350 millones de hectáreas al año alrededor del mundo a causa de los incendios forestales (Organización de las Naciones Unidas, 2021).

De todas formas, no todos los efectos producidos por un incendio son negativos, ya que, como exponen algunos autores, los incendios forestales son necesarios para un correcto funcionamiento de estos ecosistemas (Finney *et al.*, 2007). En estos procesos, los factores naturales que propician estos fenómenos son la climatología y el tipo de vegetación presente en la zona (Plana *et al.*, 2017). El problema ambiental y social que suponen estos procesos viene cuando estos eventos se concentran y reproducen a lo largo del tiempo debido a la acción humana.

Este fenómeno se encuentra muy presente en las regiones mediterráneas, siendo una de las principales perturbaciones que afecta en estas zonas, generando graves problemas sobre las cubiertas vegetales (Plana *et al.*, 2016) además de graves efectos ambientales como la degradación edáfica, la pérdida de materia orgánica y la intensificación de procesos erosivos que pueden llevar a la desertificación de la zona afectada (Hoffrén, 2018).

La configuración de los paisajes en el ámbito mediterráneo actual viene condicionada por un abandono de la actividad agrícola y forestal en las áreas rurales que provocan un aumento de la superficie forestal (Castellnou *et al.*, 2007). Esto genera una alta vulnerabilidad de las zonas residenciales frente a grandes incendios Forestales (Grandes Incendios Forestales, también denominados por sus siglas GIF, son aquellos que se caracterizan por su gran capacidad destructiva los cuales afectan a una superficie superior a 500 Ha) ya que no tienen la capacidad ni medios para la extinción de estos (Castellnou *et al.*, 2007).

La comunidad internacional experta en el manejo de la gestión de incendios forestales se ve incapaz de resolver y afrontar el problema desde el campo de las emergencias, por ello, expresan la urgente necesidad de participación de profesionales de distintas disciplinas con el objetivo de paliar los efectos asociados a los incendios forestales (Castellnou *et al.*, 2007).

## 1.2 Incendios forestales en la Comunidad Autónoma de Aragón.

La Comunidad Autónoma de Aragón, con una extensión de 47.720 Km<sup>2</sup>, no se ve especialmente afectada por grandes incendios forestales, ya que aproximadamente el 70 % de los siniestros registrados afectan a menos de 1 hectárea (Bardaji, 2008). Según los datos expuestos por el Gobierno de Aragón, se ha producido un promedio de siniestros de 371 y 59.795,95 has de superficie forestal quemadas entre los años 1995-2020, las cuales suponen un 1,23% de la superficie total de Aragón, que a priori no es una cantidad de superficie cuantiosa, sin embargo, históricamente Aragón, pese que han sido pocos, se ha visto afectada por grandes Incendios Forestales de manera recurrente y cuya situación se va agravando con el paso de los años.

De la serie histórica de datos de incendios que posee el Gobierno de Aragón sobre los Grandes Incendios Forestales desde 1968, se han registrado 15 grandes incendios forestales que superan las 2.000 ha quemadas, destacando entre ellos el incendio de Villarluengo en 1994, Luna en 2015 y el acontecido más recientemente en Ateca en 2022 (Gobierno de Aragón, 2015). El origen de los incendios según los informes de incendios del Gobierno de Aragón (2022) se dividen en los siguientes causantes: el 31,86 % se han originado por negligencias, seguido por incendios accidentados con un 19,13 %. Causas naturales suponen un 17,35 % y un 13,52 por causas desconocidas (Gobierno de Aragón, 2022).

### **1.3 Evaluación de la severidad de incendio a partir de la teledetección activa y pasiva.**

Ante la complejidad de la gestión de los incendios forestales, se hace necesario el desarrollo de herramientas que permitan a los expertos en el territorio minimizar y paliar los efectos generados por estos eventos extremos sobre el medio natural (Madrigal *et al.*, 2011).

Uno de los puntos más importante a tener en cuenta en la gestión de los incendios forestales es la variable de la severidad, ya que nos permite hacer una caracterización del evento además de poder hacer una recuperación posterior de ese ecosistema (Montorio *et al.*, 2014).

No hay una definición única para el concepto de severidad, ya que, a lo largo del tiempo, distintos autores han dado una definición de severidad. Por ejemplo, Montorio *et al.* (2014) definen la severidad como la cantidad de materia orgánica consumida por el fuego, o Key (2006) como el daño sufrido en los ecosistemas a causa del fuego, traduciéndose en que, a mayores valores de severidad, mayor afcción sobre la vegetación de la zona y tasas de recuperación inferiores a zonas donde la severidad ha sido inferior (Doerr *et al.*, 2006).

En el momento de evaluar resultados de índices de severidad, hay que tener presente dos tipos de efectos. En primer lugar, los denominados de primer orden, que se caracterizan por evaluar los impactos que se producen de manera más inmediata sobre la zona tras la ocurrencia del evento y son los que afectan a la composición de la vegetación que encontrábamos previa al incendio (Key, 2006). El tiempo de medición de estos eventos tras el incendio son relativamente cortos y varían de un incendio a otro ya que entran en juego otras variables como condiciones ambientales o los ecosistemas afectados (Key, 2006; Montorio *et al.*, 2014). Por otro lado, los efectos conocidos como de segundo orden son aquellos ocurridos años después de los eventos (Montorio *et al.*, 2014).

Como se ha mencionado anteriormente, ante la complejidad existente en la gestión de incendios forestales, tanto investigadores como gestores del territorio han desarrollado diferentes métodos y técnicas con el fin de analizar la severidad de los incendios forestales. Dentro de la bibliografía consultada podemos diferenciar tres tipos de análisis de la severidad; en primer lugar, aquellas basadas en el trabajo de campo, en segundo lugar, aquellas que se basan en el uso de sensores pasivos y, por último, aquellos que se basan en sensores activos.

En relación a las técnicas de campo empleadas para la obtención de información tras la ocurrencia del incendio se basan en el análisis de la pérdida de materia orgánica en la zona. El índice más extendido para el análisis de estas pérdidas en la comunidad científica es el *Composite Burn Index* (CBI) (Montealegre *et al.*, 2017). Este índice se basa en el uso de variables diferenciadas por estratos con el objeto de estudiar la severidad de un incendio en una parcela determinada. Este método presenta ventajas frente a otros índices ya que permite su aplicación en una gran variedad de ecosistemas (De Santis y Chuvieco, 2007). Sin embargo, presenta algunos inconvenientes como es el alto coste tanto económico como en tiempo, ya que su utilización se basa en el trabajo de campo y todas las labores para la cuantificación de la pérdida de biomasa encarecen este proceso. A parte del índice CBI, existen otros índices que evalúan alguna de las características en la pérdida de materia orgánica o de suelo como puede ser la mortalidad de la vegetación (Larson y Franklin, 2015), el grado de humedad y pérdida de suelo (Chafer, 2008) o el tamaño de las ramas no consumidas por el fuego (Keeley *et al.*, 2008).

La llegada de la teledetección y de índices espectrales en los últimos años ha permitido la discretización de las cubiertas quemadas y la estimación del nivel de severidad del fuego, empleando la sensibilidad espectral en las cubiertas vegetal (Chuvieco, 2002) permitiendo de esta manera el uso de un método más económico, automático y objetivo que los índices obtenidos directamente en el campo (Martínez Díaz, 2019).

En los últimos años, ha habido avances en el campo de la teledetección desarrollándose los sensores activos como pueden ser la tecnología SAR (*Synthetic Aperture Radar*) y la tecnología LiDAR (*Light Detection And Ranging*). La principal ventaja que ofrecen los sensores activos es que no son tan dependientes de las condiciones ambientales para la captura del dato in situ, ya que en la teledetección pasiva es necesario que se den

unas condiciones óptimas para la captación del dato como puede ser la iluminación solar, el grado de nubosidad, etc. De esta manera, la teledetección activa abre un abanico más amplio y puede suplir algunas carencias que pueden presentar los sensores pasivos en ciertos momentos.

En los últimos años, diversos trabajos han estudiado el grado de correlación existente entre la tecnología SAR y los índices de severidad. El más destacable fue llevado a cabo por Tanase *et al.* (2010). Este trabajo se caracterizó por unas relaciones positivas y valores altos en los coeficientes de determinación empleando los dos tipos de difusión (HH y HV) entre la severidad de fuego y la retro difusión radar. De este modo, se demuestra el gran potencial de esta tecnología para este tipo de estudios (Agencia Sinc, 2010).

Otra de las tecnologías presentes en la teledetección activa y que ha sido utilizada por otros grupos de trabajo es el LiDAR. Esta ofrece la disponibilidad de obtener nubes de puntos tridimensionales georreferenciados sobre la superficie terrestre (Vosselman y Maas, 2010).

Los sistemas LiDAR funcionan mediante el registro de pulsos láseres, a través de un sensor, y calcula la distancia existente entre las cubiertas y el sensor. Este proceso lo realizan mediante la contabilización del pulso laser desde el momento que se emite hasta que se recibe la señal de vuelta. Los sistemas LiDAR pueden ir acoplados en diferentes plataformas en los que puede ir integrada como son plataformas terrestres, satelitales, aerotransportadas, etc. (Renslow, 2013).

Baltsavias. (1999) define la tecnología LiDAR como “*un distanciómetro laser que produce una representación confiable de la superficie terrestre a partir de una nube de puntos 3D georreferenciada*”. Los pulsos, al ser enviados a la velocidad de la luz, se mantienen constantes en el tiempo. De esta manera, es posible el cálculo de su distancia al combinarse con otros sistemas integrados en los sensores como son Sistema Global de Navegación por Satélite (GNSS) que nos ofrece la posición y la altura real del avión y un sistema de navegación inercial (IMU) que orienta la plataforma tomando como punto fijo la posición del GPS y determina los tres movimientos principales del avión que son el giro, el alabeo y el cabeceo, además de informarnos de la trayectoria del avión.

Las principales ventajas que ofrece esta tecnología es la generación de información tridimensional con un alto nivel de precisión sobre la superficie afectada por un incendio forestal (Montealegre *et al.*, 2014).

Sin embargo, el principal inconveniente que presenta esta tecnología en estos momentos es la escasa periodicidad existente en cuanto a los sensores aerotransportados, ya que en la mayoría de trabajos no hay información previa a los incendios en relación a la cubierta vegetal. Montealegre *at al.* (2014) asume que las masas forestales presentes en las parcelas de su estudio y los cambios surgido en estas en las mediciones post fuego se limitaban estrictamente a que había sido fruto de la severidad del fuego en esas parcelas, de esta manera, se aporta una solución a este problema.

No existe mucha bibliografía que correlacione métricas LiDAR prefuego y postfuego con índices de severidad (Reddy *et al.*, 2014; McCarley *et al.*, 2017) y si cabe, hay aún menor presencia de estudios multitemporales sin trabajo de campo in situ. Entre algunos de los estudios sin trabajo de campo destacan los trabajos de Wang y Glen (2009) o en el caso de España el trabajo de Martínez Diaz (2019) y Domingo *et al.* (2021).

En este trabajo se pretende continuar la línea de trabajo de los autores anteriormente mencionados con el fin de analizar el cambio multitemporal en los datos LIDAR y relacionarlo con los cambios estructurales ocurridos en las cubiertas vegetales a partir del incendio de Luna acontecido en el año 2015. Los resultados que se pretenden obtener en este trabajo pueden suponer un avance en el estudio de la severidad de un incendio en relación a su estructura vegetal, ya que no hay mucha presencia de trabajos de esta índole en Aragón (sin trabajo de campo), siendo que en España encontramos pocos trabajos con estas características (Martínez Diaz, 2019; Domingo *et al.*, 2021).

## 2. Hipótesis y Objetivos

La hipótesis del trabajo es que es posible relacionar la severidad del incendio de Luna, ocurrido en el año 2015, estimada mediante el uso de índices espectrales, con las variaciones pre y post fuego en las métricas LiDAR obtenidas de las coberturas disponibles en el Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA), ya que dichas variaciones tienen relación con los cambios en la estructura de la vegetación tras la ocurrencia de un fenómeno de fuego.

Por ello, el objetivo principal de este trabajo es analizar e identificar la combinación de métricas LiDAR pre y post fuego que guardan una mayor correlación con los índices espectrales de severidad obtenidos en el incendio de Luna del año 2015.

Además, se han añadido los siguientes objetivos específicos:

- Obtención de métricas LiDAR pre y post fuego que muestren el cambio estructural de la vegetación.
- Mediante un análisis de correlación, seleccionar aquellas métricas LiDAR que reflejen mejor los cambios estructurales producidos por los distintos niveles de severidad del fuego.

## 3. Materiales y métodos

### 3.1 Área de Estudio

El área de estudio se enmarca en la comarca de las Cinco Villas, situada al norte de la provincia de Zaragoza y al noroeste de Aragón. Las Cinco Villas se encuentra delimitada por la comarca de la Jacetania al norte, al este por la Comarca de la Hoya de Huesca y la Comarca de Zaragoza, al sur con Navarra y Rivera Alta del Ebro y al oeste con Navarra.

El contexto geológico de la comarca de las Cinco Villas, pertenece casi en su totalidad a la margen izquierda de la Depresión del Ebro, exceptuando la sierra de Santo Domingo perteneciente a la unidad geológica de los Pirineos. Esta zona ha sufrido procesos erosivos importantes, formándose depósitos de conglomerados en las zonas altas, donde existían altos impactos a causa de las aguas torrenciales. Algunas de las zonas más representativas, las cuales marcan el borde la depresión son las sierras de Uncastillo y Sos o el macizo de Puyone en Luesia. En la zona ubicada entre somontano y el llano, se generaron depósitos de alternancia entre margas y arcillas con areniscas. En la parte más baja de la zona, a causa de los efectos producidos por los ríos, se generaron grandes extensiones de depósito de materiales en terrazas y glaciales. Entre otros procesos que encontramos en la zona destacan la formación de cubetas endorreicas que acumulaban las sales que al evaporarse han dado enclaves salinos o formaciones Kársticas entre Ejea y Tauste, a causa del paso del río Arba entre estos municipios formando microlapiaces y dolinas. Por último, en otras zonas compuestas de yesos, se sedimentaron materiales calizos dando lugar plataformas como muelas o planas que constituyen los relieves dominantes de la zona (Skrypnychuk Untilov, 2015).

En lo relacionado a las características climáticas de la zona, esta se enmarca dentro de un clima mediterráneo continental. El área de estudio presenta unas temperaturas medias en torno a los 13 °C y precipitaciones situadas entre los 500 y 550 mm. La distribución de las precipitaciones presenta un carácter irregular, teniendo máximos en otoño y primavera, presentando descensos en los meses estivales. En relación a las temperaturas medias del año presentan máximos de temperaturas en los meses de verano, rondando los 20,8 °C de media en el mes de Julio. Por el contrario, los meses más fríos coinciden con los meses de invierno, siendo enero el mes más frío con una media de temperatura que ronda los 4,3 °C.

La vegetación de la zona se compone principalmente de especies que encontramos en un bosque de carácter mediterráneo cuyas características a destacar son hojas perennes y pequeñas. La vegetación dominante que encontramos en la zona es el Pino carrasco (*Pinus Halepensis*), localizándose en las sierras orientales de Luna. Entre otras especies, encontramos formaciones de encinares (*Quercus Illlex*), Enebrales (*Juniperus communis*) así como zonas con mezcla de coníferas y frondosas. Por otra parte, debido a la interacción del hombre con el

entorno, encontramos una gran presencia agrícola predominado por la agricultura cerealista y grandes zonas de pastizal, que sustentan la ganadería de la zona. En menor medida y gracias a los avances en los sistemas de riego, encontramos cultivos forrajeros y productos hortícolas (Skrypnichuk Untilov,2015).

En este contexto general, el 4 de julio de 2015 se originó el incendio en el término municipal de Luna, afectando a los municipios de Ores, Asín, Uncastillo, Ejea de los Caballeros y Biota, afectando un total de 13.889 ha, siendo del este total 6.745,73 ha correspondientes a superficie no forestal y 7.143,30 ha correspondientes a superficie forestal. La causa del incendio fue negligencia debido a un fallo en el motor de una cosechadora en un val de cultivo próxima a una masa forestal de pino carrasco. En la tabla 1 se pueden observar las especies quemadas por el incendio junto al número de hectáreas que fueron afectadas de cada una de ellas. Destaca la afección al pino carrasco con un 15% de la superficie afectada.

Tabla 1. Cubiertas vegetales quemados durante el incendio de Luna. Fuente: [https://www.aragon.es/documents/20127/674325/INFORME\\_INCENDIO\\_LUNA-2015.pdf/d2a4f6ca-d012-6fec-bc77-f6b3d04eb1d8](https://www.aragon.es/documents/20127/674325/INFORME_INCENDIO_LUNA-2015.pdf/d2a4f6ca-d012-6fec-bc77-f6b3d04eb1d8).

Formaciones arboladas	Superficie (ha)	Porcentaje superficie incendio (%)
Pino Carrasco ( <i>Pinus halepensis</i> )	2.069,2	15%
Enebrales ( <i>Juniperus Spp</i> )	757,1	5%
Encinares ( <i>Quercus ilex</i> )	465,9	3%
Mezcla de coníferas y frondosas autóctonas de la región mediterránea	340,1	2%
Mezcla de coníferas autóctonas de la región mediterránea	337,8	0%
Bosques ribereños	78,5	1%
Arbolado disperso de coníferas	62,1	0%
Pinares de pino salgareño ( <i>Pinus nigra</i> )	16,1	0%
Arbolado disperso de frondosas	13,9	0%
Plantación de choperas	5,5	0%

### 3.2 Materiales

A continuación, se presentan las características de las dos fuentes de información principales de este trabajo: imágenes multispectrales del satélite Landsat 8 y datos LiDAR capturados en el PNOA.

#### 3.2.1 Selección de imágenes ópticas

Las imágenes ópticas fueron obtenidas a través de la plataforma *EarthExplorer*. Esta plataforma está gestionada por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) y permite la descarga directa de los datos. En el caso de este estudio se emplearon imágenes del satélite Landsat 8. Se optó por el uso de estas imágenes ya que existían trabajos anteriores sobre la misma zona de estudio como es el de Guillem-Cogollos et al (2017) y a la ausencia de imágenes de otros satélites como Sentinel 2.

Para el estudio multitemporal de la severidad en la zona se eligieron dos imágenes previa y posterior al incendio. La imagen prefuego es del 30 de junio de 2015 mientras que la imagen postfuego es del 9 de julio, correspondientes a la relación *Path 200, Row 31* y *Path 199, Row 31*, respectivamente. (Tabla 2).

Tabla 2. Imágenes ópticas utilizadas. Fuente: <https://earthexplorer.usgs.gov>

Nombre del archivo	Fecha de captura	Path	Row
LC08_L2SP_200031_20150630_20200909_02_T1	30/06/2015	200	31
LC08_L2SP_199031_20150709_20200908_02_T1	09/07/2015	199	31

El satélite Landsat 8 OLI/TIRS, incorpora dos instrumentos de barrido. Por un lado, el sensor OLI (operational Land Imager) que, aunque sea similar al sensor Landsat 7ETM+, proporciona una mejora de los instrumentos

respecto a misiones Landsat anteriores. Por otro lado, el TIRS (Thermal Infrared Sensor) hace recogida de bandas espectrales en longitudes de onda incluidas en sensores anteriores como ETM+. (Ariza, 2013).

Las imágenes recogidas por Landsat 8, obtenidas por los sensores OLI y TIRS, se componen de nueve bandas espectrales con una resolución de 30 metros, compuesta por las bandas de 1 a 7 y la 9. La nueva banda 1 (azul profundo) resulta útil para estudios costeros y de aerosoles y la nueva banda 9 es útil para la detección de cirrus. La banda 8 es la pancromática, con una resolución de 15 metros y las dos bandas térmicas (10 y 11) se emplean para obtener temperaturas de superficie más precisas (Ariza, 2013). (Tabla 3).

Tabla 3. Características técnicas de los sensores Landsat Landsat-8 OLI y TIRS. Fuente: Ariza, 2013.

<i>LANDSAT 8 OLI y TIRS</i>		
<b>Bandas</b>	<b>Longitud de onda (micras)</b>	<b>Resolución espacial (metros)</b>
1	0,435-0,451	30
2	0,452-0,515	30
3	0,533-0,590	30
4	0,636-0,673	30
5	0,851-0,879	30
6	1,566-1,651	30
7	2,107-2,294	30
8	0,503-0,676	15
9	1,363-1,384	30
10	10,6-11,19	100
11	11,50-12,51	100

### 3.2.2 Datos LiDAR-PNOA

En el Anexo 2 de la propuesta de Directiva del Parlamento Europeo, se establece una infraestructura de información espacial en la Unión Europea (INSPIRE). En ella se establece que las ortofotografías y los Modelos Digitales de Elevaciones (MDE) serán las cartografías básicas de referencia (BOE,2010). En este ámbito, aparece la necesidad de llevar a cabo un conjunto de vuelos periódicos para poder cubrir toda la cobertura realizando fotografías aéreas, de esta manera se elabora el PNOA. El principal objetivo que tiene este es la obtención de ortofotografías digitales con resoluciones de 25 y 50 cm y la obtención de MDE elaborados a través de restitución fotogramétrica de todo el territorio español, con periodos de actualización de 2-3 años, dependiendo de las zonas.

En el año 2008, el PNOA, movido por las necesidades de desarrollar cartografías de zonas inundables, añadió datos generados a partir de tecnología LiDAR aerotransportada. En un primer momento, el objetivo era la elaboración de MDE con resoluciones que estuviesen por debajo de 0,5 m. Sin embargo, la gran versatilidad que ofrecen los datos LiDAR ha ocasionado que la información obtenida con esta tecnología haya sido aplicada en el desarrollo de una gran variedad de estudios con un carácter territorial (Ojeda Manrique, 2017).

La primera cobertura del territorio español se inició en el año 2008 y finalizó en el año 2015, con una resolución nominal de 0,5 puntos m<sup>2</sup>. Tras la finalización de la primera cobertura y los buenos resultados que se obtuvieron de ella, se propuso como objetivo la actualización de esta cada 6 años, por ello en el año 2015 se inició la segunda cobertura.

En relación a la primera cobertura, la elaboración de esta sufrió un descenso de captura de puntos a partir del 2011, periodo que coincide con la crisis económica que atravesaba nuestro país y, por consiguiente, una reducción del gasto público. Dada la importancia y el impacto de este proyecto, se continuó con los recursos disponibles para la finalización de toda la cobertura (Ojeda Manrique, 2017).

Como se ha mencionado anteriormente, el comienzo de la segunda cobertura fue en el año 2015. En primer lugar, se voló la provincia de Valencia y el oeste de Galicia. En el año 2016, se cubrió aproximadamente un tercio del territorio nacional recogiendo datos de Murcia, Alicante, sur de Albacete, Cataluña, Orense, Lugo, parte de las provincias de Zaragoza y Huesca y la totalidad de Madrid y La Rioja, a una resolución nominal superior a 1 punto m<sup>2</sup> (Ojeda Manrique, 2017).

En el caso de Aragón, los datos de la segunda cobertura han sido adquiridos tanto por el Instituto Geográfico Nacional (IGN) como por el Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR). En el caso del IGN, la extensión de datos obtenida ocupa la provincia de Zaragoza y la parte más septentrional de Teruel. En el caso de IGEAR, se sobrevoló la parte meridional, correspondiente a las Cinco Villas y la parte septentrional de Zaragoza (Gelavert Vadillo, 2017).

Para este trabajo, la primera cobertura fue obtenida en el Centro de descargas del Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG) mientras que la segunda cobertura, al inicio de este trabajo, no se encontraba disponible para descarga y fueron facilitadas por el IGEAR al grupo GEOFOREST de la Universidad de Zaragoza.

La información es distribuida en archivos con formato \*.LAZ, los cuales, además de aportar información acerca de las coordenadas (x, y, z) de los puntos, aportan información sobre el número de retornos, clasificación de la cubierta, intensidad, etc.

Para este trabajo se han utilizado un total de 120 archivos o teselas, 60 de ellas pertenecientes a la primera cobertura del año 2010 y 60 pertenecientes a la segunda cobertura del año 2020. Estas poseen una extensión de 2x2 Km. Las características de los sensores y la información relevante sobre la obtención de las coberturas LiDAR se muestran en la Tabla 4. La principal diferencia entre ambas coberturas es la densidad de puntos que se duplica y la reducción en el error de los valores de elevación.

Tabla 4. Características principales de los vuelos LiDAR-PNOA. Fuente: <https://pnoa.ign.es/pnoa-lidar/especificaciones-tecnicas>

	2010	2020
Fecha inicio vuelo	sep-10	oct-20
Fecha fin vuelo	feb-11	ago-21
Densidad (p/m <sup>2</sup> )	0,5	1
RMSE xy (m)	0,3	0,3
RMSE z (m)	0,4	0,15
Sensor principal	LEICA ALS60	LEICA ALS80

### 3.3 Métodos

#### 3.3.1 Pretratamiento de imágenes ópticas.

El primer paso a llevar a cabo es la transformación de niveles digitales (ND) a reflectividad. En el caso del Landsat 8, la obtención de reflectividad supone un método más directo que con respecto a la transformación de Landsat 7 ETM+, ya que en estas es necesario la transformación de niveles digitales (ND) a radiancia (L) y una vez hecho, transformarlo a reflectividad (P).

El método por el que se obtienen valores de reflectividad en Landsat 8, que porta el sensor OLI, nos permite la obtención de la reflectividad directamente de los Niveles digitales de la imagen, ya que toda la información necesaria viene incluida en los metadatos de la imagen. Para realizar el paso a reflectividad, se requiere la aplicación de las ecuaciones 1 y 2.

$$P\lambda' = Mp \times QCal + Ap \tag{1}$$

En donde  $P\lambda'$  es la reflectividad sin corrección Top of Atmosphere (TOA),  $Mp$  es el factor multiplicador de cada una de las bandas,  $QCal$  es el producto estándar cuantificado y calibrado por cada píxel y  $Ap$  es la constante.

$$P\lambda = (P\lambda' / \text{Cos}(\Theta_{sol})) \quad (2)$$

donde  $P\lambda$  es la reflectividad y  $\text{Cos}(\Theta_{sol})$  es el coseno del ángulo cenital solar.

Todo este proceso se llevó a cabo a través del plugin “*Semi-automatic classification Plugin*” (Congedo, 2012) (<https://semiautomaticclassificationmanual-v5.readthedocs.io/en/latest/introduction.html>) en el programa QGIS, en donde mediante la selección de las bandas originales y el uso de los metadatos que contienen las imágenes descargadas, podemos realizar el proceso de manera semi-automática.

En relación a la corrección topográfica, se optó por no realizarla ya que, pese a que la zona oriental de nuestra zona de estudio resulta compleja desde el punto de vista orográfico, el desnivel en toda la zona no es muy sustancial.

### 3.3.2 Índices espectrales de severidad.

El uso y la elaboración de índices espectrales, es uno de los procesos más usados en el tratamiento de imágenes tomadas a partir de sensores multispectrales remotos. La principal causa para que se de este hecho es que los índices espectrales permiten una optimización total de información contenida en las bandas que componen una imagen (Chuvieco, 1995). Los índices espectrales usados para la elaboración de este trabajo son tres: El Normalized Burn Ratio (NBR), delta Normalized Burn Ratio (dNBR) y el Relative delta Normalized Burn Ratio (RdNBR).

La razón por la que se han escogido estos índices de severidad es que son la metodología más extendida por la comunidad científica para la elaboración de índices de severidad y se han empleado en grandes proyectos como el Monitoring Trends in Burn Severity (MTBS), elaborado por el Centro de Estudios Geológicos de los Estados Unidos para la Observación de los Recursos Terrestres y la Ciencia (EROS) o el Centro de Aplicaciones y Tecnología Geoespacial (GTAC) del Servicio Forestal del Departamento de agricultura de los Estados Unidos (USDA) (Eidenshink *et al.*, 2007).

Tras el tratamiento de las escenas Landsat, se procedió a hacer el cálculo de los índices espectrales. Como se comenta en puntos anteriores, los índices espectrales seleccionados fueron el dNBR y el RdNBR. Estos índices mencionados son derivados del índice NBR.

El NBR es un índice espectral que emplea las bandas del infrarrojo próximo (0,76-0,90  $\mu\text{m}$ ) y el SWIR (2,08-2,35  $\mu\text{m}$ ). Por un lado, la banda del infrarrojo cercano es muy sensible a la estructura celular de la hoja, de esta manera, cuanto mayor es la producción fotosintética de la planta, mayor es la reflectividad (Cansler y Mackenzie, 2012).

$$NBR = (\text{infrarrojo próximo} - \text{SWIR}) / (\text{infrarrojo próximo} + \text{SWIR})$$

Por otro lado, la banda del SWIR, son sensibles al contenido de humedad de la planta, por lo que, a mayor contenido de humedad, menor es la reflectividad de la cubierta (Chuvieco, 1995) mientras que cuando la presencia de humedad en la vegetación es baja, por ejemplo a causa de un incendio, los valores de reflectividad en esta banda serán altos.

Dado que el presente trabajo tiene un carácter multitemporal en el uso de datos LiDAR en relación a la evaluación de la severidad, se utilizaron índices espectrales que tuviesen ese carácter, por ello escogimos el índice

dNBR. El dNBR es un índice espectral que incorpora esa variable multitemporal, ya que analiza los cambios producidos entre los valores de NBR pre y postfuego, en este caso, siendo muy próximas entre sí.

$$dNBR = NBR \text{ preincendio} - NBR \text{ postincendio}$$

La elaboración de trabajos empleando índices de severidad en nuestra zona de estudio como el de Guillem-Cogollos et al (2017) nos ofrece una clasificación de los valores en 5 rangos de severidad (Tabla 5).

Tabla 5. Relación entre el índice dNBR y el grado de severidad. Fuente: Guillem-Cogollos et al. (2017)

Clasificación	Valor dNBR
No quemado	-0,1 a 0,1
Severidad baja	0,1 a 0,27
Severidad moderada-baja	0,27 a 0,44
Severidad moderada-alta	0,44 a 0,66
Severidad alta	>0,66

Por último, el RdNBR es un neocanal de dNBR que tiene como objeto mejorar la precisión sobre formaciones forestales y árboles (Cansler y Mackenzie, 2012). El RdNBR, a diferencia del dNBR, elimina la correlación entre el NBR preincendio y el dNBR, obteniendo de esta manera valores más precisos sobre la severidad de los incendios forestales (Cansler y Mackenzie, 2012). En el caso de la ecuación presentadas, SQRT haría referencia a la raíz cuadrada y ABS hace referencia al valor absoluto.

$$RdNBR = dNBR / SQRT (ABS (NBR \text{ preincendio} / 1.000))$$

### 3.3.3 Obtención de parcela de estudio a partir de los índices de severidad.

En este trabajo, debido a la gran cantidad de información presente en nuestra zona de estudio y a la no disponibilidad de capacidad computacional para gestionar ese nivel de información, se optó por la selección de 1.000 parcelas por grado de severidad, es decir, 5.000 parcelas en total. Para la selección de las parcelas se utilizaron los niveles de severidad, empleados por Guillem-Cogollos (2017) y mencionados con anterioridad.

Para la obtención de estas parcelas, transformamos el índice de severidad dNBR a puntos, obtenido así puntos situados en el centroide de cada uno de los píxeles de la imagen, para ello empleamos la herramienta de ArcGIS “*Raster to Point*”. Con posterioridad se obtuvieron las coordenadas X e Y de los puntos para emplear su ubicación en el recorte de las nubes de puntos LiDAR. Para ello usamos la herramienta “*Add XY coordinates*”. Seguidamente, hicimos recorte de los puntos según el nivel de severidad que estos presentaban, para llevarlo a cabo hicimos una selección por atributos en el programa ArcGIS y realizamos el recorte de los puntos seleccionados mediante la herramienta “*Clip*”.

Por último, una vez tenemos todas los puntos recortados según el grado de severidad, procedimos a la elección de las parcelas de estudio, por grado de severidad, mediante la herramienta “*Generate Random Points*” en donde se generarán 1000 puntos aleatorios en función a los centroides obtenidos anteriormente por cada uno de los grados de severidad. Las parcelas utilizadas para la elaboración de este estudio se muestran en la Figura 1.

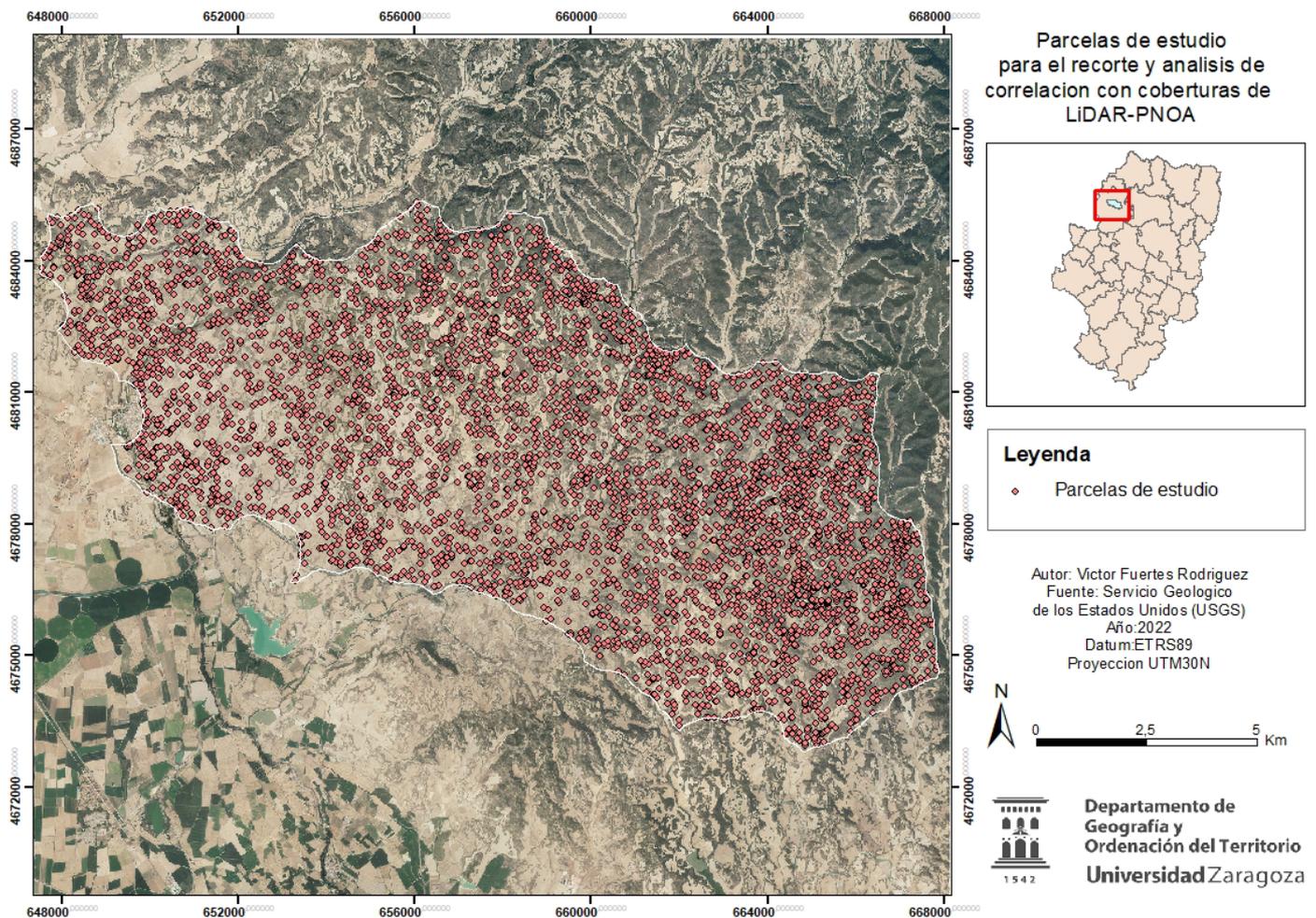


Figura 1. Parcelas seleccionadas para el recorte y análisis de los índices de severidad y coberturas LiDAR-PNOA. Fuente: elaboración propia

### 3.3.4 Pretratamiento de los datos LiDAR-PNOA.

La información descargada viene en formato \*.LAZ. Para poder realizar los análisis pertinentes, en primer lugar, hay que hacer una transformación de archivos \*.LAZ a archivos \*.LAS. Para su transformación se empleó el programa LiDAR-Coverter que está creado por el Gobierno de Navarra y que nos permite la descompresión. En este paso, también procederemos a eliminar las clases 7, relativa al ruido, y 12, relativa al solape. Esta última clase se decidió eliminar para evitar problemas de discrepancias altimétricas entre las pasadas del avión a la hora de capturar la información. Por último, se le asignó un sistema de coordenadas de entrada y salida, en este caso la ETRS\_1989\_UTM 30N y las coordenadas se dejaron por defecto en ortométricas.

A continuación, se realizó una clasificación de los puntos para discriminar el suelo del no suelo con el objetivo de generar una Modelo Digital de Elevaciones (MDE) y normalizar las alturas de los puntos. Para ello, se empleó un filtro basado en la superficie. Estos filtros emplean una superficie paramétrica como función discriminante que posteriormente reconstruye mediante interpolación, considerando inicialmente que todos los puntos de la nube pertenecen al suelo desnudo y van reduciendo la influencia de los que no se ajustan al modelo de superficie creado mediante iteraciones sucesivas paso por paso (Vosselman y Maas, 2010).

En este caso se empleó al algoritmo de clasificación de curvatura multiescalar del Software MCC-LiDAR. Este algoritmo, desarrollado por Evans y Hudak (2007) está destinado principalmente al ámbito forestal en zonas que presenten topografías complejas. Este software ya probó su eficacia en otros trabajos como el de Montealegre et al. (2015), en donde realizó estudios comparativos de diferentes filtros en el sector central de Aragón, obteniendo buenos resultados de ello.

El algoritmo presenta dos parámetros ajustables: la escala (s), dependiente de los objetos en la escena sí como del espaciado entre los puntos LiDAR, y el umbral de curvatura “t” (ver Figura 2), que expresa la tolerancia de la curvatura para el SD (“scale domain”) (<https://sourceforge.net/p/mcclidar/wiki/AlgorithmDescription/>).

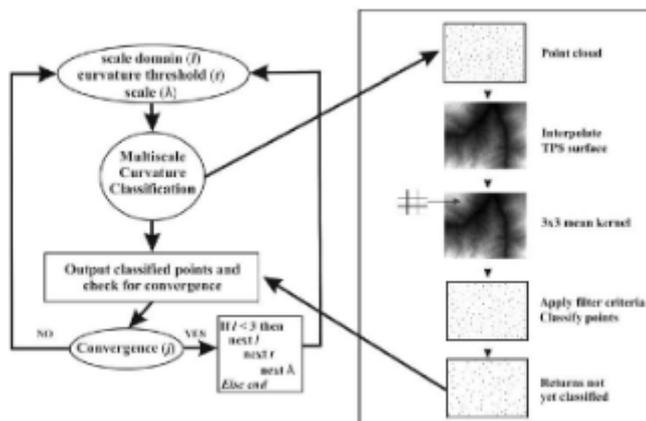


Figura 2. Procedimiento del algoritmo de filtrado. Fuente: Evans & Hudak (2007)

Una vez filtrados los archivos, se procedió a la generación del MDE con los puntos de suelo. Para ellos, se creó un LasDataset en el programa ArcGIS y se empleó la herramienta “LAS dataset to raster”. Una vez obtenido el MDE, se transformó a formato \*. ASCII para poder generar un archivo en formato \*.DTM mediante el comando “ASCII2DTM” del programa FUSION. Este software es el que se utiliza para la extracción de las métricas LiDAR.

Mediante el uso del comando *ClipData*, realizaremos el recorte de las nubes de puntos. Para ello será necesario indicar la geometría de las parcelas que debe ser coincidente con los pixeles de las imágenes Landsat. En este proceso de recorte se utiliza en MDE en formato \*.DTM para normalizar la nube de puntos (obtención de alturas de los puntos sobre el nivel del suelo).

Por último, una vez que tenemos las parcelas recortadas, procederemos a obtener las métricas de cada una de las parcelas mediante el comando de FUSION “*CloudMetrics*”. Mediante este comando obtendremos las métricas necesarias para el análisis del dosel vegetal y posterior comparación con los índices de severidad. En la Figura 3, se hace un resumen esquemático del proceso llevado a cabo.

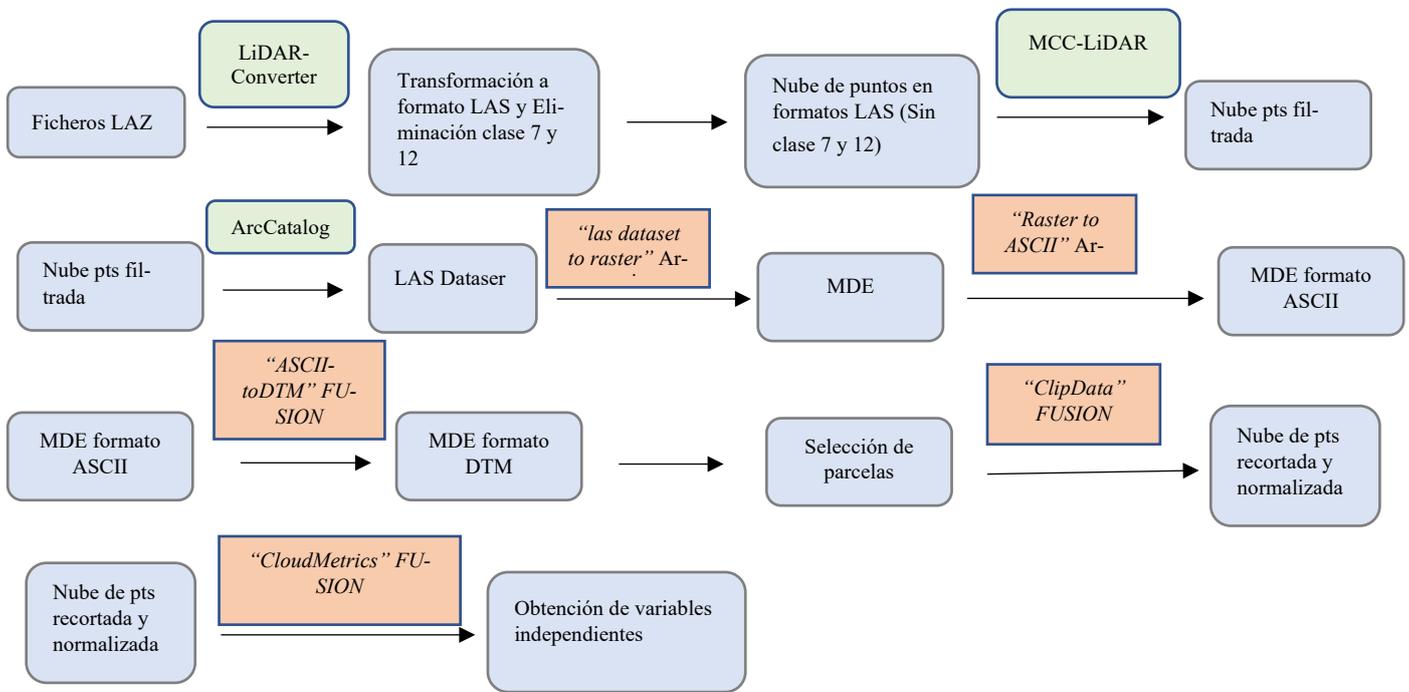


Figura 3. Diagrama de flujos de procedimientos llevados a cabo en el Pretratamiento de datos LiDAR. Fuente: elaboración propia.

Las métricas LiDAR como los percentiles, la altura máxima y mínima, la media y la moda están relacionados con la altura de la vegetación: Por otro lado, la desviación típica, el coeficiente de variación, el rango intercuartílico, la asimetría y la curtosis de la distribución de las alturas de los retornos representan la variabilidad vertical del dosel y por último, los porcentajes de retorno por encima del umbral de altura con respecto al total explican la densidad y la cobertura del estrato arbóreo (Lekuona *et al.*, 2017). (Tabla 6).

### 3.3.5 Generación de índices LiDAR a partir de combinar métricas prefuego y postfuego

Las métricas obtenidas en las coberturas de 2010 y 2020, es decir anterior y posterior al fuego, se relacionaron para observar los cambios en términos absoluto ( $dNBR_{prefuego} - dNBR_{postfuego}$ ;  $RdNBR_{prefuego} - RdNBR_{postfuego}$ ) y de manera relativa ( $(dNBR_{prefuego} - dNBR_{postfuego}) / dNBR_{prefuego}$ ;  $(RdNBR_{prefuego} - RdNBR_{postfuego}) / RdNBR_{pre\ fuego}$ ). Mediante la elaboración de estos análisis podremos cuantificar los cambios producidos sobre el dosel vegetal en el periodo 2010-2020. Hay que tener en cuenta que la diferencia entre los dos vuelos LiDAR es de 10 años, con incendio producido en medio de las dos métricas (2015) por lo que entendemos que los cambios acontecidos en mayor medida fueron producto de la incidencia del incendio.

### 3.5 Análisis de correlación entre índices de severidad y métricas LiDAR.

Para relacionar índices de severidad con las métricas LiDAR, se procederá a llevar a cabo un análisis de correlación bivariada para analizar la asociación entre los valores obtenidos en los índices de severidad ( $dNBR$  y  $RdNBR$ ) y cada una de las métricas LiDAR mencionadas en el punto anterior. El coeficiente de correlación cuantifica el grado de asociación que existen entre ambas variables cuantitativas (Martínez Díaz, 2019).

Tabla 6. Variables LiDAR analizadas.  $x_i$  refiere a la altura del retorno,  $N$  al número total de observaciones,  $r_i$  es el retorno,  $P$  es el pulso,  $\mu$  es la media de la muestra y  $\sigma$  la desviación típica.

Variable	Descripción
Percentiles 1%, 5%, 10%, 20%, 25%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 75%, 80%, 90%, 95% y 99% (P01, P05, P10, etc.)	Los diferentes valores de percentiles fueron calculados utilizando la siguiente metodología: $(N-1)P=I+d\{I$ es la parte entera $(N-1)Pd$ es la parte decimal de $(N-1)P$ Donde $P$ es el percentil dividido por 100 Si $d=0$ entonces $Percentil=X_{i+1}$ Si $d>0$ entonces $Percentil=X_{i+1}+d(x_{i+2}-x_{i+1})$
Altura mínima	$x_i$ mínima
Altura máxima	$x_i$ máxima
Rango	$x_i$ máxima- $x_i$ mínima
Altura media	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{N}}$
Moda de alturas	Valor $x_i$ mas frecuente en la parcela
Desviación típica ( $\sigma$ )	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{N}}$
Varianza	$\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{N}$
Coefficiente de variación	$\frac{\sigma}{\mu} 100$
Desviación absoluta media	$\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)}{N}$
Rango intercuartilico	$P_{75}-P_{25}$
Asimetría	$\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{(N - 1)\sigma^3}$
Curtosis	$\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{(N - 1)\sigma^4}$
Ratio de apertura del dosel (canopy relief ratio)	$\frac{\mu - x_{i \text{ minima}}}{x_{i \text{ maxima}} - x_{i \text{ minima}}}$
Porcentaje de primeros retornos por encima de un umbral de altura determinado (0,25 m), de la altura media o de la moda (estimación de la fracción de cabida cubierta).	$\frac{\sum_{i=1}^n r_i \text{ primeros} > \text{umbral}}{\sum_{i=1}^n r_i \text{ primeros}} 100$
Porcentaje de retornos total por encima de un umbral de altura determinado (0,25 m), de la altura media o de la moda.	$\frac{\sum_{i=1}^n r_i > \text{umbral}}{N} 100$
Porcentaje de retornos total por encima de un umbral de altura determinado (0,25 m), de la altura media o de la moda, sobre el total de primeros retornos.	$\frac{\sum_{i=1}^n r_i > \text{umbral}}{\sum_{i=1}^n r_i \text{ primeros}} 100$

Los métodos de correlación más extendidos son Pearson y Spearman. Se caracterizan por ser técnicas bivariadas cuyo uso se lleva a cabo cuando se quieren ver las similitudes o diferencias entre las distintas variables, de esta manera se puede identificar y analizar el comportamiento de los datos. La principal diferencia que encontramos entre estos dos métodos de correlación es que la correlación de Pearson nos permite ver el grado de asociación entre dos variables cuantitativas cuya distribución de los datos es normal mientras que la correlación de Spearman es una versión no paramétrica del coeficiente de correlación de Pearson. En cuanto a la interpretación de estos métodos de correlación, si el valor que arroja es próximo a 1 significa que existe una fuerte correlación positiva entre dos variables, es decir, que a medida que aumenta una variable, también lo hace la otra. Si el valor de coeficiente es -1 o cercano a este resultado nos indica una relación negativa fuerte, es decir, que mientras una variable aumenta, otra disminuye. En el caso que el resultado sea 0, nos indica que la relación entre dos variables es nula (Anderson *et al.*, 2008).

Para la elección de uno de estos métodos de correlación debemos conocer como es la distribución de los datos, por ello se procedió a realizar una prueba de normalidad. Para este caso se procedió al uso del estadístico de Anderson-Darling. Se optó por el uso de este estadístico ya que otras pruebas estadísticas de normalidad como la prueba de Shapiro-Wilk, no se adaptaba a las características de la muestra al poseer más de 50 datos.

El estadístico de Anderson-Darling es una prueba no paramétrica sobre un conjunto de datos que nos sirve para medir el ajuste de los datos a una distribución específica, el grado de significación para la prueba es del 5 % (p-vaes) y se establece la siguiente hipótesis para la prueba:

- $H_0$ : Los datos siguen una distribución especificada
- $H_1$ : Los datos no siguen una distribución especificada

En este caso, tras el análisis de la normalidad de las variables en las diferentes agrupaciones con el test de Anderson-Darling, se obtienen p-vaes inferiores a 0,05 por lo que se rechaza  $H_0$  y se acepta la  $H_1$  que establece que los datos no siguen una distribución normal, por ello escogeremos el método de correlación de Spearman para los análisis de correlación. El análisis estadístico mencionado se ha realizado utilizando la extensión de Excel llamada XLStat.

## 4. Resultados

### 4.1 Análisis de la severidad del incendio a partir de los índices de severidad.

La severidad del incendio acontecido en Sierra de Luna en términos globales tuvo una predominancia de severidad media-baja o baja, suponiendo el 38,68% y el 23,26%, respectivamente, de la superficie quemada. La alta presencia de severidades bajas y media-bajas podría estar asociada fundamentalmente a la gran extensión de campos de cultivo que ocupan el área del incendio, siendo en su gran mayoría campos de secano.

La severidad del fuego se incrementa en las zonas donde hay una mayor presencia de masas forestales, encontrando los datos de severidad más alta (severidad media alta y alta) en el marco oriental de nuestra área de estudio. Estas zonas suponen el 7,33% de superficie afectada por una severidad alta y el 21,8% de superficie afectada por severidad media-alta. Destaca que las zonas con mayores valores de severidad (media-alta) coinciden con la presencia de masas forestales de coníferas, más concretamente masas de *Pinus halepensis* y en menor medida, con masas de *Quercus Ilex*.

Las zonas no quemadas suponen el 8,90% de la superficie en estudio y se concentran en mayor medida en los bordes de la zona estudio.

En resumen y atendiendo a la clasificación llevada a cabo, se podría caracterizar como un incendio de carácter heterogéneo, ya que en cuanto a su grado de severidad presenta en su mayoría una severidad media-baja, pero

concentrándose en ciertas zonas, siendo la parte oriental más afectada, con valores de severidad más altos (Figura 4).

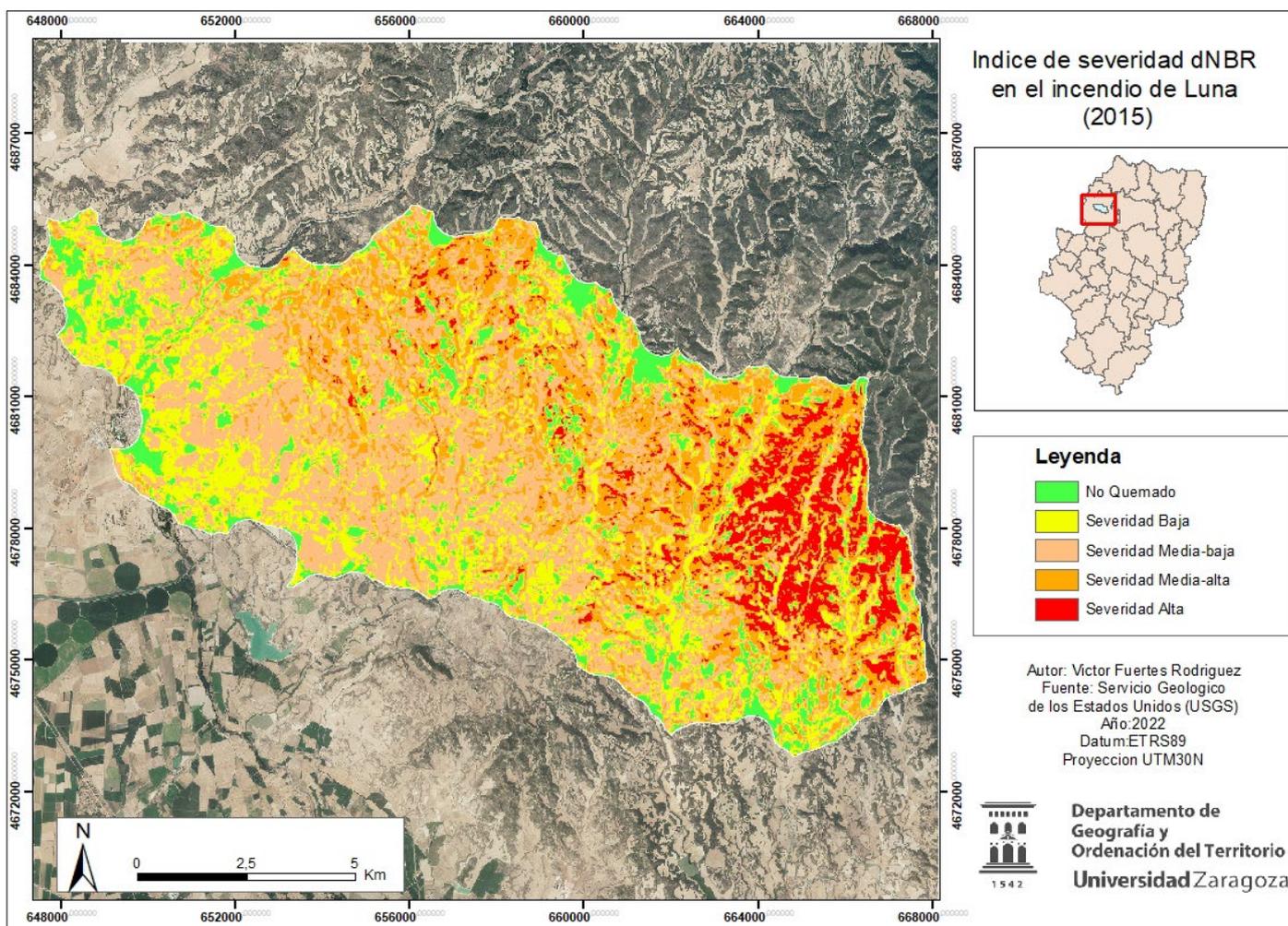


Figura 4. Niveles de severidad según el índice dNBR en el incendio de Luna (2015). Fuente. Elaboración propia

#### 4.2 Análisis de los cambios estructurales de la vegetación obtenidos a partir de métricas LiDAR.

En primer lugar, tenemos que tener en cuenta es que las métricas LiDAR obtenidas en este trabajo se sitúan 5 años antes del incendio acontecido y 5 años después de que se produjese. Teniendo esto en cuenta y aunque la mayoría de los efectos producidos en la zona hayan sido a causa del incendio, la acción antrópica y la propia regeneración tras el incendio puede que haya modificado en mayor o menor medida la información sobre la estructura vegetal de la zona.

En relación con las métricas relacionadas con la altura, que corresponderían a la altura mínima, máxima, media, moda y los percentiles, se puede apreciar una pérdida generalizada en todas las parcelas de diferente severidad. Entrando más a detalle en la descripción de estas, las parcelas de severidad baja presentan unos valores pre-fuego promedio de la media y de moda de 0,46 y 0,049 indicándonos de esta manera un predominio de vegetación herbácea en estas parcelas. Seguidamente, con los percentiles 1, 5, 10, 20, 25, 30 y 40 presentan valores por debajo de 0,2 indicando valores que se interpretarían como puntos de suelo. A partir del percentil 50, se empiezan a apreciar la aparición vegetación, aumentando paulatinamente hasta el percentil 99, que tiene una altura promedio de 2,18 m, indicándonos que las alturas más altas en estas parcelas son de carácter arbustivo. Haciendo la comparación con el post-incendio, el valor de altura media en estas parcelas se ha reducido en 0,20 m. En relación con los percentiles de altura, la ausencia de vegetación por debajo de 0,20 metros ha pasado del percentil 50 al percentil 70, lo que nos podría indicar es una pérdida promedio de alturas en la vegetación. El percentil 99 nos indica una pérdida de altitud máxima de 0,49 m (Tabla 7).

Tabla 6. Valores de altura en las parcelas de severidad baja. Fuente: elaboración propia.

Severidad baja	Promedio 2010	Promedio 2020	Diferencia de Promedios
Altura mínima	0,001	0,000	0,001
Altura máxima	2,558	2,203	0,355
Altura media	0,466	0,262	0,204
Moda de altura	0,050	0,000	0,049
Percentil 01	0,001	0,000	0,001
Percentil 05	0,003	0,002	0,002
Percentil 10	0,007	0,003	0,004
Percentil 20	0,042	0,011	0,031
Percentil 25	0,069	0,016	0,053
Percentil 30	0,101	0,024	0,077
Percentil 40	0,183	0,052	0,131
Percentil 50	0,280	0,095	0,185
Percentil 60	0,396	0,167	0,229
Percentil 70	0,568	0,266	0,302
Percentil 75	0,682	0,340	0,341
Percentil 80	0,812	0,453	0,359
Percentil 90	1,218	0,782	0,436
Percentil 95	1,584	1,109	0,475
Percentil 99	2,189	1,690	0,499

Pasando a las parcelas con una severidad media baja, los valores pre fuego nos indican una altura media promedio de 0,53 m. Los percentiles nos indican la aparición de vegetación partir del percentil 50, como en el caso anterior, teniendo un valor 0,24 m, alcanzando máximos de 2,66 m y mostrándonos así que las altitudes presentes en las parcelas con severidad media-baja podrían poseer una vegetación de carácter herbáceo y arbustivo en general. En su comparación con los valores post-fuego, hay una pérdida de 0,28 m en los valores promedio de altura. Al igual que en lo mencionado anteriormente, los valores que presentan la aparición de la vegetación del percentil 50 al percentil 70, indicándonos una pérdida de vegetación de los estratos más bajos. En el caso de las alturas máximas recogidas en el percentil 99, existe una pérdida de vegetación de 0,87 m en comparación con los valores pre-fuego (Tabla 8).

Las parcelas con una severidad media-alta presentan valores medios pre-fuego de 1,41 metros. Los percentiles de altura nos indican una variación de altitudes con respecto a las parcelas comentadas anteriormente, ya que la estructura que presenta con los percentiles, en promedio, muestra una estructura de arbolado con sotobosque. Entrando más en detalle, del percentil 20 al percentil 40, en promedio, apreciamos la aparición de las primeras alturas donde se recogería vegetación de carácter herbáceo. A partir del percentil 50 hasta el percentil 95 encontraríamos vegetación de carácter arbustivos, pudiendo dividirse en arbustivo mediano del percentil 40 al percentil 70 y vegetación de carácter arbustivo alto del percentil 70 al percentil 95. A partir de ahí, el percentil 99 muestra que el promedio más alto de las alturas se situaría en 5,10 metros, indicándonos la existencia de un estrato arbóreo. En su comparación con la muestra post-fuego, se observa una pérdida de altura media de 1 metro: En relación a los percentiles, hay una pérdida de alturas promedio generalizada en todos los percentiles, destacando en mayor medida los percentiles más altos siendo superiores a los 2,5 metros en el percentil 99 (Tabla 9).

Tabla 7. Valores de altura en las parcelas de severidad media- baja. Fuente: elaboración propia.

<b>Severidad media-baja</b>	<b>Promedio 2010</b>	<b>Promedio 2020</b>	<b>Diferencia de Promedios</b>
Altura mínima	0,001	0,000	0,001
Altura máxima	3,069	2,374	0,695
Altura media	0,537	0,256	0,281
Moda de altura	0,027	0,000	0,027
Percentil 01	0,001	0,000	0,001
Percentil 05	0,004	0,002	0,002
Percentil 10	0,010	0,004	0,006
Percentil 20	0,041	0,010	0,031
Percentil 25	0,068	0,014	0,054
Percentil 30	0,091	0,019	0,072
Percentil 40	0,155	0,039	0,116
Percentil 50	0,250	0,080	0,170
Percentil 60	0,405	0,134	0,271
Percentil 70	0,639	0,241	0,398
Percentil 75	0,801	0,323	0,478
Percentil 80	0,991	0,433	0,558
Percentil 90	1,505	0,784	0,721
Percentil 95	1,965	1,136	0,830
Percentil 99	2,667	1,793	0,875

Tabla 8. Valores de altura en las parcelas de severidad media- alta. Fuente. elaboración propia.

<b>Severidad media-alta</b>	<b>Promedio 2010</b>	<b>Promedio 2020</b>	<b>Diferencia de Promedios</b>
Altura mínima	0,001	0,000	0,001
Altura máxima	5,757	3,349	2,407
Altura media	1,419	0,339	1,079
Moda de altura	0,099	0,000	0,099
Percentil 01	0,003	0,001	0,002
Percentil 05	0,016	0,004	0,012
Percentil 10	0,055	0,009	0,046
Percentil 20	0,202	0,020	0,182
Percentil 25	0,295	0,027	0,269
Percentil 30	0,405	0,035	0,370
Percentil 40	0,665	0,060	0,606
Percentil 50	1,033	0,102	0,931
Percentil 60	1,466	0,182	1,285
Percentil 70	1,962	0,325	1,638
Percentil 75	2,243	0,426	1,818
Percentil 80	2,558	0,559	1,999
Percentil 90	3,395	1,017	2,378
Percentil 95	4,053	1,476	2,577
Percentil 99	5,108	2,443	2,665

Las parcelas con una severidad alta poseen unos valores medios de altura pre-fuego situado en los 3,27 metros. En relación a la estructura vegetal registrada por los percentiles, en promedio, es muy similar a las registradas en las parcelas media-alta, donde se registra una zona arbórea con sotobosque con la diferencia de presentar valores más altos en todos los percentiles y registrando alturas máximas de 8,74 metros de promedio. En su comparativa con los valores post fuego, hay una importante pérdida en los valores medios de altura pasando de que sean de 3,27 metros a 0,33 metros, teniendo una diferencia de altura entre las dos coberturas de 2,96 metros. En relación con los percentiles, al igual que en casos anteriores, hay una pérdida generalizada de alturas, destacando entre ellos los percentiles medios y altos con pérdidas entre los 3,70 metros y los 6,42 metros del percentil 99 (Tabla 10).

Tabla 9. Valores de altura en las parcelas de severidad alta. Fuente: elaboración propia.

Severidad alta	Promedio 2010	Promedio 2020	Diferencia de Promedios
Altura mínima	0,002	0,000	0,001
Altura máxima	9,612	3,482	6,130
Altura media	3,279	0,318	2,961
Moda de altura	0,337	0,000	0,337
Percentil 01	0,008	0,001	0,007
Percentil 05	0,058	0,005	0,053
Percentil 10	0,240	0,011	0,229
Percentil 20	0,734	0,024	0,710
Percentil 25	1,022	0,032	0,990
Percentil 30	1,354	0,041	1,313
Percentil 40	2,150	0,067	2,083
Percentil 50	3,008	0,108	2,900
Percentil 60	3,880	0,178	3,703
Percentil 70	4,751	0,301	4,449
Percentil 75	5,194	0,395	4,799
Percentil 80	5,668	0,516	5,152
Percentil 90	6,777	0,914	5,864
Percentil 95	7,547	1,329	6,218
Percentil 99	8,749	2,324	6,425

En relación a las métricas relacionadas con la distribución de alturas del dosel forestal, que son la curtosis, la varianza, el coeficiente de variación, la desviación absoluta media y la desviación típica, las métricas pre-fuego muestran variaciones entre grados de severidad. Los valores de desviación estándar y de varianza nos salen valores que van aumentando según aumenta el grado de severidad, esto nos indicaría que la estructura del dosel vegetal es más compleja en las parcelas con un grado de severidad alto. Esto se puede corroborar con el grado intercuartílico, ya que las parcelas con una severidad baja presentan un valor de 0,61 y va aumentando su valor hasta 4,61 en las parcelas de severidad más alta. La diferencia entre el percentil 75 y el percentil 25, que marca el rango intercuartílico, en los casos de las parcelas con severidad baja y media baja, muestran valores bajos, lo que nos indicaría poca variabilidad en la estructura vegetal en estas parcelas, mientras que en las parcelas que presentan una mayor severidad, los valores en el rango intercuartílico son mayores, lo que nos indicaría una mayor variabilidad del dosel previa al incendio. Los valores de asimetría con valores más altos (distribuciones con mayor presencia de casos en los valores bajos de altura) los encontramos en las parcelas con severidad baja y media-baja, ya que como se ha mencionado anteriormente, estas parcelas, en promedio, presentan estructuras vegetales bajas. Por el contrario, los valores más bajos de asimetría (distribuciones con mayor presencia de casos en los valores más altos de altura) se asocian a una estructura más compleja con mayor presencia de arbolado como ocurre en las parcelas que sufrieron una severidad alta en la situación prefuego.

En su comparativa con las métricas post-fuego, se puede observar un descenso en los valores de las métricas. Esto nos indicaría una pérdida generalizada en la estratificación vertical de la vegetación viéndose las mayores afecciones en las parcelas de severidad alta, indicando así mayor pérdida de estructura vegetal en estas parcelas. También podría suceder que, tras la ocurrencia del incendio, la presencia de valores similares en los diferentes grados de severidad haya podido ser debido a una recuperación de estrato herbáceo, en promedio.

Tabla 10. Valores de distribución de alturas en los distintos grados de severidad. Fuente. elaboración propia.

	<b>2010</b>	<b>2020</b>
<b>Severidad baja</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Desviación estándar	0,581	0,418
Varianza	1,327	0,848
Coefficiente de variación	1,743	1,951
Rango intercuartilico	0,612	0,324
Asimetría	2,916	3,938
Curtosis	18,861	34,743
<b>Severidad media-baja</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Desviación estándar	0,703	0,424
Varianza	1,405	0,663
Coefficiente de variación	1,703	1,917
Rango intercuartilico	0,733	0,309
Asimetría	2,638	3,572
Curtosis	15,099	27,247
<b>Severidad media-alta</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Desviación estándar	1,394	0,545
Varianza	3,186	0,591
Coefficiente de variación	1,229	1,680
Rango intercuartilico	1,948	0,399
Asimetría	1,518	2,950
Curtosis	6,428	15,808
<b>Severidad alta</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Desviación estándar	2,534	0,501
Varianza	7,738	0,363
Coefficiente de variación	0,863	1,613
Rango intercuartilico	4,172	0,363
Asimetría	0,670	2,917
Curtosis	3,284	15,380

La densidad del dosel vegetal se vincula a la distribución porcentual de los retornos. A rasgos generales, hay una disminución general de porcentaje de retornos en todos los grados de severidad, siendo las más afectadas aquellas zonas que presentan una severidad media-alta y alta. Esta situación es similar a la que presentaban el estado de las alturas y de la variabilidad del dosel que según aumenta el grado de severidad, existían mayores pérdidas de altura y complejidad estructural.

Entrando más en detalle y hablando de los valores porcentuales pre-fuego, las parcelas con un grado de severidad baja y media-baja, las cuales presentaban valores bajos de altura promedio al igual que en sus percentiles tanto en las métricas pre-fuego como post-fuego, presenta de base valores porcentuales promedio bajos, siendo

de 12,33% en el caso del porcentaje de primeros retornos sobre 0,20 metros y 12,15% en el porcentaje total de retornos sobre 0,20 metros. El porcentaje total de retornos sobre la media y la moda nos arrojaría valores muy similares entre sí, siendo 47,87 % y 47,77 % respectivamente. En el caso de las parcelas de severidad media-baja el porcentaje de primeros retornos y del total de retornos sobre 0,20 se sitúa en 15,33 y 15,22%, respectivamente.

En relación a las parcelas que presentaban valores de severidad elevadas, siendo las parcelas de severidad media alta y alta que además presentaban valores de altura más elevados en los distintos percentiles con respecto las severidades bajas, presentan valores porcentuales medios de partida de 41,39% y 40,36%, en el caso de las parcelas de severidad media-alta y de 72,68% y 68,33 % en las parcelas de severidad alta.

La variable del Canopy Relief ratio es un descriptor cuantitativo que nos indica la forma del dosel. Este oscila entre 0 y 1 y si la forma del dosel esta más alto ( $>0,5$ ) o más bajo ( $<0,5$ ) (Montealegre *et al*, 2017). En este caso, el valor que nos arroja es inferior a 0,5 de promedio en todos los grados de severidad, esto nos indicaría que la cantidad de biomasa situada sobre el sobre el sotobosque era baja en la situación prefuego.

En su comparativa con los valores obtenidos en las métricas post-fuego podemos observar que las parcelas con la severidad baja y media baja han tenido perdidas porcentuales promedio de primeros retornos y totales sobre 0,20 metros del 6 % y 7 % respectivamente. Cabe destacar que en las métricas de porcentajes totales sobre la media y la moda arrojan un aumento de sus valores, en torno a un 2 %, lo que podría ser otro indicio de una ligera recuperación del estrato herbáceo.

Las perdidas porcentuales más importantes de densidad de puntos las encontramos en las zonas con severidades más altas. En el caso de la severidad media-alta, arrojan el resultado de 16,17 % de porcentaje total de retornos sobre 0,20 metros y 52,79 en el porcentaje de primeros retornos sobre 0,20, habiendo una pérdida del 25 % en el total de retornos sobre 0,20 metros y del 12 % en los primeros retornos sobre 0,20 metros.

Las parcelas de severidad alta son las que han sufrido una mayor pérdida de densidad de puntos por encima de un determinado umbral ya que como se puede observar, el porcentaje de primeros retornos y del total de retornos ha pasado a ser del 18,15 % y el 17,96 %, respectivamente, teniendo perdidas porcentuales promedio del 54% y el 50%. En el caso de porcentaje total y de primero retornos sobre la media y la moda, las perdidas no han sido tan sustanciales en su comparativa con los mencionados anteriormente, situándose estas en un rango entre el 20 % y el 27%.

Los valores del Canopy Relief ratio nos indican una pérdida de valores en todos sus grados de severidad siendo la más notoria la acontecida en la severidad alta.

En resumen, está perdida en la densidad de puntos sobre un determinado umbral de altura sobre el total de puntos nos indica una perdida generalizada de densidad de vegetación en todos los grados de severidad a excepción de los porcentajes totales de retornos sobre la media y la moda en las parcelas con severidad baja y media-baja y afectando en mayor media en las parcelas con severidad alta, cosa normal ya que la vegetación afectada por este grado de severidad presentaba las mayores alturas promedio en la situación prefuego.

### **4.3 Correlación entre índices espectrales de severidad y métricas LiDAR**

Los resultados de las correlaciones con el índice de severidad dNBR de las variaciones de las métricas LiDAR entre la situación pre fuego y post fuego muestran unos valores de correlación altos tanto en sus términos absolutos como relativos. Entrando más a detalle y empezando a comentar los resultados en términos absolutos, las variables referidas a la altura del dosel vegetal muestran, por regla general, unos valores de correlación fuertes sin mucha diferencia entre ellos, ya que los valores oscilan entre 0,60 y 0,70 destacando entre ellos el valor de elevación media y el percentil 80, dándonos valores de 0,72. Las variables que se relacionan con la

variabilidad del dosel vegetal presentan valores altos en la desviación estándar con un valor de 0,68 y rango intercuartilico con un valor de 0,71.

Tabla 11. Valores densidad de puntos en los distintos grados de severidad. Fuente: elaboración propia.

	<b>2010</b>	<b>2020</b>
<b>Severidad baja</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Canopy relief ratio	0,150	0,107
% de primeros retornos sobre 0,20	12,338	6,521
% total de retornos sobre 0,20	12,156	6,420
% primeros retornos sobre la media	16,727	14,094
% total de retornos sobre la media	47,870	49,740
% primeros retornos sobre la moda	16,501	13,948
% total de retornos sobre la moda	47,770	49,632
<b>Severidad media-baja</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Canopy relief ratio	0,148	0,104
% de primeros retornos sobre 0,20	15,337	8,594
% total de retornos sobre 0,20	15,228	8,572
% primeros retornos sobre la media	16,509	13,733
% total de retornos sobre la media	50,057	50,228
% primeros retornos sobre la moda	16,345	13,694
% total de retornos sobre la moda	49,986	50,119
<b>Severidad media-alta</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Canopy relief ratio	0,210	0,101
% de primeros retornos sobre 0,20	65,363	52,795
% total de retornos sobre 0,20	41,399	16,178
% primeros retornos sobre la media	40,365	16,138
% total de retornos sobre la media	27,083	14,612
% primeros retornos sobre la moda	65,956	52,974
% total de retornos sobre la moda	25,779	14,556
<b>Severidad alta</b>	<b>Promedio</b>	<b>Promedio</b>
Canopy relief ratio	0,320	0,097
% de primeros retornos sobre 0,20	72,239	18,156
% total de retornos sobre 0,20	68,332	17,964
% primeros retornos sobre la media	42,802	15,420
% total de retornos sobre la media	81,552	54,266
% primeros retornos sobre la moda	37,405	15,254
% total de retornos sobre la moda	79,105	53,922

Las variables que caracterizan la densidad del dosel, también muestran valores de correlación fuertes en todas sus variables, encontrando los valores de correlación más altos en el porcentaje de primeros retornos sobre 0,20 m y en el porcentaje total de retornos sobre 0,20 m con valores de 0,73 y 0,72 respectivamente.

En cuanto a los valores de correlación obtenidos entre el índice de severidad dNBR y las métricas del incendio en términos relativos, encontramos valores significativos, al igual que se daba en las correlaciones en términos absolutos, pero presentando valores más bajos. Las métricas relacionadas con la altura del dosel, los valores más elevados de correlación los encontramos en la altura media y los percentiles 50 y 60 con 0,65.

Por último, las métricas de densidad del dosel, siguen presentando valores de correlación elevado, pero con menos significación que en las correlaciones obtenidas con valores absolutos, destacando en estas el porcentaje de primeros retornos y todos los retornos por encima de la moda con un valor de 0,70.(Tabla 13)

Tabla 12. Valores de correlación entre términos absolutos y relativos con el índice de severidad dNBR. Fuente: elaboración propia.

<b>Correlación con índice dNBR</b>		
<b>Variabes</b>	<b>Correlación términos absolutos</b>	<b>Correlación términos relativos</b>
Altura mínima	-0,100	-0,275
Altura máxima	0,603	0,540
Altura media	0,720	0,659
Moda de altura	-0,015	-0,064
Desviación estándar	0,687	0,605
Varianza	0,685	0,605
Coefficiente de variación	-0,440	-0,499
Rango Intercuartilico	0,712	0,649
Asimetría	-0,422	-0,400
Curtosis	-0,310	-0,488
Percentil 01	0,519	0,019
Percentil 05	0,672	0,511
Percentil 10	0,681	0,566
Percentil 20	0,686	0,623
Percentil 25	0,682	0,627
Percentil 30	0,685	0,638
Percentil 40	0,694	0,648
Percentil 50	0,707	0,661
Percentil 60	0,716	0,666
Percentil 70	0,719	0,660
Percentil 75	0,718	0,655
Percentil 80	0,719	0,652
Percentil 90	0,706	0,628
Percentil 95	0,692	0,601
Percentil 99	0,659	0,567
Canopy Relief ratio	0,733	0,580
% de primeros retornos sobre 0,20	0,726	0,577
% total de retornos sobre 0,20	0,665	0,616
% primeros retornos sobre la media	0,716	0,706
% total de retornos sobre la media	0,652	0,607
% primeros retornos sobre la moda	0,710	0,702
% total de retornos sobre la moda	-0,100	-0,275

En relación a los resultados obtenidos con el índice de severidad RdNBR presentan valores de correlación menores. En relación a las métricas de altura del dosel, presenta valores más altos en términos absolutos respecto a las correlaciones realizadas con las métricas relativas, presentando los valores de correlación más altos, en métricas absolutas, en los percentiles 90, 95 y 99 con un valor de 0,47 y en términos relativos, la altura media presenta un valor de 0,44. Las métricas de distribución del dosel vegetal, los valores resultados más altos lo encontramos en la desviación estándar y la Varianza con valores de 0,48 y 0,47 en términos absolutos y de 0,43 en términos relativos. Las métricas que nos indican la densidad del dosel vegetal, siguen presentando valores de correlación escasos, encontrando los valores más altos, en términos absolutos, en el

porcentaje de primeros retornos y el porcentaje total de retornos sobre 0,20 metros con valores de 0,46 y 0,45, respectivamente. En términos relativos, los valores más altos los encontramos en el porcentaje total de retornos sobre la media y sobre la moda con valores de 0,44 en ambas métricas. (Tabla 14)

Tabla 13. Valores de correlación entre términos absolutos y relativos con el índice de severidad RdNBR. Fuente: elaboración propia.

Correlación con índice RdNBR		
Variables	Correlación términos absolutos	Correlación términos relativos
Altura mínima	-0,003	-0,105
Altura máxima	0,464	0,386
Altura media	0,464	0,448
Moda de altura	-0,001	-0,047
Desviación estándar	0,483	0,436
Varianza	0,472	0,437
Coefficiente de variación	-0,256	-0,302
Rango Intercuartílico	0,465	0,430
Asimetría	-0,265	-0,261
Curtosis	-0,212	-0,322
Percentil 01	0,374	0,126
Percentil 05	0,437	0,386
Percentil 10	0,427	0,377
Percentil 20	0,433	0,408
Percentil 25	0,424	0,400
Percentil 30	0,427	0,407
Percentil 40	0,433	0,413
Percentil 50	0,446	0,420
Percentil 60	0,452	0,427
Percentil 70	0,459	0,430
Percentil 75	0,460	0,431
Percentil 80	0,467	0,435
Percentil 90	0,475	0,432
Percentil 95	0,478	0,423
Percentil 99	0,479	0,412
% de primeros retornos sobre 0,20	0,462	0,380
% total de retornos sobre 0,20	0,455	0,377
% primeros retornos sobre la media	0,412	0,380
% total de retornos sobre la media	0,448	0,441
% primeros retornos sobre la moda	0,394	0,368
% total de retornos sobre la moda	0,442	0,437

Para finalizar, las métricas que han presentado mayores correlaciones, tanto en términos absolutos como relativos, son las correlaciones realizadas con el índice de severidad dNBR. Siendo más precisos, las métricas relacionadas con la densidad vegetal son las que han tenido valores más altos de correlación tanto en términos absolutos como relativos. En las tablas 15 y 16 se presentan los diez valores más altos de correlación en términos absolutos y relativos.

## 5. Discusión

El uso de herramientas y procedimientos para la caracterización de un incendio forestal constituyen una información relevante a la hora de llevar actuaciones sobre la zona afectada, así como ayudar a conocer los efectos que han tenido estos sobre el territorio. En el caso de este estudio, mediante el empleo de imágenes de teledetección pasiva, en este caso el uso de imágenes de Landsat 8, podemos obtener una caracterización de

la magnitud de la severidad de un incendio en cada una de sus zonas. Si a esto le añades la utilización de datos LiDAR-PNOA, podemos obtener una caracterización bastante precisa de la estructura vegetal que presentaba la zona antes del incendio, además de poder cuantificar las pérdidas que ha tenido la zona de estudio en términos de estructura vegetal y poder llevar actuaciones más precisas para la recuperación de estas zonas. Sin embargo, la principal limitación que presenta esta tecnología LiDAR- PNOA, dado su corto recorrido histórico en España, es la escasa periodicidad que tienen esta tecnología. Esto supone un factor limitante de esta tecnología, ya que nos permite solo realizar estudios en un rango temporal muy corto (10 años) además de existir mucho tiempo entre coberturas.

Tabla 14. Resultados más altos de correlación en términos absolutos. Fuente: elaboración propia.

Variables	Correlación términos absolutos
<b>% de primeros retornos sobre 0,20</b>	0,733
% total de retornos sobre 0,20	0,726
Altura media	0,720
Percentil 80	0,719
Percentil 70	0,719
Percentil 75	0,718
% total de retornos sobre la media	0,716
Percentil 60	0,716
Rango Intercuartilico	0,712
% total de retornos sobre la moda	0,710

Tabla 15. Resultados más altos de correlación en términos relativos. Fuente: elaboración propia.

Variables	Correlación términos relativos
<b>% total de retornos sobre la media</b>	0,706
% total de retornos sobre la moda	0,702
Percentil 60	0,666
Percentil 50	0,661
Percentil 70	0,660
Altura media	0,659
Percentil 75	0,655
Percentil 80	0,652
Rango Intercuartilico	0,649
Percentil 40	0,648

Los resultados del índice dNBR en comparativa con otros trabajos sobre la misma zona como Skrypnychuk Untilov (2015) o Guillem-Cogollos (2017) muestran resultados similares con el presente trabajo. En el caso de la comparativa con el trabajo de Guillem-Cogollos, los resultados son los mismos puesto que la metodología de obtención del índice dNBR se siguió durante la ejecución de este trabajo y donde cabe remarcar que no se hizo corrección topográfica. En el caso del estudio de Skrypnychuk Untilov (2015) sí que encontramos ciertas diferencias en los resultados del índice, obteniendo menos píxeles correspondientes a zonas de severidad baja y más píxeles en zonas de severidad alta, pero sin unas diferencias significativas.

Los cambios en la estructura vegetal, referidos a la altura y la densidad del dosel vegetal, mostraron sus mayores pérdidas en las zonas con un grado de severidad alto, pudiendo indicar así que las zonas donde existe un mayor grado de severidad son aquellas zonas donde la vegetación tenía mayor porte y densidad pre-incendio,

coincidiendo con los trabajos de Domingo *et al.* (2021). Además, tanto la altura, como la variabilidad y densidad vegetal se reduce según ascendemos en el grado de severidad. En estas zonas, en general, hay más presencia de diferentes estratos y por ende una mayor biodiversidad estructural de las masas forestales. (Pérez Cabello e Ibarra, 2013).

Respecto a los resultados de las correlaciones, los índices LiDAR relacionados con cambios absolutos de la vegetación son los que han obtenido valores más altos de correlación siguiendo así la línea de otros trabajos previos como el de McCarley *et al.* (2017) Domingo *et al.* (2021). Además, de acuerdo con el trabajo de McCarley *et al.* (2017), los valores de correlación más altos se obtuvieron con el índice dNBR frente al índice RdNBR. A diferencia del trabajo de Miller y Thode (2007), que indicaron que el índice RdNBR obtiene mejores resultados en el análisis de la severidad, en nuestro caso hemos obtenido resultados peores en comparación con el dNBR. Esto puede ser debido a que los citados autores hicieron el análisis por rangos de severidad y no un único rango como el desarrollado en este trabajo.

Centrándonos en las métricas que han obtenido una mejor correlación son las relacionadas con la densidad de dosel vegetal siguiendo la línea de otros trabajos, como el de McCarley *et al.* (2017) en el que los percentiles medio-altos obtenían buenas correlaciones con especies de la familia *Pinus* en Oregón, o el trabajo de Domingo *et al.* (2021) donde los valores de porcentaje total de retornos y el porcentaje de primeros retornos y totales sobre 0,20 m obtenían los valores más altos en masas de *Quercus ilex rotundifolia*.

Finalmente, una de las evidencias que arroja este estudio es la necesidad de contar con un mayor número de coberturas LiDAR-PNOA que se sitúen lo más próximas posible a la situación previa y posterior a la ocurrencia de un incendio forestal, de esta manera se podrá analizar con una mayor precisión los efectos sufridos durante este proceso, ya que el paso del tiempo permite la mitigación de los efectos del incendio forestal, como se puede ver en otros trabajos como el de Martínez Díaz (2019) y Gelabert Vadillo (2017). Por ello, la periodicidad de las coberturas LiDAR-PNOA resultan insuficientes para el estudio de incendios forestales.

## 6. Conclusiones

El análisis multitemporal de Datos LiDAR-PNOA para la obtención de índices de correlación con índices de severidad de fuego es una herramienta útil para analizar de manera general los efectos que ha tenido el incendio sobre la zona afectada. Los daños generados por el incendio se han catalogado con una severidad media-baja y en donde se ha tenido una pérdida generalizada de alturas, variabilidad y densidad de la vegetación. Estos efectos tuvieron mayor impacto según aumentaba el grado de severidad, entendiéndose así que las zonas que han variado su estructura en mayor medida fueron aquellas que presentaban un grado de severidad alto, esto es entendible puesto que las zonas que presentaban un grado de severidad alto son aquellas que presentaban una mayor estructura vegetal previa al incendio.

Las correlaciones obtenidas entre las métricas LiDAR y los índices de severidad obtenidos, que son dNBR y RdNBR, han obtenido mejores valores en términos absolutos destacándose las correlaciones realizadas con el índice dNBR. Dicho esto, en términos absolutos, no existe una gran diferencia de resultados entre métricas, ya que la mayoría rondan entre el rango de 0,60 y 0,70, pero cabe destacar que las métricas LiDAR que han obtenido mayores correlaciones son las relacionadas con la densidad del dosel vegetal, obtenido valores de hasta 0,73 en el porcentaje de primeros retornos sobre 0,20 m o 0,72 en el porcentaje total de retornos sobre 0,20 m. Las correlaciones obtenidas con el índice RdNBR obtuvieron correlaciones bajas por lo que no nos arrojaron resultados significativos sobre este índice espectral

Como conclusión, el uso de tecnología LiDAR-PNOA para la analizar los efectos sobre las zonas afectadas pueden suponer un gran ahorro de tiempo y dinero a las administraciones públicas para poder hacer el análisis y seguimiento de los efectos que han tenido estos. Para ello, se debería poder tener acceso a coberturas LiDAR en periodos más cortos que se acerquen más el pre y el post fuego. Para ello, se podría hacer uso de tecnología

LiDAR en vehículos aéreos no tripulados tras la afección por un incendio, reduciendo de esta manera la dependencia del programa LiDAR-PNOA. También, como futuras líneas de investigación, sigue siendo necesario el trabajo de campo para la obtención de índices como el CBI que superan algunas limitaciones que poseen los índices espectrales.

## 7. Bibliografía

Agencia Sinc. (2010, junio 14). La severidad de los incendios forestales se puede saber por satélite radar. 2010. <https://www.agenciasinc.es/Noticias/La-severidad-de-los-incendios-forestales-se-puede-saber-por-satelite-radar>

Anderson, D. R., Sweeney, D. J., & Williams, T. A. (2008). *Statistics for business and economics* (pag 838; 10th ed). Thomson South-Western.

Ariza, A. (2013). *Descripción y Corrección de Productos Landsat 8 LDCM (Landsat Data Continuity Mission)* (p. 46). Instituto Geografico Agustin Codazzi.

Baltsavias. (1999). Airborne laser scanning: Basic relations and formulas,. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2), 199-214.

Boletín Oficial de Estado. Ley 14/2010, de 5 de julio, sobre las infraestructuras y los servicios de información geográfica en España., Ley 14/2010, 163 10707 25 (2010).

Cansler, C. A., & McKenzie, D. (2012). How Robust Are Burn Severity Indices When Applied in a New Region? Evaluation of Alternate Field-Based and Remote-Sensing Methods. *Remote Sensing*, 4(2), 456-483. <https://doi.org/10.3390/rs4020456>

Castellnou, M., Nebout, E., & Miralles, M. (2007). *El papel del fuego en la gestión del paisaje*. IV International Wildfire Fire Conference, Sevilla.

Chafer, C. J. (2008). A comparison of fire severity measures: An Australian example and implications for predicting major areas of soil erosion. *CATENA*, 74(3), 235-245. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2007.12.005>.

Chuvieco, E. (1995). *Fundamentos de teledetección espacial* (Segunda edición). Ediciones Rialp. <http://cursosihlla.bdh.org.ar/Sist.%20Cart.%20y%20Teledet./Bibliografia/FUNDAMENTOS-DE-TELEDETECCION-EMILIO-CHUVIECO.pdf>

Chuvieco, E. (2002). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio* (Primera). Ariel Ciencia Editores.

Chuvieco, E. (2008). Satellite Observation of Biomass Burning: Implications in Global Change Research. En E. Chuvieco (Ed.), *Earth Observation of Global Change* (pp. 109-142). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6358-9\\_6](https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6358-9_6)

- De Santis, A., & Chuvieco, E. (2007). Burn severity estimation from remotely sensed data: Performance of simulation versus empirical models. *Remote Sensing of Environment*, 108(4), 422-435. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.022>
- Domingo, D., Lamelas Gracia, M. T., Montealegre-Gracia, Antonio Luis, A. L., & De la Riva, J. (2017). Comparison of regression models to estimate biomass losses and CO2 emissions using low-density airborne laser scanning data in a burnt Aleppo pine forest. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 384-396. <https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1336067>
- Domingo, D., Lamelas, M. T., & García, M. B. (2021). Characterization of vegetation structural changes using multi-temporal LiDAR and its relationship with severity in Calcena wildfire. *Ecosistemas*, 30(2), 1-10. <https://doi.org/10.7818/ECOS.2103>
- Domingo Ruiz, D. (2015). *Estimación de variables dasométricas en masas de pinus halepensis mill. Mediante datos LiDAR y trabajo de campo* [Trabajo de Fin de Master]. Universidad de Zaragoza.
- Eidenshink, J., Schwind, B., Brewer, K., Zhu, Z.-L., Quayle, B., & Howard, S. (2007). A Project for Monitoring Trends in Burn Severity. *Fire Ecology*, 3(1), 3-21. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0301003>
- Evans, J., Hudak, A., Faux, R., & Smith, A. (2009). Discrete Return Lidar in Natural Resources: Recommendations for Project Planning, Data Processing, and Deliverables. *Remote Sensing*, 1(4), 776-794. <https://doi.org/10.3390/rs1040776>
- Ferguson, S. A., Ruthford, J. E., McKay, S. J., Wright, D., Wright, C., & Ottmar, R. (2002). Measuring moisture dynamics to predict fire severity in longleaf pine forests. *International Journal of Wildland Fire*, 11(4), 267. <https://doi.org/10.1071/WF02010>
- Finney, M. A., Seli, R. C., McHugh, C. W., Ager, A. A., Bahro, B., & Agee, J. K. (2007). Simulation of long-term landscape-level fuel treatment effects on large wildfires. *International Journal of Wildland Fire*, 16(6), 712. <https://doi.org/10.1071/WF06064>
- Gelabert, P. J., Montealegre, A. L., Lamelas, M. T., & Domingo, D. (2020). Forest structural diversity characterization in Mediterranean landscapes affected by fires using Airborne Laser Scanning data. *GIScience & Remote Sensing*, 57(4), 497-509. <https://doi.org/10.1080/15481603.2020.1738060>
- Gelabert Vadillo, P. J. (2017). *Análisis de la diversidad estructural en paisajes dinámicos afectados por incendios forestales mediante LiDAR-PNOA* [Trabajo de Fin de Master]. Universidad de Zaragoza.
- Gobierno de Aragon. (2015). *Informe incendio de Luna 04/07/2015* (p. 19). Gobierno de Aragon.
- Gobierno de Aragon. (2022). *Avance estadístico de incendios forestales* (p. 10). Gobierno de Aragon.
- Gómez-Sánchez, E., De las Heras, J., Lucas-Borja, M., & Moya, D. (2017). Ajuste de metodologías para evaluar severidad de quemado en zonas semiáridas (SE peninsular): Incendio Donceles 2012. *Revista de Teledetección*, 49, 103. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7121>

- González-Olabarria, J.-R., Rodríguez, F., Fernández-Landa, A., & Mola-Yudego, B. (2012). Mapping fire risk in the Model Forest of Urbión (Spain) based on airborne LiDAR measurements. *Forest Ecology and Management*, 282, 149-156. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.06.056>
- Guillem-Cogollos, R., Vinué-Visús, D., Caselles-Miralles, V., & Espinós-Morató, H. (2017). Estudio crítico de los índices de severidad y la superficie afectada por el incendio de Sierra de Luna (Zaragoza). *Revista de Teledetección*, 49, 63. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7117>
- Hoffrén, R. (2018). *Modelado geoestadístico del combustible forestal en paisajes de Pinus halepensis Mill. Mediante datos LiDAR y de campo* [Trabajo de Fin de Master]. Universidad de Zaragoza.
- Keeley, J., Brennan, T., & Pfaff, A. (2008). Fire severity and ecosystem responses following crown fires in California shrublands. *Ecological Applications*, 1530-1546.
- Key, C. H. (2006). Ecological and Sampling Constraints on Defining Landscape Fire Severity. *Fire Ecology*, 2(2), 34-59. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0202034>
- Larson, A. J., & Franklin, J. F. (2005). Patterns of conifer tree regeneration following an autumn wildfire event in the western Oregon Cascade Range, USA. *Forest Ecology and Management*, 218(1-3), 25-36. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.07.015>
- Lekuona Zuazo, I., Montealegre Gracia, A. L., & Lamelas Gracia, M. T. (2017). Cartografía de la biomasa aérea total en masas de pinus radiata d. Don mediante análisis multivariante a partir de datos públicos LiDAR (PNOA) e IFN 4. *GeoFocus Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 20, 87-107. <https://doi.org/10.21138/GF.539>
- Lutes, D. C., Keane, R. E., Caratti, J. F., Key, C. H., Benson, N. C., Sutherland, S., & Gangi, L. J. (2006). *FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system* (RMRS-GTR-164; p. RMRS-GTR-164). U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. <https://doi.org/10.2737/RMRS-GTR-164>
- Madrigal, J., Hernando, C., & Guijarro, M. (2011). El papel de la regeneración natural en la restauración tras grandes incendios forestales: El caso del pino negral. *Boletín del CIDEU*, 5(22).
- Martinez Diaz, E. (2019). *Análisis multi-temporal de los datos LiDAR-PNOA para la obtención de índices relacionados con la severidad del fuego en bosques de pino canario*. [Trabajo de Fin de Master]. Universidad de Zaragoza.
- McCarley, T. R., Kolden, C. A., Vaillant, N. M., Hudak, A. T., Smith, A. M. S., Wing, B. M., Kellogg, B. S., & Kreitler, J. (2017). Multi-temporal LiDAR and Landsat quantification of fire-induced changes to forest structure. *Remote Sensing of Environment*, 191, 419-432. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.022>
- 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/10.1016/j.rse.2006.12.006>

- Montealegre, A. L., Lamelas, M. T., & de la Riva, J. (2015). A Comparison of Open-Source LiDAR Filtering Algorithms in a Mediterranean Forest Environment. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8), 4072-4085. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2436974>
- Montealegre, A. L., Lamelas, M. T., Tanase, M. A., & De la Riva, J. (2017). Estimación de la severidad en incendios forestales a partir de datos LiDAR-PNOA y valores de Composite Burn Index. *Revista de Teledetección*, 49, 1. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7371>
- Montealegre, A., Lamelas, M., Tanase, M., & de la Riva, J. (2014). Forest Fire Severity Assessment Using ALS Data in a Mediterranean Environment. *Remote Sensing*, 6(5), 4240-4265. <https://doi.org/10.3390/rs6054240>
- Montorio Llovería, R., Pérez-Cabello, F., García-Martín, A., & Vlassova, L. (2014). La severidad del fuego: Revisión de conceptos, métodos y efectos ambientales. *Geoecología, cambio ambiental y paisaje homenaje al profesor José María García Ruiz*, 427-440.
- Ojeda Manrique, J. C. (Director). (s. f.). *La tecnología LiDAR en el PNOA. Presente y futuro (Presentación)*. <http://mastervcs.edu.umh.es/2017/05/23/la-tecnologia-lidar-en-el-pnoa-presente-y-futuro/> línea.
- Palacios, M. Á. L. (2009). *Reconstrucción histórica y tipificación de los incendios forestales en el Prepirineo central y occidental de Aragón* [Trabajo de Fin de Grado]. Universitat de Lleida.
- Pedrosa, I., Juarros-Basterretxea, J., Robles-Fernández, A., Basteiro, J., & García-Cueto, E. (2014). Pruebas de bondad de ajuste en distribuciones simétricas, ¿qué estadístico utilizar? *Universitas Psychologica*, 14(1). <https://doi.org/10.11144/Javeriana.upsy14-1.pbad>
- Pérez Cabello, F., & Ibarra Benlloch, P. (2013). Las formaciones vegetales colonizadoras de los espacios quemados prepirenaicos. *Cuadernos de Investigación Geográfica*, 29, 35-49. <https://doi.org/10.18172/cig.1057>
- Plana Bach, E., Font Bernet, M., & Serra Davo, M. (2016). *Los incendios forestales: Guía para comunicadores y periodistas*. CTFC.
- Reddy, A. d, Hawbaker, F., Wurster, F., Zhu, Z., Ward, S., Newcomb, D., & Murray, R. (2015). Quantifying soil carbon loss and uncertainty from a peatland wildfire using multitemporal LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 170, 306-316. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.09.017>.
- Renslow, M. (2013). *Manual of airborne topographic LiDAR*. The American Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
- S.H. Doerr, R.A. Shakesby, W.H. Blake, C.J. Chafer, G.S. Humphreys, P.J. Wallbrink. (2006). Effects of differing wildfire severities on soil wettability and implications for hydrological response. *Journal of Hydrology*, 319(1-4), 295-311. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.06.038>.
- Skrypnychuk Untilov, I. (2015). *Análisis de la severidad y la regeneración vegetal mediante imágenes de satélite en el incendio de Sierra de Luna (2015)* [Trabajo de Fin de Grado]. Universidad de Zaragoza.

Tanase, M. A., Santoro, M., de la Riva, J., Prez-Cabello, F., & Le Toan, T. (2010). Sensitivity of X-, C-, and L-Band SAR Backscatter to Burn Severity in Mediterranean Pine Forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(10), 3663-3675. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2049653>

Vosselman, G., & Maas, H. (2010). *Airborne and terrestrial laser scanning*. Whittles Publishing.

Wang, C., & Glenn, N. F. (2009). Estimation of fire severity using pre- and post-fire LiDAR data in sagebrush steppe rangelands. *International Journal of Wildland Fire*, 18(7), 848. <https://doi.org/10.1071/WF08173>

Wulder, M. A., White, J. C., Alvarez, F., Han, T., Rogan, J., & Hawkes, B. (2009). Characterizing boreal forest wildfire with multi-temporal Landsat and LIDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 113(7), 1540-1555. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.03.004>