

VARIACIÓN DE UMBRALES DNBR Y RBR EN LA DETECCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN EL ÁREA IZTACCÍHUATL-POPOCATÉPETL MÉXICO

VARIATION OF DNBR AND RBR THRESHOLDS IN FOREST FIRE DETECTION IN THE IZTACCIHUATL-POPOCATEPETL AREA, MEXICO

Cobo Muelas, E.S., P.M. López Serrano, D.J. Vega Nieva, J.J. Corral Rivas, J. López García, L.L. Manzo Delgado

VARIACIÓN DE UMBRALES DNBR Y RBR EN LA DETECCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES EN EL ÁREA IZTACCÍHUATL-POPOCATÉPETL MÉXICO

VARIATION OF DNBR AND RBR THRESHOLDS IN FOREST FIRE DETECTION IN THE IZTACCIHUATL-POPOCATEPETL AREA, MEXICO



Variación de umbrales dnbr y rbr en la detección de incendios forestales en el área Iztaccíhuatl-Popocatépetl México

Variation of dnbr and rbr thresholds in forest fire detection in the Iztaccíhuatl-Popocatepetl area, Mexico

Ederson Steven Cobo Muelas,
Pablito Marcelo López
Serrano, Daniel José Vega
Nieva, Jose Javier Corral
Rivas, José López García, Lilia
de Lourdes Manzo Delgado

VARIACIÓN DE UMBRALES
DNBR Y RBR EN LA
DETECCIÓN DE
INCENDIOS FORESTALES
EN EL ÁREA
IZTACCÍHUATL-
POPOCATÉPETL MÉXICO

VARIATION OF DNBR AND
RBR THRESHOLDS IN
FOREST FIRE DETECTION
IN THE IZTACCÍHUATL-
POPOCATEPETL AREA,
MEXICO

POLIBOTÁNICA

Instituto Politécnico Nacional

Núm. 61: 55-73. Enero 2026

DOI:
10.18387/polibotanica.61.3

Ederson Steven Cobo-Muelas

Programa Institucional de Doctorado en Ciencias Agropecuarias y Forestales, Universidad Juárez del Estado de Durango. Río Papaloapan, Valle del Sur, 34120 Durango, México

Pablito Marcelo López-Serrano / p_lopez@ujed.mx ✉

Daniel José Vega-Nieva

José Javier Corral-Rivas

Facultad de Ciencias Forestales y Ambientales, Universidad Juárez del Estado de Durango. Río Papaloapan y Boulevard Durango. Col. Valle del Sur C.P. 34120. Victoria de Durango, Durango. México

José López-García

Lilia de Lourdes Manzo-Delgado

Instituto de Geografía, Universidad Autónoma Nacional de México. Circuito de la Investigación Científica. Coyoacán. C.P. 04510 Ciudad de México, México

RESUMEN Los incendios forestales son perturbaciones que influyen en la composición, estructura y funcionamiento de los ecosistemas, forman parte de ciclos ecológicos cuya frecuencia y severidad pueden variar anualmente. El uso de sensores remotos e índices espectrales permite analizar la dinámica de los incendios a través de los índices NBR (Índice Normalizado de Quemadas), dNBR (Índice Normalizado de Quemadas Diferenciado) y índice RBR (Índice Normalizado de Quemadas Relativizado). En este contexto, el objetivo del estudio fue determinar y analizar las variaciones espaciotemporales de umbrales dNBR y RBR para detectar áreas afectadas por incendios en el área natural Iztaccíhuatl-Popocatépetl para el periodo 2000 a 2012. Se utilizaron compuestos anuales de imágenes Landsat con percentil 10. Se calculó el índice RBR y dNBR a partir del NBR, los cuales permiten identificar áreas forestales afectadas por incendios. Se determinó la concordancia (K) entre áreas quemadas (AQ) y no quemadas (NOQ). Se ajustó un modelo lineal para el índice espectral con mejores métricas. Los resultados mostraron que los umbrales RBR se encuentran en un rango de 50 a 100 ($k=0.71-0.88$), mientras que los umbrales dNBR están en un rango de 50 a 130 ($k=0.59-0.83$). El modelo lineal explicó el 80% con un RMSE de 7.5 que representa la varianza total. Los resultados evidencian que el índice RBR ofrece una mayor precisión y consistencia que el dNBR para mapear áreas quemadas anuales, al presentar mayores valores de concordancia. La precisión y variación de los umbrales evidencia la importancia de incorporar otras variables explicativas, como factores climáticos y topográficos, que permitan fortalecer los análisis de estudios multitemporales.

Palabras clave: incendios forestales, índices espectrales, coeficiente Kappa, umbral, Landsat.

ABSTRACT: Wildfires are disturbances that influence the composition, structure, and functioning of ecosystems, forming part of ecological cycles whose frequency and severity can vary annually. The use of remote sensors and spectral indices enables the analysis of wildfire dynamics through the Normalized Burn Ratio (NBR), Delta Normalized Burn Ratio (dNBR), and Relative Burn Ratio (RBR). In this context, the aim of the study was to determine and analyze the spatiotemporal variations of dNBR and RBR thresholds to detect areas affected by wildfires in the Iztaccihuatl-Popocatepetl natural area for the period 2000–2012. Annual Landsat image composites using the 10th percentile were utilized. The RBR and dNBR indices were derived from NBR, allowing the identification of forested areas affected by fires. Concordance (K) was calculated between burned (AQ) and unburned (NOQ) areas. A linear model was fitted for the spectral index with the best metrics. The results showed that RBR thresholds ranged from 50 to 100 ($K = 0.71-0.88$), while dNBR thresholds ranged from 50 to 130 ($K = 0.59-0.83$). These findings demonstrate that the RBR index provides higher accuracy and consistency than dNBR for annual burned-area mapping, as reflected by higher agreement values. The observed precision and variability in thresholds highlight the importance of incorporating additional explanatory variables, such as topographic and climatic factors, to strengthen multitemporal fire detection analyses.

Key words: Forest fires, Spectral indices, Kappa coefficient, Threshold, Landsat.

INTRODUCCIÓN

Los incendios forestales son un fenómeno recurrente a nivel mundial desde hace millones de años, provocados originalmente por causas naturales, como las descargas eléctricas, que todavía representan hasta el 50 % en determinadas regiones (Balch *et al.*, 2017). Sin embargo, en las últimas décadas se han visto intensificados por actividades antropogénicas, como la agricultura, la tala, los incendios intencionados y la expansión urbana. Estos eventos han actuado como un factor de perturbación frecuente en ecosistemas forestales, influyendo significativamente en su composición, estructura, dinámica y funcionamiento (Gallegos Rodríguez *et al.*, 2014; Kraus *et al.*, 2022). No obstante, en algunos ecosistemas como son los bosques templados los incendios forman parte integral del ciclo biológico que impacta directamente en la sucesión ecológica y el desarrollo de especies pirófitas (Nolan *et al.*, 2021; Bassaber-Zuñiga *et al.*, 2024).

Diversos estudios destacan la degradación de la cobertura vegetal por causas antrópicas, como cambios de uso de suelo, pero también señalan un deterioro asociado a la intensificación de sequías, fenómeno de El Niño y a la incidencia de incendios forestales, factores que disminuyen el vigor de la vegetación (Zuluaga Gómez *et al.*, 2021). De acuerdo con Jones *et al.* (2022), la superficie de cobertura natural afectada por incendios oscila entre 3 y 5 millones de kilómetros cuadrados anuales. Estos cambios contribuyen a crear condiciones favorables para incendios más frecuentes y de mayor extensión generando graves impactos ambientales como alta mortalidad de especies, aumento de la erosión y de emisiones de CO₂ (Van Mantgem *et al.*, 2018; Neger *et al.*, 2022; Cisneros-Vaca *et al.*, 2023; Gajendiran *et al.*, 2024). En este sentido, las características ambientales de ciertas regiones influyen en la magnitud de los incendios, ya que algunos ecosistemas son más susceptibles a incendiarse (Smichowski *et al.*, 2022), por lo tanto, es importante conocer la dinámica espacio-temporal de incendios anuales en ciertas regiones y su detección a través de imágenes satelitales e índices espectrales.

Por otro lado, el uso de los sensores remotos ha permitido evidenciar de manera efectiva la distribución e impacto de los incendios forestales (Barmpoutis *et al.*, 2020; Manzo-Delgado & López-García, 2020). La combinación de imágenes satelitales de alta resolución y datos de campo, facilitan una mejor comprensión de la distribución y ocurrencia espacial de los incendios en ecosistemas, como se ha documentado en España y México (Zúñiga-Vásquez *et al.*, 2017; Fernández-García *et al.*, 2018). Los datos capturados por los sensores remotos son procesados mediante algoritmos aplicados a las imágenes satelitales de diferente temporalidad, lo que permite identificar y evaluar el impacto del fuego en las coberturas vegetales (Chuvienco *et al.*,

2005; Nolè A *et al.*, 2022; Sánchez *et al.*, 2023). Dichos procesos, son realizados con índices espectrales de vegetación, que son ampliamente utilizados para estudiar diversos aspectos, principalmente en relación con el estado de las plantas y respuesta a perturbaciones, ya que se basan en la interpretación de la firma espectral de los objetos en la superficie terrestre los cuales interactúan con la radiación solar (Vargas-Sanabria & Campos-Vargas, 2020).

La respuesta espectral de la vegetación antes y posterior a un incendio, evidencia el efecto del fuego en las hojas, ramas y troncos, permitiendo así la detección de áreas quemadas con índices espectrales (Manzo-Delgado & López-García, 2020). Entre los índices más utilizados para detectar y evaluar áreas quemadas se encuentran el NBR (Índice Normalizado de Quemadas), dNBR (Índice Normalizado de Quemadas Diferenciado) y índice RBR (Índice Normalizado de Quemadas Relativizado), los cuales han demostrado buenos resultados en la precisión al evaluar áreas quemadas en ecosistemas forestales mediante umbrales, los cuales son un valor específico que clasifican las áreas quemadas (Flores-Rodríguez *et al.*, 2021). Se ha reportado que estos índices, comparados con otros índices como el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada), tienen una mayor confiabilidad para detectar incendios. Esto se debe a que se utiliza una combinación de bandas del NIR (Infrarrojo Cercano) y SWIR (Infrarrojo de Onda Corta), que tienen mayor sensibilidad al fuego, que los índices basados en bandas NIR y Roja (Vlassova *et al.*, 2014). Como resultado, presentan una mejor respuesta espectral en términos de separabilidad de áreas quemadas (Chuvienco *et al.*, 2019). Sin embargo, es importante destacar que no existe un consenso claro entre los trabajos realizados sobre las debilidades y fortalezas específicas de los índices derivados del NBR (RBR, dNBR y el dNBR Relativizado [RdNBR]), su eficacia varía en relación con la severidad, el tipo de cobertura, la temporalidad y sobre todo con las condiciones climáticas (Barmpoutis *et al.*, 2020).

En algunos estudios, se han encontrado que las fluctuaciones en la precisión, coeficiente Kappa (K) y los respectivos umbrales, están relacionadas con el tipo de cobertura vegetal afectada y el clima después de un incendio, lo que ocasiona la regeneración de ciertas especies (Fornacca *et al.*, 2018; Flores-Rodríguez *et al.*, 2021). Sin embargo, los valores de los índices espectrales también dependen del tiempo transcurrido entre la ocurrencia del fuego y la adquisición de las imágenes satelitales, ya que la reflectancia varía conforme avanza la regeneración de la vegetación y se van reduciendo las evidencias de la quema (Key & Benson, 2006; French *et al.*, 2008). Aunque la mayoría de estudios sobre detección de incendios se enfocan en análisis específicos o estacionales, existen investigaciones que utilizan series temporales anuales, aunque son todavía escasas. Por ejemplo, un estudio en la sabana del sur de Burkina Faso realizó un análisis de áreas quemadas utilizando imágenes Landsat e índices espectrales entre el 2000 y 2016, evidenciando la viabilidad del monitoreo anual de incendios (Liu *et al.*, 2021).

En este sentido es importante evaluar como varían anualmente los umbrales obtenidos con los índices RBR y dNBR, ya que estas variaciones influyen en la delimitación y precisión de detección de incendios forestales. La comparación entre ambos índices permite identificar cual ofrece mayor confiabilidad y precisión para representar la extensión de áreas afectadas anuales, como un método importante para una gestión más efectiva en la respuesta a los incendios forestales. Para reducir la influencia de la variabilidad temporal y de valores atípicos en los datos, esta investigación utilizó el percentil 10 en la descarga de las imágenes satelitales, lo que permite trabajar con los valores más bajos y representativos de cada año, minimizando el efecto de nubes, sombras o reflectancia extrema, y enfocándose en la condición mínima observada de la vegetación, relevante para la evaluación de incendios anuales. En este contexto, el presente trabajo tiene como objetivo evaluar cómo cambian los umbrales de dNBR y RBR a lo largo del tiempo y del espacio, utilizando datos de los sensores Landsat 5 y 7 entre el periodo 2000 y 2012 en el Área Natural Protegida Iztaccíhuatl-Popocatepetl y zonas adyacentes. Enfocándose en la detección anual de áreas quemadas, lo que permite construir series temporales suficientemente largas para analizar patrones representativos de los eventos de incendio a lo largo de los años, en una zona que combina bosques de coníferas, encinos y praderas de alta montaña, ofrece un escenario representativo para analizar la dinámica de los incendios forestales en distintos tipos de cobertura y condiciones ecológicas.

MATERIALES Y METODOS

Área de estudio

El área de estudio se localiza en el Eje Neovolcánico Transversal, específicamente en la zona de los volcanes Iztaccíhuatl y Popocatepetl al sureste de la Ciudad de México (López-García, 2019). Esta región se ubica en la confluencia de los estados de México, Morelos, Puebla y Tlaxcala (Figura 1). El área en estudio abarca el Área Natural Protegida (ANP) Iztaccíhuatl-Popocatepetl y áreas adyacentes, con una superficie total de 153,394 ha, dentro de la cual se evaluaron diferentes incendios ocurridos entre los años 2000 y 2012. Este periodo fue seleccionado para generar una serie histórica que permitiera analizar, a escala anual, las variaciones de los umbrales de RBR y dNBR en la delimitación de áreas quemadas, asegurando un número suficiente de eventos representativos para estudiar los cambios temporales consistentes en la zona.

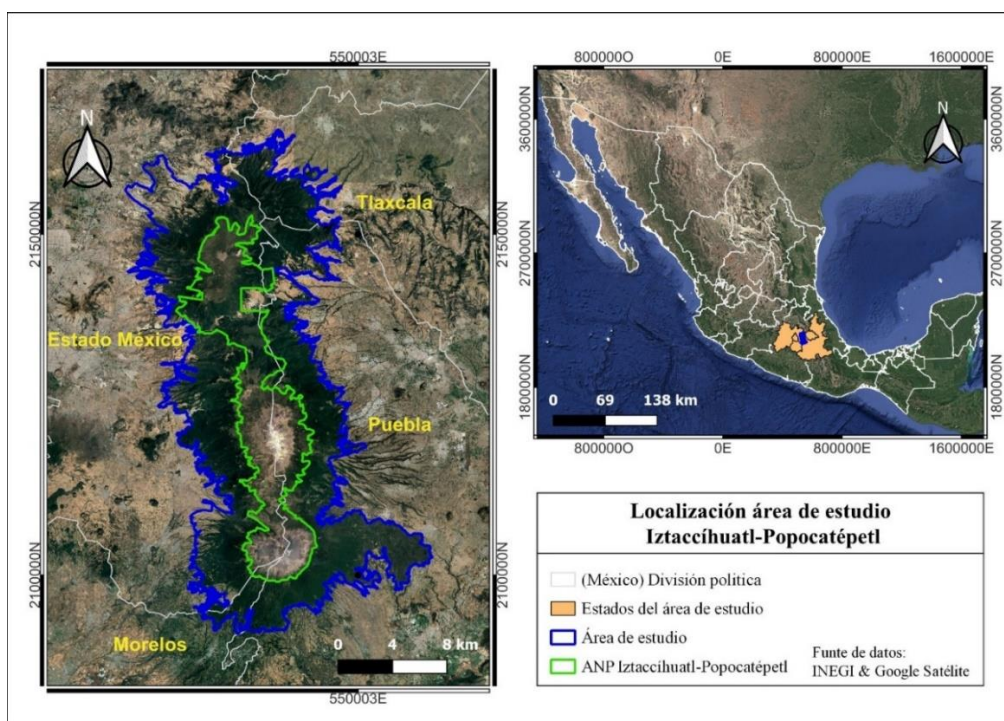


Figure 1. Location of the Iztaccíhuatl-Popocatepetl study area.
Figura 1. Localización área de estudio Iztaccíhuatl-Popocatepetl.

Las características ecológicas del área de estudio donde se encuentran los volcanes Iztaccíhuatl-Popocatepetl, incluye una gran diversidad de climas y vegetación, en donde alberga ecosistemas de alta montaña de tipo templado subhúmedo, con un rango altitudinal que oscila entre los 2589 a 5454 msnm, con predominancia de bosques de coníferas y encinos, así como pastizales y matorrales subalpinos, que hacen parte de las 55 especies de pinos y 138 de encinos del país (Arriola Padilla *et al.*, 2014; López-García, 2019). Entre las comunidades vegetales que predominan esta área, destacan los bosques de pino, pino-encino, oyamel, páramo de altura y el zacatonal (Luna-Rosales *et al.*, 2007). El área en estudio incluye al parque nacional Iztaccíhuatl-Popocatepetl y presenta una variada tenencia de tierras que incluye ejidos, comunidades, propiedades privadas y terrenos federales. Además, constituye el remanente más importante de bosques de coníferas y praderas de alta montaña en el centro de México, lo que resalta su importancia ecológica y su valor para la conservación (Almeida-Leñero *et al.*, 2015; Quiroz-Ibarra *et al.*, 2020). Estas características hacen que el área sea un modelo representativo para

estudiar los incendios forestales en un entorno con diversidad vegetal y tenencia de tierras, permitiendo analizar de manera anual e histórica la variación de umbrales en incendios forestales bajo estas condiciones.

Datos e imágenes satelitales

Los polígonos de entrenamiento de áreas quemadas para este estudio fueron recopilados de García (2019). Sin embargo, estos polígonos no se emplearon directamente; previamente fueron filtrados y validados mediante imágenes satelitales en color RGB, el índice BAI (Índice de Área Quemada), el NBR y los puntos de calor MODIS C6.1. Este procedimiento permitió delimitar con precisión las áreas que efectivamente correspondían a incendios y descartar aquellas que no presentaban evidencia de quema, optimizando así la calidad de los polígonos utilizados en los análisis posteriores. Debido a que la cantidad de polígonos de entrenamiento de áreas quemadas variaron entre los años y con ello la superficie, se estableció un criterio anual para estandarizar los análisis: para cada año se definieron dos categorías con superficie equivalente entre área quemada (AQ) y área no quemada (NOQ). Esta división equitativa permitió comparar estadísticamente de manera consistente las condiciones de cada año y analizar las diferencias en los umbrales espectrales de las zonas afectadas por incendios.

Table 1. Burned area polygons analyzed within the study area.
Tabla 1. Polígonos analizados de área quemada en el área de estudio.

Id	Año	Superficie (ha)	Número de Polígonos
1	2000	3,548	56
2	2001	5,063	43
3	2002	1,816	28
4	2003	5,233	53
5	2005	2,382	42
6	2006	7,318	50
7	2008	448	9
8	2009	10,979	63
9	2011	8,123	68
10	2012	263	18

Se utilizaron compuestos anuales de imágenes de los satélites Landsat 5 y 7 con una resolución espacial de 30 metros para los respectivos años de estudio. Descargadas a través de la plataforma Google Earth Engine (GEE), utilizando la colección 2, debido a que incluye corrección atmosférica y mejores datos de reflectancia, específicamente las series LANDSAT/LT05/C02/T1_L2 y LANDSAT/LE07/C02/T1_L2. A partir de estas colecciones, se descargaron y procesaron compuestos anuales del periodo de estudio 2000 a 2012, mediante una versión modificada del código automatizado de GEE (Parks *et al.*, 2018). Este proceso se utilizó tanto para la composición de bandas como para el cálculo del índice NBR pre y post incendio de cada año. En el NBR pre incendio se verificó que los polígonos de entrenamiento no hubieran sido afectados por incendios en el año anterior, asegurando que representaran áreas no quemadas antes del evento. La configuración de descarga de las imágenes satelitales incluyó el percentil 10, es decir, los valores más bajos de cada compuesto anual, lo que permite capturar la condición mínima observada de la vegetación y los datos más representativos para el análisis de áreas quemadas.

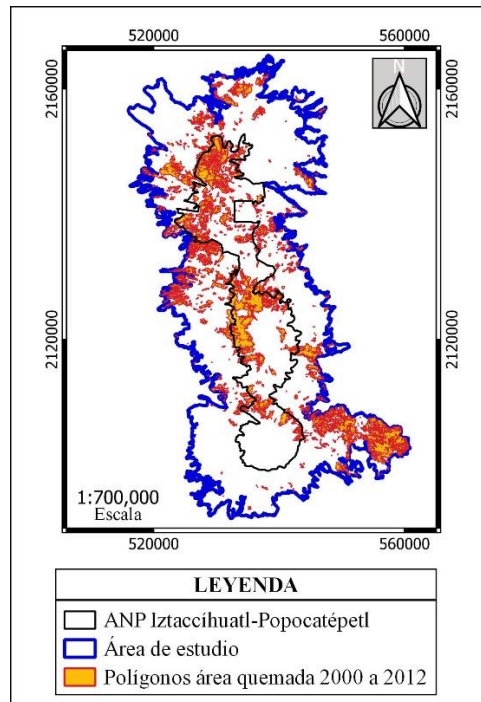


Figure 2. Training polygons of burned areas between 2000 and 2012.

Figura 2. Polígonos de entrenamiento de áreas quemadas entre el periodo 2000 y 2012.

Así mismo, se utilizaron datos de puntos de calor obtenidos del sensor MODIS C6.1 para cada año evaluado, aunque tienen una resolución espacial de 1 km y capturan la mayoría de incendios. Estos puntos detectan anomalías de calor en la superficie terrestre y se emplearon como referencia complementaria para validar algunos polígonos de entrenamiento y áreas mapeadas como quemadas. El área de estudio fue filtrada para excluir zonas agrícolas, asentamientos humanos y el cono volcánico desértico. Esta filtración, realizada mediante capas temáticas geoespaciales, asegurando que los polígonos utilizados correspondieran exclusivamente a áreas forestales susceptibles a incendios.

Índices espectrales

La firma espectral de la vegetación sana se caracteriza por una alta reflectancia en el infrarrojo cercano (NIR) y una baja reflectancia en el infrarrojo de onda corta (SWIR) del espectro electromagnético. En contraste, la firma espectral de la vegetación quemada muestra un comportamiento opuesto. Para cuantificar estas diferencias y obtener los valores del Índice dNBR y RBR estos se calcularon a partir del índice NBR pre y post. Posteriormente, a partir de las imágenes satelitales obtenidas de Landsat se realizó una extracción de los valores de estos índices con el fin de tener una heterogeneidad espacial de los datos. Utilizando puntos de muestreo a 30 metros de distancia dentro de los polígonos delimitados de AQ y en las áreas NOQ se seleccionaron puntos aleatorios de áreas forestales no perturbadas. Estos puntos seleccionados fueron de la misma proporción de AQ para cada año de estudio. Este proceso permitió una comparación precisa y homogénea de las características espectrales entre las zonas afectadas y no afectadas por los incendios.

Para el Índice NBR, se procesaron los valores de cada pixel seleccionado de las imágenes satelitales Landsat mediante la reflectancia de las bandas NIR y SWIR que permite diferenciar la respuesta espectral entre la vegetación sana y quemada, mediante la siguiente fórmula (García & Caselles, 1991):

$$NBR = ((NIR - SWIR))/((NIR + SWIR))$$

Donde: *NIR* es el infrarrojo cercano (Near Infrared) y el *SWIR* es el infrarrojo de onda corta (Short Wave Infrared), siendo para Landsat 5 y 7 (banda 4 y banda 7).

El Índice dNBR (Delta Normalized Burn Ratio) se calculó para medir la diferencia entre las condiciones de la vegetación antes y después del incendio, este índice se obtiene mediante la siguiente ecuación (Miller & Thode, 2007):

$$dNBR = (NBR_{pre} - NBR_{post}) \times 1000$$

Esta ecuación es la diferencia de los *NBR*, donde *NBR_{pre}* hace referencia al valor antes del incendio y *NBR_{post}* hace referencia al valor después del incendio.

El índice RBR (Relative Burn Ratio) el cual se calcula a partir del dNBR y NBR, permite cuantificar y mapear áreas quemadas, en función de los cambios de reflectancia de la vegetación. Este índice es usado para evaluar el impacto de los incendios en los ecosistemas forestales, ya que proporciona información detallada sobre la extensión y severidad de las áreas afectadas. A continuación, se presenta la ecuación utilizada para calcular el RBR (Parks *et al.*, 2014):

$$RBR = dNBR / (NBR_{post} + 1.001)$$

Donde: *dNBR* es la diferencia de *NBR_{pre}* y *post*. El *NBR* es la diferencia entre el *NIR* – *SWIR* y se suma *1.001* al denominador para garantizar que este nunca sea cero. Esta adición evita que la ecuación produzca valores infinitos o resultados erróneos.

Análisis estadístico

La exactitud de los índices espectrales para la detección de áreas quemadas, fue evaluado mediante una matriz de confusión (método K), construida a partir de los datos observados (polígonos de entrenamiento) y los valores predichos según cada percentil de RBR (calculados a partir de los valores observados) para representar la distribución real de los datos y establecer los umbrales de clasificación. Para ello, se calcularon percentiles separados para cada categoría (P01–P50 para AQ y P55–P99 para NOQ), generando umbrales que reflejan tanto la variabilidad espacial dentro del año como la variación temporal entre años. A partir de esta matriz, se calcularon las métricas: precisión (porcentaje de aciertos sobre el total de píxeles), la sensibilidad (capacidad de identificar correctamente las áreas quemadas), la especificidad (capacidad de identificar correctamente las áreas no quemadas) y el índice Kappa, que proporciona una medida más robusta de concordancia entre la clasificación predicha y los datos de referencia.

El uso del coeficiente Kappa (K) permitió evaluar objetivamente la precisión de índices espectrales como el dNBR y RBR en la detección perturbaciones forestales, brindando información valiosa sobre su desempeño y confiabilidad para este tipo de análisis (Valdez-Zavala *et al.*, 2019; Flores-Rodríguez *et al.*, 2021). La matriz de confusión con el método de K, permitió medir la concordancia. Este coeficiente analiza la proporción de concordancias observadas sobre el total de observaciones y varía en un rango de -1 a +1, donde valores más cercanos a +1 indican una mayor concordancia, mientras que valores próximos a cero reflejan una menor de concordancia (Amaya & Chuvieco, 2012). La fórmula se expresa de la siguiente manera:

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+j}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+j}}$$

Donde *n* es el número total de validación de píxeles en la matriz, *n_{ii}* es el número de observaciones del elemento en la fila *i* y la columna, *n_{i+}* número de píxeles clasificados en la categoría *i* (no quemado) y *j* (quemado), *n_i* son las observaciones de la fila y *n_{+j}* son las observaciones en la columna.

Para analizar la distribución de los valores del índice RBR y dNBR en áreas quemadas y no quemadas, se generaron gráficos de densidad de Kernel para estimar la distribución de

probabilidad de los valores en cada grupo. Así mismo, para evaluar el comportamiento y el potencial explicativo de los umbrales del índice espectral con mejor desempeño, se ajustó un modelo de regresión lineal simple para explorar la relación entre los umbrales y los valores del índice RBR. Si bien el número de muestras es reducido, cada año incluye superficies y número de polígonos distintos, lo que aporta variabilidad espacial y temporal significativa y fortalece la representatividad de los 10 años analizados. Para la evaluación del modelo se determinó el coeficiente de determinación (R^2) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE), calculándose estos como:

$$R^2 = \frac{SQ_{residuo}}{SQ_{Total\ corregida}}$$

Donde: $SQ_{residuo}$ es la suma de cuadrados del residuo y $SQ_{Total\ corregida}$ es la suma de cuadrados total corregida para la media.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

Dónde: y_i es el valor observado, \hat{y}_i es el valor estimado por los modelos y n es el número de observaciones.

RESULTADOS

Los resultados del análisis del índice RBR muestran una variabilidad en la precisión de detección de AQ y NOQ, con umbrales entre 50 y 100 a lo largo del periodo de estudio. Estos valores presentaron una precisión entre 85.3% (mínima en 2008) y 95.3% (máxima en 2001). Por su parte el índice Kappa, que mide la concordancia entre la clasificación del modelo y la observada, varió entre 0.71 (mínimo en 2005 y 2008) y 0.88 (máximo en 2003). En cuanto a los errores de clasificación la omisión fluctuó entre 9.1% a 21.5%, mientras que la comisión varió entre 1.6% a 13.2% de comisión. Donde el año 2008 presentó los valores más altos y el año 2003 con los valores más bajos de omisión y comisión (Tabla 2).

Estos valores presentaron una precisión entre 85.3% (mínima en 2008) y 95.3% (máxima en 2001). Por su parte, el índice Kappa varió entre 0.71 (mínimo en 2005 y 2008) y 0.88 (máximo en 2003), reflejando la concordancia ajustada por azar.

Table 2. Performance metrics for RBR thresholds.
Tabla 2. Métricas de desempeño para umbrales RBR.

Año	Precisión %	Umbrales RBR	Valores Kappa	Sensibilidad	Especificidad
2000	93.8	60	0.82	0.888	0.939
2001	95.3	90	0.81	0.906	0.908
2002	93.1	50	0.84	0.898	0.946
2003	94.4	90	0.88	0.909	0.984
2005	85.3	100	0.71	0.823	0.889
2006	90.5	80	0.80	0.865	0.954
2008	85.3	90	0.71	0.785	0.868
2009	90.5	50	0.81	0.872	0.944
2011	93.9	80	0.88	0.904	0.980
2012	90.5	70	0.81	0.866	0.952

El índice dNBR a lo largo del periodo de estudio, también presentó una variabilidad en los datos obtenidos (Tabla 3). Sin embargo, con los valores en las métricas más bajos en comparación con RBR. La precisión de clasificación osciló entre 79.3% a 91.5%, con su valor máximo en el 2003 y su mínimo en el 2008. La concordancia de los datos con los valores de K se ubicó entre 0.59 y 0.83. Respecto a los errores de clasificación, la omisión (Sensibilidad) fluctuó entre 9.4% a 23.2% y la comisión (Especificidad) entre 5.1% a 17.6%. Finalmente se puede evidenciar que el índice dNBR presenta un menor desempeño en las métricas de detección de áreas quemadas anuales frente al RBR.

Table 3. Performance metrics for dNBR thresholds.
Tabla 3. Métricas de desempeño de umbrales dNBR.

Año	Precisión %	Umbrales dNBR	Valores Kappa	Sensibilidad	Especificidad
2000	89.5	90	0.79	0.861	0.937
2001	88.5	130	0.77	0.873	0.898
2002	91.1	80	0.82	0.879	0.949
2003	91.5	100	0.83	0.906	0.924
2005	83.2	130	0.67	0.813	0.855
2006	84.9	120	0.70	0.823	0.88
2008	79.3	120	0.59	0.768	0.824
2009	89.8	50	0.80	0.905	0.892
2011	88.6	120	0.77	0.876	0.897
2012	87.3	90	0.75	0.857	0.892

Los gráficos de densidad muestran la distribución de los datos de NOQ y AQ para los índices analizados (Figura 3). El RBR presenta una mayor separación entre NOQ y AQ con una mayor concentración de los datos, lo cual sugiere un mejor desempeño en comparación con el dNBR, que presenta una superposición más significativa para ambas categorías y una dispersión de los datos. Por lo tanto, una menor superposición disminuye la probabilidad en los errores de clasificación y establecer un umbral claro para la clasificación de áreas afectadas por incendios.

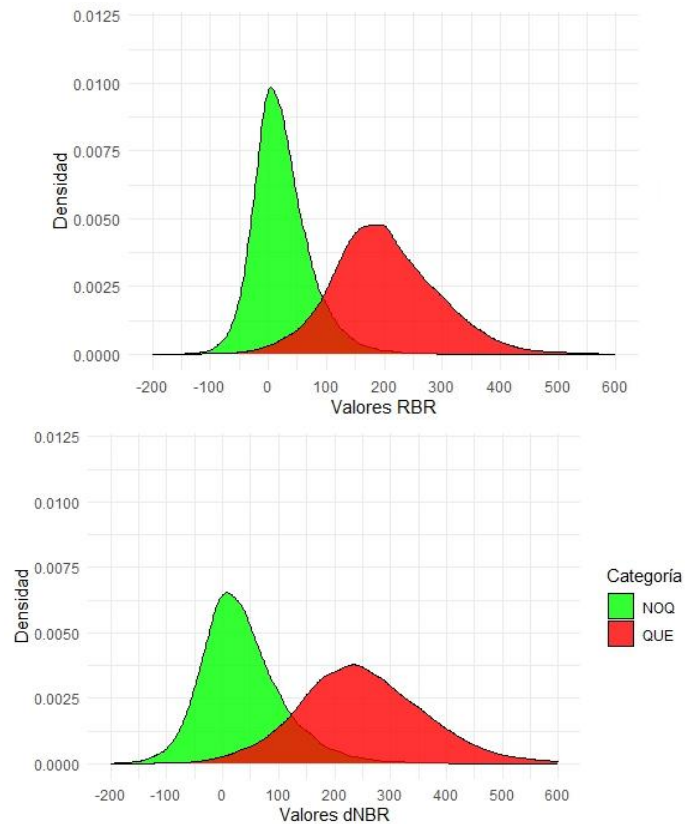


Figure 3. Comparison of the density distributions of the RBR and dNBR indices in burned (AQ) and unburned (NOQ) areas.
Figura 3. Comparación de las distribuciones de densidad de los índices RBR y dNBR en áreas quemadas (AQ) y no quemadas (NOQ).

El análisis de la relación entre los umbrales RBR de área quemada y los percentiles que van de P01 a P99, se encontró una correlación lineal positiva ($r=0.90$) entre el P70 y los umbrales anuales. Así mismo, en la Figura 4, se muestra el ajuste del modelo lineal, el cual explicó el 80% de la variabilidad total ($R^2 = 0.80$; $RMSE = 7.4$). Este comportamiento podría estar relacionado con cambios en la condición de la vegetación entre años, como periodos de sequía que inducen cambios fenológicos, los cuales se reflejan valores del RBR.

El análisis de los residuales del modelo lineal ajustado, muestra que los datos se distribuyen alrededor de la línea de referencia en cero. Sin embargo, se observa que la varianza de los residuales tiende a aumentar a medida que aumentan los valores predichos, indicando la presencia de heterocedasticidad. Aunque este patrón sugiere que la suposición de homocedasticidad no se cumple completamente, los residuales extremos identificados no parecen afectar de manera significativa la relación lineal entre las variables ni la interpretación general del modelo. Cabe destacar que, aunque el análisis se realizó con datos correspondientes a solo 10 años, cada año incluyó múltiples polígonos y superficies de distinta extensión, lo que aporta variabilidad espacial significativa y permite calcular los umbrales del índice RBR de manera representativa para cada año. Esta variabilidad permite estimar los umbrales de manera representativa para cada año, lo que reduce el riesgo de regresiones espurias, aunque se recomienda interpretar los resultados con cautela debido al tamaño temporal limitado.

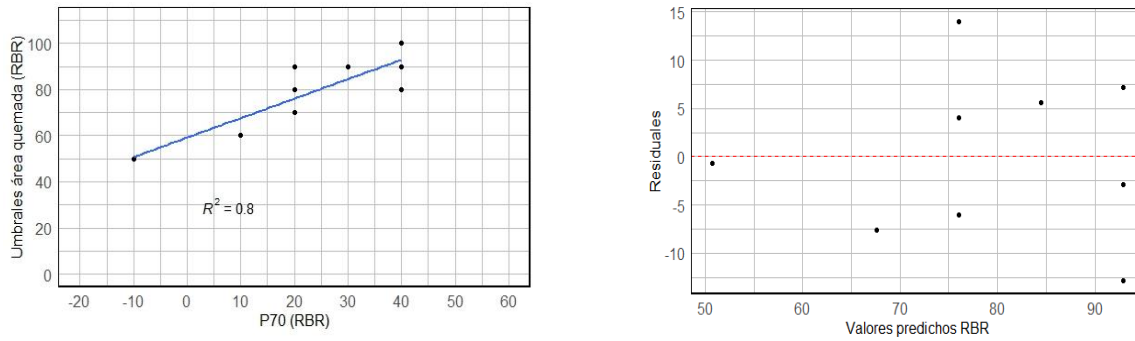


Figure 4. Scatter plot showing the linear model fit between the 70th percentile of RBR (P70, X-axis) and the burned area thresholds (Y-axis), accompanied by a residuals plot against the predicted values.

Figura 4. Diagrama de dispersión del ajuste del modelo lineal entre el percentil 70 de RBR (P70, eje X) y los umbrales de área quemada (eje Y), junto con el gráfico de residuales frente a las predicciones.

Mapeo de área quemada

El mapa de área quemada para los 2000 al 2012 de los índices RBR y dNBR (Figura 5 y 6) muestran las áreas afectadas por incendios resaltadas en color amarillo, mientras que las áreas no quemadas aparecen en color negro. Además, se integra los puntos de calor y área de entrenamiento que permiten apreciar y explicar visualmente los errores de omisión y comisión en la clasificación.

Estas variables permiten una evaluación más detallada de la precisión en ambos índices, identificando zonas donde se puede haber omitido áreas quemadas o donde se han clasificado incorrectamente áreas que no lo están presentando errores de comisión.

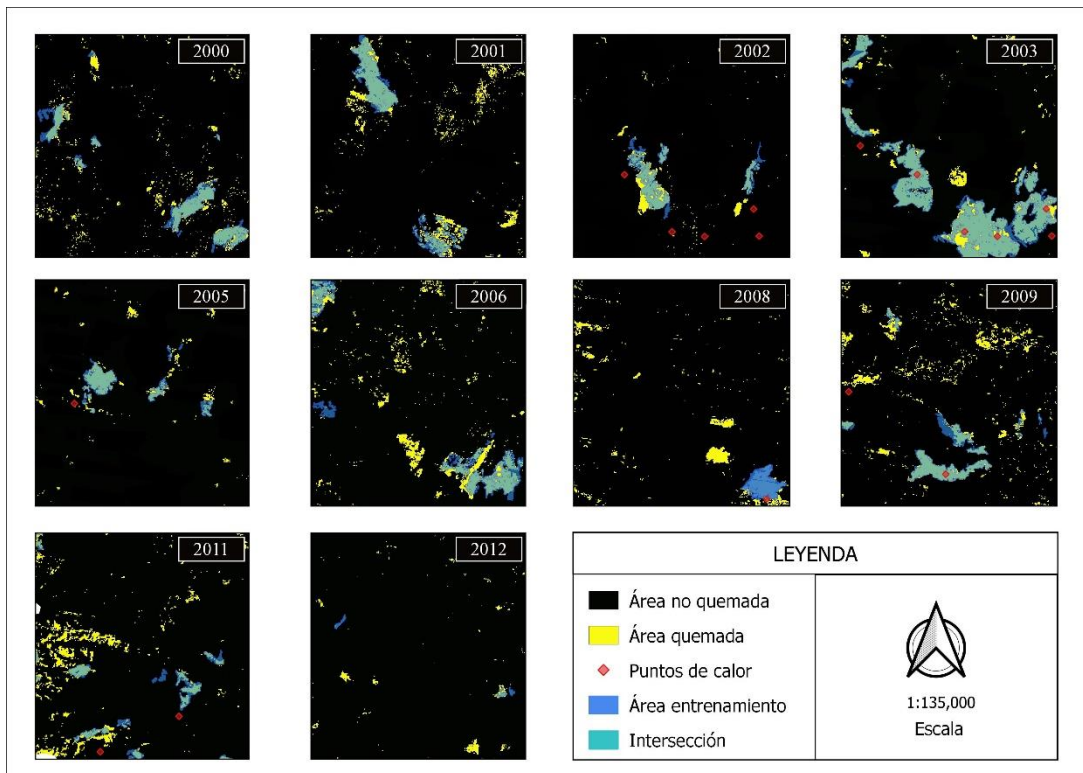


Figure 5. RBR thresholds for burned (AQ) and unburned (NOQ) areas for the study period between 2000 and 2012.
Figura 5. Umbrales RBR de área quemada (AQ) y no quemado (NOQ) para el periodo de estudio entre el 2000 y 2012.

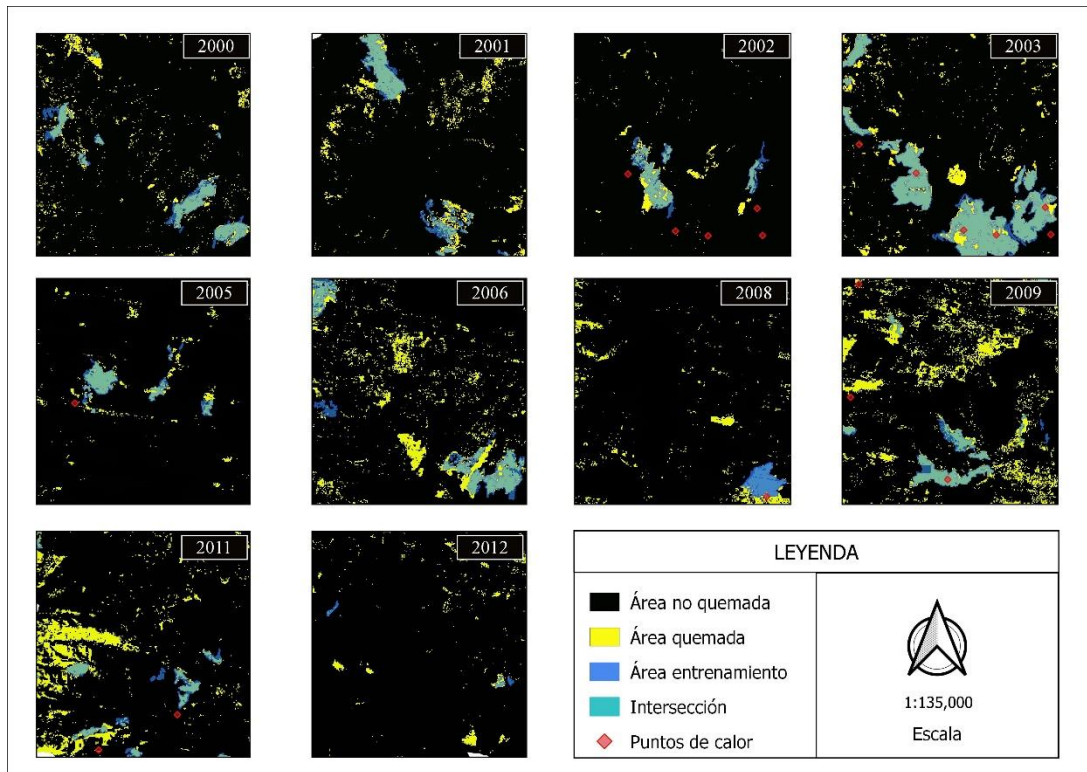


Figure 6. dNBR thresholds for burned (AQ) and unburned (NOQ) areas for the study period between 2000 and 2012.
Figura 6. Umbrales dNBR de área quemada (AQ) y no quemado (NOQ) para el periodo de estudio entre el 2000 y 2012.

Al analizar los mapas de área quemada RBR y dNBR se observan las diferencias en el mapeo, así como los errores en la clasificación para los respectivos índices. Donde a pesar de que el RBR tiene umbrales más bajos (50 a 100) respecto al dNBR (50 a 130), el RBR sigue siendo más eficiente en el mapeo de incendios anuales, tal como se evidencia en la Figura 4 y 5 y en las Tablas 2 y 3. Además, se evidencia que existen puntos de calor donde posiblemente hubo incendios los cuales explican las zonas de comisión en el mapeado para los diferentes años. Así mismo es importante mencionar que la variabilidad de los umbrales puede estar relacionada con las épocas de sequía, según en el periodo de estudio donde la vegetación de áreas no quemadas presenta cambios fenológicos con la sequedad debido a las condiciones de temperaturas altas y bajas precipitaciones, elevando los umbrales y sobreestimando las áreas quemadas.

DISCUSIÓN

Mapeo de área quemada

Las áreas afectadas por el fuego mapeadas con imágenes Landsat y el uso de umbrales de RBR anuales, para detectar incendios mediante percentiles específicos, fue importante para capturar la variabilidad espacial y temporal, manteniendo la confiabilidad. Con este enfoque, la precisión para ambos índices se encontró entre 79.3% y 95.3%, con un coeficiente Kappa de 0.59 a 0.88. Estos valores son consistentes a lo reportado por Mallinis *et al.* (2018), quienes con el uso de imágenes Landsat en la detección de áreas quemadas, se alcanzó una precisión del 92% y un coeficiente Kappa de 0.85, lo que respalda la fiabilidad de este sensor y justifica su elección en el presente estudio. En el caso de los índices derivados del NBR, se ha encontrado que el RBR y el dNBR calculados a partir de imágenes Landsat tiene un buen desempeño para el monitoreo

de incendios (Howe *et al.*, 2022). Esto demuestra la confiabilidad de las imágenes Landsat para el monitoreo de la vegetación, teniendo una ventaja en la clasificación de áreas quemadas, en conjunto con la optimización de algoritmos e índices espectrales que mejoran la detección. Por lo tanto, el análisis de series de tiempo con imágenes Landsat, permite desarrollar métodos específicos de detección temporal, a partir del comportamiento espectral de las áreas de estudio, aportando información importante sobre los impactos del fuego y la dinámica de regeneración (Chuvieco *et al.*, 2019). En este sentido la validación de mapas de incendios requiere metodologías flexibles que permitan ajustar umbrales a la realidad espacial y temporal de cada región.

Variabilidad de umbrales

El estudio muestra que los umbrales de RBR oscilan entre 50 y 100, mientras que para el dNBR estuvieron entre 50 y 130. Estos valores son similares en algunas investigaciones con imágenes Landsat e índices espectrales, donde reportan umbrales que varían de 35 a los 400 (Botella-Martínez & Fernández-Manso, 2017; Viedma *et al.*, 2020; Holsinger *et al.*, 2022). Sin embargo, las diferencias entre estudios pueden atribuirse al enfoque metodológico, la severidad, la geografía, las condiciones del suelo y el tipo de ecosistemas, que influyen en la información percibidas por los satélites (Parks *et al.*, 2014; Jiménez *et al.*, 2016). Debido a que los índices espectrales específicos de vegetación, reportan el estado de salud de las coberturas vegetales en un periodo determinado. Lo cual puede influir en la no discriminación entre daños causado por fuego, sequías u otros cambios fenológicos (Flores-Rodríguez *et al.*, 2021). De hecho, se ha encontrado que las fluctuaciones anuales en la precipitación, tiene influencia en los valores de los índices de vegetación (Galicia *et al.*, 2014). Como por ejemplo en condiciones de clima cálido y sequía pueden inducir cambios fenológicos negativos (Allen *et al.*, 2015). Lo que reduce los valores NBR pre y post incendio y aumenta la probabilidad de que áreas no afectadas sean clasificadas erróneamente como quemadas (Choat *et al.*, 2018). Este fenómeno provoca un alto potencial en errores de clasificación en la detección de áreas afectadas por el fuego (Anaya *et al.*, 2018). Por lo tanto, aunque los índices espectrales representan una herramienta valiosa, es necesario contextualizar los umbrales en función de las condiciones ecológicas y climáticas de cada región, con el fin de mejorar la confiabilidad en la detección de áreas afectadas por el fuego. La variabilidad observada en los umbrales para ambos índices sugiere que el desempeño de cada índice espectral depende tanto de las condiciones del año evaluado como de la sensibilidad propia de cada métrica encontrada. En general, el RBR mostró umbrales relativamente más bajos y mejor rendimiento que el dNBR, lo que coincide con estudios que destacan su mayor capacidad para discriminar áreas afectadas por incendios, comportamiento similar a los hallados por Botella-Martínez & Fernández-Manso (2017), donde el índice presentó umbrales más bajos, pero con mejores métricas para la delimitación de áreas quemadas con el RBR. Este comportamiento también se relaciona con las características del fuego y el tipo de cobertura, ya que en impactos bajos ocasionados por el incendio y en paisajes heterogéneos el RBR tiende a presentar valores más bajos en comparación con otros índices (NDVI, dNBR, RdNBR) (Gómez-Sánchez *et al.*, 2017; Konkathi & Shetty, 2019). De esta manera, resulta fundamental considerar las características de cada región, el impacto del fuego y el tipo de cobertura en la determinación de umbrales, lo que refuerza la necesidad de metodologías adaptativas en lugar de valores fijos.

El índice RBR tiende a mostrar una mayor precisión que el dNBR, lo que sugiere una mayor capacidad de discriminación. Comportamiento similar a lo reportado en otra investigación, aunque en esos casos la precisión del RBR fue más baja entre 66% y 70.5%, donde resaltan que factores como el tipo de clima, la extensión y la frecuencia de los incendios pueden influir significativamente en la delimitación de áreas quemadas (Parks *et al.*, 2014; Flores-Rodríguez *et al.*, 2021). En términos de errores de clasificación, el RBR tiende a presentar menores tasas de omisión y comisión en comparación con el dNBR, aunque ambos índices pueden verse afectados por la extensión de los incendios y la variabilidad ambiental, considerando que el estudio se basa en detección anual de incendios. Estos resultados coinciden con investigaciones, donde se reporta que el RBR puede sobreestimar áreas quemadas hasta en un 8.2% y subestimar áreas no quemadas en un 7.2% (Alcântara & Fernandes, 2020). Esta menor discriminación espectral durante temporadas prolongadas, como es el caso de este estudio, se relaciona con la influencia de factores

ambientales y ecológicos a lo largo del periodo, como eventos climáticos, regeneración de la vegetación y cambios en el material quemado, que pueden generar confusión con áreas afectadas por estrés no relacionado con el fuego (De Luca *et al.*, 2022). A pesar de estas limitaciones, el RBR ha demostrado ser un índice relativamente preciso en diferentes tipos de vegetación, incluyendo pastizales, bosques de coníferas, mixtos y de transición (Flores-Rodríguez *et al.*, 2021; Fotakidis *et al.*, 2023). En el área de estudio predominan bosques de coníferas y encinos, donde la investigación también refleja la capacidad del índice RBR para discriminar áreas quemadas en ecosistemas con alta diversidad de especies.

En general, para los años evaluados, se observa una variación significativa en la superficie quemada y en los umbrales utilizados. La eficiencia del índice RBR se ve reflejado una R^2 alta y una raíz del error cuadrático medio (RMSE) relativamente baja, lo que indica que el índice captura adecuadamente la variabilidad de los datos. Este comportamiento es coherente con lo reportado por Gale *et al.*, (2022), quienes también encontraron un buen ajuste del RBR al delimitar áreas quemadas, respaldando su utilidad como un índice confiable para el monitoreo de incendios en distintos tipos de vegetación. El comportamiento del modelo lineal del RBR sugiere que, durante ciertos periodos, los cambios fenológicos de la vegetación podrían influir en los valores del RBR, posiblemente reflejando variaciones en la salud y densidad de la cobertura vegetal. Esta influencia puede modificar los índices, dando lugar a umbrales más altos para la identificación de áreas quemadas en algunos años. La variación en los umbrales y en la precisión del índice podría estar relacionada con factores fenológicos y ambientales que afectan la vegetación. Estudios previos han mostrado que la vegetación experimenta cambios significativos a lo largo del año, lo que puede afectar la precisión en la delimitación de áreas quemadas (Key & Benson, 2006; Parks *et al.*, 2014; Flores-Rodríguez *et al.*, 2021). Estos hallazgos resaltan la importancia de desarrollar métodos adecuados que consideren las condiciones regionales y temporales, incluyendo la integración de datos climáticos, para mejorar el desempeño de los índices de detección de áreas quemadas.

CONCLUSIONES

El uso de imágenes Landsat en conjunto con los índices espectrales RBR y dNBR y analizados mediante el percentil 10, calculados a partir de las bandas del infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR), muestra una variabilidad en sus umbrales y precisión a lo largo de los años analizados, esto influenciado posiblemente por la superficie de área quemada anual y las condiciones ambientales que pudieran influir en ese periodo. La variabilidad de estos umbrales para detectar áreas quemadas anuales para los índices RBR y dNBR, muestran diferencias en las métricas de desempeño a lo largo de los años, alternando periodos de alta efectividad y otros con algunas dificultades en la detección. Esto confirma la solidez de este sensor y su idoneidad para el monitoreo de incendios forestales en diferentes periodos y coberturas vegetales.

La detección de áreas afectadas por incendios forestales a través del índice RBR presentó mejores resultados en el mapeo, precisión y errores de clasificación de área quemada en comparación con el dNBR, el cual las métricas fueron más bajas. Confirmando su utilidad como herramienta confiable para el monitoreo de incendios en ecosistemas de coníferas, encinos y vegetación mixta. Estos resultados resaltan la necesidad de ajustar los umbrales de clasificación según las características del sitio y el periodo de análisis, con el fin de mejorar la precisión y reducir los errores en la identificación de áreas quemadas.

Finalmente, los umbrales encontrados en este estudio son comparables a los reportados en otros estudios que utilizan imágenes de Landsat, aunque varían según el enfoque, como la vegetación, las condiciones climáticas y el tiempo transcurrido desde el incendio. Siendo importante tener en cuenta en la interpretación de los resultados no solo el fuego, sino también otras variables que afectan el desarrollo de las plantas. En consecuencia, resulta fundamental tener en cuenta las condiciones específicas de cada periodo y la vegetación al aplicar metodologías de detección de áreas afectadas por incendios, con el fin de mejorar la precisión y fiabilidad de los resultados obtenidos para estimar áreas afectadas por incendios.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen la colaboración brindada por el proyecto PAPIIT IN304123 de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), así como el apoyo proporcionado por la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI, anteriormente CONACYT), que hicieron posible la realización de este estudio.

LITERATURA CITADA

- Alcântara, E. F. de, & Fernandes, R. D. O. (2020). Mapeamento e análise dos níveis de severidade de áreas de queimadas no semiárido Brasileiro com o uso técnicas de geoprocessamento. *Revista de Geografia*, 37(3), 148. <https://doi.org/10.51359/2238-6211.2020.245683>
- Allen, C. D., Breshears, D. D., & McDowell, N. G. (2015). On underestimation of global vulnerability to tree mortality and forest die-off from hotter drought in the Anthropocene. *Ecosphere*, 6(8). <https://doi.org/10.1890/ES15-00203.1>
- Almeida-Leñero, JI., Giménez de Azcárate, J., González-Trápaga, T., & Cleef, A. M. (2015). Vegetación alpina de los volcanes Popocatepetl, Iztaccíhuatl y Nevado de Toluca. In I. Luna, J. J. Morrone, & D. Espinosa (Eds.), *Biodiversidad de la Faja Volcánica Transmexicana* (pp. 179–198). FES- Zaragoza-CONABIO. <https://www.researchgate.net/publication/40099917>
- Amaya, J. A., & Chuvieco, E. (2012). Accuracy Assessment of burned area products in the Orinoco Basin. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 78, 53–60. <https://doi.org/10.14358/PERS.78.1.53>
- Anaya, J. A., Sione, W. F., & Rodríguez-Montellano, A. M. (2018). Identificación de áreas quemadas mediante el análisis de series de tiempo en el ámbito de computación en la nube. *Revista de Teledetección*, 61–73. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.8618>
- Arriola Padilla, V. J., Martínez Estrada, E., Ortega-Rubio, A., Pérez Miranda, R., & Gijón Hernández, A. R. (2014). Deterioro en áreas naturales protegidas del centro de México y del Eje Neovolcánico Transversal. *Investigación y Ciencia de La Universidad Autónoma de Aguascalientes*, 60, 37–49. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=67431160005>
- Balch, J. K., Bradley, B. A., Abatzoglou, J. T., Chelsea Nagy, R., Fusco, E. J., & Mahood, A. L. (2017). Human-started wildfires expand the fire niche across the United States. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(11), 2946–2951. <https://doi.org/10.1073/pnas.1617394114>
- Barmpoutis, P., Papaioannou, P., Dimitropoulos, K., & Grammalidis, N. (2020). A review on early forest fire detection systems using optical remote sensing. *Sensors (Switzerland)*, 20(22), 1–26. <https://doi.org/10.3390/s20226442>
- Bassaber-Zuñiga, A. I., Maldonado Villegas, M. M., Curiel-Guevara, S., Rojas-Arias, M. L., & Valdez-Rosas, J. S. (2024). Revisión de causas, consecuencias y medidas de respuesta frente a los incendios forestales: un enfoque en el estado de jalisco. *E-CUCBA*, 11(21), 100–114. <https://doi.org/10.32870/e-cucba.vi21.327>
- Botella-Martínez, M. A., & Fernández-Manso, A. (2017). Estudio de la severidad post-incendio en la comunidad Valenciana comparando los índices dNBR, RdNBR y RBR a partir de imágenes Landsat 8. *Revista de Teledetección*, 2017(49), 33–47. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7095>
- Choat, B., Brodribb, T. J., Brodersen, C. R., Duursma, R. A., López, R., & Medlyn, B. E. (2018). Triggers of tree mortality under drought. *Nature*, 558(7711), 531–539. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0240-x>
- Chuvieco, E., Mouillot, F., van der Werf, G. R., San Miguel, J., Tanasse, 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>
- Chuvieco, E., Ventura, G., Martín, M. P., & Gómez, I. (2005). Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. *Remote Sensing of Environment*, 94(4), 450–462. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.11.006>
- Cisneros-Vaca, C., Calahorrano, J., Abarca, M., & Manzano, M. (2023). Detección semiautomática de áreas quemadas en Chimborazo-Ecuador utilizando medias compuestas de dNBR con umbrales ajustados. *Revista de Teledetección*, 2023(62), 89–99. <https://doi.org/10.4995/raet.2023.19428>
- De Luca, G., Silva, J. M. N., & Modica, G. (2022). Regional-scale burned area mapping in Mediterranean regions based on the multitemporal composite integration of Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *GIScience and Remote Sensing*, 59(1), 1678–1705. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2128251>
- Fernández-García, V., Quintano, C., Taboada, A., Marcos, E., Calvo, L., & Fernández-Manso, A. (2018). Remote sensing applied to the study of fire regime attributes and their influence on Post-Fire greenness recovery in Pine Ecosystems. *Remote Sensing*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/rs10050733>
- Flores-Rodríguez, A. G., Flores-Garnica, J. G., González-Eguiarte, D. R., Gallegos-Rodríguez, A., Zarazúa-Villaseñor, P., & Mena-Munguía, S. (2021). Análisis comparativo de índices espectrales para ubicar y dimensionar niveles de severidad de incendios forestales. *Investigaciones Geográficas UNAM*, 106. <https://doi.org/10.14350/rig.60396>
- Fornacca, D., Ren, G., & Xiao, W. (2018). Evaluating the best spectral indices for the detection of burn scars at several post-fire dates in a Mountainous Region of Northwest Yunnan, China. *Remote Sensing*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/rs10081196>
- Fotakidis, V., Chrysafis, I., Mallinis, G., & Koutsias, N. (2023). Continuous burned area monitoring using bi-temporal spectral index time series analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103547>
- French, N. H. F., Kasischke, E. S., Hall, R. J., Murphy, K. A., Verbyla, D. L., Hoy, E. E., & Allen, J. L. (2008). Using Landsat data to assess fire and burn severity in the North American boreal forest region: An overview and summary of results. *International Journal of Wildland Fire*, 17(4), 443–462. <https://doi.org/10.1071/WF08007>
- Gajendiran, K., Kandasamy, S., & Narayanan, M. (2024). Influences of wildfire on the forest ecosystem and climate change: A comprehensive study. In *Environmental Research* (Vol. 240). Academic Press Inc. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.117537>
- Gale, M. G., Cary, G. J., Yebra, M., Leavesley, A. J., & Van Dijk, A. I. J. M. (2022). Comparison of contrasting optical and LiDAR fire severity remote sensing methods in a heterogeneous forested landscape in south-eastern Australia. *International Journal of Remote Sensing*, 43(7), 2559–2580. <https://doi.org/10.1080/01431161.2022.2064197>
- Galicia, L., Cuevas Fernández, M. L., González Ramírez, L. M., & Couturier, S. (2014). Detección de cambio ambiental en selvas y bosques de México con percepción remota: un enfoque multiescalar de espacio y tiempo. *Interciencia*, 39(6), 368–374. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=33931213002>
- Gallegos Rodríguez, A., Alberto González Cueva, G., Gerardo Cabrera Orozco, R., Marcelli Sánchez, C., & Hernández Álvarez, E. (2014). Efecto de la recurrencia de incendios forestales en la diversidad arbórea. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5(24). https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S2007-11322014000400010&script=sci_arttext
- García, M. J. L., & Caselles, V. (1991). Mapping burns and natural reforestation using thematic mapper data. *Geocarto International*, 6(1), 31–37. <https://doi.org/10.1080/10106049109354290>
- García Sampayo, J. C. (2019). *Teledetección de áreas quemadas asociadas a incendios forestales en la Sierra Nevada México (1998-2017)* [Tesis de Licenciatura, Universidad Nacional Autónoma de México]. <http://132.248.9.195/ptd2019/abril/0788060/0788060.pdf>

- Gómez-Sánchez, E., de las Heras, J., Lucas-Borja, M., & Moya, D. (2017). Ajuste de metodologías para evaluar severidad de quemado en zonas semiáridas (SE peninsular): incendio Donceles 2012. *Revista de Teledetección*, 2017(49), 103–113. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7121>
- Holsinger, L. M., Parks, S. A., Saperstein, L. B., Loehman, R. A., Whitman, E., Barnes, J., & Parisien, M. A. (2022). Improved fire severity mapping in the North American boreal forest using a hybrid composite method. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 8(2), 222–235. <https://doi.org/10.1002/rse2.238>
- Howe, A. A., Parks, S. A., Harvey, B. J., Saberi, S. J., Lutz, J. A., & Yocom, L. L. (2022). Comparing Sentinel-2 and Landsat 8 for Burn Severity Mapping in Western North America. *Remote Sensing*, 14(20). <https://doi.org/10.3390/rs14205249>
- Jiménez, A. M., Urrego, L. E., & Toro, L. J. (2016). Evaluación del comportamiento de incendios de la vegetación en el norte de Antioquia (Colombia): Análisis del paisaje. *Colombia Forestal*, 19(2), 161–180. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.colomb.for.2016.2.a03>
- Jones, M. W., Abatzoglou, J. T., Veraverbeke, S., Andela, N., Lasslop, G., Forkel, M., Smith, A. J. P., Burton, C., Betts, R. A., van der Werf, G. R., Sitch, S., Canadell, J. G., Santín, C., Kolden, C., Doerr, S. H., & Le Quéré, C. (2022). Global and Regional Trends and Drivers of Fire Under Climate Change. In *Reviews of Geophysics* (Vol. 60, Issue 3). John Wiley and Sons Inc. <https://doi.org/10.1029/2020RG000726>
- 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. In R. E. Lutes, J. F. Keane, C. H. Caratti, Key N.C., S. Benson, Sutherland L.J., & Gangi. (Eds.), *FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System*. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0202034>
- Konkathi, P., & Shetty, A. (2019). Assessment of burn severity using different fire indices: a case study of Bandipur National Park. *Recent Advances in Geoscience and Remote Sensing: Technologies, Standards and Applications (TENGARSS)*. <https://doi.org/10.1109/TENGARSS48957.2019.8976036>
- Kraus, D., Wohlgemuth, T., Castellnou, M., & Conedera, M. (2022). Fire in Forest Ecosystems: Processes and Management Strategies. In T. Wohlgemuth, A. Jentsch, & R. Seidl (Eds.), *Disturbance Ecology* (Springer, Vol. 32, pp. 143–171). https://doi.org/10.1007/978-3-030-98756-5_7
- Liu, J., Maeda, E. E., Wang, D., & Heiskanen, J. (2021). Sensitivity of spectral indices on burned area detection using landsat time series in savannas of southern Burkina Faso. *Remote Sensing*, 13(13). <https://doi.org/10.3390/rs13132492>
- López-García, J. (2019). Changes in forest cover in Sierra Nevada, Mexico, 1994–2015. *Journal of Maps*, 15(2), 418–424. <https://doi.org/10.1080/17445647.2019.1603125>
- Luna-Rosales, B. S., Barba-Alvarez, A., Romero-Tirado, R., Pérez-Toledano, E., Perea-Morales, O., Padrón-Hernández, S., Sierra-Jiménez, H., De la Cruz, R., & Jardón-Sánchez, D. (2007). Diversidad de Orquídeas en el “Parque Nacional Iztaccihuatl-Popocatepetl” (México) y sus áreas de influencia. *Lankesteriana International Journal on Orchidology*, 7(1–2), 56–59. <https://www.redalyc.org/pdf/443/44339813011.pdf>
- Mallinis, G., Mitsopoulos, I., & Chrysafi, I. (2018). Evaluating and comparing sentinel 2A and landsat-8 operational land imager (OLI) spectral indices for estimating fire severity in a mediterranean pine ecosystem of Greece. *GIScience and Remote Sensing*, 55(1), 1–18. <https://doi.org/10.1080/15481603.2017.1354803>
- Manzo-Delgado, L. L., & López-García, J. (2020). Análisis espacial y temporal de áreas quemadas en 1998, 2003 y 2015 en la Reserva de la Biosfera Montes Azules, Chiapas, México. *Bosque (Valdivia)*, 41(1), 11–24. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002020000100011>
- Miller, J. D., & Thode, A. E. (2007). Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). *Remote Sensing of Environment*, 109(1), 66–80. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.12.006>

Recibido:
10/abril/2025

Aceptado:
26/noviembre/2025

- Neger, C., de Manzo Delgado, L. L., & Galicia Sarmiento, L. (2022). La investigación geográfica de los incendios forestales en México: una perspectiva bibliométrica y territorial. *Investigaciones Geográficas*, 108. <https://doi.org/10.14350/riig.60488>
- Nolan, R. H., Collins, L., Leigh, A., Ooi, M. K. J., Curran, T. J., Fairman, T. A., Resco de Dios, V., & Bradstock, R. (2021). Limits to post-fire vegetation recovery under climate change. *Plant Cell and Environment*, 44(11), 3471–3489. <https://doi.org/10.1111/pce.14176>
- Nolè, A., Rita, A., Spatola, M. F., & Borghetti, M. (2022). Biogeographic variability in wildfire severity and post-fire vegetation recovery across the European forests via remote sensing-derived spectral metrics. *Science of the Total Environment*, 823. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153807>
- Parks, S. A., Dillon, G. K., & Miller, C. (2014). A new metric for quantifying burn severity: The relativized burn ratio. *Remote Sensing*, 6(3), 1827–1844. <https://doi.org/10.3390/rs6031827>
- Parks, S. A., Holsinger, L. M., Voss, M. A., Loehman, R. A., & Robinson, N. P. (2018). Mean composite fire severity metrics computed with Google Earth Engine offer improved accuracy and expanded mapping potential. *Remote Sensing*, 10(6). <https://doi.org/10.3390/rs10060879>
- Quiroz-Ibarra, A., Torres-Lima, P., & Conway-Gómez, K. (2020). Community adaptive capacity in Peri-urban natural protected areas: A case study near Mexico City. *Sustainability (Switzerland)*, 12(11). <https://doi.org/10.3390/su12114416>
- Smichowski, H., Montiel, M. del R., Romero, V., Kowalewski, M., & Contreras, F. I. (2022). Evaluación de incendios en áreas periurbanas de la ciudad de Corrientes (Argentina) durante el año 2020. *Papeles de Geografía*, 67, 151–167. <https://doi.org/10.6018/geografia.486441>
- Valdez-Zavala, K. M., Bravo-Peña, L. C., & Manzo-Delgado, L. L. (2019). Áreas quemadas y cambio de uso del suelo en el suroeste de Chihuahua (México) durante el periodo 2013-2017: Identificación con el índice Normalized Burn Ratio (NBR). *Acta Universitaria*, 29(2007–9621). <https://doi.org/10.15174/au.2019.2418>
- Van Mantgem, P. J., Falk, D. A., Williams, E. C., Das, A. J., & Stephenson, N. L. (2018). Pre-fire drought and competition mediate post-fire conifer mortality in western U.S. National Parks. *Ecological Applications*, 28(7), 1730–1739. <https://doi.org/10.1002/eap.1778>
- Vargas-Sanabria, D., & Campos-Vargas, C. (2020). Comparación multitemporal de áreas quemadas en un bosque seco tropical utilizando el índice de área quemada (IAQ). *Revista Forestal Mesoamericana Kurú*, 17(41), 29–36. <https://doi.org/10.18845/rfmk.v17i41.5280>
- Viedma, O., Chico, F., Fernández, J. J., Madrigal, C., Safford, H. D., & Moreno, J. M. (2020). Disentangling the role of prefire vegetation vs. burning conditions on fire severity in a large forest fire in SE Spain. *Remote Sensing of Environment*, 247. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111891>
- Vlassova, L., Pérez-Cabello, F., Mimbreno, M. R., Llovería, R. M., & García-Martín, A. (2014). Analysis of the relationship between land surface temperature and wildfire severity in a series of landsat images. *Remote Sensing*, 6(7), 6136–6162. <https://doi.org/10.3390/rs6076136>
- Zuluaga Gómez, O. A., Patiño Quinchía, J. E., & Valencia Hernández, G. M. (2021). Modelos implementados en el análisis de tiempo de temperatura superficial e índices de vegetación: una propuesta taxonómica en el contexto de cambio climático global. *Revista de Geografía Norte Grande*, 78, 323–344. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.4067/S0718-34022021000100323>
- Zúñiga-Vásquez, J. M., Cisneros-González, D., Pompa-García, M., Rodríguez-Trejo, D. A., & Pérez-Verdín, G. (2017). Spatial modeling of forest fires in Mexico: an integration of two data sources. *Bosque*, 38(3), 563–574. <https://doi.org/10.4067/S0717-92002017000300014>