

Estimación de la deforestación en una región al sureste de Jalisco, México con el algoritmo BFAST y Collect Earth

Assessing deforestation in southeast Jalisco, Mexico using the BFAST algorithm and Collect Earth

Brenda Carolina Zerecero-Salazar^a, Eduardo Salcedo-Pérez^{a*}, Agustín Gallegos-Rodríguez^a, Miguel Olvera-Vargas^b, Gregorio Ángeles-Pérez^c, Miguel Ángel Muñoz-Ruiz^d

*Autor de correspondencia: ^aUniversidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias (CUCBA), Departamento de postgrado, Zapopan, Jalisco, México, eduardo.salcedo@academicos.udg.mx

^bUniversidad de Guadalajara, Centro Universitario de la Costa Sur (CUCSUR), Autlán, Jalisco, México.

^cColegio de Postgraduados, Campus Montecillo, México, Postgrado en Ciencias Forestales (COLPOS), Montecillo, Estado de México, México.

^dComisión Nacional Forestal (CONAFOR-UTMRV), Zapopan, Jalisco, México.

SUMMARY

The forested regions of the state of Jalisco have been increasingly impacted by changes in land use, including in the southeast region, where the rise in avocado cultivation within forested areas has led to more visible deforestation in recent years. Despite these changes, there is a lack of studies that use precise methods to estimate deforestation in the area. This study aimed to estimate deforestation rates over the last 18 years in the southeast region of Jalisco. In the preliminary phase of the study, changes in forest cover spanning an 18-year period, starting in the year 2000, were assessed through the multitemporal analysis of Landsat-NDVI images using the BFAST algorithm. These changes were subsequently validated using high-resolution images and the tools provided by Collect Earth. The post-change cover, the year of change, and any other associated disturbances were also recorded. A map was generated, and its accuracy was evaluated based on map classes. Refinements were made to estimate deforested areas, and the annual deforestation rate was calculated to facilitate comparisons with regions displaying similar dynamics. The results indicate a deforestation extent of $\hat{A}_1 \pm 2 \times S(\hat{A}_1) = 3.986 \pm 1.332$ ha over the eighteen-year period, corresponding to an annual deforestation rate of 0.19 %. The most substantial changes were observed in the conversion of forested areas into agricultural land, predominantly affecting pine and pine-oak ecosystems. Conversely, deforestation in low deciduous forest primarily involved the expansion of pre-existing agricultural areas and frequent fires. The overall accuracy of the map was determined to be 82.5 %.

Keywords: Landsat-NDVI, pine and pine-oak forest, accuracy assessment, deforestation, SEPAL

RESUMEN

Las regiones forestales del estado de Jalisco están siendo impactadas por deforestación cada vez más frecuente, la región sureste no ha sido la excepción, en años recientes el incremento de la deforestación es más visible por el incremento en el número de huertas de aguacate en áreas forestales, en la actualidad no existen estudios que utilicen métodos precisos para estimar la deforestación en el área durante los últimos años. Por lo anterior se planteó estimar la deforestación durante los últimos 18 años. Como paso preliminar, a través del análisis multitemporal de imágenes Landsat-NDVI con el algoritmo BFAST se estimaron cambios en la cobertura forestal, iniciando en el año 2000. Estos cambios fueron validados a través de imágenes de alta resolución y las herramientas contenidas en Collect Earth, en donde se registró hacia que cobertura cambió, el año de este y alguna otra perturbación asociada. Con este mapa, se calculó la exactitud por clases y se ajustó la superficie deforestada. Finalmente se calculó la tasa de deforestación anual, con la finalidad de que estos resultados sean comparables con otras áreas con dinámicas similares. Los resultados muestran área deforestada ajustada de $\hat{A}_1 \pm 2 \times S(\hat{A}_1) = 3.986 \pm 1.332$ hectáreas en un periodo de dieciocho años. La tasa de deforestación encontrada fue del 0,19 % anual, siendo el mayor de estos cambios hacia tierras agrícolas, principalmente en las coberturas de pino y pino-encino, en selva baja caducifolia fue solo ampliación de áreas agrícolas ya existentes e incendios frecuentes. La exactitud global del mapa fue de 82,6 %.

Palabras clave: Landsat-NDVI, bosques de pino y pino-encino, cálculo de exactitud, deforestación, SEPAL.

INTRODUCCIÓN

Los bosques juegan un papel importante en la mitigación del cambio climático, además cumplen múltiples funciones, intervienen en la captura de carbono, regulan la variación climática y la producción de agua, impide la erosión del suelo, protegen cuencas hidrológicas, entre otras. Sin embargo, desde 1990 a nivel mundial se han perdido 178 millones de hectáreas de bosque, debido a la conversión otros usos de suelo (FAO 2020).

La dinámica de pérdida de bosque en México ha venido incrementándose en las últimas décadas. Este patrón se repite a nivel estatal y regional. Tal es el caso del sureste de Jalisco donde la cobertura de bosque se ha visto disminuida debido a desmontes, incendios forestales, quemadas agrícolas en áreas forestales y establecimiento de huertas de aguacate y otros cultivos en terrenos forestales (Asesores Forestales de Occidente 2015). Lo anterior hace necesario estimar la deforestación, para conocer la superficie impactada e identificar las causas asociadas, con el fin de aportar información para la planeación, manejo en el sector forestal y en materia de carbono.

El monitoreo de la deforestación ha sido ampliamente estudiado a través de distintas técnicas. Los principales métodos reportados en la literatura se basan en transformaciones de los valores de reflectividad en imágenes satelitales y en la temporalidad de estas (Jiménez *et al.* 2011).

En años recientes, las técnicas de detección de cambios de uso de suelo han sido mejoradas para reducir los errores atribuidos a los elementos de la imagen. Estos se basan en el uso de algoritmos basados en datos satelitales, para detectar tendencias, cambios abruptos e incrementar la resolución temporal, es decir, el uso de series de tiempo. En estos principios se basa el algoritmo Breaks for Additive Season and Trend (BFAST) introducido por Jan Verbesselt *et al.* (2013) para detección de perturbaciones naturales en tiempo real, minimizando el efecto del ruido en la imagen. BFAST ha sido utilizado con éxito en diversos estudios, uno de ellos es el monitoreo de la cobertura forestal en regiones pequeñas como en una reserva de la biosfera al sur de Etiopía (De Vries *et al.* 2016). El algoritmo BFAST es eficiente con diferentes índices de vegetación, fue probado en sus inicios con índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), mostrando buenos resultados en la detección de cambios (Verbesselt *et al.* 2009) y minimizar los efectos topográficos de sombras (George-Chacón *et al.* 2022).

En este trabajo, se utilizó BFAST realizando el análisis multitemporal de imágenes de mediana resolución, además se utilizaron herramientas contenidas en la plataforma Open Foris (Open Foris Collect Earth 2021). Estas herramientas son de código abierto y permiten el análisis, colecta y reporte de datos dentro de Open Foris, se encuentra la plataforma SEPAL (Sistem for Earth observations, data access, Processing and Analysis for Land monitoring), desarrollada por FAO en 2021, que permite acceder a datos satelitales históricos y recientes, procesarlos desde la nube y permite el uso de

algoritmos para monitoreo de coberturas como BFAST (Verbesselt *et al.* 2009) que se ejecuta en el programa estadístico R (R Core Team 2022) dentro de la misma plataforma.

Además, en este trabajo fue utilizado Collect Earth (CE), que permite la captura de datos a través de Google Earth Pro (GEP) en conjunto con insumos satelitales disponibles en Google Earth Engine (GEE). A partir de esta es posible la validación y cálculo de exactitud de los mapas de cambio. La herramienta facilita la identificación de superficies deforestadas y otras perturbaciones como incendios, reducción de la vegetación, presas o cuerpos de agua y caminos o brechas, resultado de la explotación forestal o cultivos agrícolas (Bey *et al.* 2016, Saah *et al.* 2019).

A pesar de la robustez del método para detección de cambios, es necesario someter estos mapas a un análisis de exactitud a partir de datos independientes, debido a que se realizan con imágenes de sensores remotos, pueden tener errores. Estos, pueden deberse al mismo proceso de mapeo, a la fuente de datos usados o a sesgos del analista (Olofsson *et al.* 2013).

Considerando lo anterior, este trabajo tiene como objetivos i. identificar las superficies deforestadas del sureste de Jalisco, durante el periodo 2000-2018, utilizando series de tiempo Landsat-NDVI, con validación a través de imágenes de alta resolución, generando un mapa dinámico, con fecha de ocurrencia y cobertura a la que cambió, además, ii. determinar la exactitud del mapa a partir de datos independientes, para obtener la precisión, el ajuste de la superficie de cambio e identificar fuentes de error en el mapeo de los cambios.

MÉTODOS

Área de estudio. El área de estudio se localiza en La Sierra del Tigre, ubicada en la región montañosa al sureste del estado de Jalisco. El área fue delimitada por un polígono de 159.500 hectáreas totales de las cuales 100.570 ha son de bosque (figura 1). Se ubica entre los paralelos 19° 35' 34,58", 20° 04' 33,34" de latitud Norte y los meridianos 102° 54' 29,59", 103° 27' 49,14" de longitud Oeste, entre los 2.100 y 2.500 m s.n.m. Los principales climas en el área son cálidos, semicálidos AC(w), semisecos BS1(h') y templados C (INEGI 2019).

De acuerdo con la clasificación de INEGI (2016), los usos de suelo y vegetación en la región se componen de bosque de pino como cobertura de mayor superficie, bosque mixto de pino-encino, bosque de encino y selva baja caducifolia, además de otros usos de suelo como cuerpos de agua, pastizales, agricultura y asentamientos humanos (figura 2).

Procesamiento, validación y exactitud.

- *Mapa de referencia.* Con el propósito de generar un mapa de referencia que distinga entre áreas forestales y no forestales al comienzo del periodo de monitoreo, se realizó una clasificación supervisada mediante el algoritmo CART (Wahap y Shafri 2020) en la plataforma Google Earth

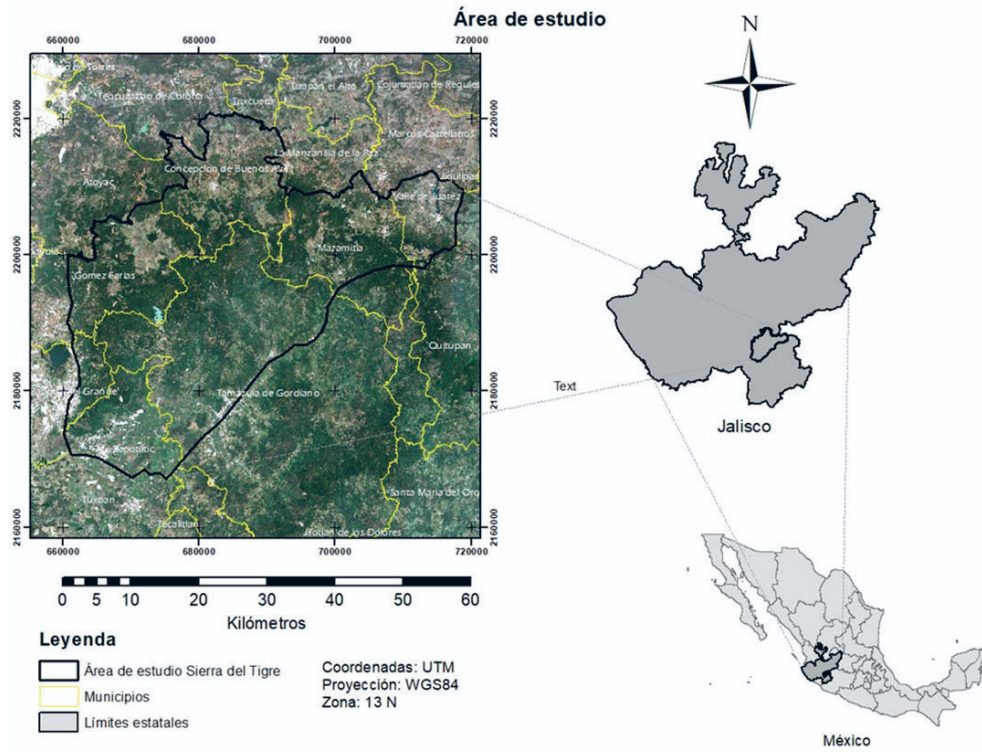


Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio. Elaboración propia con imagen compuesta Sentinel 2018-2019.
Geographical location of the study area. Own elaboration with Sentinel composite image 2018-2019.

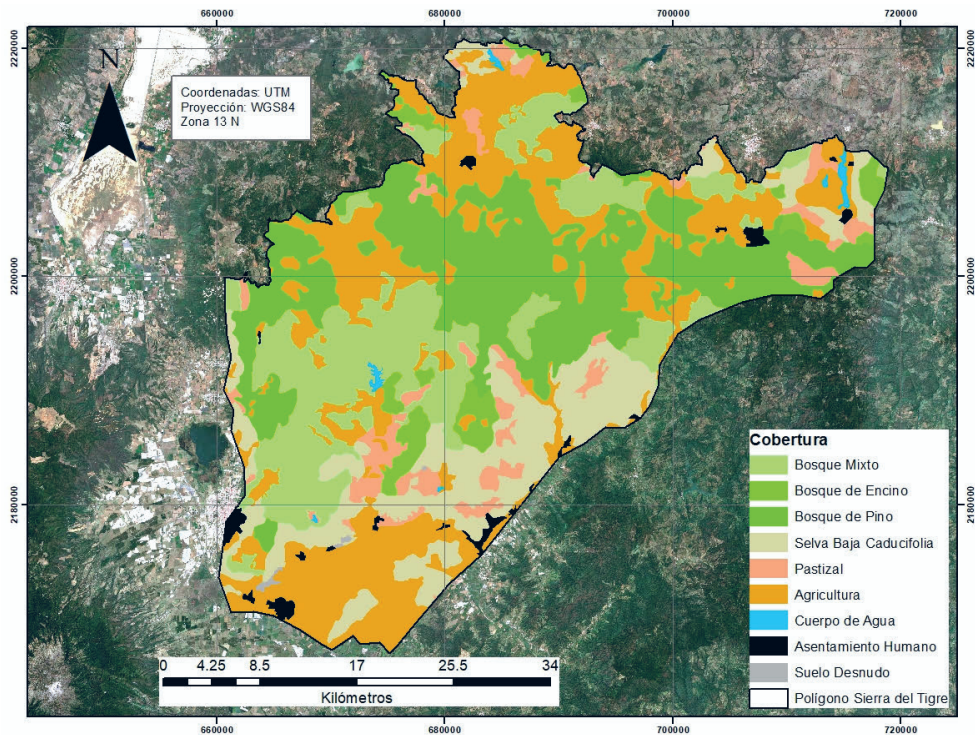


Figura 2. Vegetación del área de estudio. Elaboración propia con datos de la carta de uso de suelo y vegetación INEGI serie VI escala 1:250.000 e imagen compuesta Sentinel 2018-2019.
Vegetation of the study area. Own elaboration with data from the INEGI land use and vegetation chart series VI, scale 1:250.000 and Sentinel composite image 2018-2019.

Engine. Este algoritmo es una técnica de clasificación supervisada de imágenes, en donde, a partir de datos de entrenamiento, agrupa categorías dentro de una imagen y clasifica las nuevas observaciones dentro de alguna de estas.

Para generar las muestras de entrenamiento, se realizó una interpretación visual directa sobre el compuesto multitemporal de imágenes Landsat 5 correspondiente al año 2000. Esto permitió identificar las zonas que corresponden a la cobertura forestal, mientras que para la categoría de “no bosque” se identificaron muestras de entrenamiento que abarcaran áreas agrícolas, pastizales, suelo desnudo, cuerpos de agua y asentamientos humanos.

La metodología general de este trabajo se dividió en tres fases, que se refieren al procedimiento general de estimación de cambios.

- *Fase 1. Determinación de los cambios con el algoritmo BFAST.* Desde la plataforma SEPAL, se ejecutó el algoritmo BFAST utilizando el módulo de análisis de series temporales de la plataforma. Para lo anterior se utilizó el script en la librería bfast-package desarrollado por Verbesselt *et al.* (2013) desde el programa estadístico R (R Core Team 2022).
- *Obtención de imágenes.* Las imágenes fueron descargadas y almacenadas desde SEPAL, un total de 3.345 imágenes Landsat-NDVI con un máximo de cobertura de nubes de 20 % que filtra la plataforma a través de la banda QA_Pixel, que contiene estadísticas de calidad de la imagen como la cobertura de nubes. Las imágenes obtenidas comprenden un periodo de tiempo del 1 de enero de 1995 al 31 de diciembre de 2018, cuya temporalidad es de 16 días para los satélites Landsat 7 y Landsat 8.
- *BFAST para el análisis de datos satelitales con imágenes Landsat-NDVI.* El algoritmo BFAST toma los píxeles disponibles libres de nubes y ajusta un modelo de regresión de “comportamiento estable” en la vegetación, generando dos componentes el estacional y de tendencia (Verbesselt *et al.* 2013). El modelo debe ajustarse en un periodo de tiempo previo (al menos 5 años antes) hasta la fecha de inicio del monitoreo. Mediante la selección de las imágenes desde el 1 de enero de 1995 al 31 de diciembre de 1999, se ajustó el modelo de regresión de “comportamiento estable”.

Posterior al ajuste del modelo antes mencionado, se inicia el monitoreo de los cambios. Este proceso, fue realizado mediante la selección de imágenes Landsat-NDVI desde el 1 de enero del 2000 al 31 de diciembre de 2018, con este conjunto de imágenes el algoritmo BFAST ajusta un modelo de regresión para cada píxel disponible y a través del cálculo de mínimos cuadrados ordinarios- suma móvil basado en residuos (OLS-MOSUM), detecta variaciones en la media respecto al “comportamiento estable” y etiqueta las variaciones

significativas ($P < 0,05$) como puntos de quiebre, las cuales representan posibles cambios (Verbesselt *et al.* 2013). Previo al inicio del monitoreo, se definió la unidad mínima de mapeo en 1 hectárea.

Los resultados de este proceso son capas ráster con información relacionada con el monitoreo. Para este trabajo se utilizaron dos capas, la que contiene los valores de magnitud del cambio y la que contiene tanto fecha como número de puntos de quiebre. Los valores de magnitud negativos representan posibles pérdidas de vegetación y los positivos posibles estados de revegetación (Verbesselt *et al.* 2013, DeVries *et al.* 2015). Por lo que se filtraron solo los valores de magnitud negativos, con la finalidad de detectar pérdidas de vegetación. Después de convertir estos datos a formato vector, se superpusieron en el mapa de referencia generado, previo a la fase 1 para obtener solo aquellos polígonos presentes dentro de la clase *bosque*.

- *Fase 2. Validación de resultados.* La fase de validación de los polígonos de posible cambio detectados por el algoritmo BFAST en áreas de bosque, se realizó a través de fotointerpretación de imágenes de alta y mediana resolución mediante Google Earth Engine y Collect Earth (Saah *et al.* 2019). Dentro de esta, es posible diseñar un formulario y acceder a él desde Google Earth, desplegándolo en cada polígono para su llenado. Esta herramienta despliega a su vez, algunas imágenes de apoyo (de satélites de Bing, Sentinel y Landsat) y con el deslizador de tiempo de Google Earth, se revisó y etiquetó cada polígono como un cambio, año y hacia que cobertura cambió, así como la presencia de otras perturbaciones recientes respecto a la fecha de la imagen en donde se identificó el cambio, como incendios, excavaciones o aparente aprovechamiento forestal. En base a la superficie de cambio hacia alguna cobertura, se calculó el porcentaje de esta que fue identificada con alguna perturbación asociada.

El etiquetado de los cambios de cobertura de bosque se realizó según la orientación sobre buenas prácticas para uso de la tierra, cambio de uso de la tierra y silvicultura (UTCUTS) (IPCC 2000); los cambios de tierra forestal a tierra agrícola se representaron con $TF > TA$, los de tierra forestal a cuerpos de agua con $TF > CA$, los de tierra forestal a asentamientos humanos con $TF > A$ y finalmente los de tierra forestal a otros usos con $TF > OT$.

- *Fase 3. Cálculo de exactitud en el mapa de cambios.* El cálculo de exactitud del mapa de deforestación se realizó de acuerdo con el método propuesto por Olofsson *et al.* (2014) y Arévalo *et al.* (2020). El propósito principal de este método es conocer la precisión del mapa, para generar nuevas estimaciones que minimicen los sesgos que pueda contener. Consta de tres etapas; diseño de muestreo, diseño de respuesta y análisis de datos, que se definen según el objetivo que se persigue y la precisión que se busca.

Previo al inicio de estas tres etapas, se integraron los polígonos de cambio validados al mapa de referencia, para contar con 4 clases; 1) bosque permanente, 2) no bosque permanente, 3) deforestación, adicionalmente se incorporó una cuarta clase, 4) zona de influencia de 100 m, que se generó entre los límites de las áreas que cambiaron y el bosque que permaneció, con el objetivo de reducir el impacto de los errores de omisión, debido a que estos errores se calculan con base en la proporción de la clase que se evalúa. Con la clase buffer, se reduce el área que contiene más probablemente los errores y se disminuye el impacto de estos (Arévalo *et al.* 2020). Teniendo el mapa final a evaluar con las cuatro clases, es posible implementar la evaluación de exactitud.

- *Etapa 1. Diseño de muestreo y tamaño de muestra.* El diseño de muestreo para llevar a cabo esta etapa fue aleatorio estratificado con base en las cuatro clases de cobertura. La unidad mínima de mapeo fue una hectárea. A partir de esta etapa las clases de *bosque* y *no bosque* se denominarán *bosque permanente* y *no bosque permanente*.

Fueron definidos algunos parámetros *a priori* como la exactitud del usuario (U_i) en 0,5 para las clases de interés (deforestación y buffer 100) que conlleva a un tamaño de muestra mayor y de 0,8 para las clases de *bosque permanente* y *no bosque permanente*. La confianza de la muestra se ajustó al 95 % y el error de estimación de $S(O)$ 0,02. Con estos parámetros se calculó el tamaño de muestra con la fórmula de varianza para muestreo estratificado propuesta por Cochran (1977) (ecuaciones 1 y 2).

$$n = \left(\frac{\sum W_i S_i}{S(O)} \right)^2 \quad [1]$$

$$S_i = \sqrt{U_i(1 - U_i)} \quad [2]$$

Donde W_i es la proporción de área de cada clase con respecto al total de la superficie bajo análisis, S_i es la desviación estándar para la precisión de la omisión de cada clase y $S(O)$ es el error de estimación.

El tamaño de muestra para las clases permanentes fue estimado con la fórmula de distribución óptima de Neyman (Cochran 1977) para minimizar la varianza en el estimador de exactitud global y del ajuste de área estimado. Las clases de deforestación y buffer se ajustaron a 100 muestras por clase según lo recomendado por Olofsson (2014) para clases de cambio. Debido a que los errores son comunes en las clases de cambio, incrementando el número de muestras se logra un mejor ajuste de área a base de los errores de omisión y comisión.

- *Etapa 2. Diseño de respuesta.* El diseño de respuesta fue definido mediante relaciones jerárquicas en-

tre las clases de uso de suelo, a través de umbrales mínimos de cobertura basándose en su predominancia. Estas relaciones jerárquicas se refieren a los porcentajes mínimos necesarios dentro de la parcela de muestreo, para ser etiquetadas con una determinada cobertura. Para la clase de deforestación se estableció un mínimo de cobertura predominante de 20 %, 40 % para bosque permanente y para no bosque 40 %. Las muestras por clase se definieron de 1 hectárea en una rejilla compuesta por 25 puntos dentro de esta, asignando un valor a cada punto (4 %), de tal forma que al sumarlos proporcione el porcentaje cobertura y que la parcela de muestreo sea etiquetada dentro de alguna clase (figura 3).

La revisión de cada parcela de muestreo se realizó por medio de CE, en donde se llenó el formulario con imágenes de alta y mediana resolución disponibles como fuente de datos de referencia.

- *Etapa 3. Análisis de datos.* El análisis de los datos se llevó a cabo con información de una matriz de confusión que fue generada comparando las muestras por clase (columnas), con las clases en el mapa evaluado (filas). El cálculo de estimadores se obtuvo mediante el método propuesto por Olofsson *et al.* (2013), a partir del conteo de las muestras independientes en cada una de las clases evaluadas, mediante las ecuaciones 3 – 9. Además, se incluye en el cálculo de estimadores el método de buffer 100 (Arevalo *et al.* 2020), que reduce los sesgos derivados del muestreo estratificado, relacionados con la proporción de las clases evaluadas.

Estimador ajustado del error de área (incluye el área del mapa omitida por error en cada categoría y excluye el área del mapa en la que se cometió error). A partir de esta estimación se ajusta el área para cada clase.

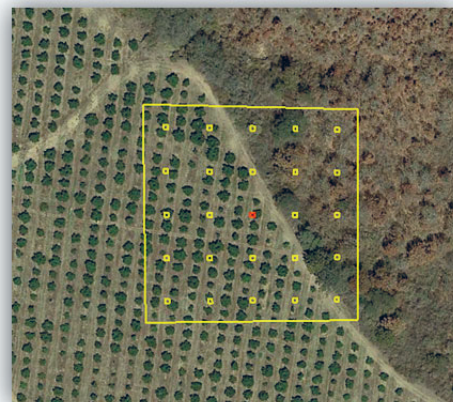


Figura 3. Ejemplo de parcela de muestreo. Elaboración propia con Collect Earth.

Sample plot example. Own elaboration with Collect Earth.

$$\hat{A}_j = A_{tot} \sum_i W_i \frac{n_{ij}}{n_i} \quad [3]$$

El error estándar de la proporción de área estimada

$$S(\hat{p} \cdot j) = \sqrt{\sum_{i=1}^q W_i^2 \frac{n_{ij}(1 - \frac{n_{ij}}{n_i})}{n_i - 1}} \quad [4]$$

Error estándar del ajuste de área estimada

$$S(\hat{A}_j) = A_{tot} \times S(\hat{p} \cdot j) \quad [5]$$

Estimador de exactitud del usuario

$$\hat{U}_i = \frac{\hat{p}_{ii}}{\hat{p}_i} \quad [6]$$

Estimador de exactitud del productor

$$\hat{P}_j = \frac{\hat{p}_{jj}}{\hat{p} \cdot j} \quad [7]$$

Estimador de exactitud global del mapa

$$\hat{O} = \sum_{j=1}^q \hat{p}_{jj} \quad [8]$$

$$\hat{p} = \sum_{i=1}^q W_i \frac{n_{ij}}{n_i} \quad [9]$$

En donde:

W_i = Proporción de área para la clase i

A_{tot} = Área total

n_{ij} = Muestras coincidentes en la matriz de confusión para la clase i

n_i = Muestras totales para la clase i

p = Es la proporción calculada en base a las muestras coincidentes por clase

Tasa de deforestación. Finalmente se obtuvo la tasa de deforestación para el total del periodo con la finalidad de

comparar con ecosistemas y dinámicas similares. Para obtenerla se utilizó la fórmula propuesta por la FAO (1995), usando las áreas ajustadas por clase resultado del cálculo de exactitud (ecuación 10).

$$\delta = \left(\frac{S2}{S1} \right)^{\frac{1}{n}} - 1 \quad [10]$$

Donde, S1 es la superficie de bosque en el mapa inicial, S2 es la superficie del mapa final y n es el periodo total del análisis.

RESULTADOS

Como resultado de las fase 1 y fase 2, previo al análisis de exactitud y ajuste de áreas, se obtuvo un mapa con superficies y años de cambio (cuadro 1).

Como se puede observar el periodo con mayor superficie deforestada es el que va de 2009 a 2011 en donde los cambios de tierras forestales hacia tierras agrícolas fueron los que concentraron la mayor superficie. Así mismo, la construcción de la presa Vista Hermosa, para almacenamiento de agua para riego agrícola significó la pérdida de 251,69 ha de bosque mixto de pino-encino.

El mapa por periodos se sobrepuso en la carta de uso de suelo y vegetación Serie VI escala 1:250.000 (INEGI 2016), con la finalidad de describir la dinámica de cambio por tipo de bosque con estos primeros resultados (figura 4). Como se puede observar, el avance de la deforestación fue notorio, siendo el bosque mixto de pino-encino el que presenta mayor superficie deforestada.

La dinámica de cambio por tipo de bosque se muestra en el cuadro 2, en donde la selva baja caducifolia tuvo la mayor superficie impactada por cambios de tierra forestal hacia otras tierras (TF > OT), mientras que los cambios de tierra forestal hacia tierra agrícola (TF > TA) ocurrieron en los límites con las áreas agrícolas es decir estas amplia-

Cuadro 1. Deforestación en bosques del sureste del estado de Jalisco como resultado del análisis BFAST y validación con CE.

Deforestation of forests in southeast Jalisco as a result of BFAST analysis and CE validation.

Transición IPCC	2000-2002	2003-2005	2006-2008	2009-2011	2012-2014	2015-2017	2018	Total
<i>Hectáreas</i>								
TF > TA	12,3	137,5	478,35	698,94	246,13	257,45	244,59	2.075,26
TF > P	0	0	1,01	17,4	13,05	3,7	0	35,16
TF > CA	1,09	1,6	2,69	251,69	2,7	10,27	2,18	272,22
TF > A	6,8	10,7	1,8	2,6	1,6	2,5	0	26
TF > OT	36,13	55,37	38,57	147,2	24,7	41,41	7,24	350,62
Total	56,32	205,17	522,42	1.117,83	288,18	428,01	254,01	2.761,80

Nomenclatura de acuerdo con la clasificación propuesta por el IPCC: TF > TA tierra forestal a tierra agrícola, TF > P Tierra forestal a pastizal, TF > CA Tierra forestal a cuerpos de agua, TF > A Tierra forestal a asentamientos humanos TF > OT Tierra forestal a otras tierras.

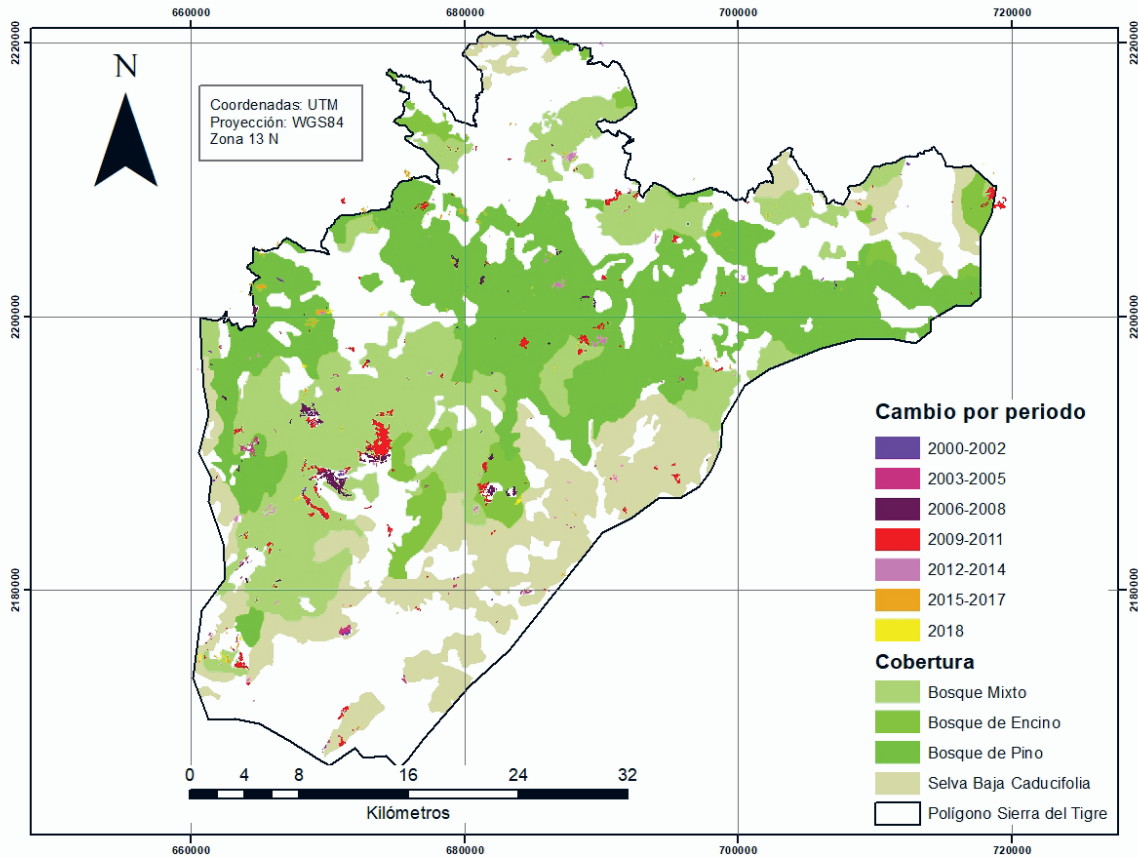


Figura 4. Avance de la deforestación por coberturas en el área de estudio. Elaboración propia sobre la carta de uso de suelo y vegetación INEGI Serie VI, escala: 1:250.000.

Progress of deforestation by coverage in the study area. Own elaboration with deforestation map and land use and vegetation chart INEGI Series VI, scale: 1:250.000.

Cuadro 2. Superficie de cambio por tipo de bosque en el sureste del estado de Jalisco, México.

Surface of change by forest type in southeast Jalisco, México.

Cambio	Bosque de Pino-Encino		Bosque de Pino		Selva baja caducifolia		Total (ha)
	Hectáreas (ha)	Perturbación asociada	Hectáreas (ha)	Perturbación	Hectáreas (ha)	Perturbación asociada	
TF > TA	1.005,00	3,4 % Incendios	983,00	6,8 % Incendios	87,33		2.075,33
TF > P	2,30	46,3 % Incendios	10,60	79,2 % Incendios	22	86 % Incendios	34,90
TF > OT	194,51	50,5 % Talas sin regeneración	31,40	35,6 % Talas	134,09	33 % Incendios	360,00
		3,6 % Incendios		13,6 % Incendios			
TF > CA	253,70		11,43				265,13
TF > A	2,63		14,97		8,85		26,45
Total	1.458,14		1.051,40		252,27		2.761,80

Nomenclatura de acuerdo con la clasificación propuesta por el IPCC: TF > TA tierra forestal a tierra agrícola, TF > P tierra forestal a pastizal, TF > OT tierra forestal a otras tierras, TF > CA tierra forestal a cuerpos de agua y TF > A tierra forestal a asentamientos humanos

ron su superficie. En las áreas forestales que cambiaron a pastizales (TF > P) un 86 % de la superficie que cambió fue identificada con la ocurrencia de algún incendio, estos identificados durante la fase 2. La selva baja caducifolia, presentó una fuerte presión antrópica ya que los ingresos por manejo forestal en este tipo de bosque son menores comparados con la agricultura o actividades de pastoreo, lo que conduce al cambio de uso de suelo.

Por otro lado, en las coberturas de bosque mixto de pino-encino y bosque de pino, la dinámica de cambio fue diferente respecto a la de selva baja caducifolia. La mayor parte fueron hacia tierras agrícolas (cuadro 2). Aunque en el bosque mixto de pino-encino se concentró la mayor superficie de cambio, en las dos coberturas de bosque la mayor superficie de los cambios es hacia tierras agrícolas. Sin embargo, en las áreas que cambiaron a pastizales un alto porcentaje de la superficie que cambió, fue identificada con la ocurrencia de incendios, el 46,3 % para bosque mixto de pino-encino y el 86 % en el bosque de pino.

Aunque los datos de la superficie deforestada son conservadores en esta fase de resultados debido a que no han sido sometidos a un análisis de exactitud, permiten conocer la distribución probable de los cambios y los periodos de mayor ocurrencia. La superficie deforestada para todo el periodo de análisis se sometió al análisis de exactitud cuyos resultados se muestran en el siguiente apartado.

Exactitud del mapa de cambios. Los resultados del cálculo de proporciones de área y el cálculo de tamaño de muestra por clase en el mapa de referencia, se observan en el cuadro 3. La columna n_i indica el número de muestras obtenidas mediante la ecuación de distribución óptima de Neyman. Como era de esperarse, el tamaño de muestra es mayor para los valores de proporción de área mayores, sin embargo, en las clases con proporciones menores el número de muestras es muy bajo, por lo que se ajustaron a 100, para las clases de deforestación y área zona de influencia de 100 m (n_i ajustado).

El mapa de referencia en donde se distribuyeron las 585 muestras se observa en la figura 5. Las muestras se colocaron de manera aleatoria sobre el mapa, respetando el número de muestras por clase (n_i -ajustado).

Como resultado de la revisión de muestras, se obtuvieron los estimadores de exactitud por clase, así como sus ajustes de área (cuadro 4). Considerando que la superficie deforestada mapeada fue de 2.761 ha y el área ajustada para la clase de deforestación fue de 3.986 ha, nos indica que hubo una subestimación del área deforestada. El intervalo de confianza representa la variabilidad entre la superficie estimada y observada; para la clase deforestación fue de $\hat{A} \pm 2 \times S(\hat{A}) = 3.986 \pm 1.332$ ha.

La exactitud global del usuario y del productor representan las probabilidades de que cada una de las clases esté correctamente mapeada. La exactitud global del mapa presenta un valor de 82,6 %. El valor de exactitud del productor de 53,66 % en la clase deforestación, indica que existen errores de omisión asociados. Es esperado que, para las clases permanentes, los valores de exactitud sean mayores y en la clase de deforestación sean menores. Derivado de esto, el área deforestada ajustada considera los errores de omisión en el proceso de mapeo, además proporciona a través de la desviación estándar del área ajustada, un intervalo de confianza a considerar dentro de esta estimación.

Tomando como superficie total deforestada el área ajustada en la clase deforestación, esta representa el 3,39 % de pérdida de bosque en todo el periodo (2000 a 2018) y de acuerdo con la ecuación propuesta por FAO, la tasa de deforestación estimada anual es de 0,19 %.

DISCUSIÓN

La superficie deforestada en selva baja caducifolia es menor con respecto a la observada en bosque de pino y pino-encino, esto debido a las condiciones agroclimáticas de la región, acorde a lo reportado por Ibarra *et al.* (2011) en coberturas similares en el norte del estado de Jalisco.

La dinámica para los bosques de pino y pino-encino, responde a algunos sucesos históricos ocurridos en la región sur de Jalisco. De acuerdo con Macias (2010), el 2007 fue parteaguas en la producción aguacatera en Michoacán, debido a que en ese año se permitió su exportación durante todo el año a Estados Unidos de América y se incluyeron estados de esta nación, que, en años anteriores, habían

Cuadro 3. Tamaño de muestra por clases según la proporción de área.

Sample size for each class according to the proportion of area covered.

Clases	Área mapeada (ha)	Wi proporción de área	n_i	n_i - ajustado
Bosque permanente	97.809	0,613	248	248
No bosque permanente	54.183	0,339	137	137
Deforestación	2.761	0,017	009	100
Área buffer 100 m	4.746	0,030	015	100
Total	159.499	1,000	409	585

sido productores de aguacate y tenían restricciones para la importación de la fruta, por lo que México llegó a proveer en 2009 cerca del 50 % del consumo de aguacate en aquel país (USDA-FAS Online, citado por Macías 2010). Esta situación propició que los productores de aguacate michoacanos buscaran nuevas fuentes de abastecimiento para cubrir la demanda. Como consecuencia se incrementó el precio e hizo este cultivo atractivo para la región sur de Jalisco. Dicha región presenta condiciones agroecológicas favorables para el cultivo de aguacate ya que cuenta con suelos de naturaleza volcánica por su cercanía con el Nevado de Colima, profundos y fértiles para su establecimiento (Tapia *et al.* 2014).

La deforestación en el área de estudio ha generado consecuencias negativas para el papel de los bosques como mitigadores del cambio climático, debido a que, en términos de producción de biomasa, el árbol de aguacate no tiene la misma capacidad de fijar carbono (Bravo *et al.* 2009). Además, los desmontes ocasionan que el suelo quede desprovisto de vegetación por un periodo de tiempo, lo que lo hace propenso a procesos de erosión hídrica. La velocidad de infiltración del agua es mucho menor que con un bosque, además de la modificación del clima a consecuencia de la falta de vegetación (Macías 2010).

La exactitud del mapa de cambios resultado de este estudio es consistente con lo reportado por Arévalo *et al.*

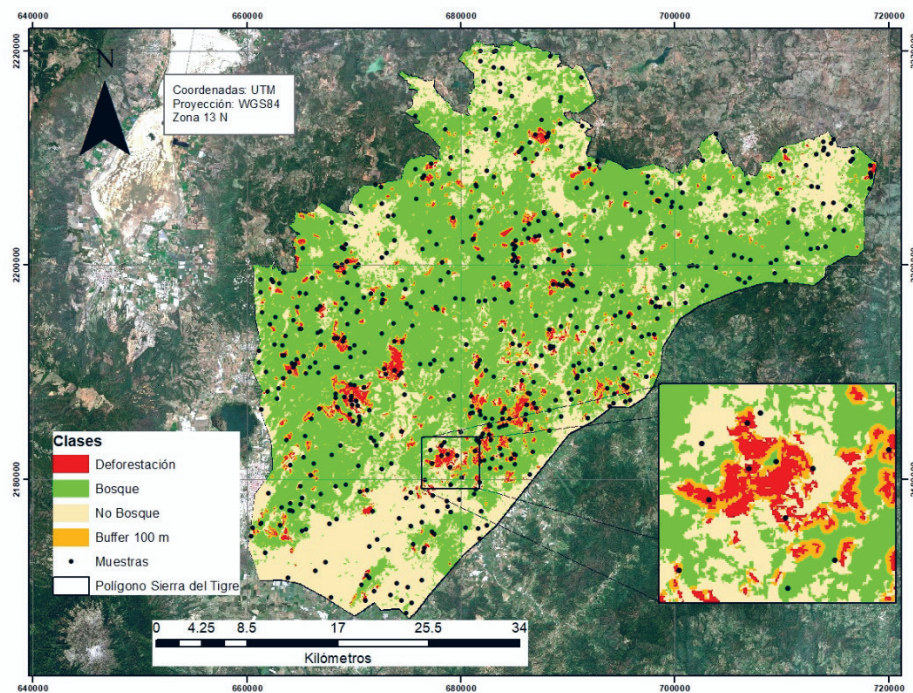


Figura 5. Mapa de referencia y distribución de muestras para 4 clases. Elaboración propia sobre imagen compuesta Sentinel 2018-2019. Reference map and sample allocation for 4 classes. Own elaboration on Sentinel composite image 2018-1019.

Cuadro 4. Estimadores de exactitud del mapa de cambios, ajuste de áreas e incertidumbres por clase para el total del periodo.

Change map accuracy estimators, adjustment of areas and uncertainties by class for the whole period.

Clases		W_i	$\hat{U} \%$	$\hat{P} \%$	$\hat{O} \%$	A.M.	\hat{A}	$S(\hat{A})$	Incer.
1	Bosque permanente	0,61	92,20	82,89		97.809	109.160	2.481	04,50 %
2	No bosque permanente	0,34	72,10	84,29		54.183	46.353	2.477	10,50 %
3	Deforestación	0,02	77,50	53,66	82,6	2.761,80	3.986	666	33,00 %
4	Buffer	0,03	-	-		4.746	-	-	-
Total		1,00				159.499	159.499		

W_i = proporción de área, \hat{U} = Exactitud del usuario, \hat{P} = Exactitud del productor, \hat{O} = Exactitud general, A.M. = Área mapeada, \hat{A} = Área ajustada, $S(\hat{A})$ = Desviación estándar del área ajustada, Incer. = Incertidumbre por clase.

(2020); se espera una mayor exactitud para las clases con las superficies más grandes, que son las clases permanentes y para las clases de cambio o raras, la exactitud siempre es menor con incertidumbres mayores, indicando la importancia de un ajuste de área deforestada, que permite considerar el área que fue omitida y quitar el área que fue agregada por error a cada clase (Olofsson *et al.* 2014).

Considerando las estimaciones reportadas por Kindgard (2016), en donde con datos de sensores remotos y bajo el mismo método de cálculo, la exactitud del usuario para las distintas clases de bosque fue de entre el 61 % y 94 % y para la exactitud del productor de entre 70 % y 95 %, lo que es cercano a nuestras estimaciones.

Respecto a la tasa de deforestación de 0,19 % calculada en este estudio, esta es cercana a la estimada en una zona serrana con dinámica de cambio similar en Michoacán, donde se reporta una tasa de deforestación de 0,16 % anual para bosques templados del 2004 al 2007 y de 0,09 % anual del 2007 al 2014 (Mas *et al.* 2017).

CONCLUSIONES

El uso de herramientas como el análisis multitemporal de imágenes Landsat-NDVI con el algoritmo BFAST en combinación con Collect Earth a través de imágenes de alta resolución, permitió estimar la deforestación, a través de un mapa dinámico identificando el año y la cobertura hacia la que cambió, además fue posible validar estos cambios ya que es importante en todo mapa generado a partir de datos de sensores remotos. Cuando se calculan los errores en la estimación y la exactitud del mapa por clases a partir de muestras independientes, es posible ajustar el área deforestada considerando los errores en las estimaciones. Con esta metodología se determinó que la región sureste del estado de Jalisco ha experimentado una creciente deforestación en las últimas décadas. A pesar de que las dinámicas de cambio de uso de suelo son diferentes, la mayor superficie son cambios a cultivos de aguacate en zonas con especies forestales de importancia comercial, sustituyendo bosques por el uso agrícola. Estos cambios alcanzan una tasa de 0,19 % anual, superando la tasa de deforestación en Michoacán, si este proceso continúa esta problemática se ampliará de tal manera que los impactos negativos al ecosistema serán irreversibles, es por ello importante un monitoreo continuo.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORES

Brenda Carolina Zerecero Salazar cálculos, desarrollo de método y escritura de manuscrito, Eduardo Salcedo Pérez guía y orientación metodológica, Agustín Gallegos Rodríguez, información, asesoría y propuestas metodológicas, Miguel Olvera Vargas, escritura de manuscrito y orientación metodológica, Gregorio Ángeles Pérez orientación metodológica y escritura de manuscrito, Miguel Ángel Muñoz Ruiz, propuesta metodológica, cálculo de exactitud del mapa y revisión de muestras.

FINANCIAMIENTO Y AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el financiamiento para la realización de este proyecto, a la Universidad de Guadalajara (U de G) por la facilidad de recursos, material y equipo, al ingeniero Aldo Rivera Ramos por la amplia asesoría técnica e información proporcionada sobre el manejo forestal de la región.

REFERENCIAS

- Arévalo P, P Olofsson, CE Woodcock. 2020. Continuous monitoring of land change activities and post-disturbance dynamics from Landsat time series: A test methodology for REDD+ reporting. *Remote Sensing of Environment* 238: 111051. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.013>.
- Asesores Forestales de Occidente. 2015. Estudio de la cuenca de abasto de la UMAFOR 1404, Sur-sureste del Estado de Jalisco. Ciudad Guzmán, Jalisco, México. 157 p. (Documento Técnico). Consultado 20 ene. 2021. Disponible en https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/506500/Estudio_de_cuenca_de_abasto_Sur-Sureste-Jalisco.pdf.
- Bey A, PD Sánchez, D Maniatis, G Marchi, D Mollicone, S Ricci, JF Bastin, R Moore, S Federici M Rezende. 2016. Collect earth: Land use and land cover assessment through augmented visual interpretation. *Remote Sensing* 8 (10): 807. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8100807>.
- Bravo M, J Sánchez, JA Vidales, JT Sáenz, JG Chávez, S Madrigal, HJ Muñoz, LM Tapia, G Orozco, JJ Alcantar, I Vidales, E Venegas. 2009. Impactos ambientales y socioeconómicos del cambio de uso de suelo forestal a huertos de aguacate en Michoacán. Michoacán, México. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. 76 p. (Publicación especial Núm. 2). Consultado 21 nov. 2022. Disponible en <https://docslib.org/doc/7032793/impactos-ambientales-y-socioecon%C3%B3micos-del-cambio-de-uso-del-suelo-forestal-a-huertos-de-aguacate-en-michoac%C3%A1n>
- Cochran WG. 1977. Sampling techniques. Third edition. New York, USA. Wiley John Wiley & Sons. 428 p. Consultado 20 ene. 2021. Disponible en <https://hwbdocuments.env.nm.gov/Los%20Alamos%20National%20Labs/General/14447.pdf>.
- DeVries B, J Verbesselt, L Kooistra, M Herold. 2015. Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sensing of Environment* 161: 107-121. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.012>
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations, IT). 2015. Evaluación de los recursos forestales mundiales. Compendio de datos. Roma, Italia. FAO. 252 p. Consultado 20 abr. 2023. Disponible en <https://www.fao.org/publications/card/es/c/bbcb0f4e-cfe5-4ab0-819a-f3a7b1ed1513>
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations, IT). 2020. Better data, better decisions. Towards impactful forest monitoring. Rome, Italy. FAO. 72 p. (Forestry Working Paper N°. 16). DOI: <https://doi.org/10.4060/cb0437en>
- George-Chacón SP, JF Mas, JM Dupuy, MA Castillo-Santiago, JL Hernández-Stefanoni. 2022. Mapping the spatial distribution of stand age and aboveground biomass from Land-

- sat time series analyses of forest cover loss in tropical dry forests. *Remote Sensing in Ecology Conservation* (8): 347-361. DOI: <https://doi.org/10.1002/rse2.247>
- Ibarra MJL, R Román, K Gutiérrez, J Gaxiola, V Arias M Bautista. 2011. Cambio en la cobertura y uso de suelo en el norte de Jalisco, México: Un análisis del futuro, en un contexto de cambio climático. *Ambiente y Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science* 6(2): 111-128. Consultado 20 ene. 2021. Disponible en <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=92819767008>.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía, MX). 2016. Conjunto de datos vectoriales de Uso de suelo y Vegetación, Escala 1:250000, Serie VI. Consultado 19 mar. 2021. Disponible en <https://www.inegi.org.mx/temas/usosuelo/#Descargas>.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía, MX). 2019. Climatología, conjunto de datos vectoriales escala 1:1000000. Consultado 3 feb. 2021. Disponible en <http://www.inegi.org.mx/temas/climatologia/>.
- IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change, CH). 2000. Emissions Scenarios. Nakicenovic N, R Swart eds. England. Cambridge University Press. 570 p. Consultado 20 mar. 2021. Disponible en <https://www.ipcc.ch/report/emissions-scenarios/>.
- Jiménez MMJ, M González, M Escalona, JR Valdez, CA Aguirre. 2011. Comparación de métodos espaciales para detectar cambios en el uso del suelo urbano. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* 17(3): 389-406. Consultado 30 ene. 2022. Disponible en <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=62921342009>
- Kindgard F. 2016. Evaluación de exactitud y estimación de área deforestada en Paraguay a partir de detección semiautomática de cambios de uso de la tierra. Iguazú, Argentina. *SELPER* 1(20). 3033 p. Consultado 20 dic. 2020. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/318014157_Evaluacion_de_exactitud_y_estimacion_de_area_deforestada_en_paraguay_a_partir_de_deteccion_semiautomatica_de_cambios_de_uso_de_la_tierra.
- Macías MA. 2010. Zonas hortofrutícolas emergentes en México. ¿Viabilidad de largo plazo o coyuntura de corto plazo? La producción de aguacate en el sur de Jalisco. *Estudios Sociales* 18(36): 204-235. Consultado 10 ene. 2021. Disponible en <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41715777009>.
- Mas JF, R Lemoine, R González, J López, A Piña, E Herrera. 2017. Evaluación de las tasas de deforestación en Michoacán a escala detallada mediante un método híbrido de clasificación de imágenes SPOT. *Madera y Bosques* 23 (2): 119-131. DOI: <https://doi.org/10.21829/myb.2017.2321472>.
- Olofsson P, GM Foody, SV Stehman, CE Woodcock. 2013. Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment* 129: 122-131. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.031>.
- Olofsson P, GM Foody, M Herold, SV Stehman, CE Woodcock, MA Wulder. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment* 148: 42-57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Open Foris Collect Earth. FAO, Rome, Italy. Consultado ene. 2021. Disponible en: <http://www.openforis.org/>
- R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponible en <https://www.R-project.org/>.
- Saah D, G Johnsona, B Ashmallg, G Tondapug, K Tennesona, M Pattersonj, A Poortingaa, K Markertf, QN Hanh, AK San, L Schlichtingj, M Matinh, K Uddinh, AR Ram, J Dilgera, WE Lee, AI Flores, D Wiellk, E Lindquistk, J Goldsteinj, N Clintonc, F Chishtieb. 2019. Collect Earth: An online tool for systematic reference data collection in land cover and use applications. *Environmental Modelling and Software* 118: 166-171. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.05.004>.
- Tapia VLM, A Larios, A Hernández, A Guillén. 2014. Nutrición orgánica del aguacate cv. "Hass" y efecto nutrimental y agronómico. *Revista mexicana de ciencias agrícolas* 5(3): 463-472. DOI: <https://doi.org/10.29312/remexca.v5i3.950>
- Verbesselt J, A Zeileis, M Herold. 2013. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment* 123: 98-108. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.022>
- Verbesselt J, A Robinson, C Stone, D Culvenor. 2009. Forecasting tree mortality using change metrics derived from MODIS satellite data. *Forest Ecology and Management* 258 (7): 1166-1173. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.06.011>.
- Wahap NA, HZM Shafri. 2020. Utilization of Google Earth Engine (GEE) for land cover monitoring over Klang Valley, Malaysia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 540: 012003. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/540/1/012003>

Recibido: 27/06/23

Aceptado: 02/09/23

