

Teledetección aplicada al análisis de los impactos ecosistémicos generados por los incendios del año 2020 en la provincia de Córdoba, Argentina, e identificación de áreas prioritarias de restauración

Remote sensing applied to the analysis of ecosystem impacts generated by the fires in the year 2020 in the province of Córdoba, Argentina, and identification of priority areas for restoration

AUTORÍA

Hebert Castillo 

Ordenamiento Territorial, Conservación Internacional, Perú.

Pablo Baldassini 

Departamento de Métodos Cuantitativos y Sistemas de Información, Facultad de Agronomía, Universidad de Buenos Aires, Argentina.

LART-IFEVA, Universidad de Buenos Aires, CONICET, Facultad de Agronomía, Buenos Aires, Argentina.

Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria, INIA La Estanzuela, Colonia, Uruguay.

DOI

<https://doi.org/10.14198/INGEO.23754>

CITACIÓN

Castillo, H. & Baldassini, P. (2023). Teledetección aplicada al análisis de los impactos ecosistémicos generados por los incendios del año 2020 en la provincia de Córdoba, Argentina, e identificación de áreas prioritarias de restauración. *Investigaciones Geográficas*, (80), 81-105. <https://doi.org/10.14198/INGEO.23754>

CORRESPONDENCIA

Hebert Castillo (hcastillo@conservation.org)

HISTORIA

Recibido: 19 octubre 2022

Aceptado: 21 febrero 2023

Publicado: 19 julio 2023

(Publicación anticipada: 6 abril 2023)

TÉRMINOS

© la autoría

 Este trabajo se publica bajo una licencia de [Creative Commons Reconocimiento 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Resumen

El fuego es uno de los eventos destructivos más frecuentes y el principal causante de alteraciones en el funcionamiento de los ecosistemas. Los objetivos de este trabajo fueron: 1) identificar el área afectada por incendios ocurridos en la provincia de Córdoba, Argentina, entre agosto y septiembre de 2020, 2) analizar su impacto sobre cuatro variables ecosistémicas: la productividad primaria neta aérea (PPNA), la evapotranspiración (ET), el albedo y la temperatura superficial (LST), y 3) identificar áreas prioritarias para su restauración mediante un análisis multicriterio. Se usaron imágenes Sentinel-2 y productos MODIS utilizando la plataforma Google Earth Engine. El fuego afectó 109.307 hectáreas, de las cuales el 40% presentaron una severidad moderada a alta. La ET fue la variable más afectada, disminuyendo hasta un 24,8% respecto a la situación promedio prefuego. La LST y la PPNA mostraron un impacto moderado, registrando cambios extremos de 10,2% y 10,6%, respectivamente. Se identificaron cuatro áreas prioritarias para restauración. Las áreas con baja prioridad representaron el 50% del área total quemada, mientras que las áreas con alta prioridad representaron solo el 7%. Este trabajo permitió generar información de gran importancia para la implementación de políticas públicas destinadas a garantizar la sostenibilidad de estos ecosistemas.

Palabras clave: funcionamiento ecosistémico; NDVI; NBR; severidad del incendio; análisis multicriterio; áreas prioritarias para restauración; Córdoba.

Abstract

Fire is one of the most frequent destructive events across the world and the main cause of alterations in the functioning of ecosystems, shifting the patterns of matter and energy exchange with the atmosphere. The objectives of this paper are: 1) to identify the area affected by fires in the province of Córdoba, Argentina, between August and September 2020, 2) to analyze the impacts through four ecosystem variables: the aerial net primary productivity (ANPP), evapotranspiration (ET), albedo, and land surface temperature (LST), and 3) to identify priority areas for restoration through multicriteria analysis. We have used Sentinel-2 images and MODIS products through the Google Earth Engine platform. Fires affected 109,307 hectares, of which 40% exhibited a moderate to high severity. ET was the most affected variable, decreasing by up to

24.8% compared to the pre-fire average situation. The impact on LST and PPNA was found to be moderate, with extreme changes of 10.2% and 10.6%, respectively. We have identified four priority areas for restoration. The low priority areas represent 50% of the total burned area, while high priority areas represent just 7%. This paper provides highly useful information for implementing public policies aimed at guaranteeing the sustainability of these ecosystems.

Keywords: ecosystem functioning; NDVI; NBR; burn severity; multicriteria analysis; priority areas for restoration; Córdoba.

1. Introducción

El fuego es uno de los eventos más frecuentes alrededor del mundo y el principal causante de alteraciones sobre los ecosistemas (Di Bella et al., 2006, 2011; Roy et al., 2006; De Santis & Chuvieco, 2007; Escuin et al., 2008; Hall et al., 2008). Desde el punto de vista ecológico, este fenómeno afecta el funcionamiento ecosistémico a través de la modificación de los flujos de intercambio de materia y energía entre la comunidad biótica y la atmósfera (Gould et al., 2002; Paruelo, 2008). A su vez, modifica los patrones de regeneración (Costa et al., 2017), forjando a que las distintas especies vegetales dependan de su composición y fisionomía, así como también de las partes vivas (raíces, tallos, etc.) que el fuego no consumió (Torres et al., 2013). Este aspecto depende del grado e intensidad con el que ocurre el incendio, al cual se lo denomina severidad (De Santis & Chuvieco, 2007). La medición de la severidad del incendio y, a su vez, el estudio del impacto ecosistémico en enormes extensiones del territorio es muy difícil de estudiar en el campo e implica costos demasiado elevados (De Santis & Chuvieco, 2007; Escuin et al., 2008; Hall et al., 2008). Sin embargo, la teledetección surge como una alternativa y herramienta ideal para este tipo de análisis (Di Bella et al., 2006; Kokaly et al., 2007; De Santis & Chuvieco, 2007; Escuin et al., 2008; Hall et al., 2008; Mitri & Gitas, 2013), dado que permiten disponer de una cobertura completa del territorio utilizando un mismo protocolo de observación (Paruelo, 2008).

A lo largo de los años, se han empleado distintas metodologías basadas en la teledetección satelital para identificar las áreas afectadas por los incendios, estimar su severidad y analizar los cambios en el funcionamiento ecosistémico. Diversos índices espectrales, calculados a partir de la información registrada por sensores remotos en distintas porciones del espectro electromagnético, han sido desarrollados para tal fin. El NBR (*Normalized Burn Ratio*, en inglés), por ejemplo, ha sido ampliamente explorado y posicionado como el índice estándar para la estimación de la severidad del incendio (De Santis & Chuvieco, 2007; Escuin et al., 2008; Szpakowski & Jensen, 2019). El Índice de Vegetación Normalizado (NDVI, por sus siglas en inglés), por su parte, es uno de los índices espectrales más utilizados (Pettorelli et al., 2005), dado que es un estimador de la productividad primaria neta aérea (PPNA) (Paruelo, 2008), una variable integradora del funcionamiento ecosistémico (McNaughton et al., 1989). Otras variables biofísicas características del funcionamiento ecosistémico, como la evapotranspiración (ET), la temperatura superficial (LST, del inglés *Land Surface Temperature*) y el albedo, también pueden ser estimadas a través de datos satelitales (Alcaraz-Segura et al., 2009). Particularmente, el sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*, en inglés), provee estimaciones espacialmente explícitas de dichas variables mediante sus diversos productos derivados (Justice et al., 2002; Pérez-Luque et al., 2014).

El uso de la teledetección en el estudio de los incendios ha permitido conocer su dinámica (también dominio régimen), con la finalidad de comprender cuándo, dónde y con qué frecuencia ocurren (Lentile et al., 2006; Argañaraz et al., 2015a; Chuvieco et al., 2020; Barmpoutis et al., 2020) y, a partir de ello, establecer políticas de monitoreo, manejo y mitigación (Lentile et al., 2006; Chuvieco et al., 2020; Gale et al., 2021). En Argentina, la mayor concentración de incendios ocurre en el norte del país (Di Bella et al., 2006, 2011), y con mayor frecuencia, en las montañas de las Sierras de la provincia de Córdoba (Argañaraz et al., 2015a, 2015b). Según la UNCiencia (Agencia de Comunicación Pública de la Ciencia, Arte y Tecnología de la Universidad Nacional de Córdoba), los incendios han afectado al 58% de la vegetación serrana (1,6 millones de hectáreas) durante el periodo 1987–2018¹. Los tipos de cobertura natural mayormente afectados han sido pastizales, arbustos y bosques (Verzino et al., 2005; Di Bella et al., 2011; Argañaraz et al., 2015a). Estos incendios tienen grandes probabilidades de que sean originados por el hombre, ya sea accidentalmente por negligencia o generados de manera intencionada (Di Bella et al., 2011).

¹ <https://unciencia.unc.edu.ar/medioambiente/el-instituto-gulich-cartografio-los-incendios-que-afectaron-las-sierras-de-cordoba-entre-1987-y-2018>

Si bien la provincia de Córdoba ha mostrado una reducción en el número de incendios a partir del año 2003, como consecuencia de la creación del Plan Provincial de Manejo del Fuego en el año 1999 (Argañaraz et al., 2015a), el incendio ocurrido en el año 2020 resultó ser uno de los de mayor envergadura en los últimos años (Mari et al., 2021). A raíz de esto, resulta necesario la implementación de planes de restauración ecológica postfuego que permitan recuperar la integridad fisonómica y funcional de los ecosistemas afectados (Rodríguez, et al., 2009; Cabello et al., 2012; Argañaraz et al., 2015a). Por esta razón, conocer qué áreas resultan prioritarias para gestionar actividades de restauración es fundamental a la hora de la toma de decisiones y la asignación racional y efectiva de los recursos disponibles (Groves et al., 2002). Diferentes estudios se han realizado combinando múltiples criterios y enfoques para la recuperación y conservación del ecosistema (Esmail & Geneletti, 2018). Por ejemplo, Espelta et al. (2003) usaron criterios ecológicos y económicos para la restauración de bosque de pinos que fueron afectados por incendios en el noreste de España. Así mismo,, Orsi y Geneletti (2010), identificaron áreas prioritarias para la restauración del paisaje forestal en Chiapas (México), a través de la combinación de información ecológica y socioeconómica. Jaimes et al. (2012), por su parte, identificaron zonas prioritarias para las plantaciones de árboles en el Estado de México combinando información ambiental, económica y social. Por último, Valente et al. (2017) y Lopes et al. (2020), analizaron áreas prioritarias para restauración, ambos con el objetivo de la conservación del recurso agua en Brasil, utilizando como criterio, en el primer caso, la cercanía de áreas urbanas a parches de vegetación y a ríos y, en el segundo caso, la cercanía al bosque y a cuerpos de agua, la pendiente del terreno y la erodabilidad del suelo.

La evaluación multicriterio (EMC) es una de las metodologías más adecuadas para la identificación de áreas prioritarias en la gestión del territorio (Mendoza & Martins, 2006; Uribe et al., 2014; Lopes et al., 2020; Valente et al., 2021). Esta metodología está basada en la habilidad de caracterizar el paisaje mediante diversas variables, criterios o atributos e integrar opiniones de expertos y del público interesado para establecer ponderaciones diferenciales según su importancia relativa que, finalmente, definirán las mejores alternativas de decisión (Uribe et al., 2014; Valente et al., 2017, 2021; Lopes et al., 2020). Estos procedimientos comúnmente se desarrollan a través del uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG), ya que proveen herramientas ideales para este tipo de análisis (Uribe et al., 2014; Valente et al., 2017). La EMC se ha utilizado ampliamente con diversas finalidades y objetivos, entre las que se destacan la gestión del agua, la planificación del uso del suelo, la restauración del bosque, la provisión de servicios ecosistémicos, entre otros (Uribe et al., 2014; Valente et al., 2017, 2021; Lopes et al., 2020).

Este trabajo tuvo como objetivos: (1) identificar las áreas afectadas por los incendios ocurridos entre agosto y setiembre del 2020 en la provincia de Córdoba, Argentina, y su grado de severidad, (2) analizar y cuantificar el impacto postfuego sobre diversas variables características del funcionamiento ecosistémico (PPNA, ET, albedo y LST), y (3) identificar y proponer, a través de la integración de diversas variables en un análisis de evaluación multicriterio, áreas prioritarias de restauración.

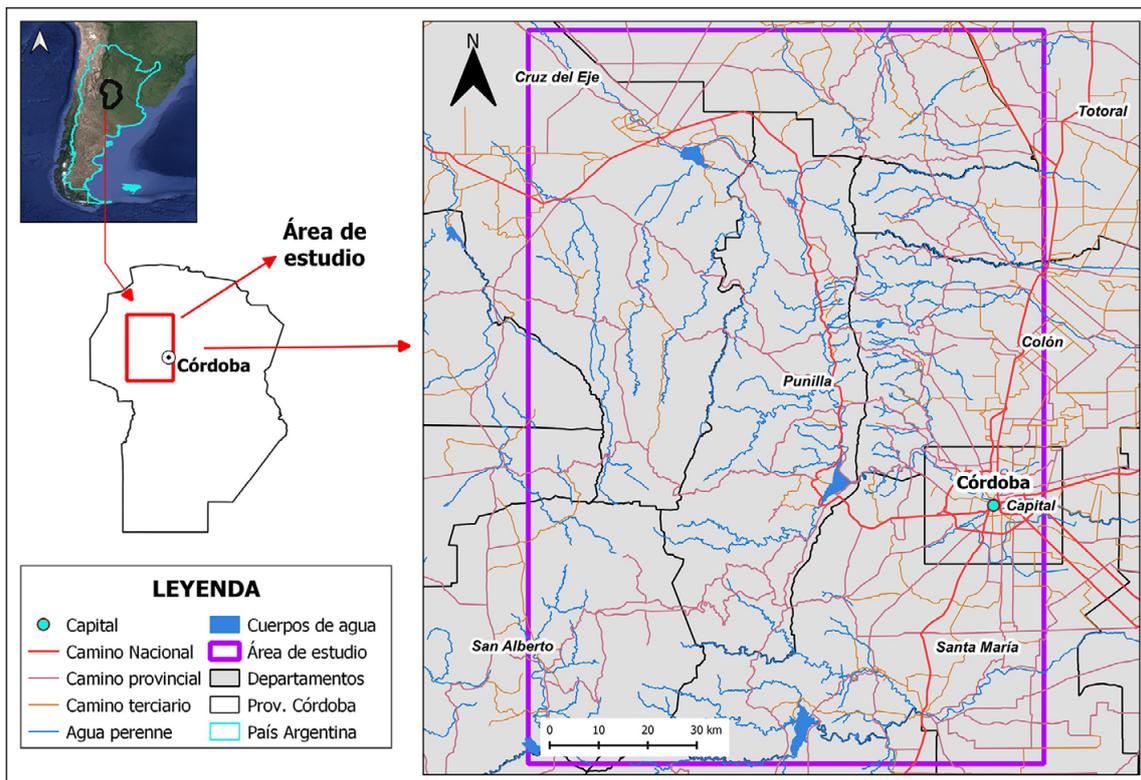
2. Metodología

2.1. Área de estudio

El área de estudio abarcó una extensión de 13.527 km² y se localizó al noroeste de la provincia de Córdoba, Argentina. Incluyó total o parcialmente los departamentos de Cruz del Eje, Ischilín, Totoral, Punilla, Colón, Santa María, Córdoba capital, San Alberto, Minas, Pocho y Calamuchita (Figura 1). La región bajo estudio se caracteriza por presentar un clima cálido templado a subtropical con una temperatura media anual de 17,4 °C, mostrando variaciones entre 16 °C (noreste) a 19 °C (noroeste y este) (Carranza et al., 2015; Mateos et al., 2019). La precipitación media anual es 790 mm, la cual se concentra durante los meses más cálidos (entre octubre y mayo), presentando una estación seca durante el invierno (Cabido et al., 2018; Mateos et al., 2019).

La vegetación comprende características propias de los dominios de la región Chaqueña y el Espinal, los dos grandes ecosistemas de bosque seco estacional (Cabido et al., 2018). El primero, está compuesto por bosques xerofíticos y matorrales ubicados en zonas bajas y montañosas; algunas especies son: *Prosopis spp.*, *Acacia spp.*, *Alchemilla pinnata*, *Festuca circinata*, etc. (Argañaraz et al., 2015a; Cabido et al., 2018). El segundo, está conformado por bosques, matorrales y pastizales, cuyas especies dominantes son: *Prosopis alba*, *Celtis ehrenbergiana*, *Acacia sp.*, *Geoffraea decorticans*, etc. (Noy-Meir et al., 2012; Cabido et al., 2018). Los niveles altitudinales en el área de estudio comprenden cerca de los 500 metros hasta aproximadamente 2.300 m.s.n.m. En esta área se encuentra la principal cadena de montañas de las Sierras de Córdoba, la cual presenta más del 30% predominancia de pendiente promedio (Cabido et al., 1987).

Figura 1. Ubicación espacial del área de estudio en la provincia de Córdoba, Argentina



Se incluyó total o parcialmente los departamentos de Cruz del Eje, Ischilín, Totoral, Punilla, Colón, Santa María, Córdoba capital, San Alberto, Minas, Pocho y Calamuchita, abarcando una superficie de 13.527 km².

Elaboración propia

2.2. Información satelital y vectorial

Se utilizaron imágenes provistas por el satélite Sentinel-2 (sensor *MultiSpectral Instrument* – MSI), que es una misión del programa Copérnico de la Agencia Espacial Europea (ESA, por su sigla en inglés) (Tabla 3). Esta misión comprende una constelación de dos satélites de órbita polar (Sentinel-2A y 2B) y proveen imágenes de libre acceso compuestas por 13 bandas espectrales, con un periodo de revisita de 5 días (Claverie et al., 2018). Estas imágenes satelitales fueron utilizadas para la identificación y estimación del área afectada por los incendios ocurridos entre agosto y setiembre del 2020. Por otro lado, el análisis del impacto causado por los incendios sobre las variables de funcionamiento ecosistémico, tales como PPNA, ET, albedo y LST, fue realizado mediante la utilización de diversos productos derivados del sensor MODIS, el cual posee alta resolución temporal (1-2 días) y provee información de libre acceso desde el año 2000 hasta la actualidad (Lopresti et al., 2015). Así mismo, tiene una resolución espectral de 36 bandas, y presenta resoluciones espaciales de 250m, 500m y 1km según el producto (Barnes et al., 2003; Hutchison, 2003; Xiong et al., 2009; Casey et al., 2017). A continuación, se describen los productos utilizados de MODIS:

a. MOD13Q1.v006: este producto presenta una resolución espacial de 250 m y provee información de dos índices de vegetación, NDVI y EVI (*Enhanced Vegetation Index*, en inglés) cada 16 días. Dentro de esta ventana temporal, cada píxel de la imagen corresponde al mejor valor de todos los registrados (Didan & Munoz, 2015). Para este estudio solo se utilizó el NDVI, a través del uso de la banda NDVI. A esta banda se le aplicó un factor de escala multiplicándola por 0,0001 para obtener valores entre -1 y 1.

b. MOD16A2.v006: este producto provee estimaciones de evapotranspiración acumulada cada 8 días con una resolución espacial de 500 m. Es construido a partir de la integración de datos meteorológicos, de propiedades de la vegetación (e.g. transpiración, resistencia aerodinámica, etc.), albedo y coberturas del suelo, utilizando de base el modelo de Monteith (Allen et al., 1998). Este producto está expresado en Kg/m².8 días (Mu et al., 2013; Running et al., 2017). La banda utilizada de este producto fue la ET, a la cual se la multiplicó por el factor de escala 0,1 y luego por 0,125 para convertir los valores acumulados de evapotranspiración cada 8 días a valores diarios medios (mm/día).

c. MOD43A3.v006: este producto provee información de albedo de la superficie a una resolución espacial de 500 m, y es generado diariamente mediante algoritmos que usan observaciones (18 por día) libre de nubes (Wang et al., 2018). Se usó la banda Albedo_BSA_shortwave, a la cual se la multiplicó por un factor de escala de 0,001 para obtener valores de 0 a 1.

d. MOD11A2.v006: el producto de temperatura superficial es generado para periodos de 8 días. Resulta del promedio de todas las observaciones sin contaminación por nubes, producido a una resolución espacial de 1 km (Wan, 2013; De Andrade et al., 2021). La banda utilizada fue la LST_Day_1km, la cual se multiplicó por un factor de escala de 0,02 y se le restó 273,15 para convertir de grados Kelvin (°K) a grados Celsius (°C).

También se utilizó el producto *Copernicus Global Land Cover* (CGLC) del año 2019, el cual provee gratuitamente mapas globales de cobertura del suelo a una resolución espacial de 100 m y con una exactitud global del 80% para cada continente (Buchhorn et al., 2020). Este producto permitió identificar y cuantificar los tipos de cobertura presentes en el área de estudio y, a su vez, analizar cuáles se vieron más afectados por los incendios. Así mismo, se utilizó la información del *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), que es generada a través de procesamientos y técnicas que involucra la interferometría del radar de apertura sintética (SAR, por su sigla en inglés), denominado *Interferometric SAR* o InSAR (Farr et al., 2007). El producto SRTM provee información topográfica o altitudinal a nivel global representada en un modelo digital de elevación (DEM, por su sigla en inglés) con una resolución espacial de 30 m. A partir de este producto, se calculó la pendiente del terreno. A su vez, se utilizó el producto de densidad poblacional a nivel global llamado *Gridded Population of the World* (GPW), el cual provee información de la distribución poblacional para los años 2000, 2005, 2010 y 2020 a 1 km de resolución espacial, basado en la extrapolación de datos censales del 2010 e información cartográfica proveniente de distintas organizaciones e institutos de estadística nacional (Doxsey-Whitefield et al., 2015). La información derivada de ambos productos fue incluida en el análisis de evaluación multicriterio (EMC) para la identificación de áreas prioritarias para restauración.

Al mismo tiempo, se utilizó información vectorial de poblados, caminos, ríos y cuerpos de agua que fueron obtenidos del Instituto Geográfico Nacional de la Argentina (IGN) de forma gratuita, a través del módulo Información Geoespacial². Estos datos vectoriales también fueron utilizados en el análisis de EMC. Todo el procesamiento fue realizado en la plataforma *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick et al., 2017), la cual proporciona acceso a una gran cantidad de bases de datos geoespaciales e imágenes satelitales de acceso libre permitiendo, a su vez, realizar diversos análisis y procedimientos geoespaciales en la nube (Amani et al., 2020).

2.3. Procesamiento de la información

2.3.1. Identificación de los incendios

Los incendios ocurrieron entre agosto y septiembre del año 2020 en el área de estudio, por lo tanto, se utilizaron dos periodos correspondientes al pre-incendio y post-incendio empleando imágenes Sentinel-2. El primer periodo fue compuesto entre el 15/06/2020 y el 15/08/2020 y, el segundo, entre el 15/09/2020 y el 31/10/2020. En ambos casos se seleccionaron imágenes que presentaban menos del 20% de nubosidad. Posteriormente, se aplicaron filtros de calidad a las imágenes usando el producto *Sentinel-2 Cloud Probability*, creado por la librería "sentinel2-cloud-detector" que detecta las nubes automáticamente³, así como las bandas espectrales B8A y B9, que corresponden al borde del rojo 4 (Red Edge 4) y vapor de agua (Water Vapor), respectivamente. Estos filtros permitieron eliminar aquellos píxeles que presentaban nubes y vapor de agua. Seguidamente, se realizó un mosaico por periodo (pre- y post-incendio) de las imágenes filtradas. El mosaico es un procedimiento de integración temporal de píxeles de todas las imágenes seleccionadas que poseen buena calidad de información (libre de nubes, sombras, vapor de agua, etc.). Los píxeles de la imagen integrada corresponden a la primera imagen del periodo que presenta información (Li et al., 2004).

Luego se procedió a calcular un índice espectral con la finalidad de identificar y cuantificar la superficie quemada por los incendios. Se calculó el índice NBR a partir de la siguiente ecuación:

$$NBR = (\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}) / (\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}) \quad \text{ecuación (1)}$$

donde (ρ_{NIR}) y (ρ_{SWIR}) corresponden a la reflectancia en el infrarrojo cercano e infrarrojo medio respectivamente.

² <https://www.ign.gob.ar/NuestrasActividades/InformacionGeoespacial/CapasSIG>

³ <https://github.com/sentinel-hub/sentinel2-cloud-detector>

Este índice espectral ha sido frecuentemente utilizado para el mapeo y discriminación de áreas quemadas y para caracterizar su severidad (Epting et al., 2005; Roy et al., 2006; Escuin et al., 2008; Veraverbeke et al., 2011; Grandis et al., 2014; Szpakowski & Jensen, 2019). Para identificar las áreas quemadas, se calcularon dos valores de NBR correspondientes al pre y post-incendio. Posteriormente, se calculó la diferencia entre ambos como:

$$dNBR = NBR_{pre-incendio} - NBR_{post-incendio} \quad \text{ecuación (2)}$$

Luego se clasificaron los niveles de severidad del incendio a través de la aplicación de umbrales de diferencia propuestos por Key y Benson (1999) y la USGS (*United States Geological Survey*, en inglés). Los umbrales establecidos fueron 0,27 y 2.

El resultado del área quemada identificada fue filtrado espacialmente a través del uso de la función denominada *Connected Pixel Count* (CPC) del GEE, y se aplicó, además, una máscara generada ad hoc para disminuir y eliminar los falsos positivos, es decir, los píxeles erróneamente identificados como quemados. El CPC es una función que cuantifica el grado de conectividad entre píxeles vecinos que comparten el mismo valor, haciendo que aquellos que no cumplen dicha condición sean eliminados (MapBiomass, 2022). En este estudio se aplicó una conectividad de 12 píxeles, descartando aquellas áreas quemadas menores a 0,12 hectáreas.

2.3.2. Severidad del incendio

A partir de la imagen de dNBR, se identificaron distintos grados de severidad del incendio mediante la categorización en clases en base a valores umbrales preestablecidos propuestos por Key y Benson (1999) y la USGS (Tabla 1). Este índice se relaciona fuertemente con la severidad del incendio y con diferentes aspectos de la evolución de la vegetación (De Santis & Chuvieco, 2007; Escuin et al., 2008). Los valores entre -0,5 y -0,25, así como entre -0,25 y -0,10 fueron identificados como recrecimiento alto y bajo, respectivamente. El rango entre -0,1 y 0,099, fue identificado como no quemado; los valores entre 0,1 y 0,269, como severidad baja; entre 0,27 y 0,439, como severidad baja-moderada; los valores entre 0,44 y 0,659, como severidad moderada-alta; y, por último, los valores iguales o mayores a 0,66, se identificaron como severidad alta.

Tabla 1. Clases y rangos de severidad del incendio

Clases de severidad	Rangos de valores dNBR
Recrecimiento alto	-0,500 a -0,251
Recrecimiento bajo	-0,250 a -0,101
No quemado	-0,100 a 0,099
Severidad Baja	0,1 a 0,269
Severidad baja-moderada	0,270 a 0,439
Severidad moderada-alta	0,440 a 0,659
Severidad alta	≥0,660

Identificación niveles de severidad del incendio aplicando umbrales propuestos por Key y Benson (1999) y United States Geological Survey (USGS).

Fuente: USGS. Elaboración propia

2.3.3. Funcionamiento ecosistémico

Para evaluar el impacto de los incendios en el funcionamiento ecosistémico, se calcularon y compararon los valores promedios de NDVI, ET, albedo y LST para la situación preincendio y postincendio en cada una de las clases de severidad identificadas. Para caracterizar el funcionamiento pre-incendio se estableció el periodo desde el 01/11/2014 hasta el 31/03/2020, con la intención de capturar el comportamiento promedio de cada variable ecosistémica y así analizar cómo varían luego del evento de fuego. Este periodo permitiría contemplar la variabilidad climática y del funcionamiento de la vegetación en el área de estudio previo al incendio y así ser utilizado como referencia. Para la caracterización post-incendio se estableció el periodo 01/11/2020 hasta el 31/03/2021, correspondiendo al periodo con información disponible al momento de realizar el trabajo. De todas maneras, considerar un periodo de tiempo post-incendio más largo podría suavizar los impactos observados debido al proceso de recuperación de la vegetación, tanto estructural como funcional, al considerar una ventana temporal más amplia. Para cada uno de los periodos solo se consideró la información de los meses de noviembre, diciembre, enero, febrero y marzo. Se consideró este periodo para caracterizar los cambios

en el funcionamiento en el momento de mayor actividad de la vegetación (coincidente con la época húmeda) y evitar incluir variaciones en la fenología asociadas con la época seca que pudieran enmascarar o atenuar los cambios en las variables ecosistémicas analizadas. Todos los productos MODIS utilizados fueron filtrados por calidad utilizando la banda correspondiente con dicha información, buscando enmascarar píxeles con información distorsionada debido a la presencia de sombras, nubes y/o aerosoles. Finalmente, se calcularon los valores promedios y la desviación estándar de todos los píxeles por nivel de severidad y para cada producto de MODIS, tanto para el periodo pre-incendio como para el periodo post-incendio. Se analizaron los cambios absolutos y relativos de cada variable funcional entre la situación pre y postfuego.

2.3.4. Áreas prioritarias para restauración

Para la determinación de las áreas prioritarias de restauración (APR) en el área de estudio se aplicó un análisis multicriterio (Tabla 2), en donde se contemplaron diversas variables dispuestas en formato vectorial y ráster (ver sección 2.2). Dentro de los primeros se incluyeron poblados, caminos viales (nacionales, provinciales y terciarios), ríos y cuerpos de agua, los cuales fueron obtenidos del Instituto Geográfico Nacional de Argentina (Figura 2 y Tabla 3). Dentro de los segundos se incluyó el producto de severidad del incendio (baja-moderada, moderada-alta y alta) generado en la sección 2.3.2, la pendiente del terreno (calculada a partir del DEM – SRTM V3), la densidad poblacional (GPW) y el producto global de tipos de uso y cobertura del suelo de Copérnico (CGLC). La inclusión de estas variables se basó en la disponibilidad de información espacialmente explícita de libre disponibilidad.

Tabla 2. Criterios y valoración asignada a cada variable utilizada en la EMC

Variables		Criterio	Valor min.	Valor máx.			
Social	Poblados	Alto riesgo de salud de poblados más cercanos al incendio.	578,20	19.775,52	-	-	-
	Densidad poblacional	Mayor importancia a poblaciones más cercanas al incendio por presentar alto riesgo de muerte.	8,403	130,1998	-	-	-
	Caminos	Los caminos más cercanos al incendio brindan facilidades para la mitigación y restauración y por tanto tienen mayor importancia.	705,578	26.175,215	-	-	-
Ambiental	Ríos y cuerpos de agua	Las fuentes naturales de agua más cercanas al incendio son vulnerables a la degradación de su calidad.	63,541	11.967,477	-	-	-
	Pendiente	Las áreas con mayor pendiente son vulnerables a deslizamientos	0	31,73	-	-	-
			SBM	SMA	SA	-	-
	Severidad del incendio	La severidad alta de los incendios tiene mayor potencia e intensidad conduciendo a la degradación de un ecosistema.	0,333	0,667	1	-	-
	Tipos de cobertura	Las vegetaciones con mayor biomasa aérea son más importantes	0,2	0,4	0,6	0,8	1
			Vegetación herbácea	Humedal herbáceo	Arbustos	Bosque Abierto	Bosque Cerrado

Se muestran los valores mínimos y máximos con los cuales se generó el escalado de 0 a 1 para las variables de poblados, densidad poblacional, caminos, ríos y cuerpos de agua, y pendiente. La asignación de valores para las variables de severidad del incendio y tipos de cobertura también fueron de 0 a 1. SBM = Severidad baja-moderada, SMA = Severidad moderada-alta y SA = severidad alta.

Elaboración propia

Con respecto a los caminos viales, se consideró otorgarle un mayor peso relativo a la categoría nacional y menor valor a la categoría terciaria. Este criterio se basó en que los caminos nacionales suelen ser más transitados y, por ende, están en mejores condiciones respecto al trazado y al tipo de pavimento que el resto. De esta manera, brindan mayor firmeza y seguridad a los vehículos motorizados, como así también velocidad de circulación. Por tanto, los valores de importancia asignados fueron de 0,5, 0,35 y 0,15 para las categorías nacional, provincial y terciaria, respectivamente. Luego, se calcularon las distancias a cada uno de estos caminos, a los poblados, a ríos y a cuerpos de agua, contemplando 50 km de radio.

Posteriormente, para cada una de las variables de distancia, se calcularon los percentiles 1 y 99, con la finalidad de eliminar valores anormales y muy extremos. A partir de estos valores, se aplicó un escalado de la siguiente manera:

$$X_{i.esc} = (X_i - p_1) / (p_{99} - p_1) \tag{ecuación (3)}$$

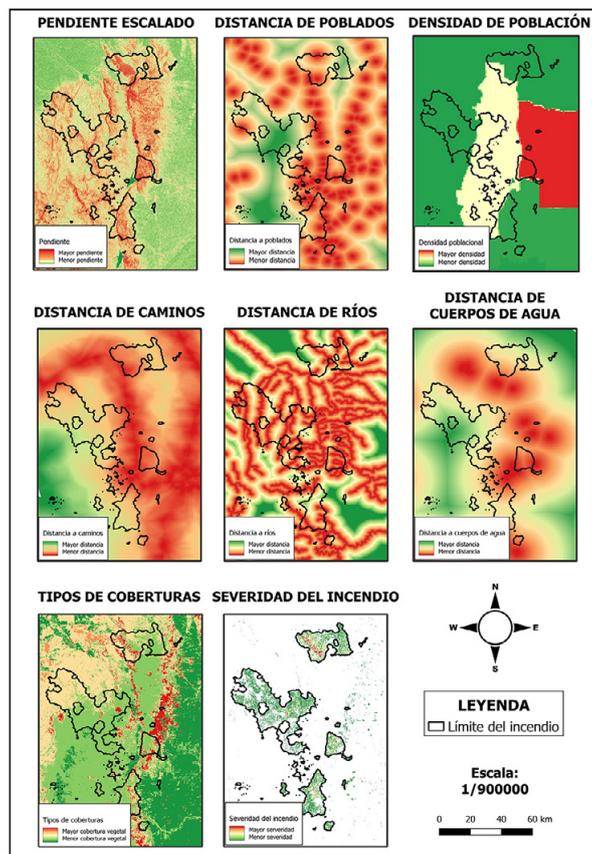
donde $X_{i.esc}$ = variable i escalada, X_i = variable i , p_1 = percentil 1 de la variable i , y p_{99} = percentil 99 de la variable i para que la información de cada variable se encuentre en el rango de 0 a 1. Posteriormente, los valores negativos y superiores a 1 fueron igualados a 0 y 1, respectivamente.

De esta manera, fue posible integrar y combinar distintos tipos de variables que cuantifican atributos con diferentes escalas y unidades de medición. Se les concedió un mayor valor e importancia relativa a las distancias más cercanas que a las más alejadas. Esto se debe a que, por un lado, la cercanía de los poblados y fuentes de agua natural al área quemada involucra un mayor riesgo para las personas y de las fuentes de agua, conduciendo a problemas en la salud, en el primer caso, y degradación de su calidad en el segundo caso. Por otro lado, los caminos que se encuentran más cercanos al área quemada son enormemente útiles y necesarios para el desplazamiento óptimo en el proceso de restauración de dichas áreas afectadas por el incendio. De esta manera se les aplicó un reescalado a todas las variables de distancia, con el fin de invertir la relación —es decir, para que los sitios más cercanos tengan un mayor valor—. Para ello, se creó una capa ráster con un valor constante para todos los píxeles igual a 1, a la cual se le sustrajeron los valores de la imagen escalada de la siguiente manera:

$$X_{inv} = R_c - X_i \tag{ecuación (4)}$$

donde X_{inv} es la variable invertida, R_c es el ráster constante de valor 1, y X_i corresponde a los valores de distancia de la variable de interés. En el caso de los poblados, no solo se contempló la distancia a los mismos, sino también la densidad de población. Así, ambas variables escaladas (distancia y densidad de población) fueron multiplicadas entre sí, con el fin de que las áreas más próximas y con mayor densidad de población dispongan de mayor importancia. Al mismo tiempo, poblados cercanos, pero con baja densidad poblacional tendrían menor importancia.

Figura 2. Capas de información utilizada para la identificación de áreas prioritarias para la restauración



Todos los valores se encuentran escalados de 0 a 1, donde las tonalidades de color rojo representan los valores cercanos a 1 y, las tonalidades de color verde, valores cercanos a 0. En línea negra se indica la delimitación del área afectada por el incendio.

Elaboración propia

Tabla 3. Información satelital y vectorial utilizada

Formato	Capa de información	Descripción	GEE	Fuente
Ráster	Sentinel-2 MSI L2A	Satélite Sentinel-2, sensor MSI, con nivel de procesamiento L2A. Es una misión satelital del programa Copérnico de la Agencia Espacial Europea (ESA).	ee.ImageCollection("COPERNICUS/S2")	Copernicus Open Access Hub https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home
	Copernicus Global Land Cover (CGLC)	Producto de tipos de uso y cobertura a nivel global, con una resolución espacial de 100 m.	ee.ImageCollection("COPERNICUS/Landcover/100m/Proba-V-C3/Global")	Copernicus Global Land Service https://lcviewer.vito.be/2015
	Shuttle Radar Topography Mission (SRTM V3)	Modelo de elevación digital topográfico de 1 arco-segundo (~30m de resolución espacial), perteneciente a la misión de la NASA, NGA y agencias espaciales italiana y alemana.	ee.Image("USGS/SRTMGL1_003")	NASA Earth Data – Open access for open science https://search.earthdata.nasa.gov/search?q=SRTM
	MOD13Q1 V006	Producto MODIS, contiene información de los índices de vegetación NDVI y EVI, generado a partir de una composición de 16 días a 250 m de resolución espacial.	ee.ImageCollection("MODIS/006/MOD13Q1")	NASA Earth Data – Open access for open science https://lpdaac.usgs.gov/product_search/?collections=Combined+MODIS&collections=Tertra+MODIS&collections=Aqua+MODIS&status=Operational&view=list
	MOD16A2 v006	Producto MODIS, contiene información de ET acumulada cada 8 días a 500 m de resolución espacial. Está expresado en de kg/m ² .8-días	ee.ImageCollection("MODIS/006/MOD16A2")	
	MCD43A3 v006	Producto MODIS, contiene información de albedo de 15 días a 500 m de resolución espacial.	ee.ImageCollection("MODIS/006/MCD43A3")	
	MOD11A2 v006	Producto MODIS, contiene información de LST promedio de 8 días a 1 km de resolución espacial.	ee.ImageCollection("MODIS/006/MOD11A2")	
Gridded Population of the World (GPW)	Densidad poblacional a nivel global de 1 km de resolución espacial. Es un modelo construido a partir de datos censales para los años 2000, 2005, 2010 y 2020.	ee.ImageCollection("CIESIN/GPWv411/GPW_Population_Density")	Socioeconomic Data and Applications Center (SEDAC) https://sedac.ciesin.columbia.edu/data/set/gpw-v4-population-density-rev11	
Vector	Poblados	Contiene información de tipo punto de todas las localidades de Argentina, categorizados por departamento y provincias.	---	Instituto Geográfico Nacional (IGN) https://www.ign.gob.ar/NuestrasActividades/InformacionGoespacial/CapasSIG
	Caminos	Contiene información de tipo línea de todos los caminos nacionales, provinciales, terciarios y otras categorías.	---	
	Ríos y cuerpos de agua	Contiene información de tipo línea y polígono correspondientes a las aguas continentales como corrientes de agua, canales, embalses, diques, etc.	---	

Se indican las capas de información y una breve descripción, como así también el nombre de la colección correspondiente en GEE y la fuente o institución involucrada.

Elaboración propia

Al producto de severidad del incendio se le asignó un mayor valor e importancia a la clase de severidad alta, ya que se observó que incendios con mayor potencia e intensidad presentan un mayor impacto y daño en el ecosistema, afectando más fuertemente las diversas variables que caracterizan el funcionamiento ecosistémico —ver sección 3.2—. Por otra parte, se calculó la pendiente de cada uno de los píxeles a partir del modelo digital de elevación SRTM V3, utilizando para ello la banda *elevation* de 30m y la función *slope* del GEE. Luego, se realizó el escalado a partir del cálculo de los percentiles 1 y 99, considerando que mayores pendientes tienen mayor importancia, ya que son más proclives a sufrir erosiones o aludes, que conducen a pérdidas de potenciales del suelo, cambios de la estética y estructura del paisaje y en la biodiversidad. Respecto a los tipos de cobertura del CGLC, fueron considerados de mayor importancia relativa las coberturas vegetales naturales que presentaban mayor biomasa aérea, mientras que a aquellas coberturas que presentaban menor biomasa o eran de carácter antrópicas y no presentaban vegetación, les fueron asignados los menores pesos. Los pesos relativos fueron 0 (cultivos agrícolas, urbano, áreas no vegetadas y cuerpos de agua), 0,2 (vegetación herbácea), 0,4 (humedal herbáceo), 0,6 (arbustos), 0,8 (bosque abierto) y 1 (bosque cerrado).

Seguidamente, las APR se determinaron como la suma de los productos de cada variable escalada y el peso relativo asignado, el cual fue de 0,25 para cada una de ellas, calculándose de la siguiente manera:

$$APR = \sum W_i X_{i,esc} \quad \text{ecuación (5)}$$

donde APR son las áreas prioritarias para restauración, W_i es el peso relativo asignado para cada variable, y $X_{i,esc}$ es la variable i escalada. Para el caso de los vectores rasterizados, el peso general fue de 0,25 considerando como una sola variable a poblados, caminos, ríos y cuerpos de agua. A partir de esto, el peso fue distribuido equitativamente, asignando un valor de 0,0833 para poblados y caminos. En el caso de ríos y cuerpos de agua, ya que ambos son fuentes de agua, el peso 0,0833 se dividió en dos para asignar el valor 0,04165 a cada uno. La ponderación diferencial de las variables permitiría dar mayor o menor importancia a determinadas variables y, por lo tanto, presentar más o menos injerencia en la definición de las APR. Sin embargo, en la mayoría de los casos esa ponderación suele tener una impronta subjetiva, es decir, responde a intereses de las personas, a sus valoraciones, a su conocimiento sobre la temática, etc. En este trabajo, no se ha incluido la posición o el interés de los diferentes actores implicados ni el proceso de consulta a expertos, y también se ha decidido no realizar ningún tipo de valoración subjetiva de las variables, por lo cual a cada una de ellas le fue asignado equitativamente el mismo peso relativo a fin de que el resultado final sea lo más objetivo posible.

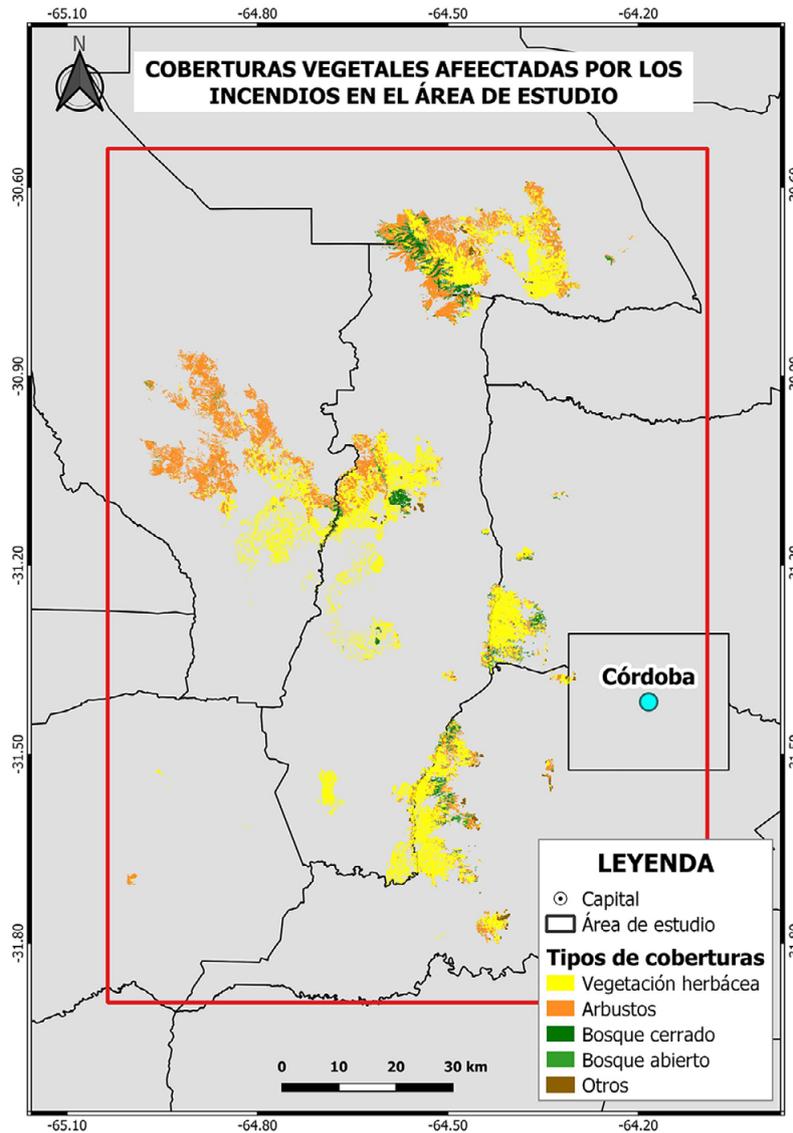
Por último, el producto de APR obtenido fue escalado nuevamente de 0 a 1, debido a que presentaba un rango de variación más acotado, es decir, el valor mínimo era mayor a 0 y el valor máximo era menor a 1. Posteriormente, el producto de APR se reclasificó en cuatro (4) clases según los siguientes valores: >0 y $<0,25$ (muy baja), $\geq 0,25$ y $<0,50$ (baja), $\geq 0,50$ y $<0,75$ (moderada) y $\geq 0,75$ y ≤ 1 (alta). Para cada una de estas clases se estimaron las superficies absolutas y relativas.

3. Resultados

3.1. Área quemada, vegetación afectada y estimación de la severidad del incendio

El área afectada por los incendios ocurridos entre agosto y septiembre del año 2020 en la provincia de Córdoba fue de 109.307 ha, comprendiendo un 8% del área de estudio (Figura 4). Estos incendios afectaron los departamentos de Ischilín, Punilla, Cruz del Eje, Colón, Santa María y San Alberto. Así mismo, la vegetación herbácea y arbustiva fueron los tipos de vegetación más afectados, comprendiendo una superficie de 61.558 (56,3%) y 39.244 (35,9%) ha, respectivamente (Figura 5 y Tabla 4). Los bosques cerrados y abiertos tuvieron menor superficie afectada, siendo alrededor de 5.499 (5%) y 2.640 (2,5%) ha, respectivamente (Figura 3 y Tabla 4). Otros tipos de coberturas, como cultivos y áreas urbanas sumaron un total de 365 ha (0,3%) (Figura 3 y Tabla 4), lo que probablemente estén asociados a errores en la caracterización y que no hayan sido realmente afectados por los incendios.

Figura 3. Coberturas vegetales afectadas por los incendios en el área de estudio



El mapa muestra la distribución espacial de las coberturas vegetales quemadas.

Elaboración propia

Tabla 4. Superficie y porcentaje de coberturas vegetales afectadas por los incendios en el área de estudio

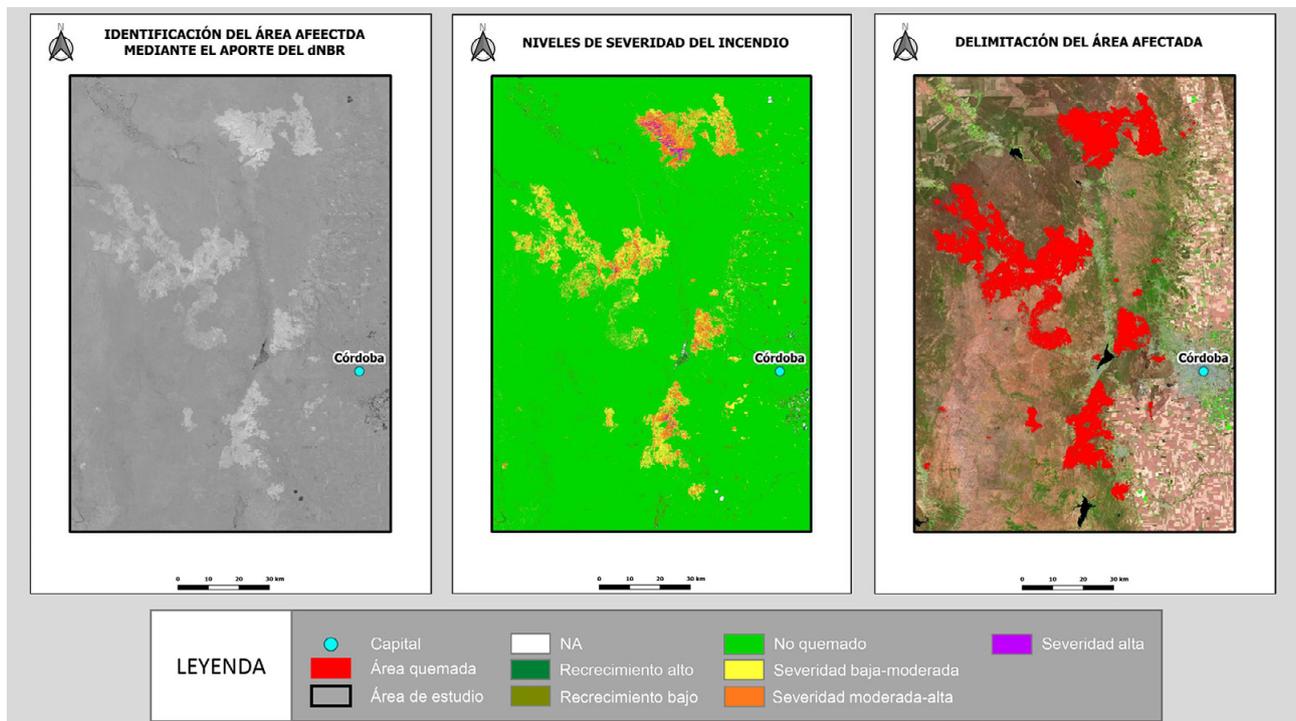
N°	Tipos de coberturas	Área de vegetación quemada (ha)	Área (ha) de vegetación en el área de estudio	Proporción de vegetación quemada (%)
1	Vegetación herbácea	61.558	587.974	56,3
2	Arbustos	39.244	353.781	35,9
3	Bosque cerrado	5.499	57.919	5,0
4	Bosque abierto	2.640	42.177	2,5
5	Otras coberturas	365	287.701	0,3
	Total	109.307	1.329.552	100

Elaboración propia

Con respecto a la estimación de la severidad del incendio en el área de estudio, se identificaron seis niveles de severidad: recrecimiento alto, recrecimiento bajo, no quemado, severidad moderada-baja, severidad moderada-alta y severidad alta (Figura 4). El recrecimiento alto y bajo, y no quemado correspondieron a las zonas no afectadas por el incendio; sin embargo, la severidad baja, también se reclasificó agregándose a la

clase no quemado, debido a que mostró una sobreestimación del área quemada (Anexo 1). La razón de esta reclasificación se debe a que el índice NBR es sensible a ciertas características de la superficie que podrían corresponder con vegetación sana, generando así confusiones en la clasificación de la severidad del incendio (Miller & Thode, 2007; Axel, 2018). Las clases de severidad baja-moderada, moderada-alta y alta, correspondieron a las zonas afectadas por el incendio. Las mismas identificaron de manera muy clara toda el área quemada, presentando mucho menos superficie que la clase severidad baja. Las superficies estimadas para estas 3 clases fueron 65.558 (60%), 40.532 (37%) y 3.217 (3%) ha para las clases de severidad baja-moderada, moderada-alta y alta, respectivamente (Tabla 5). Respecto a los tipos de coberturas afectadas por la severidad baja-moderada, se observó que la vegetación herbácea fue la más afectada (60,64%), seguida de los arbustos (35,32%) (Tabla 5). En la misma sintonía, la severidad moderada-alta también afectó en mayor proporción a la vegetación herbácea (51,44%) y los arbustos (34,71%). Por último, la severidad alta afectó en mayor magnitud al bosque cerrado (50,31%), mientras que gradualmente en menor magnitud a los arbustos, vegetación herbácea y bosque abierto, (24,86%, 14,10% y 10,74%, respectivamente).

Figura 4. Mapa de niveles o clases de severidad de los incendios



Identificación de las clases de severidad de los incendios ocurridos en el área de estudio entre agosto y septiembre de 2020. Elaboración propia

Tabla 5. Grado de severidad y tipos de vegetación afectada

N°	Grado de severidad	Área (ha)	%	Vegetación herbácea	Arbustos	Bosque cerrado	Bosque abierto	Otras coberturas
1	Severidad baja-moderada	65.558	60%	60,64%	35,32%	2,18%	1,42%	0,44%
2	Severidad moderada-alta	40.532	37%	51,44%	38,71%	3,41%	6,30%	0,14%
3	Severidad alta	3.217	3%	14,10%	24,86%	10,74%	50,31%	0%
	Total	109,307	100					

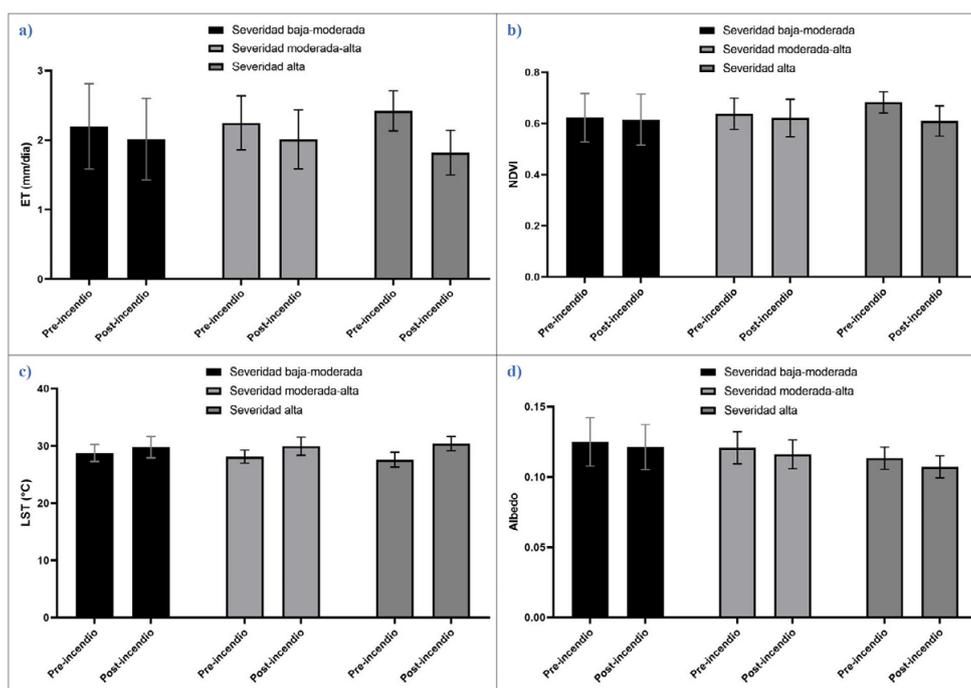
Áreas y proporciones estimadas para cada clase de severidad y tipos de cobertura con respecto a la superficie total quemada en el área de estudio. Elaboración propia

3.2. Impacto sobre el funcionamiento ecosistémico

La evapotranspiración (ET) fue una de las variables más afectadas por los incendios, observándose disminuciones promedio del 8,4% (0,19 mm/día), 10,5% (0,24 mm/día) y 24,8% (0,40 mm/día) para las severidades

baja-moderada, moderada-alta y alta, respectivamente (Figura 5a). Así mismo, el NDVI y la LST tuvieron un efecto moderado en zonas donde los incendios tuvieron una severidad alta, mostrando cambios promedio del 10,6% (0,072) y 10,2% (2,81 °C), respectivamente (Figuras 5b y 5c). Por su parte, el albedo mostró un impacto mucho menor en comparación con las demás variables biofísicas, observándose variaciones promedio en torno al 3,1% (0,0038), 3,8% (0,0046) y 5,4% (0,0061) para las severidades baja-moderada, moderada-alta y alta, respectivamente (Figura 5d). El nivel de severidad de los incendios mostró una relación inversa con las variables biofísicas analizadas, es decir, mientras mayor fue la severidad, los valores de las variables disminuyeron con mayor magnitud. Sin embargo, no ocurrió así con la LST, sino que esta variable mostró una relación positiva. Así, la LST aumentó alrededor de 3° C en las zonas con mayor severidad, mientras que, en las zonas con baja severidad solo aumentó poco más de 1° (Tabla 6).

Figura 5. Variables del funcionamiento ecosistémico vs severidad del incendio



Impacto de los distintos niveles de severidad del incendio sobre a) la ET, b) el NDVI, c) la LST, y d) el albedo.

Elaboración propia

Tabla 6. Impactos de los incendios en las variables del funcionamiento ecosistémico

Funcionamiento ecosistémico	Severidad baja-moderada		Severidad moderada-alta		Severidad alta	
	Pre-incendio	Post-incendio	Pre-incendio	Post-incendio	Pre-incendio	Post-incendio
	Unid.	Unid.	Unid.	Unid.	Unid.	Unid.
Abedo	0,125	0,1212	0,1207	0,1161	0,1133	0,1072
Δ Albedo	-0,0038 (3,1%)		-0,0046 (3,8%)		-0,0061 (5,4%)	
ET	2,199 mm/día	2,014 mm/día	2,248 mm/día	2,011 mm/día	2,420 mm/día	1,820 mm/día
Δ ET	-0,185 mm/día (8,4%)		-0,237 mm/día (10,5 %)		-0,4 mm/día (24,8%)	
NDVI	0,623	0,615	0,638	0,621	0,682	0,610
Δ NDVI	-0,008 (2,3%)		-0,017 (2,7%)		-0,072 (10,6%)	
LST	28,78° C	29,79° C	28,14° C	29,96° C	27,61° C	30,42° C
Δ LST	1,01° C (3,5%)		1,82° C (6,5%)		2,81° C (10,2%)	

Alteraciones ocasionadas por los incendios sobre distintas variables del funcionamiento ecosistémico a lo largo de un gradiente de severidad. El símbolo Δ representa la diferencia entre el pre-incendio y el post-incendio, indicada de manera relativa (en %) y en forma absoluta.

Elaboración propia

3.2. Identificación de las Áreas Prioritarias para Restauración

Se identificaron un total de cuatro (4) categorías de áreas prioritarias para la restauración de la superficie quemada, las cuales fueron categorizadas como muy baja, baja, moderada y alta (Figura 6). La categoría baja presentó la mayor extensión superficial, abarcando 54.676 ha, que correspondió al 50% del área quemada (Tabla 7). Por el contrario, la categoría alta mostró la menor superficie, con un total de 7.697 ha (7%). También se observó que las áreas con mayor prioridad estuvieron asignadas a zonas generalmente compuestas por arbustos y bosques naturales (cerrados y abiertos), mientras que las áreas cubiertas por pastizal mostraron una baja prioridad de restauración. Adicionalmente, se relacionaron las APR con los 3 tipos de severidad del incendio (Figura 7 y 8), donde se observó que las prioridades “muy baja” y “baja” abarcaron mayor superficie del incendio con severidad baja-moderada. La prioridad moderada estuvo relacionada en mayor proporción con la severidad moderada-alta, mientras que la prioridad alta estuvo mayormente relacionada con las severidades moderada-alta y muy alta (Figura 7 y 8).

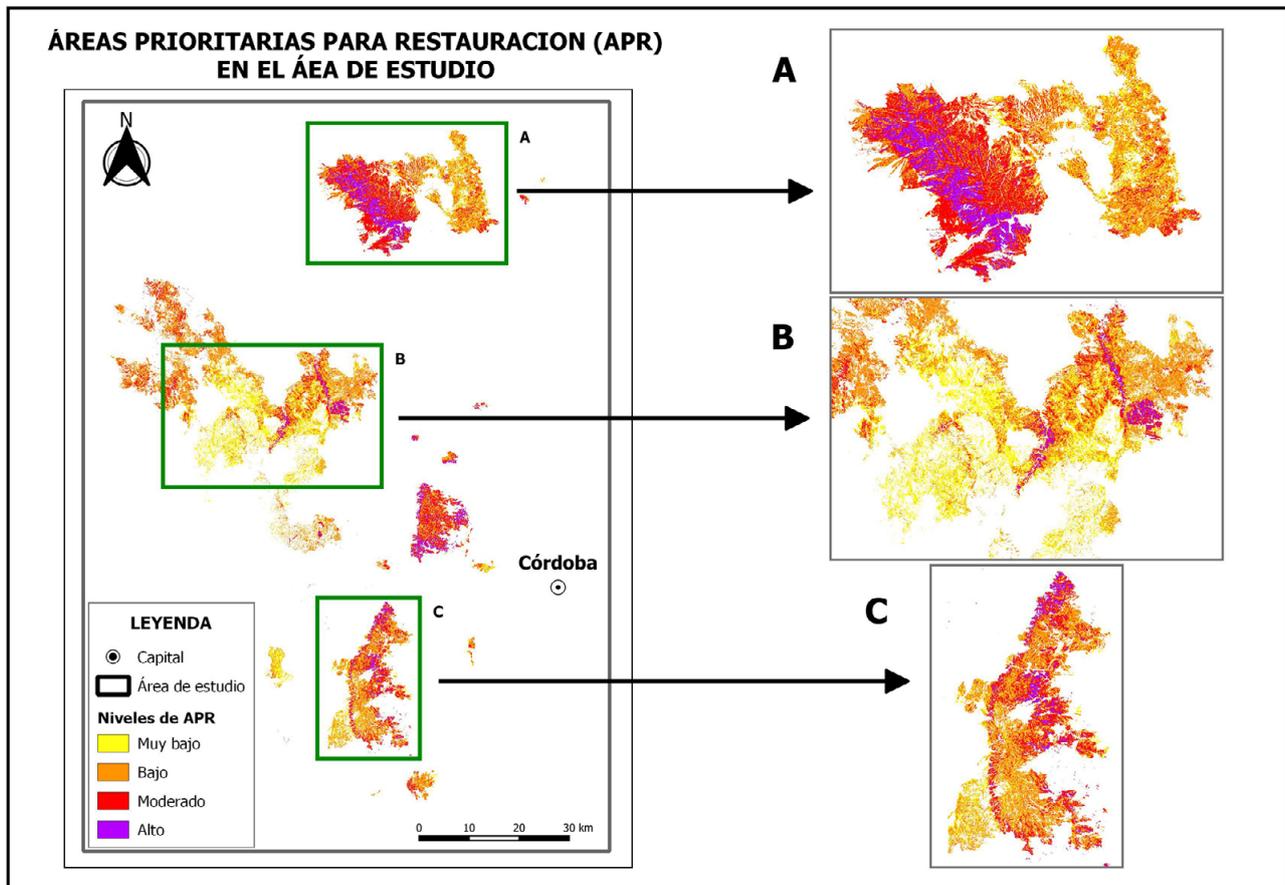
Tabla 7. Proporción de los niveles de prioridad identificados

N°	Niveles de prioridad	Área (ha)	%
1	Alta prioridad	7.697	7
2	Moderada prioridad	27.827	25,5
3	Baja prioridad	54.677	50
4	Muy baja prioridad	19.101	17,5
Total		109.302	100

Superficie (en ha) definida para cada nivel de prioridad de acuerdo con los resultados obtenidos en la evaluación multicriterio.

Elaboración propia

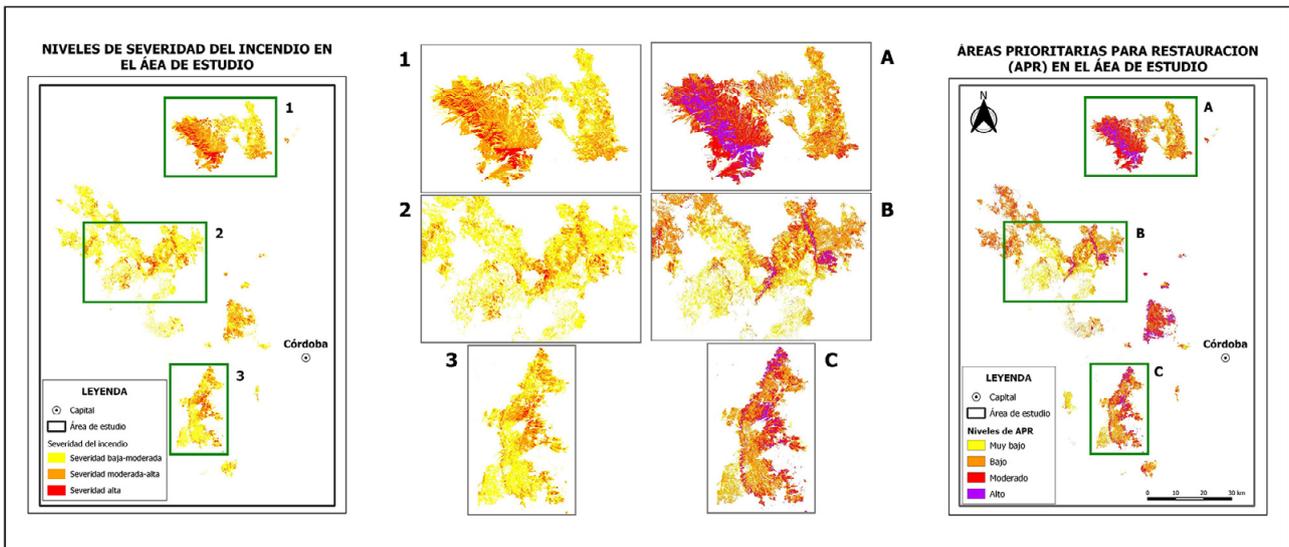
Figura 6. Identificación de áreas prioritarias para restauración (APR)



Las tonalidades desde amarillo a morado representan los niveles de prioridad desde muy bajo a alto. Los mapas A, B y C muestran un panorama más detallado de las APR.

Elaboración propia

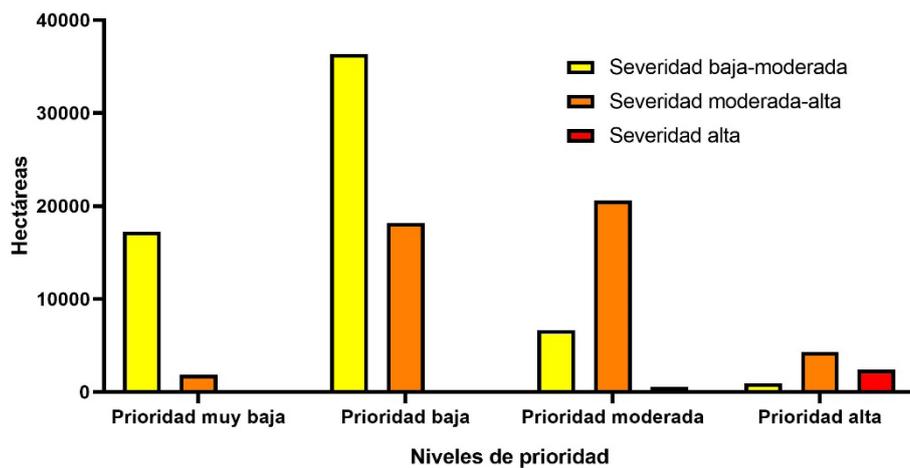
Figura 7. Comparación entre las APR y la severidad del incendio



El mapa ubicado a la izquierda muestra los niveles de severidad del incendio: baja-moderada (amarillo), moderada-alta (naranja) y alta (rojo). El mapa del lado derecho son los niveles de prioridad para restauración: muy bajo (amarillo), bajo (naranja), moderado (rojo) y alto (púrpura). Así mismo, se muestran 3 zonas enmarcadas de color verde con mayor nivel de detalle para ambos mapas.

Elaboración propia

Figura 8. Relación entre las áreas prioritarias para restauración (APR) y la severidad del incendio



Las barras de color amarillo, naranja y rojo corresponden a los grados de severidad bajo-moderado, moderado-alto y alto, respectivamente, las cuales están agrupadas por cada nivel de prioridad desde muy bajo a alto.

Elaboración propia

4. Discusión de resultados

4.1. Alteraciones en el funcionamiento ecosistémico

La ET mostró una importante sensibilidad a la intensidad de los incendios, donde cambios drásticos en los patrones de la ET suceden cuando la severidad del incendio se incrementa (Nolan et al., 2014; Poon & Kinoshita, 2018a, 2018b). Similares resultados fueron observados por Poon y Minoshita (2018a) en los bosques semiáridos de Nuevo México (USA), donde la ET anual disminuyó hasta un 36% en áreas severamente afectadas por los incendios. Del mismo modo, Nolan et al. (2014) observaron, con posterioridad al incendio en bosques de eucaliptos, una reducción del 41% de la ET promedio en áreas con alta severidad. Ma et al. (2020), por su parte, hallaron una disminución del 50% de la ET en áreas con alta severidad en los bosques de la Sierra Nevada, California (USA). En la misma sintonía, Roche et al. (2020) identificaron, en áreas con alta severidad, una reducción mayor al 30% de la ET en un ecosistema compuesto por pastizales, coníferas y pinos de las cuencas de Yuba y American (California, USA). Aunque estos estudios se centraron

principalmente en evaluar los impactos de los incendios en sistemas leñosos, los mismos mostraron disminuciones en el mismo sentido que lo observado en este trabajo, aunque con mayores magnitudes.

Por otro lado, se observó una alta correlación entre las variaciones en la ET y el NDVI, la LST y el albedo, al igual que lo registrado en otros trabajos (Lo Seen Chong et al., 1993; Szilagyi et al., 1998; Krishnan et al., 2012; Sun et al., 2016; Poon & Minoshita, 2018b; Ma et al., 2020). Por ejemplo, Beringer et al. (2003) observaron una disminución cercana al 30% en la ET y del 58% en el albedo, en áreas con severidad moderada. Veraverbeke et al. (2012), por su parte, observaron una disminución del 60% en el NDVI, del 29% en el albedo y un aumento de 8 °C en la LST en áreas con alta severidad. Del mismo modo, Yakimov y Ponomarev (2020) notaron un incremento de hasta 5 °C en la LST en áreas con mayor severidad. Si bien se observa que las variaciones en el NDVI, en la ET, el albedo y la LST de estos estudios fueron mucho más altas en contraste con los encontrados en este trabajo, el comportamiento de las variables como consecuencia del incendio fue bastante similar, es decir, se observó una mayor variación conjunta de las diferentes variables biofísicas a medida que la severidad del incendio fue más alta. Las menores alteraciones en las variables biofísicas observadas en este trabajo podrían estar asociadas a múltiples factores, entre los que se destaca el tipo de vegetación presente en el área de estudio, la resolución espacial del producto satelital utilizado y el nivel de severidad del incendio. En primer lugar, la mayoría de los trabajos analizados se centraron en el estudio de sistemas leñosos, los cuales ocupan una superficie acotada en este trabajo (7.5% entre bosques cerrados y abiertos, Tabla 4). Los pastizales y arbustos, coberturas predominantes en el área de estudio, fueron los tipos de vegetación predominantemente afectados por los incendios y, seguramente, presenten menores variaciones en su funcionamiento producto del fuego. En segundo lugar, en este trabajo se han utilizado resoluciones espaciales de 250 m, 500 m y 1 km (MODIS) para describir los cambios en el funcionamiento ecosistémico bajo distintos niveles de severidad del incendio, los cuales fueron caracterizados con una escala espacial de 10 m (Sentinel 2). Esta diferencia en la resolución espacial de observación seguramente haya generado la inclusión de píxeles que no hayan sido afectados por el incendio, o que lo hayan hecho con un nivel de severidad distinto. En tercer y último lugar, la mayoría de los estudios se han centrado en evaluar el impacto de incendios de gran magnitud y severidad, los cuales han representado una superficie muy marginal en este trabajo (alrededor del 3%, Tabla 5).

Analizar las modificaciones del funcionamiento ecosistémico como consecuencia de los incendios permite conocer la magnitud del daño desde un enfoque ecológico, más aún cuando se estudia el impacto sobre diversas variables biofísicas. Esto brinda un panorama esencial cuando se trata de reparar el daño y recuperar el estado inicial del ecosistema. A modo de ejemplo, ya que la ET fue la variable más afectada por el incendio, ésta tiene un rol fundamental en el intercambio de energía y agua, así como también, en la generación de servicios a nivel de cuenca, tales como, calidad del agua, control de la inundación, almacenamiento de carbono y nitrógeno (Courault et al., 2005; Li et al., 2009; Krishnan et al., 2012; Nosetto et al., 2012; Sun et al., 2016; Zhang et al., 2016; Poon & Minoshita, 2018a, 2018b). De esta manera, los patrones de decrecimiento observados en la ET podrían tener consecuencias directas sobre otros flujos de agua, tales como la escorrentía, repercutiendo sobre el rendimiento hídrico de la cuenca (Poon & Minoshita, 2018a, 2018b). El decrecimiento del NDVI, por su parte, al estar relacionado con la PPNA, fenología y biomasa aérea (Di Bella et al., 2004; Fernández-Buces et al., 2006; Alcaraz-Segura et al., 2009), podría conducir a una reducción de la biodiversidad biológica, principalmente de herbívoros e indirectamente en predadores, ya que los primeros buscan alimentarse del forraje el cual depende de la fenología y la productividad de la vegetación, y los segundos, persiguen el movimiento que realizan los herbívoros (Remelgado et al., 2018; Sun et al., 2021). Por otro lado, las variaciones en el albedo pueden conducir a un enfriamiento o calentamiento del clima local, ya que está vinculado con la cantidad de radiación solar absorbida por la superficie (Tian et al., 2004; Charlson et al., 2007; Schwaiger & Bird, 2010; Houspanossian et al., 2017). Según Houspanossian et al. (2013, 2017), la reducción de la vegetación genera una menor absorción de radiación solar y, como consecuencia, un incremento del albedo, lo cual se traduce en un enfriamiento del clima local. Sin embargo, en este trabajo se observó que el albedo en la situación postfuego disminuyó. Estas diferencias, en primer lugar, podrían deberse a que estos autores analizaron las alteraciones en el albedo a causa del reemplazo de bosques secos por cultivos, el cual fue marginalmente afectado por los incendios, siendo la vegetación herbácea y arbustiva las que sufrieron mayor alteración. En segundo lugar, podría deberse a la mayor absorción de la radiación por parte del material carbonizado a raíz de los incendios, causando una disminución significativa en el albedo durante un corto periodo de tiempo después del evento de fuego (Veraverbeke et al., 2012). El incremento de la LST puede conducir a una menor humedad del aire en épocas de verano, alteraciones en el periodo de lluvias, aceleraciones en el proceso de erosión y mineralización, excesiva pérdida de nutrientes del suelo, entre otros (Hesslerová et al., 2013). Asimismo, otras consecuencias pueden repercutir sobre la fisiología,

distribución, fenología y adaptación en animales y plantas, como, por ejemplo, cambios en el metabolismo y desarrollo en mamíferos, alteraciones en la fotosíntesis de la vegetación, migraciones drásticas de especies sobre nuevos territorios, entre otros (Hughes, 2000).

Por último, el análisis de la recuperación de la vegetación postfuego, junto con la determinación del periodo de tiempo necesario para el restablecimiento de las funciones ecosistémicas, es un aspecto importante que no ha sido abordado en el trabajo por la poca información disponible luego de la ocurrencia del incendio analizado. Para ello sería necesario considerar no solo un amplio periodo de tiempo después del evento de fuego, sino también identificar y seleccionar áreas que se hayan quemado por única vez o, al menos, que no se hayan vuelto a quemar luego del evento de fuego considerado. Este aspecto resulta fundamental para el diseño y la ejecución de planes o programas de restauración asistida de un ecosistema en particular, ya que brindaría información de relevancia respecto a la rapidez o el periodo de tiempo requerido para que se recupere el funcionamiento natural de la vegetación.

4.2. Propuesta de áreas prioritarias para restauración

Las áreas con vegetación más densa fueron identificadas como prioridad alta, lo cual resultaría razonable y adecuado invertir mayores recursos logísticos para las actividades de restauración en este tipo de ecosistemas, debido a que los bosques proporcionan mayor biomasa y capacidad de enfriamiento de la temperatura superficial y captura de CO₂ (Houspanossian et al., 2013; Noretto et al., 2020). Si bien en este análisis de identificación de APR no se incorporó la opinión de expertos, la cual tiene un valor importante en este tipo de trabajos (Esmail & Geneletti, 2018; Lopes et al., 2020), los resultados mostraron una asignación lógica y coherente de las áreas prioritarias. Los resultados aquí observados se encuentran en línea con los obtenidos por Orsi y Geneletti (2010), quienes identificaron mayores prioridades de restauración en zonas próximas a bosques y áreas protegidas. Asimismo, Valente et al. (2017) asignaron mayores prioridades a zonas cercanas a parches de bosque y ríos. Por su parte, Lopes et al. (2020), bajo un enfoque de conservación del recurso hídrico y el soporte de expertos, identificaron áreas con alta prioridad en zonas colindantes con bosques y con alta susceptibilidad a la erosión. Sin embargo, Valente et al. (2021) determinaron altas prioridades en áreas con bosque nativo, pasturas y agricultura, a pesar de que en su análisis se incorporó la participación de expertos. Esto podría deberse a que el trabajo se realizó en un contexto y escenario diferente, es decir, en áreas bajo mayor presión antrópica en el uso del suelo y sobreuso del recurso hídrico.

Si bien existen diferencias metodológicas entre los trabajos anteriores que aplicaron EMC y el aquí abordado en cuanto a la información biofísica y social utilizada, los resultados obtenidos respecto a las APR fueron muy similares. La metodología empleada es sólida y precisa para la designación óptima y equitativa de los recursos durante el proceso de restauración. Sin embargo, los resultados de las APR se podrían mejorar incorporando la opinión de expertos, la participación de los actores afectados y el uso de otras variables, tanto socioeconómicas, como biofísicas y logísticas. Por ejemplo, Valente et al. (2021) incluyeron la participación de 12 técnicos expertos de diferentes instituciones (Universidades, organizaciones privadas, Institutos de Investigación, etc.) para la selección de criterios y la asignación de su importancia relativa. De todas maneras, la información provista en nuestro trabajo puede resultar relevante y de utilidad para los tomadores de decisiones, quienes podrían socializarlos con la población interesada y asentada alrededor de la zona afectada por el incendio, para luego reajustar y, posteriormente, diseñar las acciones de mitigación y restauración. Sumado a esto, la implementación de sinergias entre distintas instituciones públicas y privadas es fundamental cuando se trata de ejecutar acciones eficaces de rápida acción y control, con el fin de recuperar el funcionamiento del ecosistema.

Finalmente, resulta importante resaltar el rol de las especies forestales que son más adecuadas para el proceso de restauración, un aspecto clave a considerar. Resultaría de gran utilidad poder identificar y caracterizar especies forestales que, por su capacidad de adaptación, crecimiento y regeneración, podrían utilizarse para restaurar funcionalmente y de manera rápida las áreas afectadas por los incendios. Esto resulta de interés principalmente en áreas donde se producen eventos de incendio de gran magnitud y severidad, y en zonas donde los mismos se desarrollan con alta frecuencia (Pausas & Keeley, 2014; Jaureguiberry et al., 2021). Adicionalmente, la identificación de especies según su potencial semillero postfuego (Gould et al., 2002) es otro tema de gran importancia. Existen especies que poseen alta producción de semillas y juegan un rol fundamental en la proliferación. Por lo tanto, se tendría que recabar información a campo para identificar la existencia de "árboles semilleros" o la posibilidad de adaptar especies con dicho potencial con el fin de restaurar los ecosistemas afectados por el fuego.

5. Conclusiones

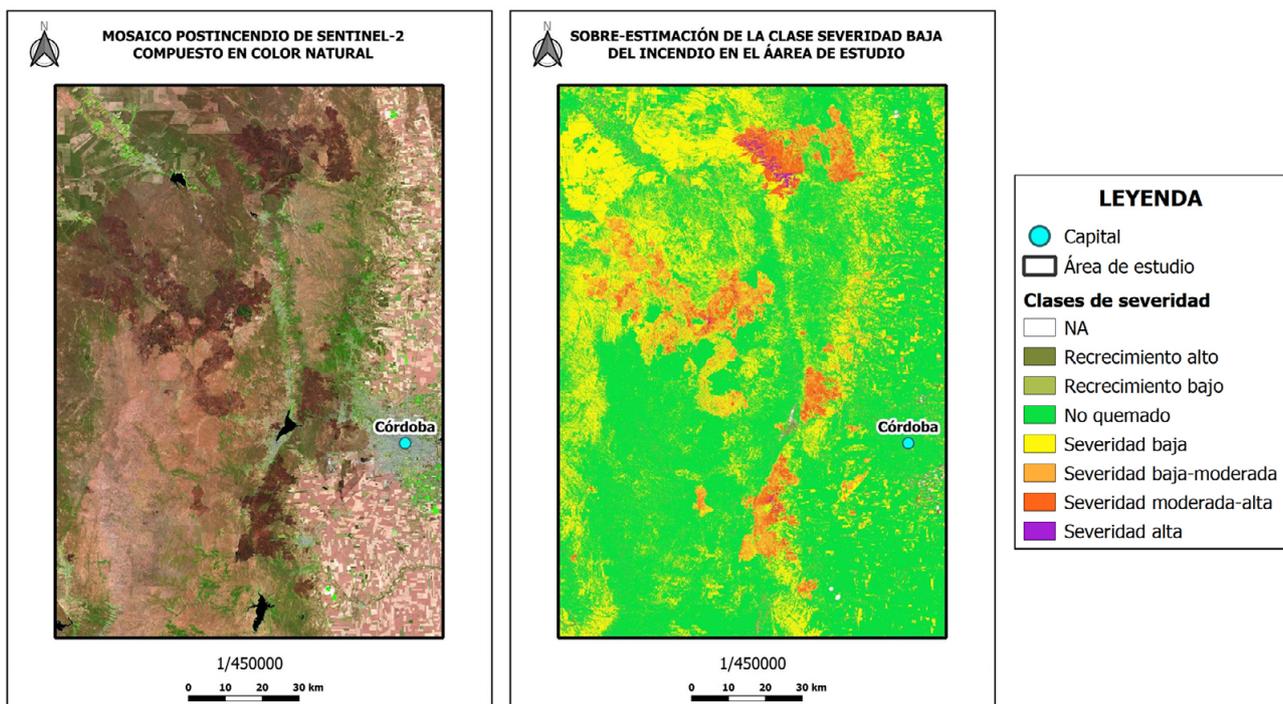
En este trabajo se pudo identificar la severidad de los incendios ocurridos en la provincia de Córdoba durante los meses de agosto y septiembre del año 2020, y cuantificar el impacto de los incendios sobre el funcionamiento ecosistémico a través de información provista por sensores remotos. La variable más afectada en el área de estudio fue la ET, seguida por el NDVI (como proxy de la PPNA) y la LST, mostrando el albedo una variación más sutil. A su vez, se identificaron cuatro categorías de prioridad para la restauración postfuego en el área de estudio. Las zonas con prioridad alta tuvieron la menor extensión superficial, representando tan solo el 7% del área quemada. Estas zonas de mayor prioridad coincidieron con las áreas bajo presencia de bosques naturales (cerrados y abiertos) y de vegetación arbustiva. La mayor extensión superficial fue para la prioridad baja, que representó el 50% del área, asociada principalmente con la distribución de los pastizales naturales. La información derivada de sensores remotos proporciona una alternativa sólida para la caracterización de los incendios y aporta información de vital importancia para la toma de decisiones, contribuyendo así a la asignación racional de los recursos limitantes para la restauración de las áreas afectadas. A su vez, los resultados derivados en este trabajo resultan de gran relevancia para la implementación de políticas públicas destinadas a garantizar la sustentabilidad de estos ecosistemas.

Agradecimientos

A la Universidad de Buenos Aires y al CONICET por contribuir en la realización de este trabajo. A Thiago y a Manu.

Anexos

Anexo 1. Identificación de las clases de severidad de los incendios ocurridos en el área de estudio entre agosto y septiembre de 2020



En el mapa de la derecha se observa la superficie quemada identificada por la clase de severidad baja en el área de estudio, comprendiendo vastas áreas donde no ocurrieron incendios. Esto a su vez, se puede contrastar con el mapa de la izquierda donde se ve en tonos amarillos oscuros las cicatrices del incendio.

Elaboración propia

Referencias

- Alcaraz-Segura, D., Cabello, J., Paruelo, J. M., & Delibes, M. (2009). Use of descriptors of ecosystems functioning for monitoring a national park network: a remote sensing approach. *Environmental Management*, (43), 38-48. <https://doi.org/10.1007/s00267-008-9154-y>
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements. *FAO irrigation and drainage paper no. 56*. FAO, Rome. http://www.avwatermaster.org/filingdocs/195/70653/172618e_5xAGWAX8.pdf
- Argañaraz, J. P., Pizarro, G. G., Zak, M., & Bellis, L. M. (2015a). Fire regime, climate, and vegetation in the Sierras de Córdoba, Argentina. *Fire Ecology*, (11), 55-73. <https://doi.org/10.4996/fireecology.1101055>
- Argañaraz, J. P., Pizarro, G. G., Zak, M., Landi, M. A., & Bellis, L. M. (2015b). Human and biophysical drivers of fires in Semiarid Chaco mountains of Central Argentina. *Science of the Total Environment*, (550), 1-12. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.02.081>
- Amani, M., Member, Ghorbanian, A., Ahmadi, S. A., Kakooei, A. M., Mirmazloumi, S. M., Moghaddam, S. H. A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., Parsian, S., Wu, Q., & Brisco, B. (2020). Google Earth Engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: a comprehensive review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, (13), 1-25. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3021052>
- Axel, A. C. (2018). Burned area mapping of an escape fire into tropical dry forest in western Madagascar using multi-season Landsat OLI data. *Remote Sensing*, (10), 1-17. <https://doi.org/10.3390/rs10030371>
- Barpoutis, P., Papaioannou, P., Dimitropoulos, K., & Grammalidis, N. (2020). A review on early forest fire detection systems using optical remote sensing. *Sensors*, (20), 6442. <https://doi.org/10.3390/s20226442>
- Barnes, W., Xiong, X., Guenther, B., & Salomonson, V. (2003). Development, characterization, and performance of the EOS MODIS sensors. *Proceedings of SPIE*, (5151), 337-345. <https://doi.org/10.1117/12.504818>
- Beringer, J., Hutley, L. B., Tapper, N. J., Coutts, A., Kerley, A., & Grady, A. P. O. (2003). Fire impacts on surface heat, moisture, and carbon fluxes from tropical savanna in northern Australia. *International Journal of Wildland Fire*, (12), 333-340. <https://doi.org/10.1071/WF03023>
- Buchhorn, M., Lesiv, M., Tsendbazar, N. E., Herold, M., Bertels, L., & Smets, B. (2020). Copernicus global land cover layers – Collection 2. *Remote Sensing*, (12), 1-14. <https://doi.org/10.3390/rs12061044>
- Cabello, J., Fernández, N., Alcaraz-Segura, D., Oyonarte, C., Piñeiro, G., Altesor, A., Delibes, M., & Paruelo, J. M. (2012). The ecosystem functioning dimension in conservation: insights from remote sensing. *Biodiversity and Conservation*, (21), 3287-3305. <https://doi.org/10.1007/s10531-012-0370-7>
- Cabido, M., Breimer, R., & Vega, G. (1987). Plant communities and associated soil types in a High Plateau of a Córdoba mountains, central Argentina. *Mountain Research and Development*, (7), 25-42. <https://www.jstor.org/stable/3673322>
- Cabido, M., Zeballos, S. R., Zak, M., Carranza, M. L., Giorgis, M. A., Cantero, J. J., & Acosta, A. T. R. (2018). Native woody vegetation in central Argentina: Classification of Chaco and Espinal forests. *Appl Veg Sci.*, (21), 298-311. <https://doi.org/10.1111/avsc.12369>
- Carranza, M. L., Hoyos, L., Frate, L., Acosta, A. T. R., & Cabido, M. (2015). Measuring forest fragmentation using multitemporal forest cover maps: Forest loss and spatial pattern analysis in the Gran Chaco central Argentina. *Landscape and Urban Planning*, (142), 238-247. <http://dx.doi.org/10.1016/j.landurbplan.2015.08.006>
- Casey, K., Polashenki, C. M., Chen, J., & Tedesco, M. (2017). Impact of MODIS sensor calibration updates on Greenland ice sheet surface reflectance and albedo trends. *The Cryosphere Discussions*, (38), 1-24. <https://doi.org/10.5194/tc-2017-38>
- Charlson, R. J., Ackerman, A. S., Bender, F. A-M., Anderson, T. L., & Liu, Z. (2007). On the climate forcing consequences of the albedo continuum between cloudy and clear air. *Tellus*, (59), 715-727. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0889.2007.00297.x>

- Chuvieco, E., Aguado, I., Salas, J., García, M., Yebra, M., & Olivia, P. (2020). Satellite remote sensing contributions to wildland fire science and management. *Current Forestry Reports*, (6), 81-96. <https://doi.org/10.1007/s40725-020-00116-5>
- Claverie, M., Ju, J., Masek, J. G., Dungan, J. L., Vermote, E. F., Roger, J-C., Skakun, S. V., & Justice, C. (2018). The harmonize Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set. *Remote Sensing of Environment*, (219), 145-161. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.002>
- Courault, D., Seguin, B., & Oliosio, A. (2005). Review on estimation of evapotranspiration from remote sensing data: From empirical to numerical modelling approaches. *Irrigation and Drainage Systems*, (19), 223-249. <https://doi.org/10.1007/s10795-005-5186-0>
- Costa, M. B., De Menezes, L. F. T., & Nascimento, M. T. (2017). Post-fire regeneration in seasonally dry tropical forest fragments in southeastern Brasil. *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, (89), 2687-2695. <http://dx.doi.org/10.1590/0001-3765201720160728>
- De Andrade, M. D., Delgado, R. C., da Costa de Menezes, S. J. M., Rodrigues, R. A., Teodoro, P. E., Junior, C. A. J., & Pereira, M. G. (2021). Evaluation of the MOD11A2 product for canopy temperature monitoring in the Brazilian Atlantic Forest. *Environmental Monitoring Assessment*, 193(45), 1-20. <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08788-z>
- De Santis, A., & Chuvieco, E. (2007). Burn Severity estimation from remotely sensed data: performance of simulation versus empirical models. *Remote Sensing of Environment*, (108), 422-435. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.022>
- Di Bella, C. M., Paruelo, J. M., Becerra, J. E., Bacour, C., & Baret, F. (2004). Effect of senescent leaves on NDVI-based estimates of fAPAR: Experimental and modelling evidences. *International Journal of Remote Sensing*, 25(33), 5415-55427. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160412331269724>
- Di Bella, C. M., Jobbágy, E. G., Paruelo, J. M., & Pinnok, S. (2006). Continental fire density patterns in South America. *Global Ecology and Biogeography*, (15), 192-199. <https://doi.org/10.1111/j.1466-822X.2006.00225.x>
- Di Bella, C. M., Fischer, M. A., & Jobbágy, E. G. (2011). Fire patterns in north-eastern Argentina: influences of climate and land use/cover. *International Journal of Remote Sensing*, (32), 4961-4971. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2010.494167>
- Didan, K., & Munoz, A. B. (2015). MODIS Vegetation Index User's Guide (MODIS13 Series). *Vegetation Index and Phenology Lab*, 3.10, 1-33. Enlace: https://vip.arizona.edu/documents/MODIS/MODIS_VI_UsersGuide_June_2015_C6.pdf
- Doxsey-Whitefield, E., MacManus, K., Adamo, S. B., Pistolesi, J. S., Olena, B., & Baptista, S. R. (2015). Taking advantage of the improved availability of census data: a first look at the gridded population of the world, versión 4. *Papers in Applied Geography*, (1), 226-234. <http://dx.doi.org/10.1080/23754931.2015.1014272>
- Epting, J., Verbyla, D., & Sorbel, B. (2005). Evaluation of remotely sensed indices for assessing burn severity in interior Alaska using Landsat TM and ETM+. *Remote Sensing of Environment*, (96), 328-339. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.002>
- Escuin, S., Navarro, R., & Fernández, P. (2008). Fire severity assessment by using NBR (Normalize Burn Ratio) and NDVI (Normalize Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images. *International Journal of Remote Sensing*, (29), 1053-1073. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160701281072>
- Esmail, B. A., & Geneletti, D. (2018). Multi-criteria decision analysis for nature conservation: A review of 20 years of applications. *Methods in Ecology and Evolution*, (9), 42-53. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12899>
- Espelta, J. M., Retana, J., & Habrouk, A. (2003). An economic and ecological multi-criteria evaluation of reforestation methods to recover burned *Pinus nigra* forests in NE Spain. *Forest Ecology and Management*, (180), 185-198. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00599-6](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00599-6)
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E., Roth, L., Seal, D., Shaffer, S., Shimada, J., Umland, J., Werner, M., M., Oskin, M., Burbank, D., & Alsdorf, D. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of Geophysics* (45), 1-33. <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>

- Fernández-Buces, N., Siebe, C., Cram, S., & Palacio, J. L. (2006). Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: A case study in the former lake Texcoco, Mexico. *Journal of Arid Environments*, (65), 644-667. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.08.005>
- Gale, M. G., Cary, G. J., Van Dijk, A. I. J. M., & Yebra, M. (2021). Forest fire fuel through the lens of remote sensing: Review of approaches, challenges and future directions in the remote sensing of biotic determinants of fire behavior. *Remote Sensing of Environment*, (255), 112282. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112282>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixonb, M., Ilyushchenko, S., Thaub, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 1-10. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gould K. A., Fredericksen, T. S., Morales, F., Kennard, D., Putz, F. E., Mostacedo, B., & Toledo, M. (2002). Post-fire tree regeneration in lowland Bolivia: implication for fire management. *Forest Ecology and Management*, (165), 225-234. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(01\)00620-X](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(01)00620-X).
- Grandis, C. G., Brandi, C. G., Picciani, A. L., & Finola, A. 2014. Análisis de la amenaza antrópica como componente del riesgo ambiental: estudio de las variaciones sufridas en la vegetación en un área de las Sierras de Comechingones afectada por incendios forestales, Achiras, prov. de Córdoba. *Revista de Investigación de la Facultad de Ciencias Humanas*, (9), 125-145. <http://hdl.handle.net/11336/34484>
- Groves, C. R., Jensen, D. B., Valutis, L. L., Redford, K. H., Shaffer, M. L., Scott, J. M., Baumgartner, J. V., Higgins, J. V., Beck, M. W., & Anderson, M. G. (2002). Planning for biodiversity conservation: Putting conservation science into practice. *BioScience*, (52), 499-512. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2002\)052\[0499:PFB CPC\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0499:PFB CPC]2.0.CO;2)
- Hall, R. J., Freeburn, J. T., de Groot, W. J., Pritchard, J. M., Lynham, T. J., & Landry, R. (2008). Remote sensing of burn severity: experience from western Canada boreal fires. *International Journal of Wildland Fire*, (17), 476-489. <https://doi.org/10.1071/WF08013>
- Hesslerová, P., Pokorný, J., Brom, J., & Rejšková-Procházková, A. (2013). Daily dynamics of radiation surface temperature of different land cover types in a temperate cultural landscape: Consequences for the local climate. *Ecological Engineering*, (54), 145-154. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecoleng.2013.01.036>
- Houspanossian, J., Giménez, R., Jobbágy, E., & Noretto, M. 2017. Surface albedo raise in the South American Chaco: combined effects of deforestation and agricultural changes. *Agricultural and Forest Meteorology*, (232), 118-127. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.08.015>
- Houspanossian, J., Noretto, M., & Jobbágy, E. (2013). Radiation Budget changes with dry forest clearing in temperate Argentina. *Global Change Biology*, (19), 1211-1222. <https://doi.org/10.1111/gcb.12121>
- Hughes, L. (2000). Biological consequences of global warming: is the signal already apparent? *Trends in Ecology and Evolution*, (15), 1-6. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(99\)01764-4](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(99)01764-4)
- Hutchison, K. D. (2003). Applications of MODIS satellite data and products for monitoring air quality in the state of Texas. *Atmospheric Environment*, (37), 2403-2412. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(03\)00128-6](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(03)00128-6)
- Jaimes, N. B. P., Sendra, J. B., Delgado, M. G., Plata, R. F., Némiga, X. A., & Solís, L. R. M. (2012). Determination of optimal zones for forest plantations in the State of Mexico using multi-criteria spatial analysis and GIS. *Journal of Geographic Information System*, (4), 204-218. <http://dx.doi.org/10.4236/jgis.2012.43025>
- Jaureguiberry, P., Argañaraz, J. P., & Giorgis, M. A. (2021). Incendios en la provincial de Córdoba: La urgencia de un abordaje integral. *Revista de Comunicación de las Ciencias de la Tierra* (5), 2618-2122. <https://www.researchgate.net/publication/353558283> Incendios en la Provincia de Cordoba la urgencia de un abordaje integral
- Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P., & Morisette, J. T. (2002). An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment* (83), 3-15. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6)
- Key, C. H., & Benson, N. (1999). Measuring and remote sensing of burn severity: the CBI and NBR. *Proceedings Joint Fire Science Conference and Workshop*, (2), 1. <https://www.researchgate.net/publication/241687936>

- Kokaly, F. R., Barnaby, W. R., Sandra, L. H., & King, T. V. V. (2007). Characterization of post-fire Surface cover, soils, and burn severity at the Cerro Grande Fire, New Mexico, using hyperspectral and multispectral remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, (106), 305-325. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.08.006>
- Krishnan, P., Meyers, T. P., Scott, R. L., Kennedy, L., & Heuer, M. (2012). Energy exchange and evapotranspiration over two temperate semi-arid grasslands in North America. *Agricultural and Forest Meteorology*, (153), 31-44. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.09.017>
- Lentile, L. B., Holden, Z. A., Smith, A. M. S., Falkowski, M. J., Hudak, A. T., Morgan, P., Lewis, S. A., Gessler, P. E., & Benson, N. C. (2006). Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *International Journal of Wildland Fire*, (15), 319-345. <https://doi.org/10.1071/WF05097>
- Li, M., Liew, S. C., & Kwoh. (2004). Automated production of cloud-free and cloud-shadow-free image mosaics from cloudy satellite imagery. *Centre of Remote Imaging, Sensing and Processing, National University of Singapore*, 1-5. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.184.3612&rep=rep1&type=pdf>
- Li, Z. L., Tang, R., Wang, Z., Bi, Y., Zhou, C., Tang, B., Yan, G., & Zhang, X. (2009). A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data. *Sensors* (9), 3801-3853. <https://doi.org/10.3390/s90503801>
- Lo Seen Chong, D., Mougin, E., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (1993). Relating the global vegetation index to net primary productivity and actual evapotranspiration over Africa. *International Journal of Remote Sensing*, 14(8), 1517-1546. <http://dx.doi.org/10.1080/01431169308953984>
- Lopes, T. R., Moura, L. B., Nasimento, J. G., Junior, L. S. F., Zolin, C. A., Duarte, S. N., Folegatti, M. & V., Santos, O. N. A. (2020). Priority areas for forest restoration aiming at the maintenance of water resources in a basin in the Cerrado/Amazon ecotone, Brasil. *Journal of South American Earth Sciences*, (101), 102630. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2020.102630>
- Lopresti, M. F., Di Bella, C. M., & Degioanni, A. J. (2015). Relationship between MODIS-NDVI data and wheat yield: a case study in Northern Buenos Aires province, Argentina. *Information Processing in Agriculture S2214-3173(15)00027-X*. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2015.06.001>
- Ma, Q., Bales, R. C., Rungee, J., Conklin, M. H., Collins, B. M., & Goulden, M. L. (2020). Wildfire controls on evapotranspiration in California's Sierra Nevada. *Journal of Hydrology*, (590), 125364. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125364>
- MAPBIOMAS. (2022). MapBiomass general "Handbook": Algorithm Theoretical Basis Document (ATDB). Collection 6, version 1.0 https://mapbiomas-br-site.s3.amazonaws.com/Metodologia/ATBD_Collection_6_v1_January_2022.pdf
- Mari, N. A., Ahumada, M., & Pons, D. (2021). Incendios en la provincial de Córdoba: año 2020. Proyecto: Prevención y evaluación de la emergencia y Desastre Agropecuario – componente 1.6.2.3.PE.I064. <https://repositorio.inta.gob.ar/handle/20.500.12123/9591>
- Mateos, A. C., Amarillo, A. C., Busso, T., & Carreras, H. A. (2019). Influence of meteorological variables and forest fires events on air quality in an urban area (Córdoba, Argentina). *Archives of Environmental Contamination and Toxicology*, (77), 171-179. <https://doi.org/10.1007/s00244-019-00618-9>
- Mendoza, G. A., & Martins, H. (2006). Multi-criteria decision analysis in natural resource management: A critical review of methods and new modelling paradigms. *Forest Ecology and Management*, (230), 1-22. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2006.03.023>
- McNaughton, S., Oesterheld, M., Frank, D. A., & Williams, K. J. (1989). Ecosystem-level patterns of primary productivity and herbivory in terrestrial habitats. *Nature* (341), 142-144. <https://doi.org/10.1038/341142a0>
- 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), 66-80. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.12.006>
- Mitri, G. H., & Gitas, I. Z. (2013). Mapping post-fire forest regeneration and vegetation recovery using a combination of very high spatial resolution and hyperspectral satellite imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, (20), 60-66. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.09.001>

- Mu, Q., Heinsch, F. A., Zhao, M., & Running, S. W. (2013). Development of a global evapotranspiration based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*, (111), 519-536. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.015>
- Nolan, R. H., Lane, P. N. J., Benyon, R. G., Bradstock, R. A., & Mitchell, P. J. (2014). Changes in evapotranspiration following wildfire in resprouting eucalypt forests. *Ecohydrology*, (7), 1363-1377. <https://doi.org/10.1002/eco.1463>
- Nosetto, M. D., Jobbágy, E. G., Brizuela, A. B., & Jackson, R. B. (2012). The hydrologic consequences of land cover change in central Argentina. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, (154), 2-11. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2011.01.008>
- Nosetto, M. D., Toledo, E. L., Magliano, P. N., Figuerola, P., Blanco, L. J., & Jobbágy, E. G. (2020). Constrasting CO₂ and water vapour fluxes in dry forest and pasture sites of Central Argentina. *Ecohydrology*, (13), 1-15. <https://doi.org/10.1002/eco.2244>
- Noy-Meir, I., Mascó, M., Giorgis, M. A., Gurvich, D. E., Perazzolo, D., & Ruiz, G. (2012). Estructura y diversidad de dos fragmentos del bosque de Espinal en Córdoba, un ecosistema amenazado. *Bol. Soc. Argent. Bot.*, 47(1-2), 119-133.
- Orsi, F., & Geneletti, D. (2010). Identifying priority areas for forest Landscape Restoration in Chiapas (Mexico): An operational approach combining ecological and socioeconomic criteria. *Landscape and Urban Planning*, (94), 20-30. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2009.07.014>
- Paruelo, J. M. (2008). La caracterización funcional de ecosistemas mediante sensores remotos. *Ecosistemas*, 17(3), 4-22. <https://www.revistaecosistemas.net/index.php/ecosistemas/article/view/83>
- Pausas, J. G., & Keeley, J. E. (2014). Evolutionary ecology of resprouting and seeding in fire-prone ecosystems. *New Phytologist*, (204), 55-65. <https://doi.org/10.1111/nph.12921>
- Pérez-Luque, A. J., Pérez-Pérez, R., Bonet-García, F. J., & Magaña, P. J. (2014). An ontological system based on MODIS images to assess ecosystem functioning of Natura 2000 habitats: A case study for *Quercus pyrenaica* forests. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, (37), 142-151. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.09.003>
- Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Turker, C. J., & Stenseth, N. C. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *TRENDS in Ecology and Evolution*, (20), 503-510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Poon, P. K., & Kinoshita, A. M. (2018a). Spatial and temporal evapotranspiration trends after wildfire in semi-arid landscapes. *Journal of Hydrology*, (559), 71-83. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.02.023>
- Poon, P. K., & Kinoshita, A. M. (2018b). Estimating evapotranspiration in a post-fire environment using remote sensing and machine learning. *Remote Sensing*, 10(1728), 1-15. <https://doi.org/10.3390/rs10111728>
- Remelgado, R., Leutner, B., Safi, K., Sonnenschein, R., Kuebert, C., & Wegmann, M. (2018). Linking animal movement and remote sensing-mapping resource suitability from a remote sensing perspective. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4(3), 211-224. <https://doi.org/10.1002/rse2.70>
- Roche, J. W., Ma, Q., Rungee, J., & Bales, R. C. (2020). Evapotranspiration mapping for forest management in California's Sierra Nevada. *Frontiers in Forest and Global Change*, (3), 1-14. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2020.00069>
- Rodriguez, J. M., Estrabou, C., Fenoglio, R., Robbiati, F., Salas, M. C., & Quiroga, G. (2009). Recuperación post-fuego de la comunidad de líquenes epífitos en la provincia de Córdoba, Argentina. *Acta bot. bras.*, (23), 854-859. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.858485>
- Roy, D. P., Boschetti, L., & Trigg, S. N. (2006). Remote sensing of fire severity: assessing the performance of normalized burn ratio. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, (3), 112-116. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.858485>
- Running, S. W., Mu, Q., Zhao, M., & Moreno, A. (2017). User's guide MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product (NASA MOD13A2/A3). *NASA Earth Observing System MODIS Land Algorithm*, (1.5), 1-34. https://landweb.modaps.eosdis.nasa.gov/QA_WWW/forPage/user_guide/MOD16UsersGuide2016V1.52017May23.pdf

- Sun, C., Beirne, C., Burgar, J. M., Howey, T., Fisher, J., & Burton, C. (2021). Simultaneously monitoring of vegetation dynamics and wildlife activity with camera traps to assess habitat change. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 7(4), 666-684. <https://doi.org/10.1002/rse2.222>
- Schwaiger, H. P., & Bird, D. N. (2010). Integration of albedo effects caused by land use change into the climate balance: Should we still account in greenhouse gas units? *Forest Ecology and Management*, (260), 278-286. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.12.002>
- Sun, Z., Wang, Q., Batkhisig, O., & Ouyang, Z. (2016). Relationship between evapotranspiration and land surface temperature under energy-and water limited conditions in dry and cold climates. *Advances in Meteorology* <http://dx.doi.org/10.1155/2016/1835487>
- Szilagyi, J., Rundquist, D. C., & Gosselin, D. C. (1998). NDVI relationship to monthly evaporation. *Geophysical Research Letters*, (25), 1753-1756. <https://doi.org/10.1029/98GL01176>
- Szapkowski, D. M., & Jensen, J. L. R. (2019). A review of the applications of remote sensing in fire ecology. *Remote Sensing*, (11), 2638. <https://doi.org/10.3390/rs11222638>
- Tian, Y., Dickinson, R. E., Zhou, L., Myneni, R. B., Friedl, M., Schaaf, C. B., Carroll, M., & Gao, F. (2004). Land boundary conditions from MODIS data and consequences for the albedo of a climate model. *Geophysical Research Letters*, (31), L05504. <https://doi.org/10.1029/2003GL019104>
- Torres, R. C., Giorgis, M. A., Trillo, C., Volkmann, L., Demaio, P., Heredia, J., & Renison, D. (2013). Post-fire recovery occurs overwhelmingly by resprouting in the Serrano forest of Central Argentina. *Austral Ecology*, (39), 346-354. <https://doi.org/10.1111/aec.12084>
- Uribe, D., Geneletti, D., del Castillo, R. F., & Orsi, F. (2014). Integrating stakeholder preferences and GIS-based multicriteria análisis to identify forest landscape restoration priorities. *Sustainability*, (6), 935-951. <https://doi.org/10.3390/su6020935>
- Valente, R. A., Petean, F. C. S., & Vettorazzi, C. A. (2017). Multicriteria decision análisis for prioritizing areas for forest restoration. *CERNE* (23), 53-60. <https://doi.org/10.1590/01047760201723012258>
- Valente, R. A., de Mello, K., Metedieri, J. F., & Américo, C. (2021). A multicriteria evaluation approach to set forest restoration priorities base don wáter ecosystem services. *Journal of Environmental Management*, (285), 112049. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112049>
- Veraverbeke, S., Lhermitte, S., Verstraeten, W. W., & Goossens, R. (2011). Evaluation of pre/post-fire differenced spectral indices for assessing burn severity in a Mediterranean environment with Landsat Thematic Mapper. *International Journal of Remote Sensing*, 32(12), 3521-3537. <https://doi.org/10.1080/01431161003752430>
- Veraverbeke, S., Verstraeten, W. W., Lhermitte, Stefaan., Van De Kerchove, R., & Goossens, R. (2012). Assessment of post-fire changes in land surface temperature and surface albedo, and their relation with fire-burn severity using multitemporal MODIS imagery. *International Journal of Wildland fire*, (21), 243-256. <http://dx.doi.org/10.1071/WF10075>
- Verzino, G., Joseau, J., Dorado, M., Gellert, E., Reartes, S. R., & Nobile, R. (2005). Impacto de los incendios sobre la diversidad vegetal, Sierras de Córdoba, Argentina. *Ecología Aplicada* (4), 25-34. <https://doi.org/10.21704/rea.v4i1-2.294>
- Wan, Z. (2013). Collection-6 MODIS land surface temperature products user's guide. ERI, University of California, Santa Bárbara. https://lpdaac.usgs.gov/documents/118/MOD11_User_Guide_V6.pdf
- Wang, Z., Schaaf, C. B., Sun, Q., Shuai, Y., & Román, M. (2018). Capturing rapid land surface dynamics with collection V006 MODIS BRDF/NBAR/Albedo (MCD43) products. *Remote Sensing of Environment*, (207), 50-64. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.001>
- Xiong, X., Chiang, K., Sun, J., Barnes, W. L., Guenther, B., & Salomonson V. V. (2009). NASA EOS Terra and Aqua MODIS on-orbit performance. *Advances in Space Research*, (43), 413-422. <https://doi.org/doi:10.1016/j.asr.2008.04.008>
- Yakimov, N., & Ponomarev, E. (2020). Dynamics of post-fire effects in larch forests of Central Siberia based on satellite data. *E3S Web of Conferences* (149), 03008. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202014903008>

Zhang, K., Kimball, J., & Running, S. W. (2016). A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation. *WIREs Water*, (3), 834-853. <https://doi.org/10.1002/wat2.1168>