

MAPBIOMAS
[FUEGO]

MapBiomas Fuego

Documento de base teórica sobre algoritmos (ATBD)

Algorithm Theoretical Basis Document - ATBD

Colección 1.0

Versión 1.0

Septiembre de 2026

Coordinación del proyecto MapBiomás Fuego

Adriana Rojas Suárez

Stijn Erik R Hantson

Responsables técnicos

Miguel Restrepo

Cristhian Ramirez

Desarrollo

Luis Medina

Emmanuel Valero

Equipo de especialistas

Alejandra Ariza

Andres Medina

Cristhian Ramirez

David Martínez Joven

David Mendez Medellín

Jefferson Esquerre

Juan Fernando Rojas

Karel Aldrin Sanchez

Maick Jefferson

María José Cano

Miguel Restrepo

Raul Montoya

Colaboración Técnica

Ane Alencar

Julia Shimbo

Karen Huertas

Vera Laisa da Silva Arruda

Wallace Vieira da Silva

Institución

Fundación Gaia Amazonas

Gaia
Amazonas

Calle 70a # 11- 30

Bogotá, Colombia.

<https://www.gaiaamazonas.org>

Universidad del Rosario



Carrera 24 N° 63C-69

Bogotá, Colombia.

<https://urosario.edu.co/>

Cómo citar:

MapBiomás Colombia. (2026). MapBiomás Fuego: Documento de base teórica sobre algoritmos (ATBD). MapBiomás Fuego Colombia, Colección 1. Fundación Gaia Amazonas & Universidad del Rosario.

1. RESUMEN EJECUTIVO.....	8
2. INTRODUCCIÓN.....	9
3. CONTEXTO Y ANTECEDENTES.....	11
3.1 MapBiomass Fuego Colombia.....	11
3.2 Otras iniciativas de monitoreo de áreas quemadas.....	11
3.2.1. Iniciativas de Alcance Global.....	12
3.2.2. Iniciativas regionales.....	13
3.2.3. Iniciativas Nacionales.....	14
4. METODOLOGÍA.....	16
4.1. Flujo metodológico general.....	16
4.2. Datos de entrada.....	17
4.2.1. Información de referencia usada.....	17
4.2.2. Delimitación de regiones de clasificación.....	18
4.2.3. Generación de mosaicos.....	21
4.2.3.1. Índice Normalizado de Área Quemada (NBR).....	21
4.2.3.2. Selección de variables de clasificación.....	24
4.3. Toma de muestras.....	24
4.3.1 Áreas quemadas del Amazonía.....	25
4.3.2 Áreas quemadas de los Andes.....	26
4.3.3 Áreas quemadas del Caribe.....	27
4.3.4 Áreas quemadas del bioma Insular.....	27
4.3.5 Áreas quemadas de la Orinoquia.....	28
4.3.6 Áreas quemadas del Pacífico.....	28
4.3.7 Áreas quemadas de los Valles Interandinos.....	29
4.4 Clasificación de áreas quemadas con redes neuronales.....	30
4.4.1 Toma de muestras.....	31
4.4.2 Bandas de entrada.....	31
4.4.3 Preparación de datos.....	31
4.4.4 Arquitectura del modelo.....	33
4.4.5 Entrenamiento del modelo.....	35
4.4.6 Resultado de entrenamiento.....	35
4.4.7 Inferencia - Datos de entrada.....	35
4.4.8 Procesamiento escena por escena.....	36
4.4.9 Resultado de inferencia.....	37
4.5. Post-clasificación.....	37
4.5.1. Enmascaramiento por cobertura y uso del suelo.....	38
4.5.2. Filtro espacial.....	40
4.5.3. Filtro de relleno de vacíos (gapfill).....	40
4.5.3. Corrección manual dirigida.....	41

4.5.5. Extracción de la fecha de detección.....	41
4.6. Productos de salida.....	43
4.6.1 Datos agrupados por año.....	43
4.6.1.1 Área quemada anual.....	43
4.6.1.2 Área quemada mensual.....	44
4.6.1.3 Extensión de quema.....	44
4.6.2 Datos agrupados por periodo.....	45
4.6.2.1 Área quemada acumulada.....	45
4.6.2.2 Frecuencia de área quemada.....	45
4.6.2.3 Año del último fuego.....	46
5. LIMITACIONES Y ARTEFACTOS.....	46
5.1. Limitaciones del dato de entrada.....	46
5.2. Limitaciones propias del criterio metodológico (NBR mínimo).....	48
5.3. Limitaciones del procesamiento por región y por escena.....	48
6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	49

Índice de Figuras

Figura 1. Flujo metodológico para la clasificación de áreas quemadas de MapBiomias Fuego.....	16
Figura 2. Regiones de clasificación por regiones para MapBiomias Fuego.....	20
Figura 3. Método de generación de mosaicos anuales y cálculo de Índice espectral NBR mínimo para MapBiomias Fuego Colombia.....	22
Figura 4. Mapa del mosaico de calidad (QM) de 2025 para Colombia (RGB SWIR-1, NIR, Red), con ejemplos de áreas quemadas: (1) Amazonía, (2) Andes, (3) Caribe, (4) Orinoquía, (5) Pacífico y (6) Valles Interandinos.....	23
Figura 5. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para la Amazonía, municipio de Puerto Guzmán, Putumayo.....	26
Figura 6. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Andes, municipio de La Plata, Huila.....	26
Figura 7. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Caribe, municipio de Valledupar, Cesar.....	27
Figura 8. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Orinoquía, municipio de La Primavera, Vichada.....	28
Figura 9. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Pacífico, municipio de Unguia, Chocó.....	29
Figura 10. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Valles Interandinos, municipio de Cali, Valle del Cauca.....	30
Figura 11. Preparación de datos: de ráster a tabla de entrenamiento, aplanamiento de cada archivo TIFF (H x W x 5) en una tabla de N x 5, filtrado de información con sin datos válidos y concatenar por región.....	32
Figura 12. División estratificada de los datos para preservar la proporción de píxeles quemados y no quemados.....	33
Figura 13. Estandarización de bandas espectrales (z-score), centrada en cero y escalado a varianza unitaria, con estadísticas fijadas en el conjunto de datos de entrenamiento.....	33
Figura 14. Arquitectura del modelo de clasificación (MPL): Perceptrón multicapa de 5 capas ocultas - separación de la firma espectral de áreas quemadas en conjunto con las 4 bandas.....	34
Figura 15. Ciclo de vida del modelo por región (desde el entrenamiento hasta la inferencia) esta gráfica muestra en amarillo el punto 4.4.5., en naaranja el punto 4.4.6., en verde el punto 4.4.7. y en azul el punto 4.4.8.....	37
Figura 16. Efecto de la aplicación del filtro espacial y del relleno de vacíos.....	41
Figura 17. Mapa de área quemada anual (2025).....	43
Figura 18. Mapa de área quemada mensual (2025).....	44
Figura 19. Mapa de extensión de de quema (2025).....	44
Figura 20. Mapa de área quemada acumulada en el periodo de 2000 al 2025.....	45
Figura 21. Mapa de frecuencia de área quemada en el periodo de 2000 al 2025.....	45
Figura 22. Mapa de último registró de área quemada en el periodo de 2000 al 2025.....	46
Figura 23. Representación del análisis de los mosaicos de calidad, también disponibles en la plataforma MapBiomias Colombia - módulo de fuego.....	47

Índice de Tablas

Tabla 1. Resumen de productos regionales.....	17
Tabla 2. Distribución de regiones operativas para clasificación de áreas quemadas (Adaptadas para MapBiomass Fuego Colombia).....	19
Tabla 3. Colecciones de datos Landsat.....	21
Tabla 4. Variables para la clasificación de Fuego de la Colección 1 MapBiomass Fuego Colombia.....	24
Tabla 5. Bandas exportadas a los archivos de entrenamiento.....	31
Tabla 6. Clases con enmascaramiento recomendado.....	38
Tabla 7. Clases con enmascaramiento a discreción del profesional encargado de cada región... 39	
Tabla 8. Clases no recomendadas para el enmascaramiento.....	39

1. RESUMEN EJECUTIVO

Este documento presenta las bases teóricas y metodológicas del Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) de MapBiomass Fuego Colombia, Colección 1.0, que ofrece la primera serie histórica nacional de mapas mensuales y anuales de áreas quemadas para el territorio continental colombiano entre los años 2000 y 2025. La metodología se apoya en el procesamiento de mosaicos anuales de calidad contruidos a partir de imágenes Landsat 5, 7, 8 y 9, con 30 metros de resolución espacial, en la plataforma de computación en la nube Google Earth Engine, y en la clasificación de las huellas de fuego mediante un modelo de redes neuronales profundas (Deep Neural Network, DNN) entrenado de manera independiente para las regiones de clasificación que representan la heterogeneidad bioclimática del país (Amazonía, Andes, Caribe, Insular, Orinoquía, Pacífico y Valles Interandinos).

El proceso de clasificación se complementa con rutinas de posclasificación —enmascaramiento temático por coberturas de la tierra, filtros espaciales y temporales, y corrección manual dirigida — que reducen el ruido y los errores de comisión propios de un mapeo píxel a píxel sobre una ventana temporal de más de dos décadas. Como resultado, la Colección 1.0 pone a disposición pública seis productos: área quemada anual, área quemada mensual, área quemada acumulada, frecuencia de quema, año del último incendio y extensión de quema, clasificados de acuerdo con las coberturas y usos del suelo de la Colección 3 de MapBiomass Colombia. La iniciativa es liderada conjuntamente por la Fundación Gaia Amazonas y la Universidad del Rosario en el marco de la red MapBiomass, con el acompañamiento técnico del equipo de MapBiomass Fuego Brasil, cuya metodología constituye la base conceptual adaptada en este documento al contexto colombiano. Los productos generados buscan fortalecer la prevención, el monitoreo y la evaluación del régimen del fuego en el país, y están disponibles de forma libre y gratuita en la plataforma de MapBiomass Colombia.

2. INTRODUCCIÓN

El fuego es considerado uno de los agentes de perturbación más significativa en los ecosistemas terrestres (Bond & Keeley, 2005; Pausas & Ribeiro, 2017), su efecto sobre la vegetación (en términos de composición, estructura y función) varía según las características propias del régimen de incendios: su recurrencia, severidad, estacionalidad, intervalos de retorno y extensión (Falk et al., 2007; Key & Benson, 2006; White & Pickett, 1985). A su vez, el régimen de incendios ha sufrido transformaciones significativas a escala mundial por múltiples causas (Hardesty et al., 2005). Por un lado, la acción humana ha incidido directamente al introducir nuevas fuentes de ignición, alterar la disponibilidad y acumulación de combustible vegetal, y modificar el funcionamiento de los ecosistemas (Hardesty et al., 2005; Mouillot & Field, 2005). Por otro lado, el cambio climático actúa como un factor potenciador al crear condiciones más propicias para la ocurrencia del fuego, principalmente a través del incremento de las temperaturas y la reducción de las lluvias, lo que deriva en una mayor frecuencia de episodios climáticos extremos (Dale et al., 2001; Gonzalez et al., 2010; Seidl et al., 2017).

Las repercusiones de estos cambios en el régimen de incendios son amplias y comprenden la degradación de recursos naturales, la liberación de gases de efecto invernadero a la atmósfera, la alteración de los ciclos del agua, el incremento de los procesos erosivos, el empobrecimiento de los suelos por pérdida de nutrientes y la transformación del paisaje. En conjunto, estos efectos comprometen la capacidad de los ecosistemas para proveer servicios ambientales esenciales (Bowman et al., 2009; Certini, 2005; Roces-Díaz et al., 2022; Shakesby & Doerr, 2006; van der Werf et al., 2017).

En este contexto, Colombia presenta condiciones particulares que hacen especialmente relevante contar con datos que permitan aproximarse a la comprensión del régimen del fuego en sus diferentes ecosistemas y regiones. Su diversidad bioclimática que va desde la Amazonía y el Pacífico hasta la Orinoquia, los Andes y el Caribe implica que los incendios tienen causas, dinámicas y consecuencias muy diferentes según la región (Armenteras et al., 2020). En la Orinoquia, las quemas son frecuentes durante la temporada seca principalmente entre enero y marzo y afectan extensas sabanas naturales, siendo originadas en su mayoría por actividades productivas, de caza y renovación de pastizales (Armenteras et al., 2005). En la Amazonía colombiana, el fuego está estrechamente vinculado con la deforestación y la expansión agropecuaria, constituyendo uno de los principales vectores de pérdida de cobertura boscosa (Armenteras et al., 2013). En los Andes, los incendios frecuentes de vegetación amenazan ecosistemas de alta fragilidad como los páramos y los bosques secos tropicales, afectando su estructura, composición y capacidad de recuperación (Armenteras et al., 2020).

Frente a este panorama, contar con registros históricos comparables y estandarizados para el territorio colombiano, es una condición indispensable para comprender la magnitud real del problema y diseñar respuestas adecuadas (IDEAM, s.f.). Esta información es clave en el ciclo del manejo integral del fuego: desde la prevención, al identificar áreas con alta recurrencia e historial de quemas; hasta el monitoreo y la evaluación, al proveer datos para analizar los parámetros del disturbio y las coberturas afectadas a lo largo del tiempo.

MapBiomás Fuego, es una iniciativa colaborativa de carácter regional que aprovecha el potencial de la teledetección satelital, los sistemas de información geográfica y los algoritmos

de inteligencia artificial para mapear de forma sistemática y continua las áreas afectadas por el fuego. La plataforma forma parte de la red MapBiomass, presente en más de 14 países, y tiene como propósito central transformar datos satelitales en información accesible, confiable y útil para la gestión ambiental del territorio. Sus productos están disponibles como datos abiertos y de acceso gratuito, lo que amplía significativamente su alcance: las autoridades ambientales y los equipos de respuesta pueden identificar zonas de alta recurrencia y priorizar acciones de prevención; los investigadores pueden analizar tendencias históricas y relacionar el fuego con variables climáticas, socioeconómicas o de uso del suelo; y las comunidades locales pueden acceder a información objetiva sobre el comportamiento del fuego en sus territorios.

Desde el punto de vista del ciclo de vida del dato, MapBiomass Fuego Colombia opera bajo un esquema de colecciones anuales: cada nueva colección extiende la serie histórica, incorpora mejoras metodológicas y actualiza los modelos de clasificación con nuevas muestras de entrenamiento. Este esquema garantiza que los productos evolucionen junto con el conocimiento científico y con la disponibilidad de datos satelitales de mayor calidad, al tiempo que mantiene la retrocompatibilidad entre colecciones para permitir comparaciones interanuales consistentes (A. A. C. Alencar et al., 2022).

El presente documento tiene como objetivo describir la metodología empleada por MapBiomass Fuego para la generación de los mapas anuales de áreas quemadas que constituyen el principal producto de esta iniciativa. Este ATBD comprende el contexto y los antecedentes de la iniciativa ([sección 3](#)), el detalle de la metodología implementada ([sección 4](#)), y las limitaciones y artefactos obtenidos en los resultados ([sección 5](#)), finalizando con la referencias bibliográficas ([sección 6](#)). El documento está dirigido a un público amplio y no requiere conocimientos previos en teledetección o sistemas de información geográfica; a lo largo del texto se explican los conceptos técnicos necesarios y se presentan ejemplos aplicados al territorio colombiano.

3. CONTEXTO Y ANTECEDENTES

3.1 MapBiomias Fuego Colombia

La red se desarrolla en el marco de: i) el uso de tecnología para el procesamiento en la nube de grandes cantidades de datos espaciales mediante algoritmos de Google Earth Engine; ii) la producción de datos y metodologías totalmente gratuitas, replicables y mejorables cada año (colecciones); iii) el equipo técnico multidisciplinario que con su experiencia lleva a cabo el monitoreo del territorio; y iv) el apoyo de instituciones y financiadores que apoyan la visión de la red.

MapBiomias Fuego Colombia presenta su primera colección de mapas anuales de áreas quemadas entre los años 2000 y 2025. La metodología utilizada empleó algoritmos de Deep Learning utilizando un modelo basado en redes neuronales profundas DNN (Por sus siglas en inglés, Deep Neural Networks), con imágenes satelitales Landsat de 30 metros de resolución espacial. La iniciativa es desarrollada a partir de la co-creación entre la Universidad del Rosario y la Fundación Gaia Amazonas.

Las colecciones de MapBiomias pretenden contribuir al desarrollo de un método rápido, fiable colaborativo y de bajo coste para procesar conjuntos de datos a gran escala y generar series temporales históricas de mapas anuales. Todos los datos, procesos, códigos, estadísticas y otros análisis son de libre acceso a través de la plataforma de MapBiomias Colombia (<https://colombia.mapbiomas.org/>).

Los datos generados para la Colección 1.0 comprenden los siguientes productos de información:

- Áreas quemadas anuales a nivel nacional del 2000 al 2025
- Áreas quemadas según las clases de Uso y Cobertura del Suelo de MapBiomias Colombia Colección 3
- Frecuencia anual de áreas quemadas en Colombia
- Área quemada mensual en Colombia del 2000 al 2025
- Áreas quemadas acumuladas en Colombia
- Área quemada anual por intervalo de extensión de quema/huella de incendio
- Año de la última ocurrencia de un evento de incendio/quema

Los productos pueden ser consultados de manera gratuita en la página web de la red MapBiomias Colombia y los algoritmos de clasificación están disponibles en el Github de MapBiomias Colombia (<https://github.com/mapbiomas/colombia-fire>).

3.2 Otras iniciativas de monitoreo de áreas quemadas

En los últimos años han surgido múltiples iniciativas orientadas al mapeo y monitoreo de áreas quemadas e incendios de la cobertura vegetal, tanto a escala global como nacional, incorporando metodologías y enfoques metodológicamente diversos. Estas herramientas pueden agruparse en tres categorías funcionales distintas, cuya distinción es relevante para efectos de calibración: (i) sistemas de detección de focos de calor o anomalías térmicas en tiempo casi real, que identifican la ocurrencia puntual de fuego activo pero no delimitan su

extensión; (ii) productos de área quemada o huellas del fuego, que delimitan espacialmente la superficie efectivamente afectada por el fuego, categoría a la que pertenece MapBiomás Fuego Colombia; y (iii) plataformas de agregación, que integran varias fuentes de datos (focos de calor, área quemada, cobertura boscosa, alertas de deforestación) en un solo sistema de visualización o análisis. Estas iniciativas responden a la necesidad de comprender los impactos de los incendios en el marco del cambio climático, así como sus efectos sobre las dinámicas ecológicas, los regímenes de fuego y los ciclos de carbono y ha contribuido al seguimiento de la deforestación y al fortalecimiento de procesos de conservación y detección de la degradación forestal en Colombia y la región.

En este contexto, la calibración y contextualización de los productos generados por MapBiomás Fuego Colombia (un producto de área quemada de resolución de 30 m derivado de Landsat) requiere su comparación con sistemas oficiales administrados por el Estado colombiano, así como con plataformas globales y redes regionales transnacionales. A continuación, se presentan las iniciativas más relevantes, indicando entre paréntesis el tipo de producto al que corresponde según la categorización anterior.

3.2.1. Iniciativas de Alcance Global

NASA/FIRMS (Fire Information for Resource Management System) (focos de calor): Es el sistema de información global de referencia de la NASA para la gestión de incendios. Distribuye ubicaciones de incendios activos en tiempo casi real (NRT), con un retraso menor a tres horas desde el paso del satélite. Utiliza detecciones de anomalías térmicas de los sensores MODIS (a bordo de Terra y Aqua, 1 km de resolución) y VIIRS (a bordo de Suomi-NPP y NOAA-20, 375 m de resolución). En el flujo de trabajo de MapBiomás Fuego Colombia, estos puntos de calor se emplean durante la construcción de los mosaicos anuales Landsat. Disponible en: <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>

MODIS MCD64A1 (área quemada): Corresponde al producto global estándar de área quemada de la NASA, con periodicidad mensual y resolución espacial de 500 m. Utiliza un algoritmo basado en cambios abruptos de la reflectancia espectral diaria, calibrado con detecciones de focos de calor para acotar la fecha de quema (Giglio et al., 2018). Su resolución geométrica moderada tiende a subestimar (omisión) huellas del fuego pequeñas en paisajes altamente fragmentados como la cordillera de los Andes colombianos, un sesgo documentado en la literatura de validación del producto (Giglio et al., 2018). Con todo, al contar con la serie temporal continua más larga entre los productos de área quemada de resolución moderada (desde el año 2000), constituye un referente clave para la calibración de tendencias históricas de largo plazo. Disponible en: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_061_MCD64A1

VIIRS VNP64A1 (área quemada): Es el producto global de área quemada derivado del sensor VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite), generado sobre la misma rejilla sinusoidal de 500 m que MCD64A1 para garantizar compatibilidad entre ambos productos (Giglio et al., 2025). Su aporte principal frente a MCD64A1 no es de resolución espacial, sino de continuidad temporal: extiende la serie de área quemada de resolución moderada desde 2012 hasta la actualidad, y su acoplamiento con detecciones de fuego activo VIIRS mejora la sensibilidad de detección de quemas pequeñas en algunos contextos. Disponible en: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/NOAA_VIIRS_001_VNP64A1

Global Nature Watch - Fires (GNW Fires) (*plataforma de agregación*): Es una plataforma del World Resources Institute (WRI) que combina datos satelitales (VIIRS, MODIS) con capas de cobertura boscosa y alertas de incendios, diseñada para detectar, visualizar y analizar incendios activos, quemas agrícolas y deforestación en tiempo casi real, especialmente en regiones tropicales como la Amazonía (Perú, Brasil, Colombia, Bolivia, entre otros). Disponible en: <https://globalnaturewatch.org/>

ESA FireCCI (Climate Change Initiative) (*área quemada*): Es un conjunto de productos de área quemada desarrollado por la Agencia Espacial Europea dentro de su programa de variables climáticas esenciales. Basado originalmente en MODIS (producto FireCCI51, 250 m de resolución;(Chuvieco et al., 2018)) y expandido recientemente con datos de la constelación Sentinel, su metodología está orientada al modelado climático global y la cuantificación de emisiones de gases de efecto invernadero por quema de biomasa. Disponible en: <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/satellite-fire-burned-area>

GABAM (Global Annual Burned Area Map) (*área quemada*): Es un mapa global anual de área quemada con resolución espacial de 30 m, generado por la Academia de Ciencias de China mediante procesamiento masivo en la nube de series temporales completas de imágenes Landsat, con umbrales automáticos e índices espectrales adaptativos (Long et al., 2019). Al compartir la misma resolución nativa de 30 m que MapBiomass, funciona como referente metodológico directo para evaluaciones de consistencia. Disponible en: <https://gee-community-catalog.org/projects/gabam/>

Global Wildfire Information System (GWIS) (*plataforma de agregación*): Es una iniciativa conjunta de GEO (Group on Earth Observations) y el Programa Copernicus, con la participación de NASA, GOFC-GOLD y numerosas agencias nacionales, que integra datos globales de incendios forestales en una sola plataforma. Su objetivo es armonizar la información mundial sobre incendios y fortalecer la capacidad de los países para monitorear, prevenir y gestionar eventos relacionados con el fuego, con cobertura en todos los continentes y un foco particular en la Amazonía. Disponible en: <https://gwis.jrc.ec.europa.eu/>

3.2.2. Iniciativas regionales

MAAP (Monitoring of the Andes Amazon Program) – Dashboard de Incendios (*plataforma de agregación, con verificación óptica*): Es una iniciativa de la Amazon Conservation Association (ACA) y la Asociación para la Conservación de la Cuenca Amazónica (ACCA) que opera un sistema de monitoreo en tiempo casi real para la cuenca amazónica. Implementa un protocolo de doble verificación: detecta columnas de humo y dispersión de aerosoles con el sensor VIIRS, y realiza confirmación óptica con imágenes satelitales diarias de alta resolución (Planet Labs, <5 m), lo que permite diferenciar quemas agrícolas de baja intensidad de incendios que impactan el dosel forestal. Disponible en: <https://www.maaprogram.org/fire/fires/>

INPE – Programa Queimadas (Brasil) (*focos de calor*): Es el sistema brasileño de monitoreo de focos de calor y ocurrencias de incendios, cuya serie de datos (BDQueimadas) está disponible de forma continua desde 1998. Utiliza datos de sensores como MODIS, VIIRS y GOES para detectar y reportar en tiempo casi real la localización y extensión de los focos de calor en todo

el territorio brasileño y América del Sur; sus datos son públicos y se actualizan diariamente. Disponible en: <https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/#mapa>

3.2.3. Iniciativas Nacionales

IDEAM – Sistema de Monitoreo de Bosques y Carbono (SMBYC) (focos de calor): Es la plataforma oficial del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales encargada del seguimiento de la cobertura forestal y de la detección de alertas tempranas por incendios de la vegetación, a través de su portal de Monitoreo de Puntos de Calor en Colombia. Este sistema procesa diariamente anomalías térmicas de los sensores MODIS y VIIRS para el reporte nacional de focos de calor. El propio IDEAM precisa que estos puntos de calor son una aproximación indirecta a la ocurrencia de incendios, no una confirmación: corresponden al centro de un píxel donde se detectó una anomalía térmica y, si bien en la mayoría de los casos identifican fuego sobre algún tipo de vegetación, también pueden originarse por combustión de gases, tormentas eléctricas u otras fuentes; dado que la información satelital por sí sola no permite distinguir el tipo de anomalía, se requieren insumos y análisis adicionales para confirmar un incendio en vegetación, aunque existe un vínculo documentado entre la ocurrencia de incendios y el cambio de cobertura terrestre, en particular la deforestación (IDEAM, s. f.). Esta precisión institucional respalda directamente la distinción planteada al inicio de esta sección entre productos de foco de calor y productos de área quemada propiamente dichos: IDEAM opera como el principal referente nacional de foco de calor, pero –a diferencia de MapBiomás Fuego Colombia– no constituye una fuente institucional de delimitación de áreas quemadas, por lo que la comparación entre ambos productos debe entenderse como complementaria y no como validación directa de área quemada. Para MapBiomás, IDEAM representa el principal marco de referencia institucional y de gobernanza de datos en el país. Disponible en: <https://puntosdec calor.ideam.gov.co/>

Instituto SINCHI – Sistema de Información Ambiental Territorial (SIAT-AC): Este sistema está especializado en el análisis de las dinámicas del fuego en la Amazonía colombiana. Desarrollado por el Instituto Amazónico de Investigaciones Científicas, enfoca sus algoritmos en la densidad espacial de los eventos de fuego y su relación con los frentes de colonización y cambio de uso del suelo. Su relevancia metodológica radica en que no solo cuantifica los puntos de calor, sino que evalúa el "efecto de borde" y los patrones de fragmentación que el fuego genera en las zonas de transición entre la Orinoquía y el bloque selvático continuo de la Amazonía, proveyendo un contexto ecológico de alta resolución para la calibración de firmas espectrales en bosques tropicales densos. Disponible en: <https://siatac.co/cicatrices-de-quema/>

Universidad del Rosario (Interacciones Clima-Ecosistemas - ICE)

El grupo de investigación Interacciones Clima-Ecosistema (ICE) de la escuela de Ciencias e Ingeniería de la Universidad del Rosario, se centra en la identificación, medición y evaluación de los impactos de las diferentes interacciones entre el clima, su variabilidad el cambio de uso de los suelos y otros factores antropogénicos sobre los ecosistemas, la sociedad y la biodiversidad mediante el uso de métodos cuantitativos como el modelamiento global, regional y estadístico. El grupo de investigación abarca diversas líneas de investigación entre las que se encuentran los Incendios en el sistema Tierra, los datos preliminares del mapeo de áreas quemadas aportaron a la toma de muestras aún no publicadas.

4. METODOLOGÍA

4.1. Flujo metodológico general

La cadena de procesamiento de MapBiomás se apoya en el ecosistema de cómputo en la nube de Google, combinando dos capas de infraestructura con funciones diferenciadas. Por un lado, Google Earth Engine (GEE) constituye el motor de procesamiento geoespacial: una plataforma de análisis planetario que integra, en un mismo entorno de cómputo distribuido, el catálogo público de imágenes satelitales (incluido el archivo histórico completo de Landsat) con la capacidad de ejecutar algoritmos sobre ese catálogo sin necesidad de descargar las imágenes localmente. Sobre GEE se desarrollan los scripts de procesamiento, indistintamente en su API de JavaScript (Code Editor, usada principalmente para prototipado y control de calidad visual) o en su API de Python (usada para automatización de tareas por lotes y control de versiones).

Por otro lado, la persistencia y publicación de los productos generados —mosaicos anuales, clasificaciones de área quemada, estadísticas y metadatos metodológicos— se resuelve mediante los servicios de almacenamiento y despliegue de Google Cloud Platform: los resultados intermedios se conservan como *assets* dentro de GEE (colecciones de imágenes, tablas), mientras que los productos finales se exportan a contenedores de Google Cloud Storage y se sirven a través de la plataforma web de consulta pública, disponible en <https://plataforma.mapbiomas.org/projects/mapbiomas/colombia>.

El flujo de trabajo de la Colección 1 de MapBiomás Fuego Colombia, sintetizado en la [Figura 1](#), se organiza en las siguientes etapas: identificación de los datos de entrada, que comprende la información de referencia utilizada, la delimitación de las regiones de clasificación y la generación de los mosaicos anuales ([sección 4.2](#)); toma de muestras de referencia por bioma ([sección 4.3](#)); clasificación de áreas quemadas mediante redes neuronales ([sección 4.4](#)); post-clasificación ([sección 4.5](#)); y generación de los productos de salida ([sección 4.6](#)).

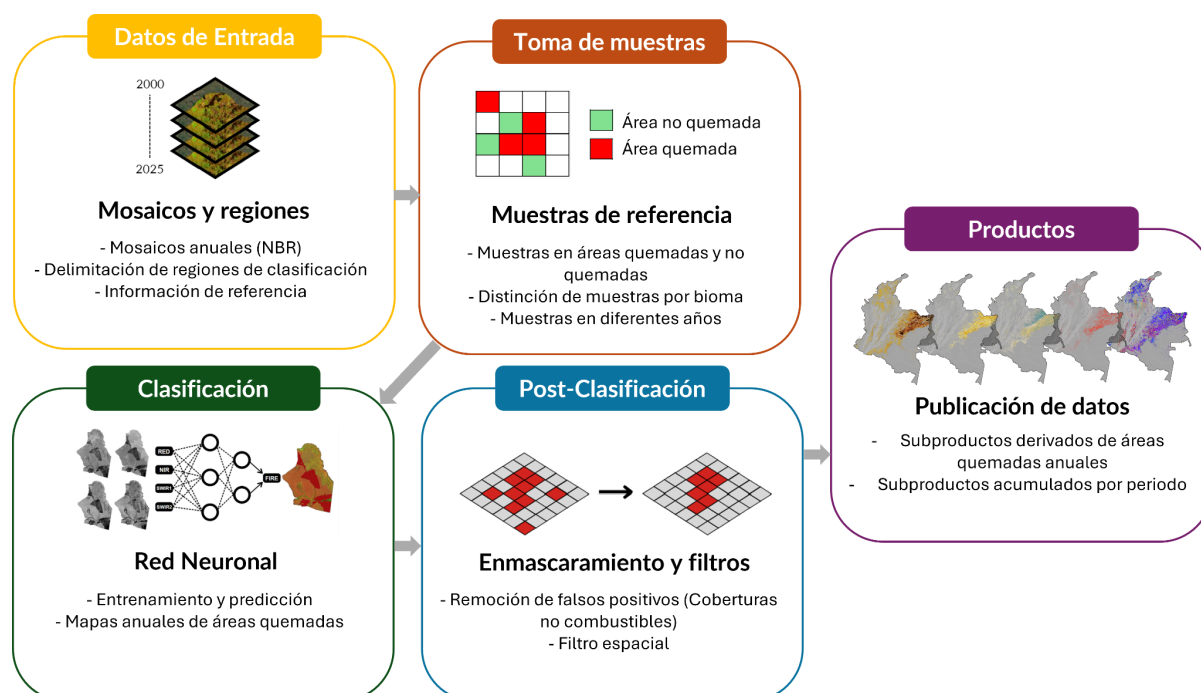


Figura 1. Flujo metodológico para la clasificación de áreas quemadas de MapBiomás Fuego

4.2. Datos de entrada

La generación de mapas anuales de áreas quemadas se basa en el procesamiento masivo de datos geospaciales mediante la plataforma Google Earth Engine, lo que permite el análisis de series temporales históricas de forma eficiente. El flujo de trabajo para la clasificación mediante el algoritmo de Deep Neural Network (DNN) requiere de una integración precisa de diversos insumos que garantizan la representatividad de las huellas de fuego en el territorio. A continuación se profundiza en los insumos usados.

4.2.1. Información de referencia usada

La metodología de clasificación de MapBiomás Fuego Colombia integra múltiples fuentes de datos de referencia de alcance global, regional y nacional, que cumple una función importante dentro del flujo de trabajo: la recolección de muestras de entrenamiento. La integración de estas fuentes responde a una estrategia de verificación con insumos de diferentes escalas espaciales y temporales. La Tabla 1 sintetiza las fuentes utilizadas, su resolución, su origen y su función específica.

Tabla 1. Resumen de productos regionales

Iniciativa / Plataforma	Tipo de producto	Cobertura / Alcance	Resolución espacial	Frecuencia de actualización	Cobertura temporal
NASA FIRMS /	Foco de calor	Global	375 m (VIIRS) / 1 km (MODIS)	Casi tiempo real (NRT, <3 h)	2000 - actualidad (MODIS) / 2012 - actualidad (VIIRS)
MODIS MCD64A1	Área quemada	Global	500 m	Mensual	2000 - actualidad
VIIRS VNP64A1	Área quemada	Global	500 m	Mensual	2012 - actualidad
GABAM (China)	Área quemada	Global	30 m	Anual	1990-2021 (con años faltantes documentados)
MAAP Dashboard	Plataforma de agregación (foco de calor + verificación óptica)	Regional (Amazonía)	Alta (<5 m, Planet) / 375 m (VIIRS)	Casi tiempo real	Programa lanzado en 2015
GFW Fires	Plataforma de agregación	Global	375 m (VIIRS) / 1 km (MODIS)	Casi tiempo real (focos) / anual (deforestación)	2000 - actualidad (MODIS) / 2012 - actualidad (VIIRS)
ESA FireCCI	Área quemada	Global	250 m (FireCCI51)	Mensual	2001-2020

GWIS	Plataforma de agregación	Global	Variable (MODIS, VIIRS, FireCCI51)	Variable	2000 - actualidad (MODIS) / 2012 - actualidad (VIIRS) / 2001-2020 (FireCCI)
INPE Queimadas	Foco de calor	Continental (América del Sur)	Variable (MODIS, VIIRS, GOES)	Diaria	1998-actualidad
IDEAM (SMBYC)	Foco de calor	Nacional (Colombia)	1 km (MODIS) / 375 m (VIIRS)	Diaria	2000 - actualidad (MODIS) / 2012 - actualidad (VIIRS)
Instituto SINCHI (SIAT-AC)	Área quemada (cicatriz)	Regional (Amazonía colombiana)	Media-Alta (Landsat/Sentinel)	Mensual	2017-actualidad

Los focos de calor de FIRMS cumplen una función distinta a la de simple referencia de entrenamiento: se emplean como filtro temporal para diferenciar huellas de fuego activas (con evidencia de actividad térmica reciente) de huellas del fuego residuales cuya firma espectral persiste en el mosaico Landsat de años posteriores al evento original, reduciendo así los errores de comisión temporal (es decir, la atribución de una huella a un año distinto al de su ocurrencia real) en regiones boscosas densas como la Amazonía colombiana.

El GABAM, al compartir la resolución nativa de 30 m de Landsat, actúa como referente de consistencia geométrica frente a la clasificación de MapBiomás Fuego Colombia. El MCD64A1 de MODIS y el FireCCI de la ESA, pese a su resolución espacial moderada, aportan series históricas más largas, útiles para la calibración de tendencias temporales de largo plazo.

Los mapas de cobertura y uso de la tierra de la Colección 3 de MapBiomás Colombia cumplen, a su vez, una función de enmascaramiento: permiten excluir de la clasificación final las coberturas no combustibles (infraestructura urbana, cuerpos de agua, afloramientos rocosos, entre otras), tal como se detalla en la [sección 4.5.1](#).

4.2.2. Delimitación de regiones de clasificación

El área de trabajo abarca la totalidad del territorio colombiano continental e insular, con una extensión aproximada de 113.696.382,4 ha.

Debido a la heterogeneidad del territorio colombiano en términos de coberturas de la tierra, uso del suelo y distribución de las áreas quemadas, el país se dividió en 99 regiones de clasificación para el procesamiento y el análisis ([Figura 2](#)). Esta segmentación es necesaria para manejar la complejidad inherente a los algoritmos de aprendizaje automático frente a la heterogeneidad de los siete biomas adaptados por MapBiomás Colombia: Amazonía, Andes, Valles Interandinos, Caribe, Orinoquía, Pacífico y regiones insulares (Caribe insular y Pacífico insular). Estos siete biomas se subdividen a su vez en complejos paisajísticos de referencia, que finalmente se desagregan en las 99 regiones de clasificación operativas utilizadas para la recolección de muestras y el entrenamiento independiente de los modelos por región. La Tabla

2 presenta esta jerarquía completa (bioma → complejos paisajísticos → número de regiones operativas), incluyendo, entre otros, páramos, cordilleras andinas, piedemonte oriental, valle del Magdalena, valle del Cauca y Patía, valle del Sinú, sabanas de las llanuras del Orinoco, complejo cenagoso del Caribe y Guajira subxerofítica.

Tabla 2. Distribución de regiones operativas para clasificación de áreas quemadas (Adaptadas para MapBiomias Fuego Colombia)

Bioma	Ecoregiones de referencia	N. de regiones operativas
Amazonía	Amazonía	34
Andes	Andes	25
	Páramos	5
Caribe	Complejo cenagoso del Caribe	4
	Guajira subxerofítica	1
	Valle del Sinú	3
Insular	Insular Caribe	1
	Insular Pacífico	1
Orinoquía	Piedemonte oriental	3
	Sábanas de las llanuras del Orinoco	9
Pacífico	Pacífico	6
Valles interandinos	Valle del Cauca	3
	Valle del Magdalena	4
Total		99

La segmentación en 99 regiones de clasificación operativas constituye una adaptación metodológica clave respecto al enfoque de MapBiomias Fogo Brasil, donde se definieron 28 regiones (A. Alencar et al., 2026) para un territorio de mayor extensión pero, según se argumenta aquí, de menor heterogeneidad bioclimática por unidad de área. En Colombia, la complejidad orográfica de los Andes (que genera gradientes altitudinales extremos en distancias horizontales reducidas) y la coexistencia de regímenes hídricos contrastantes, desde la Amazonía húmeda hasta la Guajira subxerofítica, impone la necesidad de modelos de clasificación entrenados de forma independiente para cada región, evitando que el modelo aprenda con firmas espectrales en contextos ecológicos incompatibles. Este diseño maximiza la sensibilidad del clasificador DNN a las firmas espectrales características de cada tipo de ecosistema (A. A. C. Alencar et al., 2022; Arruda et al., 2021).

Para la delimitación de las regiones se utilizaron criterios técnicos sobre la distribución de ecosistemas a partir de mapas nacionales de referencia, la distribución histórica de las áreas quemadas a nivel nacional, y la experiencia acumulada en la elaboración de las colecciones de

cobertura y uso del suelo de MapBiomias Colombia. Las capas de referencia utilizadas fueron las siguientes:

- Mapa de la Vegetación Natural (Rangel-Ch & Suárez-M, 2022)
- Estado de los Ecosistemas Colombianos (Etter et al., 2017)
- Mapa de Ecosistemas Continentales, Costeros y Marinos de Colombia (IDEAM et al., 2017)
- Unidades Biogeográficas de Colombia a escala 1:100.000 (PNN, 2022)
- Ecorregiones Globales (terrestres) (WWF, 2004)
- Mapa de Cobertura y Uso del Suelo, Colección 3 (FGA, 2025)

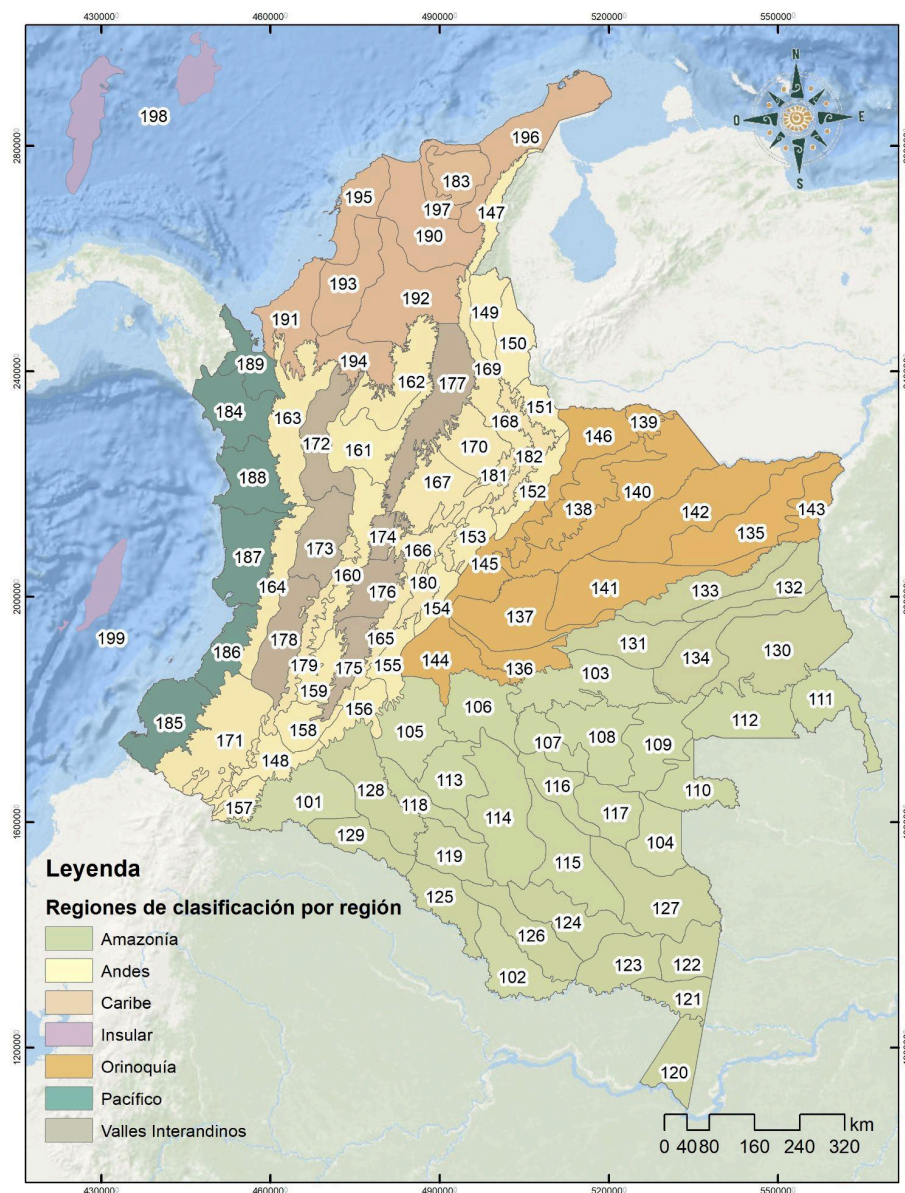


Figura 2. Regiones de clasificación por regiones para MapBiomias Fuego.

4.2.3. Generación de mosaicos

A través de la plataforma Google Earth Engine, se utilizaron datos de reflectancia de superficie (SR) del catálogo Landsat Colección 2 (C2), Nivel 1 (Tier 1), con una resolución espacial de 30 m × 30 m. El periodo analizado abarca desde el año 2000 hasta 2025, empleando imágenes de los satélites bajo la siguiente distribución temporal: Landsat 5 y Landsat 7 (2000–2012), Landsat 7 y Landsat 8 (2013–2021), y Landsat 8 y Landsat 9 (2022–2025). Estos instrumentos cuentan con un intervalo de retorno de 16 días.

Tabla 3. Colecciones de datos Landsat

Sensor	ID Colección en GEE
Landsat 5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_SR
Landsat 7 ETM+	LANDSAT/LE07/C02/T1_SR
Landsat 8 OLI /TIRS	LANDSAT/LC08/C02/T1_SR
Landsat 9 OLI 2 /TIRS 2	LANDSAT/LC09/C02/T1_SR

La reflectancia superficial de Landsat está acompañada por dos bandas de evaluación de calidad bit a bit: **QA_PIXEL** y **QA_RADSAT**. Estas bandas identifican píxeles con problemas radiométricos e instrumentales. En este flujo, se utilizó la banda **QA_PIXEL** para enmascarar los píxeles con altos niveles de confianza (67–100%) de 'nube' y 'sombra de nube'. Posteriormente, se empleó **QA_RADSAT** para descartar píxeles con saturación radiométrica en cualquiera de las bandas ópticas. Finalmente, se eliminaron los píxeles con valores de reflectancia negativos para suprimir anomalías y ruido de fondo.

4.2.3.1. Índice Normalizado de Área Quemada (NBR)

Para resumir el gran volumen de datos anuales y optimizar la clasificación sin descartar información espectral a nivel de píxel, (Paso 0 de figura 3) todas las observaciones válidas de un año específico entendidas como aquellas escenas Landsat filtradas mediante la banda QA_PIXEL para excluir píxeles con alta confianza (67–100%) de nubes y sombras, la banda QA_RADSAT para excluir píxeles con saturación radiométrica, y el descarte de valores negativos de reflectancia de superficie, siguiendo el mismo criterio de enmascaramiento aplicado por MapBiomás Fuego Brasil (A. Alencar et al., 2026) se apilan en una imagen multibanda temporal. Sobre este apilamiento (Paso 1 y 2 de figura 3) se aplica un enfoque estadístico de composición por píxel, adaptado de esa misma metodología, utilizando el Índice Normalizado de Área Quemada (NBR) como función de ordenamiento por píxel Ecuación 1 (Key & Benson, 2006).

Se selecciona, para cada píxel, (Paso 3 de Figura 3) la fecha en la que el NBR alcanza su valor mínimo dentro del año, y de esa fecha específica se extraen todas las bandas de reflectancia

espectral junto con los metadatos de la escena (incluida la fecha exacta de la observación) para componer el mosaico de calidad anual (QM):

$$\lambda_{QM} = [Azul, Verde, Rojo, NIR, SWIR1, SWIR2] = \text{fecha en la que se obtuvo el m\u00edn } [(NIR - SWIR1) / (NIR + SWIR1)] [x_i...j]$$

Ecuaci\u00f3n 1. Ecuaci\u00f3n explicativa de la composici\u00f3n de mosaicos basada en NBR (Key & Benson, 2006)

Donde, λ representa los valores de reflectancia de las bandas de calidad que componen el mosaico (QM), obtenidos en la fecha en que cada p\u00edxel (x) alcanz\u00f3 su valor m\u00ednimo de NBR en un a\u00f1o determinado, considerando el conjunto de todas las escenas disponibles, desde la primera (i) hasta la \u00faltima (j). NIR y SWIR1 son las reflectancias de superficie del infrarrojo cercano y del infrarrojo de onda corta 1, respectivamente, utilizadas para calcular el NBR.

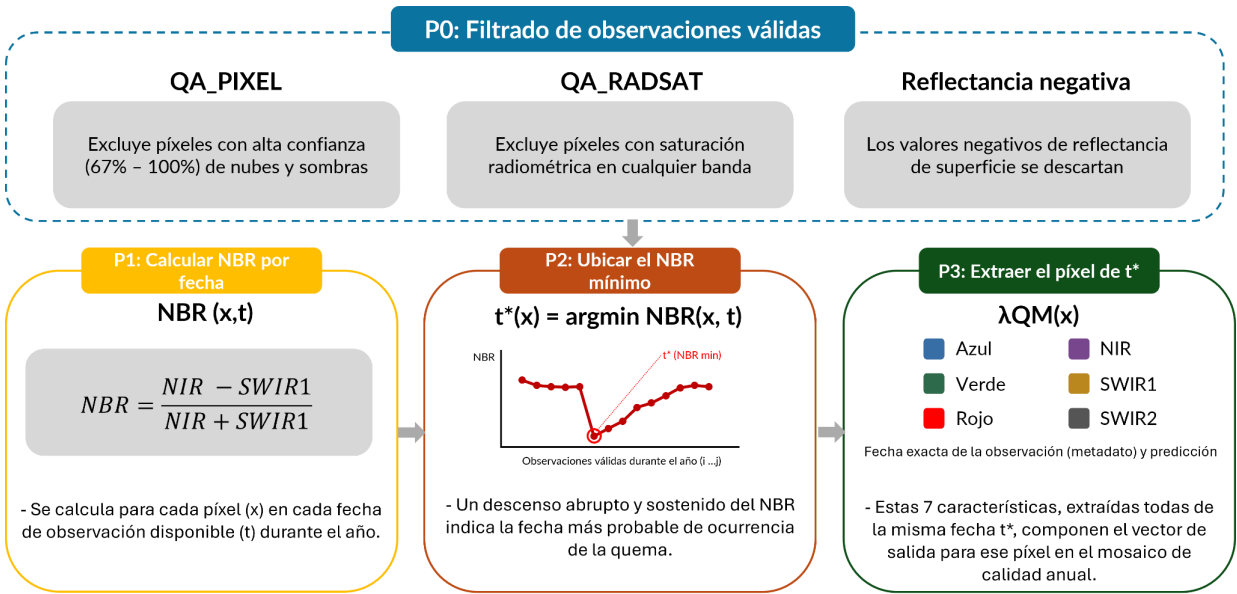


Figura 3. M\u00e9todo de generaci\u00f3n de mosaicos anuales y c\u00e1lculo de \u00cdndice espectral NBR m\u00ednimo para MapBiomass Fuego Colombia

El mosaico de calidad estructurado a partir del NBR m\u00ednimo ha demostrado un buen desempe\u00f1o en la diferenciaci\u00f3n de coberturas quemadas y no quemadas en los biomas brasile\u00f1os (A. Alencar et al., 2026), y en el caso colombiano permite separar de manera efectiva las \u00e1reas quemadas de las no quemadas en las distintas regiones de clasificaci\u00f3n del territorio nacional.

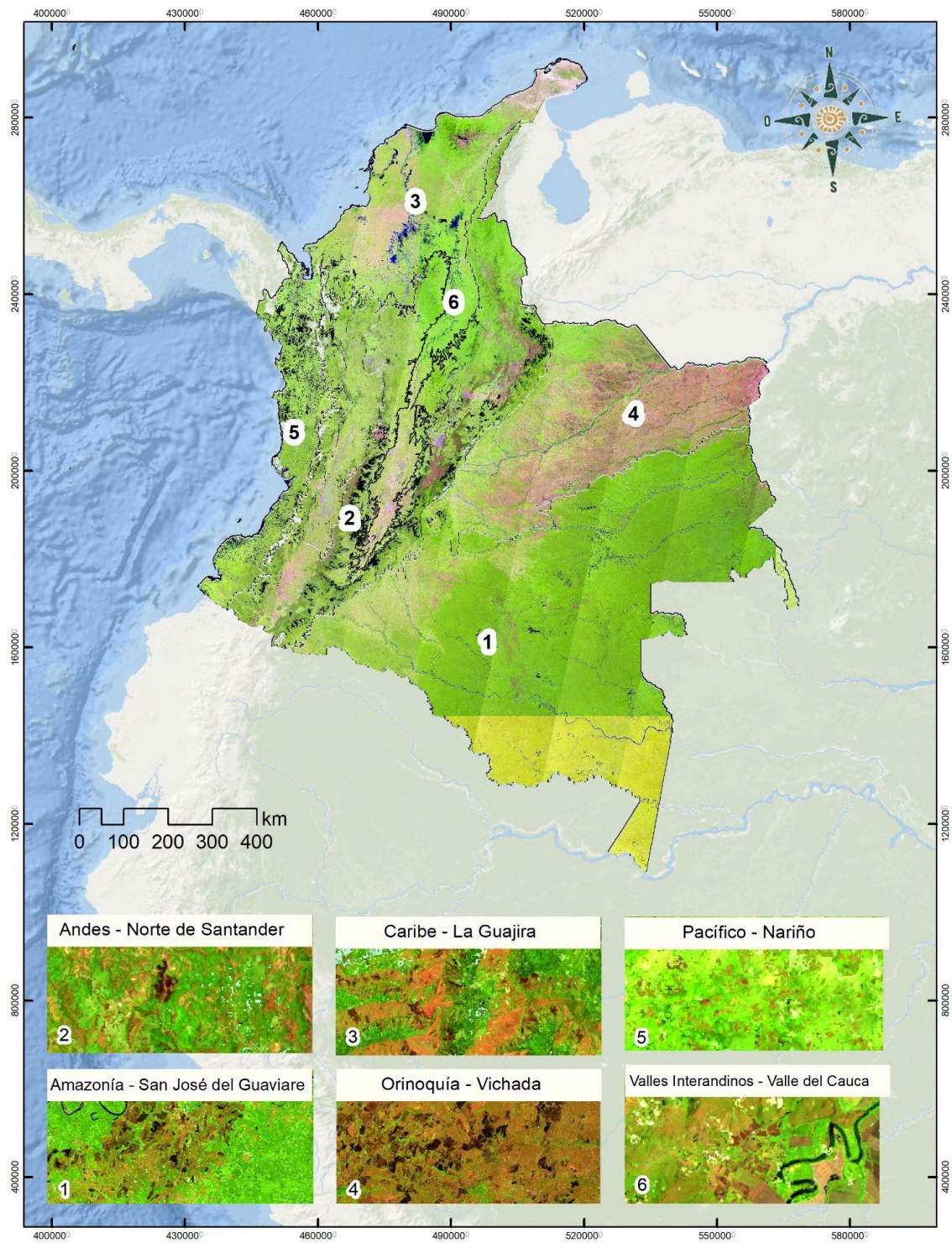


Figura 4. Mapa del mosaico de calidad (QM) de 2025 para Colombia (RGB SWIR-1, NIR, Red), con ejemplos de áreas quemadas: (1) Amazonía, (2) Andes, (3) Caribe, (4) Orinoquía, (5) Pacífico y (6) Valles Interandinos.

4.2.3.2. Selección de variables de clasificación

A partir de los mosaicos anuales de calidad generados, se realizaron pruebas preliminares de clasificación que permitieron identificar las variables espectrales con mayor capacidad discriminante entre áreas quemadas y no quemadas, reduciendo el número de variables necesarias para la clasificación definitiva. Con base en los resultados de estas pruebas, el modelo de clasificación se implementó utilizando las cuatro bandas de reflectancia superficial Rojo (RED), Infrarrojo Cercano (NIR), Infrarrojo de Onda Corta 1 (SWIR1) e Infrarrojo de Onda Corta 2 (SWIR2). El detalle de cada una se muestra en la tabla 4 a continuación.

Tabla 4. Variables para la clasificación de Fuego de la Colección 1 MapBiomás Fuego Colombia

Variable	Descripción	Longitud de onda aprox.	Banda Landsat t 5/7	Banda Landsat t 8/9	Relevancia para la discriminación de fuego
RED	Reflectancia en el rojo	0.63–0.69 μm	Banda 3	Banda 4	Las cenizas y el carbón residual reducen la reflectancia en esta región respecto a la vegetación sana
NIR	Reflectancia en el infrarrojo cercano	0.76–0.90 μm	Banda 4	Banda 5	La pérdida de vegetación fotosintéticamente activa tras el fuego reduce fuertemente la reflectancia NIR
SWIR1	Reflectancia en el infrarrojo de onda corta 1	1.55–1.75 μm	Banda 5	Banda 6	Sensible al contenido de humedad de la vegetación y el suelo expuesto tras la quema
SWIR2	Reflectancia en el infrarrojo de onda corta 2	2.08–2.35 μm	Banda 7	Banda 7	Junto con NIR, compone el Índice Normalizado de Área Quemada (NBR); las huellas de fuego presentan alta reflectancia en esta banda

4.3. Toma de muestras

En la fase de muestreo se definió, en primer lugar, el concepto de área quemada como la superficie total afectada por el fuego durante un evento o temporada, en la cual la combustión consumió total o parcialmente la biomasa (vegetación y materia orgánica superficial). En teledetección, se excluyen de esta categoría aquellas superficies cuya respuesta espectral se debe a procesos ajenos al fuego, tales como depósitos volcánicos, derrames de hidrocarburos,

afloramientos rocosos, cuerpos de agua, zonas inundables, suelos naturalmente oscuros (andisoles, turberas o ricos en materia orgánica) y sombras causadas por nubes o por el relieve (Chuvienco et al., 2019; Fidelis & Pivello, 2025).

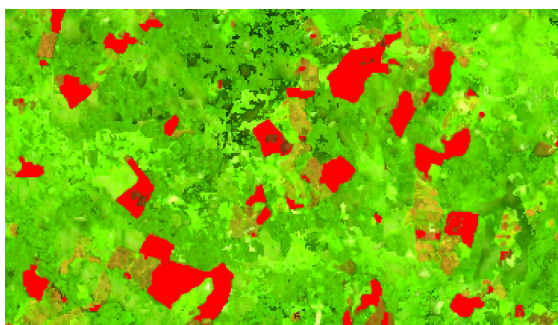
Considerando lo anterior, la toma de muestras de área quemada se ajustó por bioma/región y por corte del sensor Landsat (L5/L7, L7/L8 y L8/L9), abarcando tres periodos de muestreo: 2000 a 2012, 2013 a 2021 y 2022 a 2025. Su colecta se efectuó a lo largo de las 99 regiones de clasificación para asegurar la representatividad de sus distintas firmas espectrales.

Los insumos de referencia utilizados durante esta etapa corresponden, en su mayoría, a las fuentes ya descritas en la [sección 4.2.1](#) y sintetizadas en la [Tabla 1](#): el producto de área quemada MODIS MCD64A1, el Mapa Global Anual de Áreas Quemadas (GABAM), los focos de calor de FIRMS, el registro climático de área quemada ESA FireCCI (versión 5.1) y la Colección 3 de cobertura y uso del suelo de MapBiomias Colombia.

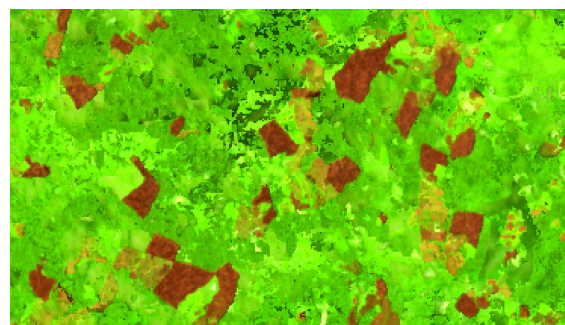
A continuación, se mostrarán algunos ejemplos por bioma de toma de muestras de áreas quemadas.

4.3.1 Áreas quemadas del Amazonía

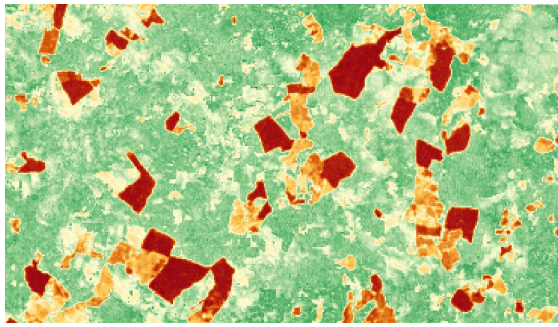
En la región Amazonía, las áreas clasificadas como quemadas suelen estar asociadas a coberturas de uso antrópico, principalmente mosaicos de agricultura o pastos, y a coberturas naturales como formación herbácea, formación natural no forestal inundable y bosque. Asimismo, destacan los departamentos de Guaviare, Caquetá y Meta por registrar la mayor cantidad de área quemada anual a lo largo de la serie histórica. Cabe resaltar que estos mismos departamentos presentan la mayor pérdida de cobertura boscosa por deforestación, donde el fuego actúa como un agente de riesgo para los ecosistemas naturales (principalmente el bosque húmedo) al emplearse para el cambio de uso del suelo.



Clasificación de área quemada (2023)



Combinación falso color B6-B5-B4 (2023)



NBR (2023)

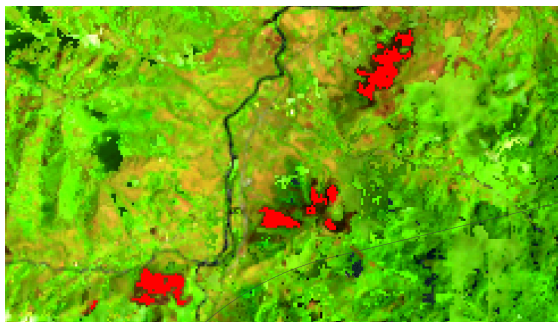


Mapa base de Google Maps

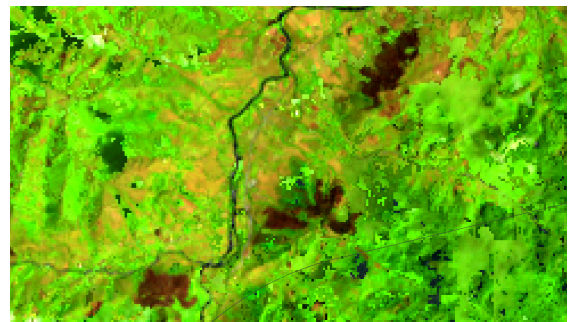
Figura 5. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para la Amazonía, municipio de Puerto Guzmán, Putumayo

4.3.2 Áreas quemadas de los Andes

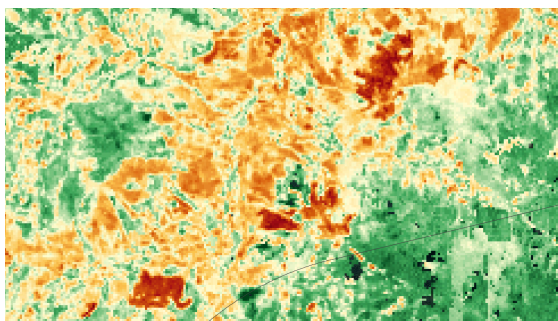
En la región de los Andes, las coberturas de mosaico de agricultura o pastos registran la mayor concentración de área quemada del bioma, lo cual se relaciona principalmente con quemas asociadas a la renovación de actividades agrícolas y pecuarias. No obstante, un 10,6 % del área quemada corresponde a coberturas naturales, como bosques, herbazales y arbustales andinos. En cuanto a la distribución territorial, Antioquia, Boyacá, Huila y Tolima destacan como los departamentos con mayor presencia de superficie quemada.



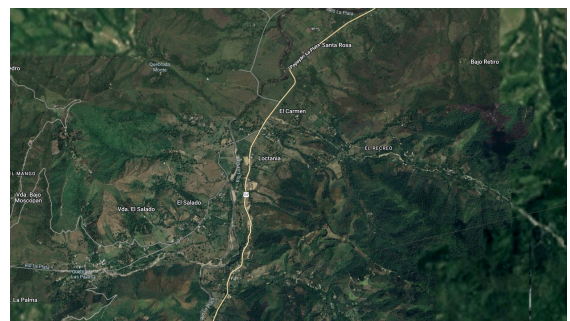
Clasificación de área quemada (2023)



Combinación falso color B6-B5-B4 (2023)



NBR (2023)



Mapa base de Google Maps

Figura 6. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para los Andes, municipio de La Plata, Huila.

4.3.3 Áreas quemadas del Caribe

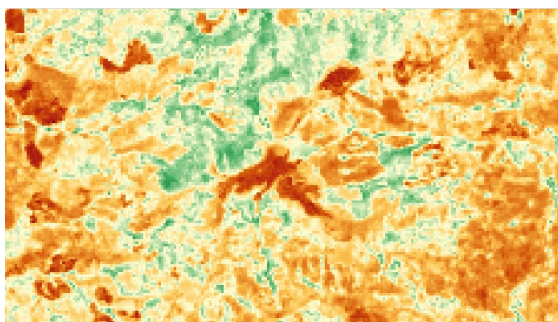
En la región Caribe, el régimen de incendios está asociado principalmente a la quema de coberturas antrópicas (mosaicos de agricultura y/o pastos) y de vegetación natural en bosques secos tropicales y áreas semiáridas, concentrándose en la temporada seca que se extiende, en términos generales, entre diciembre y abril. El fuego se concentra fuertemente en los departamentos de Magdalena, Cesar y Bolívar, que en conjunto explican cerca del 74 % de la superficie quemada regional acumulada entre 2000 y 2025. A diferencia de la Amazonía, donde el fuego actúa como agente de cambio de uso del suelo sobre bosque húmedo, en el Caribe el régimen de recurrencia es predominantemente esporádico, la mayor parte del área ardió una única vez a lo largo de la serie histórica, lo que sugiere un fuego que se dispersa espacialmente en lugar de instalarse de forma recurrente sobre el mismo territorio.



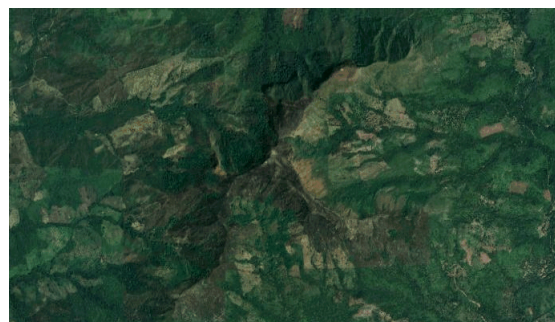
Clasificación de área quemada (2025)



Combinación falso color B6-B5-B4 (2025)



NBR (2025)



Mapa base de Google Maps

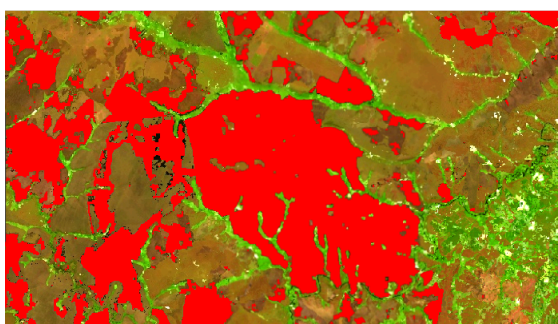
Figura 7. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Caribe, municipio de Valledupar, Cesar

4.3.4 Áreas quemadas del bioma Insular

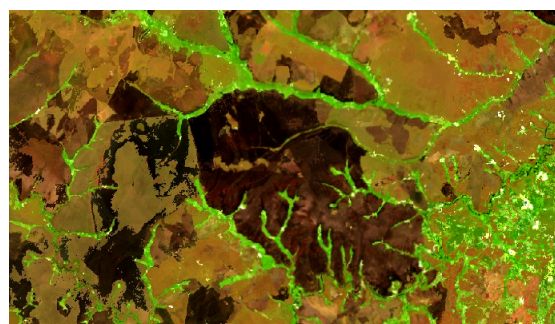
En el bioma Insular, la clasificación no reportó detección de áreas quemadas durante la serie temporal evaluada.

4.3.5 Áreas quemadas de la Orinoquia

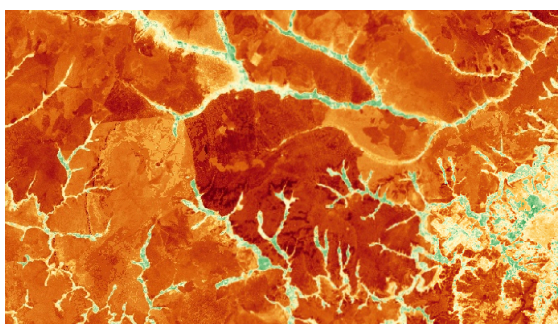
En la Orinoquía, el fuego constituye un componente estructural del régimen de perturbación de las sabanas naturales, con una marcada estacionalidad concentrada entre enero y marzo, coincidiendo con el período de estiaje, y una causalidad asociada principalmente a prácticas productivas, de renovación de pastizales y de cacería (IDEAM, s. f.). Esta es la región con mayor impacto de fuego a nivel nacional: 10,2 Mha se quemaron al menos una vez entre 2000 y 2025 (73,2 % del área quemada acumulada del país), concentradas principalmente en los departamentos de Vichada y Meta. A diferencia del régimen disperso observado en el Caribe ([sección 4.3.3](#)), en la Orinoquía el fuego presenta el patrón de recurrencia más alto del país, con sabanas que vuelven a arder repetidamente sobre el mismo territorio a lo largo de toda la serie histórica.



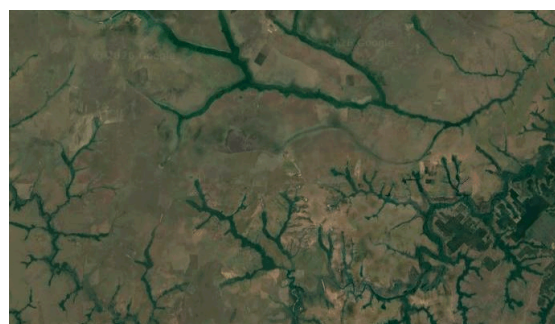
Clasificación de área quemada (2024)



Combinación falso color B6-B5-B4 (2024)



NBR (2024)



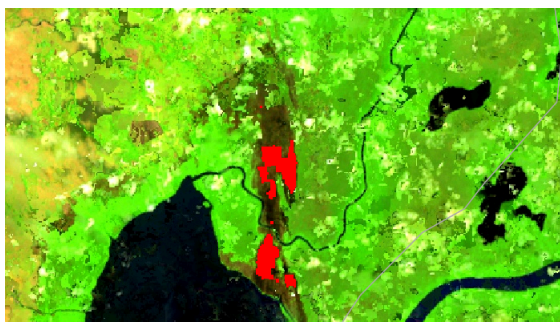
Mapa base de Google Maps

Figura 8. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Orinoquía, municipio de La Primavera, Vichada,

4.3.6 Áreas quemadas del Pacífico

En la región del Pacífico predominan condiciones de alta pluviosidad y humedad relativa que limitan de manera natural la ocurrencia y propagación del fuego, por lo que el bioma presenta la menor incidencia de área quemada del país, concentrada principalmente en los departamentos de Valle del Cauca y Cauca. A diferencia del resto del territorio nacional, Valle del Cauca presenta un calendario de fuego invertido, con un pico de quemas hacia septiembre en lugar de la temporada seca de diciembre a marzo, asociado casi en su totalidad a la quema de coberturas agropecuarias. La región muestra además una marcada heterogeneidad interna

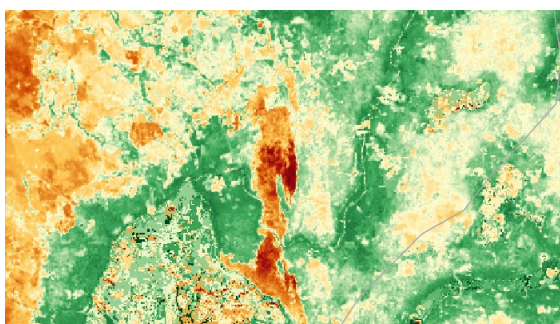
en el régimen de recurrencia: mientras en Valle del Cauca el fuego tiende a dispersarse espacialmente, en Chocó se concentra de forma mucho más persistente sobre el mismo territorio.



Clasificación de área quemada (2024)



Combinación falso color B6-B5-B4 (2024)



NBR (2024)

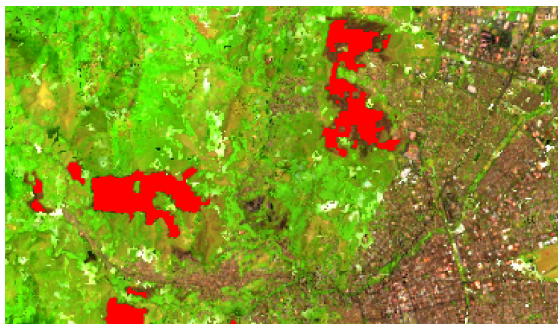


Mapa base de Google Maps

Figura 9. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Pacífico, municipio de Unguía, Chocó.

4.3.7 Áreas quemadas de los Valles Interandinos

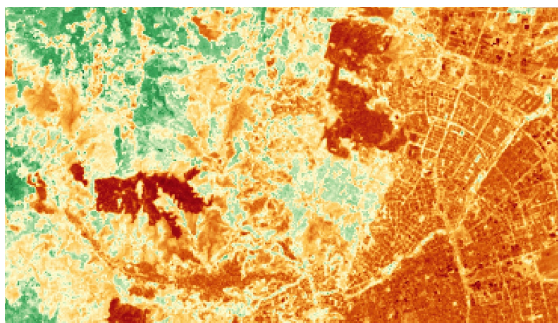
En los Valles Interandinos, ubicados entre las cordilleras de los Andes, los departamentos de Valle del Cauca, Tolima y Santander concentran el 67,8 % del área quemada registrada a lo largo de la serie histórica del bioma. En cuanto a las coberturas de la tierra, predominan los mosaicos de agricultura o pastos como la superficie más afectada, representando el 95,0 % del total de área quemada durante toda la serie temporal, una cifra asociada, entre otras prácticas agrícolas, a la quema programada de caña de azúcar previa a la cosecha, históricamente extendida en el Valle del Cauca. Este predominio casi absoluto de coberturas antrópicas contrasta con el 10,6 % de cobertura natural quemada reportado para la región Andes ([sección 4.3.2](#)), lo que sugiere una presión antrópica sobre el régimen de fuego aún más marcada en los valles interandinos que en las cordilleras que los rodean.



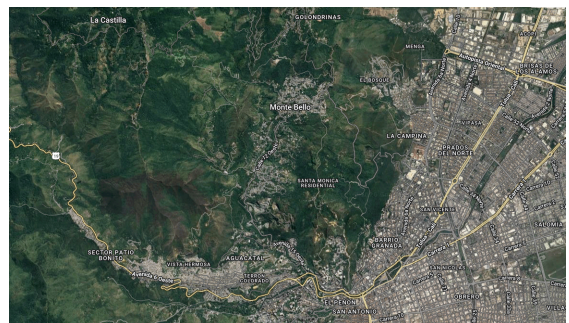
Clasificación de área quemada (2023)



Combinación falso color B6-B5-B4 (2023)



NBR (2023)



Mapa base de Google Maps

Figura 10. Comparativo entre la clasificación de área quemada y los mosaicos empleados para la toma de muestras para Valles Interandinos, municipio de Cali, Valle del Cauca.

4.4 Clasificación de áreas quemadas con redes neuronales

La clasificación de las huellas de fuego en MapBiomás Fuego Colombia se realizó mediante un modelo de Deep Learning, específicamente una Red Neuronal Profunda (Deep Neural Network, DNN), capaz de identificar y generalizar patrones espectrales complejos asociados a la ocurrencia de fuego a partir de grandes volúmenes de datos de sensores remotos. La arquitectura empleada corresponde a una red neuronal de tipo perceptrón multicapa (Multi-Layer Perceptron Network, MLPN), estructurada en capas de neuronas interconectadas (de entrada, ocultas y de salida), en la cual cada neurona recibe los valores de entrada, les aplica un conjunto de pesos y un sesgo, y genera una salida que se transmite a la siguiente capa (Hu & Weng, 2009). Para este modelo se emplearon cinco capas con 7, 14, 7, 14 y 7 neuronas respectivamente, definidas a partir de pruebas realizadas por el equipo de MapBiomás Fuego Brasil y adoptadas como configuración base para su aplicación en Colombia.

El proceso de clasificación se implementó de manera independiente para cada una de las 99 regiones de clasificación del país ([sección 4.2.2](#)), entrenando un modelo específico por región a partir de las muestras de áreas quemadas y no quemadas recolectadas para cada una de ellas ([sección 4.3](#)), y produciendo como resultado una clasificación binaria píxel a píxel —quemado / no quemado— sobre los mosaicos anuales de calidad Landsat descritos en la [sección 4.2.3](#). Este enfoque regionalizado permite que el modelo capture las particularidades espectrales del fuego en cada bioma, sin que la heterogeneidad ecológica y climática del territorio nacional afecte la exactitud de la clasificación. Las siguientes secciones describen en detalle la

estrategia de muestreo, las bandas de entrada, la arquitectura y los parámetros de entrenamiento, y el proceso de inferencia del modelo.

4.4.1 Toma de muestras

Los analistas interpretan visualmente las imágenes Landsat en Google Earth Engine y digitalizan polígonos sobre áreas quemadas y no quemadas. Estos polígonos son rasterizados y exportados como archivos GeoTIFF a 30 m de resolución. Un conjunto de archivos de entrenamiento cubre un bioma, sub-región y combinación de sensor satelital.

4.4.2 Bandas de entrada

Las cuatro bandas exportadas a los archivos de entrenamiento y usadas como variables del modelo son valores de **reflectancia superficial** en crudo, no índices derivados:

Tabla 5. Bandas exportadas a los archivos de entrenamiento.

Banda	Nombre	Longitud de onda
1	Red	0.64 - 0.67
2	Nir	0.85 - 0.88
3	Swir 1	1.57 - 1.65
4	Swir 2	2.11 - 2.29

Estas cuatro bandas contienen la señal que el NBR comprime en un solo número. El modelo aprende el patrón completo directamente desde los valores en crudo. Una quinta banda es añadida por el analista durante la recopilación de muestras (1 = quemado, 0 = no quemado) y almacenada como la última banda de cada archivo de entrenamiento.

4.4.3 Preparación de datos

Cada archivo TIFF contiene una imagen ráster de dimensiones $H \times W$ píxeles y 5 bandas (Red, Nir, Swir1, Swir2 y etiqueta). Para poder alimentar la red neuronal, la estructura espacial se aplana: cada píxel pasa a ser una fila independiente en una tabla de $N \times 5$ valores, donde $N = H \times W$. Todos los archivos disponibles para un bioma y región se concatenan en una única tabla antes de continuar con el siguiente paso (véase [Figura 11](#)).

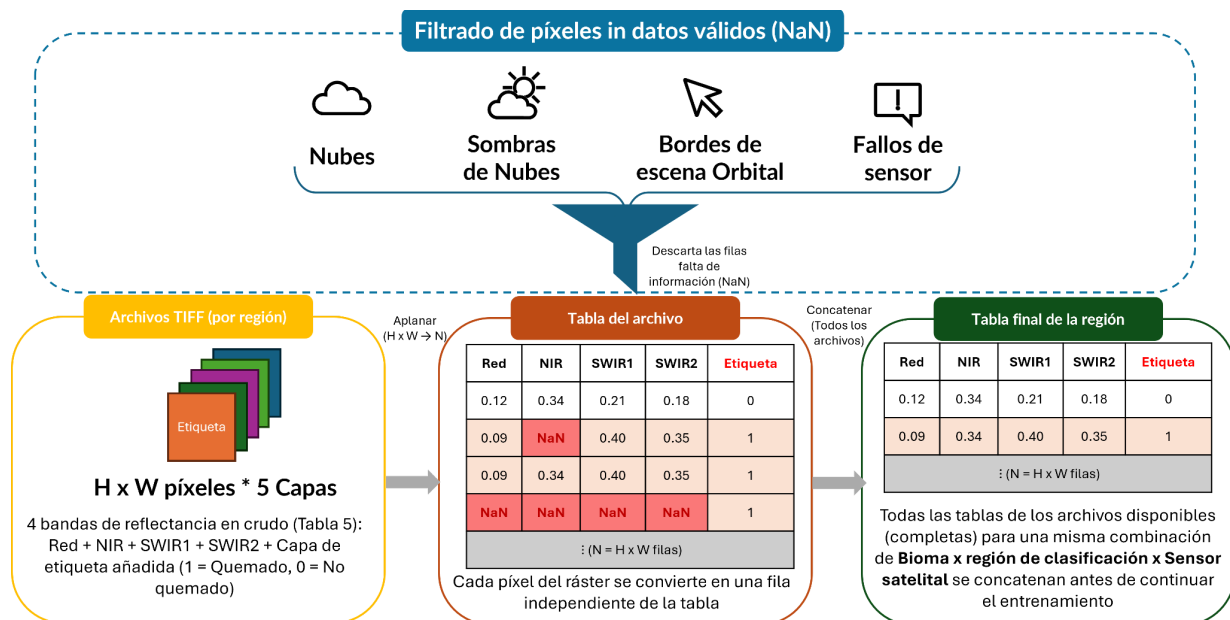


Figura 11. Preparación de datos: de ráster a tabla de entrenamiento, aplanamiento de cada archivo TIFF (H x W x 5) en una tabla de N x 5, filtrado de información con sin datos válidos y concatenar por región.

Las imágenes Landsat contienen píxeles sin datos válidos en zonas cubiertas por nubes, sombras, bordes de la escena orbital o fallos del sensor. Estos píxeles se identifican por tener al menos un valor NaN en cualquiera de sus bandas y se descartan completamente de la tabla. Su inclusión en el entrenamiento introduciría ruido y podría sesgar los parámetros aprendidos por el modelo ([Figura 11](#)).

Los datos se mezclan aleatoriamente y se dividen en un conjunto de entrenamiento (70 %) y uno de validación (30 %). La división es estratificada: la proporción de píxeles quemados y no quemados se mantiene igual en ambos subconjuntos. Esto es especialmente importante porque en la mayoría de las regiones los píxeles quemados representan entre el 5 % y el 25 % del total. Una división no estratificada podría generar un conjunto de validación con muy pocos ejemplos de la clase quemada, haciendo que las métricas de evaluación no sean representativas del rendimiento real del modelo.

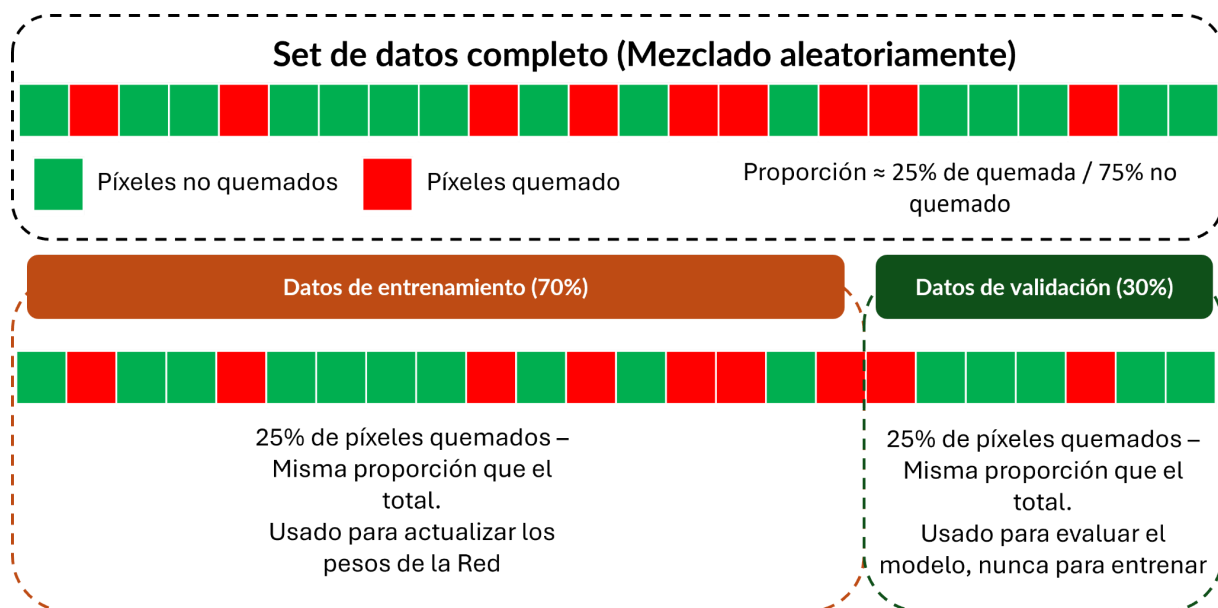


Figura 12. División estratificada de los datos para preservar la proporción de píxeles quemados y no quemados

Cada una de las cuatro bandas espectrales se centra en cero y se escala a varianza unitaria usando la media y la desviación estándar calculadas exclusivamente sobre el conjunto de entrenamiento. Esta normalización garantiza que todas las bandas contribuyan por igual al aprendizaje, independientemente de sus rangos de reflectancia originales. Los valores de media y desviación estándar se almacenan junto al modelo y se aplican de forma idéntica durante la inferencia, asegurando coherencia entre las fases de entrenamiento y predicción.

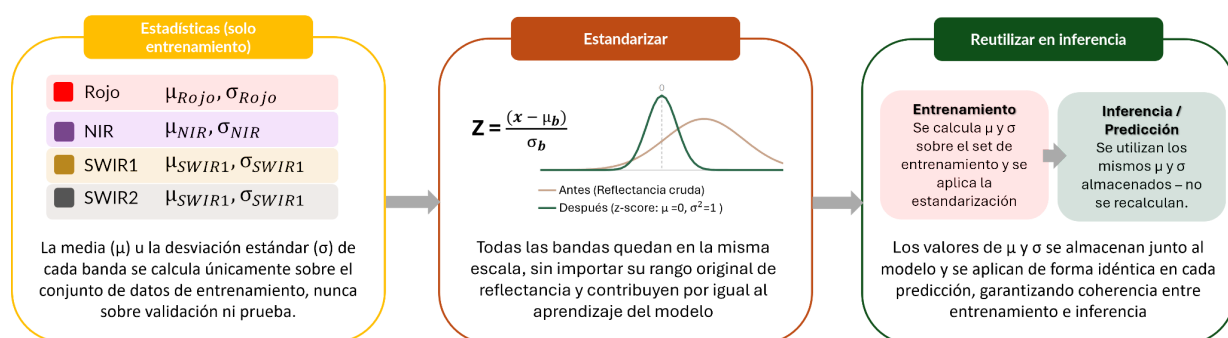


Figura 13. Estandarización de bandas espectrales (z-score), centrada en cero y escalado a varianza unitaria, con estadísticas fijadas en el conjunto de datos de entrenamiento.

4.4.4 Arquitectura del modelo

La arquitectura escogida es un perceptrón multicapa (MLP) con cinco capas ocultas y un número reducido de parámetros (~ 700 en total). Esta elección responde a la naturaleza del problema: la señal espectral de las áreas quemadas es suficientemente distintiva en el espacio de las cuatro bandas como para ser separada por un clasificador lineal por partes, sin necesidad de capas convolucionales ni de incorporar información espacial. Las capas alternas de 7 y 14 neuronas forman un patrón de expansión-contracción que permite a la red aprender representaciones intermedias más ricas antes de comprimir la información hacia la decisión binaria final.

La función de activación ReLU (Rectified Linear Unit) se aplica en todas las capas ocultas. Esta función introduce la no linealidad necesaria para aprender fronteras de decisión complejas en el espacio espectral, al mismo tiempo que evita el problema del gradiente desvaneciente que afecta a activaciones como la sigmoide en redes profundas.

La capa de salida produce dos logits uno por clase cuyo argmax determina la clasificación final. No se aplica umbralización: la clase con mayor activación se asigna directamente como resultado.

Es importante destacar que el modelo no aprende la forma espacial de las huellas del fuego. La consistencia geométrica de las áreas quemadas en el mapa final se introduce exclusivamente a través del filtrado morfológico posterior a la clasificación (véase sección 2.3), no a través de la arquitectura del modelo.

La arquitectura MLP de cinco capas con configuración 7-14-7-14-7 neuronas fue adoptada directamente de la metodología desarrollada por el equipo de MapBiomás Fuego Brasil (A. A. C. Alencar et al., 2022; Arruda et al., 2021), donde demostró ser suficiente para separar las firmas espectrales de áreas quemadas y no quemadas en los biomas brasileños. Para Colombia, el equipo técnico validó que esta arquitectura mantiene su eficiencia discriminatoria en las distintas regiones de clasificación, incluyendo contextos espectralmente exigentes como los bosques de niebla andinos y las sabanas de la Orinoquia, donde la señal del NBR puede ser parcialmente confundida con suelos desnudos estacionales o vegetación senescente. El bajo número total de parámetros (~700) favorece además la convergencia rápida del modelo incluso con conjuntos de entrenamiento de tamaño moderado, lo que es relevante en regiones con disponibilidad limitada de imágenes libres de nubes.

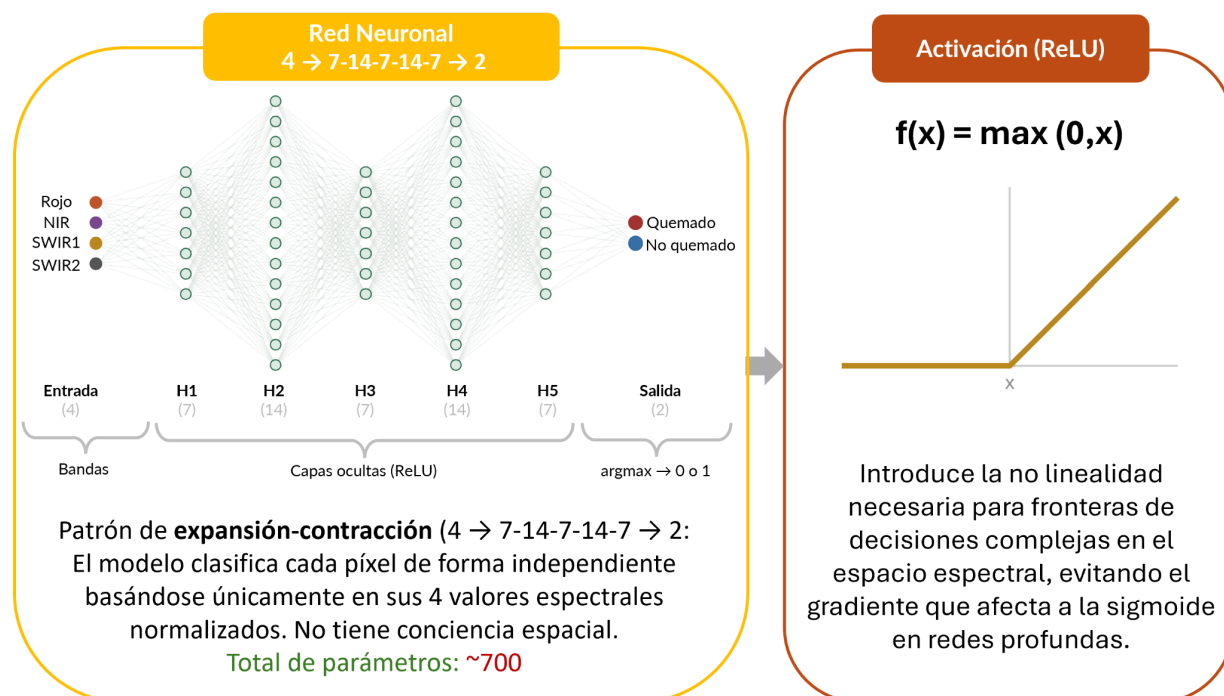


Figura 14. Arquitectura del modelo de clasificación (MPL): Perceptrón multicapa de 5 capas ocultas - separación de la firma espectral de áreas quemadas en conjunto con las 4 bandas.

4.4.5 Entrenamiento del modelo

El entrenamiento se ejecuta mediante el optimizador Adam (Adaptive Moment Estimation), que ajusta la tasa de aprendizaje de forma adaptativa para cada parámetro a partir de los momentos de primer y segundo orden del gradiente. Esta propiedad lo hace especialmente eficiente en problemas con gradientes dispersos o ruidosos, como es el caso de los datos de teledetección con alta variabilidad espectral entre escenas y sensores.

En cada paso de gradiente se selecciona aleatoriamente un lote de 1.000 píxeles del conjunto de entrenamiento. Este enfoque de descenso de gradiente estocástico por mini-lotes equilibra la eficiencia computacional con la estabilidad de la convergencia. Cada 100 pasos se evalúa la exactitud sobre el conjunto de validación y se guarda un checkpoint del modelo, conservando siempre los pesos que obtienen el mejor desempeño de validación.

El proceso se repite durante 7.000 pasos de gradiente, lo que equivale a aproximadamente siete pasadas completas sobre un conjunto de entrenamiento típico de un millón de píxeles. La función de pérdida utilizada es la entropía cruzada softmax, que penaliza las predicciones con baja confianza en la clase correcta y es estándar para problemas de clasificación multiclase.

Se entrena un modelo independiente por cada región. Esta decisión se justifica por las diferencias en la fenología de la vegetación, el régimen de incendios y las condiciones de reflectancia entre regiones geográficas: un único modelo global tendería a aprender compromisos entre estas diferencias, reduciendo su sensibilidad en cada contexto específico.

4.4.6 Resultado de entrenamiento

Un archivo checkpoint de TensorFlow por bioma/región que contiene:

- Pesos de la red neuronal (matrices de pesos y sesgos de las 5 capas)
- Estadísticas de normalización (media y desviación estándar por banda)
- Hiperparámetros del modelo (guardados en un archivo JSON adjunto)

El checkpoint es autocontenido: incluye tanto los parámetros del modelo como la normalización aplicada durante el entrenamiento. Esto garantiza que la inferencia sea reproducible sin necesidad de acceder a los datos de entrenamiento originales. Cualquier mosaico nuevo que se procese con este checkpoint recibirá exactamente la misma transformación que vio el modelo durante su ajuste, lo cual es un requisito fundamental para obtener predicciones consistentes a lo largo del tiempo y entre distintas escenas satelitales.

Los archivos de checkpoint siguen una convención de nomenclatura que codifica la colección, la región y la versión del modelo, facilitando su trazabilidad y gestión en entornos de producción con decenas de modelos activos.

4.4.7 Inferencia - Datos de entrada

La fase de inferencia aplica los modelos entrenados a nuevos mosaicos anuales Landsat para producir mapas de área quemada a 30 m de resolución. A diferencia del entrenamiento, que se

ejecuta una sola vez por colección, la inferencia se repite cada año para cada región a medida que se generan nuevos mosaicos.

El dato de entrada es un mosaico anual Landsat libre de nubes en formato Cloud-Optimized GeoTIFF (COG) a 30 m de resolución, construido con las mismas cuatro bandas usadas durante el entrenamiento: RED, NIR, SWIR 1, SWIR 2.

El mosaico se construye aplicando el mismo criterio de calidad utilizado en la fase de recopilación de muestras: para cada píxel se selecciona la observación con mayor valor de NBR entre todas las imágenes libres de nubes del año. Este enfoque asegura que el mosaico de inferencia sea espectralmente consistente con los datos sobre los que fue entrenado el modelo. La cobertura temporal abarca el año completo (enero a diciembre), integrando observaciones de los sensores Landsat 5, 7, 8 o 9 según la disponibilidad para cada período.

Es crítico que las bandas del mosaico de inferencia estén en el mismo espacio espectral que las muestras de entrenamiento. Las correcciones atmosféricas (Collection 2, Level 2 de USGS) se aplican de forma idéntica en ambas fases para garantizar esta coherencia.

4.4.8 Procesamiento escena por escena

El mosaico se procesa en teselas que siguen la cuadrícula orbital Landsat (escenas por trayecto/fila). Esto evita cargar todo el país en memoria a la vez.

El procesamiento por escenas responde a dos necesidades prácticas. En primer lugar, los mosaicos anuales de regiones extensas pueden contener decenas de millones de píxeles, lo que hace inviable cargarlos completamente en memoria GPU antes de la clasificación. En segundo lugar, la cuadrícula Landsat (path/row) es la unidad natural de organización de los datos de origen, y trabajar a esta escala facilita la gestión de errores y la reanudación del proceso en caso de fallos.

Cada escena se recorta con un buffer de 100 m respecto al límite orbital para eliminar los efectos de borde introducidos por el enmascaramiento de nubes y las discontinuidades entre escenas adyacentes. Una vez clasificada, la imagen recortada se fusiona con las demás teselas mediante una operación de mosaico que da prioridad al primer valor válido en las zonas de solape.

La normalización aplicada en el paso 3 utiliza exactamente la misma media y desviación estándar calculadas sobre el conjunto de entrenamiento y almacenadas en el checkpoint. El mosaico de inferencia no recalcula estas estadísticas, lo que garantiza que los valores normalizados del nuevo año estén en el mismo espacio que los datos que vio el modelo durante su ajuste.

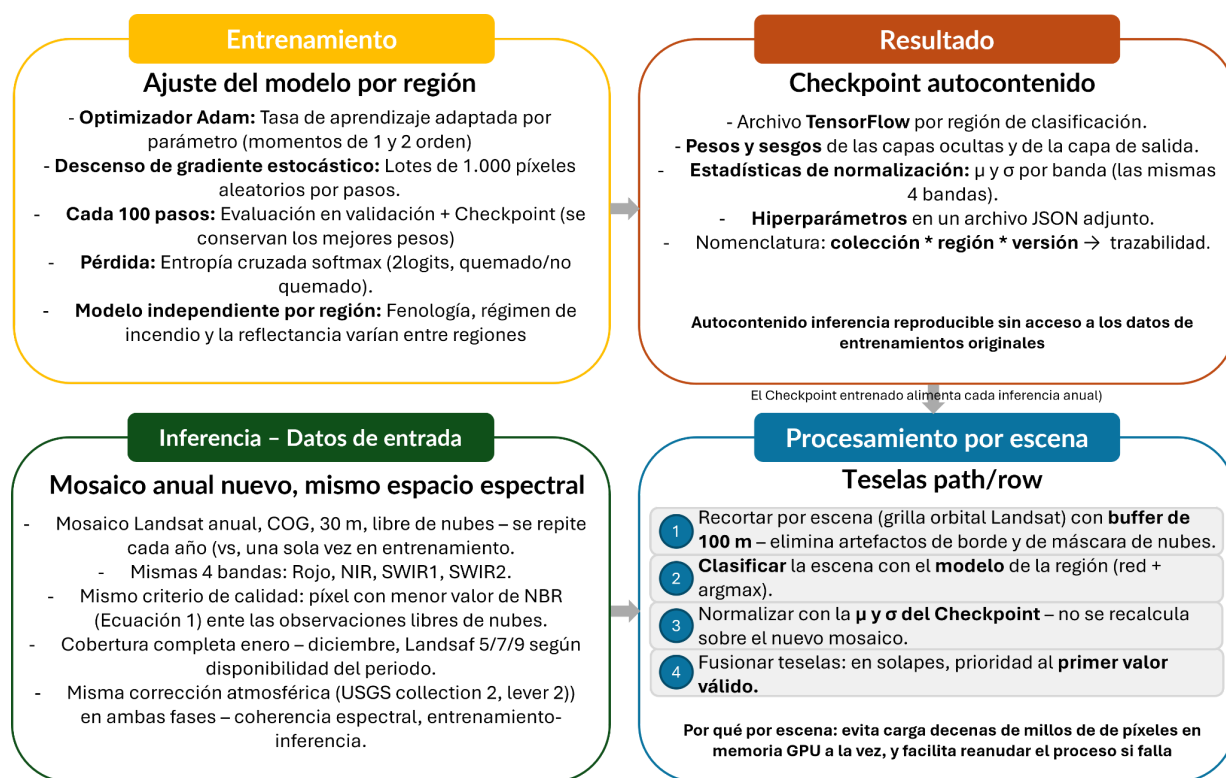


Figura 15. Ciclo de vida del modelo por región (desde el entrenamiento hasta la inferencia) esta gráfica muestra en amarillo el punto 4.4.5., en naaranja el punto 4.4.6., en verde el punto 4.4.7. y en azul el punto 4.4.8.

4.4.9 Resultado de inferencia

Se genera un archivo en formato GeoTIFF de una sola banda por año y bioma/región a 30 m de resolución:

El resultado de la fase de inferencia es un archivo GeoTIFF de una sola banda por año y por región/bioma, a 30 m de resolución espacial, en el cual cada píxel almacena la clase predicha por el modelo de Deep Learning (1 = quemado, 0 = no quemado), derivada directamente del argmax de los dos logits de salida de la red neuronal descrita en la sección 4.4.4. Este resultado corresponde a la clasificación binaria bruta, previa a la aplicación de los filtros de posclasificación descritos en la sección 4.5.

Por defecto, sobre esta salida se aplica el filtro espacial de apertura y cierre morfológico descrito en la sección 4.4.9 (kernel 2×2 y 4×4 píxeles, respectivamente). Estos parámetros pueden ajustarse por región cuando las condiciones locales de fragmentación del paisaje o de ruido residual así lo requieran, previa validación visual del equipo técnico.

4.5. Post-clasificación

Debido al abordaje de un método de clasificación píxel a píxel para una ventana temporal extensa de 26 años, es usual la presencia de inconsistencias en el mapeo (ruido, efecto sal y pimienta, vacíos de información y falsos positivos por confusión espectral con coberturas no combustibles). Por ello, se aplica una secuencia de procesos de post-clasificación: (1) un

enmascaramiento temático por cobertura y uso del suelo, (2) un filtro espacial que elimina píxeles aislados (aplicado de forma diferenciada por región, según se explica en 4.5.2), (3) una herramienta de corrección manual dirigida (REMAP) para casos puntuales no resueltos por los filtros automáticos, (4) un filtro de relleno de vacíos (gapfill) que recompone la coherencia geométrica de las huellas del fuego, y (5) la extracción de la fecha de detección de cada píxel quemado a partir del mosaico de calidad.

La asignación de las clases de la leyenda de MapBiomás Colombia (Colección 3) a cada uno de los tres niveles de decisión es la siguiente:

4.5.1. Enmascaramiento por cobertura y uso del suelo

Tras la clasificación con el modelo de Deep Learning, se aplica un enmascaramiento temático dirigido a excluir de la capa de área quemada aquellas coberturas de la tierra que, por su naturaleza, no pueden quemarse o para las cuales no es plausible que ocurran incendios de vegetación (por ejemplo, cuerpos de agua, afloramientos rocosos, glaciares e infraestructura urbana), así como aquellas cuya firma espectral puede confundirse con la de una huella de fuego reciente.

Este procedimiento integra los mapas anuales de cobertura y uso del suelo de la Colección 3 de MapBiomás Colombia como una máscara temática de referencia (ImageCollection), definida de forma independiente para cada una de las regiones de clasificación del país e integrada en una única versión final por año y región.

Para cada región se define un conjunto de clases de la leyenda de MapBiomás Colombia que se reclasifican como "no fuego", siguiendo un criterio de decisión de tres niveles:

Clases con enmascaramiento recomendado: exclusión sistemática en todas las regiones, por tratarse de coberturas que por definición no son combustibles o cuya firma espectral se confunde con una huella de fuego.

Tabla 6. Clases con enmascaramiento recomendado.

Clase (leyenda MapBiomás Colombia)	Tipo	Código
2. Formación natural no boscosa		10
2.3. Planicie de marea hipersalina	Cobertura	32
2.4. Afloramiento rocoso	Cobertura	29
4. Área sin vegetación		22
4.1. Playas, dunas y bancos de arena	Cobertura	23
4.2. Infraestructura urbana	Uso	24
4.3. Minería	Uso	30
4.6. Paneles solares	Uso	75
5. Cuerpo de agua		26
5.1. Río, lago u océano	Cobertura/Uso	33
5.2. Acuicultura	Uso	31
5.3. Glaciar y nival	Cobertura	34

Clases con enmascaramiento a discreción del equipo técnico: según la evaluación caso a caso por región y año, verificando estabilidad temporal de la cobertura y ausencia de evidencia de quemadas reales.

Tabla 7. Clases con enmascaramiento a discreción del profesional encargado de cada región.

Clase (leyenda MapBiomias Colombia)	Tipo	Código
3. Área agropecuaria		14
3.1. Silvicultura	Uso	9
3.2. Palma aceitera	Uso	35
3.3. Banano	Uso	74
4. Área sin vegetación		22
4.4. Otra área natural sin vegetación	Cobertura	68
4.5. Otra área sin vegetación	Uso	25

Clases no recomendadas para enmascarar: coberturas donde el fuego es un proceso ecológico o productivo documentado.

Tabla 8. Clases no recomendadas para el enmascaramiento.

Clase (leyenda MapBiomias Colombia)	Tipo	Código
1. Formación boscosa		1
1.1. Bosque	Cobertura	3
1.2. Manglar	Cobertura	5
1.3. Bosque inundable	Cobertura	6
1.4. Vegetación leñosa sobre arena	Cobertura	49
2. Formación natural no boscosa		10
2.1. Formación natural no forestal inundable	Cobertura	11
2.2. Formación herbácea	Cobertura	12
2.5. Vegetación herbácea sobre arena	Cobertura	50
3. Área agropecuaria		14
3.4. Mosaico de agricultura y/o pasto	Uso	21

Es responsabilidad del equipo técnico de cada región verificar que las clases seleccionadas para el enmascaramiento se mantengan estables en el tiempo (es decir, que no cambien de cobertura) y que no presenten evidencia de quemadas dentro de la ventana temporal analizada, antes de aplicar el filtro. Adicionalmente, se incorporan las capas de agua estable de la Colección 3 de MapBiomias Colombia, que identifican los píxeles clasificados de forma consistente como cuerpo de agua a lo largo de toda la serie temporal, reforzando la exclusión de falsos positivos asociados a esta cobertura.

4.5.2. Filtro espacial

El filtro espacial está basado en la función "connectedPixelCount", que permite homogeneizar la clasificación asignando a píxeles dispersos el valor de la clase predominante a su alrededor. Los grupos de píxeles conectados que no alcanzan un área mínima de 5 píxeles (0.45 ha, con resolución Landsat de 30 m) se reclasifican, eliminando ruido y unificando las coberturas del mosaico.

La clasificación píxel a píxel en crudo contiene dos tipos de ruido:

- Falsos positivos: píxeles aislados marcados como quemados por artefactos del sensor o suelo oscuro — eliminados por apertura morfológica.
- Huecos: pequeñas zonas no detectadas dentro de huellas del fuego reales — rellenadas por cierre morfológico.

El filtrado morfológico se aplica en dos pasos secuenciales sobre la imagen binaria resultante de la clasificación.

Apertura morfológica (kernel 2×2). La apertura es una erosión seguida de una dilatación con el mismo elemento estructurante. Su efecto neto es eliminar objetos más pequeños que el kernel: píxeles o grupos de uno o dos píxeles clasificados como quemados pero que no forman parte de un área quemada coherente. Estos falsos positivos se originan principalmente en suelos desnudos oscuros, sombras de nubes residuales y artefactos de calibración radiométrica del sensor. El tamaño de kernel 2×2 (equivalente a 60×60 m) es conservador: elimina solo las detecciones aisladas más pequeñas sin afectar huellas del fuego de área reducida.

Cierre morfológico (kernel 4×4). El cierre es una dilatación seguida de una erosión. Su efecto es rellenar discontinuidades dentro de regiones quemadas: huecos de uno a tres píxeles provocados por nubes residuales no enmascaradas, variabilidad espectral dentro de la huella del fuego, o zonas con distinto comportamiento post-fuego. El kernel de 4×4 píxeles (120×120 m) está calibrado para cerrar estos pequeños huecos sin fusionar las áreas quemadas que sean genuinamente independientes.

La elección de aplicar primero la apertura y después el cierre (y no al revés) es deliberada: se elimina primero el ruido antes de rellenar huecos, evitando así que la apertura elimine huellas reales que ya han sido engrosadas por el cierre.

Este filtro no se aplica de manera uniforme en todo el país: en la región amazónica se omite deliberadamente, con el fin de conservar la visibilidad de las chagras (parcelas de policultivo itinerante que constituyen una estrategia alimentaria tradicional de las comunidades indígenas), cuya huella suele expresarse como píxeles aislados o de área reducida. Por esta razón, es normal encontrar píxeles de área quemada aislados en la Amazonía que en otras regiones habrían sido eliminados por el filtro espacial.

4.5.3. Filtro de relleno de vacíos (gapfill)

Finalmente, se aplica un filtro de relleno de vacíos (gapfill) orientado a corregir pequeños huecos de información dentro de huellas de fuego que, de otro modo, serían coherentes y continuas. Estos vacíos suelen originarse por variabilidad espectral interna de la huella del

fuego, nubes o sombras residuales no eliminadas durante la construcción del mosaico anual, o diferencias en el comportamiento post-fuego de la vegetación dentro de una misma área quemada. Las áreas vacías que se encuentran completamente rodeadas por píxeles clasificados como quemados, y que no superan un umbral de área definido por región, se rellenan y reclasifican como quemadas, mejorando la coherencia geométrica del producto final sin alterar la extensión total real del evento de fuego.

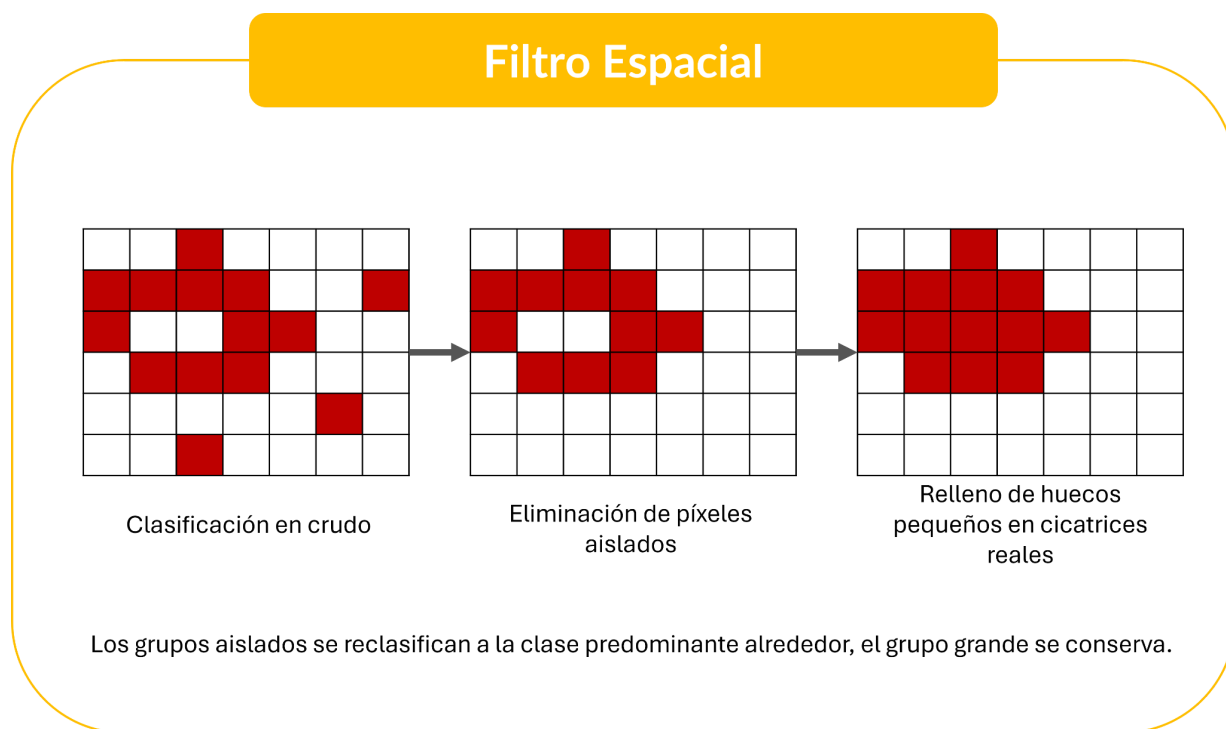


Figura 16. Efecto de la aplicación del filtro espacial y del relleno de vacíos.

4.5.3. Corrección manual dirigida.

Adicionalmente a los filtros automáticos descritos, se dispone de una herramienta de corrección manual dirigida que permite reclasificar como "no fuego" polígonos específicos que, por errores de clasificación, hayan quedado incorrectamente etiquetados como área quemada. Esta herramienta se emplea para corregir aberraciones puntuales del mosaico anual, sombras de nubes persistentes no eliminadas por el enmascaramiento de calidad, y afloramientos u otras superficies con firmas espectrales anómalas.

La corrección se aplica dibujando manualmente los polígonos correspondientes a las zonas que deben excluirse, y asociando a cada polígono un período de tiempo (año inicial y año final) durante el cual debe aplicarse la máscara; de este modo, el remapeo afecta únicamente a los años en los que se identificó el error, sin alterar la clasificación de años previos o posteriores en los que la detección de fuego sí es válida para esa misma ubicación.

4.5.5. Extracción de la fecha de detección

Una vez finalizada la clasificación y aplicados los filtros de enmascaramiento, espacial, corrección manual dirigida y gapfill, se recupera la información temporal de cada píxel clasificado como quemado a partir del mosaico anual de NBR mínimo (Ecuación 1, [sección](#)

[4.2.3.1](#)). Dado que cada píxel del mosaico de calidad conserva la fecha exacta de la observación que generó el valor mínimo de NBR, esta fecha se asigna directamente al píxel clasificado como área quemada, permitiendo identificar el mes (cuando la disponibilidad de escenas libres de nubes lo permite, el día aproximado) en el que se detectó la huella de fuego. Este procedimiento sustenta el producto de salida "fecha por píxel" descrito en la [sección 4.6](#).

4.6. Productos de salida

A partir de la clasificación del área quemada ([sección 4.4](#)) y de los procesos de post-clasificación que refinan su calidad geométrica y temática ([sección 4.5](#)), se generan los productos de salida de la Colección 1.0 de MapBiomás Fuego Colombia. Todos comparten la misma resolución espacial (30 m) y se derivan de una única capa base: el mapa de área quemada anual ([4.6.1.1](#)), a la cual se le atribuye la clase de cobertura y uso del suelo correspondiente de la Colección 3 de MapBiomás Colombia. A partir de esta capa base se generan cinco subproductos adicionales agrupados en dos categorías: Datos por año: Área quemada mensual ([4.6.1.2](#)), Extensión de quema ([4.6.1.3](#)), y datos por periodo: área quemada acumulada ([4.6.2.1](#)), frecuencia de área quemada ([4.6.2.2](#)), año del último fuego ([4.6.2.3](#)) y cada uno orientado a responder una pregunta analítica distinta sobre el régimen del fuego en el país: cuándo ocurrió, con qué frecuencia se repite, cuánta superficie afecta en total, cuánto tiempo ha transcurrido desde el último evento, y qué magnitud alcanzan las huellas del fuego individuales. Estos productos están disponibles públicamente en la [plataforma web de MapBiomás Fuego Colombia](#).

4.6.1 Datos agrupados por año.

Este grupo reúne los productos que conservan la resolución temporal anual de la clasificación, describiendo cada evento de fuego dentro del año específico en que ocurrió: el mes en que fue detectado y extensión de quema que produjo, ambos derivados directamente de la capa base de área quemada anual.

4.6.1.1 Área quemada anual

El conjunto de datos de área quemada anual comprende mapas que identifican los píxeles clasificados como quemados para cada año dentro del período 2000-2025. A cada píxel se le asigna la clase de cobertura y uso del suelo (LULC) correspondiente de la Colección 3 de MapBiomás Colombia para el año en que ocurrió el incendio. Este producto constituye la base a partir de la cual se derivan el resto de los subproductos de la sección 4.6, y permite realizar el seguimiento de la evolución de la incidencia del fuego a lo largo de la serie temporal sobre los distintos usos y coberturas del suelo.

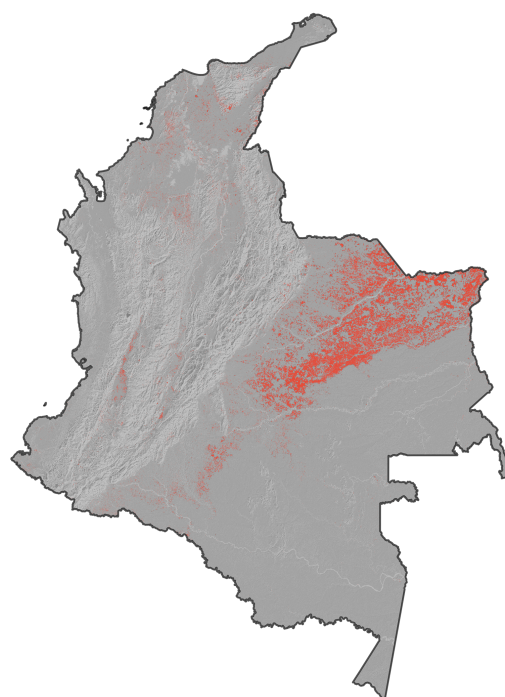


Figura 17. Mapa de área quemada anual (2025)

4.6.1.2 Área quemada mensual

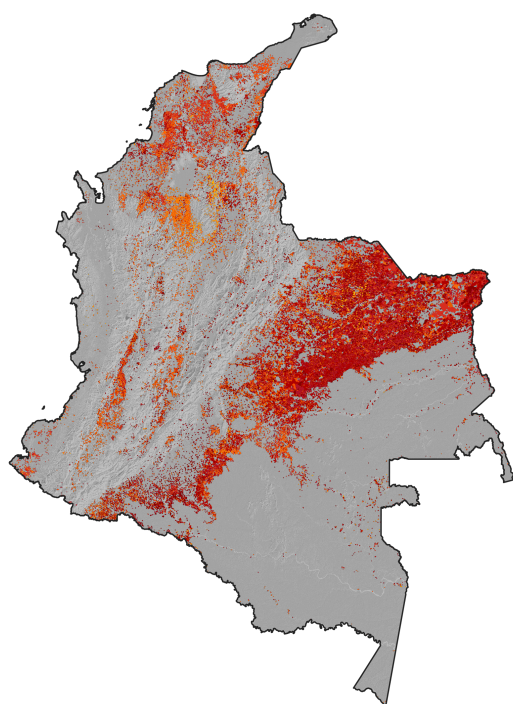


Figura 18. Mapa de área quemada mensual (2025)

El conjunto de datos de área quemada mensual indica el mes específico (de 1 a 12) en que ocurrió cada evento de fuego para cada píxel clasificado como quemado para el año clasificado dentro del período 2000-2025. La atribución temporal se deriva de la fecha de la escena Landsat en la que el píxel presentó su valor mínimo de NBR dentro del Quality Mosaic (sección 4.2.3.1). Este producto permite el análisis detallado de la estacionalidad del fuego en las distintas regiones del país —por ejemplo, para contrastar la concentración de quemados en el trimestre diciembre-marzo característico de la Orinoquía, la Amazonía y el Caribe frente al calendario invertido observado en el Pacífico (sección 4.3.6)— y sirve como insumo para la planificación de estrategias regionales de prevención y control diferenciadas en el tiempo.

4.6.1.3 Extensión de quema

Este conjunto de datos registra la información anual sobre la extensión del área quemada para cada año en el período 2000-2025, clasificándolas en intervalos según su superficie en hectáreas. Se define como extensión de quema a un clúster de píxeles quemados conectados espacialmente dentro de un mismo año. Esta categorización facilita la caracterización de los incendios según su magnitud y distribución espacial, donde se identifican los eventos de gran magnitud (≥ 5.000 ha) concentrados casi exclusivamente en la Orinoquía y, en menor proporción, en la Amazonía.

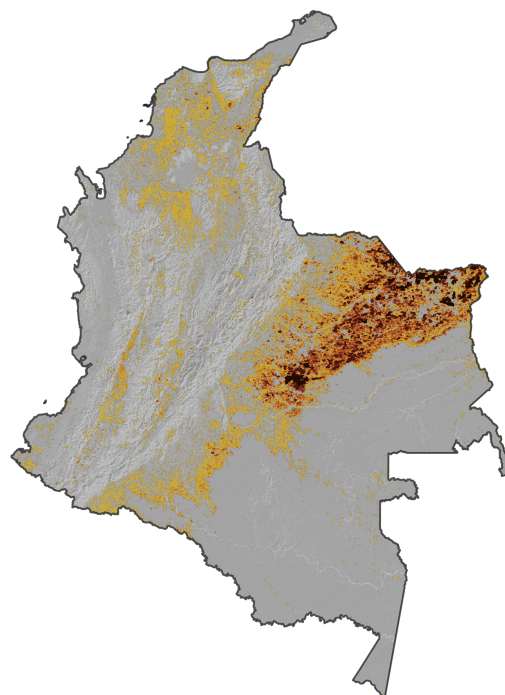


Figura 19. Mapa de extensión de de quema (2025)

4.6.2 Datos agrupados por periodo.

Este grupo reúne los productos que sintetizan el comportamiento del fuego a lo largo de toda la serie temporal (2000-2025), en lugar de describir eventos individuales: la extensión total afectada al menos una vez (4.6.2.1), el número de veces que cada píxel ha sido quemado (4.6.2.2), y el tiempo transcurrido desde el evento más reciente (4.6.2.3).

4.6.2.1 Área quemada acumulada

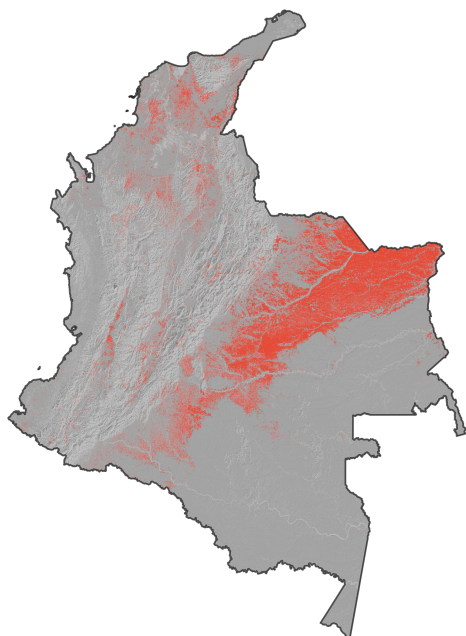


Figura 20. Mapa de área quemada acumulada en el periodo de 2000 al 2025.

La superficie quemada acumulada representa el área total afectada por al menos un evento de incendio durante los distintos períodos analizados. Esta capa se genera de forma incremental, asegurando que cada píxel se contabilice una única vez, independientemente del número de incendios registrados en él a lo largo de la serie temporal. Al cruzar esta información con la clasificación de cobertura y uso del suelo (LULC) del último año de la Colección 3 de MapBiomás, es posible caracterizar y evaluar la magnitud del impacto acumulado del fuego sobre las diferentes coberturas del territorio.

4.6.2.2 Frecuencia de área quemada

Este producto cuantifica cuántas veces fue clasificado como quemado cada píxel a lo largo de la serie completa (2000-2025), resumido en un único mapa de clases discretas (1, 2, 3... hasta el número máximo de años con fuego registrados en un mismo píxel). Cada píxel conserva, además, la clase de cobertura y uso del suelo de la Colección 3 correspondiente al último año de la serie, lo que permite cruzar la recurrencia de quema con el tipo de cobertura y priorizar zonas de alta reincidencia para la gestión y prevención del fuego. Es este producto el que evidencia patrones de recurrencia extrema, donde algunas sabanas de la Orinoquía acumulan veinte o más eventos de fuego en los 26 años de la serie

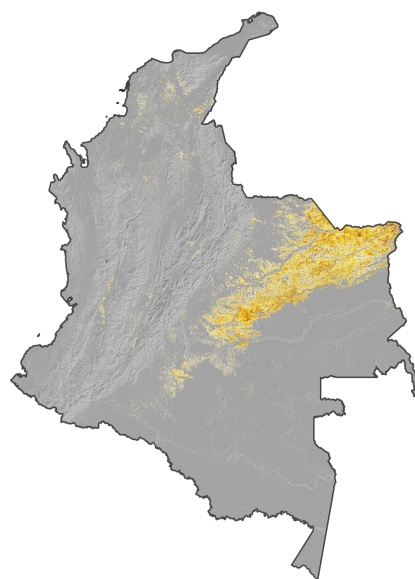
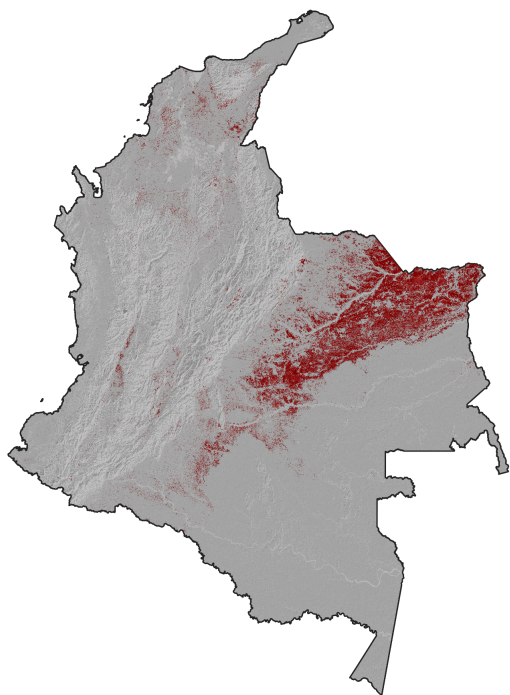


Figura 21. Mapa de frecuencia de área quemada en el periodo de 2000 al 2025.

4.6.2.3 Año del último fuego



Este conjunto de datos registra, para cada píxel, el año más reciente en que se detectó un evento de fuego dentro del período 2000-2025, derivado directamente de las máscaras anuales de área quemada. Este producto permite estimar el tiempo transcurrido desde la última quema en cualquier punto del territorio, y es un insumo directo para futuros análisis de intervalo de retorno del fuego, así como para la identificación de áreas que no han presentado fuego recientemente y que podrían tener mayor acumulación de combustible vegetal.

Figura 22. Mapa de último registro de área quemada en el periodo de 2000 al 2025.

5. LIMITACIONES Y ARTEFACTOS

Como todo producto de detección derivado de imágenes satelitales, los datos de MapBiomás Fuego Colombia están sujetos a limitaciones metodológicas y técnicas que condicionan su interpretación y uso. Esta sección documenta de manera transparente las principales fuentes de incertidumbre y los artefactos conocidos del producto, organizados según la etapa del proceso en que se originan: las características del dato de entrada (imágenes Landsat), el criterio metodológico de selección del mosaico anual (NBR mínimo), las decisiones de diseño del modelo de clasificación y su aplicación por región y escena, y la dependencia de insumos externos como los datos de cobertura y uso del suelo. El propósito no es señalar debilidades del producto en abstracto, sino ofrecer al usuario los elementos necesarios para interpretar correctamente sus resultados, reconocer los límites válidos de su aplicación, y evitar conclusiones erróneas derivadas de un uso inadecuado de los datos.

5.1. Limitaciones del dato de entrada.

El "efecto SLC-off" de Landsat 7 —la falla del corrector de línea de barrido desde 2003, que introduce franjas de datos faltantes (~22% de la escena) en patrón de cuña— es un artefacto extremadamente conocido en teledetección y afecta directamente tu ventana L5/L7 (2000–2012); no lo hemos mencionado en ningún punto del documento y probablemente merece una mención explícita, ya que interactúa con el filtrado de NaN que describimos en la [sección 4.4.3](#). También vale la pena documentar la disponibilidad desigual de imágenes libres de

nubes entre regiones y cómo eso limita la precisión temporal del NBR mínimo en zonas de nubosidad crónica (Pacífico, piedemonte amazónico).

El mapa de calidad de mosaicos se incorpora precisamente para caracterizar esta variabilidad espacial y temporal en la disponibilidad de información Landsat. Su objetivo es indicar, para cada píxel y año, cuántas observaciones válidas y libres de nubes estuvieron disponibles para la construcción del mosaico. Por tanto, no representa directamente la exactitud de la clasificación de áreas quemadas, sino la cantidad de información observacional disponible para seleccionar el valor anual de NBR. Valores altos indican una mayor cantidad de observaciones potencialmente útiles, mientras que valores bajos identifican zonas y años en los que la estimación depende de un conjunto más limitado de imágenes y, en consecuencia, existe una mayor incertidumbre sobre la oportunidad temporal de la observación seleccionada.

Este mapa se construyó a partir de las imágenes Landsat 5, 7, 8 y 9 disponibles para cada año. Para cada adquisición se identifican y excluyen los píxeles afectados por falta de datos, presencia de nubes, sombras de nubes, nieve, cirros (cuando corresponde) y saturación radiométrica, utilizando las bandas de control de calidad de las colecciones de imágenes Landsat. Las observaciones que superan estos filtros se contabilizan de forma acumulativa en cada píxel, de modo que el valor final corresponde al número de observaciones válidas y libres de nubes disponibles durante ese año. El procesamiento se restringe además a las grillas PATH/ROW utilizadas en la generación de los mosaicos, permitiendo representar espacialmente las diferencias en disponibilidad de datos asociadas tanto a las condiciones atmosféricas como a las características de adquisición de los distintos sensores.

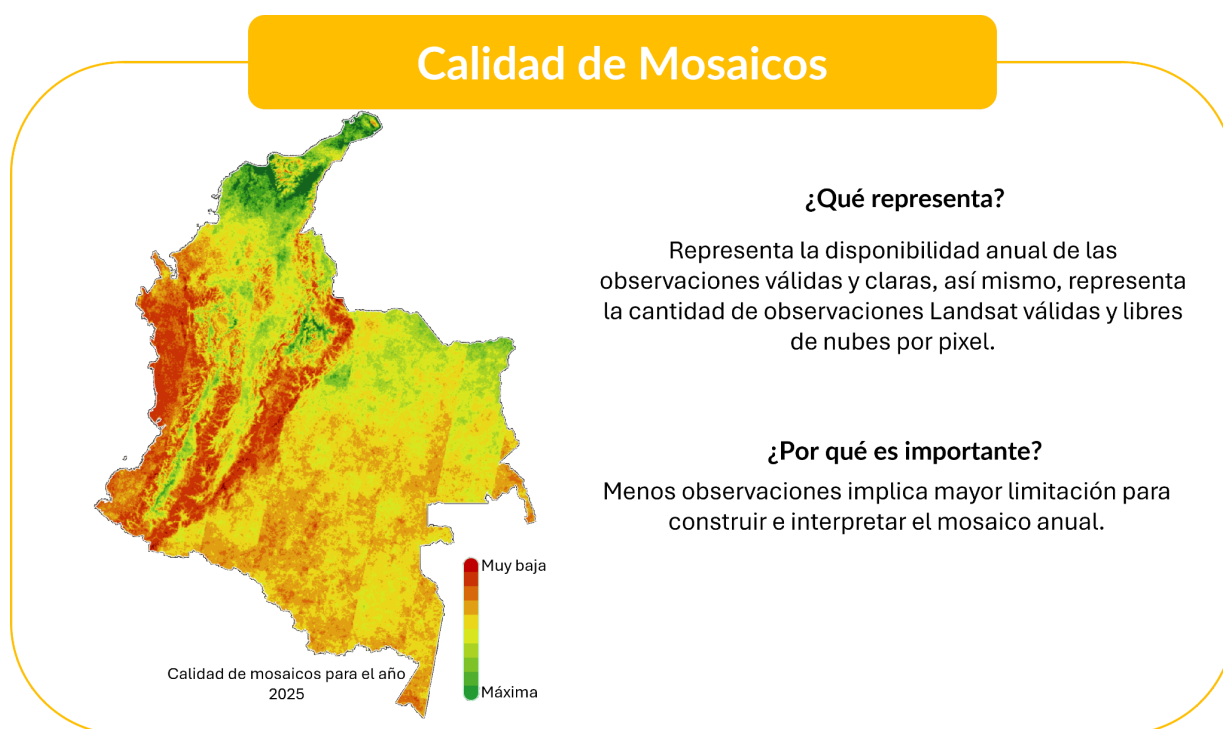


Figura 23. Representación del análisis de los mosaicos de calidad, también disponibles en la plataforma MapBiomias Colombia - módulo de fuego.

En este sentido, para los años 2002, 2005 y 2007 —correspondientes a los Path-Row 6-56 y 6-57, que registran los mosaicos con menor disponibilidad de información según el mapa de

calidad de mosaico— se incorporaron datos complementarios provenientes del sensor MODIS. Esta inclusión permite que el usuario identifique que, en esas combinaciones específicas de año y escena, existió información no capturada por Landsat debido a la limitada disponibilidad de imágenes libres de nubes, y que dicho vacío fue complementado con una fuente distinta. Sin embargo, se recomienda precaución al utilizar estos datos complementarios, dado que MODIS presenta una resolución espacial distinta a la de Landsat, al provenir de un sensor diferente, por lo que su integración no debe interpretarse como equivalente en detalle geométrico al resto del producto.

5.2. Limitaciones propias del criterio metodológico (NBR mínimo)

El criterio de "un solo NBR mínimo por año" asume implícitamente una quema dominante por píxel-año; si un mismo píxel se quema más de una vez en el año (frecuente en quemas de manejo de pastizales), el mosaico solo capta la fecha del evento de menor NBR, subestimando la frecuencia intra-anual real. También es razonable documentar que este mismo criterio confunde deliberadamente "quemado" con "menor NBR", lo cual puede generar falsos positivos si otra causa no relacionada con fuego produce una caída de NBR (por ejemplo, una defoliación que deja el suelo expuesto).

5.3. Limitaciones del procesamiento por región y por escena

Esta subsección reúne las limitaciones que se derivan directamente de decisiones metodológicas ya documentadas: el entrenamiento de modelos independientes por región ([4.4.5](#)), la fusión de teselas en el procesamiento por escena ([4.4.8](#)), y los criterios diferenciados de enmascaramiento y filtrado espacial ([4.5.1](#), [4.5.2](#)).

- **Efectos de borde entre regiones de clasificación.** Al entrenarse un modelo independiente por cada región de clasificación ([4.4.5](#)), es esperable que se presenten discontinuidades o en los límites entre regiones adyacentes, donde una misma cobertura puede clasificarse de forma distinta a cada lado del límite.
- **Efectos de borde entre escenas Landsat.** La fusión de teselas mediante el criterio de prioridad al primer valor válido ([4.4.8](#)) puede introducir artefactos visibles en los límites de las escenas (path/row) cuando existen diferencias de fecha o de iluminación entre escenas contiguas.
- **Heterogeneidad deliberada entre regiones.** El filtro espacial no se aplica en la región amazónica, con el fin de preservar la visibilidad de las chagras ([4.5.2](#)); en consecuencia, este producto conserva, por diseño, un mayor ruido espacial residual en esa región que en el resto del país. Esta diferencia no constituye un error, pero debe documentarse explícitamente para evitar que se interprete como un defecto de calidad.
- **Subjetividad en las clases de enmascaramiento a discreción.** El nivel intermedio de decisión del enmascaramiento temático ([4.5.1](#)) depende de la verificación caso a caso por parte del equipo técnico de cada región, esta verificación puede introducir inconsistencias entre regiones o entre años.
- **Ambigüedad interpretativa en las clases no enmascaradas.** Al no enmascarar formación herbácea, mosaico de agricultura y/o pasto, y minería (con el fin de capturar el fuego empleado como herramienta de manejo), el producto final integra en una misma capa el fuego de manejo y el fuego no planificado, sin distinguir entre ambos. Esta es una

limitación de interpretación que debe tenerse en cuenta antes de emplear estos datos para atribuir causalidad a los eventos de fuego registrados.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alencar, A. A. C., Arruda, V. L. S., Silva, W. V., Conciani, D. E., Costa, D. P., Crusco, N., Duverger, S. G., Ferreira, N. C., Franca-Rocha, W., Hasenack, H., Martenexen, L. F., Piontekowski, V. J., Ribeiro, N. V., Rosa, E. R., Rosa, M. R., dos Santos, S. M. B., Shimbo, J. Z., & Vélez-Martin, E. (2022). Long-Term Landsat-Based Monthly Burned Area Dataset for the Brazilian Biomes Using Deep Learning. *Remote Sensing*, 14(11), 2510. <https://doi.org/10.3390/rs14112510>
- Alencar, A., Conciani, D., Reis Rosa, E., Vélez Martin, E., Andrade, G., Hasenack, H., Moraes Martenexen, L., Fernandes Márcio Ribeiro, J., Shimbo, J., Rosa, M., Dias, M., Crusco, N., Santos, N., Coelho Monteiro, N., Galano Duverger, S., Azevedo, T., Piontekowski, V., Arruda, V., Vieira, W., & da Franca Rocha, W. (2026). *Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) MapBiomass Fire Brasil* [Documento técnico].
- Armenteras, D., González, T. M., Vargas, J. O., Meza Elizalde, M. C., & Oliveras, I. (2020). Incendios en ecosistemas del norte de Suramérica: Avances en la ecología del fuego tropical en Colombia, Ecuador y Perú. *Caldasia*, 42(1), 1-16. <https://doi.org/10.15446/caldasia.v42n1.77353>
- Armenteras, D., Rodríguez, N., & Retana, J. (2013). Landscape Dynamics in Northwestern Amazonia: An Assessment of Pastures, Fire and Illicit Crops as Drivers of Tropical Deforestation. *PLOS ONE*, 8(1), e54310. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0054310>
- Armenteras, D., Romero, M., & Galindo, G. (2005). *Vegetation fire in the savannas of the Llanos Orientales of Colombia*. 17(4).
- Arruda, V. L. S., Piontekowski, V. J., Alencar, A., Pereira, R. S., & Matricardi, E. A. T. (2021). An alternative approach for mapping burn scars using Landsat imagery, Google Earth Engine, and Deep Learning in the Brazilian Savanna. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 22, 100472. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100472>
- Bond, W. J., & Keeley, J. E. (2005). Fire as a global 'herbivore': The ecology and evolution of flammable ecosystems. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(7), 387-394. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.04.025>
- Bowman, D. M. J. S., Balch, J. K., Artaxo, P., Bond, W. J., Carlson, J. M., Cochrane, M. A., D'Antonio, C. M., DeFries, R. S., Doyle, J. C., Harrison, S. P., Johnston, F. H., Keeley, J. E., Krawchuk, M. A., Kull, C. A., Marston, J. B., Moritz, M. A., Prentice, I. C., Roos, C. I., Scott, A. C., ... Pyne, S. J. (2009). Fire in the Earth System. *Science*, 324(5926), 481-484. <https://doi.org/10.1126/science.1163886>

- Certini, G. (2005). Effects of fire on properties of forest soils: A review. *Oecologia*, 143(1), 1-10.
<https://doi.org/10.1007/s00442-004-1788-8>
- Chuvieco, E., Lizundia-Loiola, J., Pettinari, M. L., Ramo, R., Padilla, M., Tansey, K., Mouillot, F., Laurent, P., Storm, T., Heil, A., & Plummer, S. (2018). Generation and analysis of a new global burned area product based on MODIS 250\,m reflectance bands and thermal anomalies. *Earth System Science Data*, 10(4), 2015-2031.
<https://doi.org/10.5194/essd-10-2015-2018>
- Chuvieco, E., Mouillot, F., van der Werf, G. R., San Miguel, J., Tanase, M., Koutsias, N., García, M., Yebra, M., Padilla, M., Gitas, I., Heil, A., Hawbaker, T. J., & Giglio, L. (2019). Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. *Remote Sensing of Environment*, 225, 45-64.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>
- Dale, V. H., Joyce, L. A., McNulty, S., Neilson, R. P., Ayres, M. P., Flannigan, M. D., Hanson, P. J., Irland, L. C., Lugo, A. E., Peterson, C. J., Simberloff, D., Swanson, F. J., Stocks, B. J., & Wotton, B. M. (2001). Climate Change and Forest Disturbances: Climate change can affect forests by altering the frequency, intensity, duration, and timing of fire, drought, introduced species, insect and pathogen outbreaks, hurricanes, windstorms, ice storms, or landslides. *BioScience*, 51(9), 723-734.
[https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2001\)051%5B0723:CCAFD%5D2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051%5B0723:CCAFD%5D2.0.CO;2)
- Etter, A., Andrade, A., Saavedra, K., Amaya, P., & Arévalo, P. (2017). *Estado de los Ecosistemas Colombianos: Una aplicación de la metodología de la Lista Roja de Ecosistemas* [Informe Final]. Pontificia Universidad Javeriana y Conservación Internacional-Colombia.
- Falk, D. A., Miller, C., McKenzie, D., & Black, A. E. (2007). Cross-Scale Analysis of Fire Regimes. *Ecosystems*, 10(5), 809-823. <https://doi.org/10.1007/s10021-007-9070-7>
- FGA, F. G. A. (2025). *Documento de Bases Teóricas de Algoritmo (ATDB) MapBiomias Colombia Colección 3* [Documento técnico].
- Fidelis, A., & Pivello, V. (2025). *Fire in the South American Ecosystems*. Springer Cham.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-031-89372-8>
- Giglio, L., Boschetti, L., Roy, D. P., Hall, J. V., Zubkova, M., Humber, M., Huang, H., & Oles, V. (2025). The NASA VIIRS burned area product, global validation, and intercomparison with the NASA MODIS burned area product. *Remote Sensing of Environment*, 331, 115006.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2025.115006>
- Giglio, L., Boschetti, L., Roy, D. P., Humber, M. L., & Justice, C. O. (2018). The Collection 6 MODIS burned area mapping algorithm and product. *Remote Sensing of Environment*, 217, 72-85.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.005>
- Gonzalez, P., Neilson, R. P., Lenihan, J. M., & Drapek, R. J. (2010). Global patterns in the

- vulnerability of ecosystems to vegetation shifts due to climate change. *Global Ecology and Biogeography*, 19(6), 755-768. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2010.00558.x>
- Hardesty, J., Myers, R., & Fulks, W. (2005). Fire, Ecosystems, and People: A Preliminary Assessment of Fire as a Global Conservation Issue. *The George Wright Forum*, 22(4), 78-87. JSTOR.
- Hu, X., & Weng, Q. (2009). Estimating impervious surfaces from medium spatial resolution imagery using the self-organizing map and multi-layer perceptron neural networks. *Remote Sensing of Environment*, 113(10), 2089-2102. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.05.014>
- IDEAM, I. de H., Meteorología y Estudios Ambientales. (s.f.). *Incendios de la cobertura vegetal*. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales.
- IDEAM, I. de H., Meteorología y Estudios Ambientales, Instituto Humboldt, I. de I. de R. B. A. von H., INVEMAR, I. de I. M. y C. J. B. V. de A., & IGAC, I. G. A. C. (2017). *Mapa de ecosistemas continentales, costeros y marinos de Colombia* (MEC) [Memoria técnica]. escala 1:100.000.
- Key, C. H., & Benson, N. C. (2006). *Landscape Assessment: Ground measure of severity, the Composite Burn Index; and Remote sensing of severity, the Normalized Burn Ratio* (Report RMRS-GTR-164-CD: LA 1-51). USGS Publications Warehouse. <https://pubs.usgs.gov/publication/2002085>
- Long, T., Zhang, Z., He, G., Jiao, W., Tang, C., Wu, B., Zhang, X., Wang, G., & Yin, R. (2019). 30 m Resolution Global Annual Burned Area Mapping Based on Landsat Images and Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 11(5), 489. <https://doi.org/10.3390/rs11050489>
- Mouillot, F., & Field, C. B. (2005). Fire history and the global carbon budget: A 1°× 1° fire history reconstruction for the 20th century. *Global Change Biology*, 11(3), 398-420. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2005.00920.x>
- Pausas, J. G., & Ribeiro, E. (2017). Fire and plant diversity at the global scale. *Global Ecology and Biogeography*, 26(8), 889-897. <https://doi.org/10.1111/geb.12596>
- PNN, P. N. N. de C. (2022). *Unidades biogeográficas de Colombia a escala 1:100 000* [Dataset].
- Rangel-Ch, O., & Suárez-M, C. (2022). *Mapa de vegetación natural de Colombia* [Memoria técnica]. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible.
- Roces-Díaz, J. V., Santín, C., Martínez-Vilalta, J., & Doerr, S. H. (2022). A global synthesis of fire effects on ecosystem services of forests and woodlands. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 20(3), 170-178. <https://doi.org/10.1002/fee.2349>
- Seidl, R., Thom, D., Kautz, M., Martin-Benito, D., Peltoniemi, M., Vacchiano, G., Wild, J., Ascoli, D., Petr, M., Honkaniemi, J., Lexer, M. J., Trotsiuk, V., Mairota, P., Svoboda, M., Fabrika, M., Nagel, T. A., & Reyer, C. P. O. (2017). Forest disturbances under climate change. *Nature Climate Change*, 7(6), 395-402. <https://doi.org/10.1038/nclimate3303>

- Shakesby, R. A., & Doerr, S. H. (2006). Wildfire as a hydrological and geomorphological agent. *Earth-Science Reviews*, 74(3), 269-307. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2005.10.006>
- van der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., van Leeuwen, T. T., Chen, Y., Rogers, B. M., Mu, M., van Marle, M. J. E., Morton, D. C., Collatz, G. J., Yokelson, R. J., & Kasibhatla, P. S. (2017). Global fire emissions estimates during 1997–2016. *Earth System Science Data*, 9(2), 697-720. <https://doi.org/10.5194/essd-9-697-2017>
- White, P. S., & Pickett, S. T. A. (1985). Chapter 1—Natural Disturbance and Patch Dynamics: An Introduction. En S. T. A. Pickett & P. S. White (Eds.), *The Ecology of Natural Disturbance and Patch Dynamics* (pp. 3-13). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-554520-4.50006-X>
- WWF, W. W. F. (2004). *Ecorregiones Globales (terrestres)* [Dataset].