



# Identificación de áreas quemadas mediante el análisis de series de tiempo en el ámbito de computación en la nube

Anaya, J. A.<sup>1\*</sup>, Sione, W. F.<sup>2</sup>, Rodríguez-Montellano, A. M.<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Medellín, Facultad de Ingeniería, Carrera 87 No. 30-65, Medellín, Colombia.

<sup>2</sup> Universidad Autónoma de Entre Ríos, Centro Regional de Geomática, Matteri y España s/n, CP E3105BWA, Diamante Entre Ríos, Argentina.

<sup>3</sup> Fundación Amigos de la Naturaleza, km 7 1/2, Doble Vía La Guardia, Santa Cruz de la Sierra, Bolivia.

<sup>4</sup> Universidad Autónoma Gabriel René Moreno, Av. 26 de Febrero, Santa Cruz de la Sierra, Bolivia.

---

**Resumen:** Los productos globales de área quemada tienden a omitir una importante extensión de área afectada por el fuego, este error luego se traslada a otros modelos, por ejemplo, en las estimaciones nacionales de gases efecto invernadero utilizando el método conocido como "bottom up". En este trabajo se evalúan métodos temporales para mejorar la identificación de áreas quemadas con datos de resolución espacial media (Landsat 5-TM y 8-OLI). En este proceso se utiliza el índice de proporción de quema normalizada (NBR) para resaltar las áreas quemadas y el método de selección de umbrales para separar las áreas quemadas de las no quemadas. Con el fin de maximizar la detección de área quemada se utilizaron dos métodos alternativos al método temporal dNBR: la forma relativa del método temporal, RdNBR, y el uso de métricas de series de tiempo. El procesamiento, el desarrollo del algoritmo y el acceso a los datos Landsat fue realizado en la plataforma de *Google Earth Engine*, GEE. Se evaluaron tres regiones con alta ocurrencia del fuego en Latino América: los bosques de la Amazonía colombiana, la transición de Bosque Chiquitano a Bosque Amazónico en Bolivia y El Chaco en Argentina. La evaluación de la calidad de los productos generados se basa en los protocolos de área quemada. Los resultados muestran que el mejor modelo identifica el 85% de las áreas quemadas en el Bosque Chiquitano de Bolivia, el 63% en los Bosques Amazónicos de Colombia y el 69% en El Chaco de Argentina.

**Palabras clave:** área quemada, incendios, NBR, GEE, computación en la nube.

## Burned area detection based on time-series analysis in a cloud computing environment

**Abstract:** There are large omission errors in the estimation of burned area in map products that are generated at a global scale. This error is then inherited by other models, for instance, those used to report Greenhouse Gas Emissions using a "bottom up" approach. This study evaluates temporal methods to improve burned area detection using Landsat 5-TM and 8-OLI. In this process, the normalized burn ratio (NBR) was used to highlight burned areas and thresholds to classify burned and non-burned areas. In order to maximize the burned area detection two alternatives to the temporal dNBR method were evaluated: the relative form of the temporal difference RdNBR and the use of time

**To cite this article:** Anaya, J. A., Sione, W., Rodríguez-Montellano, A.. 2018. Burned area detection based on time-series analysis in a cloud computing environment. *Revista de Teledetección*, 51, 61-73. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.8618>

\* Corresponding author: [janaya@udem.edu.co](mailto:janaya@udem.edu.co)

series metrics. The processing, algorithm development and access to Landsat data was made on the Google Earth Engine GEE platform. Three regions of Latin America with large fire occurrence were selected: The Amazon Forest in Colombia, the transition from Chiquitano to Amazon Forest in Bolivia, and El Chaco Region in Argentina. The accuracy assessment of these new products was based on burned area protocols. The best model classified 85% of burned areas in the Chiquitano Forests of Bolivia, 63% of the burned areas of the Amazon Forests of Colombia and 69% of burned areas in El Chaco of Argentina.

**Key words:** burned area, fires, NBR, GEE, cloud computing.

---

## 1. Introducción

Los mapas globales de área quemada tienden a omitir enormes cantidades de área quemada (Padilla *et al.*, 2015). Estos mapas son realizados de forma sistemática con sensores de alta resolución temporal y baja resolución espacial, por ejemplo: MODIS (Roy *et al.*, 2005; Giglio *et al.*, 2009), MERIS (CCI Project) (Chuvieco *et al.*, 2016), SPOT VGT (proyecto Geoland, último acceso 25 de abril 2018, de <http://calvalportal.ceos.org/web/olive/product-description#GEOV1>) y VIIRS (Schroeder *et al.*, 2014). Según Miller y Thode (2007), las áreas que han sido quemadas pueden clasificarse en cuatro categorías según su intensidad: sin cambio, bajo, moderado y alto. Al generar mapas de área quemada se necesita identificar solo dos categorías: sin cambio, es decir, no quemado; y bajo, moderado y alto, es decir, quemado. La detección multitemporal se usa frecuentemente para identificar si la vegetación ha sido quemada, para ello se utilizan dos imágenes de satélite y se determina si hubo un cambio de vegetación no quemada (prefuego) a vegetación quemada (postfuego).

Existen diversos índices para la identificación de áreas quemadas a partir de la reflectividad (Bastarrika *et al.*, 2011). La forma más simple es el cálculo para una sola fecha, por ejemplo utilizando el índice de área quemada NBR calculado a partir de IRC y SWIR (Key y Benson, 2006), el cual tiene valores bajos en áreas quemadas; otra forma más rigurosa incluye dos fechas para hacer análisis de cambios, es decir, análisis del cambio temporal entre NBR en prefuego y NBR en postfuego (dNBR). En este caso, además, se sugiere hacer un cociente para determinar el cambio relativo en paisajes heterogéneos (Miller y Thode, 2007). En cualquiera de estos casos se genera una

superficie a partir de valores NBR que pueden ser luego clasificados en píxeles quemados y no quemados.

El método de cálculo para la determinación de umbrales que permitan clasificar entre quemado y no quemado es un reto debido a la gran cantidad de factores que inciden sobre la reflectividad y, por tanto, la señal quemada o de carbón. Por un lado, está la cantidad y el tipo de vegetación existente antes de la quema y, por otro, la eficiencia del quemado (Key y Benson, 2006). También se deben incluir aquí los suelos subyacentes que soportan determinado tipo de vegetación, pues tienden a quedar más expuestos después del fuego y afectar la reflectividad postfuego. Por otro lado, están los cambios que no están asociados al fuego: unos están asociados a las imágenes prefuego y postfuego, como diferencias en iluminación (Roy, *et al.*, 2005), diferencias entre sensores (TM5, ETM+, OLI) (Valencia *et al.*, 2016) y diferencias en la atmósfera en el momento de adquisición de la imagen (Vermote *et al.*, 2002); otros cambios se deben a los procesos fenológicos de la vegetación (Potter *et al.*, 2003). Además, la diferencia temporal dNBR cambia en función del número de días transcurridos entre la ocurrencia del fuego y la toma de la imagen postfuego debido a la resiliencia de la vegetación. Se debe tener en cuenta que la señal del carbón no permanece constante en el tiempo, de hecho, tiende a desaparecer y eventualmente a ser reemplazada por la señal de suelo desnudo o por la señal de la regeneración natural; en estudios realizados en las sabanas de Colombia se encontró que los valores del índice de vegetación mejorado EVI podrían llegar a los valores de pre-incendio en menos de 64 días (Anaya y Chuvieco, 2010).

En adelante se analiza la capacidad de separar áreas quemadas de áreas no quemadas mediante

un análisis temporal prefuego y postfuego, en el que se evalúa la utilidad de reemplazar la imagen prefuego por un compuesto, utilizando las fortalezas de la plataforma de GEE. También se evalúa la exactitud del método temporal dNBR frente al uso en su forma relativa RdNBR (Key, 2005; Miller y Thode, 2007; Miller *et al.*, 2009). La calibración de los modelos y el análisis de exactitud de los mismos se realizan con los métodos clásicos de matrices de confusión. Por tanto, el objetivo general de este trabajo es comparar la exactitud de diferentes métodos temporales para la detección de áreas quemadas haciendo énfasis en métricas obtenidas de las series de tiempo NBR.

## 2. Materiales y métodos

### 2.1. Área de estudio

Se seleccionaron tres zonas con alta ocurrencia del fuego (Figura 1): Bosques Amazónicos de Colombia en proceso de fragmentación y cambio en el uso del suelo con alta ocurrencia del fuego (Armenteras *et al.*, 2017); Bosque Amazónico

en transición a Bosque Chiquitano de Bolivia, notablemente afectado por el fuego (Rodríguez-Montellano *et al.*, 2015) y sometido a procesos de fragmentación por el cambio en el uso del suelo (Devisscher *et al.*, 2015); y un área de El Chaco seco de Argentina, región que está entre las más afectadas por el avance de la frontera agrícola a escala global (Sofía *et al.*, 2017). En general el aumento de la demanda global de productos agrícolas implica también un avance en el proceso de intensificación y expansión de las fronteras agrícolas. El fuego está presente en algunos estadios de esa transformación de tierras con bosque natural a tierras agrícolas.

### 2.2. Datos de entrada

El procesamiento de datos de satélite de mediana resolución sobre áreas extensas que se actualizan permanentemente requiere el uso de sistemas de almacenamiento masivo. La plataforma de procesamiento y desarrollo *Google Earth Engine* (GEE) posibilita hoy día el acceso a petabytes de datos de imágenes satelitales en la nube para su

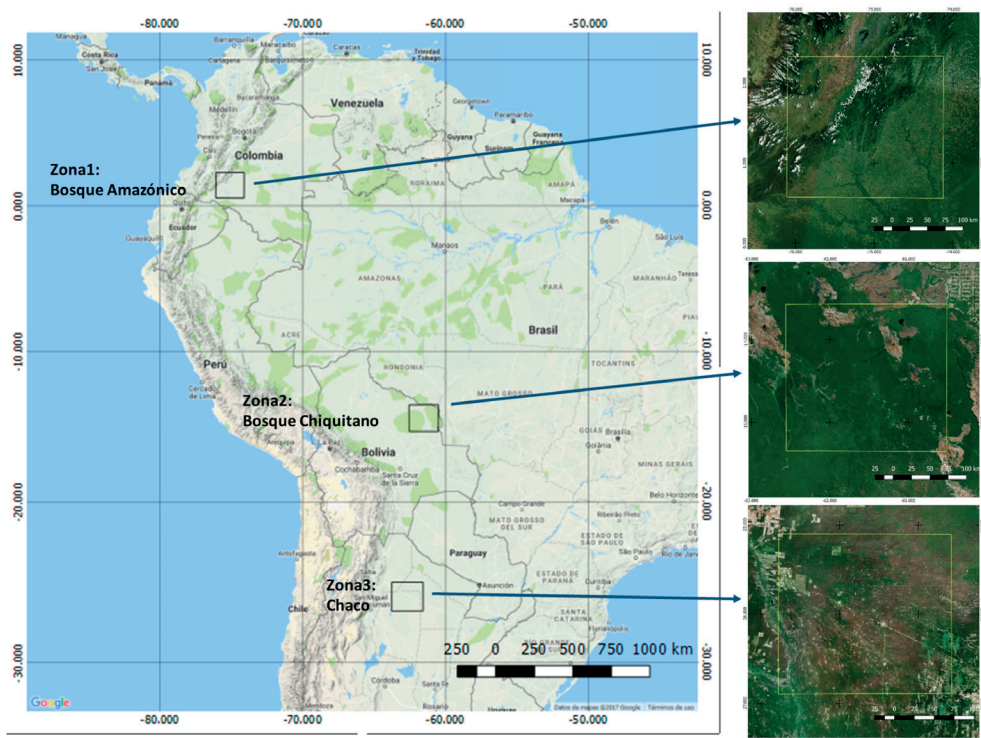


Figura 1. Localización de las tres zonas de estudio.

análisis a escala planetaria (Google Earth Engine Team 2015. Último acceso 26 de abril de 2018, de <https://earthengine.google.com>). Además, GEE permite que los usuarios utilicen sus propios datos espaciales y compartan sus modelos en Python y JavaScript en un ambiente colaborativo (Gorelick et al., 2017). La combinación de esta base de datos masiva con el poder de cómputo paralelo de la infraestructura de Google facilita el acceso y el análisis de imágenes de satélite en cualquier escala. Los resultados pueden ser posteriormente descargados en equipos de cómputo locales, lo cual abre nuevas vías para la investigación e implementación de procesos sobre grandes volúmenes de datos (Liss et al., 2017).

GEE tiene disponibles distintos niveles de procesamiento de imágenes Landsat que van desde los simples niveles digitales hasta productos más elaborados como los índices de área quemada BAI (Chuvieco et al., 2002), los índices de vegetación o sus compuestos mensuales y anuales. Para este trabajo se utilizaron imágenes Landsat LIT calculadas en reflectividad TOA (*Top Of Atmosphere*) siguiendo el método propuesto por Chander et al. (2009), razón por la cual no se minimiza ningún efecto asociado a las condiciones atmosféricas al momento de tomar la imagen. El nivel de procesamiento LIT implica que las imágenes han sido calibradas radiométricamente y ortorectificadas con puntos de control y modelos digitales de elevación para corregir el desplazamiento debido al relieve; por tanto, este producto es apropiado para los análisis de series de tiempo a nivel de píxel (USGS. Detalles del procesamiento de Landsat. Último acceso 26 de abril de 2018, de <https://landsat.usgs.gov/landsat-processing-details>). Si bien es deseable utilizar imágenes con reflectividad en superficie, actualmente la disponibilidad de imágenes con este nivel de procesamiento en la plataforma de GEE es limitada y, por tanto, restringe considerablemente la cantidad de datos disponibles para la generación de las series de tiempo.

En este artículo hemos explorado la utilidad de las series de tiempo para minimizar uno de los principales problemas, con mayor énfasis en los trópicos, en la detección de áreas quemadas con sensores ópticos: las nubes. En este sentido, hemos propuesto que en lugar del término “imagen prefuego” se considere el uso de “compuestos multitemporales” tal como hace Pereira (2003) para sabanas tropicales. Cada píxel del compuesto “prefuego” tiene la probabilidad de pertenecer a una de las 23 imágenes que son tomadas por un mismo sensor del satélite Landsat en un año. Durante este lapso de tiempo se espera cubrir las variaciones climáticas, especialmente incluir las épocas secas, donde se presenta un menor contenido de nubosidad.

### 2.3. Máscaras

En esta primera fase de procesamiento de datos es importante identificar las nubes con sus sombras y los cuerpos de agua; las nubes no permiten observar la superficie y los cuerpos de agua, como las sombras de las nubes, tienen bajos valores en reflectividad y, por tanto, son susceptibles de ser confundidos con la baja reflectividad de las áreas quemadas. En total se utilizan cuatro máscaras: para nubes, utilizando el algoritmo FMASK (Zhu y Woodcock, 2012, 2014); para sombras de nubes, utilizando la reflectividad  $SWIR1 > 0,07$  (*Short-wave Infrared*); para cuerpos de agua, utilizando el índice  $NDWI < -0,01$  (*Normalized Difference Water Index*); y para suelos con alta reflectividad en postfuego, utilizando el IRC (Infra-rojo Cercano). Se utilizaron altos valores en la banda del  $IRC < 0,2$  para disminuir las comisiones asociadas a suelos desnudos, identificadas por Bastarrika et al. (2011).

Una vez realizado este tratamiento preliminar de los datos se calcularon los índices temporales. En el caso de los compuestos se seleccionaron las 23 fechas previas a la imagen postfuego (Tabla 1) y con ellas se generó un compuesto con el máximo valor NBR.

**Tabla 1.** Imágenes Landsat seleccionadas para la obtención de áreas quemadas utilizando una imagen postfuego y una imagen prefuego. Las fechas se expresan como año, seguidas por el mes y finalmente el día.

Sitio	Prefuego	Fecha	Postfuego	Fecha
Bolivia	LT52300702010249CUB00	20100906	LT52300702010313CUB00	20101109
Colombia	LC80080592014353LGN00	20141218	LC80080592015052LGN00	20150221
Argentina	LC82290782015240LGN00	20150828	LC82290782015288LGN00	20151015

## 2.4. Magnitud del cambio entre la fecha NBR prefuego y la fecha NBR postfuego

El cálculo de NBR se realiza en función del IRC y el SWIR2 de Landsat (Ecuación 1).

$$NBR = \frac{\rho_{IRC} - \rho_{SWIR2}}{\rho_{IRC} + \rho_{SWIR2}} \quad (1)$$

Donde SWIR2: 2,1-2,3  $\mu\text{m}$  y el IRC es 0,8-0,9  $\mu\text{m}$

Luego se calculan las diferencias entre valores NBR de prefuego y postfuego (Ecuación 2).

$$dNBR = NBR_{\text{prefuego}} - NBR_{\text{postfuego}} \quad (2)$$

Miller y Thode (2007) sugiere no utilizar diferencias absolutas sino detección de cambios relativos en paisajes heterogéneos (Ecuación 3). En este caso, el valor dNBR se divide por el valor NBR prefuego. Con esto, lo que se busca es encontrar una diferencia relativa antes y después del fuego, es decir, un cambio relativo al valor de NBR en prefuego.

$$RdNBR = \frac{dNBR}{NBR_{\text{prefuego}}} \quad (3)$$

## 2.5. Magnitud del cambio entre un compuesto en prefuego y la imagen postfuego

Dado que la ocurrencia de nubes en prefuego es probable, especialmente en condiciones tropicales, y que se ha encontrado que la omisión en los productos de área quemada es alta, se sugiere reemplazar el concepto de imagen prefuego por un “compuesto prefuego” en un periodo de tiempo dado. Esto es posible gracias a la obtención de estadísticos de reflectividad como media, mediana, máximos, mínimos.

Hay una gran fortaleza en la plataforma de GEE para generar estadísticos a partir de series de tiempo (Chen *et al.*, 2017). La mediana es más atractiva que la media ante la presencia de observaciones extremas, lo cual es el caso ante la presencia de nubes o sus sombras. Sin embargo, se prefiere el uso del máximo NBR pues se hace más evidente el cambio en NBR ante la ocurrencia del

fuego (Alonso-Canas y Chuvieco, 2015); además, la mayor parte de observaciones extremas ha sido eliminada por los filtros explicados anteriormente. De la serie de tiempo prefuego se generó una imagen compuesta donde cada píxel tiene el máximo valor NBR en un rango de un año. Luego se utilizaron las ecuaciones 4 y 5 para definir el prefuego a partir de los máximos valores de NBR.

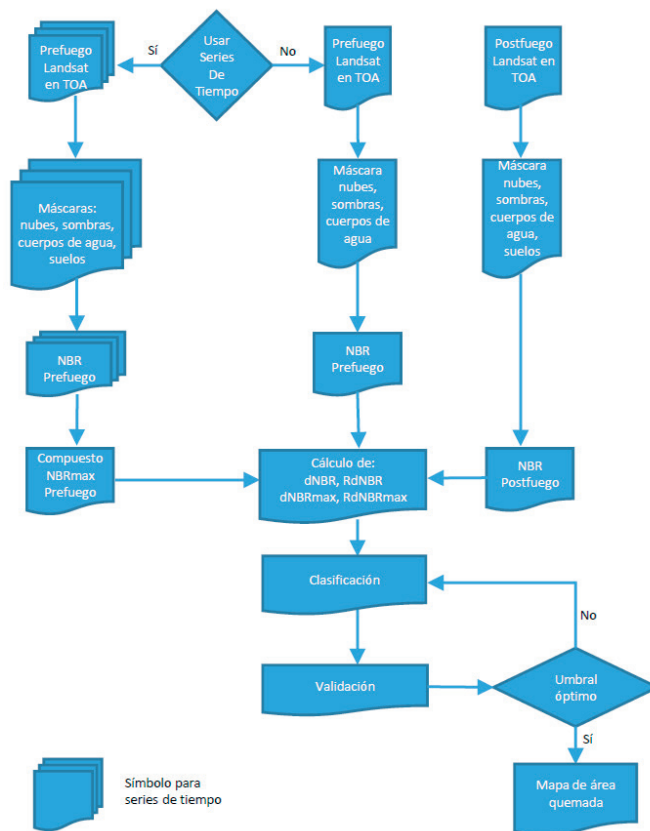
$$dNBR_{\text{max}} = NBR_{\text{prefuego\_max}} - NBR_{\text{pos}} \quad (4)$$

$$RdNBR = \frac{dNBR_{\text{max}}}{NBR_{\text{prefuego\_max}}} \quad (5)$$

## 2.6. Clasificación y validación

Los resultados de las ecuaciones 2-5 fueron clasificados en quemado y no quemado mediante el uso de umbrales. Se realizaron múltiples clasificaciones con umbrales en incrementos de 0,1 (0, 0,1, 0,2..., n). Cada incremento definió un nuevo umbral, que define a su vez nuevo mapa de área quemada, esto debido a que el umbral funciona como límite entre los que se considera como pixel quemado y no quemado. Por tanto el resultado de cada umbral es un mapa binario indicando las condiciones de “quemado” y “no quemado”. Luego cada mapa fue contrastado con la información de referencia con el fin de calcular los errores de omisión, errores de comisión, acuerdos en área quemada y acuerdos en área no quemada.

Se interpretaron visualmente todas las áreas quemadas (postfuego), para cada una de las áreas de estudio, en una extensión de 95×95 km, lo cual equivale a un cuarto de una escena Landsat. Se utilizaron métodos mixtos de interpretación visual y clasificación supervisada, de forma cuidadosa y siguiendo los protocolos para generar información de referencia (Tansey *et al.*, 2007; Roy y Boschetti, 2009; Anaya y Chuvieco, 2012; Padilla *et al.*, 2014). Para las tres zonas de estudio se seleccionaron imágenes de los sensores instalados en los satélites Landsat 5 y Landsat 8 (Tabla 1), con el menor contenido de nubosidad y menor número de días entre prefuego y postfuego. La información de referencia para el método temporal debe contener: 1) las nubes existentes en prefuego y las nubes existentes en postfuego, denominadas “sin



**Figura 2.** Diagrama de flujo del método para el cálculo de índices basados en filtros, NBR, clasificación, validación y selección de umbrales óptimos. Nótese el símbolo del diagrama de flujo que corresponde a bandas apiladas, esto implica que se usan series de tiempo y conducen a la creación de un compuesto de máximo NBR.

datos”; 2) el área que fue quemada después de prefuego “área quemada”; y 3) las áreas no quemadas en postfuego, nótese que estas últimas incluyen las áreas quemadas en prefuego. Cuando la imagen prefuego es reemplazada por el compuesto de máximo NBR se debe tener una consideración adicional, en este caso la información de referencia excluye nubes existentes en prefuego dado que estas son prácticamente eliminadas en su totalidad.

Con la información de referencia y los mapas de área quemada clasificados con los métodos descritos anteriormente (Ecuaciones 2-5) se procedió a calcular las métricas para la selección del mejor umbral o umbral óptimo. Los insumos para el cálculo de los índices de umbrales se obtuvieron de las matrices de confusión (Congalton y Green, 2009). En este trabajo se hace énfasis en la exactitud de la clase “área quemada” evitando incluir los acuerdos de la

clase “área no quemada”. Trabajos anteriores han indicado que utilizar solo la exactitud global para indicar la calidad de un producto de área quemada resulta inapropiado (Padilla, *et al.*, 2015). Para cada mapa generado con un umbral distinto (0, 0,1..., n) se calcula la omisión, la comisión y los acuerdos de quemado. A partir de estos valores se calculan una serie de métricas para seleccionar el umbral óptimo para la detección de áreas quemadas. Siguiendo la notación de Padilla *et al.* (2014), los acuerdos de área quemada ( $P_{11}$ ), la omisión ( $P_{21}$ ) y la comisión ( $P_{12}$ ) pueden ser utilizados como indicadores de la exactitud de la categoría quemado (Tabla 2). El valor óptimo fue definido como el valor mínimo de la suma de errores de omisión y comisión. Un valor de cero en esta suma implica que el método de detección y la selección del umbral no generan ningún error.

**Tabla 2.** Matriz de error, donde  $P_{ij}$  representa el acuerdo en la diagonal o el desacuerdo fuera de la diagonal.

Predicción del modelo	Datos de referencia	
	Quemado	No quemado
Quemado	$P_{11}$	$P_{12}$
No quemado	$P_{21}$	$P_{22}$

El proceso de clasificación y selección de umbral se observa en el diagrama de flujo (Figura 2). Se puede iniciar con una serie de tiempo (símbolo de bandas apiladas) que resulta en la generación de un compuesto utilizando el estadístico de máximo sobre la serie de tiempo compuesta por las 23 fechas de NBR previas a la adquisición de la imagen post-fuego. El diagrama de flujo también muestra que se puede iniciar el proceso con una sola imagen en prefuego. Para cada caso se puede calcular dNBR o RdNBR, con lo cual se obtienen cuatro modelos. En cualquiera de estos casos se requiere de una imagen postfuego, que es la imagen sobre la cual se cuantifica el total de área quemada.

### 3. Resultados

La extensión y distribución del área quemada de referencia varía notablemente en las tres zonas de estudio (Figura 3). En la Amazonía colombiana las áreas quemadas aparecen dispersas y de poco tamaño, 903 polígonos con área promedio de 4 ha, mientras que en el Bosque Amazónico transicional a Bosque Chiquitano de Bolivia las áreas quemadas se encuentran concentradas en 5 polígonos con área promedio de 28286 ha. Por su parte, el promedio de área quemada en la región de uso agrícola de El Chaco seco Argentino es de 132 ha con un total de 275 polígonos.

El potencial de área quemada que puede ser identificada con el modelo varía considerablemente. En la zona de estudio de El Chaco no se identificaron nubes en prefuego, por tanto, basta con un solo mapa de referencia, el potencial del modelo para identificar áreas quemadas es el mismo tanto para dNBR como para dNBRmax. Sin embargo, para las zonas del Bosque Chiquitano y el Bosque Amazónico fue necesario generar dos mapas de referencia para cada uno, en el método 1 el área de referencia incluye el área quemada libre de nubes tanto para prefuego como para postfuego, en el método 2 se incluye el área quemada libre de nubes solo para postfuego. En este caso, la información de referencia incluye la totalidad del área

quemada interpretada en postfuego dado que las nubes en prefuego son prácticamente eliminadas en su totalidad (Tabla 3).

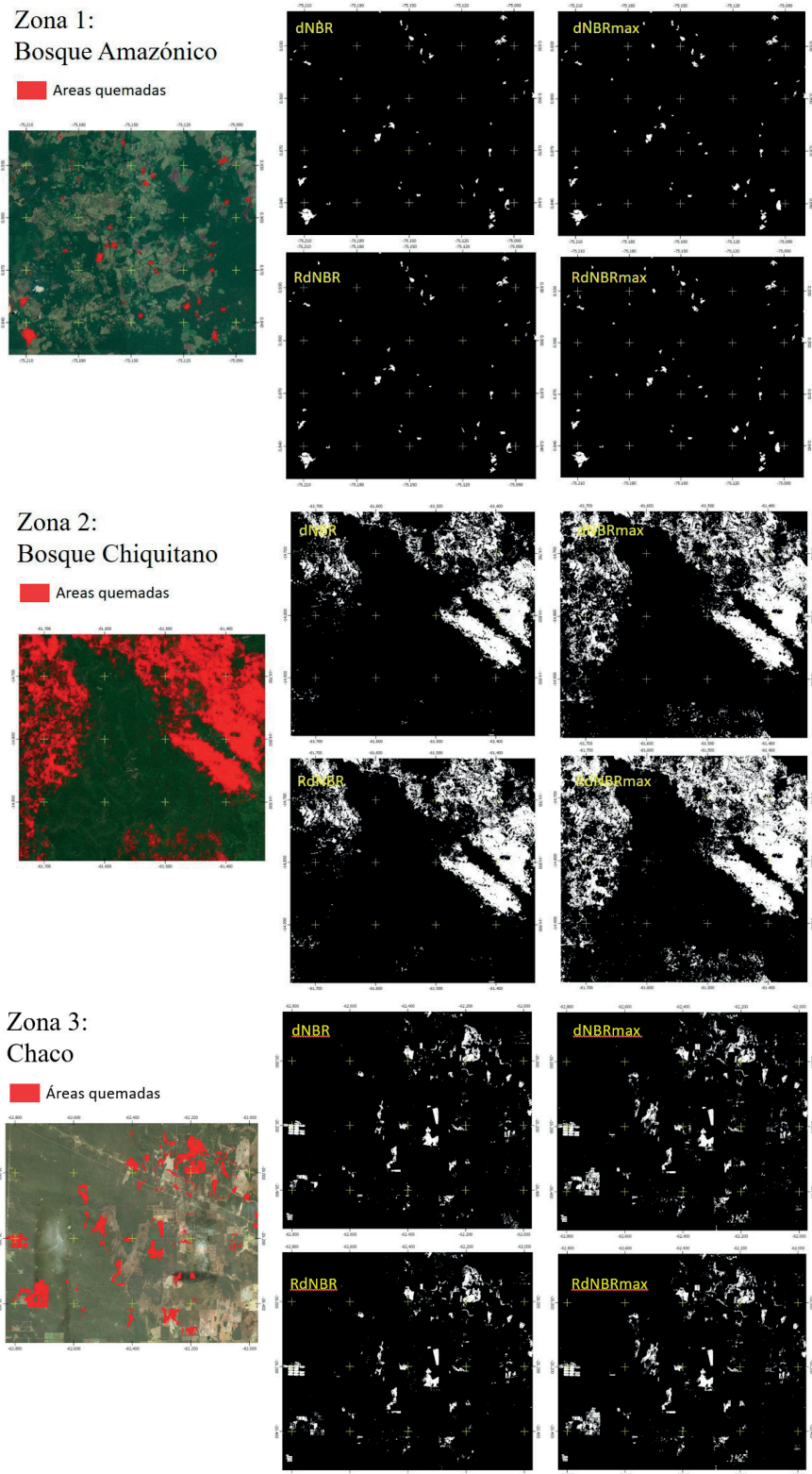
**Tabla 3.** Área quemada de referencia en hectáreas según el método. El método 1 corresponde al cálculo de área quemada considerando la existencia de nubes en prefuego y postfuego. El método 2 corresponde al área quemada considerando la existencia de nubes solo en postfuego.

	Área quemada (ha)		
	Bosque Chiquitano	Bosque Amazónico	El Chaco seco
Método 1	69.410	3059	36.360
Método 2	141.434	3619	36.360

Dado que las fechas disponibles para la zona seleccionada en Colombia tienen una diferencia de 62 días (18/12/2014 y 21/02/2015) el método temporal resultó en una alta confusión entre áreas quemadas con suelos desnudos. La señal de quemado en regiones tropicales es bastante efímera (Pereira, 2003; Libonati *et al.*, 2010), áreas quemadas a finales de 2014 aparecen como suelos desnudos a mediados de febrero de 2015.

Los valores en acuerdo y comisión en área quemada de los distintos modelos y en las tres áreas de estudio se presentan en la Tabla 4. Los mayores acuerdos en área quemada y sus respectivos modelos fueron: 120.814 ha en el Bosque Chiquitano (RdNBRmax, Ecuación 5), 2.262 ha en el Bosque Amazónico colombiano (dNBRmax, Ecuación 4) y 25.155 ha en El Chaco argentino (dNBRmax, Ecuación 4). En el mismo orden, el máximo potencial de detección según la información de referencia era de 141.434 ha, 3619 ha y 36.360 ha (Tabla 3).

En la zona del Amazonas, tanto para el área quemada como para el suelo desnudo, la diferencia temporal en NBR es alta y superan el umbral propuesto y, por tanto, el modelo tiende a calificarlos como área quemada: en un caso se pasa de vegetación saludable a área quemada y en otro caso se pasa de vegetación saludable a suelo desnudo. En ambos casos hay quema de vegetación, pero en el segundo no hay evidencia de área quemada, debido a que en la información de referencia se interpreta como suelo desnudo. En este último, el cambio es probablemente debido al fuego, pero no hay evidencia de la señal quemada y, por tanto, en la validación se cuantifica como una falsa detección. Por otro lado, los valores NBR de prefuego



**Figura 3.** Distribución de áreas quemadas en cada zona con los distintos índices temporales NBR.



en El Chaco seco son similares o incluso más bajos que los valores NBR de postfuego debido a las bajas coberturas, bajo contenido de humedad en la vegetación y la alta proporción de suelo desnudo. De allí que tenga un alto potencial de generar errores de comisión utilizando NBR como índice para la identificación de áreas quemadas. Si la diferencia entre prefuego y postfuego es muy baja debido a la existencia de áreas quemadas en un entorno de bajos valores de NBR, el umbral dNBR seleccionado puede incluir cambios sutiles como la fenología generando una falsa identificación de píxeles quemados.

En el caso de las áreas quemadas del Bosque Chiquitano, a diferencia de la distribución de las áreas quemadas observadas en El Chaco de Argentina y la Amazonía de Colombia, se trata de enormes extensiones quemadas de forma continua, donde la expansión del fuego se ve favorecida por el combustible propio de un bosque seco sometido a un incremento en estrés hídrico por efectos del cambio climático (Christensen *et al.*, 2007).

El análisis de exactitud también se realizó sobre el producto global de área quemada MCD45A1 que utiliza datos combinados de sensores MODIS instalados en los satélites Aqua y Terra (Roy *et al.*, 2006). En el caso del Bosque Amazónico de Colombia no hay ninguna detección de área quemada por parte de MCD45A1, con lo cual evidentemente no hay acuerdos, no hay errores de comisión y la omisión de área quemada es del 100%. En el caso del Bosque Chiquitano en

Bolivia, donde se identificaron más de 140.000 ha quemadas, tan solo se encontró un acuerdo en área quemada de 2.564 ha, sin errores de comisión. Finalmente, en El Chaco seco la omisión de este producto global es de 31.894 ha, el acuerdo en área quemada de 4.295 ha y la comisión de 1.799 ha.

## 4. Discusión

### 4.1. Extensión de área quemada

Se encontró un aumento en los valores de comisión al aumentar la detección de área quemada. Si se aceptan como píxeles quemados aquellos con pequeñas diferencias prefuego y postfuego, el acuerdo en área quemada aumenta, pero también aumentan los errores de comisión. Por el contrario, si solo se aceptan como píxeles quemados aquellos que presentan grandes diferencias entre prefuego y postfuego se obtienen pocos acuerdos en áreas quemadas y bajos errores de comisión.

Independientemente del método para el realce de áreas quemadas, se encontró un patrón de disminución en la omisión de área quemada y un aumento en los errores de comisión en la medida en que se disminuye el valor del umbral. Sin embargo, el máximo error en omisión de área quemada se ve limitado por el total de área quemada de referencia, mientras que el límite del error en comisión es potencialmente todo lo no quemado. En la mayoría de estudios regionales, las áreas quemadas son muy inferiores a las áreas no quemadas; por esta razón, usualmente el potencial de

**Tabla 4.** Área y proporción para el acuerdo en área quemada (AQ) y error de comisión con el fin de evaluar el efecto de la forma relativa de NBR y de la inclusión de series de tiempo. El umbral corresponde al valor óptimo que minimiza la suma de los errores de omisión y comisión. Se incluye el producto global de área quemada MCD45A1 a efectos de comparación.

	Bosque Chiquitano			Bosque Amazónico			El Chaco seco		
	Umbral	AQ (ha)	%	Umbral	AQ (ha)	%	Umbral	AQ (ha)	%
Acuerdo	dNBR	51.826	75	dNBR	1841	60	dNBR	18.3.4	50
Comisión	0,1	13.705	2	0,1	918	1	0,1	24.391	28
Acuerdo	dNBRmax	105.453	75	dNBRmax	2262	63	dNBRmax	25.155	69
Comisión	0,2	16.466	2	0,2	849	1	0,6	8605	10
Acuerdo	RdNBR	57.440	83	RdNBR	1847	60	RdNBR	19.097	53
Comisión	0,1	19.270	2	0,4	921	1	0,6	4559	5
Acuerdo	RdNBRmax	120.814	85	RdNBRmax	2235	62	RdNBRmax	23.948	66
Comisión	0,2	34.228	4	0,2	838	1	1,0	5980	7
<b>MCD45A1</b>									
Acuerdo		2564	2		0	0		4295	12
Comisión		0	0		0	0		1799	5

error en comisión es superior al potencial de error en omisión. Es probable que los productores de mapas de área quemada a escala global, al tratar de minimizar la comisión, minimicen a su vez la detección de área quemada.

En áreas quemadas de gran extensión se puede observar que los píxeles tienen un amplio rango de reflectividad o señal de carbón, esto implica que para detectar correctamente toda el área sea necesario definir umbrales muy bajos. Si la vegetación se encuentra muy seca en la época de ocurrencia de fuego, los valores de NBR de la vegetación prefuego, de la vegetación postfuego y de las áreas quemadas tenderán a ser bajos y, por tanto, similares. Es de esperar que en la medida en que avance la época seca la vegetación pierda verdor, aumente la señal de suelo desnudo y, por tanto, disminuya el índice NBR. Como consecuencia de este proceso, el valor dNBR, en vegetación no quemada, tendrá un alto potencial de ser clasificado como quemado y, por tanto, evaluado como un error de comisión. También es interesante observar que, en este nivel de detalle (pixel de 30 m), la sombra generada por las diferencias en el dosel disminuye el NBR, lo cual puede verse acentuado por árboles dominantes en bosques naturales; esta baja reflectividad en prefuego disminuye la diferencia con postfuego y, por tanto, tiende a quedar por debajo del umbral, generándose un error de omisión cuando el bosque ha sido quemado. Otras limitaciones están asociadas al sensor y otras al modelo mismo. Si bien TM y OLI, del programa Landsat, tienen mayor resolución espacial que otros sensores como MODIS, MERIS o VIIRS, también tienen menor resolución temporal, lo cual limita su aplicación en el ámbito de las áreas quemadas.

#### 4.2. Análisis de exactitud

Una vez definido el umbral óptimo, es decir, el valor de umbral que minimiza la suma de los errores de omisión y comisión, se evaluaron las diferencias entre dNBR y RdNBR y el efecto de incluir el compuesto de máximos extraído de las series de tiempo dNBRmax y RdNBRmax (Tabla 4). Se encontró un aumento en la exactitud en dos de las tres zonas de estudio al utilizar el método de diferencia relativa (RdNBR) en lugar del método simple (dNBR). En el caso del Bosque Amazónico en transición a Bosque Chiquitano el acuerdo en identificación de área quemada aumentó 8% (desde

el 75% hasta el 83%) y en El Chaco el acuerdo aumentó 3% mientras la comisión disminuyó del 28% al 5% (Tabla 4). Cuando se compara la diferencia simple y relativa utilizando los compuestos en prefuego (RdNBRmax y dNBRmax) también se encontró un aumento en el acuerdo de área quemada para Bosque Amazónico en transición a Bosque Chiquitano y El Chaco. En el caso de Colombia se encontró una baja sensibilidad a la inclusión de la forma relativa de dNBR. En general, se puede concluir que al utilizar los compuestos de máximo en prefuego hay una tendencia al aumento de la exactitud. Solo en el caso del Bosque Amazónico en transición a Bosque Chiquitano, cuando se compara dNBR con dNBRmax, se encuentra que no hay diferencia en exactitud; sin embargo, en el resto de los análisis, cada vez que se incluye la serie de tiempo hay un aumento en el acuerdo sin aumentar significativamente la comisión.

#### 5. Conclusiones

Una de las grandes ventajas de la plataforma de GEE al utilizar los métodos aquí propuestos es la de entregar al usuario los resultados del modelo de forma rápida, lo cual requiere que los datos almacenados en la plataforma tengan la mayor calidad posible. En este sentido es de esperar que en la medida en que se genere mayor cantidad de imágenes calculadas con reflectividad en superficie se aumente la exactitud en las estimaciones de área quemada. Los modelos propuestos pueden ser evaluados en el ambiente colaborativo de GEE con el fin de determinar su validez en el tiempo, no solo para los mismos sitios, sino también adecuarlos para otras regiones.

La definición de umbrales óptimos es problemática debido a la gran cantidad de factores que afectan el cálculo de la diferencia temporal de NBR. Sin embargo, sería importante evaluar la variabilidad en el tiempo para un mismo ecosistema y para un mismo método de detección de áreas quemadas, tal como el realizado por Melchiori *et al.* (2015) para el Cerrado de Brasil. En caso de definirse un rango de valores apropiados de umbrales óptimos por ecosistema se facilitaría la estimación de área quemada por parte de los usuarios utilizando modelos regionales, como los propuestos en este trabajo.

Los modelos que aquí se presentan podrán ser utilizados a escala regional de forma sistemática

utilizando Landsat 5 y Landsat 8. Los valores más bajos de detección de área quemada fueron, en general, para el modelo dNBR (Ecuación 2). Los valores más altos en detección de área quemada fueron RdNBRmax (Ecuación 5) para el caso del Bosque Chiquitano y dNBRmax (Ecuación 4) para el Amazonas colombiano y El Chaco Argentino. Es decir, que hay una tendencia a la detección de área quemada al incluir el compuesto de máximos en prefuego. Las series de tiempo en prefuego no solo tienden a mejorar la detección de área quemada debido al aumento de la diferencia en reflectividad (prefuego-postfuego), sino que también disminuye considerablemente el número de píxeles no-válidos en prefuego. Adicionalmente, en el compuesto de máximos se disminuye la variabilidad asociada a procesos fenológicos en prefuego y, por tanto, menor variabilidad en el cálculo de NBR. Esto, por tanto, resulta en mayor estabilidad en los umbrales que permiten separar las áreas quemadas de las no quemadas. La comisión se mantuvo en niveles bajos excepto en el caso de El Chaco donde es el 10% de los píxeles no quemados.

Una desventaja para la detección de áreas quemadas utilizando el compuesto de máximos generados a partir de la serie de tiempo es contar una misma área quemada dos o más veces. Esto se debe a que los mínimos son eliminados en prefuego, y así, un área quemada persistente (no efímera) sería identificada varias veces por el método de detección, dado que el umbral siempre sería alto. Sin embargo, en las situaciones observadas esta posibilidad es muy baja, dado el carácter efímero de la señal quemada y una rápida condición de cambio de señal de vegetación quemada a suelo desnudo.

Una línea de estudios futuros debería enfocarse en la cuantificación del error en detección de áreas quemadas por tipo de ecosistema o por el tamaño de áreas quemadas. También se sugiere considerar el uso de los datos Sentinel-1, los cuales se basan en longitudes de onda radar en banda C. Aspectos como la disminución en retrodispersión y en los valores de coherencia podrían ser indicadores de la ocurrencia del fuego. Estos datos también se encuentran disponibles en la plataforma de GEE y tienen la gran ventaja de no verse afectados por las nubes y cuenta con una resolución temporal superior a la del programa Landsat.

## Agradecimientos

Los autores quieren agradecer el apoyo institucional de la Universidad de Medellín (UDEM) y de la Universidad Autónoma de Entre Ríos (UADER). El proyecto fue realizado en el contexto de REDLATIF y liderado por la línea de investigación de “Geomática aplicada a los recursos naturales” del grupo GEMA, con el apoyo de la Vicerrectoría de investigación de la UDEM. Convenio 294 código 789.

## Referencias

- Alonso-Canas, I., Chuvieco, E. 2015. Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. *Remote Sensing of Environment*, 163, 140-152. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.011>
- Anaya, J. A., Chuvieco, E., 2010. Caracterización de la eficiencia del quemado a partir del análisis de series de tiempo del índice de vegetación *EVI*. Paper presented at the *XVI Simposio internacional SELPER*, Guanajuato, México.
- Anaya, J. A., Chuvieco, E. 2012. Accuracy assessment of burned area products in the Orinoco basin. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 78(1), 53-60. <https://doi.org/10.14358/PERS.78.1.53>
- Armenteras, D., Gibbes, C., Anaya, J. A., Dávalos, L. M. 2017. Integrating remotely sensed fires for predicting deforestation for REDD+. *Ecological Applications*, 27(4), 1294-1304. <https://doi.org/10.1002/eap.1522>
- Bastarrika, A., Chuvieco, E., 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(4), 1003-1012. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.005>
- Congalton, R. G., Green, K., 2009. *Assessing the accuracy of remotely sensed data* (2<sup>nd</sup> ed.). Boca Raton, FL, USA: CRC Press.
- Chander, G., Markham, B. L., Helder, D. L. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893-903. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>
- Chen, B., Xiao, X., Li, X., Pan, L., Doughty, R., Ma, J., Dong, J., Qin, Y., Zhao, B., Wu, Z., Sun, R., Lan, G., Xie, G., Clinton, N., Giri, C. 2017. A mangrove forest map of China in 2015: Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131(Supplement C), 104-120. <https://doi.org/10.1016/j.isprs.2017.07.011>

- Christensen, J. H., Hewitson, B., Busuioic, A., Chen, A., Gao, X., Held, I., Jones, R., Kolli, R. K., Kwon, W. T., Laprise, R., Magaña Rueda, V., Mearns, L., Menéndez, C. G., Räisänen, J., Rinke, A., Sarr, A., Whetton, P., 2007. Regional Climate Projections. In S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (Ed.), *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Chuvieco, E., Martin, M. P., Palacios, A. 2002. Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *International Journal of Remote Sensing*, 23, 5103-5110. <https://doi.org/10.1080/01431160210153129>
- Chuvieco, E., Yue, C., Heil, A., Mouillot, F., Alonso-Canas, I., Padilla, M., Pereira, J. M., Oom, D., Tansey, K. 2016. A new global burned area product for climate assessment of fire impacts. *Global Ecology and Biogeography*, 25(5), 619-629. <https://doi.org/10.1111/geb.12440>
- Devisscher, T., Malhi, Y., Rojas Landívar, D., Oliveras, I., 2015. Understanding ecological transitions under recurrent wildfire: A case study in the seasonally dry tropical forests of the Chiquitania, Bolivia. *Forest Ecology and Management*, 360, 273-286. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.10.033>
- Giglio, L., Loboda, T., Roy, D. P., Quayle, B., Justice, C. O. 2009. An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. *Remote Sensing of Environment*, 113(2), 408-420. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.10.006>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Key, C., Benson, N., 2006. Landscape Assessment (LA) Sampling and Analysis Method. In U. F. S. G. T. Rep. (Ed.), *RMRS-GTR-164-CD* (pp. 51).
- Key, C. H., 2005. Remote sensing sensitivity to fire severity and fire recovery. Paper presented at the *International workshop on Remote Sensing and GIS applications to forest fire management: fire effects assessment*, Universidad de Zaragoza, Spain.
- Libonati, R., DaCamara, C. C., Pereira, J. M. C., Peres, L. F. 2010. Retrieving middle-infrared reflectance for burned area mapping in tropical environments using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 114(4), 831-843. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.018>
- Liss, B., Howland, M. D., Levy, T. E. 2017. Testing Google Earth Engine for the automatic identification and vectorization of archaeological features: A case study from Faynan, Jordan. *Journal of Archaeological Science: Reports*, 15, 299-304. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2017.08.013>
- Melchiori, A. E., Candido, P. d. A., Libonati, R., Morelli, F., Setzer, A., de Jesús, S. C., Garcia-Fonseca, L. M., Korting, T. S., 2015. Spectral indices and multi-temporal change image detection algorithms for burned area extraction in the Brazilian Cerrado. Paper presented at the *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Joao Pessoa-PB, Brasil.
- Miller, J. D., Knapp, E. E., Key, C. H., Skinner, C. N., Isbell, C. J., Creasy, R. M., Sherlock, J. W. 2009. Calibration and validation of the relative differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) to three measures of fire severity in the Sierra Nevada and Klamath Mountains, California, USA. *Remote Sensing of Environment*, 113(3), 645-656. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.11.009>
- 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>
- Padilla, M., Stehman, S. V., Chuvieco, E. 2014. Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling. *Remote Sensing of Environment*, 144, 187-196. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.008>
- Padilla, M., Stehman, S. V., Ramo, R., Corti, D., Hantson, S., Oliva, P., Alonso-Canas, I., Bradley, A. V., Tansey, K., Mota, B., Pereira, J. M., Chuvieco, E. 2015. Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment*, 160, 114-121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.005>
- Pereira, J. M. C. 2003. Remote sensing of burned areas in tropical savannas. *International Journal of Wildland Fire*, 12(4), 259-270. <https://doi.org/10.1071/WF03028>
- Potter, C., Tan, P.-N., Steinbach, M., Klooster, S., Kumar, V., Myneni, R., Genovese, V. 2003. Major disturbance events in terrestrial ecosystems detected using global satellite data sets. *Global Change Biology*, 9(7), 1005-1021. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.2003.00648.x>
- Rodríguez-Montellano, A., Libonatti, R., Melchiori, A. E. 2015. Sensibilidad en la detección de áreas quemadas en tres ecosistemas vegetales de Bolivia, utilizando tres productos regionales. *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, João Pessoa, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015.

- Roy, D., Boschetti, L., O'Neal, K. 2006. MODIS Collection 5 Burned Area Product MCD45 User's Guide. *USGS, University of Maryland*, 12.
- Roy, D. P., Boschetti, L. 2009. Southern Africa Validation of the MODIS, L3JRC and GlobCarbon Burned-Area Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(4), 1-13. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2009000>
- Roy, D. P., Jin, Y., Lewis, P. E., Justice, C. O. 2005. Prototyping a global algorithm for systematic fire-affected area mapping using MODIS time series data. *Remote Sensing of Environment*, 97(2), 137-162. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.04.007>
- Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., Csiszar, I. A. 2014. The New VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 143(0), 85-96. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.008>
- Sofia, M., Grau, H. R., Néstor Ignacio, G., Tobias, K., Matthias, B. 2017. Differences in production, carbon stocks and biodiversity outcomes of land tenure regimes in the Argentine Dry Chaco. *Environmental Research Letters*, 12(4), 045003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa625c>
- Tansey, K., Grégoire, J.-M., Pereira, J. M. C., Defourny, P., Leigh, R., Pekel, J.-F., Barros, A., Silva, J. N. M., van Bogaert, E., Bartholomé, E., Bontemps, S., 2007, 11-14 September 2007. L3JRC - A global, multi-year (2000-2007) burnt area product (1 km resolution and daily time steps). Paper presented at the *Remote Sensing and Photogrammetry Society Annual Conference 2007*, Newcastle upon Tyne, UK.
- Valencia, G. M., Anaya, J. A., Caro-Lopera, F. J. 2016. Implementation and evaluation of the landsat ecosystem disturbance adaptive processing systems (LEDAPS) model: A case study in the Colombian andes. *Revista de Teledeteccion*, 46, 83-101. <https://doi.org/10.4995/raet.2016.3582>
- Vermote, E. F., El Saleous, N. Z., Justice, C. O. 2002. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 97-111. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00089-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00089-5)
- Zhu, Z., Woodcock, C. E. 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 83-94. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>
- Zhu, Z., Woodcock, C. E. 2014. Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: An algorithm designed specifically for monitoring land cover change. *Remote Sensing of Environment*, 152, 217-234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.012>