

# ANÁLISIS ESPACIAL DE LA SEVERIDAD DE INCENDIOS FORESTALES EN LA COMUNITAT VALENCIANA MEDIANTE TELEDETECCIÓN Y MACHINE LEARNING

Giancarlo Gómez Lucero | Máster Universitario en Ingeniería Geomática y Geoinformación

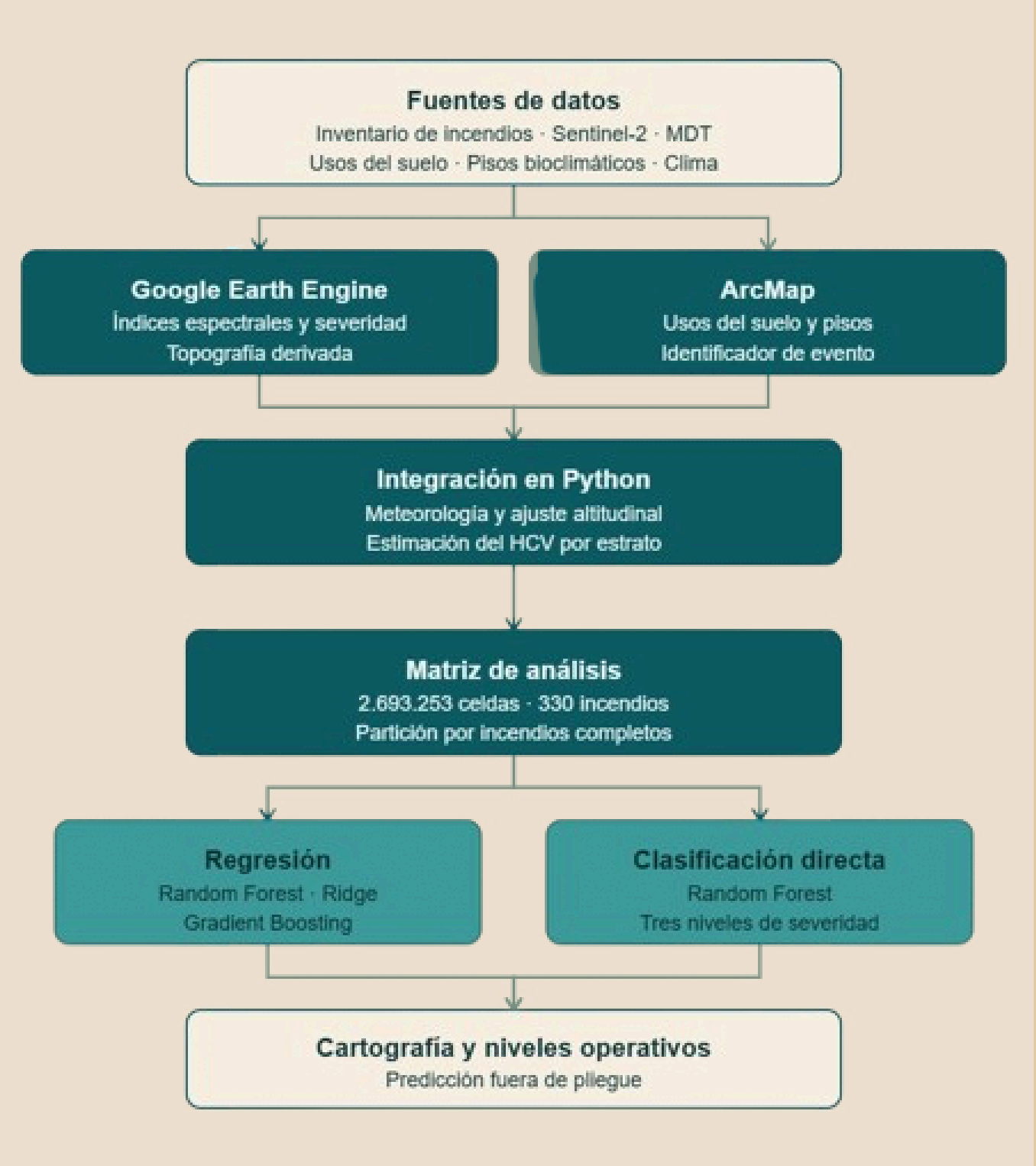
Tutor: Ángel Balaguer-Beser  
Tutor externo: José Luis Soriano Sancho



## Introducción

La severidad determina la capacidad de regeneración de la vegetación y el riesgo de erosión posterior al incendio, pero se cartografía habitualmente una vez producido el daño. Este trabajo aborda la pregunta inversa: si es posible anticiparla a partir del estado del territorio antes de la ignición. Para ello se modeliza la severidad a escala de píxel, a 10 metros, sobre los 448 incendios registrados en la Comunitat Valenciana entre 2017 y 2025.

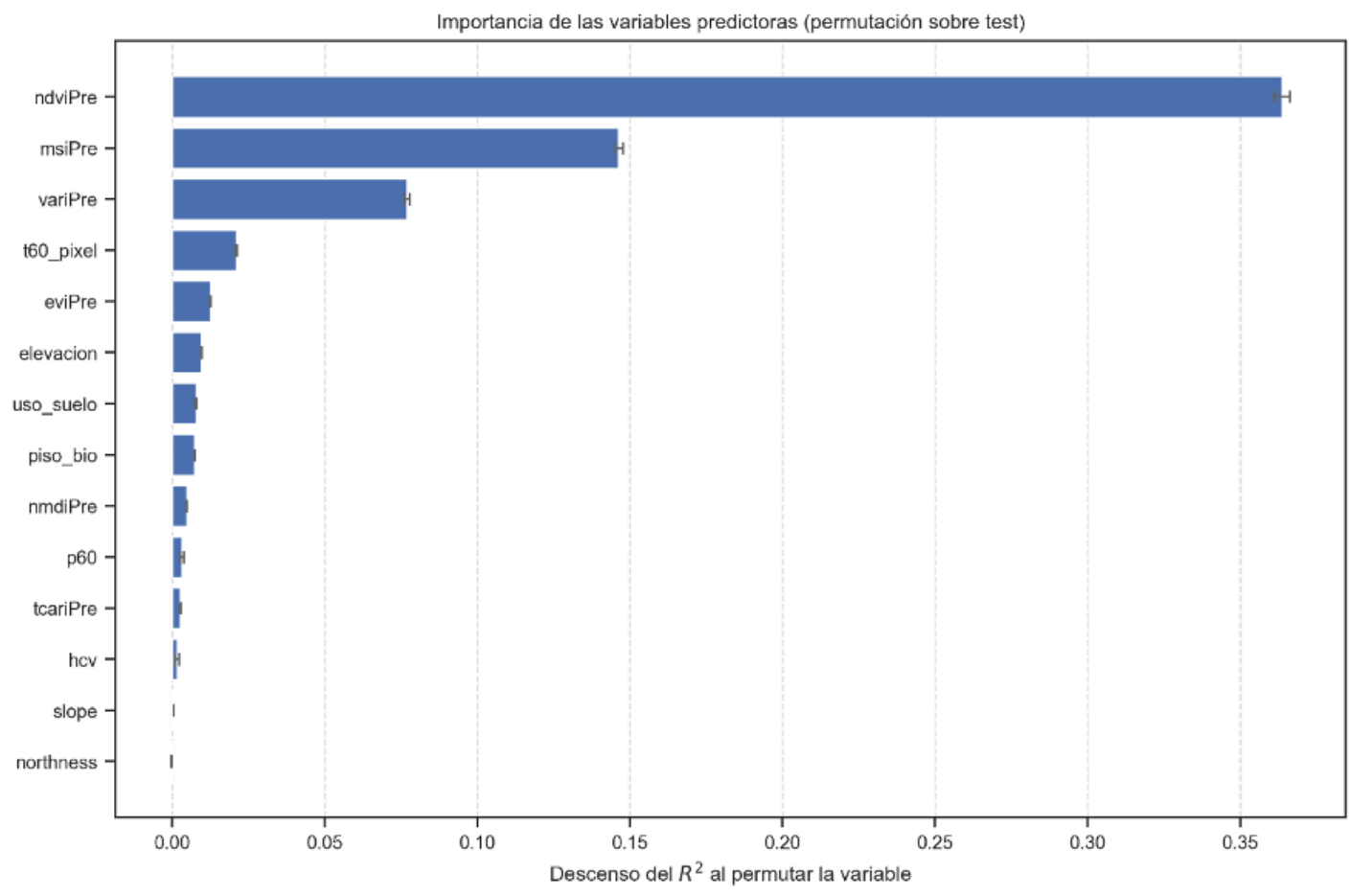
## Metodología



La validación se organizó reservando incendios completos, de modo que el modelo se evalúa siempre frente a eventos que no ha visto.

## Resultados

Contribución de cada variable al modelo, medida por permutación



El modelo explica en torno a la mitad de la variabilidad ante incendios no observados. Tres índices espectrales previos al fuego concentran el 59% de la capacidad explicativa, mientras que topografía y meteorología no alcanzan conjuntamente el 4%.

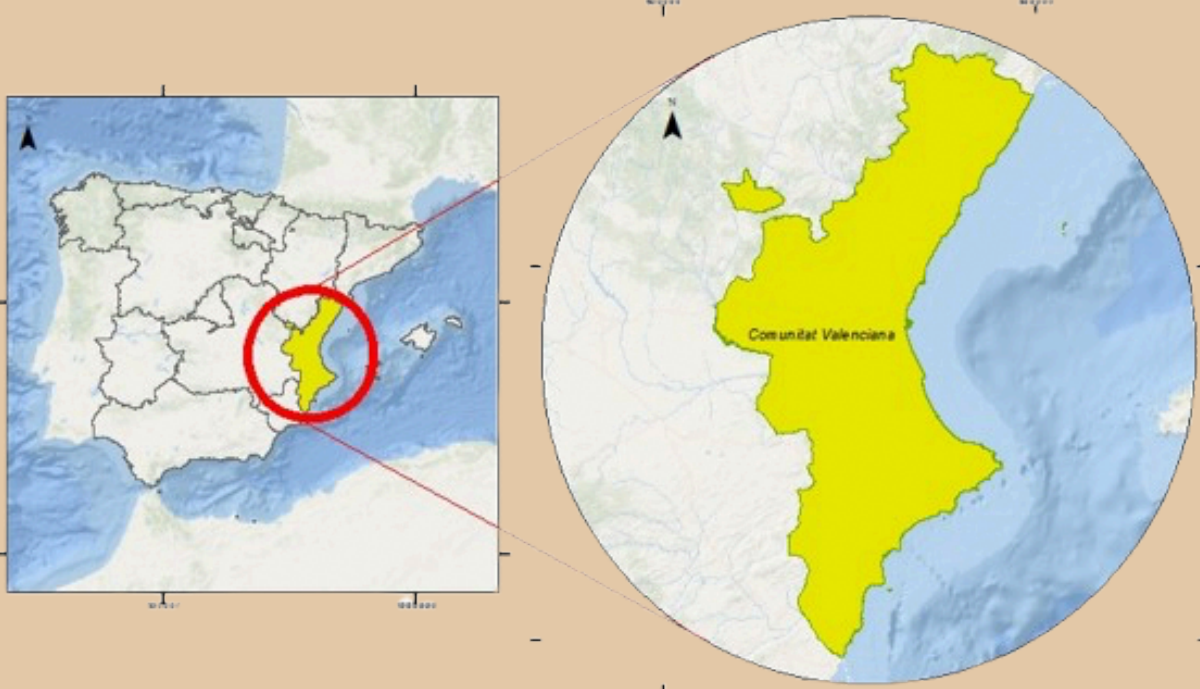
## Conclusiones

- La severidad puede anticiparse a partir del estado previo del territorio, con un alcance limitado pero apreciable.
- El análisis de contribución identifica tres índices espectrales como principales determinantes de la severidad, lo cual resulta coherente con el comportamiento del fuego; el relieve y la meteorología precedente apenas contribuyen.
- El índice de humedad del combustible no predice la severidad: gobierna la ignición y la propagación, no el daño consumado.
- Los umbrales de severidad de la literatura requieren recalibración al aplicarse sobre valores predichos.

## Objetivos

- Integrar información espectral, topográfica, temática y meteorológica sobre una rejilla común de 10 m.
- Ajustar y validar un modelo predictivo de severidad evaluado sobre incendios no observados.
- Cuantificar la contribución de cada factor ambiental y evaluar la traslación a niveles operativos.

Localización del área de estudio



Distribución anual y superficie de los incendios del catálogo

| Año   | Incendios | Superficie total (ha) | Superficie media (ha) | Mayor evento (ha) |
|-------|-----------|-----------------------|-----------------------|-------------------|
| 2017  | 42        | 2.214,6               | 52,7                  | 1.378,9           |
| 2018  | 52        | 3.961,8               | 76,2                  | 3.033,5           |
| 2019  | 35        | 1.001,0               | 28,6                  | 849,2             |
| 2020  | 44        | 719,2                 | 16,3                  | 155,7             |
| 2021  | 36        | 932,4                 | 25,9                  | 484,9             |
| 2022  | 53        | 33.103,7              | 624,6                 | 18.540,9          |
| 2023  | 50        | 7.209,3               | 144,2                 | 4.449,3           |
| 2024  | 104       | 1.875,5               | 18,0                  | 625,1             |
| 2025  | 32        | 735,9                 | 23,0                  | 459,7             |
| Total | 448       | 51.753,3              | 115,5                 | ---               |

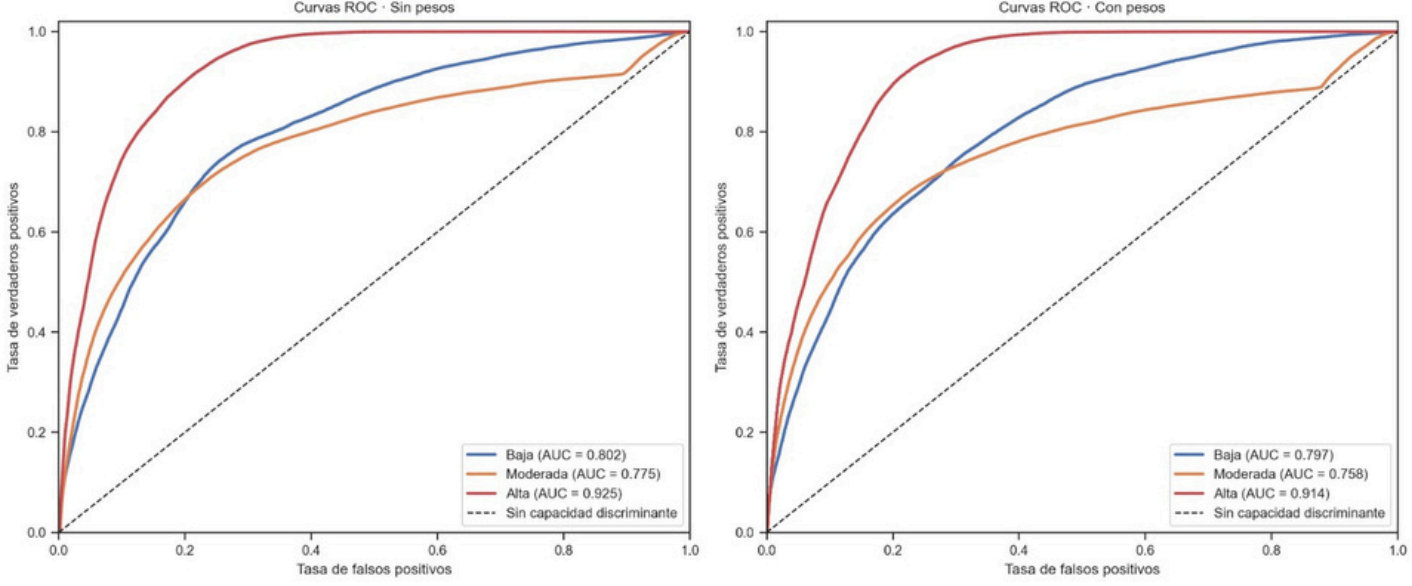
448 incendios · 2017–2025 · 51.753 ha · 2,7 millones de celdas de 10 m válidas

El esquema de validación importa tanto como el modelo:

- Evaluado sobre celdas tomadas al azar, el modelo alcanza  $R^2 = 0,63$ .
- Evaluado sobre incendios completos que no ha visto, desciende a  $R^2 = 0,51$ .

La diferencia es autocorrelación espacial, no capacidad predictiva.

Capacidad de discriminación por clase, sin y con ponderación

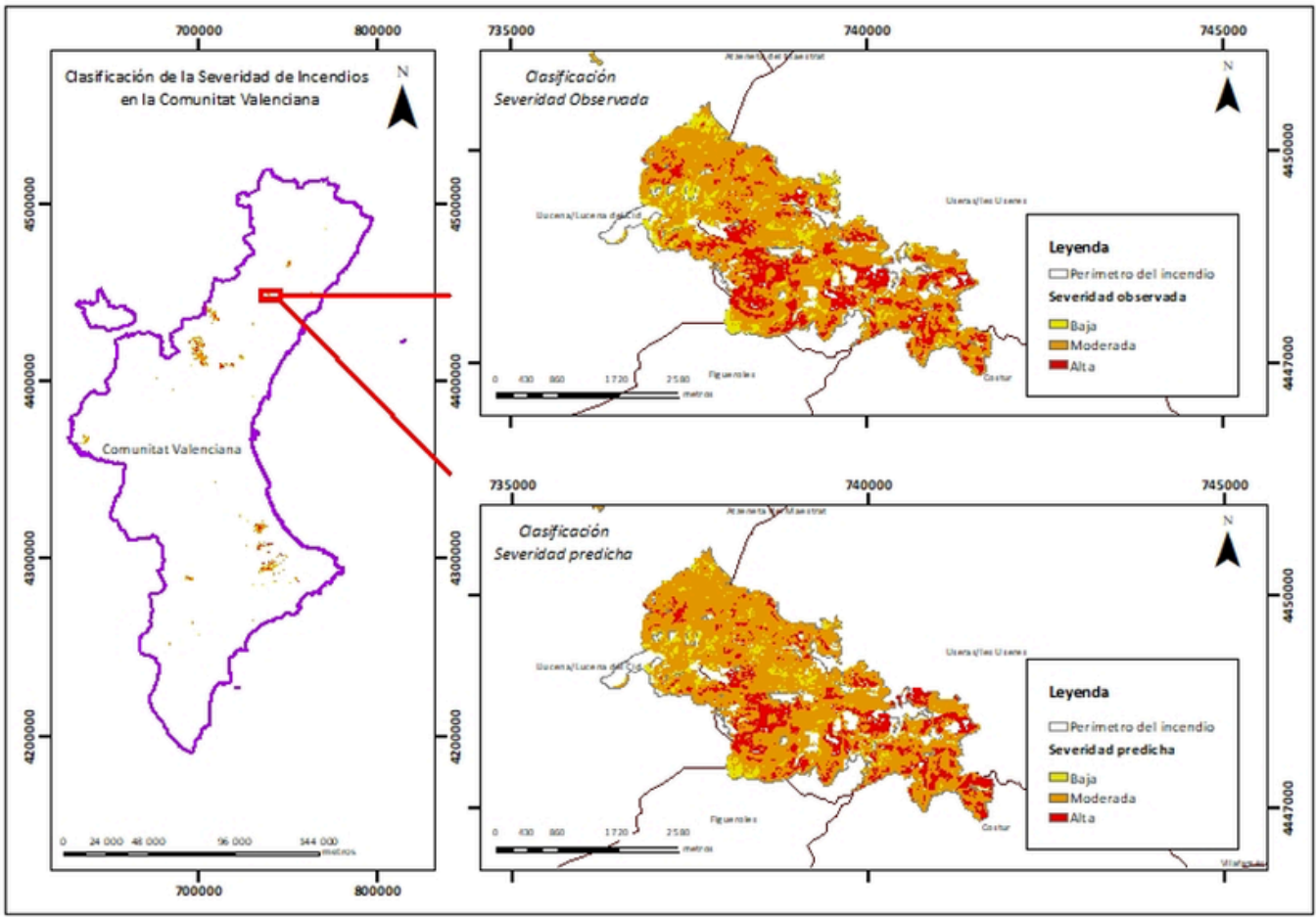


La clase de severidad alta se separa del resto con un área bajo la curva de 0,925.

Rendimiento de las estrategias de obtención de niveles de severidad

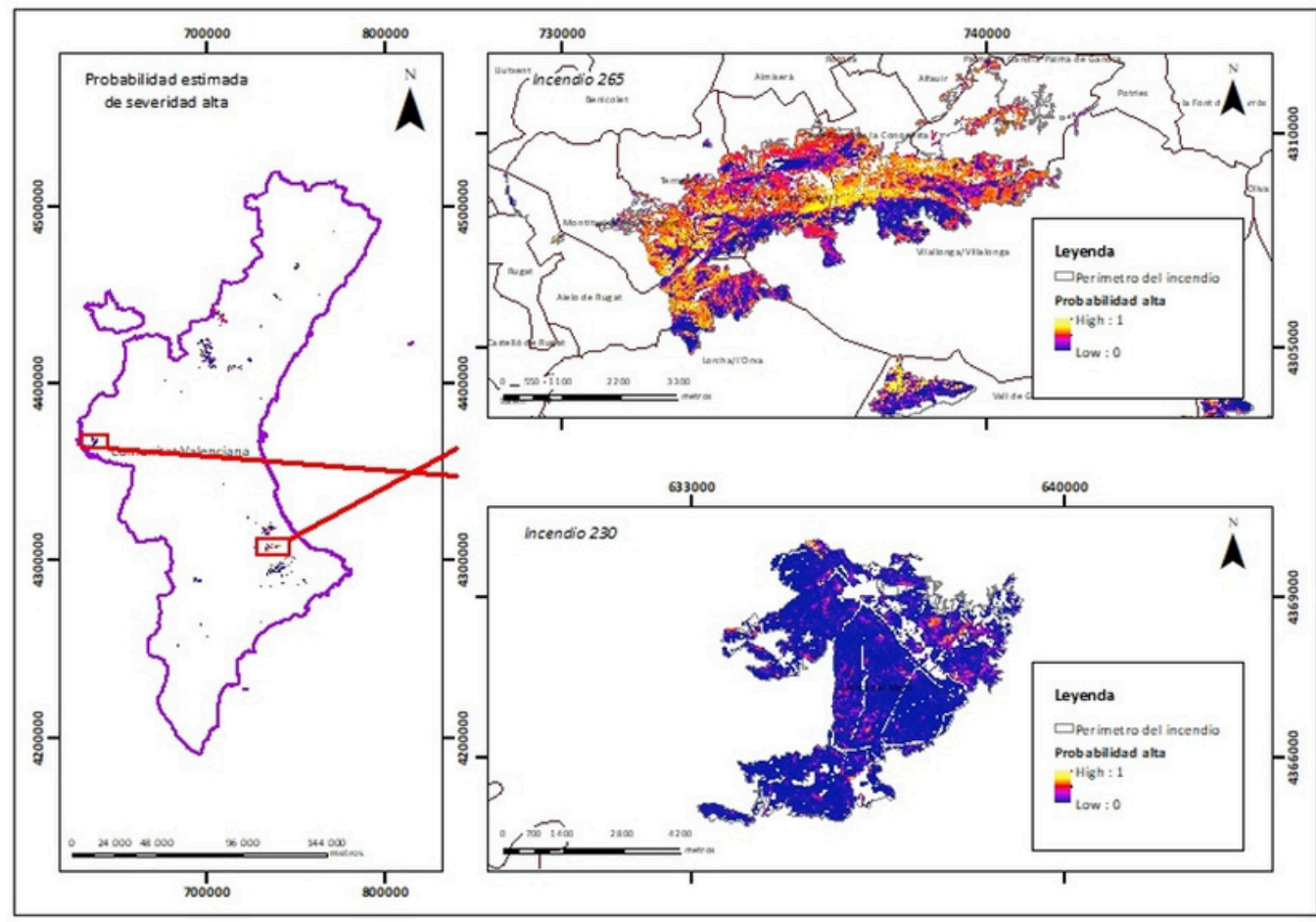
| Estrategia                        | Acierto | Equilibrado | Kappa | Prec. / Exh. alta |
|-----------------------------------|---------|-------------|-------|-------------------|
| Regresión + umbrales absolutos    | 0,749   | 0,552       | 0,380 | 0,742 / 0,359     |
| Regresión + umbrales recalibrados | 0,744   | 0,658       | 0,471 | 0,634 / 0,634     |
| Clasificación directa             | 0,764   | 0,612       | 0,466 | 0,660 / 0,583     |

Clasificación observada frente a predicha. Incendio 232: 2022CS0059 - 14/08/2022 - 818,5 ha



Incendio con un acierto del 84,7%, el mayor del catálogo.

Probabilidad predicha de severidad alta. Arriba, Incendio 265: 2023VLo235 - 02/11/2023 - 2244,4 ha Abajo, Incendio 230: 2022VLo088 - 03/07/2022 - 1462,7 ha



El clasificador no asigna una clase sin más, sino una probabilidad. Comparación entre un incendio con un 42,2% (arriba) de superficie severa y otro con apenas un 2,1% (abajo).

## Bibliografía

C. H. Key and N. C. Benson, "LA-1 Landscape Assessment (LA) Sampling and Analysis Methods," 2006.  
M. A. Arcos, R. Edo-Botella, Á. Balaguer-Beser, and L. Á. Ruiz, "Analyzing Independent LFM Empirical Models in the Mid-Mediterranean Region of Spain Attending to Vegetation Types and Bioclimatic Zones," Forests, vol. 14, no. 7, Jul. 2023  
M. A. Botella-Martínez and A. Fernández-Manso, "Estudio de la severidad post-incendio en la comunidad Valenciana comparando los índices dNBR, RdNBR y RBR a partir de imágenes landsat 8," Revista de Teledetección, vol. 2017, no. 49 Special Issue, pp. 33–47, 2017  
A. Novo, A. Regos, and C. Fernández, "Machine learning-based predictions of soil burn severity using spectral and LiDAR remote sensing data," For. Ecol. Manage., vol. 596, Nov. 2025  
A. Benali et al., "A Near-Real-Time Operational Live Fuel Moisture Content (LFMC) Product to Support Decision-Making at the National Level," Fire, vol. 8, no. 5, May 2025