

Identificación semiautomatizada de áreas quemadas utilizando series de tiempo de imágenes Landsat-7 en La Primavera, México durante el periodo 2003-2016

Semi-automatic identification of burned areas using time series of Landsat-7 imagery at La Primavera, Mexico from 2003 to 2016

Recibido: 07/06/2021. Aprobado: 2/08/2021. Publicado: 25/10/2021.

Inder Tecuapetla-Gómez*, Gabriela Villamil-Cortez** y María Isabel Cruz-López***

Resumen. El área de protección de flora y fauna La Primavera (APFFLP) está ubicada al oeste de Guadalajara, la tercera ciudad más importante de México. En dicha área natural hay cuatro tipos de vegetación: bosque de encino (*Quercus*), bosque de encino-pino (*Quercus-Pinus*), bosque de pino-encino (*Pinus-Quercus*), bosque tropical caducifolio, así como tres comunidades vegetales riparia, rupi y ruderal, que se desarrollan dentro de los diferentes tipos de vegetación antes mencionados. La riqueza natural de La Primavera se encuentra en amenaza latente debido a los incendios forestales que ocurren en, al menos una vez cada año.

En este texto presentamos los resultados de un análisis para determinar de modo semi automatizado áreas quemadas en La Primavera durante el periodo 2003 a 2016 utilizando series de tiempo de imágenes Landsat-7 del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada y de la Tasa Normalizada de Zona Quemada, NDVI y NBR (por sus siglas en inglés), respectivamente.

Para determinar áreas quemadas en el APFFLP primero estimamos fechas de cambios abruptos en la tendencia de la serie de tiempo de NDVI utilizando el algoritmo *Breaks For Additive Season and Trend* (BFAST). En una primera instancia BFAST permite estimar la tendencia, el componente estacional o temporal y los correspondientes errores

de cada serie de tiempo de NDVI. Más aún, combinando programación dinámica, un criterio estadístico de selección de modelo y una prueba estadística de hipótesis, BFAST permite estimar cambios abruptos en la tendencia y en la componente estacional del NDVI; el algoritmo devuelve las fechas de estos cambios abruptos junto con su correspondiente intervalo de confianza. En este estudio consideramos únicamente los cambios estadísticamente significativos en la tendencia de NDVI y los usamos como fechas de quemas plausibles.

Debido a que los cambios abruptos en la estructura del NDVI pueden tener diferentes orígenes como, por ejemplo, la deforestación, fue necesario determinar su asociación con cambios de nivel en un índice espectral utilizado para determinar áreas quemadas. Para este fin utilizamos los valores del NBR en un típico análisis pre-post quema. Es decir, teniendo una fecha de cambio abrupto en la tendencia del NDVI como referencia, calculamos la diferencia de los valores del NBR en la fecha previa (con un año de diferencia, para disminuir la injerencia de efectos fenológicos o de iluminación) y en la fecha inmediatamente posterior a la del cambio abrupto estimado. Basándonos en estudios que han hecho uso de la diferencia de NBR en áreas con vegetación similar a La Primavera, utiliza-

* Dirección de Geomática, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO), Dirección de Cátedras CONACyT. Liga Periférico-Insurgentes Sur 4903, Parques del Pedregal, 14010, Tlalpan, Ciudad de México, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6251-972X>. Email: itecuapetla@conabio.gob.mx. Autor de correspondencia

** Sin adscripción. Email: gaby_22_cotez@hotmail.com

*** Subdirección de Percepción Remota, CONABIO. Liga Periférico-Insurgentes Sur 4903, Parques del Pedregal, 14010, Tlalpan, Ciudad de México, México. Email: icruz@conabio.gob.mx

mos los valores de este índice para determinar niveles de proxy-severidad en las áreas quemadas determinadas por nuestro método.

Remarcamos que el método de aquí descrito es semi automatizado y no hay dependencia de experto para determinar áreas quemadas. Esto es particularmente útil para instancias de monitoreo en las cuales no existen estadísticas de incendios; nuestro mapa de área quemada de 2008 en La Primavera es un ejemplo de que este método permite detectar áreas quemadas sin tener conocimiento previo del incidente.

BFAST, y por tanto nuestro método de identificación de área quemada, depende de un parámetro de ancho de banda usado en la prueba estadística para determinar cambios abruptos. Las particularidades de este parámetro fueron ampliamente discutidas para este texto. Dado que el acervo de imágenes Landsat-7 durante el periodo de estudio presentó una alta frecuencia de datos faltantes, discutimos varias técnicas de rellenado de información y estudiamos su repercusión en la estimación efectiva de áreas quemadas. La frecuencia de áreas quemadas estimadas con nuestro método está en correspondencia con los resultados de estudios durante el periodo 2003-2016 llevados a cabo *in situ* por otros grupos de investigación. De acuerdo con nuestro análisis, la severidad de la mayoría de estas quemadas es baja. Para validar nuestra estimación de área quemada empleamos imágenes de alta resolución (RapidEye), calculando matrices de errores de omisión y comisión de donde se deduce que, independientemente del método de interpolación empleado para rellenar datos faltantes en las imágenes y el valor del parámetro ancho de banda de BFAST, la exactitud de nuestro mapa de área quemada va de 70% (con datos de baja calidad) a 92% (con datos de calidad moderada). Esta nota está complementada con software abierto, disponible a través de la plataforma Github.

Palabras clave: áreas quemadas, NDVI, NBR, series de tiempo, BFAST, Landsat 7, La Primavera.

Abstract. The La Primavera Wildlife Protection Area (APFFLP, in Spanish) is located west of Guadalajara, the third largest city of Mexico. This natural area harbors four types of vegetation: oak forest (*Quercus*), oak-pine forest (*Quercus-Pinus*), pine-oak forest (*Pinus-Quercus*), and deciduous tropical forest, as well as three plant communities — riparian, rocky, and ruderal — that grow within the vegetation types just mentioned. The natural richness of La Primavera is potentially threatened due to forest fires that occur at least once a year.

This text reports the results of an analysis to determine semi-automated areas burned in La Primavera during the period 2003 to 2016 using time series of Landsat-7 images of the Normalized Difference Vegetation Index and the Normalized Burn Ratio, NDVI and NBR, respectively.

To determine burned areas in the APFFLP, we first estimated the dates of abrupt changes in the trend of the

NDVI time series using the Breaks For Additive Season and Trend (BFAST) algorithm. In a first instance, this algorithm allows estimating the trend, seasonal or temporal component, and the corresponding errors of each NDVI time series. Moreover, by combining dynamic programming, a statistical model selection criterion, and a statistical hypothesis test, BFAST allows estimating abrupt shifts in the trend and seasonal component of the NDVI; the algorithm returns the dates of these abrupt changes along with their respective confidence interval. This study only considered statistically significant changes in the NDVI trend, which were deemed plausible burn dates.

Because abrupt changes in the NDVI structure may have different root causes, such as deforestation, it was necessary to determine their association with level changes in a spectral index used to determine burned areas. To this end, we used NBR values in a typical pre-post-burn analysis. That is, having a date of abrupt change in the NDVI trend as reference, we calculated the difference in NBR values between the previous date (one year apart, to reduce any potential interference from phenology or illumination effects) and the date immediately after the estimated abrupt change. Based on studies that have used of the difference in NBR in areas with a similar vegetation cover as La Primavera, we used the values of this index to determine proxy-severity levels in the burned areas determined by our method.

To note, the method described herein is semi-automated and independent from the expertise of the researcher to determine burned areas. This is particularly useful for monitoring areas with no fire statistics available. Our map on the La Primavera burned area for 2008 illustrates that this method allows the detection of burned areas with no prior knowledge of the incident.

BFAST, and therefore our method for the identification of burned areas, depends on a bandwidth parameter used in the statistical test to determine abrupt changes. The specific features of this parameter were widely discussed for this text. Since the Landsat-7 image collection for the study period had a high proportion of missing data, we discussed various information-filling techniques and studied their impact on the actual estimation of burned areas.

The frequency of burned areas estimated with our method is in line with the results of other studies carried out *in situ* for the period 2003-2016 by other research groups. According to our analysis, the severity of most of these fires is low. To validate our estimate of burned area, we used high-resolution images (RapidEye), calculating matrices of omission and commission errors. From them, it follows that, regardless of the interpolation method used to fill missing data in the images and the value of the BFAST bandwidth parameter, the accuracy of our map of burned area ranges from 70% (with low-quality data) to 92% (with moderate-quality data). This note is supplemented with open software, available in the GitHub website.

Keywords: burned areas, NDVI, NBR, time series, BFAST, Landsat-7, La Primavera

INTRODUCCIÓN

Según Chuvieco *et al.* (2008), hay tres aspectos básicos a considerar para determinar áreas quemadas: 1) presencia de combustible (en este caso, vegetación); 2) cambios abruptos en ciertos índices espectrales, y 3) persistencia del cambio abrupto en el tiempo. Siguiendo estos principios, se ha utilizado el NDVI como un índice espectral efectivo para determinar las áreas quemadas (Chuvieco y Congalton, 1988; Caetano *et al.*, 1996; Rogan y Yool, 2001; Díaz-Delgado, 2003; Cocke *et al.*, 2005). De acuerdo con Robichaud *et al.* (2007), la Diferencia de la Tasa Normalizada de Zona Quemada (dNBR, por sus siglas en inglés) puede contribuir a evaluar cambios en la vegetación debido al fuego. El uso del NDVI y dNBR para determinar áreas quemadas ha sido considerado por Escuin *et al.* (2008) en áreas cuya vegetación es similar a la de La Primavera.

A juzgar por los registros de incendios en el APFFLP llevados a cabo por algunas agencias estatales, La Primavera está en constante peligro de incendio. Por ejemplo, Huerta-Martínez e Ibarra-Montoya (2014) informan sobre incendios de 1998 a 2012 y las agencias estatales han registrado incendios en 2010, 2013 y 2016. En López-García (2020) se discuten las afectaciones del incendio de 2012 así como la posible recuperación de la vegetación. Los incendios no han cesado en fechas recientes en la zona; por ejemplo, en 2019 y 2020, algunos periódicos nacionales (Romo (2019), Pérez-Vega (2019), Carlos- Huerta (2019)) informaron sobre incendios forestales en La Primavera. Esta alta frecuencia de incendios pudo deberse a una combinación de muchas actividades desarrolladas en el área, como quemas agrícolas, acumulación de materia orgánica, fogatas, residuos de cigarrillos y quema de vertederos clandestinos.

OBJETIVO

Se busca: 1) estimar áreas quemadas en el APFFLP en el periodo 2003-2016 utilizando series de tiempo de imágenes del satélite Landsat-7 y 2) evaluar el método de estimación en función de la calidad de los datos Landsat-7.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El APFFLP comprende un área de 30 500 ha y está ubicada en la región central del estado de Jalisco, al oeste de Guadalajara, la tercera ciudad más importante de México (Figura 1). Ubicada en la sierra del mismo nombre, La Primavera es uno de los relieves volcánicos más diversos de México, donde cúpulas anulares, mesetas, colinas y montañas siguen las líneas de fractura de la caldera volcánica y colinas irregulares modeladas por la erosión; estas formaciones también están influenciadas por las fuerzas fluviales y tectónicas. El pico más alto de La Primavera es el Cerro Planillas (2250 m), seguido por el Cerro San Miguel (2170 m), ambos ubicados en la parte sur del área protegida. Los valles ubicados alrededor son llanuras originadas por deposiciones de espumas aportadas por la formación La Primavera (Semarnat, 2000).

Según la clasificación Rzedowski, en La Primavera hay cuatro tipos de vegetación: bosque de encino (*Quercus*), bosque de encino-pino (*Quercus-Pinus*), bosque de pino-encino (*Pinus-Quercus*), bosque tropical caducifolio, así como tres comunidades vegetales riparia, rupí y ruderal, que se desarrollan dentro de los diferentes tipos de vegetación antes mencionados. La vegetación representativa es el bosque de encino-pino, el cual está presente desde los 1800 hasta los 2225 msnm, en los puntos más altos del área (cerro San Miguel y cerro Planillas) (Semarnat, 2000).

Procesamiento de imágenes

Se utilizaron imágenes Landsat-7 del path/row 29/46, las cuales son gratuitas y proveen la mejor resolución espacial (30 m) y temporal (16 días) para el monitoreo del APFFLP durante el periodo estudiado. Estos datos fueron generados a partir del Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System (LEDAPS) (Vermote *et al.*, 1997; Masek *et al.*, 2006) con un nivel de procesamiento de L1T de reflectancia de la superficie y enmascaramiento de nubes a través de FMASK (Zhu y Woodcock, 2012). Estas imágenes se descargaron del repositorio del servicio geológico de EE. UU. (<https://earthexplorer.usgs.gov/>).

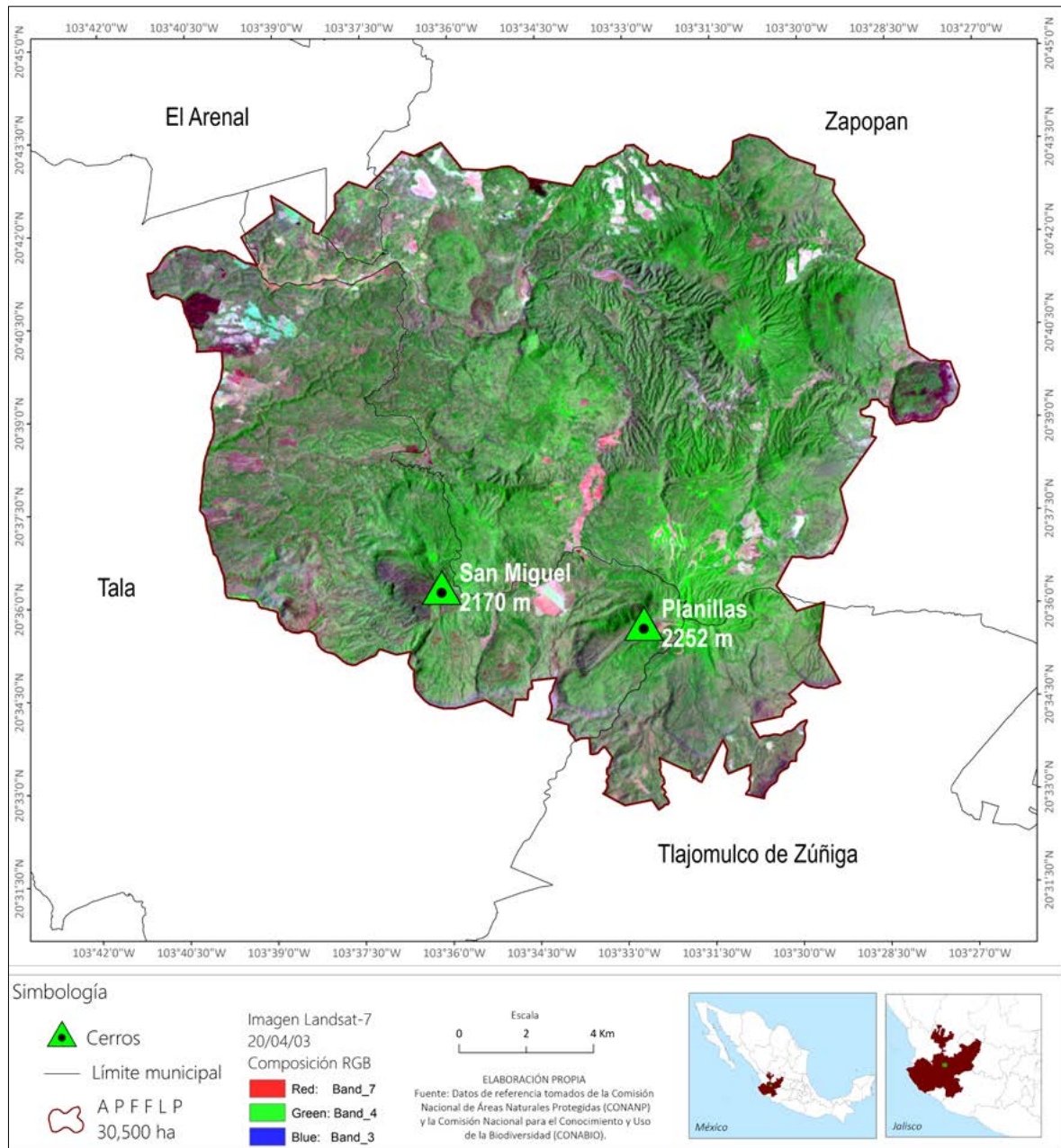


Figura 1. Localización del Área de Protección de Flora y Fauna La Primavera (APFFLP). Fuente: elaboración propia.

A pesar de su resolución temporal (16 días), de enero de 2003 a diciembre de 2016, la misión Landsat-7 solo generó 238 imágenes, y en este estudio todas estas imágenes fueron usadas. Visto como un cubo de información de tres dimensiones (longitud, latitud, tiempo), nuestro análisis

exploratorio reveló la existencia de zonas en donde el porcentaje de datos faltantes por píxel es al menos del 54% (véase la Figura en el Apéndice I). Basándonos en estas imágenes, generamos series de tiempo de NDVI y NBR. Recordamos que:

$$NDVI = (NIR - RED)/(NIR + RED)$$

y

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

donde *NIR*, *RED* y *SWIR* refieren a los valores de las bandas de reflectancia del infra rojo cercano, reflectancia del rojo, y reflectancia del infra rojo de onda corta, respectivamente. En el sensor Landsat-7 *RED*, *NIR* y *SWIR* corresponden a las bandas 3, 4, y 7, respectivamente.

El llenado de huecos en estas series de tiempo, a nivel píxel, se atendió por medio de interpolación lineal y splines. Específicamente, en el lenguaje de programación *R* hemos empleado la rutina *na_interpolation* del paquete *imputeTS* de Moritz y Bartz-Beielstein (2017) con las opciones *linear* y *spline*. La opción *linear* permite aplicar el clásico método de interpolación lineal mientras que la opción *spline* ajusta un spline cúbico natural, siguiendo la rutina desarrollada en Forsythe (1977), los valores de este spline son usados para rellenar los huecos.

Nuestro estudio evalúa el desempeño del método de estimación de área quemada en función de la calidad de los datos disponibles (porcentaje de datos faltante por píxel). Consideramos que esta evaluación es necesaria para aportar evidencia sobre la pertinencia del uso del método propuesto. Por tal motivo, y adicionalmente a las series de tiempo rellenadas vía interpolación lineal y splines, generamos otras series de tiempo de NDVI y NBR a las cuales aplicamos suavizado espacial a cada una de las 238 imágenes del acervo Landsat-7, vía el filtro de paso bajo de ArcMap 10.3.1 con un kernel espacial de 3×3 y el algoritmo *gdal_fillnodata* de la biblioteca GDAL (GDAL, 2019). Los resultados de aplicar nuestro algoritmo de área quemada a todas estas series de tiempo se discute en la sección Resultados.

Datos de referencia

Para validar el mapa de área quemada obtenido con nuestra metodología empleamos un mapa de área quemada para 2012 hecho con imágenes RapidEye; la alta resolución de una imagen RapidEye (5 m) se obtiene a cambio de un alto costo económico. Es un procedimiento estándar validar un producto de

mediana resolución con otro cuya resolución es más alta (véase Justice *et al.*, 2000). Para la elaboración del mapa de área quemada basado en imágenes RapidEye se aplicó una corrección radiométrica estándar para obtener la reflectancia del techo de la atmósfera (TOA, por sus siglas en inglés), se generaron los índices NDVI y el índice de área quemada propuesto por Martín y Chuvieco (2001), y se establecieron umbrales para determinar el área quemada; con base en interpretación visual se eliminaron los píxeles erróneos. Esta interpretación visual es también un procedimiento estándar para identificar áreas quemadas (véase Boschetti *et al.*, 2015).

Determinación de cambios abruptos en series de tiempo de NDVI

Para estimar estadísticamente cambios abruptos en la tendencia de la serie de tiempo NDVI, se aplicó BFAST de Verbesselt *et al.* (2010a), un método implementado en *R*. BFAST determina si existen cambios abruptos significativos en la tendencia de una serie de tiempo. Posteriormente, la serie de tiempo se segmenta en tantas partes como cambios abruptos se hayan detectado. BFAST se ha utilizado en múltiples aplicaciones para evaluar diferentes tipos de cambios en la vegetación de varios ecosistemas (Watts y Laffan, 2014; DeVries *et al.*, 2015; Schultz *et al.*, 2016; Zewdie *et al.*, 2017 y Wu *et al.*, 2020, entre muchos otros). En lo que sigue se usa el término *puntos de cambio* en lugar de cambios abruptos.

Técnicamente, BFAST puede explicarse de la siguiente manera. Sea y_t el valor del NDVI al tiempo t y supongamos que la siguiente relación se cumple:

$$y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, N.$$

Los tres componentes que forman esta representación son coloquialmente conocidos como tendencia (T_t), estacionalidad o temporalidad (S_t) y los errores de medición (ε_t) los cuales se suponen aleatorios, independientes, con media cero y varianza común σ^2 . La letra N denota el número de observaciones.

BFAST supone que las observaciones pertenecientes al intervalo determinado por cada dos

puntos de cambio consecutivos poseen una tendencia lineal. En matemáticas este tipo de tendencia se denomina *lineal a pedazos* y su representación es la siguiente. Sea K el número total de puntos de cambio en nuestras N observaciones. Usemos τ_j para denotar el j -ésimo punto de cambio en la tendencia; j puede tomar valores en el conjunto de números $\{1, \dots, K\}$. Cuando la observación número t pertenece al intervalo (τ_j, τ_{j+1}) entonces:

$$T_t = \alpha_j + \beta_j t$$

donde α_j y β_j son denominados como el *intercepto* y la *pendiente* de esta tendencia lineal. Nótese que tanto el número de puntos de cambio (K), como la ubicación de los puntos de cambio (τ_j s) como los interceptos (α_j s) y las pendientes (β_j s) de las tendencias lineales entre puntos de cambio son todos parámetros desconocidos a priori. Para estimar K se minimiza una cantidad conocida como el *criterio de información bayesiana* (BIC, en inglés). Desde su introducción en estadística en Schwarz (1978), el uso de este criterio ha permeado en muchas ramas científicas, (véase Neath y Cavanaugh, 2012). El BIC, también conocido como criterio de Schwarz, permite seleccionar un modelo dentro de un conjunto finito de opciones (modelos). Este criterio incluye una penalización por el número de parámetros a estimar, lo cual garantiza evitar una sobre estimación.

Una vez estimado K , se deben estimar los K puntos de cambio (τ_j s), o equivalentemente los $K - 1$ segmentos en los que se dividirá la tendencia. Para estimar los τ_j s se aplica una estrategia de programación dinámica a $K - 1$ problemas de mínimos cuadrados. Concluido este paso se estiman los interceptos (α_j s) y las pendientes (β_j s) de manera robusta (mediante el método conocido como M -estimation). Al final, obtenemos $\hat{T}_t$, el estimador de la tendencia de las observaciones y_t s.

El método de estimación de S_t es similar al descrito arriba para la tendencia. El primer paso consiste en remover la tendencia estimada ($\hat{T}_t$) de las observaciones y_t , es decir, se calcula la serie de tiempo $y_t - \hat{T}_t$. Posteriormente, con base en estas observaciones sin tendencia el componente

estacional es estimado mediante una regresión armónica con cambios abruptos; para una representación de esta componente véase la sección 2.1 de Verbesselt *et al.* (2010b). Denotamos por $\hat{S}_t$ al estimador de la estacionalidad de las observaciones y_t . En BFAST la estimación de $\hat{T}_t$ y $\hat{S}_t$ se realiza de forma iterativa y alternada hasta que se alcanza un criterio de convergencia.

A continuación se explica el procedimiento empleado por BFAST para identificar estadísticamente los puntos de cambio en la tendencia de NDVI. Supongamos que en la i -ésima iteración del algoritmo para estimar la tendencia tenemos $\hat{T}_t^{(i)}$ (estimador de la tendencia en la iteración (i)) y $\hat{S}_t$ (estimador del componente estacional obtenido en alguna iteración previa por lo cual no requiere un súper índice para propósitos de la siguiente explicación). A partir de estos dos estimadores, el residual al tiempo t (y en la iteración i) es, por definición,

$$r_t^{(i)} = y_t - \hat{T}_t^{(i)} - \hat{S}_t$$

En lo que sigue suprimiremos el súper índice de la notación para simplificar la presentación. Siguiendo la notación dada en Chu *et al.* (1995), dado un *ancho de banda* h (el cual, por definición, es un número en el intervalo $(0,1)$) el l -ésimo residual suavizado por una suma móvil (MOSUM, en inglés) es, por definición, igual a:

$$r_{l,h} = \frac{r_{\kappa+l+1} + r_{\kappa+l+2} + \dots + r_{\kappa+l+(N-\kappa)h}}{\hat{\sigma} [(N-\kappa)h]^{1/2}}$$

donde l toma valores en el conjunto de números $\{0,1, \dots, N - \kappa - [(N-\kappa)h]\}$, $\hat{\sigma}$ es un estimador de la varianza de los errores de medición, y $[(N-\kappa)h]$ denota el número entero menor o igual a $(N-\kappa)h$; por ejemplo, $[4.3] = 4$, $[10.7] = 10$, , etc. Arriba $\kappa = 2(K-1)$ y este factor aparece debido a que al estimar la tendencia lineal a pedazos en realidad estamos estimando 2 parámetros (intercepto y pendiente) por cada segmento (en total hay $K - 1$ segmentos). Obsérvese que el número de sumandos en el numerador de $r_{l,h}$ es siempre igual a $[(N-\kappa)h]$. De modo que, en realidad, $r_{l,h}$ es un tipo de *media móvil* con coeficientes constantes e iguales a $[(N-\kappa)h]^{1/2} / \hat{\sigma}$.

El estadístico que BFAST utiliza para determinar la existencia de puntos de cambio en la tendencia está basado en los residuales $r_{l,h}$. Específicamente, BFAST emplea el estadístico OLS-MOSUM (OLS, en inglés, son las siglas de mínimos cuadrados ordinarios)

$$MS_{N,h} = \max_{0 \leq l \leq N-\kappa-[(N-\kappa)h]} |r_{l,h}|$$

Bajo la hipótesis nula de *no existencia de puntos de cambio* se sabe que la distribución asintótica de $MS_{N,h}$ se aproxima a la distribución de la variable aleatoria $\max_{0 \leq t \leq 1/h-1} |W(t+1) - W(t)|$, donde W denota el proceso de Wiener (también conocido como el movimiento browniano estándar) (véase el Teorema 2.1 en Chu *et al.*, 1995, para el resultado de aproximación mencionado arriba y consúltese Karatzas y Shreve, 2012, entre muchos otros, como referencia de las propiedades del proceso de Wiener). Una consecuencia de este resultado es que el *p-valor* asociado a esta prueba puede aproximarse utilizando la probabilidad de que $|W(t+1) - W(t)| > q_\alpha$ en algún intervalo $0 \leq t \leq 1/h - 1$; q_α denota el cuantil $(1 - \alpha)\%$. Observe que al adaptar los elementos de arriba al caso de S_t , el estadístico OLS-MOSUM sirve también para determinar puntos de cambio en la componente estacional.

La presentación anterior muestra que el estadístico usado por BFAST depende del parámetro ancho de banda h . En consecuencia, la identificación de los puntos de cambio en la tendencia depende del parámetro h . En términos algorítmicos, h controla la porción de residuales que forman parte de la suma móvil. En términos prácticos, este parámetro, básicamente, controla la separación admisible entre dos puntos de cambio estadísticamente significativos. Observe que la separación entre puntos de cambio es relativa al número de observaciones disponibles.

En este trabajo consideramos un acervo de imágenes Landsat-7 durante un periodo de 14 años. De acuerdo con la resolución temporal de este acervo (16 días), por año tendríamos 23 observaciones, y en total cada serie de tiempo de NDVI tendría $N = 322$ observaciones. Con esta N como referencia, identificamos tres regímenes

para el valor de h : *pequeño*, *medio* y *grande*. En el régimen pequeño encontramos valores tales como $h = 23/322 \approx 0.075$. En este caso, los residuales $r_{l,h}$ son *poco suavizados* y tendrán una apariencia similar a los residuales originales (sin suavizar). Este caso es análogo a tener una media móvil con un ancho de banda muy pequeño. Esta característica puede producir que el estadístico $MS_{N,h}$ rechaze la hipótesis nula cuando esta es verdadera en la población, es decir, se identifiquen más puntos de cambio de los que en realidad existen. En el régimen con h medio consideramos, por ejemplo, $h = 0.15$ y $h = 0.23$. Utilizar un ancho de banda $h = 0.15$, equivale a requerir que existan al menos 48 ($\approx 322 \times 0.15$) observaciones entre cualesquiera dos cambios abruptos estadísticamente significativos; con base en la resolución temporal del acervo Landsat-7, 48 observaciones equivalen a tener imágenes para cubrir un periodo de 2 años y un mes. Con $h = 0.23$, BFAST puede detectar cambios abruptos siempre que estos tengan una separación de al menos 3 años y 5 semanas (aproximadamente 74 observaciones). En la sección 2.1 de Verbesselt *et al.* (2010a) se hace mención a la pertinencia de usar valores de h en el régimen medio para series de tiempo de NDVI con longitud de al menos 10 años. Con esta referencia en mente, y debido a la gran falta de datos en algunas zonas, la evaluación de nuestro método de estimación de área quemada también depende del valor de h y en la sección de Resultados reportamos el análisis con $h = 0.15$ y $h = 0.23$. Para el régimen h grande, se condiciona a BFAST a identificar cambios abruptos siempre que estos pertenezcan a años distintos y estén considerablemente separados entre sí. Por ejemplo, con $h = 0.45$ y $N = 322$, dos puntos de cambio significativos deberán estar separados por al menos 6 años para que BFAST pueda identificarlos apropiadamente. A partir de los registros históricos de incendios en La Primavera sabemos que estos ocurren en lapsos menores a 6 años, por esta razón, en este texto no consideramos valores grandes de h . Nuestro código, disponible en <https://github.com/inder-tg/burnSeverity>, permite que los usuarios interesados puedan generar mapas de áreas quemadas con BFAST utilizando el valor de h apropiado para sus propósitos.

Determinación de área quemada

Se denota con NBR_t el valor del NBR al tiempo t . A continuación suponemos que BFAST ha sido aplicado a una serie de tiempo de NDVI utilizando un ancho de banda h . Denotemos con τ a un punto de cambio en la tendencia de NDVI estimado mediante BFAST. Usamos el símbolo τ para generalizar las ideas presentadas en esta sección. Nótese que τ puede tomar valores en el conjunto de números $\{[Nh], [Nh] + 1, \dots, N - [Nh]\}$. Obsérvese que τ puede interpretarse como una fecha plausible para la presencia de un cambio abrupto en la tendencia. Dado que la vegetación dominante en La Primavera es el bosque de encino-pino (INEGI, 2016), calculamos:

$$dNBR(\tau) = NBR_{\tau-23} - NBR_{\tau+1}$$

Note que en la resolución temporal de la misión Landsat-7, la fecha $\tau - 23$ corresponde a una fecha con anterioridad de un año a la fecha τ . Similarmente, $\tau + 1$ es una fecha justo después del cambio abrupto estimado. Como argumentan Escuin *et al.* (2008), considerando estas dos fechas se minimizan las diferencias específicamente ligadas a cambios fenológicos o condiciones de iluminación. Esta circunstancia, sin embargo, condiciona el valor del ancho de banda h . En efecto, primero observemos que, de acuerdo a la definición de $dNBR(\tau)$, necesariamente τ debe ser mayor que 24 para poder comparar los valores de NBR de fechas con cambios abruptos plausibles en NDVI detectadas a partir del segundo año con aquellos valores nominales de NBR del año anterior. Además, por lo mencionado arriba, el mínimo valor que τ puede tomar es $[Nh]$. Combinando estas dos condiciones, deducimos que $h > 24/N$ es una condición necesaria para que nuestra metodología pueda ligar cambios abruptos en la tendencia del NDVI con afectaciones en la vegetación debidas a quemaduras.

Habiendo calculado $dNBR(\tau)$, empleamos los valores de la Tabla 1, adaptada de Key y Benson (2006) (véase también Lutes *et al.*, 2006), para clasificar el tipo de afectación de la vegetación asociada a la fecha τ . Con base en esta tabla, podemos caracterizar áreas con crecimiento de vegetación (rebrote) y áreas quemadas sufriendo algún tipo

de severidad. Para la determinación del área quemada consideramos dos categorías únicamente: no quemado ($dNBR < 0.1$) y quemado ($dNBR \geq 0.1$). De acuerdo con la Sección 4.2 de Verbesselt *et al.* (2010a), agrupar cambios abruptos anualmente facilita el análisis y la comparación de los resultados. Siguiendo este enfoque, calculamos mapas anualizados de áreas quemadas en La Primavera y determinamos sus niveles de severidad.

RESULTADOS

La Tabla 2 reporta el total de hectáreas quemadas y, en relación con ese total, la fracción del área quemada clasificada por nivel de severidad. Esta tabla muestra que las áreas quemadas detectadas se agrupan principalmente en el nivel de severidad bajo durante 2005-2014. Conforme lo planteado por Doerr *et al.* (2006) y Moody *et al.* (2013), las zonas con mayor severidad presentan menor recuperación de la vegetación y mayores tasas de erosión, por lo que, al presentar severidad baja en la mayor parte del área de estudio, consideramos que los procesos de erosión son menores en La Primavera, porque se beneficia del rebrote de la vegetación después del incendio. El enfoque aplicado detecta los dos grandes incendios ocurridos en La Primavera en el período 2003-2016 así como otros de menor dimensión. A continuación se comentan los mapas obtenidos para 2005 y 2008 y se discute la validación del mapa de 2012.

La Figura 2 muestra las áreas quemadas estimadas en 2005 (mapas A y D) y 2008 (mapas B, C, E y F). Los mapas A, B y C se basan en imágenes

Tabla 1. Tipos y niveles de cambios de vegetación.

dNBR	Rebrote	Severidad
<-0.25	Alto	
-0.25 a -0.1	Bajo	
-0.1 a 0.1		No quemado
0.1 a 0.27		Bajo
0.27 a 0.66		Moderado
>0.66		Alto

Tabla 2. Estimación de hectáreas quemadas por año y fracción de hectáreas quemadas en La Primavera por nivel de severidad plausible.

Área quemada (ha)			Severidad					
			Bajo		Moderado		Alto	
Año	h=0.15	h=0.23	h=0.15	h=0.23	h=0.15	h=0.23	h=0.15	h=0.23
2005	3549.24	NA	0.648	NA	0.349	NA	0.003	NA
2006	189.27	729.33	0.888	0.775	0.108	0.224	0.004	0.001
2007	437.58	482.01	0.922	0.933	0.077	0.067	0.001	0.000
2008	1793.34	1156.78	0.695	0.538	0.292	0.431	0.014	0.031
2009	499.86	304.45	0.874	0.951	0.126	0.049	0.000	0.000
2010	402.84	327.18	0.916	0.87	0.083	0.128	0.001	0.003
2011	645.48	620.86	0.908	0.898	0.092	0.102	0.000	0.000
2012	2594.97	2180.61	0.59	0.81	0.398	0.185	0.012	0.005
2013	839.16	1596.44	0.859	0.871	0.139	0.128	0.002	0.001
2014	454.95	NA	0.938	NA	0.062	NA	0.000	NA

NA: significa “no disponible”.

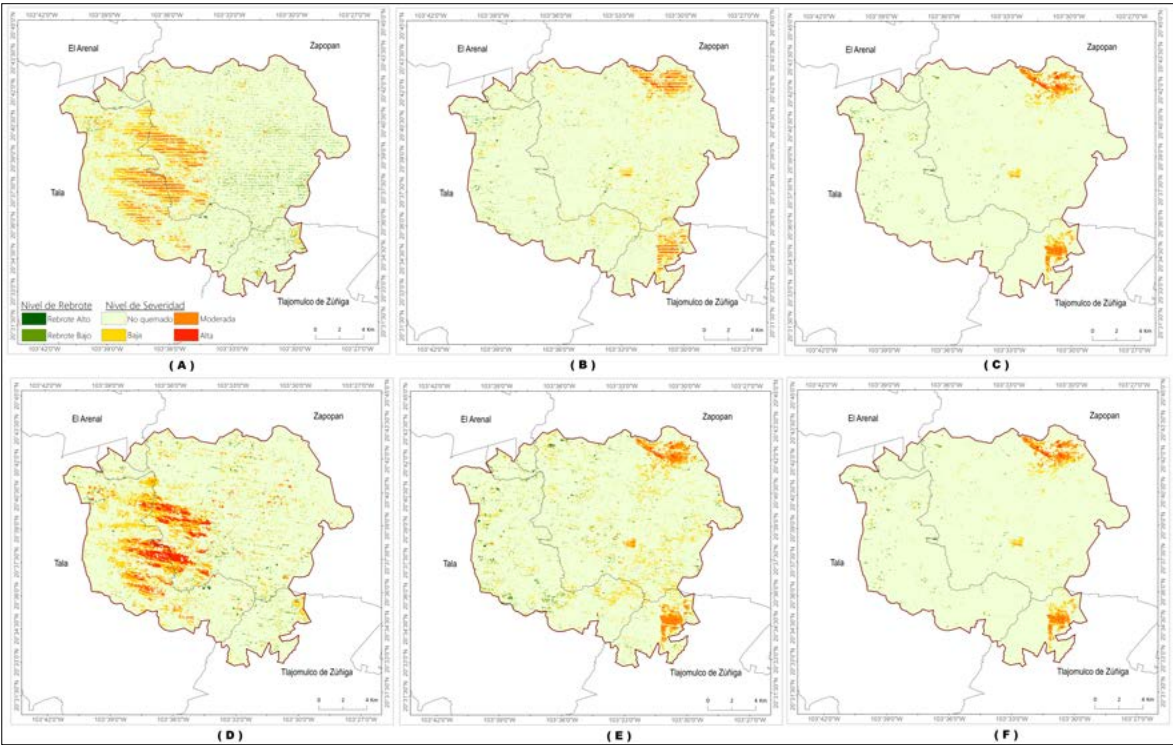


Figura 2. Mapas de áreas quemadas en 2005 y 2008 con plausible nivel de severidad. Interpolación lineal: (A) 2005, h=0.15 (B) 2008, h=0.15 (C) 2008, h=0.23. Interpolación spline (D) 2005, h=0.15 (E) 2008, h=0.15 (F) 2008, h=0.23.

interpoladas linealmente, mientras que los mapas D, E y F lo hacen en imágenes interpoladas vía splines.

En los mapas A y D, la mayoría de los píxeles han sido clasificados como *No quemado*, además, encontramos muchos más píxeles clasificados con un nivel de severidad baja que aquellos con un nivel de severidad moderada (hay 1.8 veces más píxeles con severidad baja que con severidad moderada) y, en un grado mucho menor, severidad alta. La vegetación afectada en esta zona fueron principalmente pastizales nativos e inducidos, seguidos de arbustos y matorrales y en menor medida bosques adultos (bosque de encino-pino).

El bosque de encino-pino y los pastizales inducidos componen también la vegetación afectada en 2008. A inicios de este proyecto desconocíamos que en 2008 efectivamente las autoridades locales en el APFFLP habían registrado un incendio en la zona estimada por nuestro método; aparentemente a la fecha no existe un registro oficial del área total afectada (véase Huerta-Martínez e Ibarra-Montoya, 2014). Se elaboraron mapas de área quemada en 2008 con distintos valores del ancho de banda de BFAST. De acuerdo con la Tabla 2, independientemente del valor de h , la mayor parte de la zona afectada se clasifica con baja severidad. La cantidad de píxeles clasificados con severidad moderada, sin embargo, no es despreciable. Observamos que la fracción de área quemada categorizada con severidad moderada es aproximadamente 1.5 veces más grande con $h = 0.23$ que con $h = 0.15$. Esta característica también se observa en 2005 y 2012, años en los cuales se presentaron incendios grandes en esta zona. Aunque las quemas no suelen presentarse en los mismos píxeles cada año, será interesante estudiar en un futuro si la condición de severidad moderada en una zona está influenciada por la persistencia de los daños causados por un incendio previo. También, la fracción de área quemada categorizada con severidad alta es dos veces más grande con $h = 0.23$ que con $h = 0.15$. Aquellos mapas en los que se utilizó $h = 0.15$ muestran una discontinuidad espacial en el área quemada estimada. Esta discontinuidad es atenuada cuando aumenta el ancho de banda ($h = 0.23$) y cuando se utiliza spline como método de interpolación.

Validación del mapa de área quemada del 2012

Usamos el porcentaje de datos faltantes por píxel como indicador de la calidad de los datos empleados para elaborar nuestro mapa de área quemada de 2012; esta calidad de datos ha sido considerada al calcular la exactitud general de estos mapas. Concretamente, se definió un píxel de baja calidad si su porcentaje de datos faltantes oscila entre el 50 y el 53%. De forma similar, se definió un píxel de calidad moderada si este presenta entre un 47% y un 49% de datos faltantes. Con estas definiciones, calculamos la exactitud general de cada mapa mostrado en la Figura 3 de acuerdo a Congalton y Green (2019); el mapa de referencia contra el que cada uno de nuestros mapas fue comparado es el mapa de área quemada descrito en la sección Datos de referencia. Los métodos usados para rellenar las series de tiempo que dan lugar a los mapas de la Figura 3 se resumen en la Tabla 3.

El Mapa A muestra una clara discontinuidad espacial en el área quemada estimada. Hasta cierto punto las características exhibidas en este mapa también están presentes en el Mapa F. Esta aparente discontinuidad es atenuada cuando aumenta el ancho de banda de BFAST ($h = 0.23$) y cuando se usa spline como método de interpolación (Mapas C y D). Los mapas en los que $h = 0.15$ muestran

Tabla 3. Exactitud general de los mapas de área quemada para 2012 en función de algunas estrategias de llenado de huecos, ancho de banda de BFAST y calidad de datos.

Método de llenado		Exactitud general (%)			
Espacial	Temporal	h	Área completa	Baja calidad	Moderada calidad
	Lineal	0.15	59.62	70.26	92.36
	Lineal	0.23	58.93	69.63	90.71
	Spline	0.15	61.75	70.52	91.61
	Spline	0.23	56.76	67.03	90.39
gdal_fillnodata	Lineal	0.15	63.31	72.74	92.61
filtro ArcMap	Lineal	0.23	51.05	64.28	90.25

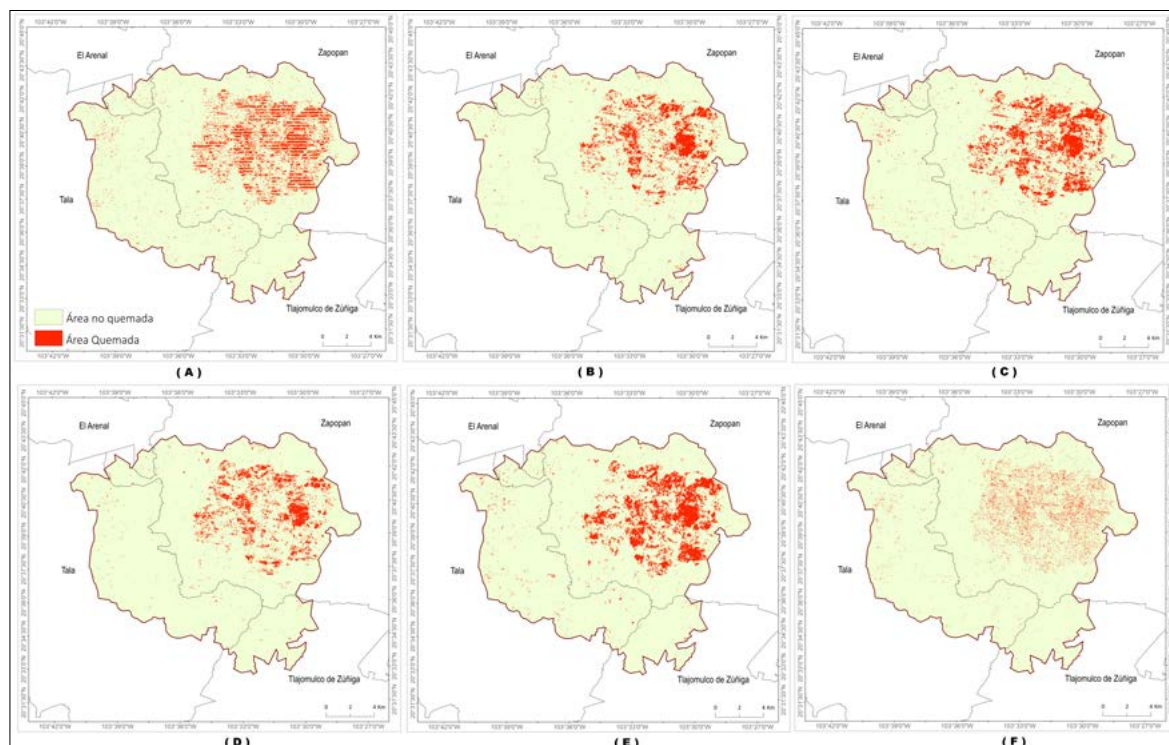


Figura 3. Mapas del área quemada en el 2012. Interpolación lineal: (A) $h=0.15$ (B) $h=0.23$; Interpolación spline (C) $h=0.15$ (D) $h=0.23$; (E) Interpolación con `gdal_fillnodata`, $h=0.15$ (F) Interpolación con `ArcMap`, $h=0.23$.

la mayor exactitud general independientemente de la calidad de los datos, lo que quizás se deba al régimen del fuego característico de La Primavera, al presentar incendios anualmente de baja severidad, lo que hace que exista cierta recuperación, que al analizar los cambios con $h = 0.23$ donde se requiere más de tres años de observación, las condiciones de las áreas quemadas cambien.

Finalmente, la combinación de un enfoque de llenado de huecos espacial y temporal (Mapa E y cuarto renglón en la Tabla 3) produce los niveles de exactitud más altos. Comparado con el enfoque basado únicamente en llenado temporal (Mapas A y B), aparentemente los recursos computacionales invertidos en el llenado de datos espacial y temporalmente propicia un incremento (marginal) en la exactitud global de los mapas.

En promedio, al enfocarse solo en áreas con píxeles de baja calidad, la exactitud general de los mapas de la Figura 3 es de 69%. Esta exactitud general alcanza 91.32% (en promedio) cuando

consideramos píxeles de calidad moderada. Esta mejora en la exactitud general sugiere que nuestro método determinará áreas quemadas apropiadamente cuando los datos (series de tiempo de NDVI y NBR) tengan una buena calidad.

DISCUSIÓN

Al igual que en este trabajo, otros autores han usado series de tiempo de índices espectrales derivados de datos Landsat para mapear áreas quemadas (Stroppiana *et al.*, 2011; Goodwin y Collett, 2014; Hawbaker *et al.*, 2017, entre otros). A diferencia de la mayoría de los métodos para determinar áreas quemadas, el método semi-automatizado de este trabajo no requiere conocimiento previo de la fecha del incendio sino que esta es estimada a través de identificar aquellos cambios abruptos en la serie de NDVI (proxy del estado de la vegetación) que son estadísticamente significativos; tampoco hay

injerencia de experto para determinar el cambio abrupto. Evidencia de esto es la identificación del área quemada en 2008. Estas condiciones son muy útiles cuando se realizan estudios históricos de incendios y no se cuenta con estadísticas de incendios.

Aunque la garantía estadística sobre los cambios abruptos en la vegetación es otra peculiaridad de nuestro método, estos cambios pueden tener diferentes orígenes como, por ejemplo, la deforestación. Por tal razón, se calculó el dNBR, alrededor de la fecha estimada, para evaluar la magnitud del cambio en la condición de la vegetación debido al fuego. A través de la clasificación de severidad propuesta por Key y Benson (2006), se dedujo que la mayoría de los incendios ocurridos en La Primavera de 2003 a 2016 representan una alteración de la vegetación, plausiblemente debida al fuego, con severidad baja.

A diferencia de los métodos citados arriba, el presentado en este texto es de fácil aplicación y nulo costo. Lo primero se debe a que utiliza únicamente dos índices espectrales y lo segundo a que se emplea el lenguaje de programación *R* para llevar a cabo este análisis. Con los datos disponibles, nuestro método produce resultados que corresponden cualitativamente con algunas mediciones hechas en campo (véase Tabla 2), ya que en La Primavera, el mayor incendio se registró en abril de 2005 y afectó 8400 ha (Castillo, 2006) y el segundo mayor incendio se registró en abril de 2012 en 8276 ha (Delgado-Morales, 2012)).

En un extenso estudio de simulación se evaluó la precisión de BFAST para estimar fechas de cambios abruptos sobre series de tiempo interpoladas (véase la sección VIII de Tecuapetla-Gómez *et al.*, 2019). Entre otras cosas, de este estudio se desprende que BFAST tendrá una mayor precisión cuando por píxel las series de tiempo se han interpolado linealmente. Esta característica respalda algunos de los resultados de este trabajo (véase, por ejemplo, la Tabla 3).

RECOMENDACIONES

En el repositorio de GitHub (<https://github.com/inder-tg/burnSeverity>) está el código usado para

generar el análisis presentado en este trabajo, lo que permite que este método pueda aplicarse fácilmente a otras regiones afectadas por incendios. Como estrategia de pre-procesamiento para rellenar datos faltantes, la interpolación lineal (a nivel píxel) aparentemente produce resultados cuantitativamente similares a estrategias más complejas, por ejemplo, la combinación de interpolación espacial y temporal, las cuales tienen un mayor costo computacional.

Aunque las series de tiempo usadas tienen una calidad de datos sub-óptima, nuestro método para identificar áreas quemadas produce resultados cualitativamente similares a algunas mediciones de campo en los incendios registrado en 2005 y 2012. Por tanto, por su nulo costo nuestra propuesta puede emplearse como una estrategia preliminar de monitoreo a largo plazo de área quemada (con una primera estimación de severidad).

APÉNDICE I

El mapa de calidad de datos está disponible gratuitamente en el siguiente enlace: <https://www.dropbox.com/s/ulzhyfyrxnbg6g/calidadDatos-LaPrimavera.png?dl=0>

AGRADECIMIENTOS

Esta nota fue apoyada financieramente por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología a través del proyecto APN2016-2760 “Análisis estadístico de series de tiempo de imágenes satelitales respecto a procesos de desertificación en México.” Los autores están agradecidos con Lilia de Lourdes Manzo Delgado, Leticia Gómez Mendoza y Stéphane Couturier del Instituto de Geografía de la UNAM así como con Rainer Ressler de la CONABIO por sus comentarios que contribuyeron a mejorar las primeras versiones de esta nota. Un agradecimiento especial para Roberto Martínez, de la CONABIO, por sugerirnos el uso de la función `gdal_fillnodata` para rellenar datos faltantes.

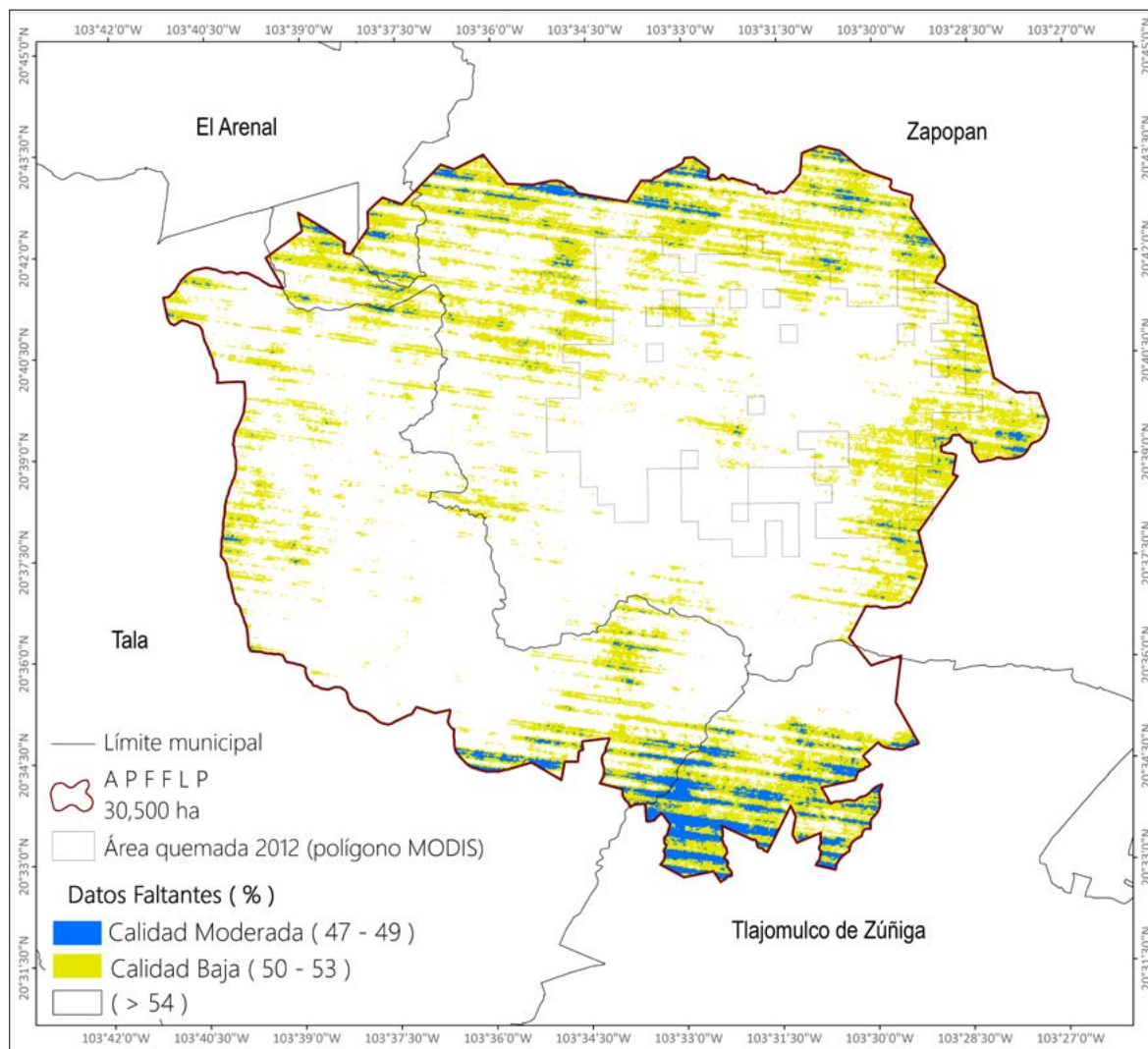


Figura 4. Porcentaje de datos faltantes por píxel en cubo de datos Landsat-7 sobre el APFFLP de 2003 a 2016.

REFERENCIAS

- Boschetti, L., Roy, D., Justice, C. y Humber, M. (2015). MODIS-Landsat Fusion for Large Area 30 M Burned Area Mapping. *Remote Sensing of Environment*, 161, 27–42.
- Caetano, M., Mertes, L., Cadete, L. y Pereira, J. (1996). Assessment of AVHRR Data for Characterizing Burned Areas and Post-Fire Vegetation Recovery. *EARSel Advances in Remote Sensing*, 4, 124–134.
- Carlos-Huerta, J. (2019, 21 de mayo). Registran incendio en el Área Natural Protegida Bosque La Primavera en Jalisco. *El Financiero*, Recuperado de <https://www.elfinanciero.com.mx/occidente/registran-incendio-en-el-area-natural-prottegida-bosque-la-primavera-en-jalisco/>
- Castillo, A. del. (2006). *La Primavera en llamas*. México: CONAFOR.
- Chu, C.-S. J., Hornik, K. y Chung-Ming, K. (1995). MOSUM tests for parameter constancy. *Biometrika*, 82(3), 603–617.
- Chuvieco, E. y Congalton, R. (1988). Mapping and Inventory of Forest Fires from Digital Processing of Tm Data. *Geocarto International*, 3(4), 41–53.
- Chuvieco, E., Giglio, L. y Justice, C. (2008). Global Characterization of Fire Activity: Toward Defining

- Fire Regimes from Earth Observation Data. *Global Change Biology*, 14(7), 1488–1502.
- Cocke, A., Fulè, P. y Crouse, J. (2005). Comparison of Burn Severity Assessments Using Differenced Normalized Burn Ratio and Ground Data. *International Journal of Wildland Fire*, 14(2), 189–198.
- Congalton, R. y Green, K. 2019. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. CRC press.
- Díaz-Delgado, R. (2003). Efecto de La Recurrencia de Los Incendios Sobre La Resiliencia Post-Incendio de Las Comunidades Vegetales de Cataluña a Partir de Imágenes de Satélite. *Revista Ecosistemas*, 12(3).
- Delgado-Morales, A. (2012). Combate de incendios forestales. *Sentidos de La Primavera*, 3, 6–7.
- DeVries, B., Verbesselt, J., Kooistra, L. y Herold, M. (2015). Robust Monitoring of Small-Scale Forest Disturbances in a Tropical Montane Forest Using Landsat Time Series. *Remote Sensing of Environment*, 161, 107–121.
- Doerr, S. H., Shakesby, R., Blake, W., Chafer, C., Humphreys, G. y Wallbrink, P. J. (2006). Effects of Differing Wildfire Severities on Soil Wettability and Implications for Hydrological Response. *Journal of Hydrology*, 319 (1–4), 295–311.
- Escuin, S., Navarro, R. y Fernandez, 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(4), 1053–1073.
- Forsythe, G. E. (1977). Computer Methods for Mathematical Computations. *Prentice-Hall Series in Automatic Computation* 259. Prentice-Hall.
- GDAL. (2019). *GDAL/OGR Geospatial Data Abstraction Software Library*. Open Source Geospatial Foundation. Recuperado de <https://gdal.org>
- Goodwin, N. R. y Collet, L. J. (2014). Development of an Automated Method for Mapping Fire History Captured in Landsat Tm and Etm+ Time Series Across Queensland, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 148, 206–221.
- Hawbaker, T., Vanderhoof, M., Beal, Y-J., Takacs, J. Schmidt, G., Falgout, J., Williams, B. et al. (2017). Mapping Burned Areas Using Dense Time-Series of Landsat Data. *Remote Sensing of Environment*, 198, 504–522.
- Huerta-Martínez, F. e Ibarra-Montoya, J. (2014). Incendios en El Bosque La Primavera (Jalisco, México): un acercamiento a sus posibles causas y consecuencias.” *CienciaUAT*, 9(1), 23–32.
- INEGI. (2016). Conjunto de datos vectoriales de uso del suelo y vegetación, escala 1:250 000, Serie VI, México. Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- Justice, C., Belward, A., Morisette, J., Lewis, P., Privette, J. y Baret, F. (2000). Developments in the Validation of Satellite Sensor Products for the Study of the Land Surface. *International Journal of Remote Sensing* 21(17), 3383–3390.
- Karatzas, J. y Shreve, S. (2012). *Brownian Motion and Stochastic Calculus*. Vol. 113. Springer. Science & Business Media.
- Key, C. y Benson, N. (2006). Landscape Assessment (LA) Sampling and Analysis Methods. USDA Forest Service Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD.
- López-García, A. R. (2020). Estudio de la severidad y regeneración de la vegetación por el incendio de 2012 en el bosque La Primavera (México) Mediante Imágenes Landsat 7.” *Revista Cartográfica*, 101, 35–50.
- Lutes, D., Keane, R., Caratti, J., Key, C., Benson, N., Sutherland, S. y Gangi, L. (2006). FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System. Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164. Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station.
- Martín, M. P. y Chuvieco, E. (2001). Propuesta de un nuevo índice para cartografía de áreas quemadas: aplicación a imágenes NOAA-AVHRR y Landsat-TM. *Revista de Teledetección*, 16, 57–64.
- Masek, J. G., Vermote, E., Saleous, N., Wolfe, R., Hall, F., Huemmrich, K., Gao, F., Kutler, J. y Lim, T.-K. (2006). A Landsat Surface Reflectance Dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(1), 68–72.
- Moody, J., Shakesby, R., Robichaud, P., Cannon, S. y Martin, D. (2013). Current Research Issues Related to Post-Wildfire Runoff and Erosion Processes. *Earth-Science Reviews*, 122, 10–37.
- Moritz, S. y Bartz-Beielstein, T. (2017). ImputeTS: Time Series Missing Value Imputation in R. *The R Journal*, 9(1), 207–218.
- Neath, A. y Cavanaugh, J. (2012). The Bayesian Information Criterion: Background, Derivation, and Applications. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 4(2), 199–203.
- Pérez-Vega, I. (2019, 21 de abril). Se han registrado siete incendios en el Bosque La Primavera; Jalisco. es el séptimo lugar a escala nacional.” *México: UDG TV*. Disponible en <https://udgtrv.com/noticias/registradosiete-incendios-bosque-primavera-jalisco-septimo-lugar-escala-nacional/>
- Robichaud, P., Lewis, S., Laes, D., Hudak, A., Kokaly, R. y Zamudio, J. (2007). Postfire Soil Burn Severity Mapping with Hyperspectral Image Unmixing. *Remote Sensing of Environment*, 108(4), 467–480.
- Rogan, J. y Yool, S. R. (2001). Mapping Fire-Induced Vegetation Depletion in the Peloncillo Mountains,

- Arizona and New Mexico. *International Journal of Remote Sensing*, 22(16), 3101–3121.
- Romo, P. (2019, 13 de mayo). (2019). Bosque La Primavera, En Guadalajara, registra 47 incendios. *El Economista*. Disonoble en <https://udgtv.com/noticias/registrado-siete-incendios-bosque-primavera-jalisco-septimo-lugar-escala-nacional/>
- Schultz, M., Clevers, J., Carter, S., Verbesselt, J., Avitabile, V., Quang, H. y Herold, M. (2016). Performance of Vegetation Indices from Landsat Time Series in Deforestation Monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52, 318–327.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimensional of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464.
- Semarnat. (2000). Programa de Manejo Área de Protección de Flora y Fauna La Primavera. México: CONANP.
- Stroppiana, D., Bordogna, G., Boschetti, M., Carrara, P., Boschetti, L. y Brivio, P. (2011). Positive and Negative Information for Assessing and Revising Scores of Burn Evidence. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(3), 363–367.
- Tecuapetla-Gómez, I., Villamil-Cortez, G. y Cruz-López, M. (2019). On the Potential of BFAST for Monitoring Burned Areas Using Multi-Temporal Landsat-7 Images. *arXiv Preprint arXiv:1912.01543*.
- Verbesselt, J., Hyndman, R., Newnham, G. y Culvenor, D. (2010a). Detecting Trend and Seasonal Changes in Satellite Image Time Series. *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 106–115.
- Verbesselt, J., Hyndman, R., Zeileis, A. y Culvenor, D. (2010b). Phenological Change Detection While Accounting for Abrupt and Gradual Trends in Satellite Image Time Series. *Remote Sensing of Environment*, 114(12), 2970–2980.
- Vermote, E., Tanré, D., Deuze, J., Herman, M. y Morcrette, J.-J. (1997). Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6s: An Overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3), 675–686.
- Watts, L. y Laffan, S. (2014). Effectiveness of the BFAST Algorithm for Detecting Vegetation Response Patterns in a Semi-Arid Region. *Remote Sensing of Environment*, 154, 234–245.
- Wu, L., Li, Z., Liu, X., Zhu, L., Tang, Y., Zhang, B., Xu, B., Liu, M., Meng, Y. y Liu, B. (2020). Multi-Type Forest Change Detection Using Bfast and Monthly Landsat Time Series for Monitoring Spatiotemporal Dynamics of Forests in Subtropical Wetland. *Remote Sensing*, 12(2).
- Zewdie, W., Csaplovics, E. e Inostroza, L. (2017). Monitoring Ecosystem Dynamics in Northwestern Ethiopia Using NDVI and Climate Variables to Assess Long Term Trends in Dryland Vegetation Variability. *Applied Geography*, 79, 167–178.
- Zhu, Z. y Woodcock, C. (2012). Object-Based Cloud and Cloud Shadow Detection in Landsat Imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 83–94.