

Análisis comparativo de índices espectrales para ubicar y dimensionar niveles de severidad de incendios forestales

Comparative analysis of spectral indices to locate and size levels of severity of forest fires

Ana Graciela Flores-Rodríguez,* José German Flores-Garnica,** Diego Raymundo González-Eguiarte,*** Agustín Gallegos-Rodríguez,**** Patricia Zarazúa-Villaseñor,+ Salvador Mena-Munguía++

Recibido: 14/05/2021. Aprobado: 27/10/2021. Publicado: 30/11/2021

Resumen. Los efectos de los incendios forestales en los ecosistemas son variables dependiendo de la severidad del fuego. Sin embargo, su evaluación en campo significa un importante gasto de recursos, ya sea por la amplitud o inaccesibilidad en el terreno. Debido a esto se han implementado estrategias alternas, como el uso de índices espectrales derivados de sensores remotos. No obstante, existe un amplio número y diversidad de estos, por lo que en este trabajo se hizo un análisis comparativo en relación con la detección y clasificación de la severidad de un incendio forestal ocurrido en 2018 en un bosque de pino-encino. Los índices se derivaron de imágenes Landsat 8 (OLI) y se agruparon como: a) monotemporales (consideran una sola fecha imagen): NIR= Banda 5 infrarrojo cercano; NDVI= Índice de vegetación de diferencia normalizada; NDWI= Índice de agua de diferencia normalizada; NBR= Relación de

quemado normalizada; EVI= Índice de vegetación mejorado; NBRT= Relación de quemado normalizada con banda térmica BAI= Índice de área quemada; OSAVI= Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado; GCI= Índice de clorofila verde; SIPI= Índice de pigmentación insensible a la estructura; GNDVI=, Índice de vegetación de diferencia normalizada verde; GRMI= Índice de monitoreo ambiental global, y b) bitemporales (para su estimación se usan dos fechas de imágenes, una previa y otra posterior al incendio): RdNBR= Diferencia relativa de relación de quemado normalizada; dNBR= Diferencia normalizada de relación de quemado; RBR= Relación de combustión relativa; RI= Índice de Regeneración; NRI= Índice de regeneración normalizado; dNDVI= Diferencia de índice de vegetación de diferencia normalizada. Estos índices fueron aplicados a imágenes inmediatas previas al incendio y a imágenes obte-

* Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias, Camino Ramón Padilla Sánchez #2100 Nextipac, Jalisco, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1544-2077>. Email: ana1386@hotmail.com

** Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias. Campo Experimental Centro Altos de Jalisco. Av. Biodiversidad No 2470, Tepatitlán de Morelos, Jalisco, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8295-1744>. Email: flores.german@inifap.gob.mx. Autor de correspondencia

*** Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias, Camino Ramón Padilla Sánchez #2100 Nextipac, Jalisco, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6609-0780>. Email: diegonz@cucba.udg.mx

**** Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias, Camino Ramón Padilla Sánchez #2100 Nextipac, Jalisco, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0682-509X>. Email: agustin.gallegos@academicos.udg.mx

+ Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias, Camino Ramón Padilla Sánchez #2100 Nextipac, Jalisco, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5949-2378>. Email: pzarazua@cucba.udg.mx

++ Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias, Camino Ramón Padilla Sánchez #2100 Nextipac, Jalisco, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8540-0836>. Email: smena@cucba.udg.mx

nidas una temporada de lluvias después de la ocurrencia del incendio, y fueron comparados con la severidad observada en campo una temporada de lluvias después de la ocurrencia del incendio. Posteriormente, se aplicó una clasificación de severidad en tres categorías: sin quemar, severidad moderada y severidad muy alta, mediante la división a través de rupturas naturales de los valores de cada pixel de la imagen. Obteniendo mapas temáticos con la visualización de la severidad del incendio por cada índice aplicado. Posteriormente, para la selección del índice que más se ajusta a lo evaluado en campo, se realizó una matriz de confusión obteniendo la precisión global y el coeficiente kappa. Debido a que se observó una diferencia dependiendo del tiempo transcurrido después de la ocurrencia del incendio (inmediato después del incendio y una temporada de lluvias después), se definió el índice PK (coeficiente kappa/precisión global). De esta forma, el mejor índice para la detección y clasificación de la severidad del incendio fue el NBR de manera general. Sin embargo, se observó que la precisión está relacionada a la temporalidad, de esta forma los mejores índices definidos después del incendio fueron: NBR, GNDVI, RdNBR, Dnbr, RBR, RI y BAI, mientras que los definidos después de lluvias fueron: NBR, NBRT, NDVI y NDWI. Con esto se puede concluir que, aunque el índice NBR resultó ser el mejor para definir la distribución espacial de niveles de severidad de un incendio forestal en el área de estudio, esto no implica que suceda lo mismo para todos los casos, por lo que se debe seleccionar el índice que mejor convenga a cada condición en particular. Así mismo, el proceso metodológico de este estudio podrá apoyar futuras investigaciones donde se considere la delimitación de la zona en la que se va a hacer la clasificación de la severidad de incendios forestales para, de esta forma, eliminar variabilidad en el rango de los valores generados por los índices espectrales. Además de evaluar el mayor número de sitios de referencia en campo, así como asegurar una buena distribución de estos a lo largo del área de estudio en diferentes incendios forestales y definir en campo el mayor número de clases de severidad. De este modo, se ampliará la precisión de los índices con la finalidad de poder utilizar esta metodología para fines operativos y de toma de decisiones que orienten las acciones que se aplicaran después de la ocurrencia de un incendio forestal.

Palabras clave: cicatriz de quemado, efecto del fuego, impacto ambiental, imágenes satelitales, Landsat.

Abstract. Forest fires exert variable effects on ecosystems, depending on the intensity of fire. However, field assessment requires significant resource expenditure, either because of the extent of the fire or ground inaccessibility. For this reason, alternative strategies have been adopted, such as the use of spectral indices derived from remote sensors. As there is a large number and diversity of indices, this work conducted a comparative analysis of the detection and severity classification of a forest fire that occurred in 2018 in a pine-oak forest. The indices used were derived from Landsat

8 (OLI) images and were grouped as: a) Monotemporal (considering a single date image): **NIR** = near-infrared band 5; **NDVI** = normalized difference vegetation index; **NDWI** = normalized difference water index; **NBR** = normalized burn ratio; **EVI** = enhanced vegetation index; **NBRT** = normalized burn ratio thermal; **BAI** = burned area index; **OSAVI** = Optimized soil-adjusted vegetation index; **GCI** = Green chlorophyll index; **SIPI** = Structure-insensitive pigmentation index; **GNDVI** = Green normalized difference vegetation index; **GEMI** = global environmental monitoring index; and b) Bitemporal (two image dates (pre- and post-fire) used for the estimation): **RdNBR** = relative differenced normalized burn ratio; **dNBR** = differenced normalized burn ratio; **RBR** = relativized burn ratio; **RI** = regeneration index; **NRI** = normalized regeneration index; **dNDVI** = differenced normalized difference vegetation index. These indices were applied to images captured immediately prior to the fire and images obtained one rainy season after the fire, and were compared with the severity observed in the field one rainy season after the fire. Then, a severity classification was applied considering three categories: unburned, moderate severity, and high severity. This was conducted by dividing the values of each pixel in the image according to natural breaks. We obtained thematic maps displaying the fire severity for each of the indices applied. Subsequently, to select the index that best fitted the field assessment, a confounding matrix was constructed, estimating the overall precision and the kappa coefficient. Since the difference observed depended on the time elapsed after the fire event (immediately versus one rainy season after the fire event), the PK index (kappa coefficient/overall precision) was defined. Thus, the best index for detecting and classifying fire severity was NBR, in general terms. However, it was observed that precision is related to temporality; thus, the best indices defined after the fire were: NBR, GNDVI, RdNBR, dNBR, RBR, RI and BAI; those defined after the rainy season were: NBR, NBRT, NDVI, AND NDWI. These results support the conclusion that NBR was the best index for defining the spatial distribution of severity levels of a forest fire in the study area. However, this does not imply that the same is true in all cases; therefore, the index that best suits each particular condition should be selected. Likewise, the methodological process of this study may support future research considering the delimitation of the area where the classification of the severity of forest fires is to be made; this will eliminate variability in the range of values produced by spectral indices. Besides, this approach will evaluate the largest number of field reference sites and will ensure an adequate distribution of these throughout the study area in different forest fires, defining the greatest number of severity classes in the field. This will improve the accuracy of the indices, aiming to use this methodology for operational purposes and decision-making that guide the actions to be applied after a forest fire event.

Keywords: Burning scar, fire effect, environmental impact, satellite imagery, Landsat.

INTRODUCCIÓN

La ocurrencia de un incendio forestal puede modificar los regímenes del fuego, basados en la frecuencia y la intensidad (De Santis y Chuvieco, 2009), ya que se alteran los procesos e interacciones de los ecosistemas forestales (González *et al.*, 2008). Esto puede propiciar pérdida de recursos maderables (Rodríguez *et al.*, 2012), generación de emisiones de diversos gases (Martínez *et al.*, 2014; North y Hurteau, 2011), altas tasas de erosión y alteraciones en la respuesta hidrológica y de nutrientes del suelo (Neris *et al.*, 2016; Wohlgemuth *et al.*, 2006). Lo cual, a su vez, puede modificar el paisaje y favorecer climas extremos (por ej., sequías) más frecuentes (Cerano *et al.*, 2015). Sin embargo, la intensidad con la que se presenta el fuego durante un incendio forestal puede ser variable, lo que genera que el daño en el ecosistema sea diferente, y por lo tanto, se presenten diferentes grados de severidad de daño en la vegetación (Botella y Fernández, 2017). De esta forma, el nivel de severidad condiciona la respuesta que tendrá el ecosistema ante los efectos del fuego (Jakubauskas *et al.*, 1990). Más aún, existe una relación entre la severidad y la cantidad combustible que se consume, lo que, a su vez, puede definir la capacidad de recuperación del ecosistema (Montorio *et al.*, 2014). Así mismo, una alta severidad está asociada a niveles bajos de recuperación de la vegetación y, por lo tanto, a factores de degradación y alteraciones del mismo (Neris *et al.*, 2016). De acuerdo con esto, es importante estudiar el impacto del fuego sobre la vegetación en áreas quemadas para poder comprender la dinámica de las especies y, de esta forma, sustentar la aplicación de estrategias de restauración adecuada (Viana *et al.*, 2017). Sin embargo, esto requiere de estudios complejos y una amplia gama de análisis, tanto de comportamiento del fuego como de la respuesta del ecosistema (Rodríguez *et al.*, 2012), para lo cual es útil la generación de cartografía de la severidad de los incendios. Esta cartografía permite ubicar y dimensionar diferentes niveles de severidad para priorizar la implementación de estrategias de, por ejemplo, reducción de erosión del suelo y reforestación en áreas altamente afectadas (Montorio *et al.*, 2014), o la recuperación natural de especies

adaptadas al fuego, en áreas de severidad moderada (Rodríguez y Fulé, 2003).

De acuerdo con lo anterior, se puede evaluar la severidad del fuego desde la observación directa en campo, comparando la magnitud de cambio entre los componentes forestales impactados y no impactados, como, por ejemplo, la cantidad de combustible leñoso consumido, o la biomasa del dosel vivo que se quemó (Key y Benson, 2006; Kasischke *et al.*, 2008). Sin embargo, frecuentemente las evaluaciones del consumo de material leñoso caído, las mediciones del porcentaje de copa quemada de los árboles o la altura de la llama marcada en el fuste de los árboles después de un incendio se realizan de forma puntual, en sitios específicos, lo que dificulta la evaluación de grandes áreas y limita la extrapolación de datos a escalas mayores o a áreas inaccesibles. Debido a esto, desde una perspectiva integral, se ha relacionado la información obtenida en campo con el uso de imágenes multiespectrales obtenidas de sensores remotos (van Wagtenonk *et al.*, 2004), con los cuales se pretende determinar el nivel de severidad de un incendio forestal (Keeley, 2009). Esta alternativa se basa en poder detectar el cambio en la reflectancia de las áreas quemadas y las áreas sin quemar (Montorio *et al.*, 2014), lo cual define firmas espectrales que permiten diferenciar, por ejemplo, el carbón resultante de la quema del material quemado (De Santis y Chuvieco, 2009). Específicamente, se destaca el análisis de la región del infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, donde se puede identificar la actividad fotosintética, ubicando de esta manera áreas quemadas en donde esta actividad fotosintética es nula, o baja (Gitas *et al.*, 2012). De esta forma, se pueden definir algoritmos, denominados comúnmente índices espectrales, los cuales son aplicados para el análisis de las imágenes derivadas de sensores remotos para ubicar áreas quemadas y evaluar la severidad del fuego (Chuvieco *et al.*, 2005). Estos índices se han definido desde varias perspectivas, como, por ejemplo: a) detección de la vegetación sana y compararla con la vegetación no sana, como el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) (Viana *et al.*, 2017); b) basados en la humedad de la vegetación, como el índice de agua de diferencia normalizada (NDWI) (Edwards *et al.*,

2013); c) índices especializados en la detección de la severidad del fuego, como el índice normalizado de la relación de quemado (NBR) (Key y Benson, 2006), y d) índices que comparan dos fechas como: la diferencia normalizada de la relación de quemado (dNBR) (McCarley *et al.*, 2017), la forma relativizada del dNDR (RdNBR) (Cardil *et al.*, 2019) y la relación de combustión relativizada (RBR) (Parks *et al.*, 2014). Esta diversidad de opciones hace difícil seleccionar el índice que mejor convenga.

OBJETIVO

El objetivo de este trabajo fue hacer un análisis comparativo de una serie de índices espectrales utilizados para la evaluación de la severidad de los incendios forestales. Esta evaluación consideró diferentes niveles de severidad y se desarrolló con información de campo e imágenes de satélite de

un ecosistema forestal templado del estado de Jalisco, México.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El estudio se llevó a cabo en la Sierra de Tapalpa (Figura 1), donde el clima es templado subhúmedo, con temperatura media anual de 15.9 °C y máxima y mínima promedio entre 26.6 °C y 4.8 °C, respectivamente. La precipitación media anual es de 872 mm. El suelo es principalmente regosol y la vegetación arbórea predominante está conformada por especies de pino y encino (INEGI, 2009). El área de estudio tiene un historial de ocurrencia de incendios frecuentes, en particular el incendio evaluado en este trabajo ocurrió durante el 8 y 9 de abril de 2018, siendo un incendio mixto y considerado por CONAFOR con una clasifica-

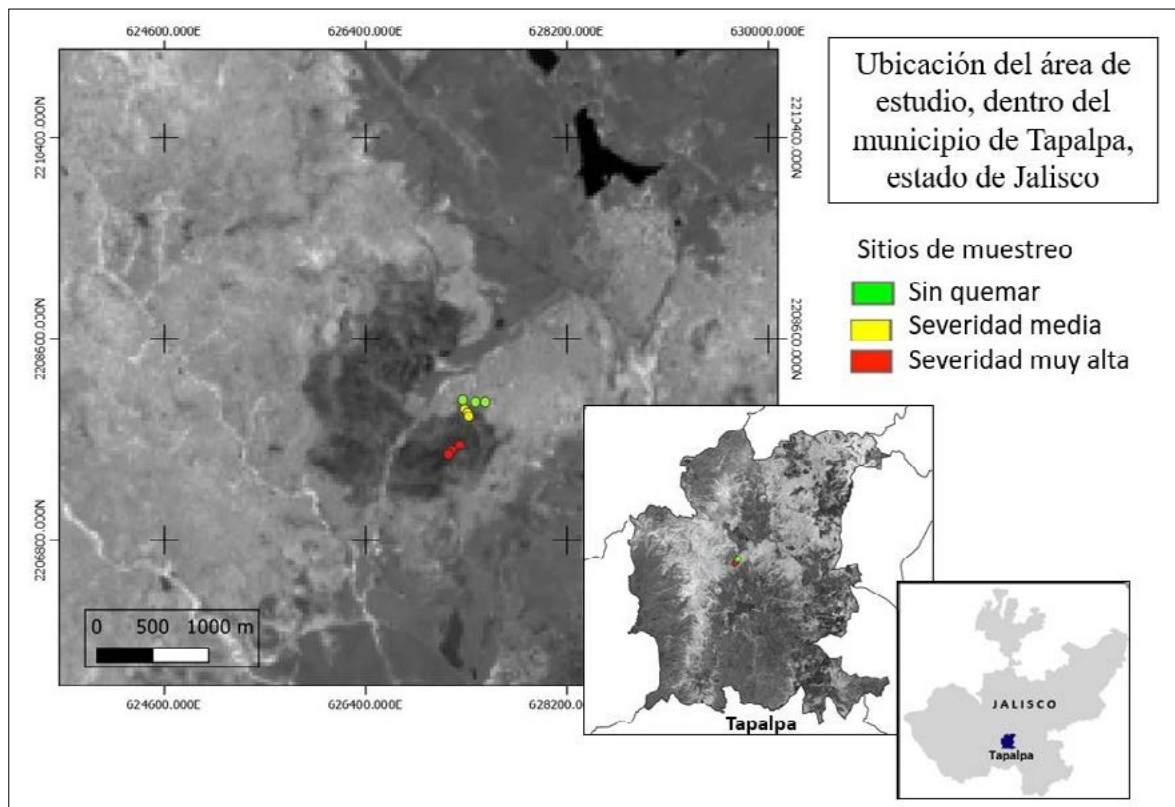


Figura 1. Ubicación del área de estudio, dentro del municipio de Tapalpa, estado de Jalisco, México.

ción de primer orden de impacto moderado, con un tamaño reportado de entre 51 a 100 hectáreas (CONAFOR, 2019).

Evaluación de severidad en campo

La ubicación de las diferentes condiciones de severidad en la vegetación se determinó mediante la evaluación de nueve sitios de muestreo (tres condiciones), ubicados a través de recorridos en campo en el área quemada por el incendio forestal que ocurrió en abril de 2018 y fue evaluado después de la temporada de lluvias; estos muestreos se llevaron a cabo entre agosto y octubre del mismo año. En estos sitios se identificaron las condiciones de la vegetación y se definieron los siguientes niveles de severidad:

- Sin quemar (sq). Área donde no ha ocurrido un incendio forestal o donde han pasado más de cinco años desde último incendio, por lo que ya se reestableció la estructura del bosque (Figura 2A).
- Severidad media (m). Áreas donde se hizo el reconocimiento visual de las marcas o cicatrices de quemado en troncos y ramas, presentándose un escorchado (altura de la marca del fuego en el fuste) por debajo de la mitad de la altura total del árbol y donde la copa puede estar afectada parcialmente (Figura 2B).
- Severidad muy alta (ma). Áreas donde se llevó a cabo el reconocimiento visual de las marcas o cicatrices de quemado en troncos y ramas, presentándose un escorchado mayor que la mitad de la altura total del

árbol y la copa se afectó parcial o totalmente (Figura 2C).

Los sitios de muestreos se realizaron en rodales de 400 m² donde se evaluó el arbolado mayor a 3 m de altura tomando los siguientes datos: de género, nombre común, condición, vigor, diámetro normal, altura total, altura de fuste limpio, posición sociológica, grosor de corteza, profundidad de quemado en corteza, altura de escorchado, altura de quemado de copa, diámetro de copa de norte a sur y de este a oeste, porcentaje de copa quemada, daños, porcentaje de daño. A su vez, este sitio de muestreo se divide en subsitios, donde se evaluó la regeneración del arbolado por categoría de alturas en: tres áreas de 5 m² –regeneración menor de 30 cm de altura, área de 100 m²; regeneración de 31 cm a 1 m y área de 200 m²; regeneración de 1.1 a 3 m. De la regeneración encontrada se tomaron datos de: género, tipo de regeneración ya sea semilla o vástago, altura, vigor, daño y porcentaje de daño. Además, se obtuvieron datos de combustibles forestales muertos (ramas, ramillas hojarasca y fermentación) y combustibles forestales vivos (pastos, hierbas y arbustos).

Detección remota de severidad

Debido a que las imágenes Landsat son las usadas más comúnmente para diferentes propósitos de análisis de impacto por incendios forestales, para la evaluación remota de la severidad del incendio forestal, se utilizaron imágenes Landsat 8 (OLI), antes y después de la ocurrencia del incendio forestal, correspondientes a los meses de marzo-abril



Figura 2. Condiciones de severidad de un incendio forestal, en un bosque de pino-encino: A= sin quemar; B= severidad media y C= severidad muy alta.

y cuando se tomaron los muestreo en campo que fue después de la temporada de lluvias agosto-octubre del año 2018. Todas estas imágenes fueron obtenidas mediante la plataforma de Google Earth Engine la cual ofrece imágenes corregidas atmosféricamente utilizando LaSRC con una máscara de nube, sombra, agua y nieve producida con CFMASK, así como una máscara de saturación por pixel. Posteriormente, estas imágenes fueron incorporadas al sistema de información geográfica Qgis para la aplicación de los índices.

Índices espectrales. Debido a que la firma espectral de la vegetación sana muestra una reflectancia

alta en el NIR y una baja en el SWIR del espectro electromagnético, contrario a la firma espectral que tiene la vegetación quemada, se puede ubicar el área afectada por el fuego, así como los niveles de severidad mediante la aplicación de índices espectrales. Por ello, en este trabajo se probaron diferentes índices espectrales, los cuales se agruparon de acuerdo a las fechas de las imágenes empleadas: a) monotemporales (Tabla 1). Consideran una sola fecha de obtención de la imagen, obtenida después del incendio; b) bitemporales (Tabla 2). Para su estimación se usan dos fechas de imágenes, obtenidas antes y después de ocurrido el incendio,

Tabla 1. Índices espectrales monotemporales (una sola fecha), usados para la determinación del nivel de severidad de un incendio forestal.

Índice	Fórmula	Fuente
NIR	=longitud de onda 0.85 μm - 0.88 μm	LANDSAT 8
NDVI	$= \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\text{NIR} + \text{Red}}$	Tran <i>et al.</i> (2018)
NDWI	$= \frac{\text{NIR} - \text{SWIR}}{\text{NIR} + \text{SWIR}}$	Tran <i>et al.</i> (2019)
NBR	$= \frac{\text{NIR} - \text{SWIR2}}{\text{NIR} + \text{SWIR2}}$	Key y Benson (2006)
EVI	$= G \times \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\text{NIR} + C1 \text{ Red} - C2 \text{ Blue} + L}$	Smith <i>et al.</i> , (2007)
NBRT	$\text{NBRT} = \frac{(\text{NIR} - \text{SWIR2} * \text{TRI})}{(\text{NIR} + \text{SWIR2} * \text{TRI})}$	Tran <i>et al.</i> (2019)
BAI	$= \frac{1}{(0.1 - \text{Red})^2 + (0.06 - \text{NIR})^2}$	Fornacca <i>et al.</i> (2018)
OSAVI		Rondeaux <i>et al.</i> (1996)
GCI	$= \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\left(\frac{\text{NIR}}{\text{Green}}\right) - 1} \cdot 16$	Fernandes <i>et al.</i> (2020)
SIPI	$= \frac{\text{NIR} - \text{Blue}}{\text{NIR} + \text{Red}}$	Fiodortsev <i>et al.</i> (2019)
GNDVI	$= \frac{\text{NIR} - \text{Green}}{\text{NIR} + \text{Green}}$	Chen <i>et al.</i> (2020)
GEMI	$= \frac{2 * (\text{NIR}^2 - \text{Red}^2) + 1.5 \text{ NIR} + 0.5 * \text{Red}}{\text{NIR} + \text{Red} + 0.5}$	Bastarrika <i>et al.</i> (2011)

Tabla 2. Índices espectrales bitemporales (dos fechas), usados para la determinación del nivel de severidad de un incendio forestal.

Índice	Formula	Fuente
RdNBR	$= \frac{\text{NBR pre} - \text{NBR post}}{\sqrt{(\text{ABS} (\text{NBRpre}/1000))}}$	Miller y Thode (2007)
dNBR	$= \text{NBR pre} - \text{NBR post}$	Key y Benson (2006)
RBR	$= \frac{\text{dNBR}}{\text{NBR pre} + 1001}$	Parks <i>et al.</i> (2014)
RI	$= \frac{\text{VI fuego}}{\text{VI control}}$	Riaño <i>et al.</i> (2002)
NRI	$= \frac{2\text{VI fuego}}{\text{VI fuego} + \text{VI control}}$	Riaño <i>et al.</i> (2002)
dNDVI	$= \text{NDVI pre} - \text{NDVI post}$	Tanase <i>et al.</i> (2011)

de tal forma que se obtiene un valor diferenciado al comparar las dos imágenes.

NIR= Banda 5 infrarrojo cercano; **NDVI**= Índice de vegetación de diferencia normalizada; **NDWI**= Índice de agua de diferencia normalizada; **NBR**= Relación de quemado normalizada; **EVI**= Índice de vegetación mejorado; **NBRT**= Relación de quemado normalizada con banda térmica **BAI**= Índice de área quemada; **OSAVI**= Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado; **GCI**= Índice de clorofila verde; **SIPI**= Índice de pigmentación insensible a la estructura; **GNDVI**=, Índice de vegetación de diferencia normalizada verde; **GRMI**= Índice de monitoreo ambiental global; **Red**= Banda 4 roja (0.64 μm - 0.67 μm); **BLUE**= Banda 2 azul (0.45 μm - 0.51 μm); **Green** = Banda 3 verde (0.53 μm - 0.59 μm); **SWIR**= Banda 6 (1.57 μm - 1.65 μm); **SWIR**= Banda 7 (2.11 μm - 2.29 μm); **TRIS** = Banda 10 infrarrojo térmico (10.60 μm - 11.19 μm); **C1 y C2**= Ajustes de la resistencia atmosférica (6 y 7.5); **L**= Constante para corregir el fondo del suelo del dosel (1.0); **G**= Factor de ganancia (2.5).

RdNBR= Diferencia relativa de relación de quemado normalizada; **dNBR**= Diferencia normalizada de relación de quemado; **RBR**= Relación de combustión relativa; **RI**= Índice de Regeneración;

NRI= Índice de regeneración normalizado; **dNDVI**= Diferencia de índice de vegetación de diferencia normalizada; **NBRpre**= Valor NBR previo al incendio; **NBR post**= Valor NBR posterior al incendio; **VI fuego**= Vigor de NDVI después del incendio; **VI control**= Vigor de NDVI antes del incendio.

Categorización de severidad. La utilidad práctica de los índices espectrales es poder clasificar el nivel de severidad del fuego, en un sitio dado, de tal forma que se puedan ubicar y dimensionar las áreas prioritarias (mayor severidad). Para esto, primeramente, se recortó el área quemada de cada una de las imágenes creadas por la implementación de cada uno de los índices espectrales (Escuin *et al.*, 2008), posteriormente, estas imágenes se dividieron en categorías de severidad, para lo cual se probaron dos métodos de clasificación en cada una de las imágenes: a) rupturas naturales de Jenks y b) intervalos iguales. Para definir cuál es el método de clasificación más adecuado se crearon matrices de confusión, con base a las cuales se definió la precisión y el índice kappa que arrojó cada método de clasificación.

Criterio de selección

Para seleccionar el índice espectral que mejores resultados definiera en relación a la clasificación

de la severidad del incendio forestal, se estructuró una matriz de confusión, con base a la cual se comparan los valores de severidad definidos en campo con los valores de severidad especificados en las imágenes por cada uno de los índices. De esta forma, la selección del índice espectral se basó, primeramente, en la estimación de la precisión global, que se determina dividiendo el número total de sitios correctamente clasificados entre el número total de sitios de referencia, lo cual se expresa como porcentaje. Sin embargo, debido a que una distribución totalmente aleatoria de los sitios en las clases de severidad pueda conducir a resultados aparentemente correctos en la matriz de confusión, también se estimó el coeficiente kappa, el cual determina en qué porcentaje es mejor el resultado de la matriz, con lo que resultaría de aplicar un clasificador aleatorio que asignara al azar niveles de severidad a los sitios. La expresión para el cálculo del coeficiente kappa es la siguiente (Mas *et al.*, 2003):

$$k = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

donde: r = número de filas en la matriz; x_{ii} = número de observaciones en el elemento de la fila i y la columna i ; x_{i+} = observaciones totales en la fila i ; x_{+i} = observaciones totales en la columna; N = número total de observaciones en la matriz.

Para sintetizar los valores de confiabilidad que se generaron en la matriz de confusión, se definió un índice (denominado índice PK) que resulta al dividir los valores del coeficiente kappa entre la precisión global, de esta forma el criterio de selección es aquel índice espectral que más se acercó al valor de 1.0. Para el cálculo de este índice se promediaron los coeficientes kappa y la precisión global derivados del análisis de la imagen después del incendio (marzo 2018) y de una imagen obtenida después de la temporada de lluvias (día de la toma de muestra en campo, periodo agosto a octubre). Una vez que se seleccionó el mejor índice espectral, se ubicó y delimitó la severidad del incendio forestal con base a las cinco clases de severidad definidas por el Programa de Protocolo de Inventario y Monitoreo de Efectos de Fuego (Lutes *et al.*, 2006): a) sin

quemar; b) baja severidad; c) severidad media; d) alta severidad, y e) muy alta severidad.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Detección de áreas quemadas

Al aplicar cada uno de los índices espectrales a las imágenes Landsat después del incendio se pudo observar fácilmente el área quemada. En el caso de los índices monotemporales (Figura 3), la diferencia entre áreas quemadas y no quemadas se aprecia mejor en las imágenes generadas con los índices NIR, SIPI, GNDVI y GEMI.

Por otra parte, cuando se aplican los índices diferenciados (bitemporales), que utilizan imágenes previas y posteriores al incendio, la cicatriz que dejó el fuego no es tan visible en todos los índices. Específicamente, los índices RI y NRI muestran una menor diferenciación de la marca dejada por el incendio forestal en la vegetación. Por el contrario, los índices RdNBR, dNBR, RBR y dNDVI presentan una cicatriz del incendio más marcada y detectable a simple vista (Figura 4).

Imágenes una temporada de lluvias después del incendio

El procedimiento antes mencionado se aplicó también a las imágenes obtenidas una temporada de lluvias después de la ocurrencia del incendio, en donde es menos evidente la cicatriz que ha dejado el impacto del fuego en la vegetación, generando imágenes con píxeles con valores más homogéneos, en los cuales no es posible distinguir a simple vista el área quemada (Figura 5). Sin embargo, al aplicar los índices diferenciados a las imágenes de antes del incendio y las imágenes después de una temporada de lluvias se puede observar unas ligeras áreas resaltadas más oscuras lo que representa menor recuperación en la vegetación para las imágenes con dNBR, RBR y dNDVI. Nuevamente los índices RI y NRI muestran menor visibilidad de los cambios en la vegetación.

Clasificación de severidad

La implementación de cada uno de los índices espectrales generó una escala de valores específica,

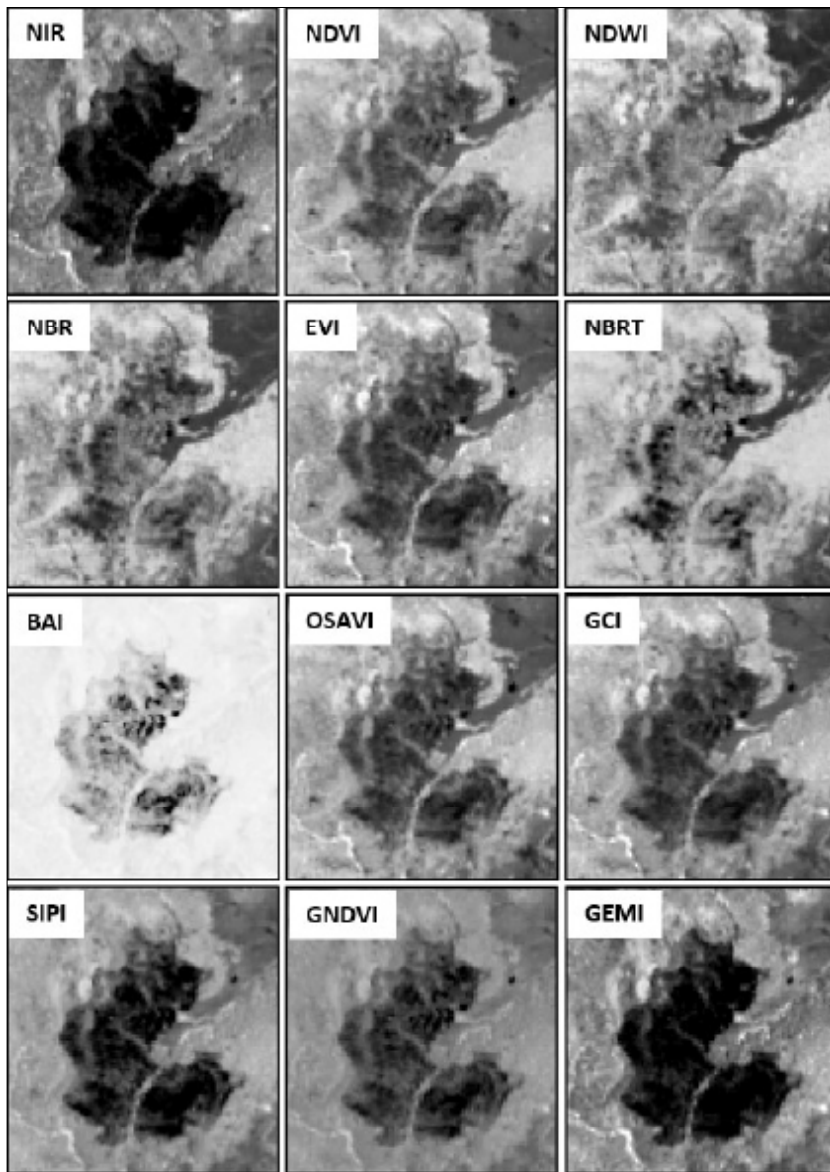


Figura 3. Detección de áreas quemadas basadas en los índices espectrales monotemporales en imágenes después del incendio.

cuya frecuencia definieron principalmente una distribución bimodal, tanto en los índices monotemporales (Figura 6) como en los índices bitemporales (Figura 7). No obstante, algunos índices definieron una distribución normal (NDWI, GCI y RdNBR). Por otra parte, en los índices diferenciados (bitemporales) las escalas de valores son muy variables entre cada índice, presentándose incluso valores negativos solo para los índices RdNBR, dNBR, RBR y dNDVI. De acuerdo a esto, visualmente

no fue posible generalizar un umbral de separación de los valores de estos índices para clasificar los niveles de severidad, por lo que fue necesario usar los métodos de clasificación probados (rupturas naturales o intervalos iguales). El análisis mostró que el método de rupturas naturales presentó una mayor precisión global (66.0%) y mayor valor kappa (55.6) que los mapas generados mediante intervalos iguales, donde se obtuvo una precisión global de 43.3% y un valor kappa de 30.5. Con

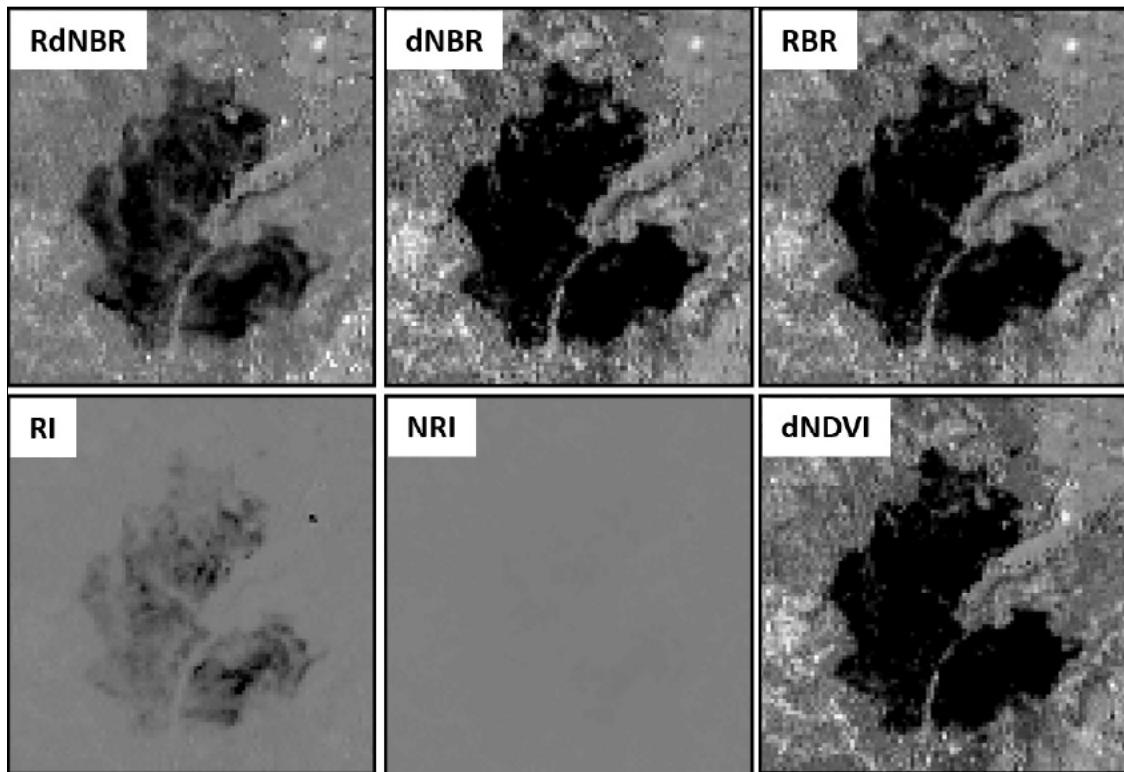


Figura 4. Detección de áreas quemadas basadas en índices espectrales bitemporales con imágenes de antes y después del incendio.

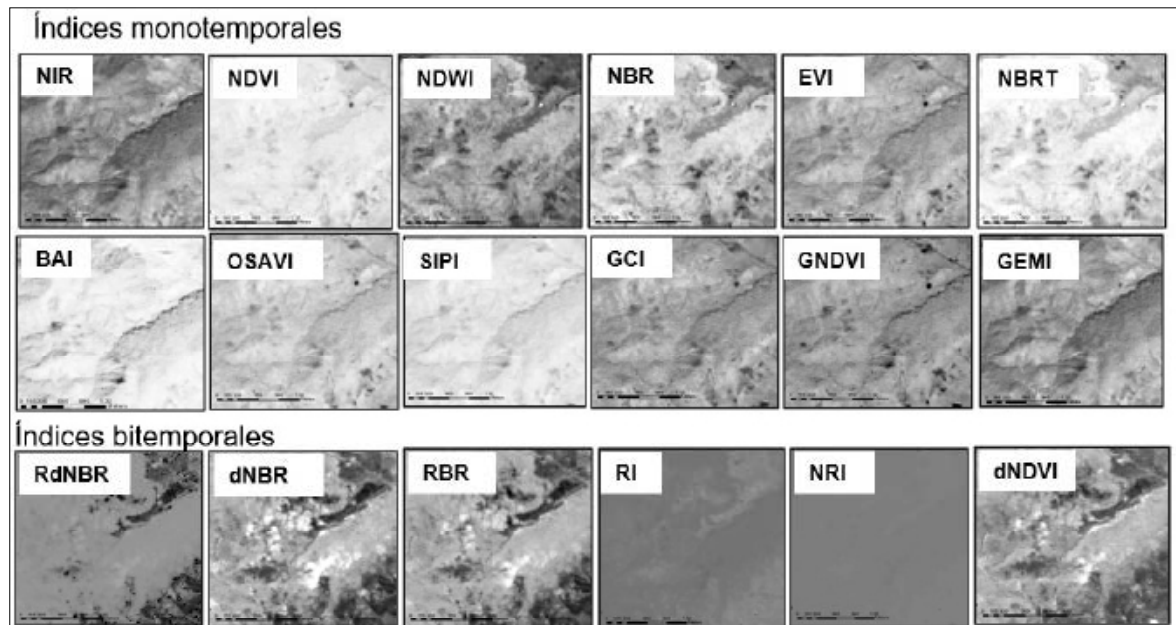


Figura 5. Detección de áreas quemadas basadas en índices espectrales mono y bitemporales con imágenes de antes y después de una temporada de lluvias posterior al incendio.

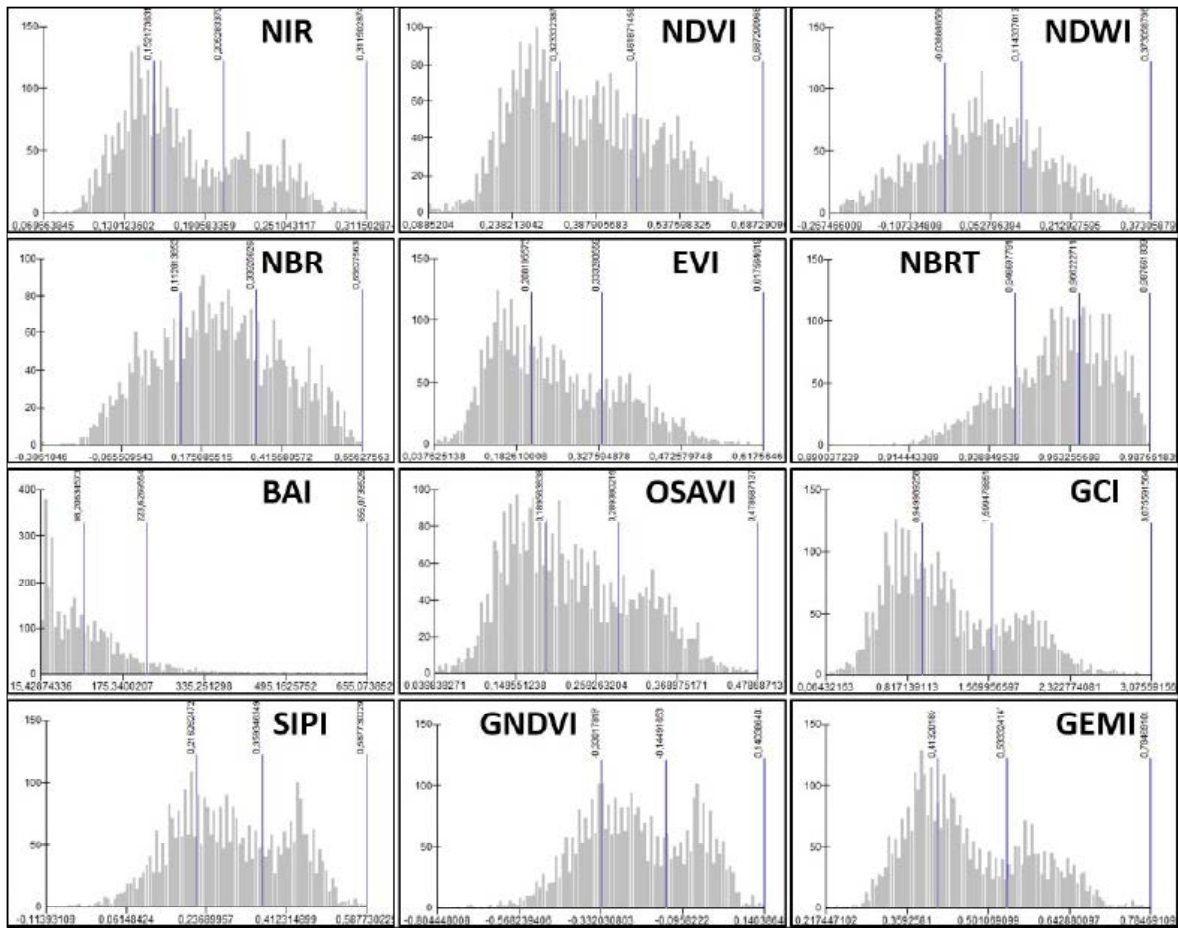


Figura 6. Histogramas de frecuencia de los valores resultantes de los índices espectrales monotemporales después del incendio, donde se definen tres categorías (rupturas naturales).

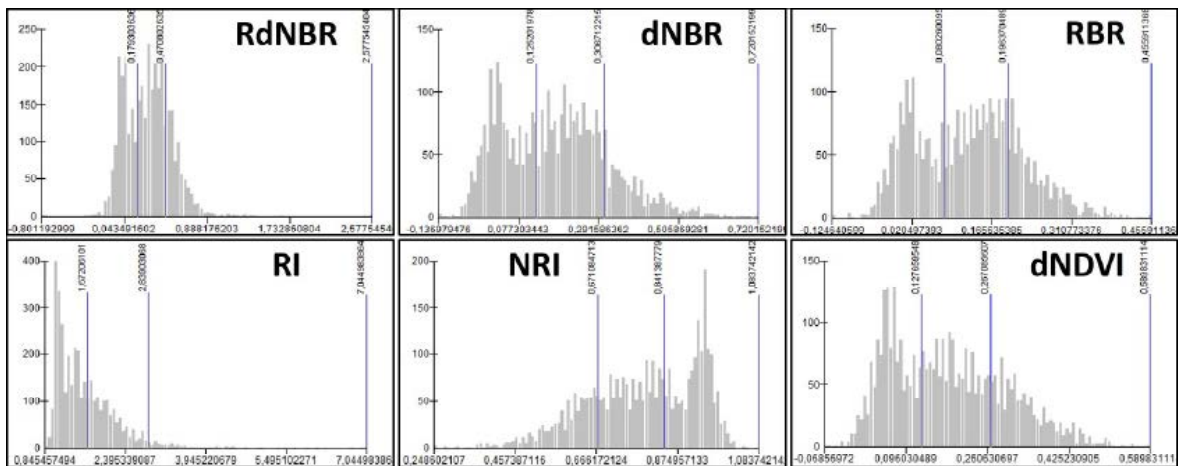


Figura 7. Histogramas de frecuencia de los valores resultantes de los índices espectrales bimtemporales (antes y después del incendio), donde se definen tres categorías (rupturas naturales).

base en esto, la clasificación por medio del método de rupturas naturales permitió definir rangos de los valores para cada uno de los tres niveles de severidad: sin quemar (sq), severidad moderada (m) y severidad muy alta (ma).

Distribución espacial de severidad

Como resultado de la separación (tres clases) de los valores generados por cada uno de los índices, se

generaron imágenes temáticas de severidad, donde se ubica la distribución espacial de los niveles de severidad establecidos (Figura 8). Primeramente, se observa que, en general, existe un patrón similar del área quemada por el incendio, en donde las áreas más afectadas se encuentran rodeadas por zonas de severidad moderada, donde, en la mayoría de las imágenes, la severidad muy alta presenta una mayor superficie. Por el contrario, los índices NDWI, BAI,

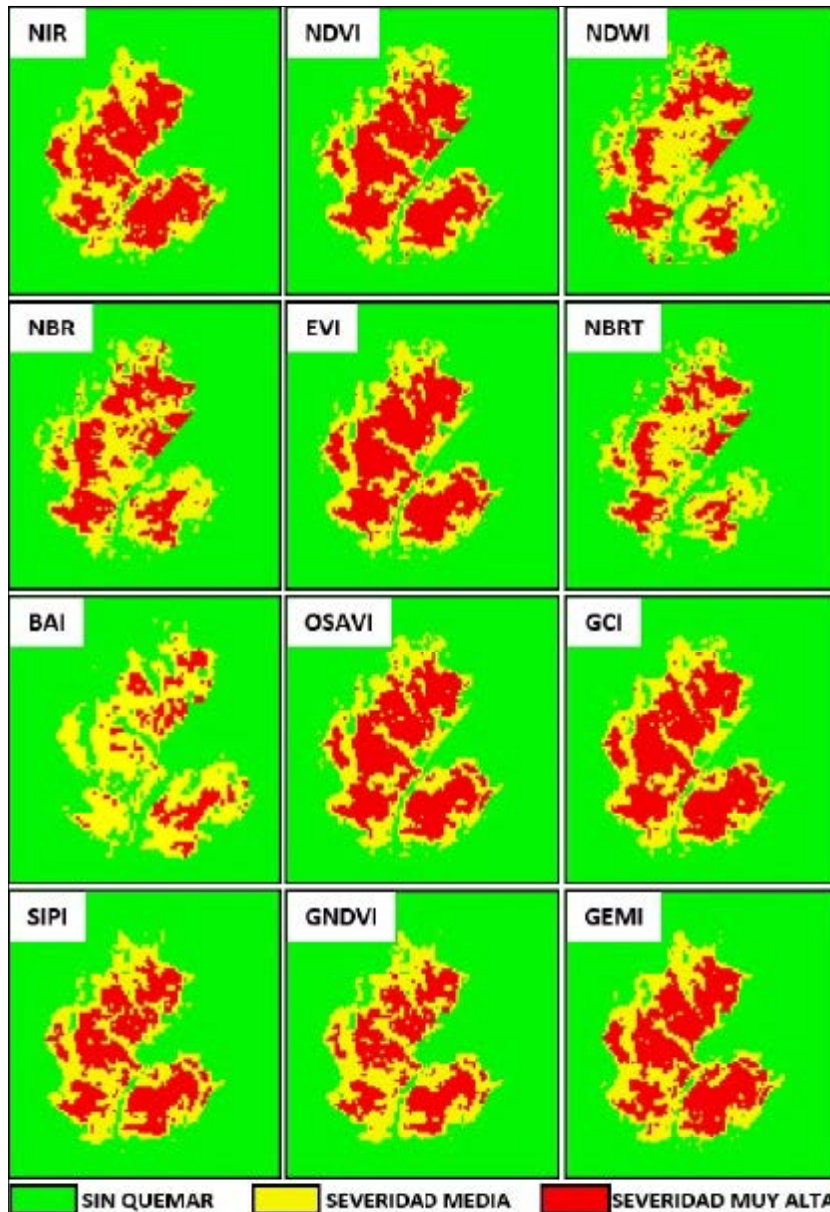


Figura 8. Niveles de severidad determinados por los índices espectrales monotemporales después del incendio.

NBRT y en menor medida el NBRT, muestran menor cantidad de terreno con severidad muy alta.

Con las imágenes de severidad generadas con los índices diferenciados (bitemporales) también es visible la cicatriz del incendio (Figura 9). Sin embargo, a diferencia de los índices monotemporales, se presentan superficies menos abundantes de las áreas con severidad muy alta, donde es notorio que para los índices IR y NIR estas superficies son mucho menores. Esto puede deberse a que las imágenes creadas solo con las imágenes monotemporales (posteriores al incendio) ubican las áreas impactadas por el fuego, pero sin ningún punto de comparación; mientras que las imágenes definidas con los índices diferenciados (bitemporales) permiten apreciar las diferencias de la vegetación al comparar las condiciones anteriores y posteriores al incendio. De esta manera, si en alguna zona la vegetación se encontraba bajo el impacto de plagas, sequía, huracanes, incendios previos u otro factor de estrés, los valores de los índices no se pueden atribuir solo al impacto del fuego, sino precisamente a esta condición antes del incendio. Finalmente, esto propicia que la imagen resultante discrimina, como parte del daño por el incendio, las áreas con condición inicial afectada antes del incendio.

A diferencia de los mapas temáticos realizados a las imágenes después de la ocurrencia del incendio, al aplicar los índices con los valores una temporada de lluvias después se puede observar menor superficie afectada por el incendio, lo que denota una recuperación en la reflectancia de la vegetación por el crecimiento de algunas plantas que emergen después de las lluvias. Aun así, los mapas generados por todos los índices monotemporales son similares entre sí, remarcando áreas donde el daño sigue siendo alto en la parte sureste del perímetro incendiado, siendo más notorio con la banda 5, EVI, GCI y GEMI. Por el contrario, con la aplicación de los índices bitemporales a las imágenes previas y una temporada de lluvias después del incendio, se nota una gran diferencia entre el mapa temático generado por el RdNBR, que muestra muy pocas áreas afectadas y donde el daño del incendio es casi imperceptible con respecto a los mapas generados por los otros índices donde la cicatriz del incendio es muy notoria y donde se muestra una gran área con severidad muy alta para todos los índices exceptuando el dNBR donde la mayor parte del polígono afectado se categoriza como severidad moderada (Figura 10).

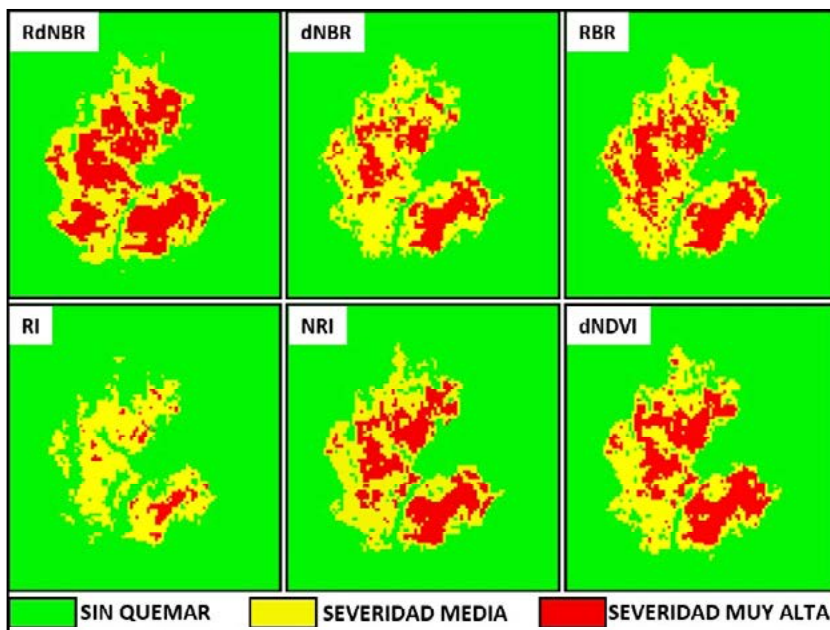


Figura 9. Niveles de severidad determinados por los índices espectrales bitemporales (antes y después del incendio).

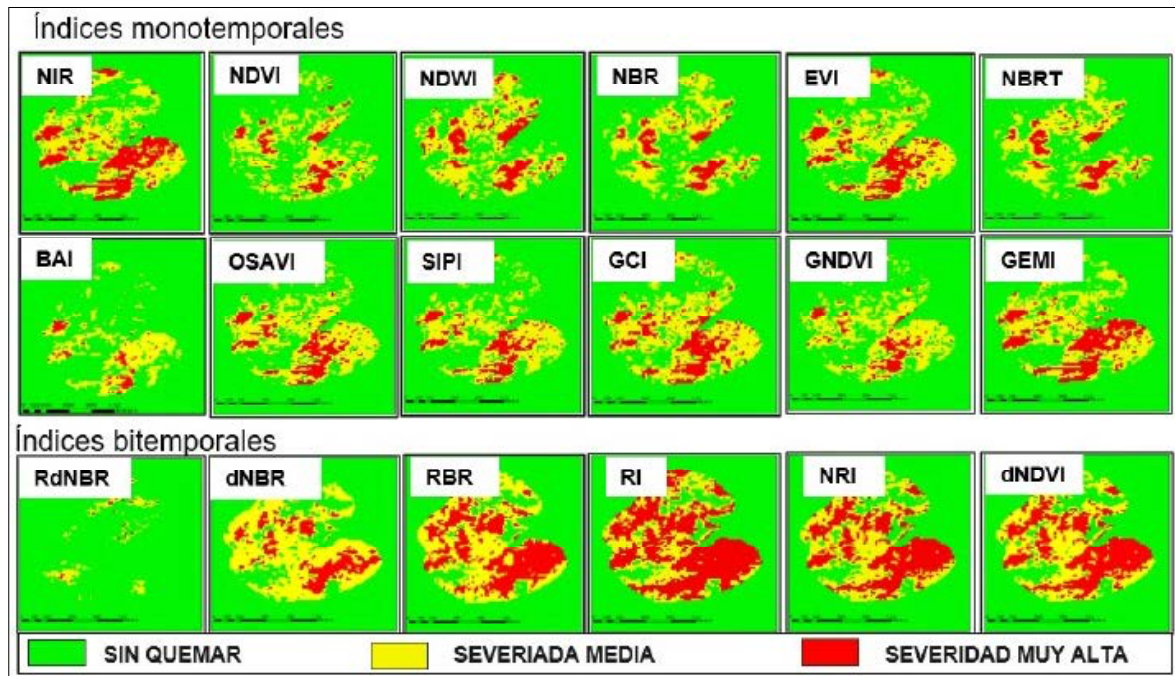


Figura 10. Niveles de severidad determinados por los índices espectrales mono y bitemporales (antes y después de una temporada de lluvias posterior al incendio).

Análisis comparativo

Con el propósito de seleccionar el índice espectral que mejores resultados define y, por lo tanto, la imagen que mejor describiera la distribución espacial de los niveles de severidad del incendio forestal, todas las imágenes temáticas, resultantes de la aplicación de los diferentes índices, se compararon tomando como base la información de severidad de los sitios muestreados en campo (Tabla 3). Posteriormente, con esta comparación se estructuró la matriz de confusión correspondiente, donde se presentaron los aciertos de clasificación, de las tres condiciones, por cada uno de los índices espectrales. Los resultados muestran que, en general, la precisión global fue del 82.1%, mientras que el valor del coeficiente kappa general fue de 73.1. En particular, las mejores imágenes temáticas de severidad resultaron de la implementación de los índices NBR, GNDVI, RdNBR, dNBR, RBR, RI y BAI, los cuales presentaron una precisión de 88.9% y un coeficiente kappa igual a 83.3. Estos valores implican que las estimaciones de severidad, a través de sensores remotos, son buenas. Finalmen-

te, la integración de la precisión global y el coeficiente kappa (índice PK) dio como resultado que el mejor índice espectral para ubicar espacialmente la severidad del incendio forestal es el NBR (Tabla 4).

Imagen temática final

Una vez que se seleccionó el índice espectral (NBR), para desglosar de manera más amplia la severidad del incendio, se generó la imagen temática sobre la distribución espacial de la severidad del incendio forestal, con base a las siguientes clases (Figura 11): a) sin quemar; b) baja severidad; c) severidad media; d) alta severidad; e) muy alta severidad. Estas clases se definieron mediante el método de rupturas naturales. Al igual que las imágenes derivadas con tres clases, la imagen con cinco clases permitió delimitar claramente el área quemada.

DISCUSIÓN

El índice NBR presenta buenos resultados en la evaluación de incendios forestales en este trabajo,

Tabla 3. Análisis comparativo de la clasificación de severidad por cada uno de los índices espectrales: sq= sin quemar; m= severidad media; ma= severidad muy alta.

Índice Severidad	NIR	NDVI	NDWI	NBR	EVI	NBRT	BAI	OSAVI	GCI	SIPI	GNDVI	GEMI	RdNBR	dNBR	RBR	RI	NRI	dNDVI
sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq
sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq
sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq	sq
m	m	m	sq	sq	m	sq	m	m	m	m	m	m	m	m	m	sq	m	m
m	ma	ma	m	m	ma	m	si	ma	ma	ma	m	ma	m	m	m	m	ma	ma
m	ma	ma	m	m	ma	m	m	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	m	ma	ma
ma	ma	ma	m	ma	ma	m	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma
ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma
ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma	ma
Precisión	77.8	77.8	77.8	88.9	77.8	77.8	88.8	77.8	77.8	77.8	88.9	77.8	88.9	88.9	88.9	88.9	77.8	77.8
kappa	66.7	66.7	66.7	83.3	66.7	66.7	83.3	66.7	66.7	66.7	83.3	66.7	83.3	83.3	83.3	83.3	66.7	66.7

Tabla 4. Valores del índice PK, definidos por cada uno de los índices espectrales usados para definir la distribución espacial de la severidad del incendio forestal.

Índice	Después de incendio		Después de lluvias		Promedio		PK
	Precisión	Kappa	Precisión	Kappa	Precisión	Kappa	
NBR	88.89	83.30	77.78	66.70	83.335	75.00	0.900
GNDVI	88.89	83.30	44.44	16.70	66.665	50.00	0.750
RdNBR	88.89	83.30	33.33	0.00	61.11	41.65	0.682
dNBR	88.89	83.30	55.56	33.30	72.225	58.30	0.807
RBR	88.89	83.30	33.33	0.00	61.11	41.65	0.682
RI	88.89	83.30	33.33	0.00	61.11	41.65	0.682
BAI	88.89	83.30	22.20	0.00	55.545	41.65	0.750
OSAVI	77.78	66.70	66.67	50.00	72.225	58.35	0.808
NIR	77.78	66.70	55.56	33.30	66.67	50.00	0.750
NDVI	77.78	66.70	77.78	66.70	77.78	66.70	0.858
NDWI	77.78	66.70	77.78	66.70	77.78	66.70	0.858
EVI	77.78	66.70	66.67	50.00	72.225	58.35	0.808
NBRT	77.78	66.70	77.78	66.70	77.78	66.70	0.858
GCI	77.78	66.70	66.67	50.00	72.225	58.35	0.808
SIPI	77.78	66.70	55.56	33.30	66.67	50.00	0.750
GEMI	77.78	66.70	55.56	33.30	66.67	50.00	0.750
NRI	77.78	66.70	33.33	0.00	55.555	33.35	0.600
dNDVI	77.78	66.70	33.33	0.00	55.555	33.35	0.600

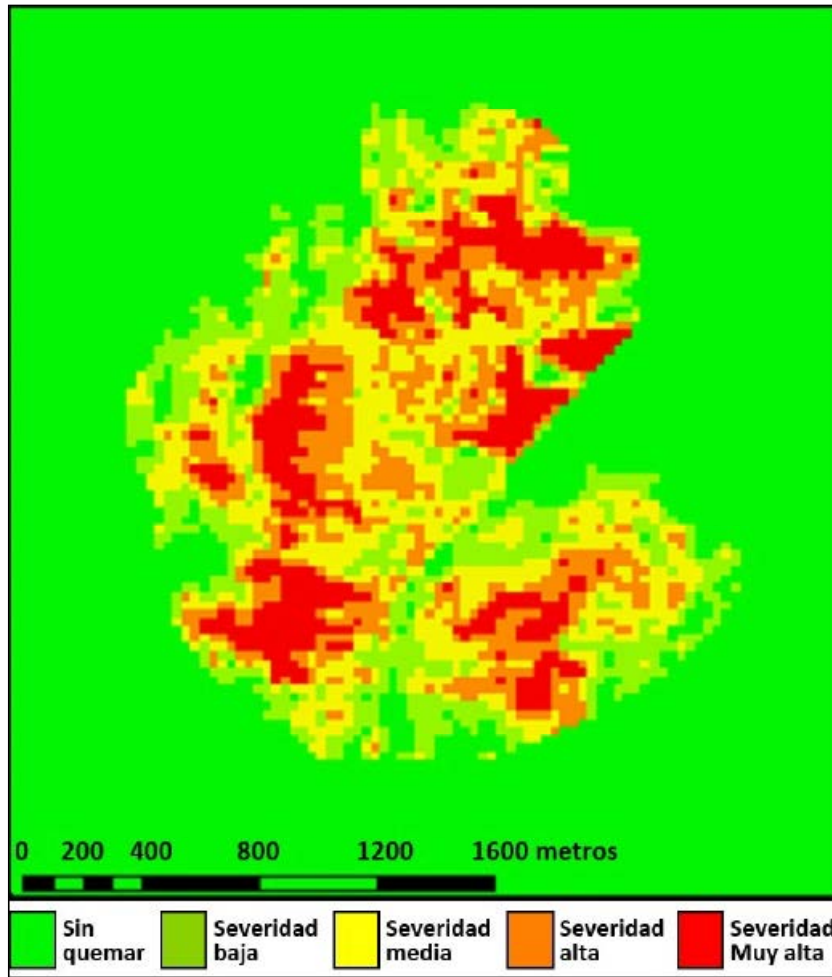


Figura 11. Mapas temáticos de severidad de incendio categorizada con los rangos del NBR.

lo cual se puede deber a que reporta el estado de la vegetación como se encuentra en el área sin importar si el daño es causado específicamente por el fuego o por otros factores, es decir, simplemente reporta la condición de la vegetación en el momento, lo que coincide con lo evaluado en campo ya que cuando se evalúa un área después de un incendio se observa cómo está la vegetación después del paso del fuego pero no se evalúa como es que estaba esta vegetación previa al incendio, y puede ser que el daño de la vegetación, además de ser por el fuego, pueda deberse a que la vegetación ya se encontraba bajo algún tipo de factor de estrés, como plagas, sequías u otros factores. Sin embargo, es importante considerar que se ha informado que las áreas quemadas reportadas

con el NBR se pueden confundir con cuerpos de agua o zonas de roca descubierta (Heredia *et al.*, 2003).

Por otra parte, el índice NDWI dio como resultado valores altos de precisión, lo que coincide con estudios que han reportado que tanto NBR y NDWI se ubican entre los tres mejores índices para la detección de cicatrices de quemaduras identificadas un año después del incendio, pero no para la evaluación inmediata posterior al mismo, donde la metodología mediante el análisis de bandas Tasseled Cap Greenness reporta mejores resultados (Fornacca *et al.*, 2018). Esto último tiene relación con lo encontrado en este trabajo, ya que el índice NDVI, con la banda verde (GNDVI), se presenta como uno de los mejores índices en

la evaluación de imágenes posteriores al incendio (Fernández *et al.*, 2016). Sin embargo, se ha reportado que los índices espectrales que combinan la reflectancia en bandas de onda del NIR y la región de infrarrojos y borde rojo de onda corta mostraron correlaciones fuertes con la severidad de incendios mediada en campo (Chuvieco *et al.*, 2006).

Para la clasificación de las imágenes posteriores al incendio, el índice dNBR dio como resultado, en este trabajo, valores promedio de precisión. Sin embargo, ha mostrado buenos resultados para determinar la severidad del impacto del fuego en la vegetación de diferentes ecosistemas forestales, como bosque templado, bosques de pino y bosques boreales (De Carvalho *et al.*, 2015), por lo que se aplicó con éxito en estudios en España, China y Grecia (Mallinis *et al.*, 2017; Fornacca *et al.*, 2018; Heredia *et al.*, 2003). Por otra parte, la derivación relativa del índice dNBR (RdNBR), presentó resultados más bien bajos en este estudio. Sin embargo, se reportan buenas correlaciones para detectar vegetación con signos de daño por incendios forestales, como la altura media del escorchado y la pérdida de la cubierta vegetal (árboles y arbustos) (Cardil *et al.*, 2019), llegando a presentar valores de precisión altos (83%) (Arellano *et al.*, 2017). Debido a esto, se esperaba que este índice derivara en valores altos de precisión en la clasificación de la severidad. En cuanto al índice RBR, la literatura reporta que fue creado como una alternativa para generar mayor precisión con las mediciones de severidad reportadas en campo, en comparación a los índices dNBR y RdNBR (Parks *et al.*, 2014). Sin embargo, en este trabajo, el índice RBR dio como resultado uno de los valores más bajos de precisión, incluso en comparación con los índices RdNBR y dNBR. Por su parte, el índice NDVI en este trabajo mostró buenos resultados en la clasificación de severidad para las imágenes de después del incendio, lo cual coincide con lo reportado por Alganci *et al.* (2010) y Van Leeuwen *et al.* (2010). No obstante, algunos autores señalan que el NDVI generó malos resultados, por lo que no debe seleccionarse para el mapeo de cicatrices quemadas (Chuvieco *et al.*, 2005).

Un dato importante que se debe considerar para futuros trabajos es la extensión del área quemada a analizar, ya que la variación de precisión de los índices puede depender de la extensión del incendio. Específicamente, se ha detectado que cuando se utilizan bandas SWIR en ecosistemas de arbusto y bosques de hoja perenne se puede generar un incremento del 5% en la precisión frente a trabajar con incendios mayores a 25 ha., mientras que esta precisión aumenta un 10% al detectar áreas menores de 25 ha. (Bastarrika *et al.*, 2011). Además, en la detección de áreas quemadas, los errores de omisión que se han reportado son de 23% para áreas quemadas de más de 2 km², mientras que los errores de comisión son solo del 8% para áreas de más de 0.5 km² en bosques de matorrales (Díaz y Pons, 2001). Más aún, para la generación de algoritmos para la detección de áreas quemadas, se obtuvieron mayores probabilidades de detección cuando se excluyeron incendios pequeños de la evaluación en una gran cantidad de ecosistemas (bosques subtropicales de hoja ancha y coníferas, semi-sabanas, bosques de coníferas y praderas alpinas) (Fornacca *et al.*, 2017).

Una alternativa que se podría aplicar para afinar esta precisión en este tipo de trabajos, es generar los cálculos de los umbrales de la clasificación de la severidad específicamente para el territorio forestal donde se esté trabajando, omitiendo las áreas no quemadas. También se debe definir el periodo de evaluación de la severidad lo más cercano a la fecha de ocurrencia del incendio forestal, ya que se obtienen valores de precisión en la evaluación de la severidad (Botella y Fernández, 2017; Tran *et al.*, 2019). Sin embargo, algunos autores establecen los rangos de severidad de manera extendida, es decir, que realizan la evaluación después de un año del incendio (Key y Benson, 2006), lo que puede dar como resultado valores bajos de precisión, ya que después de una temporada de crecimiento, debido a las lluvias estacionales y la tasa rápida de crecimiento de arbustos y pastos, se dificulta la evaluación de la severidad (Fornacca *et al.*, 2018). No obstante, esto último podría servir cuando se hacen estudios de resiliencia de los ecosistemas forestales.

CONCLUSIONES

- El índice NBR resultó ser el mejor para definir la distribución espacial de niveles de severidad de un incendio forestal en el área de estudio. Sin embargo, esto no implica que suceda lo mismo para todos los casos, por lo que se debe seleccionar el índice que mejor convenga a cada condición en particular.
- Existe diferencia entre la precisión de los índices espectrales, lo que depende de la temporalidad en que se aplican, donde para las imágenes obtenidas después del incendio los mejores índices son: NBR, GNDVI, RdNBR, Dnbr, RBR, RI y BAI. Mientras que para las imágenes obtenidas después de lluvias los mejores índices son: NBR, NBRT, NDVI y NDWI.
- Debe delimitarse, lo mejor posible, la zona en la que se va a hacer la clasificación de la severidad de incendios forestales. De esta forma se elimina la variabilidad en el rango de los valores generados por los índices espectrales.
- El trabajo de campo es esencial para la evaluación de los diferentes índices, donde se recomienda evaluar el mayor número de sitios de referencia, así como asegurar una buena distribución de estos a lo largo del área de estudio. Así mismo, deberá definirse en campo el mayor número de clases de severidad.
- El proceso metodológico de este estudio podrá apoyar futuras investigaciones, no solo en zonas similares al área de estudio sino también para otras condiciones. Más aún, podrán hacerse evaluaciones de otros índices espectrales que se usan para la clasificación de la severidad del fuego.

REFERENCIAS

- Alganci, U., Sertel, E. y Ormeci C. (2010). Forest Fire Damage Estimation Using Remote Sensing and GIS. *Remote Sensing for Science, Education and Natural and Cultural Heritage*. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/256454355_Forest_Fire_Damage_Estimation_Using_Remote_Sensing_and_GIS
- Arellano, S., Vega, J. A., Rodríguez y S., F., Fernández, C., Vega-Nieva, D., Álvarez-González, J. G. y Ruiz-González, A. D. (2017). Validation of the remote sensing indices dNBR and RdNBR to assess fire severity in the Oia-O Rosal (Pontevedra) wildfire in 2013. *Revista de Teledetección*, 49, 49-61. DOI: <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7137>
- Bastarrika, A., Chuvieco, E., y Martín, M. P. (2011). Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: Balancing omission and commission errors. *Remote Sensing of Environment*, 115, 1003-1012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.005>
- Botella-Martínez, M. A. y Fernández-Manzo A. (2017). Study of post-fire severity in the Valencia region comparing the NBR, RdNBR and RBR indexes derived from Landsat 8 images. *Revista de Teledetección*, 49, 33-47. DOI: <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7095>
- Cardil A., Mola-Yudego, B., Blázquez-Casado, Á. y González-Olabarria, J. R. (2019). Fire and burn severity assessment: Calibration of Relative Differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) with field data. *Journal of Environmental Management*, 235, 342-349 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.01.077>
- Cerano Paredes, J., Villanueva D., J., Cervantes M., R., Fulé, P., Yocom, L., Esquivel A., G. y Jardel P., E. (2015). Historia de incendios de un bosque de pino de la sierra de Manantlán, Jalisco México. *Bosque*, 36(1), 41-52. DOI: <https://doi.org/10.4067/S0717-92002015000100005>
- Chen, Y., Lara, M. J. y Hu, F. S. (2020). A robust visible near-infrared index for fire severity mapping in Arctic tundra ecosystems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159, 101-113 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprs.2019.11.012>
- Chuvieco, E., Ventura, M., Martín, P. y Gómez, I. (2005). Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for Burned land mapping. *Remote Sensing of Environment*, 94, 450-462. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.11.006>
- Chuvieco, E., Riaño, D., Danson, F. M. y Martín, P. (2006). Use of a radiative transfer model to simulate the postfire spectral response to burn severity. *Journal of geophysical research*, 111, G04S09, DOI: <https://doi.org/10.1029/2005JG000143>, 2006
- Comisión Nacional Forestal (CONAFOR). (2019). Sistema de predicción de peligro de incendios forestales. Disponible en <http://forestales.ujed.mx/incendios2/>
- De Santis A. y Chuvieco, E. (2009). GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from re-

- motely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 113, 554–562. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.10.011>
- Díaz-Delgado, R. y Pons, X. (2001). Spatial patterns of forest fires in Catalonia (NE of Spain) along the period 1975-1995 Analysis of vegetation recovery after fire. *Forest Ecology and Management*, 147, 67-74. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(00\)00434-5](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(00)00434-5)
- Edwards, A. C., Maier, S. W., Hutley, L. B., Williams, R. J. y Russell-Smith, J. (2013). Spectral analysis of fire severity in north Australian tropical savannas. *Remote Sensing of Environment*, 136, 56-65. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.04.013>
- Escuin, S., Navarro, R. y Fernández, P. (2008). Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 1053-1073 DOI: <https://doi.org/10.1080/01431160701281072>
- Fernández-Manso, A., Fernández-Manso, O. y Quintano, C. (2016). SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn severity. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, 170-175 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.005>
- Fernandes, M. R., Aguiar, F. C., Martins, M. J., Rico, N., Ferreira, M. T. y Correia, A. C. (2020). Carbon Stock Estimations in a Mediterranean Riparian Forest: A Case Study Combining Field Data and UAV Imagery. *Forests*, 11, 376-397. DOI: <https://doi.org/10.3390/f11040376>
- Fiodortsev, R. V., Silie C., A. R., Kozhevnikov, D. A., Medina, V. M. y Delgado, R. (2019). Application of Satellite Image Processing Methods for Hydrocarbon Field Search. *Devices and Methods of Measurements*, 10, 373–381. <https://doi.org/10.21122/2220-9506-2019-10-4-373-381>
- Fornacca, D., Ren, G. y 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, 1196. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10081196>
- Fornacca, D., Ren, G. y Xiao, W. (2017). Performance of Three MODIS Fire Products (MCD45A1, MCD64A1, MCD14ML), and ESA Fire_CCI in a Mountainous Area of Northwest Yunnan, China, Characterized by Frequent Small Fires. *Remote Sensing*, 9, 1131 DOI: <https://doi.org/10.3390/rs9111131>
- Gitas, I., Mitri, G., Veraverbeke, S. y Polychronaki, A. (2012). Advances in Remote Sensing of Post-fire Vegetation Recovery Monitoring. A Review. En T. Moisan, S. Sathyendranath y H. Bouman (Eds.), *Remote Sensing of Biomass-Principles and Applications*. Intech. DOI: <https://doi.org/10.5772/20571>
- González, M. A., Schwendenmann, L., Jiménez, J. y Schulz, R. (2008). Forest structure and woody plant species composition along a fire chronosequence in mixed pine-oak forest in the Sierra Madre Oriental, Northeast Mexico. *Forest Ecology and Management*, 256, 161-167. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.04.021>
- Heredia L., A., Martínez S., S., Quintero, E., Piñeros, W. y Chuvieco, E. (2003). Comparación de distintas técnicas de análisis digital para la cartografía de áreas quemadas con imágenes landsat ETM+. *Revista internacional de ciencia y tecnología de la información geográfica*, 3, 216-234. Recuperado de <http://www.geofocus.org/index.php/geofocus/article/view/31>
- INEGI (2009). Prontuario de información geográfica municipal de los Estados Unidos Mexicanos; Tapalpa, Jalisco. Recuperado de http://www3.inegi.org.mx/contenidos/app/mexicocifras/datos_geograficos/14/14102.pdf
- Jakubauskas, M. E., Lulla, K. P. y Mausel, P. W. (1990). Assessment of vegetation change in a firealtered forest landscape. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56, 371-377. Recuperado de https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1990journal/mar/1990_mar_371-377.pdf
- Kasischke, E. S., Turetsky, M. R., Ottmar, R. D., French, N. H. F., Hoy, E. E. y Kane, E. S. (2008). Evaluation of the composite burn index for assessing fire severity in Alaskan black spruce forests. *International Journal of Wildland Fire*, 17(4), 515–526 DOI: <https://doi.org/10.1071/wf08002>
- Keeley, J. E. (2009). Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. *International Journal of Wildland Fire*, 18, 116–126. DOI: <https://doi.org/10.1071/WF07049>
- Key, C. H. y Benson, N.C. (2006). Landscape assessment sampling and analysis Methods. En D. C. Lutes (Eds.), *Firemon: Fire Effects Monitoring and Inventory System* (pp. LA1 – LA51). Rocky Mountain: USDA Forest Service Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/241688462_Landscape_Assessment_LA_Sampling_and_Analysis_Methods
- Lutes, D. C., Keane, R. E., Caratti, J. F., Key, C. H., Benson, N. C., Sutherland, S. y Gangi, L. J. (2006). FIREMON: FireEffects Monitoring and Inventory System. Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD; US Department of Agriculture ForestService, Rocky Mountain Research Station: Fort Collins, CO, USA. Recuperado de https://www.fs.fed.us/rm/pubs/rmrs_gtr164.pdf

- Mallinis, G., Mitsopoulos, I. y Chrysafi, I. (2017). 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. *GIS Science & Remote Sensing*, 55(1), 1–18. DOI: <https://doi.org/10.1080/15481603.2017.1354803>
- Martínez G., G., Orozco H., M. E., Ordóñez D., J.A.B. y Camacho S., J.M. (2014). Régimen y distribución de los incendios forestales en el Estado de México (2000 a 2011). *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 6(29), 92-107. Recuperado de <http://www.scielo.org.mx/pdf/remcf/v6n29/v6n29a7.pdf>
- Mas, J. F., Reyes D. G., J. y Pérez V., A. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones Geográficas*, 51, 53-72. Recuperado de <http://www.scielo.org.mx/pdf/igeo/n51/n51a5.pdf>
- McCarley, T. R., Kolden, C. A., Vaillant, N. M., Hudak, A. T., Smith, A. M. S., Wing, B. M., Kellogg, B. S. y Kreitler, J. (2017). Multi-temporal LiDAR and Landsat quantification of fire-induced changes to forest structure. *Remote Sensing of Environment*, 191, 419-432. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.022>
- Miller, J.D. y Thode A. E. (2007). Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). *Remote Sensing of Environment*, 109, 66-80. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.12.006>
- Montorio Lloveria, F., Pérez C., F., García M., A., Vlasova, L. y de la Riva F., J. R. (2014). La severidad del fuego: revisión de conceptos, métodos y efectos ambientales. En: J. Arnáez, P. González-Sampérez, T. Lasanta y B. L. Valero-Garcés, B. L. (Editores). *Geología, cambio ambiental y paisaje* (pp. 427-440). Consejo Superior de Investigaciones Científicas, CSIC, Instituto Pirenaico de Ecología : Universidad de La Rioja.
- Neris, J., Santamarta, J. C., Doerr, S. H., Prieto, F., Agualló P., J. y García V., P. (2016). Post-fire soil hydrology, water erosion and restoration strategies in Andosols: a review of evidence from the Canary Islands (Spain). *Forest*, 9, 583-592. DOI: <https://doi.org/10.3832/for1605-008> [online 2016-03-17]
- North, M. P. y Hurteau, M. D. (2011). High-severity wildfire effects on carbon stocks and emissions in fuels treated and untreated forest. *Forest Ecology and Management*, 261, 1115–1120. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2010.12.039>
- Parks, S.A., Dillon, G. K. y Miller, C. (2014). A New Metric for Quantifying Burn Severity: The Relativized Burn Ratio. *Remote Sens*, 6, 1827-1844. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs6031827>
- Riaño, D., Chuvieco, E., Ustina, S., Zomer, R., Denison, P., Roberts, D. y Salas, J. (2002). Assessment of vegetation regeneration after fire through multitemporal analysis of AVIRIS images in the Santa Monica Mountains. *Remote Sensing of Environment*, 79, 60–71. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00239-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00239-5)
- Rodríguez S., F., Molina M., J. R. y Castillo S., M. (2012). Aproximación metodológica para la evaluación del impacto ecológico de los incendios forestales, mediante el uso de teledetección especial, aplicación mediante el uso de imágenes Modis. En *Memorias del Cuarto Simposio Internacional Políticas, Planificación y Economía de los Incendios Forestales* (pp. 305-319): General technical report PSW-GTR-245. Recuperado de https://www.fs.fed.us/psw/publications/documents/psw_gtr245/es/psw_gtr245_305.pdf
- Rodríguez T., D. A. y P. Z. Fulé. (2003). Fire ecology of Mexican pines and a fire management proposal. *International Journal of Wildland Fire*, 12(1): 23-37. DOI: <https://doi.org/10.1071/WF02040>
- Rondeaux, G., Steven y M., Baret, F. (1996). Optimization of Soil-Adjusted Vegetation Indices. *Remote Sens. Environ*, 55, 95-107. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00186-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00186-7)
- Smith, A. M. S., Drake, N. A., Wooster, M. J., Hudak, A. T., Holden, Z. A. y Gibbons, C. J. (2007). Production of Landsat ETM + reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS. *International Journal of Remote Sensing*, 28, 2753–2775. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431160600954704>
- Tanase, M., de la Riva, J. y Pérez-Cabello, F. (2011). Estimating burn severity at the regional level using optically based indices. *Canadian Journal of Forest Research*, 41, 863–872. DOI: <https://doi.org/10.1139/x11-011>
- Tran, B. N., Tanase, M. A., Bemmert, L. T. y Aponte, C. (2018). Evaluation of Spectral Indices for Assessing Fire Severity in Australian Temperate Forests. *Remote sensing*, 10, 1680. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10111680>
- Tran, N. B., M. A. Tanase, L. T. Bennett y C. Aponte (2019). Fire-severity classification across temperate Australian forests: random forests versus spectral index thresholding. *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XXI*, 111490U. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2535616>
- Van Leeuwen, W. J. D., Casady, G. M., Neary, D. G., Bautista, S., Alloza, J. A., Carmel, Y., Lea Wittenberg, D.M. y Orr, B. J. (2010). Monitoring post-wildfire vegetation response with remotely sensed time-series data in Spain, USA and Israel. *International Journal*

- of *Wildland Fire*, 19, 75–93. DOI: <https://doi.org/10.1071/WF08078>
- Van Wagtendonk, J. W., Root, R. R. y Key C.H. (2004). Comparison of AVIRIS and Landsat ETM+ detection capabilities for burn severity. *Remote Sensing of Environment*, 92, 397–408. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.015>
- Viana-Soto, A., Aguado, I. y Martínez, S. (2017). Assessment of Post-Fire Vegetation Recover Using Fire Severuty and Geographical Data in the Mediterranean region (Spain). *Environments*, 4, 90. DOI: <https://doi.org/10.3390/environments4040090>
- Wohlgemuth, P. M., Hubbert, K. y Arbaugh, M. J. (2006). Fire and physical environment interactions. En N. G. Sugihara, van Wagtendonk, J. W., Shaffer, K. E., Fites-Kaufman J. y Thode, A. E. (Ed.), *Fire in California's ecosystems* (pp.75-93). University of California Press. DOI: <https://doi.org/10.1525/california/9780520246058.003.0005>