

Clasificación de tendencias de NDVI en la península de Yucatán, México, de 2014 a 2020

Classification of NDVI Trends in the Yucatan Peninsula, Mexico, from 2014 to 2020

Inder Tecuapetla-Gómez,* Alfonso Carbajal-Domínguez** y Valeria Montesinos-Chica***

Recibido: 19/09/2022. Aprobado: 22/10/2022. Publicado: 28/11/2022.

Resumen. La península de Yucatán (LPY) alberga 32% de las selvas tropicales de México. Por ello esta zona presenta una alta densidad de nubes a lo largo del año, característica que resulta un reto particular para cualquier estudio de monitoreo de la vegetación a mediano y largo plazo basado en series de tiempo de imágenes satelitales. En este artículo presentamos los resultados de un análisis de clasificación de tendencias de una serie de tiempo (11 imágenes Landsat-7 ETM+ y 150 Landsat 8 OLI) del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés) por tipo de suelo y vegetación en la región oriental de Escárcega, Campeche, en LPY de 2014 a 2020.

Aplicamos el algoritmo bfast01 para clasificar píxeles por tendencias lineales, globales (una línea con pendiente positiva o negativa a lo largo del periodo de estudio) o locales (dos segmentos de línea con pendiente positiva o negativa en cada segmento). A partir del análisis se deduce que la mayor parte de la región estudiada tiene NDVI con tendencias lineales globales (pardeamiento: 47%; enverdecimiento: 15.39%) y en menor grado tendencias lineales locales (pardeamiento demorado: 20.66%; pardeamiento a enverdecimiento: 6.04%; enverdecimiento demorado: 5.26%; enverdecimiento a pardeamiento: 3.88%).

Consideramos que el enverdecimiento generalizado (el agregado de las clases enverdecimiento, enverdecimiento demorado y pardeamiento a enverdecimiento) y el pardeamiento generalizado (el agregado de las clases pardeamiento, pardeamiento demorado y enverdecimiento a pardeamiento) pueden interpretarse como dinámicas con indicios significativos de recuperación y degradación del NDVI, respectivamente. Dichas dinámicas fueron identificadas principalmente en la selva mediana subperennifolia (enverdecimiento generalizado: 10.26%; pardeamiento generalizado: 25.43%), selva baja espinosa subperennifolia (7.66 y 21.76) y en la vegetación secundaria arbórea de selva mediana (3.26 y 10.93). En 2017 y 2018 se identificaron las áreas más grandes con alguna clase de tendencia local lineal.

Palabras clave: NVDI, análisis de tendencias, series de tiempo, gapfill, estimación de abruptos

Abstract. The Yucatan Peninsula (YP) is home to 32% of tropical forests of Mexico. Consequently, this area has a high cloudiness throughout the year, which represents a particular challenge for any mid- and long-term plant monitoring study based on satellite-image time series. This paper reports the results of a trend classification analysis of a time series (11 Landsat-7 ETM+ and 150 Landsat 8 OLI images) of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by

* Programa Investigadoras e Investigadores por México, CONACyT. Dirección de Geomática, CONABIO. 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.

** Posgrado de Geografía, UNAM. Circuito de la Investigación Científica, Ciudad Universitaria, C.U., Coyoacán, 04510, Ciudad de México, México. Email: alfonsocd88@gmail.com

*** Facultad de Ciencias, UNAM. Batallones Rojos 205, Edificio 30, Depto. 401, U.H. Albarrada, Col. Progresista, 09240, Iztapalapa, Ciudad de México, México. Email: vale_montesinos@ciencias.unam.mx

soil and vegetation types in the eastern region of Escarcega, Campeche (YP) from 2014 to 2020.

We applied the bfast01 algorithm to classify pixels according to linear trends, either global (a line with a positive or negative slope through the study period) or local (two linear segments, each with a positive or negative slope). The analysis reveals that most of the study region has NDVI values with global linear trends (browning: 47%; greening: 15.39%) and, to a lesser degree, local linear trends (delayed browning: 20.66%; browning to greening: 6.04%; delayed greening: 5.26%; greening to browning: 3.88%)

We consider that generalized greening (which pools the greening, delayed greening, and browning to greening clas-

ses) and generalized browning (which pools the browning, delayed browning, and greening to browning classes) can be interpreted as dynamics with significant signs of recovery and degradation of the NDVI, respectively. These dynamics were identified mainly in the semi-evergreen medium tropical forest (generalized greening: 10.26%; generalized browning: 25.43%), semi-evergreen low thorny tropical forest (7.66 and 21.76) and the secondary tree vegetation of the medium tropical forest (3.26 and 10.93). The largest areas with any kind of linear local trend were identified in 2017 and 2018.

Keywords: NVDI, trend analysis, time series, gapfill, abrupts estimation

INTRODUCCIÓN

Una gran variedad de ecosistemas se encuentran amenazados por el cambio climático, la contaminación, la deforestación, la degradación de suelos, la escasez de agua, la generación de residuos, así como pérdida de biodiversidad relacionada con las actividades humanas (Beraldi-Campesi, 2014). El análisis de acervos de imágenes satelitales representa una alternativa económica, aunque indirecta, para monitorear a mediano y largo plazo el estado que guarda la diversidad de plantas y animales en diferentes ecosistemas terrestres. Por ejemplo, a nivel global se han documentado las tendencias de deforestación y degradación a partir de analizar índices –proxy del estado real– de vegetación, y mediciones de temperatura, precipitación y otras variables climáticas derivadas de imágenes satelitales (Yang *et al.*, 2013; Vicente-Serrano *et al.*, 2013; Liu *et al.*, 2015).

Debido a su resolución temporal (16 días) y espacial (hasta 30 m), la familia de satélites Landsat ha brindado múltiples casos de éxito para analizar e interpretar fenómenos naturales o impactos ambientales a nivel regional durante más de cuatro décadas (Loveland y Dwyer, 2012). Por ejemplo, Duveiller *et al.* (2008), Broich *et al.* (2011) y Ernst *et al.* (2013) estudiaron zonas tropicales con el interés de monitorear –y evaluar cuando fue posible– deforestación, reforestación, degradación y regeneración de la vegetación. DeVries *et al.* (2015) desarrollaron un sistema de monitoreo de cambios en la vegetación en algunas selvas de Etiopía, mientras que Zhu *et al.* (2016) utilizaron imágenes

Landsat 5, 7 y 8, para determinar tendencias de verdor en China.

Distintas áreas de México también han sido objeto de estudios basados en imágenes Landsat. En particular, se ha estudiado la dinámica espacio-temporal del NDVI y sus aplicaciones. Se conocen, por ejemplo, estudios de tendencias de NDVI Landsat 5 sobre manglares del noroeste de México (Flores-Cárdenas *et al.*, 2017); análisis de cambio en series anuales de NDVI con Landsat 4, 5 y 7 sobre la Sierra Madre Occidental en Durango (Novo-Fernández *et al.*, 2018); análisis de cambios en el uso de suelo y cobertura en el área metropolitana de Tepic-Xalisco establecidos a través de imágenes Landsat multi-anuales (Ávalos-Jiménez *et al.*, 2018); y estudios de la variabilidad de NDVI Landsat-7 en algunas zonas de Baja California Sur (Maldonado-Enríquez *et al.*, 2020).

En años recientes, la investigación científica sobre regiones selváticas y boscosas tropicales ha experimentado un creciente interés. Se ha cuantificado, por ejemplo, el elevado peligro de incendio al que están sometidos estos ecosistemas, derivado por una parte de huracanes que aportan carga de combustibles (pedazos de madera, hojarasca, etc.) y por otra parte los factores antropogénicos (cambio de uso de suelo, mal uso del fuego) que resulta en deforestación y fragmentación (Rodríguez-Trejo *et al.*, 2011). Aunque el fuego no es la única causa de la degradación del suelo y la vegetación, para países tropicales la degradación de sus selvas se traduce en importantes impactos ecológicos y económicos (Armenteras *et al.*, 2020).

Es plausible que el primer paso para el establecimiento de sistemas robustos de monitoreo de la degradación y recuperación de la vegetación de las selvas y bosques tropicales sea la clasificación cuantitativa de tendencias de NDVI en estas zonas. En el contexto mexicano, el 48% de estas se encuentran en los estados del sureste; 32.11% en la península de Yucatán, de los cuales el 12.43% se ubican en el estado de Campeche (INEGI, 2018). Por su condición de zona tropical, la alta frecuencia de nubes en la península de Yucatán representa un reto mayor para los estudios a largo plazo basados en imágenes satelitales (Mitchard et al., 2012); esta característica pudiera explicar los escasos artículos científicos dedicados al monitoreo de los cambios paulatinos y abruptos de la vegetación de esta región.

OBJETIVO

Identificar las tendencias globales y locales en una serie de tiempo NDVI Landsat de 2014 a 2020

en una zona de interés en la península de Yucatán, México.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio y cubo de datos

El estudio se realizó en la región oriental de Escárcega, Campeche (Figura 1) en la península de Yucatán ($90^{\circ}3'47.01''$ y $90^{\circ}25'37.88''$ O, $18^{\circ}59'45.01''$ y $18^{\circ}11'50.11''$ N). La región de interés colinda con la Reserva de la Biosfera Calakmul, un territorio con presión antropogénica por el cambio de uso de suelo, debido a la expansión de la frontera agropecuaria del sureste (Velasco y Torres, 2019).

Datos del inventario nacional de usos de suelo y tipos de vegetación del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2018; <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463842781>), han evidenciado que en el área de estudio hay una superficie importante de selva en estado conservado. Se utilizó la

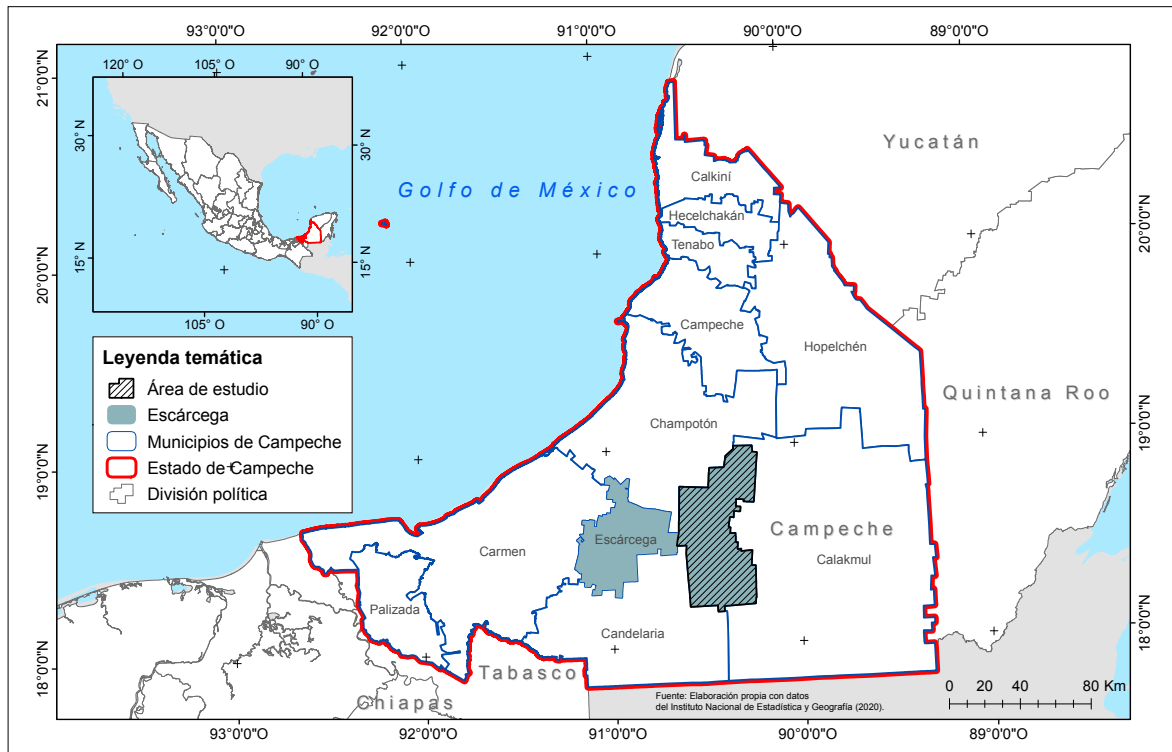


Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio.

información de este inventario concerniente a la clasificación de tipo de suelo y vegetación como material auxiliar en esta investigación, aunque al analizar las tendencias se excluyeron del área de interés los polígonos correspondientes a asentamientos humanos y cuerpo de agua.

Los tipos de selva que se encuentran en la zona son selva baja espinosa subperennifolia y selva mediana subperennifolia. Ambos tipos de vegetación, en estado primario y secundario (arbustivo y arbóreo), tienen alturas del estrato arbóreo clasificado como bajo (4 a 14 m) y mediano (15 a 30 m). El componente arbóreo de esta vegetación pierde entre 25-50% de su follaje estacionalmente. Esta característica está determinada por la composición florística y estructura de cada subregión, variables meteorológicas o, incluso, como consecuencia de la actividad antropogénica (Van Schaik, Terborgh y Wright, 1999; Zamora-Crescencio *et al.*, 2017). Esta vegetación se ubica a una altitud de 2 a 255 m. Según García (2001), el clima es considerado Aw1 (cálido subhúmedo), con un rango de temperatura anual de 24 °C a 26 °C. La precipitación anual es de 1000 a 1500 mm (Cuervo-Robayo *et al.*, 2014).

La evidencia empírica sobre la proximidad de mediciones *in-situ* de la productividad primaria neta y el NDVI ha permitido que este índice, atribuido a Tucker (1979), haya sido empleado en una copiosa cantidad de estudios sobre monitoreo de la vegetación. Por completitud, se recuerda que

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

donde NIR y RED hacen referencia a los valores de reflectancia del infrarrojo cercano y reflectancia del rojo, respectivamente. Dependiendo del sensor, las bandas RED y NIR se ubican en posiciones distintas, por ejemplo, para las imágenes Landsat-7 ETM+, RED y NIR están en las bandas 3 y 4, respectivamente, mientras que para el sensor Landsat 8 OLI estas se encuentran en las bandas 4 y 5.

Este tipo de índices de vegetación espectral se consideran como una medida de abundancia de la clorofila y absorción de energía (Myneni *et al.*, 1995). Por construcción, el NDVI toma valores en el intervalo [-1,1]: valores mayores a 0.4 son

típicamente relacionados a una mayor actividad fotosintética mientras que valores menores o cercanos a cero suelen reportarse en áreas con poca o nula cobertura vegetal.

El análisis de la calidad de las imágenes, la correspondiente imputación estadística de datos faltantes, el análisis de tendencias y la generación de gráficos para resumir algunos resultados fueron efectuados con diversos paquetes del lenguaje de programación R (R Core Team, 2022).

Procesamiento de imágenes

Se utilizaron imágenes Landsat 8 OLI del path/row 20/47 durante el periodo 2014-2020. Estas imágenes fueron descargadas gratuitamente del repositorio GloVis (GloVis, 2021; <https://glovis.usgs.gov/>). La resolución espacial (30 m) y temporal (16 días) hacen ideal el uso de este acervo para monitoreo remoto de la vegetación.

A pesar de la conocida falla del Scan Line Corrector del sensor Landsat-7 ETM+, la cual representa la pérdida de cerca del 22% de información en cada imagen obtenida después de mayo de 2003 (Zhang, Li, y Travis, 2007), las bandas espectrales de este sensor tienen la mayor cercanía con aquellas de Landsat 8 OLI. Por ejemplo, las bandas azul, verde y roja de ETM+ coinciden en 98.83, 98.30 y 98.9% con las correspondientes bandas espectrales de Landsat 8 OLI. Además, el intervalo de longitud de onda que define a la banda NIR de 8 OLI está contenido en aquel del NIR de Landsat-7 ETM+ (Roy *et al.*, 2016).

Debido a que, en 2014, 2016, 2018 y 2019 solo fue posible adquirir 22 imágenes Landsat 8 OLI, aunado a que algunas de las imágenes originales presentaban a lo más 15% de datos disponibles (debido a la alta frecuencia de nubes en la zona), se optó por reemplazar 11 imágenes Landsat 8 OLI por las imágenes Landsat-7 ETM+ con la fecha de adquisición más cercana. De este modo se aseguró la existencia de 23 imágenes por año –condición deseable en estudios temporales basados en imágenes Landsat– y se mejoró la calidad del acervo estudiado, véase Tabla 1. Este tipo de estrategia de consolidación del acervo a estudiar es un procedimiento estándar (Zhu *et al.*, 2016; Novo-Fernández *et al.*, 2018; Xu y Guo, 2014).

Las imágenes Landsat-7 ETM+ fueron generadas a partir del Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System (LEDAPS), con un nivel de procesamiento L1T de reflectancia de la superficie (Vermote *et al.*, 1997; Masek *et al.*, 2006). La corrección radiométrica de las imágenes Landsat 8 OLI, así como el enmascaramiento de nubes y sombras de nubes de todo el acervo (161 imágenes) se efectuó con el paquete RSToolbox de Leutner, Horning, y Schwalb-Willmann (2019).

Inicialmente, las imágenes Landsat-7 ETM+ (con el bandeado conocido) y las Landsat 8 OLI (con datos faltantes) fueron rellenadas con el algoritmo gapfill, el cual es un método espacio-temporal que permite rellenar datos faltantes en imágenes satelitales siempre y cuando algunas consideraciones teóricas se satisfagan (Gerber *et al.*, 2018). La verificación automatizada de estas condiciones junto con el correspondiente rellenado de datos faltantes, está implementada en la función Gapfill() del paquete gapfill (Gerber, 2021) la cual fue utilizada en este estudio.

En aquellas zonas del acervo con muy alta frecuencia de datos faltantes, las condiciones teóricas del algoritmo no pudieron satisfacerse y, por tanto, esas zonas no pudieron ser rellenadas con gapfill. Para obtener una base de datos sin valores faltantes, al igual que ha ocurrido con otros estudios que han usado gapfill (Weiss *et al.*, 2014; Sun *et al.*, 2017; Li *et al.*, 2018; Zhu *et al.*, 2018), fue necesario aplicar una estrategia complementaria. En este estudio, se empleó el modelo clásico de interpolación lineal implementado en la función na_interpolation() del paquete imputeTS de Moritz y Bartz-Beielstein (2017).

Clasificación de tendencias en series de tiempo de NDVI

Como primer paso se aplicó bfast01 de De Jong *et al.* (2013) a los píxeles del cubo de datos para determinar estadísticamente la existencia de un punto de cambio en la tendencia de la serie de tiempo -a nivel píxel- de NDVI. Posteriormente, se aplicó la función bfast01classify sobre el objeto devuelto por bfast01 para clasificar el píxel por tipo

Tabla 1. Fechas de adquisición y porcentaje de datos disponibles (d.d.) de las imágenes Landsat 8 OLI con su correspondiente imagen Landsat-7 ETM+ sustituta.

Fecha Landsat 8 OLI	% d.d.	Fecha Landsat-7 ETM+	% d.d.	% d.d.d.g.
2/22/2014	14.04	2/14/2014	83.42	99.73
4/11/2014	12.38	4/3/2014	65.21	65.21
5/29/2014	0.22	5/21/2014	51.54	75.26
11/1/2014	0	11/13/2014	78.34	79.46
11/21/2014	0	11/29/2014	81.7	82.71
12/7/2014	3.53	12/15/2014	82.38	82.38
6/1/2015	0.44	6/9/2015	43.5	84.58
6/30/2016	0	6/27/2016	60.64	90.73
6/22/2017	0.39	6/30/2017	58.7	96.69
8/9/2017	0	8/1/2017	62.43	80.54
10/12/2017	3.68	10/4/2017	56.25	91.67
12/15/2017	0	12/7/2017	46.81	92.51
1/30/2018	0	1/24/2018	38.03	83.26
12/21/2019	0	12/29/2019	62	91.68
12/7/2020	0	12/15/2020	38.66	94.56

Nota: las letras d.g. abrevia la expresión “después de aplicar gapfill”.

de tendencia. Cuando `bfast01` determina que no existe un punto de cambio en la serie de tiempo, `bfast01classify` aún puede determinar si existe una tendencia global, lineal y monótona (con pendiente positiva o negativa). Tanto `bfast01` como `bfast01classify` están implementados en el paquete de R `bfast` (Verbesselt *et al.*, 2021). A continuación, explicamos los detalles técnicos alrededor de la estrategia de análisis.

bfast01: determinando estadísticamente un cambio abrupto en la tendencia

Denotemos por y_t el valor del NDVI al tiempo t y suponemos que se satisface la siguiente representación:

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

donde T_t y S_t denotan los componentes de tendencia y estacionalidad, respectivamente; ε_t denota un error de medición el cual se supone aleatorio, independiente, con media cero y varianza común. La letra N denota el número de observaciones en la serie de tiempo.

Aunque la representación de arriba es idéntica a la empleada en `bfast` de Verbesselt *et al.* (2010), `bfast01` considera una tendencia con representación

$$T_t = \alpha_1 + \alpha_2 t, \quad t = 1, \dots, N.$$

Es decir, `bfast01` considera como hipótesis inicial la existencia de una tendencia lineal global para la serie de tiempo y como hipótesis secundaria la existencia de dos tendencias lineales locales en igual número de segmentos definidos por medio de un cambio abrupto (punto de cambio) en el valor nominal de la tendencia. En comparación, la hipótesis secundaria de `bfast` considera múltiples segmentos y tendencias lineales locales. Esta simplificación hace posible que la estimación de `bfast01` sea muy sencilla ya que solo es necesario resolver un problema de optimización para ajustar el modelo; `bfast` requiere resolver múltiples problemas de optimización de forma iterativa, lo que deriva en cómputo más intenso. Al enfocarse en encontrar un punto de cambio, `bfast01` determina aquel cambio abrupto con mayor influencia

sobre la serie de tiempo, es decir `bfast01` reporta el cambio abrupto con mayor magnitud (valor absoluto del *salto* de la serie de tiempo en el punto de cambio estimado).

El procedimiento estadístico usado en `bfast01` para determinar un cambio abrupto en la tendencia, depende de un *ancho de banda*, denotado como w , un número en el intervalo $[1, N]$ y que puede interpretarse como el porcentaje de datos empleados en distintas partes del algoritmo. Como argumentan Tecuapetla-Gómez, Villamil-Cortez y Cruz-López (2021), el ancho de banda w en esencia controla la distancia mínima necesaria entre dos puntos de cambio consecutivos para que éstos sean detectados. En el presente estudio $w = 0.25$, por lo que usar $w = 0.25$ implica que la distancia mínima necesaria entre cualquier punto del tiempo y un punto de cambio estadísticamente significativo es aproximadamente 24 observaciones NDVI (1 año y 16 días, de acuerdo a la resolución temporal de Landsat). Observe que esto también implica, con este valor de ancho de banda, que no es posible determinar puntos de cambio anteriores al 2015 ni posteriores a 2019. Similarmente, si $w = 0.5$, entonces son necesarias 37 observaciones (1 año, 6 meses y 16 días) para poder identificar un cambio abrupto.

bfast01classify: clasificando tendencias

Una vez aplicado `bfast01` a un pixel, el siguiente paso consistió en clasificar su tendencia. Esta tarea fue realizada con la función `bfast01classify` la cual, a partir de la tendencia estimada, clasifica píxeles en ocho posibles clases:

1. Enverdecimiento: tendencia lineal global creciente (con pendiente positiva)
2. Pardeamiento: tendencia lineal global decreciente (con pendiente negativa)
3. Enverdecimiento sostenido: tendencia lineal local creciente antes y después del cambio abrupto
4. Pardeamiento sostenido: tendencia lineal local decreciente antes y después del cambio abrupto
5. Enverdecimiento demorado: tendencia lineal local estable (pendiente cercana a cero) o cre-

- ciente antes de un cambio abrupto hacia abajo seguido de una tendencia lineal local creciente
6. Pardeamiento demorado: tendencia lineal local estable o decreciente antes de un cambio abrupto hacia arriba seguido de una tendencia lineal local decreciente
 7. Enverdecimiento a pardeamiento: tendencia lineal local creciente con un cambio abrupto seguido de una tendencia lineal local decreciente
 8. Pardeamiento a enverdecimiento: tendencia lineal local decreciente con un cambio abrupto seguido de una tendencia lineal local creciente

Más detalles sobre la definición de estas clases pueden encontrarse en De Jong *et al.* (2013) y la documentación de `bfast01classify` en Verbesselt *et al.* (2021).

RESULTADOS

Para ejemplificar las definiciones presentadas en la sección anterior, la Figura 2 muestra los tipos de tendencias más comunes encontradas en el área

de estudio. Como se presentan en la Figura 3, las tendencias de tipo 3 (enverdecimiento sostenido) y 4 (pardeamiento sostenido) tienen una presencia marginal en la zona.

Un estudio (no incluido) de robustez de `bfast01` para clasificar las tendencias en función de los valores de ancho de banda γ , arrojó resultados cuantitativamente similares, por lo que a continuación describiremos las tendencias estimadas por `bfast01` con $\gamma = 1$ (este valor hace posible la identificación de cambios abruptos en el periodo 2015-2019).

Resulta de interés categorizar los píxeles del área en tipos de tendencias y usos de suelo y vegetación. Las Figuras 4, 5 y 6 resumen la categorización que se obtiene al usar el método de interpolación lineal para rellenar datos faltantes y `bfast01` con ancho de banda $\gamma = 1$ para estimar tendencias.

La selva mediana subperennifolia cubre el porcentaje más grande del área de estudio (35.82%); de esta área, la porción más grande –25.55%– experimenta algún tipo de pardeamiento mientras que el restante 10.26% fue clasificado con algún tipo de enverdecimiento. La segunda clase más grande de vegetación es la selva baja espinosa subperennifolia –29.56%–, la cual presentó tres

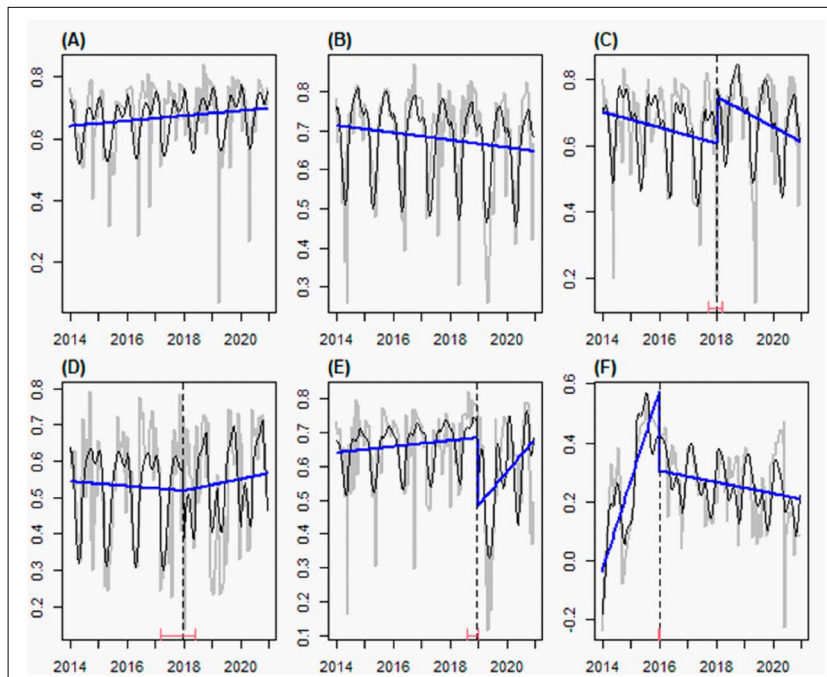


Figura 2. Tipos de tendencias en algunas series temporales del área de estudio. (A) enverdecimiento; (B) pardeamiento; (C) pardeamiento demorado; (D) pardeamiento a enverdecimiento; (E) enverdecimiento demorado; (F) enverdecimiento a pardeamiento.

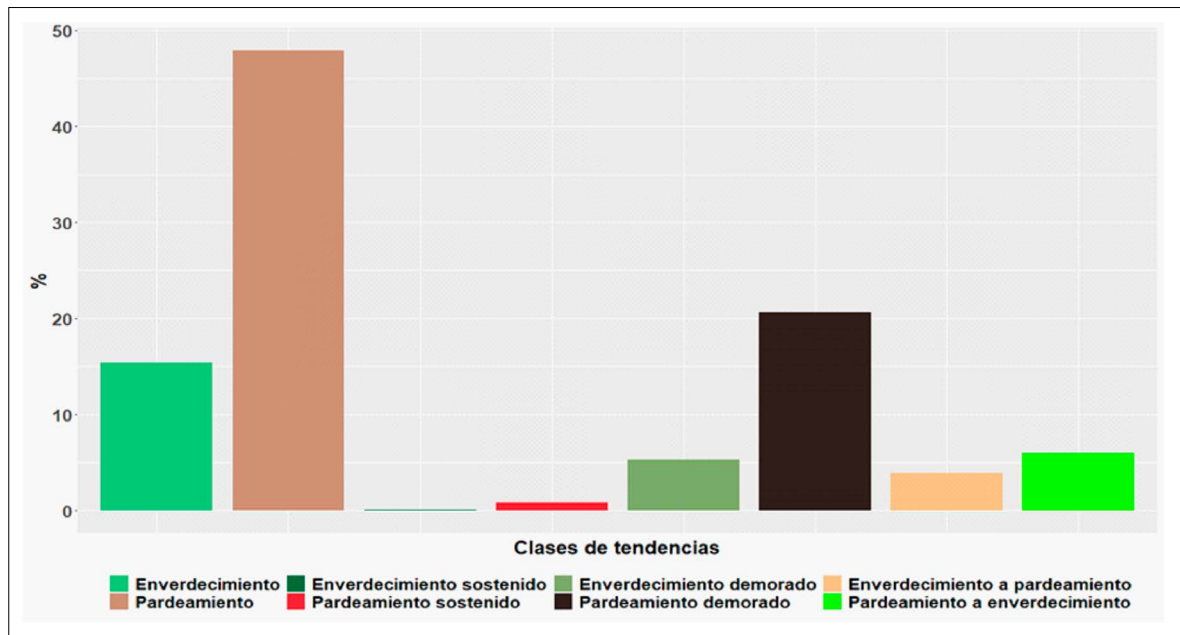


Figura 3. Porcentaje del área de estudio clasificada por tipo de tendencia.

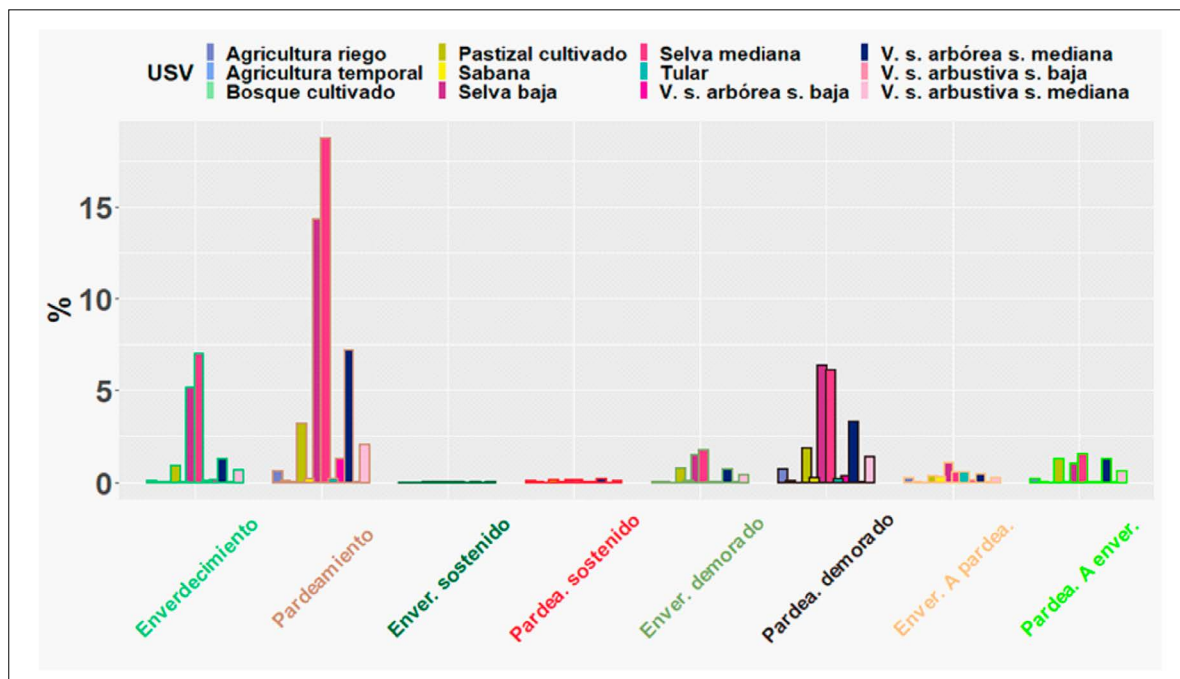


Figura 4. Clasificación de tendencias de NDVI por tipo de uso de suelo y vegetación (USV).

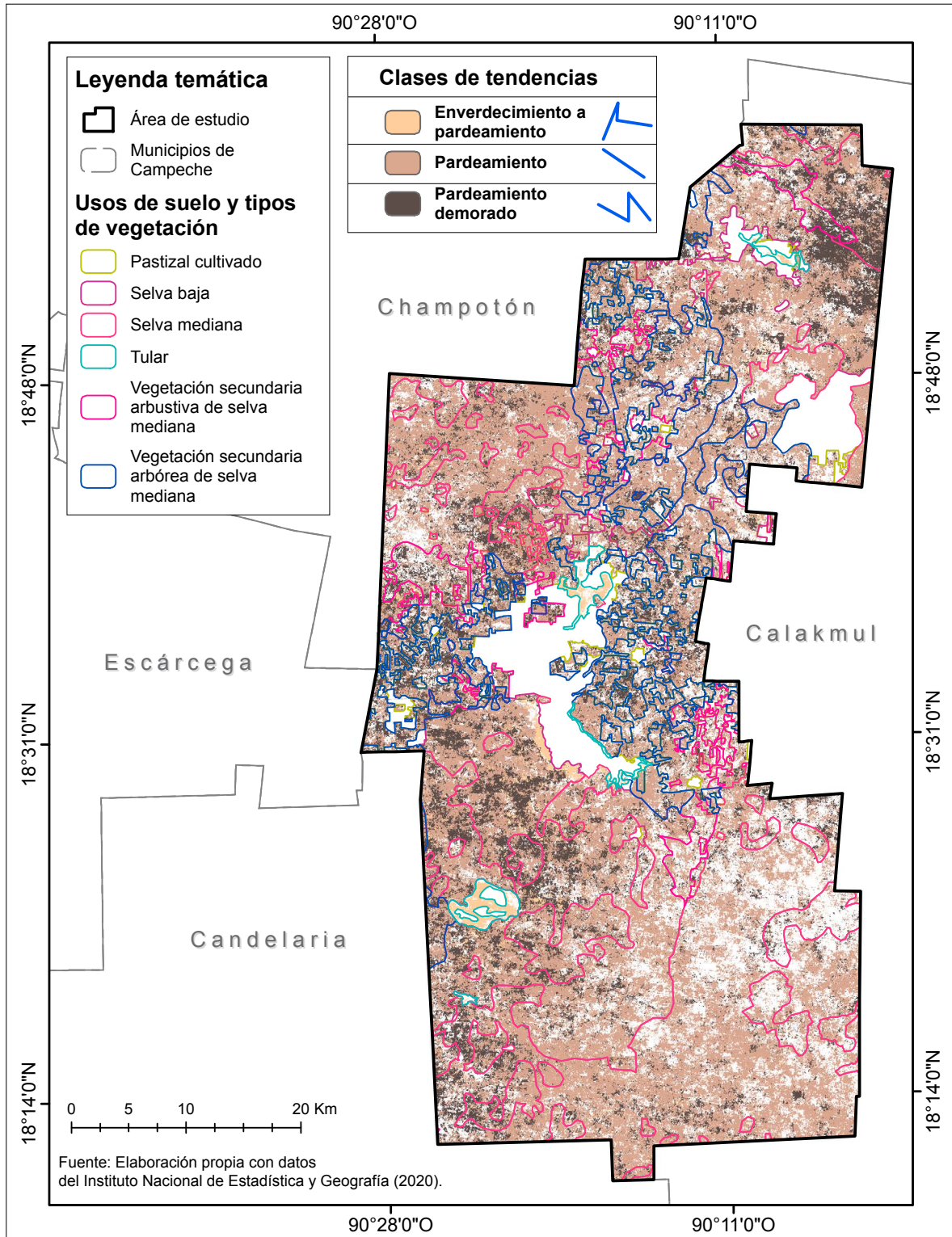


Figura 5. Distribución espacial de pardeamiento generalizado por tipo de suelo y vegetación.

veces más zonas con pardeamiento (21.89%) que enverdecidas (7.67%). La vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia cubre el 14.37% del territorio estudiado de los cuales 11.10% presentó pardeamiento y solo el 3.26% algún tipo de enverdecimiento. Similarmente, del 8.5% marcado como pastizal cultivado, 5.59% mostró pardeamiento en su NDVI contra el 2.95% de enverdecimiento. El patrón de observar más área clasificada con pardeamiento que con enverdecimiento se mantiene en el resto de los tipos de vegetación: en la vegetación secundaria arbustiva de selva mediana subperennifolia -5.36% del área-, 3.75% reporta pardeamiento contra 1.6% que presenta algún tipo de enverdecimiento; el resto de tipos de vegetación y uso de suelo cubre el 6.32% del área de estudio muestra 5.34% y 0.97% de pardeamiento y enverdecimiento, respectivamente.

Las Figuras 4, 5 y 6 revelan también que en gran parte del área de estudio encontramos tendencias globales de crecimiento y decrecimiento del NDVI. En efecto, el 47.87% del área ha sido clasificada con pardeamiento, es decir, tendencia de clase 2 (tendencia global lineal decreciente) mientras que el 15.39% ha sido clasificada con tendencia clase 1 (tendencia global lineal creciente), es decir, con enverdecimiento. La Figura 4 muestra que son prácticamente inexistentes las tendencias de las clases 3 (enverdecimiento sostenido) y 4 (pardeamiento sostenido).

Los píxeles de las clases pardeamiento demorado (20.66%), pardeamiento a enverdecimiento (6.04%), enverdecimiento demorado (5.26%) y enverdecimiento a pardeamiento (3.88%) presentan tendencias decrecientes y/o crecientes antes o después de un cambio abrupto. Esta dinámica de la tendencia puede interpretarse como signo de recuperación (pardeamiento a enverdecimiento y enverdecimiento demorado) o degradación (pardeamiento demorado y enverdecimiento a pardeamiento) del NDVI después de reportar un cambio abrupto en su valor. Con esto en mente, en los siguientes apartados se discute la distribución espacial y temporal de los tipos de tendencia mencionados en este párrafo respecto de los tipos de uso de suelo y vegetación en la zona.

Pardeamiento demorado

Estableciendo si ambos segmentos (anterior y posterior al punto de cambio) poseen tendencias significativas contribuye a entender si esta dinámica decreciente en los valores del NDVI es un fenómeno persistente en la zona. Para tal efecto, se analizaron los tipos de suelo y vegetación con *pardeamiento demorado* respecto a la significancia de las tendencias pre- y post-cambio abrupto en el NDVI

A partir de la Figura 7 se infiere que, en zonas con agricultura de temporal anual, bosque cultivado, sabana, tular, vegetación secundaria arbórea de selva baja y vegetación secundaria arbustiva de selva mediana subperennifolia existe poca o nula presencia de pardeamiento demorado. En particular, véase el panel B, los píxeles de estas categorías prácticamente no presentaron cambio abrupto en el NDVI de 2015 a 2019.

Se identificó que el 83% de píxeles clasificados con pardeamiento demorado muestra tendencias significativas y decrecientes antes y después de un cambio abrupto; la selva mediana subperennifolia (25.95%), la selva baja espinosa subperennifolia (24.41%) y la vegetación secundaria arbórea de selva mediana (13.99%) son los tipos de vegetación con mayor prevalencia de esta clase de tendencia (véase Figura 5). Estos resultados están en correspondencia con lo reportado por Velasco y Torres (2019).

Los años con mayor incidencia de cambio abrupto en NDVI fueron 2017 (19.15%) y 2018 (57%). Entre 2015 y 2019, los cambios abruptos se concentraron en la selva baja espinosa subperennifolia (30.92%) y la selva mediana subperennifolia (29.67%), Figura 7-B.

La distribución de los años con cambio abrupto en los diferentes tipos de vegetación pudiera estar relacionada con el crecimiento poblacional y la consecuente demanda de los habitantes por el cambio del uso de suelo forestal a campos agrícolas y ganaderos.

Pardeamiento a enverdecimiento

Este tipo de tendencia puede estar asociado a la siembra de cultivos o recrecimiento de plántulas después de haber realizado un aprovechamiento

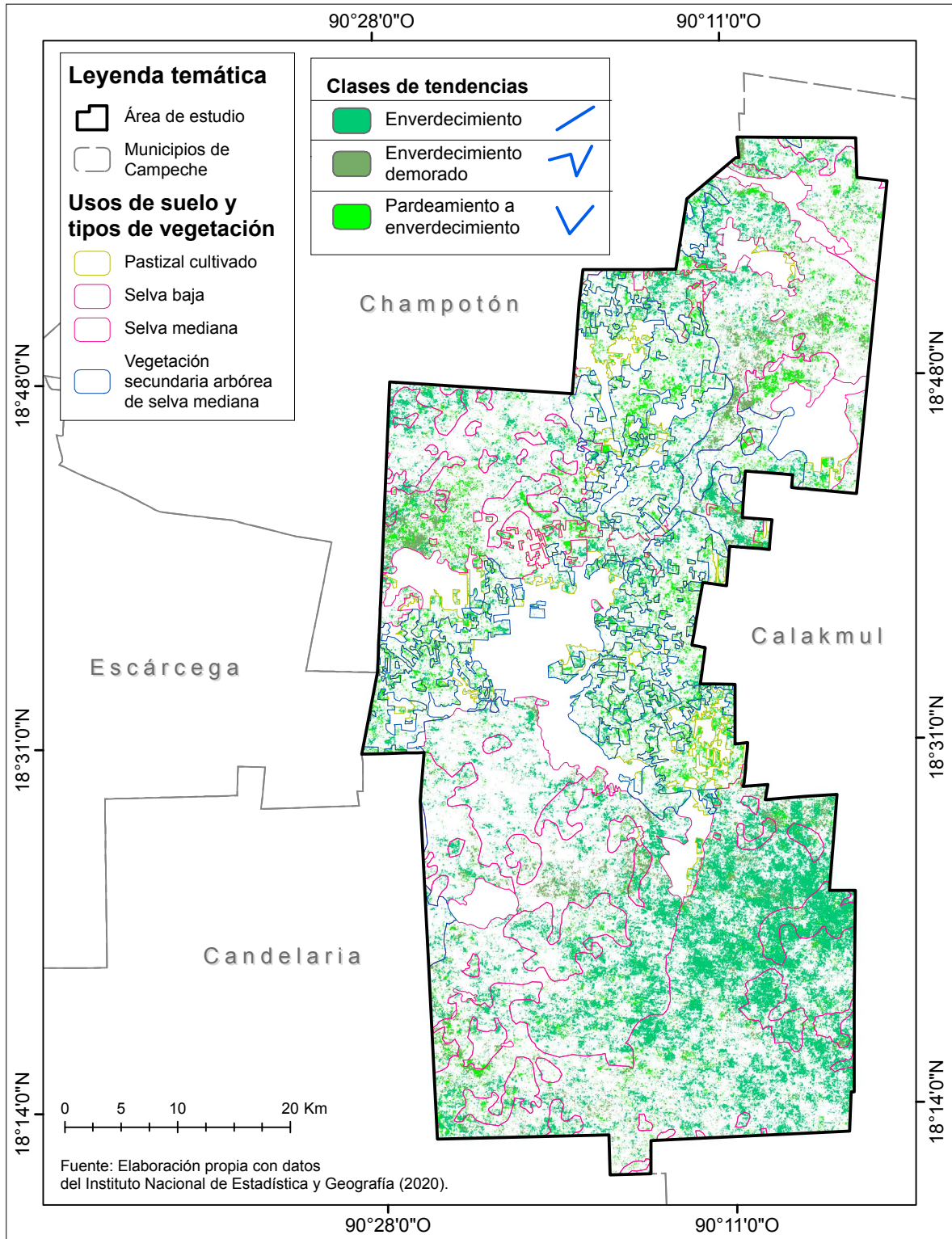


Figura 6. Distribución espacial de enverdecimiento generalizado por tipo de suelo y vegetación.

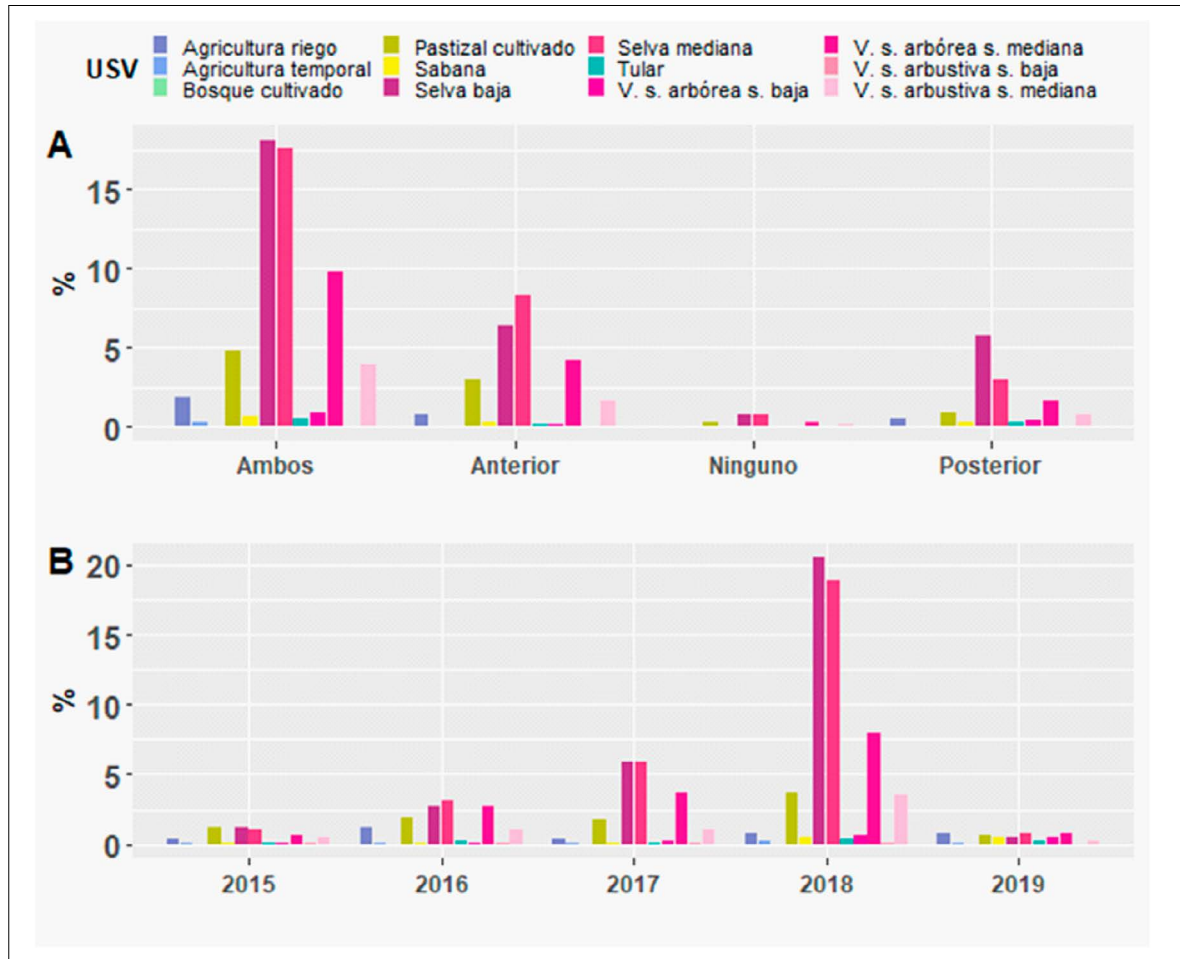


Figura 7. Tipos de uso de suelo y vegetación (USV) con pardeamiento demorado en NDVI. (A) distribución de segmentos de tendencia significativos pre y post cambio abrupto, (B) distribución de años con cambio abrupto.

forestal. Además, es plausible que la actividad agropecuaria de la zona también contribuya a explicar este tipo de tendencia.

De los píxeles de esta clase, además de aquellos con ambos segmentos de tendencia significativa se consideraron de interés aquellos con únicamente tendencia significativa poscambio abrupto ya que este tipo de característica puede interpretarse como un signo de recuperación del NDVI.

Se encontró que cerca del 45% de los píxeles clasificados con pardeamiento a enverdecimiento reportaron tendencias significativas y crecientes poscambio abrupto. De estos, la mayoría se concentraron en la selva mediana subperennifolia

(11.08%), vegetación secundaria arbórea de selva mediana (10.45%), pastizal (10.46%) y la selva baja espinosa subperennifolia (17.04%) (véase Figura 6).

Se observaron más píxeles con tendencia significativa antes del cambio abrupto que después de éste en áreas que experimentan una pérdida paulatina de vegetación. En particular, aunque marginalmente, esto es observado en el pastizal cultivado (6.81 pre- y 5.44% poscambio abrupto), la selva baja espinosa subperennifolia (5.83 pre y 4.82% poscambio abrupto) y la vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia (6.68 pre y 5.83% poscambio abrupto).

De acuerdo con la Figura 8-B, esta clase presentó la mayor cantidad de píxeles con cambio abrupto en 2017 (34.74%), seguido de 2018 y 2016 con 22.27 y 20.66%, respectivamente. Del 2015 al 2019, las vegetaciones que reportaron la mayor cantidad de cambios abruptos fueron: selva mediana subperennifolia (25.28%), vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia (21.32%), pastizal cultivado (21.03%) y selva baja espinosa subperennifolia (17.04%).

Enverdecimiento demorado

En analogía con la discusión presentada en la sección anterior, aquí nos enfocamos en aquellos píxe-

les con ambos segmentos de tendencia significativa junto con los píxeles que mostraron únicamente tendencia significativa poscambio abrupto.

De este análisis se desprende que la mayor parte de píxeles clasificados con enverdecimiento demorado (54%), mostraron tendencias significativas y crecientes post-cambio abrupto concentrándose la mayoría en la selva mediana subperennifolia (19.44%) y la selva baja espinosa subperennifolia (13.70%) (véase Figura 6).

Los años con mayor incidencia de cambio abrupto fueron 2017 y 2018 con el 43 y 20.75%, respectivamente. Estos resultados pueden estar asociados a factores como el periodo de sequía y el

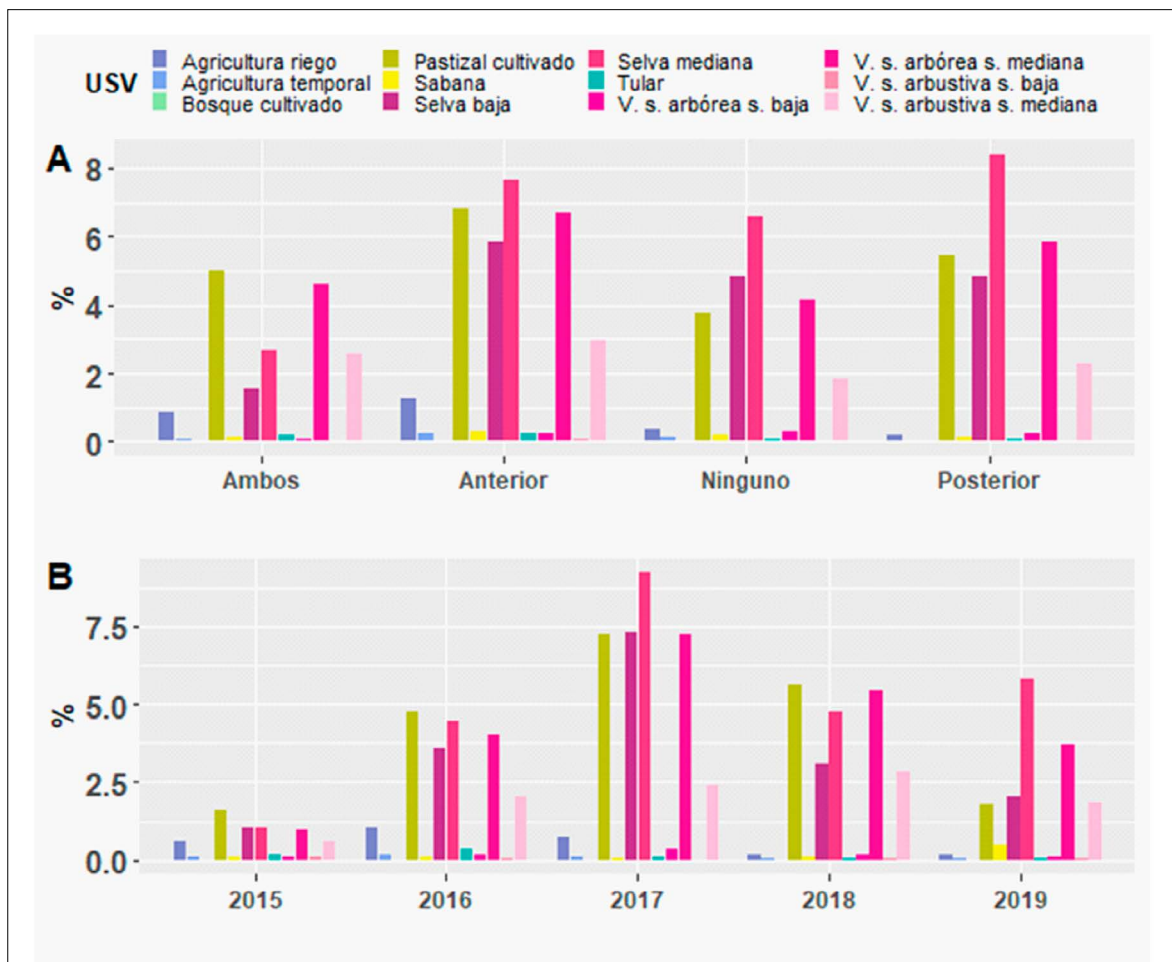


Figura 8. Tipos de uso de suelo y vegetación (USV) con tendencia de NDVI clasificada como pardeamiento a enverdecimiento. (A) distribución de segmentos de tendencia significativos pre y post cambio abrupto, (B) distribución de años con cambio abrupto.

comienzo de las precipitaciones y su impacto en la actividad fotosintética de la vegetación.

Además de la selva mediana subperennifolia (32.7%) y la selva baja espinosa subperennifolia (28.70%), el pastizal (14.25) y la vegetación secundaria arbórea de selva mediana (13.06%) concentraron la mayor cantidad de píxeles con cambio abrupto de 2015 a 2019 (véase Figura 9-B).

Enverdecimiento a pardeamiento

En analogía con la discusión presentada en la sección anterior, aquí nos enfocamos en aquellos píxeles con ambos segmentos de tendencia significativa junto con los píxeles con únicamente tendencia significativa poscambio abrupto. En este caso, estas

características pueden interpretarse como un signo de degradación del NDVI.

Más del 63% del área clasificada con enverdecimiento a pardeamiento reportó tendencias significativas y decrecientes poscambio abrupto siendo la selva baja espinosa subperennifolia (16.94%) y el tular (11.96%) las más afectadas (Figura 5). Se encontró que 2018 (31.25%) y 2019 (32%) fueron los años con más cambios abruptos. En el periodo 2015-2019, los tipos de vegetación con mayor presencia de cambio abrupto fueron la selva baja espinosa subperennifolia (27.7%), selva mediana subperennifolia (14.7%), tular (13.83%), vegetación secundaria arbórea de selva mediana subperennifolia (10.88%) y el pastizal (9.33) (Figura 10-B).

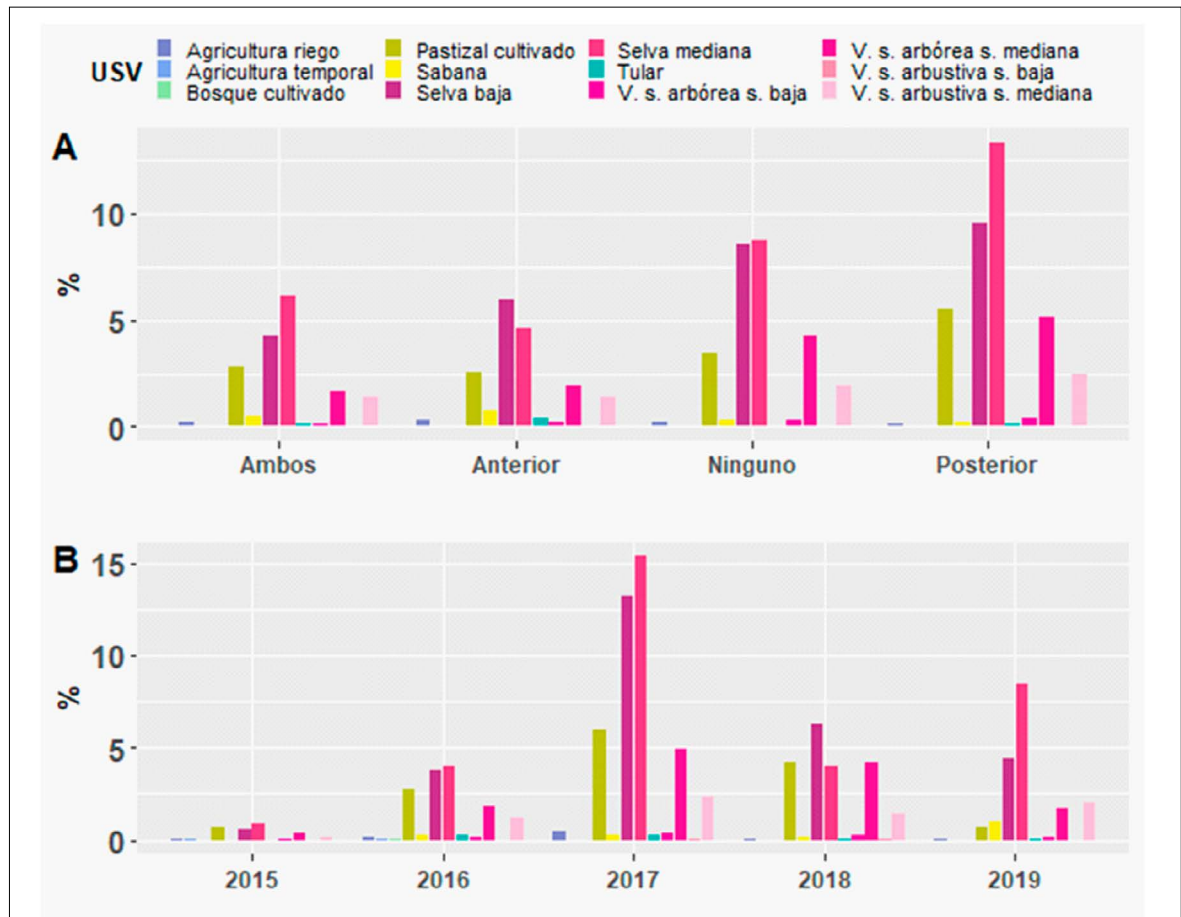


Figura 9. Tipos de uso de suelo y vegetación (USV) con tendencia de NDVI clasificada como enverdecimiento demorado. (A) distribución de segmentos de tendencia significativos pre y post cambio abrupto, (B) distribución de años con cambio abrupto.

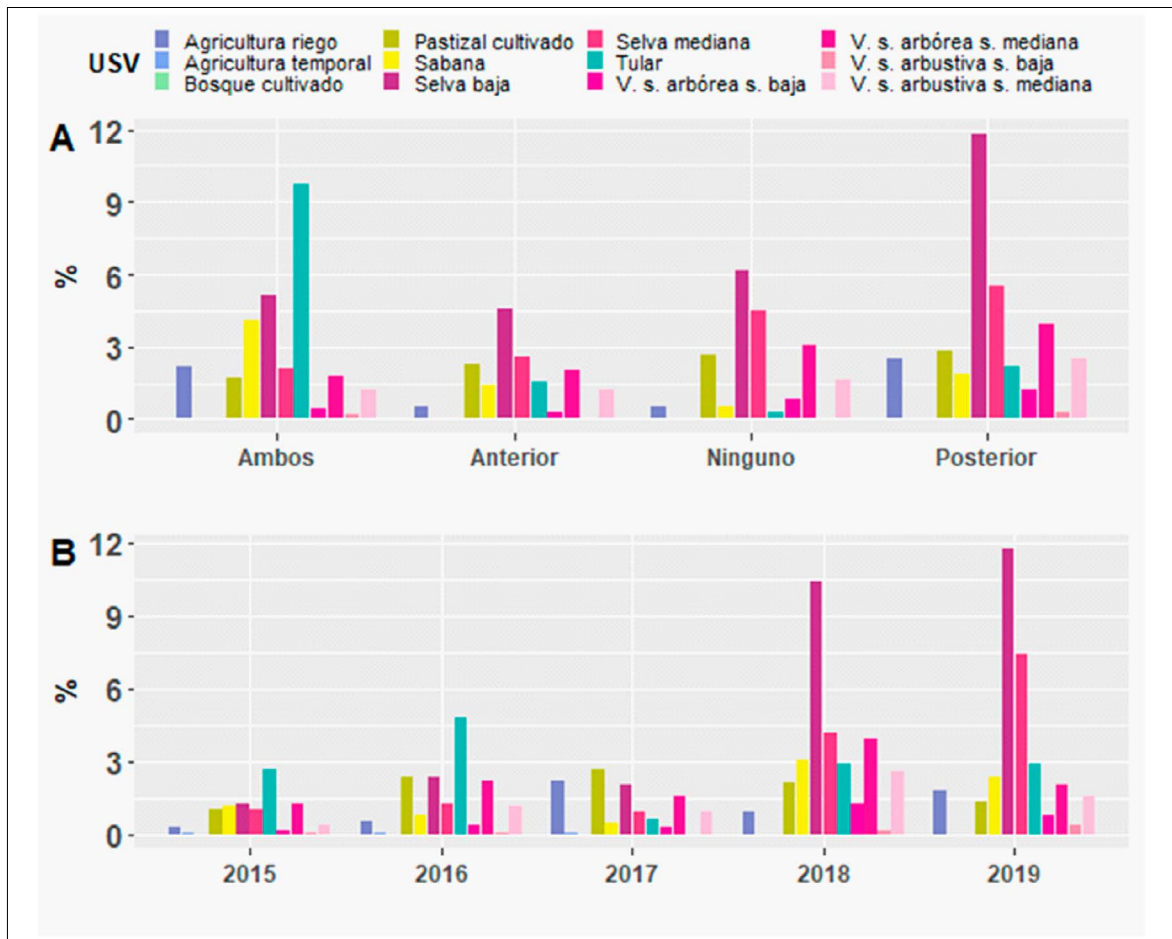


Figura 10: Tipos de uso de suelo y vegetación (USV) con tendencia de NDVI clasificada como enverdecimiento a pardeamiento. (A) distribución de segmentos de tendencia significativos pre y post cambio abrupto, (B) distribución de años con cambio abrupto.

DISCUSIÓN

Los distintos trabajos enfocados en estimar tendencias de NDVI en zonas de México (Flores-Cárdenas *et al.*, 2017; Novo-Fernández *et al.*, 2018; Ávalos-Jiménez *et al.*, 2018; Maldonado-Enríquez *et al.*, 2020), se han centrado en describir tendencias lineales globales en zonas con baja densidad de nubes. A diferencia de estos artículos, el presente trabajo se enfocó en la estimación estadística de tendencias significativas, locales y globales sobre una región en la península de Yucatán.

Para rellenar los datos faltantes (inherente a la perpetuidad de nubes en la zona) de la serie de

tiempo de NDVI, inicialmente se aplicó el método de predicción espacio-temporal gapfill (Gerber *et al.*, 2018). Hasta donde sabemos, este artículo es el primero en emplear gapfill para rellenar series de tiempo de NDVI del territorio mexicano. La alta frecuencia de datos faltantes en ciertas zonas del acervo impidió que algunas consideraciones teóricas del algoritmo se cumplieran por lo que fue necesario completar el rellenado de las imágenes utilizando interpolación lineal (temporal).

Tecuapetla-Gómez, Villamil-Cortez y Cruz-López (2021) utilizaron el algoritmo bfast para determinar múltiples puntos de cambio en una serie de tiempo de NDVI Landsat-7 con el objetivo

de ligar estos cambios con regímenes de severidad de quema. En el presente artículo se utilizó el algoritmo bfast01 para estimar el punto de cambio más grande en una serie de tiempo de NDVI (imágenes Landsat-7 ETM+ y Landsat 8 OLI) y clasificó posteriormente la tendencia encontrada.

La mayor parte del área estudiada presenta valores de NDVI con tendencias lineales globales. De estas tendencias, la mayor parte fue clasificada con pardeamiento (47.87%) y en menor proporción con enverdecimiento (15.39%). El pardeamiento en la vegetación de selva puede estar relacionado con actividades como la agricultura, ganadería, obras de infraestructura y la extracción selectiva de especies arbóreas. Estas actividades antropogénicas son causa principal de la transformación, degradación y destrucción de la vegetación natural (Zamora-Crescencio *et al.*, 2017). Definir cuáles son las actividades que ocasionan cambios negativos en la cobertura vegetal requiere del establecimiento de redes de monitoreo como proponen Gaitán *et al.* (2021) que permitan determinar el origen de las clases de cambio abrupto de pardeamiento y la validación de las tendencias. Esto permitirá a futuro desarrollar estrategias para mantener la estructura y funcionalidad de la selva en el largo plazo.

Los resultados resaltan que el 35.84% del área estudiada presenta tendencias lineales locales: pardeamiento demorado (20.66%), pardeamiento a enverdecimiento (6.04%), enverdecimiento demorado (5.26%) y enverdecimiento a pardeamiento (3.88%).

En la vegetación subperennifolia es plausible que los cambios pardeamiento a enverdecimiento y enverdecimiento demorado sean indicadores de un comportamiento fenológico atípico como respuesta al cambio climático, un posible desfase de las precipitaciones y una sequía prolongada. Por otra parte, en la selva caducifolia, el pardeamiento demorado puede deberse a la caída anticipada de las hojas de algunas especies; se ha documentado esta caída mucho antes de producirse un estrés hídrico severo (Van Schaik, Terborgh y Wright, 1993).

En las últimas tres décadas ha habido esfuerzos plausibles por caracterizar la fenología de las selvas bajas (Reich, 1995; González-Esquínca *et al.*, 2016), incluso la de algunas especies de la Penín-

sula de Yucatán (Valdez-Hernández *et al.*, 2010). Consideramos que el presente estudio provee una herramienta de análisis exploratorio para determinar regímenes de cambio severo en la fenología de la vegetación a nivel regional. Además de allanar el camino para estudios posteriores sobre la recuperación y degradación de la cobertura forestal, en el futuro, este tipo de estudios deberá ser complementado con trabajo de campo para delinear técnicas fiables para el cuidado y protección de la vegetación de la Península de Yucatán (De Jong *et al.*, 2013; Gaitán *et al.*, 2015).

Alentamos a la comunidad interesada en este tipo de análisis a visitar el repositorio <https://github.com/inder-tg/cpsClass> donde encontrará el código utilizado para elaborar este artículo.

RECOMENDACIONES

La alta presencia de nubes en las zonas tropicales no debe ser un factor limitante para desarrollar estrategias de monitoreo remoto de la vegetación a mediano y largo plazo. Consideramos que la problemática inherente a los datos faltantes en las imágenes de este tipo de ecosistemas puede ser apropiadamente atendida, en una primera instancia, con herramientas como gapfill. En una segunda etapa, parece esencial rellenar por completo el acervo a analizar ya que, de otro modo, aún con garantías estadísticas, métodos de clasificación de tendencias como bfast01 pueden producir resultados distintos.

REFERENCIAS

- Armenteras, D., Marisol González, T., Vargas Ríos, O., Constanza Meza Elizalde, M. y Oliveras, I. (2020). Fire in the Ecosystems of Northern South America: Advances in the Ecology of Tropical Fires in Colombia, Ecuador and Peru. *Caldasia*, 42(1), 1-16.
- Ávalos-Jiménez, A, Flores-Vilchez, F., Nájera-González, O. y Flores-Marceleño, S. M. L. (2018). Analysis of the Land Use and Cover Changes in the Metropolitan Area of Tepic-Xalisco (1973–2015) Through Landsat Images. *Sustainability*, 10(6). <https://doi.org/10.3390/su10061860>

- Beraldi-Campesi, H. (2014). La vida temprana en la tierra y los primeros ecosistemas terrestres. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, 66(1), 65-83.
- Broich, M, Hansen, M. C., Potapov, P. Bernard Adusei, Lindquist, E. y Stehman, S. V. (2011). Time-Series Analysis of Multi-Resolution Optical Imagery for Quantifying Forest Cover Loss in Sumatra and Kalimantan, Indonesia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(2), 277-291.
- Cuervo-Robayo, A. P., Téllez-Valdés, O., Gómez-Albores, M. A., Venegas-Barrera, C. S., Manjarrez, J. y Martínez-Meyer, E. (2014). Precipitación Anual En México (1910-2009). *Catálogo de Metadatos Geográficos. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de La Biodiversidad*. <http://geoportala.conabio.gob.mx/metadatos/doc/html/preanu13gw.html>
- De Jong, R., Verbesselt, J., Zeileis, A. y Schaepman, M. E. (2013). Shifts in Global Vegetation Activity Trends. *Remote Sensing*, 5(3), 1117-1133.
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.012>
- Duveiller, G., Defourny, P., Desclée, B. y Mayaux, P. (2008). Deforestation in Central Africa: Estimates at Regional, National and Landscape Levels by Advanced Processing of Systematically-Distributed Landsat Extracts. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 1969-1981.
- Ernst, C., Mayaux, P., Verhegghen, A., Bodart, C., Christophe, M. y Defourny, P. (2013). National Forest Cover Change in Congo Basin: Deforestation, Reforestation, Degradation and Regeneration for the Years 1990, 2000 and 2005. *Global Change Biology*, 19(4), 1173-1187.
- Flores-Cárdenas, F., Millán-Aguilar, O., Díaz-Lara, L., Rodríguez-Arredondo, L., Hurtado-Oliva, M. Á. y Manzano-Sarabia, M. (2017). Trends in the Normalized Difference Vegetation Index for Mangrove Areas in Northwestern Mexico. *Journal of Coastal Research*, 34(4), 877-882. <https://doi.org/10.2112/JCOASTRES-D-17-00022.1>
- Gaitán, J., Bran, D., Azcona, C. et al. (2015). Trend of NDVI in the Period 2000-2014 as Indicator of Land Degradation in Argentina: Advantages and Limitations. *AgriScientia*, 32(2), 83-93.
- Gaitán, J., Ciano, N., Oliva, G., Bran, D., Butti, L., Germán, C., Caruso, C. et al. (2021). Temporal Variations on NDVI Predict Temporal Changes in Vegetation Cover Across Patagonian Drylands (Argentina). *Ecosistemas*, 30. <https://doi.org/10.7818/ECOS.2229>
- García, E. (2001). Climas, (Clasificación de Köppen, Modificado Por García). Escala 1:1000000. México. *Catálogo de Metadatos Geográficos. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad*. <http://www.conabio.gob.mx/informacion/gis/>
- Gerber, F. (2021). *Gapfill: Filling Missing Values in Satellite Data*. <https://CRAN.R-project.org/package=gapfill>
- Gerber, F., de Jong, R., Schaepman, M. E., Schaepman-Strub, G. y Furrer, R. (2018). Predicting Missing Values in Spatio-Temporal Remote Sensing Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5), 2841-2853.
- GloVis. (2021). USGS Global Visualization Viewer (GloVis). U.S. Geological Survey (USGS). <https://glovis.usgs.gov/>
- González-Esquinca, A. R., De-la-Cruz-Chacón, I., Castro-Moreno, M. y Riley-Saldaña, C. A. (2016). Phenological Strategies of Annona Species from the Tropical Deciduous Forest of Chiapas, Mexico. *Botanical Sciences*, 94(3), 531-541.
- INEGI. (2018). Conjunto de Datos Vectoriales de Uso Del Suelo y Vegetación, Escala 1:250 000, Serie VII, México. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463842781>
- Leutner, B., Horning, N. y Schwalb-Willmann, J. (2019). *Tools for Remote Sensing Data Analysis*. <https://CRAN.R-project.org/package=RStoolbox>
- Li, X., Zhou, Y., Asrar, G. R. y Zhu, Z. (2018). Creating a Seamless 1 Km Resolution Daily Land Surface Temperature Dataset for Urban and Surrounding Areas in the Conterminous United States. *Remote Sensing of Environment*, 206, 84-97.
- Liu, Y., Li, Y., Li, S. y Motesharrei, S. (2015). Spatial and Temporal Patterns of Global NDVI Trends: Correlations with Climate and Human Factors. *Remote Sensing*, 7(10), 13233-50. <https://doi.org/10.3390/rs71013233>
- Loveland, T. R. y Dwyer, J. L. (2012). Landsat: Building a Strong Future. *Remote Sensing of Environment*, 122, 22-29.
- Maldonado-Enríquez, D., Ortega-Rubio, A., Breceda-Solís Cámara, A. M., Díaz-Castro, S. C., Sosa-Ramírez, J. y Martínez-Rincón, R. O. (2020). Trend and variability of NDVI of the main vegetation types in the Cape Region of Baja California Sur. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 91. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1870-34532020000100202&cnrm=iso
- Masek, J. G., Vermote, E. F., Saleous, N. E., Wolfe, R., Hall, F. G., Huemmrich, K. F., 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.
- Mitchard, E. T. A., Saatchi, S. S., White, L. J. T., Abernethy, K. A., Jeffery, K. A., Lewis, S. L., Collins, M. *et al.* (2012). Mapping Tropical Forest Biomass with Radar and Spaceborne LiDAR in Lopé National Park, Gabon: Overcoming Problems of High Biomass and Persistent Cloud. *Biogeosciences*, 9(1), 179-191.
- Moritz, S., y Bartz-Beielstein, T. (2017). imputeTS: Time Series Missing Value Imputation in R. *The R Journal*, 9(1), 207-218.
- Myneni, R. B., Hall, F. G., Sellers, P. J., y Marshak, A. L. (1995). The Interpretation of Spectral Vegetation Indexes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33 (2), 481-486.
- Novo-Fernández, A., Franks, S., Wehenkel, C., López-Serrano, P. M., Matthieu Molinier, y Carlos A. López-Sánchez. (2018). Landsat Time Series Analysis for Temperate Forest Cover Change Detection in the Sierra Madre Occidental, Durango, Mexico. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 230-244. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.015>
- R Core Team. (2022). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Reich, P. B. (1995). Phenology of Tropical Forests: Patterns, Causes, and Consequences. *Canadian Journal of Botany*, 73(2), 164-174.
- Rodríguez-Trejo, D. A., Tchikoué, H., Cíntora-González, C., Contreras-Aguado, R. y de la Rosa-Vázquez, A. (2011). Modelaje Del Peligro de Incendio Forestal En Las Zonas Afectadas Por El Huracán Dean. *Agrociencia*, 45(5), 593-608.
- Roy, D. P., Kovalskyy, V., Zhang, H. K., Vermote, E. F., Yan, L., Kumar, S. S. y Egorov, A. (2016). Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 Reflective Wavelength and Normalized Difference Vegetation Index Continuity. *Remote Sensing of Environment*, 185, 57-70.
- Sun, L., Chen, Z., Gao, F., Anderson, M., Song, L., Wang, L., Hu, B. y Yang, Y. (2017). Reconstructing Daily Clear-Sky Land Surface Temperature for Cloudy Regions from MODIS Data. *Computers & Geosciences*, 105, 10-20.
- Tecuapetla-Gómez, I., Villamil-Cortez, G. y Cruz-López, M. I. (2021). Estimación Estadística de áreas Quemadas En La Primavera (México) de 2003 a 2016 Utilizando Series de Tiempo de Imágenes Landsat-7. *Investigaciones Geográficas*, 106. <https://doi.org/10.14350/riig.60418>
- Tucker, C. J. 1979. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127-150.
- Valdez-Hernández, M., Andrade, J. L., Jackson, P. C. y Rebolledo-Vieyra, M. (2010). Phenology of Five Tree Species of a Tropical Dry Forest in Yucatan, Mexico: Effects of Environmental and Physiological Factors. *Plant and Soil*, 329(1), 155-171.
- Van Schaik, C. P., Terborgh, J. W. y Wright, S. J. (1993). The Phenology of Tropical Forests: Adaptive Significance and Consequences for Primary Consumers. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 24, 353-377. DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev.es.24.110193.002033>
- Velasco, I. A. y Velázquez Torres, D. (2019). El Contexto Geopolítico de la Explotación Forestal en la Península de Yucatán, México. *Perspectiva Geográfica*, 24(1), 116-137.
- Verbesselt, J., Hyndman, R., Newnham, G. y Culvenor, D. (2010). Detecting Trend and Seasonal Changes in Satellite Image Time Series. *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 106-115.
- Verbesselt, J., Masiliunas, D., Zeileis, A., Hyndman, R., Appel, M., Mirt, A., Negri Bernardino, P. y Kong, D. (2021). *Breaks for Additive Season and Trend*. <https://CRAN.R-project.org/package=bfast>
- Vermote, E. F., Tanré, D., Deuze, J. L., 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.
- Vicente-Serrano, S. M., Gouveia, C., Camarero, J. J., Beguería, S., Trigo, R., López-Moreno, J. I., Azorín-Molina, C. *et al.* (2013). Response of Vegetation to Drought Time-Scales Across Global Land Biomes. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(1), 52-57.
- Weiss, D. J., Atkinson, P. M., Bhatt, S., Mappin, B., Hay, S. I., y Gething, P. W. (2014). An Effective Approach for Gap-Filling Continental Scale Remotely Sensed Time-Series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 98, 106-118.
- Xu, D. y Guo, X. (2014). Compare NDVI Extracted from Landsat 8 Imagery with That from Landsat 7 Imagery. *American Journal of Remote Sensing*, 2(2), 10-14.
- Yang, J., Gong, P., Fu, P., Zhang, M., Chen, J., Liang, S., Xu, B., Shi, J. y Dickinson, R. (2013). The Role of Satellite Remote Sensing in Climate Change Studies. *Nature Climate Change*, 3(10), 875-883.
- Zamora-Crescencio, P., Rico-Gray, V., Barrientos-Medina, R. C., Puc-Garrido, E. C., Pascale Villegas, Domínguez-Carrasco, M. R. y Gutiérrez-Báez, C.

- (2017). Estructura y Composición Florística de La Selva Mediana Sub Perennifolia En Bethania, Campeche, México. *Polibotánica*, 43, 67-86.
- Zhang, C., Li, W. y Travis, D. (2007). Gaps-Fill of SLC-Off Landsat ETM+ Satellite Image Using a Geostatistical Approach. *International Journal of Remote Sensing*, 28(22), 5103-5122.
- Zhu, X., Cai, F., Tian, J. y Williams, T. K. A. (2018). Spatiotemporal Fusion of Multisource Remote Sensing Data: Literature Survey, Taxonomy, Principles, Applications, and Future Directions. *Remote Sensing*, 10(4), 527.
- Zhu, Z., Fu, Y., Woodcock, C. E., Olofsson, P., Vogelmann, J. E., Holden, C., Wang, M., Dai, S. y Yu, Y. (2016). Including Land Cover Change in Analysis of Greenness Trends Using All Available Landsat 5, 7, and 8 Images: A Case Study from Guangzhou, China (2000–2014). *Remote Sensing of Environment*, 185, 243-257.