# UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE CHIHUAHUA

# FACULTAD DE ZOOTECNIA Y ECOLOGÍA

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO



# ANÁLISIS ESPACIO-TEMPORAL DE DISTURBIOS EN BOSQUES

## TEMPLADOS DEL ESTADO DE CHIHUAHUA

POR:

# I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA

# TESIS PRESENTADA COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRÍA EN CIENCIAS

## **ÁREA MAYOR: RECURSOS NATURALES**

CHIHUAHUA, CHIH., MÉXICO

**NOVIEMBRE DE 2021** 



Análisis espacio-temporal de disturbios en bosques templados del estado de Chihuahua. Tesis presentada por Jesús Salvador Ibarra Bonilla como requisito parcial para obtener el grado de Maestría en Ciencias, ha sido aprobada y aceptada por:

Ph.D. Carlos Ortega Ochoa Director de la Facultad de Zootecnia y Ecología

D.Ph. Agustín Corral Luna Secretario de Investigación y Posgrado

Ph.D. Iván Adrián García Galicia Coordinador Académico

D.Ph. Alfredo Pinedo Álvarez Presidente

202 noviambr Fecha

Comité:

Ph.D. Federico Villarreal Guerrero Dr. Martín Martínez Salvador

Dr. Eduardo Santellano Estrada

© Derechos Reservados AUTOR: JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA DIRECCIÓN: PERIFÉRICO FRANCISCO R. ALMADA KM.1, CHIHUAHUA, CHIH., MÉXICO C.P. 31453 NOVIEMBRE 2021

## AGRADECIMIENTOS

A Dios, quien bendice mi camino y lo llena de oportunidades.

A mi familia, por ser el apoyo incondicional necesario, y una de mis grandes fuentes de inspiración.

A la Facultad de Zootecnia y Ecología, que me permitió continuar con mis estudios de posgrado.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, por el apoyo económico No. 993346.

Expreso mi reconocimiento y sincero agradecimiento a los miembros del comité de grado del presente trabajo, especialmente al D. Ph. Alfredo Pinedo-Alvarez y Ph. D. Federico Villarreal-Guerrero, por su confianza, apoyo y consejos que me han hecho crecer personal y profesionalmente.

Al D. Ph. Jesús Alejandro Prieto-Amparán, por su buena amistad y consejos atinados.

A mis buenos y sinceros amigos del posgrado de la Facultad: Pablo Siller, Saul Yáñez, Adrián Máynez, Luis Ronquillo, Joanna Badillo y Fabiola Payán. Gracias compañeros por esa invaluable amistad que es parte esencial de mi éxito.

iii

## DEDICATORIA

A mis padres (Martha y Salvador) y hermanas (Lilian y Cristal).

A mis menonitas favoritas, Valentina y Valeria.

A mis abuelos, María y Nicolas.

A mi familia en el cielo. Me hacen falta, pero sé que sus recuerdos son evidencia de su apoyo eterno.

A mis amigos.

A la Facultad de Zootecnia y Ecología.

## **CURRICULUM VITAE**

El autor nació el 22 de Junio de 1995 en la ciudad de Chihuahua, Chihuahua, México.

- 2013-2017 Estudios de licenciatura en la Universidad Autónoma de Chihuahua en la carrera Ingeniero en Desarrollo Territorial. Titulado con mención honorífica.
- 2018 Prestador de Servicios Profesionales en Grupo Integral de Servicios Ecosistémicos Eye Kawí A. C.
- 2020-2021 Colaborador en la elaboración del Estudio Técnico Justificativo "Cavernas de Santa Eulalia".
- 2019-2021 Estudios de Maestría en Ciencias con Área Mayor en Recursos Naturales y Línea de Investigación en Percepción Remota.

### **RESUMEN GENERAL**

# ANÁLISIS ESPACIO-TEMPORAL DE DISTURBIOS EN BOSQUES TEMPLADOS DEL ESTADO DE CHIHUAHUA, MÉXICO POR:

I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA Maestría en Ciencias en Producción Animal Secretaría de Investigación y Posgrado Facultad de Zootecnia y Ecología Universidad Autónoma de Chihuahua

Presidente: D. Ph. Alfredo Pinedo Alvarez

En el estudio de ecosistemas forestales, la percepción remota es fundamental en la generación y actualización de información de alta calidad y bajos costos operativos. Debido a que los bosques del norte de México presentan distintos grados de perturbación, el objetivo del presente trabajo fue analizar dos tipos de disturbio en un bosque templado de Chihuahua, México, mediante sensores remotos. En el primer estudio se analizaron Cambios de Uso de Suelo (CUS) durante el periodo 1990-2019, y se proyectaron escenarios futuros de Uso de Suelo (US) para el año 2048 utilizando Cadenas de Markov. Para el segundo, se evaluó el comportamiento Post-Incendio de cuatro sitios (BS) mediante la utilización de índices espectrales y variables topográficas. Los principales procesos de transformación fueron la deforestación y degradación, con influencia notoria de variables de tipo antrópico como factores impulsores de CUS. En función de los escenarios obtenidos y de acuerdo con las condiciones actuales, en el futuro persistirán mayormente impactos negativos al ecosistema. Por otro

lado, hubo variación en el comportamiento post-incendio de los BS, donde el NDVI sirvió en la medición de la vigorosidad de la vegetación y el NBR en el análisis de la severidad de incendios. Sin embargo, la significancia de las variables topográficas sobre el comportamiento de la vegetación evidencia la utilidad del NDVI y SAVI en el estudio de incendios. Se espera que la información generada represente la base para adecuar la toma de decisiones, hacia un manejo forestal sostenible de la región.

### GENERAL ABSTRACT

# SPATIO-TEMPORAL ANALYSIS OF TEMPERATE FORESTS DISTURBANCES IN THE STATE OF CHIHUAHUA, MEXICO

BY:

## I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA

In the study of forest ecosystems, remote sensing is essential for the generation and actualization of high-quality and low-cost information. Given the forests of northern Mexico experience several disturbance degrees, the aim of this study was to analyze two types of disturbance in a temperate forest of Chihuahua, Mexico. For that, remote sensing tools were applied. In the first study, land use/land cover (LULC) changes were analyzed during the period 1990-2019, and future scenarios to the year 2048 were projected using Markov Chains (MC). In the second one, the post-fire behavior of four sites (BS) was evaluated by using spectral indices and topographic variables. The main transformation processes were deforestation and degradation, with a notorious influence of anthropogenic variables as drivers of LULC changes. Based on the obtained scenarios, negative impacts on the ecosystem will persist mostly in the future. On the other hand, there was variation in the post-fire behavior between BS, where the NDVI was suitable in the measurement of vegetation vigorousness, while the NBR was for the fire severity analysis. However, the significance of the topographic variables on the vegetation behavior shows the usefulness of the NDVI and SAVI in the study of wildfires. The generated information is expected to represent the basis for an appropriate decision-making, towards a sustainable forest management in the region.

viii

## CONTENIDO

## Página

RESUMEN GENERAL	vi
GENERAL ABSTRACT	viii
LISTA DE CUADROS	xiii
LISTA DE GRÁFICAS	xiv
LISTA DE FIGURAS	xv
INTRODUCCIÓN GENERAL	1
REVISIÓN DE LITERATURA	3
Importancia de los Ecosistemas Forestales	3
Los bosques templados	4
Situación de los bosques templados de Chihuahua	5
Percepción Remota en el Monitoreo de Bosques Templados	6
Modelación de cambios de uso de suelo (CUS)	7
Análisis del impacto de incendios forestales	8
LITERATURA CITADA	11
ESTUDIO I. PROYECCIÓN DE CAMBIOS DE USO DE SUELO EN UN BOSQUE TEMPLADO MEDIANTE CADENAS DE MARKOV	16
RESUMEN	17
ABSTRACT	19
INTRODUCCIÓN	21
MATERIALES Y MÉTODOS	25
Localización del Área de estudio	25

Metodología	25	
Fuente de datos	25	
Procesamiento de imágenes y composición de bandas.	25	
Clasificación de US	29	
Análisis de CUS	29	
Potenciales de transición y variables impulsoras de		
cambio	32	
Escenarios futuros	34	
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	36	
Precisión de la Clasificación de Mapas de US	36	
CUS (1990-2019)	36	
Comparación entre US (1990-2019)	39	
Ganancias/Pérdidas en la Vegetación	41	
Escenarios Proyectados de US para 2048	43	
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	54	
LITERATURA CITADA	55	
ESTUDIO II. ANÁLISIS DE EVENTOS PRE- Y POST-INCENDIO DE LA VEGETACIÓN DE UN BOSQUE TEMPLADO A TRAVÉS DE ÍNDICES ESPECTRALES LANDSAT	63	
RESUMEN	64	
ABSTRACT	66	
INTRODUCCIÓN	68	
MATERIALES Y MÉTODOS		
Descripción del Área de Estudio	72	

Metodología	72
Información satelital y preprocesamiento	72
Extracción de sitios incendiados	73
Índices espectrales	74
Variables topográficas	74
Análisis estadístico	78
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	80
Dinámica de la Vegetación (2009-2017)	80
Cambios en Índices Espectrales	82
Comportamiento de la Vegetación por Tipos de Exposición	84
BS-1	84
BS-2	84
BS-3	86
BS-4	86
Comportamiento de la Vegetación por Rangos de Pendiente	89
BS-1	89
BS-2	91
BS-3	91
BS-4	94
Efecto de las Características Topográficas	99
Tipos de exposición	99
Rangos de pendiente	104
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	111

LITERATURA CITADA	113

## LISTA DE CUADROS

Cuadro		Página
1	Características de las imágenes satelitales	27
2	Clases de US establecidas	30
3	Variables explicativas aplicadas para predecir potenciales de transición	33
4	Precisión de los mapas de uso de suelo de 1990 y 2019.	37
5	Matriz de tabulación cruzada de 1990-2019	38
6	Comparación de las clases de US en el lapso 1990- 2019	42
7	Resultados del coeficiente Cramer's V para todos los submodelos.	47
8	Matriz de probabilidad de transición de los CUS de 1990-2019.	50
9	Superficies de US a 2048 para cada submodelo	51
10	Características de los sitios incendiados	75
11	Características de los índices espectrales utilizados	77
12	Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey <sup>1</sup> de los tipos de exposición	101
13	Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey <sup>1</sup> de los años por tipos de exposición	103
14	Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey <sup>1</sup> de los rangos de pendiente	106
15	Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey <sup>1</sup> de los años por rangos de pendiente	107

## LISTA DE GRÁFICAS

Gráfica						Página
1	Superficie de ga	nancias/p	pérdidas en las c	lases de ve	getación	
						44
2	Precisión submodelo	у	habilidad	de	cada	48
3	Datos meteorológicos promedio de la cuenca de estudio, correspondientes al mes de la imagen satelital de cada año					
	evaluado					109

## LISTA DE FIGURAS

Figura		Página
1	Localización del área de estudio y sus localidades principales	26
2	Esquema metodológico del caso de estudio	35
3	Mapas de US de 1990 (a), 2019 (b), y CUS (c)	40
4	Mapas de ganancias/pérdidas en bosques de encino (a), pino- encino (b), selva baja caducifolia (c) y bosque secundario (d).	45
5	Mapas de escenarios para el año 2048 para SUBdefo (a), SUBdegra (b) y SUBreco (c)	53
6	Localización de los a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4 en la zona de estudio	76
7	Proceso metodológico del caso de estudio	79
8	Comportamiento de los a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4 para cada índice utilizado	81
9	Cambios en índices espectrales en el a) BS-1, b) BS-2, c) BS- 3 y d) BS-4	83
10	Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-1 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	85
11	Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-2 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	87
12	Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-3 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	88
13	Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-4 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	90
14	Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-1 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	92
15	Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-2 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	93
16	Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-3 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	95
17	Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-4 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI	96
18	Porcentaje de superficie con distintos grados de vigorosidad derivados del NDVI en los a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4	98

## INTRODUCCIÓN GENERAL

Los bosques son uno de los ecosistemas que albergan la mayor biodiversidad del planeta (FAO, 2020), y en México, los más distribuidos son los templados. Estos son importantes, debido a que proporcionan espacio y oportunidades para el desarrollo de actividades humanas, donde principalmente muchas pequeñas comunidades se benefician en forma directa. Sin embargo, con el constante incremento de la población, y la intensificación en el uso y aprovechamiento de los recursos naturales, estas regiones han sido lugar de disturbios severos. Esto, ha causado pérdida de biodiversidad e impactado en la cantidad y calidad de servicios ecosistémicos.

En México, los mayores disturbios en bosques templados se derivan principalmente de dos fenómenos: cambios de uso de suelo (CUS) e incendios forestales. De manera especial, se sabe que México presenta importantes procesos de CUS, donde destaca la deforestación. Por otro lado, los incendios han representado impactos severos al ecosistema, y en la última década, las cifras señalaron al menos 6,000 incendios por año (SEMARNAT, 2021). A pesar de que se sabe que la intensificación de la actividad agropecuaria y el aprovechamiento forestal son causas predominantes en la ocurrencia de estos fenómenos (Hernández-Álvarez *et al.,* 2021), y debido a la importancia ecológica, económica y social que caracterizan a estas regiones, su análisis es fundamental para comprender el efecto de estos disturbios y generar conocimiento respecto al comportamiento de estos ecosistemas.

En este sentido, la percepción remota permite crear información clave para el estudio y monitoreo continuo de ecosistemas forestales (Masek *et al.,* 2015).

Además, con la utilización de plataformas satelitales como Landsat, el estudio de los cambios en el ecosistema brinda información de manera que ninguna otra herramienta puede hacerlo (Kennedy *et al.,* 2014). De tal manera, representa una fuente de datos indispensable en el estudio de los bosques templados.

La percepción remota ofrece suficientes herramientas para el análisis de disturbios. Por ejemplo, en el estudio de CUS, la integración de modelos geoestadísticos como Cadenas de Markov (CM) ha sido útil para determinar la influencia de factores sobre CUS y proyectar su probable estado futuro (Singh et al., 2017; Brice et al., 2020). En otro contexto, diversas investigaciones sugieren la utilización de índices espectrales en el análisis de incendios (Navarro *et al.,* 2017; Fornacca *et al.,* 2018), debido a que se consideran herramientas potenciales para el monitoreo pre- y post-incendio de la vegetación. Por ello, la integración de estas técnicas puede generar información suficiente para comprender los disturbios en bosques templados, y así, estructurar mejores planes para el manejo forestal y ordenamiento del territorio.

En el estado de Chihuahua, los bosques templados son uno de los ecosistemas con considerables afectaciones derivadas de CUS e incendios forestales. La presente investigación tuvo como objetivo general analizar mediante técnicas de percepción remota dos tipos de disturbios en una cuenca de bosque templado de Chihuahua, México. Los objetivos específicos fueron 1) evaluar los CUS con la utilización del proceso CM y 2) analizar el comportamiento pre- y post-incendio de la vegetación mediante la utilización de índices espectrales y variables topográficas.

## **REVISIÓN DE LITERATURA**

#### Importancia de los Ecosistemas Forestales

A nivel global, los bosques juegan un papel fundamental en el entorno. Al ser lugar de una amplia diversidad biológica y funcionalidad ecológica (Pearce y Pearce, 2011), estos son una fuente de interacción directa con los seres humanos (FAO, 2020). Debido a que son importantes proveedores de bienes y servicios como captura de carbono (Domke *et al.*, 2020), captura de agua (Goeking y Tarboton, 2020) así como producción de biomasa (Başkent, 2021), los ecosistemas forestales proporcionan subsistencia para la población mundial (Ruíz-Pérez *et al.*, 2007).

Para el año 2015, la distribución de los bosques a nivel mundial abarcaba un 30.6 %, con más de la mitad de esta superficie bajo el estatus de "intacta" (FAO, 2018). Sin embargo, el constante crecimiento demográfico y económico ha generado una mayor demanda de los recursos naturales (Nadal y Aguayo, 2020), y, por ende, la presión sobre estos ha aumentado. De acuerdo a Giljum *et al.* (2009), los seres humanos aprovechan 50 % más de recursos naturales que hace 30 años. Con lo anterior, se presenta la posibilidad de que, en el futuro, estas regiones se alteren de manera drástica, ya sea hacia al surgimiento de nuevos ecosistemas, o a cambios de adaptabilidad alternativos (Mori *et al.*, 2017).

En este sentido, en la última década la comunidad científica ha desarrollado iniciativas y estrategias (como la estrategia de Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación, mejor conocida como REDD+), cuyo objetivo se dirige hacia la gestión forestal sostenible como determinante en el

impacto social, económico y ambiental, para mitigar el impacto del cambio climático en este tipo de ecosistemas (IUCN, 2019).

Los bosques templados. Dentro de los ecosistemas forestales, los bosques templados son comunidades de suma importancia. Estos se encuentran mayormente dominados por arboles altos, principalmente pinos (*Pinus spp.*) y encinos (*Quercus spp.*), con rangos de temperatura de entre 12 y 23 °C, precipitación media anual de 600 a 1,000 mm y altitudes que varían desde los 2,000 a los 3,400 msnm (CONABIO, 2019).

En México, estos se encuentran distribuidos sobre el 20 % del territorio nacional, destacando entre su vegetación típica bosques de coníferas y encino, así como poblaciones mixtas de pino-encino (SEMARNAT, 2013). Concentran aproximadamente el 24 % de la diversidad vegetal del país, contabilizando más de 7,000 especies, lo que lo hace el ecosistema de mayor riqueza florística a nivel nacional (Rzedowski, 1991).

La mayor superficie de bosques templados en México se localiza en Chihuahua, la cual, para 2014, contaba con una superficie superior a 7 millones de ha (CONAFOR, 2014). González-Elizondo *et al.* (2012) señalan al bosque de pino-encino como el tipo de vegetación dominante en la región, y de acuerdo a la amplia diversidad de ambientes presentes, pueden encontrarse asociaciones en todos los grados intermedios, desde pinares puros hasta encinares puros.

La amplia biodiversidad en los bosques templados de Chihuahua hace que esta sea una de las regiones de mayor importancia en los componentes económico, social y ambiental. Al detectar la presencia de más de 2,000 especies de plantas vasculares, 27 especies de pino, 33 especies de encino y hasta 100

especies de mamíferos (Pinedo *et al.,* 2018), este lugar da razón a una de las más abundantes fuentes de servicios ecosistémicos en el estado. Uno de tales servicios es la producción maderable la cual, de acuerdo a SEMARNAT (2016), posicionó a Chihuahua en el segundo lugar a nivel nacional, aportando en 13.2 %, tan solo por debajo de Durango (35.1 %).

Situación de los bosques templados de Chihuahua. En los últimos años, diversos fenómenos han afectado la composición de los bosques templados de Chihuahua. Investigaciones señalan que el caso de plagas (Maldonado-Marín *et al.*, 2016), tala ilegal (Cruz-Sánchez y Delgado-Rivera, 2018), incendios forestales (Cerano-Paredes *et al.*, 2010) así como cambios de uso de suelo (Prieto-Amparán *et al.*, 2019) son los principales factores que han incidido en mayor medida en la transformación del paisaje.

De acuerdo a la SEMARNAT (2020), en el lapso 2002-2014, Chihuahua registró una tasa anual de deforestación de entre -0.38 y -0.17 %; asimismo, en el mismo periodo, las tasas anuales de degradación indicaban una tasa de entre -0.61 y -0.36 %. Ambos procesos de cambio se originaron debido a la ampliación de la frontera agrícola y ganadera. Por otro lado, la CONAFOR (2020) indicó que, en el periodo de 1996 a 2016, Chihuahua tuvo un promedio anual de 870 incendios forestales, con un notorio repunte para 2011 que afectó 87,920 ha. El ecosistema de bosque templado fue el más afectado por este tipo de fenómenos, detectando la mayor incidencia sobre los municipios de Guadalupe y Calvo, Madera y Bocoyna.

Debido a que el monitoreo de regiones templadas es esencial para rastrear localmente actividades de cambio en el bosque y sus posibles impactos

(Pratihast *et al.*, 2013), en ocasiones, existen obstáculos que limitan conocer el estado actual del ecosistema forestal (Medellín y Corrales, 2019). Por lo anterior, es necesario integrar metodologías que puedan proveer información suficiente y de bajos costos para comprender la dinámica de la superficie terrestre y el cambio ambiental global (Donoghue, 2002).

#### Percepción Remota en el Monitoreo de Bosques Templados

Una de las disciplinas más importantes en el monitoreo y evaluación de los ecosistemas es la percepción remota. Introducida desde principios de la década de 1970 (Paruelo, 2008), esta se refiere a aquellas tecnologías que capturan la energía electromagnética emanada o reflejada de objetos sobre la superficie terrestre, océanos o la atmosfera (Khorram *et al.,* 2012).

Al almacenar información en forma de imágenes, la cantidad y calidad de información es muy diversa. Una de las plataformas satelitales de mayor relevancia en el campo del monitoreo y evaluación de recursos naturales ha sido Landsat, con operaciones desde 1972 hasta la fecha (USGS, 2019), ofreciendo información de excelente resolución espacial, espectral y temporal.

En los últimos años, numerosas investigaciones basadas en percepción remota han permitido conocer, en mayor medida, como es la complejidad de los procesos que ocurren en el ecosistema (Lim *et al.,* 2003; Leyequien *et al.,* 2007; Rozenstein y Karnieli, 2011; Deng *et al.,* 2018); en el sector forestal, la percepción remota ha sido una herramienta ampliamente implementada.

Lausch *et al.* 2016 señalan que, con la percepción remota, el estudio de ecosistemas forestales puede realizarse de una manera rápida, repetitiva y objetiva. Además, para el monitoreo de la salud del bosque, esta disciplina

proporciona datos fundamentales en la observación de patrones y procesos espacio-temporales que ocurren en el ecosistema (Pause *et al.*, 2016).

Modelación de cambios de uso de suelo (CUS). Uno de los procesos de transformación más importantes en los ecosistemas son los CUS. Debido a que las actividades humanas son, en mayor medida, fuente de los cambios en los estados y flujos de la biósfera (Meyer y Turner II, 1991), la modelación de CUS permite proyectar rutas de cambio alternativas y comprender los procesos clave en la transformación del paisaje (Veldkamp y Lambin, 2001).

En los últimos años, diversos modelos para evaluar CUS han sido desarrollados. Noszczyk (2018) señala que, en la literatura, se pueden identificar diversos modelos para CUS; uno de ellos, es Cadenas de Markov (CM). Ching *et al.* (2013) lo definen como una secuencia de variables aleatorias que corresponden a los estados de un sistema, de tal manera que el estado dependerá de su condición anterior.

Numerosas investigaciones han integrado esta técnica para comprender los probables estados de transición en el ecosistema. Mannan *et al.* (2017) en su estudio acerca de CUS y pérdida de carbono en una región forestal de Pakistán, integraron el modelo de CM y autómatas celulares para poder simular CUS hasta el año 2028. Los resultados indicaron pérdidas en la biomasa forestal y carbono, principalmente asociadas a CUS debido a la urbanización, así como a la tala ilegal.

Por otro lado, Nasiri *et al.* (2019) al integrar a su análisis de CUS este modelo junto con la red neuronal Multi-Layer Perceptron, detectaron más de 2,500 ha de bosque degradadas en el lapso 1990-2014, y, por el contrario, 422

ha de zonas residenciales se incrementaron. Además, detectaron que, dadas las condiciones actuales, con la simulación a 2025 la degradación de los bosques seguirá una tendencia negativa, con pérdidas de aproximadamente 1,020 ha.

Asimismo, Hernández-Guzmán *et al.* (2019) implementaron el modelo CM para evaluar CUS, además de analizar la variación regional en el almacén de carbono en bosques de Jalisco, México. Identificaron pérdidas considerables en bosques de hoja perene y selvas secas, mientras que la clase de suelos desnudos incrementó en el periodo. Debido a la ampliación de esta última, se detectó una disminución en el almacén de de 26.7 Tg de carbono en el periodo 1986-2017. La proyección de CUS señaló que la transformación seguirá una misma tendencia en el futuro, con el incremento de suelos desnudos y pérdida de cobertura forestal, esperando para 2050 una reducción en el almacén de hasta 317.9 Tg de carbono.

Debido a que estas investigaciones aportan datos valiosos respecto al estado actual del paisaje y su futura transformación, es necesario implementar metodologías como CM para comprender, de manera amplia, del estado actual del ecosistema, los principales impulsores del cambio y las futuras transiciones que puedan experimentar regiones de alto valor como los bosques templados de Chihuahua.

Análisis del impacto de incendios forestales. Los incendios forestales son uno de los fenómenos que alteran de manera drástica al ecosistema (Leblon *et al.,* 2016). En los últimos años, ha aumentado el interés en comprender el efecto de este tipo de fenómenos, principalmente sobre los cambios en la estructura y composición de ecosistema forestales (Keyser *et al.,* 2008). La

integración de técnicas basadas en percepción remota permite conocer el comportamiento de la vegetación post-incendio.

Uno de los insumos más utilizados en el estudio del impacto de incendios forestales son los índices espectrales. Bannari *et al.* (2009) los definen como productos para la evaluación cuantitativa y cualitativa de coberturas vegetales mediante mediciones espectrales. Además, constituyen un enfoque simple y conveniente para la extracción y manipulación de datos capturados por plataformas satelitales (Govaerts, *et al.,* 2010), ya que convierten la información satelital multiespectral en un solo componente (Hislop *et al.,* 2018).

Debido su utilidad, múltiples investigaciones han integrado análisis con índices espectrales para la caracterización de ritmos de regeneración de la vegetación en bosques. Lozano *et al.* (2007) realizaron la modelación de la ocurrencia de probabilidad de incendios en una región del noroeste de España, mediante el uso de diversos índices espectrales y variables ambientales. Encontraron que los índices se comportaron de manera particular de acuerdo a las condiciones específicas del sitio, siendo los modelos de mejor resultado aquellos generados con los índices NBR (Normalized Burn Ratio) y TCW (Tasseled Cap Wetness), además de detectar a la pendiente como aquella de mayor valor explicativo en los modelos.

Veraverbeke *et al.* (2011) investigaron la severidad de áreas incendiadas en una región forestal de Grecia a través de la diferencia pre- y post-incendio de tres índices espectrales, correlacionados con datos de campo de severidad y tipos de combustible. Detectaron que el dNBR (difference Normalized Burn Ratio) fue el índice que evaluó de mayor manera la severidad, mientras que el dNDVI

(difference Normalized Difference Vegetation Index) lo hizo en menor intensidad; sin embargo, este último tuvo una denotada relación lineal con los datos de campo de severidad.

En México, investigaciones en esta área son limitadas. Específicamente en Chihuahua, se encuentra el trabajo de Alva-Álvarez *et al.* (2018), el cual integra índices espectrales y métricas del paisaje para evaluar la fragmentación ocurrida por incendios forestales en bosques templados de Madera, Chihuahua. A pesar de haber encontrado un paisaje más heterogéneo después de los incendios, el uso de los índices en este caso solamente se utilizó para delimitar las áreas incendiadas.

Debido a la importancia de conocer los ritmos de regeneración de zonas forestales, es importante integrar metodologías que aporten mayor conocimiento sobre las características del comportamiento de este tipo de ecosistemas y, por ende, que la información obtenida sea útil para mejorar la implementación de programas de productividad, conservación y restauración forestal en regiones de interés.

## LITERATURA CITADA

- Alva-Álvarez, G. I., H. Reyes-Hernández, Á. G. Palacio-Aponte, D. Núñez-López y C. Muñoz-Robles. 2018. Cambios en el paisaje ocasionados por incendios forestales en la región de Madera, Chihuahua. Madera Bosques 24:e2431697.
- Bannari, A., D. Morin, F. Bonn y A. R. Huete. 2009. A review of vegetation indices. Remote Sens. Revs. 13:95-120.
- Başkent, Z. E. 2021. Assessment and valuation of key ecosystem services provided by two forest ecosystems in Turkey. J. Environ. Manage. 285:112135.
- Brice, M. H., S. Vissault, W. Vieira, D. Gravel, P. Legendre y M. J. Fortin. 2020. Moderate disturbances accelerate forest transition dynamics under climate change in the temperate-boreal ecotone of eastern North America. Glob. Chang. Biol. 26:4418-4435.
- Cerano-Paredes, J., J. Villanueva-Díaz y P. Z. Fulé. 2010. Reconstrucción de incendios y su relación con el clima para la reserva Cerro el Mohinora, Chihuahua. Rev. Mex. de Cienc. Forestales 1:63-74.
- Ching, W. K., X. Huang, M. K. Ng y T. K. Siu. 2013. Markov chains. Models, Algorithms and Applications. 2a ed. Editorial Springer. Boston, MA, E.U.A.
- CONABIO (Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad). 2019. Bosques templados. En: <u>https://www.biodiversidad.gob.mx/ecosistemas/bosqueTemplado.html#</u>. Consultado 8 Septiembre 2019.
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal). 2014. Inventario Estatal Forestal y de Suelos-Chihuahua. 1a edición. Distrito Federal, México.
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal). 2020. Incendios del 1995 al 2016. En: https://www.cnf.gob.mx:8443/snif/seif\_chihuahua/programas/prevencion ycombatedeincendios. Consultado 24 Mayo 2020.
- Crúz-Sánchez E. y C. E. Delgado-Rivera. 2018. La sierra tarahumara, sin justicia ambiental. Bol. Mex. Der. Comp. 51:85-106.
- Deng, L., Z. Mao, X. Li, Z. Hu, F. Duan y Y. Yan. 2018. UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: A comparison between different cameras. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 146:124-136.
- Domke, G. M., S. N. Oswalt, B. F. Walters y R. S. Morin. 2020. Tree planting has the potential to increase carbon sequestration capacity of forests in the United States. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 117:24649-24651.

- Donoghue, D. N. M. 2002. Remote sensing: environmental change. Prog. Phys. Geogr. 26:144-151.
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations). 2018. El estado de los bosques del mundo: Las vías forestales hacia el desarrollo sostenible. En: <u>http://www.fao.org/3/i9535es/i9535es.pdf</u>. Consultado 13 Septiembre 2019.
- FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations). 2020. The state of the world's forests. En: <u>http://www.fao.org/state-of-forests/en/</u>. Consultado 18 Noviembre 2019.
- Giljum, S., F. Hinterberger, M. Bruckner, E. Burger, J. Fruehmann, S. Lutter, E. Pirgmaier, C. Polzin, H. Waxwender, L. Kernegger y M. Warhurst. 2009. Overconsumption? Our use of the world's natural resources. 1a ed. Ámsterdam, Países Bajos.
- Goeking, S. A. y D. G. Tarboton. 2020. Forests and Water Yield: A Synthesis of Disturbance Effects on Streamflow and Snowpack in Western Coniferous Forests. J. Forestry. 118:172-192.
- González-Elizondo M. S., M. González-Elizondo, J. A. Tena-Flores, L. Ruacho-González y I. L. López-Enríquez. 2012. Vegetación de la Sierra Madre Occidental, México: una síntesis. Act. Bot. Mex. 100:351-403.
- Govaerts, Y. M., M. M. Verstraete, B. Pinty y N. Gobron. 1999. Designing optimal spectral indices: A feasibility and proof of concept study. Int. J. Remote Sens. 20:1853-1873.
- Hernández-Álvarez, A. G., J. L. Reyes-Ortiz, J. Villanueva-Díaz y A. Sánchez-González. 2021. Variación en la estructura del bosque de Abies religiosa (Pinaceae), en diferentes condiciones de manejo y disturbio. Act. Bot. Mex. 128:e1752.
- Hernández-Guzmán, R., A. Ruiz-Luna y C. González. 2018. Assessing and modeling the impact of land use and changes in land cover related to carbon storage in a western basin in Mexico. Remote Sensing Applications: Society and Environment.13:318-327.
- Hislop, S., S. Jones, M. Soto-Berelov, A. Skidmore, A. Haywood y T.H. Nguyen. 2018. Using Landsat Spectral Indices in Time-Series to Assess Wildfire Disturbance and Recovery. Remote Sens. 10:460.
- IUCN (International Union for Conservation of Nature). 2019. Bosques y cambio climático: ¿Qué es REDD+?. En: https://www.iucn.org/es/regiones/am%C3%A9rica-del-sur/nuestrotrabajo/cambio-clim%C3%A1tico-en-am%C3%A9rica-del-sur/bosquesy-cambio-clim%C3%A1tico/%C2%BFqu%C3%A9-es-redd. Consultado 13 Septiembre 2019.

- Kennedy, R. E., S. Andrefouet, W. B. Cohen, C. Gomez, P. Griffiths, M. Hais, S. P. Healey, E. H. Helmer, P. Hostert, M. B. Lyons, G. W. Meigs, D. Pflugmacher, S. R. Phinn, S. L. Powell, P. Scarth, S. Sen, T. A. Schroeder, A. Schneider, R, Sonnenschein, J. E. Vogelmann, M. A. Wulder y Z. Zhu. 2014. Bringing an ecological view of change to Landsat-based remote sensing. Front. Ecol. Environ. 12: 339-346.
- Keyser, T. L., L. B. Lentile, F. W. Smith y W. D. Shepperd. 2008. Changes in Forest Structure After a Large, Mixed-Severity Wildfire in Ponderosa Pine Forests of the Black Hills, South Dakota, USA. For. Sci. 54:328–338.
- Khorram, D., F. H. Koch, C. F. van der Wiele y S. A. C. Nelson. 2012. Remote Sensing. 1a ed. Editorisl Springer, Nueva York, E. U. A.
- Lausch, A., S. Erasmi, D. J. King, P. Magdon y M. Heurich. 2016. Understanding Forest Health with Remote Sensing-Part I-A Review of Spectral Traits, Processes and Remote-Sensing Characteristics. Remote Sens. 2016. 8:1029.
- Leblon, B., J. San-Miguel-Ayanz, L. Bourgeau-Chávez y M. Kong. 2016. Remote Sensing of Wildfires. En Land Surface Remote Sensing. N. Baghdadi y M. Zribi, eds. Elsevier, Amsterdam, Paises Bajos.
- Leyequien, E., J. Verrelst, M. Slot, G. Schaepman-Strub, I. M. A. Heitkönig y A. Skidmore. 2007. Capturing the fugitive: Applying remote sensing to terrestrial animal distribution and diversity. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 9:1-20.
- Lim, K., P. Treitz, M. Wulder, B. St-Onge y M. Flood. 2003. LiDAR remote sensing of forest structure. Prog. Phys. Geogr. 27:88-106.
- Lozano, F. J., S. Suárez-Seoane y E. de Luis. 2007. Assessment of several spectral indices derived from multi-temporal Landsat data for fire occurrence probability modelling. Remote Sens. Environ. 107:533-544.
- Maldonado-Marín, J. D., L. C. Alatorre-Cejudo, M. E. Torres-Olave, E. Sánchez-Flores, A. Granados-Olivas y L. Bravo-Peña. 2016. Dinámica temporal de la actividad vegetal en zonas degradadas por *Ips confusus* en bosque de *Pinus cembroides*: región central de Chihuahua (2000-2014). En Estudios territoriales en México: percepción remota y sistemas de información espacial. L. C. Alatorre-Cejudo, L. C. Bravo-Peña, L. C. Wiebe-Quintana, M. E. Torres-Olave, M. I. Uc-Campos y M. O. González-León, eds. Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Chihuahua, México.
- Mannan, A., J. Liu, F. Zhongke, T. Ullah-Khan, S. Saeed, B. Mukete, S. ChaoYong, F. Yongxiang, A. Ahmad, M. Amir, S. Ahmad y S. Shah. 2019. Application of land-use/land cover changes in monitoring and projecting forest biomass carbon loss in Pakistan. Glob. Ecol. Conserv. 17:e00535.

- Massek, J. F., D. J. Hayes, M. J. Hughes, S. P. Healey y D. P. Turner. 2015. The role of remote sensing in process-scaling studies of managed forest ecosystems. For. Ecol. Manag. 355:109-123.
- Medellín, C. y L. Corrales. 2019. Sistemas de monitoreo forestal en México. Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza (CATIE). Turrialba, Costa Rica.
- Meyer, W. B. y B. L. Turner II. 2001. Changes in Land Use and Land Cover: A Global Pespective. 2a ed. Editorial Cambridge University Press, New York, E.U.A.
- Mori, A. S., K. P. Lertzman y L. Gustafsson. 2017. Biodiversity and ecosystem services in forest ecosystems: a research agenda for applied forest ecology. J. Appl. Ecol. 54:12-27.
- Nadal, A. y F. Aguayo. 2020. Los motores de la degradación ambiental: el modelo macroeconómico y la explotación de los recursos naturales en América Latina. 1a ed. Publicación de las Naciones Unidas. Ciudad de México, México.
- Nasiri, V., A. A. Darvishsefat, R. Rafiee, A. Shirvany y M. Avateffi-Hemat. 2019. Land use change modeling through an integrated Multi-Layer Perceptron Neural Network and Markov Chain analysis (case study: Arasbaran region, Iran). J. For. Res. 30:943-957.
- Navarro, G., I. Caballero, G. Silva, P. C. Parra, A. Vázquez y R. Caldeira. 2017. Evaluation of forest fire on Madeira Island using Sentinel-2A MSI imagery. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 58:97-106.
- Paruelo, J. M. 2008. La caracterización funcional de ecosistemas mediante sensores remotos. Ecosistemas 17:4-22.
- Pause, M., C. Schweitzer, M. Rosenthal, V. Keuck, J. Bumberger, P. Dietrich, M. Heurich, A. Jung y A. Lausch. 2016. In Situ/Remote Sensing Integration to Assess Forest Health-A Review. Remote Sens. 8:471.
- Pearce, D. W. y G. T. Pearce. 2001. The Value of Forest Ecosystems. Secretariat of the Convention on Biological Diversity. Quebec, Canada.
- Pinedo-Alvarez. A., J. A. Prieto-Amparán, F. Villarreal-Guerrero, M. Martínez-Salvador, C. Pinedo-Alvarez y A. Melgoza-Castillo. 2018. Diagnóstico ambiental y análisis espacial de la Sierra Tarahumara. 1a ed. Proyecto Tarahumara Sustentable. Universidad Autónoma de Chihuahua. Chihuahua, México.
- Pratihast, A. K., M. Herold, V. De-Sy, D. Murdiyarso y M. Skutsch. 2013. Linking community-based and national REDD+ monitoring: a review of the potential. Carbon Manag. 4:91-104.
- Prieto-Amparán, J. A., F. Villarreal-Guerrero, M. Martínez-Salvador, C. Manjarrez-Domínguez, G. Vázquez-Quintero y A. Pinedo-Alvarez. 2019.

Spatial near future modeling of land use and land cover changes in the temperate forests of Mexico. PeerJ 7:e6617.

- Rozenstein, O. y A. Karnieli. 2011. Comparison of methods for land-use classification incorporating remote sensing and GIS inputs. Appl. Geogr. 31:533-544.
- Ruíz-Pérez, M., C. García-Fernández y J. A. Sayer. 2007. Los servicios ambientales de los bosques. Ecosistemas. 16:88–89.
- Rzedowski, J. 1991. Diversidad y orígenes de la flora fanerogámica de México. Act. Bot. Mex. 14:3-21.
- Sing, S., S. Reddy, S. V. Pasha, K. Dutta, K. R. L. Saranya y K. V. Satish. 2017. Modeling the spatial dynamics of deforestation and fragmentation using Multi-Layer Perceptron neural network and landscape fragmentation tool. Ecol. Eng. 99:543-551.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). 2016. Anuario estadístico de la producción forestal 2016. 1a ed. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. Ciudad de México, México.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). 2013. Informe de la situación del medio ambiente en México. Compendio de estadísticas ambientales. Indicadores clave y de desempeño ambiental. En:

https://apps1.semarnat.gob.mx:8443/dgeia/informe\_12/pdf/Cap0\_docs\_previos.pdf. Consultado 1 Septiembre 2019.

- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). 2020. Cambios en el Uso de Suelo. En: <u>https://apps1.semarnat.gob.mx:8443/dgeia/informe18/tema/cap2.html#t</u> <u>ema2</u>. Consultado 23 Abril 2020.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). 2021. Numero de incendios forestales. En: <u>http://dgeiawf.semarnat.gob.mx:8080/ibi apps/WFServlet?IBIF\_ex=D3</u> <u>RFORESTA05\_01&IBIC\_user=dgeia\_mce&IBIC\_pass=dgeia\_mce&NO</u> <u>MBREENTIDAD=\*&NOMBREANIO=\*</u>. Consultado 22 Junio 2021.
- USGS (United Sates Geological Survey). 2019. Landsat Missions. En: <u>https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat</u>. Consultado 28 Junio 2020.
- Veldkamp, A. y E. F. Lambin. 2001. Predicting land-use changes. Agric. Ecosyst. Environ. 85:1-6.
- Veraberveke, S., S. Lhermitte, W. W. Verstraeten y R. Goossens. 2011. Evaluation of pre/post-fire differenced spectral indices for assessing burn severity in a Mediterranean environment with Landsat Thematic Mapper. Int. J. Remote Sens. 32: 3521-3537.

## ESTUDIO I. PROYECCIÓN DE CAMBIOS DE USO DE SUELO EN UN BOSQUE TEMPLADO MEDIANTE CADENAS DE MARKOV

POR:

Jesús Salvador Ibarra-Bonilla<sup>1</sup>, Federico Villarreal-Guerrero<sup>1</sup>, Jesús Alejandro Prieto-Amparán<sup>1</sup>, Eduardo Santellano-Estrada<sup>1</sup> y Alfredo Pinedo-Alvarez<sup>1</sup>, \*

<sup>1</sup>Facultad de Zootecnia y Ecología, Universidad Autónoma de Chihuahua. Periférico Francisco R. Almada km 1., C.P. 31453. Chihuahua, Chih. México.

(enviado para publicación)

#### RESUMEN

# PROYECCIÓN DE CAMBIOS DE USO DE SUELO EN UN BOSQUE TEMPLADO MEDIANTE CADENAS DE MARKOV POR: I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA

Maestría en Ciencias en Producción Animal Secretaría de Investigación y Posgrado Facultad de Zootecnia y Ecología

Universidad Autónoma de Chihuahua

Presidente: D. Ph. Alfredo Pinedo Alvarez

Los cambios de uso de suelo (CUS) son uno de los principales factores que contribuyen a la degradación del ecosistema y al cambio ambiental global. Cadenas de Markov (CM) es una técnica ampliamente utilizada para la evaluación espaciotemporal de los CUS, permitiendo la proyección variable del paisaje basado en el potencial multidireccional de estos. Este estudio evaluó los CUS en una cuenca de bosque templado perturbada del norte de México durante el periodo 1990-2019. Además, tres escenarios de uso de suelo (US), empleando el modelo CM, fueron proyectados para 2048. Técnicas de clasificación supervisada fueron realizadas con imágenes Landsat para generar mapas de CUS. Resultados del índice Kappa mostraron una precisión de 85 y 85.8 % para las clasificaciones de 1990 y 2019, respectivamente. Durante el periodo evaluado, procesos de degradación y deforestación en la cuenca fueron los factores principales de disturbio, causando que el bosque de pino-encino mostrara la mayor pérdida de cobertura (190.81 km²). Por el contrario, las áreas

abiertas indicaron el mayor incremento en su cobertura, lo cual indica a las actividades antropogénicas como el principal impulsor causante de cambios en el ecosistema. Las proyecciones para 2048 indican que los procesos de degradación y deforestación continuarán, esperando incrementos en cobertura de áreas abiertas, selva baja caducifolia, y bosque secundario. Las condiciones actuales y proyectadas del paisaje destacan la importancia de la implementación de estrategias de conservación y restauración, así como políticas públicas responsables en el área de estudio para mitigar los impactos en estos ecosistemas.

#### ABSTRACT

# PROJECTION OF LAND USE LAND COVER CHANGES IN A TEMPERATE FOREST WITH MARKOV CHAINS

#### BY:

## I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA

Land Use Land Cover (LULC) change is one of the main factors contributing to ecosystem degradation and to the global climate change. The Markov Chains (MC) is a widely used technique for the spatio-temporal evaluation of LULC changes, allowing the projection of the landscape variability based on the multidirectional potential of LULC changes. This study assessed the LULC changes in a disturbed temperate forest basin of northern México during the period 1990-2019. In addition, three LULC scenarios, employing the MC model, were projected for 2048. Supervised classification techniques were performed on data from Landsat sensors to generate LULC maps. Results from the Kappa index showed a precision of 85 and 85.8 % for the classifications of 1990 and 2019, respectively. During the evaluated period, degradation and deforestation processes in the basin were the main factors of disturbance, causing the pine-oak forest to show the biggest loss of coverage (190.81 km<sup>2</sup>). Conversely, open lands showed the biggest increase in its coverage, which indicates anthropogenic activities as the main driver causing changes on the ecosystem. Projections for 2048 indicate processes of degradation and deforestation will continue, expecting increases in coverage for open lands, deciduous forest, and secondary forest. The current and projected conditions of the landscape highlight the importance of the implementation of conservation and restoration strategies, as well as responsible public policies in the study area to mitigate the impacts on these ecosystems.
### INTRODUCCIÓN

Los cambios de uso de suelo (CUS) son considerados como uno de los factores que más contribuyen con la dinámica del cambio ambiental global (Agarwal *et al.*, 2002; Perring *et al.*, 2016). Los efectos de los CUS están asociados a procesos de fragmentación y degradación, causando de la pérdida de la biodiversidad de los ecosistemas naturales (Manjarrez-Domínguez *et al.*, 2015; Prieto-Amparán *et al.*, 2016; Adhikari y Hansen, 2018).

Con frecuencia, estos cambios son provocados por la apertura de tierras a la agricultura, sobrepastoreo, expansión de las áreas urbanas, incendios forestales, entre otras (Halmy *et al.*, 2015; Liu *et al.*,2019; Mishra *et al.*, 2020), causando serias consecuencias en el balance de los procesos biogeoquímicos (Turner *et al.*, 2006). Aunado a lo anterior, el cambio climático está elevando la temperatura del planeta, provocando una reducción de las regiones templadas y migración de las especies a zonas más elevadas y templadas (Sáenz-Romero *et al.*, 2016). Estos factores convierten a los bosques templados como una de las comunidades vegetales más amenazadas (Landuyt *et al.*, 2018).

En la última década, un gran número de proyectos de investigación han surgido con el objetivo de entender y monitorear los CUS (Garg *et al.,* 2017; Khare *et al.,*2017; Qi *et al.,* 2019). La mayoría de estos trabajos de investigación, evalúan los cambios espacio-temporales y sus efectos sobre el ecosistema, sociedad, así como el componente económico.

Adicionalmente, la disponibilidad de datos de sensores remotos en forma libre y de excelente resolución espacial, espectral y temporal, representan una herramienta clave en el monitoreo y evaluación de CUS (Reis, 2008; Yu *et al.*,

2011; Chowdhury *et al.*, 2020). Una de las plataformas más exitosas en la colecta de datos sobre la superficie terrestre han sido los satélites de la serie Landsat, con datos desde los 1972 a la fecha y de cobertura global (Hansen y Loveland, 2012; Viana *et al.*, 2019). Con esa disponibilidad de información multitemporal, y con el desarrollo de métodos geoestadísticos aplicados al análisis de CUS, en la actualidad es posible entender mejor los efectos de los CUS sobre los ecosistemas (Singh, 1989; Meshesha *et al.*, 2016; Rahman, 2016; Olorunfemi *et al.*, 2020).

Los modelos de CUS tienen una amplia aplicación en el campo del monitoreo y evaluación de los recursos naturales, y se basan en la detección localizada de cambios ocurridos o que potencialmente pueden ocurrir en un tiempo y espacio determinado (Muller y Middleton, 1994). Comúnmente, las variables que actúan como impulsoras de un cambio, están representadas por caminos, vías de ferrocarril, asentamientos humanos, actividades agrícolas, entre otras (Bello *et al.*, 2018; Karimi *et al.*, 2018; Rousta *et al.*, 2018). A través de la base de datos multitemporal, los cambios son determinados, y una matriz de transición de CUS es establecida, y con la integración de variables ambientales como impulsoras del cambio, se puede establecer escenarios futuros (Pontius y Malanson, 2005; Amini Parsa *et al.*, 2016; Mishra y Rai, 2016). La evaluación de los escenarios futuros, proporciona información base que puede ser un soporte muy importante en la determinación de políticas públicas para el manejo forestal sustentable.

Cadenas de Markov (CM) es una técnica estocástica que tiene la capacidad de calcular tasa de conversión de diferentes usos de suelo (US) y

proyectar su tendencia futura (Arsanjani *et al.*, 2012; Kumar *et al.*, 2014; Khawaldah, 2016). Este método, se basa en el uso de una matriz de probabilidad de transición de CUS entre dos fechas. Esta es utilizada para evaluar la probabilidad de cambio de cada pixel que pertenece a una clase y los cuales pudieran ser transformados a otra clase (Gidey *et al.*, 2017; Paul *et al.*, 2018; Mansour *et al.*, 2020).

En México, los bosques templados ocupan aproximadamente 32 millones de ha, representando cerca del 20 % del territorio nacional. En estos ecosistemas ocurren la mayoría de asociaciones de pinos y encinos del mundo (Challenger y Caballero, 1998; Rzedowski, 1991). La mayor región de bosques templados de México se encuentra en el estado de Chihuahua, específicamente en la "Sierra Madre Occidental". Esta región es una fuente importante de servicios ambientales, principalmente biomasa (como es el caso de productos maderables) y se caracteriza por tener una de la más alta diversidad de hábitats y riqueza de especies en América del Norte (González-Elizondo *et al.*, 2013). Dada la abundancia de recursos naturales en esta cuenca, el ser humano se ha asentado históricamente debido a los valiosos insumos que brindan estos ecosistemas, que incluyen principalmente leña para cocinar y generar calor, así como madera para la construcción (CONABIO, 2014).

En los últimos años, esta región ha experimentado cambios graduales en sus ecosistemas, donde se han incrementado los niveles de fragmentación y perturbación. Eso, sumado a problemas socioeconómicos (pobreza, marginación), inestabilidad política, así como un uso inadecuado de la tierra, ha

provocado diferentes magnitudes de degradación en estos ecosistemas (Pinedo *et al.*, 2018).

Los estudios recientemente realizados en la región se han centrado principalmente en los efectos del manejo forestal en los servicios ecosistémicos (Monárrez-González *et al.*, 2018), cuestiones relacionadas al monitoreo forestal (Martínez-Salvador *et al.*, 2019), y últimamente, sobre las estructuras forestales (Prieto-Amparán *et al.*, 2019). Por lo tanto, los estudios sobre los CUS y sus proyecciones basadas en escenarios aún son limitados. Dichos estudios podrían servir como base para la toma de decisiones y para la implementación de políticas públicas para mitigar los efectos adversos de los CUS.

Con base en lo anterior, este estudio se enfocó en evaluar CUS en una cuenca de bosque templado de Chihuahua, México. Basado en las tendencias actuales, se utilizó CM para determinar los escenarios futuros. Específicamente, los objetivos fueron 1) analizar los CUS en el período 1990-2019 a través de una matriz de tabulación cruzada y cuantificación de los procesos de cambio; 2) determinar las tendencias de la cobertura vegetal; 3) generar mapas de potencial de transición basados en variables utilizadas como impulsoras del cambio; y 4) proyectar escenarios futuros de US a través de CM.

### **MATERIALES Y MÉTODOS**

### Localización del Área de Estudio

El área de estudio es una cuenca de bosques templados localizada en la región suroeste del estado de Chihuahua, México, entre las coordenadas 26°54'14'' a 28°11'25'' N y 106° 59' 57'' a 108°43'10'' O (Figura 1). Cubre una superficie de 14,117 km², donde los municipios de Guachochi, Urique y Bocoyna representan cerca del 50 % de la cuenca. Los climas representativos son el semifrío subhúmedo y templado subhúmedo, con una temperatura desde 5 hasta 18 °C y con rangos de precipitación de 400-1200 mm. Se presenta una topografía compleja, con una altitud desde 177 hasta 2,980 msnm, y ecosistemas de bosque templado y selva baja caducifolia (INEGI, 2018).

Las especies dominantes incluyen *Abbies ssp., Picea ssp., Pinus ssp.* y *Quercus spp.,* y las actividades económicas como el aprovechamiento forestal han contribuido al desarrollo de los asentamientos humanos a lo largo de la región (Lebge-Keleng *et al.,* 2015).

### Metodología

**Fuente de datos.** Imágenes satelitales Landsat de los sensores Thematic Mapper (TM) 5 y Operational Land Image (OLI) 8 de 1990 y 2019 fueron utilizadas. Para los dos años evaluados, la información fue extraída de la escena 033/041 (USGS, 2019). Las imágenes se adquirieron libres de nubes y con una vegetación visualmente madura. Las características específicas de las escenas se muestran en el Cuadro 1.

**Procesamiento de imágenes y composición de bandas.** Se aplicaron procesos de corrección radiométrica a las imágenes con el plugin Semi-automatic



Figura 1. Localización del área de estudio y sus localidades principales.

Cuadro 1. Características de las imágenes satelitales

Sensor	Fecha	Número de bandas	Resolución espacial	
		6 bandas espectrales, 1		
TM 5	20/04/1990	térmica	30 m, 120 m	
		8 bandas espectrales, 1		
OLI 8	23/06/2019	pancromática, 2 térmicas	30 m, 15 m, 100 m	

Classification versión 6.4.2. (Congedo, 2016) para el software QGis v.3.12.2 (software de código abierto). Este proceso convirtió los "números digitales" de las bandas satelitales a valores físicos de reflectancia (Chander *et al.*, 2009). El proceso de corrección radiométrica se detalla en las Ecuaciones 1 y 2.

$$L_{\lambda} = \left(\frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{cal max} - Q_{cal min}}\right) (Q_{cal} - Q_{cal min}) + LMIN_{\lambda}$$
(1)

$$p_{\lambda} = \left(\frac{\pi^* L_{\lambda} * d^2}{ESUN_{\lambda} - \cos\phi_s}\right)$$
(2)

Donde  $L_{\lambda}$  es la radiancia espectral (w m<sup>-2</sup>), *LMAX*<sub>{\lambda</sub> es la radiancia espectral del sensor escalada al valor  $Q_{cal max}$  (w m<sup>-2</sup>), *LMIN*<sub>{\lambda}</sub> como radiancia espectral del sensor escalada al valor  $Q_{cal min}$  (w m<sup>-2</sup>),  $Q_{cal}$  como el valor cuantificado del pixel calibrado (en números digitales),  $Q_{cal max}$  y  $Q_{cal min}$  como los valores máximos y mínimos cuantificados de pixel calibrado correspondiente al valor (en niveles digitales);  $p_{\lambda}$  es reflectancia de la Atmosfera Superior (TOA por sus siglas en inglés) (adimensional),  $L_{\lambda}$  es radianza espectral (en w m<sup>-2</sup>),  $d^2$  como la distancia de la Tierra al Sol (en unidades astronómicas), *ESUN*<sub>{\lambda}</sub> definida como la media de la radiación solar exoatmosférica (en w m<sup>-2</sup>) y *cos* $\phi_s$  como el ángulo cenital solar (en grados).

Una vez realizada la corrección radiométrica, se generó una imagen en falso color para facilitar el análisis visual y mejorar la discriminación de la cobertura terrestre (Yang y Huang, 2016). Para Landsat TM 5, se utilizaron las bandas 7 (2.08-2.35  $\mu$ m), 4 (0.76-0.90  $\mu$ m) y 2 (0.52-0.60  $\mu$ m), mientras que las bandas 7 (2.11-2.29  $\mu$ m), 5 (0.85-0.88  $\mu$ m) y 3 (0.53-0.59  $\mu$ m) se emplearon para Landsat OLI 8.

**Clasificación de US.** Se aplicaron procesos de clasificación supervisada para la generación de clases de US de los años 1990 y 2019, ejecutando el método de Máxima Verosimilitud (Ecuación 3), el cual utiliza una regla paramétrica al integrar áreas de entrenamiento para clasificar la imagen, y se ha empleado en investigaciones previas (Vázquez-Quintero *et al.*, 2016).

$$gi(x) = In p(wi) - \frac{1}{2}In + \sum_{i=1}^{n} (x - m_i)^T \sum_{i=1}^{n-1} (x - m_i)$$
(3)

Donde gi es clase, x es n-dimensional (siendo n el número de bandas), p(w<sub>i</sub>) es la probabilidad de que la clase w<sub>i</sub> aparezca en la imagen y sea asumida para todas las clases,  $\sum_{i}$  es el determinante de la matriz de covarianza para la clase w<sub>i</sub>,  $\sum_{i=1}^{i-1}$  es la matriz inversa y m<sub>i</sub> es el vector.

En este estudio, cinco clases de US fueron definidas (Cuadro 2). Para evaluar la precisión de los mapas de US, se estimó el coeficiente Kappa (Ecuación 4), una técnica multivariante donde los valores en el rango 0-1 definen la precisión del usuario a través de la integración de puntos de control (Rwanga y Ndambuki, 2017). Se establecieron un total de 150 puntos asignados al azar en las dos escenas de estudio para compararlos con los mapas de US generados.

$$K_{APPA} = \frac{N\Sigma^{k}X_{ii}\Sigma^{k}(X_{i+}xX_{+i})}{N^{2} - \Sigma^{k}(X_{i+}xX_{+i})}$$
(4)

Donde KAPPA es el índice Kappa, k es el número de filas de la matriz, X<sub>ii</sub> es el número de observaciones en la fila i y la columna i (a lo largo de la diagonal), X<sub>i+</sub> y X<sub>+i</sub> como el margen total para la fila i y columna i, y N como el número total de observaciones.

Análisis de CUS. Para determinar la dinámica espacial durante 1990-

# Cuadro 2. Clases de US establecidas

Clase de US	Descripción					
Áreas abiertas	Áreas sin vegetación, pastizales, asentamientos					
	humanos, cuerpos de agua, zonas agrícolas					
Bosque de encino	Bosque con dominancia de especies de encino					
Bosque de pino-encino	Bosques mixtos con dominancia de especies de pino					
	y encino					
Selva baja caducifolia	Bosque seco					
Bosque secundario	Bosque con poca cobertura					

2019, se desarrolló un análisis de los CUS. Esta técnica permite observar patrones de cambio espacio-temporales al comprender su extensión, tipo y configuración espacial en la ubicación (Armenteras *et al.*, 2019).

Se empleó el módulo Land Change Modeler (LCM) de programa Terrset Geospatial Monitoring and Modeling software 18.31 (Eastman, 2017), el cual ha sido ampliamente utilizado en diversos casos de estudio (Reddy *et al.*, 2017; Hamad *et al.*, 2018; Nahib *et al.*, 2018).

Los resultados de los CUS fueron ajustados en una matriz de tabulación cruzada (Pontius *et al.,* 2004) para comparar superficies entre los años evaluados. Se calculó una tasa anual de cambio con la Ecuación 5 (FAO, 1996).

$$q = \left[\left(\frac{A_2}{A_1}\right)^{\frac{1}{n}} - 1\right] * \ 100 \tag{5}$$

Donde *q* es la tasa de cambio;  $A_1$  y  $A_2$  son los tiempos 1 y 2, respectivamente; y *n* es el lapso del tiempo  $A_1$  al  $A_2$ .

Como parte esencial de este estudio, los procesos de cambio fueron categorizados de una manera similar a Gao *et al.* (2018), detallando tres tipos de cambio: deforestación (conversión de cobertura vegetal a cobertura no-vegetal); degradación (reducción de la cobertura del dosel arbóreo debido a tala, incendios, plagas y enfermedades, etc.); y recuperación (cambios inversos a procesos de degradación/deforestación). Asimismo, mapas de ganancias/pérdidas en las clases de vegetación (bosque de encino, pino-encino, selva baja caducifolia y bosque secundario) fueron generados para determinar la dinámica de la vegetación en la región.

Potenciales de transición y variables impulsoras de cambio. Se generaron mapas de potenciales de transición para tres submodelos de acuerdo a los procesos de cambio observados: deforestación (SUBdefo), degradación (SUBdegra) y recuperación (SUBreco). Estos mapas se crearon integrando transiciones en submodelos de acuerdo con los procesos de cambio establecidos, a los que posteriormente se adjuntaron variables explicativas para generar mapas de potenciales de transición (Mishra *et al.*, 2014).

Una vez definidos los submodelos, se aplicó una selección y evaluación de variables impulsoras (estáticas y dinámicas) según el tipo de submodelo (Cuadro 3). Para estimar el poder de influencia de cada variable, se utilizó el coeficiente Cramer's V que, de acuerdo con Parsamehr *et al.* (2020), es un parámetro estadístico con valores de 0 a 1 donde los valores cercanos a 1 representan una relación significativa entre el tipo de transición y la variable impulsora. Sin embargo, no debe considerarse como último criterio de selección, debido a los requerimientos matemáticos que necesita el submodelo. Para lograr resultados precisos en los submodelos, se atendieron las recomendaciones de Eastman (2020) sobre la mejora del resultado del coeficiente Cramer's V a través del módulo "Variable Transformation Utility" incluido en LCM, y para este estudio, la transformación se ejecutó solo para las variables de tipo "dinámica" con la transformación "logaritmo natural".

Para la generación de mapas de potencial de transición se aplicó la red neuronal Multi-Layer Perceptron (MLP). Esta técnica tiene la capacidad de generar potenciales de transición a través de algoritmos que modelan funciones no lineales (Shen *et al.*, 2020). En este estudio se ejecutaron los parámetros pre-

Tipo de Variable	Nombre	Unidad	
Estática	Altitud	m	
Estática	Pendiente	0	
Estática	Exposición	Adimensional	
Dinámica	Distancia hacia áreas abiertas (2019)	m	
Dinámica	Distancia hacia disturbio	m	
Dinámica	Distancia hacia caminos	m	
Dinámica	Distancia hacia vías férreas	m	
	Distancia hacia localidades con 1-49	m	
Dinámica	habitantes		
	Distancia hacia localidades con 50-249	m	
Dinámica	habitantes	111	
Dinámica	Distancia hacia localidades con más de	m	
	250 habitantes	111	
Dinámica	Distancia hacia ríos	m	

Cuadro 3. Variables explicativas aplicadas para predecir potenciales de transición

determinados asignados por el MLP (10,000 interacciones; 50% de muestras para entrenamiento, 50 % de muestras para prueba; entrenamiento automático y tasa de aprendizaje dinámico). El desempeño de las variables explicativas para la generación de potenciales de transición en cada submodelo se evaluó a través de tasas de precisión y medidas de habilidad resultantes durante los procesos de entrenamiento en la MLP.

Escenarios futuros. Para la modelación de escenarios futuros, la opción de CM fue empleada, que se basa en la probabilidad de transición y la distribución actual entre dos estados determinados (Baker, 1989). Procesos como CM, tienen un papel importante en el estudio de los recursos naturales, debido a que sirven como una herramienta de decisión para la evaluación del manejo sustentable del ecosistema en cualquier región (Prieto-Amparán *et al.*, 2019).

En este estudio se utilizó el panel "Change Prediction" de LCM, generando una matriz de probabilidad de transición y proyectando la distribución de US con la opción CM. Los escenarios futuros se generaron a través de la dinámica de CUS observada durante 1990-2019. Aquí, se aplicaron simulaciones de US futuros basadas en los submodelos SUBdefo, SUBdegra y SUBreco. El año proyectado fue 2048 (29 años a partir de 2019), el mismo lapso de años existente entre 1990 y 2019. La Figura 2 muestra del proceso metodológico seguido en este estudio.



Figura 2. Esquema metodológico del caso de estudio.

### **RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

#### Precisión de la Clasificación de Mapas de US

A través del coeficiente Kappa, los valores de precisión mostraron resultados similares para 1990 y 2019. Para 1990 y 2019, las áreas abiertas y bosque de encino resultaron como la clase con la mayor precisión, respectivamente. Los valores de precisión Kappa se muestran en el Cuadro 4. En esta cuenca, las clases de bosque de encino y bosque de pino-encino mostraron la mayor dominancia en los años evaluados, mientras que el bosque secundario se observó como la clase de menor superficie.

De acuerdo con Landis y Koch (1977), el coeficiente Kappa se puede asumir como "moderadamente fuerte" a partir de valores en el rango de 41 a 60 %, mientras que los resultados mayores a 61 % son "sustanciales y completamente útiles". En el presente caso, un Kappa global del 85% indicó una alta precisión en las clasificaciones, para ambos años. Amini Parsa y Salehi (2016) encontraron en su caso de estudio valores de precisión a través del coeficiente Kappa de 85 % en precisión general en los mapas clasificados, muy similar al presente caso.

### CUS (1990-2019)

Los CUS se integraron en una matriz de tabulación cruzada, mostrada en el Cuadro 5. Un total de 334.2 km<sup>2</sup> fue el área correspondiente a procesos de deforestación, degradación y recuperación en el lapso evaluado. Para el presente caso, la degradación fue el mayor proceso de cambio (220.05 km<sup>2</sup>), seguido de la deforestación (107.51 km<sup>2</sup>). Una mínima superficie de recuperación también

Clase	Precisión 1990 (%)	Precisión 2019 (%)
Áreas abiertas	91.8	83.9
Bosque de encino	78.1	95.5
Bosque de pino-encino	91.4	83.3
Selva baja caducifolia	87.8	83.9
Bosque secundario	76.0	83.6
Kappa global	85.0	85.8

# Cuadro 4. Precisión de los mapas de US de 1990 y 2019

1000 2010	۸۸а	DE		CDCd	DCe	Total 2019
1990-2019	AA"	DE~	BPE°	SBC.	В <u>Э</u> °	(km²)
AA <sup>a</sup>	920.66	0.00	0.00	6.64	0.00	927.30
BE <sup>b</sup>	49.73	4062.80	0.00	70.16	0.00	4182.69
BPE <sup>c</sup>	41.20	64.65	5524.68	12.61	72.30	5715.43
SBC <sup>d</sup>	3.78	0.00	0.00	2531.78	0.00	2535.56
BS <sup>e</sup>	12.80	0.00	0.00	0.34	743.06	756.19
Total 1990	1000 10	4407 45	5504 60	2624 52	045.05	4 4 4 7 4 0
(km²)	1028.18	4127.45	JJZ4.08	2021.52	010.30	14117.18

### Cuadro 5. Matriz de tabulación cruzada de 1990-2019

<sup>a</sup> Áreas abiertas.

<sup>b</sup> Bosque de encino.

<sup>c</sup> Bosque de pino-encino.

<sup>d</sup> Selva baja caducifolia.

<sup>e</sup> Bosque secundario.

ocurrió (6.64 km<sup>2</sup>).

En el período evaluado, todas las clases de US sufrieron un aumento en su cobertura, con excepción del bosque de pino-encino, el cual no indicó un aumento en el lapso final. Aunado a esto, el bosque de pino-encino fue la clase que mayor transición de 1990 a 2019, principalmente hacia procesos de degradación, mientras que la selva baja caducifolia señaló la clase menos transformada (Figura 3).

En este estudio, los principales procesos de cambios fueron la degradación y deforestación. Diversas investigaciones señalan que los incendios, la fragmentación, plagas y la intensificación de la actividad agropecuaria son factores inmediatos que se atribuyen como causas principales de cambios en el ecosistema (van Lierop *et al.*, 2015; Kessy *et al.*, 2016; Silva *et al.*, 2018). En los últimos años, los bosques templados de Chihuahua han sido afectados por fenómenos naturales y antrópicos, siendo los casos más relevantes incendios forestales (Valdéz-Zavala *et al.*, 2018), plagas y enfermedades (del-Val y Sáenz-Romero, 2017) así como tala ilegal (Cruz y Delgado, 2018).

#### Comparación entre US (1990-2019)

Para 1990 y 2019, el bosque de pino-encino fue el US dominante. Para 2019, se detectó una disminución en las superficies de clases de vegetación, específicamente en las clases de bosque de pino-encino y bosque de encino, mostrando una reducción de 1.35 y 0.39%, respectivamente, mientras que áreas abiertas aumentaron en 0.71%. A la vez, las clases de selva baja caducifolia y bosque secundario aumentaron para 2019.



Figura 3. Mapas de US de 1990 (a), 2019 (b), y CUS (c).

Para el periodo evaluado, la clase de bosque de pino-encino señaló el mayor cambio de cobertura, y junto con el bosque de encino, estas clases fueron las únicas que indicaron pérdidas en cobertura. Por el contrario, las áreas abiertas, selva baja caducifolia y bosque secundario incrementaron de 1990 a 2019, detallando a las áreas abiertas como el segundo cambio más importante. Las tasas de cambio anual ubicaron a las áreas abiertas como la clase con la mayor transición, mientras que el bosque de encino experimentó la tasa más baja (Cuadro 6).

Para este estudio, se observaron cantidades considerables de cambios en bosques de pino-encino y áreas abiertas. Investigaciones señala que los mayores cambios en el bosque se perciben como procesos en los que la vegetación está reduciendo su cobertura mientras que los asentamientos humanos o las áreas abiertas aumentan constantemente (Novo-Fernández *et al.*, 2018; Rodríguez-Echeverry *et al.*, 2018; Mendoza-Ponce *et al.*, 2019). Además, el aprovechamiento forestal, específicamente la extracción de madera, puede atribuirse como un factor importante de esta perturbación de la cobertura de bosque de pino-encino en el área de estudio.

Frey *et al.* (2019) encontraron que las empresas forestales comunitarias en México han tenido un impacto positivo en la producción y aprovechamiento de madera, proporcionando ingresos y producción a través del uso del bosque. Lo mencionado indica que, con la presencia de una región rica en biodiversidad, el uso de los recursos naturales juega un papel importante en la satisfacción de las necesidades de la población.

### Ganancias/Pérdidas en la Vegetación

	199	00	<b>20</b> 1	<b>2019</b> Ca		Tasa anual	
Clases					(km²)	de cambio	
	Área (km²)	Área (%)	Área (km²)	Área (%)	()	(%)	
AA <sup>a</sup>	927.50	6.57	1028.38	7.28	100.88	0.36	
BE⁵	4182.52	29.63	4127.33	29.24	-55.19	-0.05	
BPE℃	5714.96	40.48	5524.15	39.13	-190.81	-0.12	
SBCd	2535.24	17.96	2621.16	18.57	85.92	0.11	
BS <sup>e</sup>	756.61	5.36	815.81	5.78	59.21	0.26	

### Cuadro 6. Comparación de las clases de US en el lapso 1990-2019

<sup>a</sup> Áreas abiertas.

<sup>b</sup> Bosque de encino.

<sup>c</sup> Bosque de pino-encino.

<sup>d</sup> Selva baja caducifolia.

<sup>e</sup> Bosque secundario.

El análisis de las clases de vegetación reveló que las pérdidas fueron mayores que las ganancias, lo que expone tendencias hacia procesos de deforestación y degradación. Principalmente se observan incrementos en selva baja caducifolia y bosque secundario, mientras que el bosque de encino y pinoencino disminuyó en cuanto a cobertura.

En la cuenca, la mayor ganancia fue para la selva baja caducifolia, con un total de 89.73 km<sup>2</sup>, mientras que el bosque de pino-encino no presentó incrementos en la temporalidad observada. Por el contrario, el bosque de pino-encino representó la mayor perdida en vegetación, con 190.68 km<sup>2</sup> (Gráfica 1). Los mapas de ganancias/pérdidas en la vegetación se detallan en la Figura 4.

De forma evidente, las mayores afectaciones en la región corresponden para los bosques de pino-encino y encino. De acuerdo a la CONAFOR (2016), uno de los principales factores atribuidos a la pérdida de cobertura vegetal son los incendios forestales, y durante el periodo 1995-2016, un promedio anual de 870 incendios fue detectados sobre los bosques del estado de Chihuahua, con mayor ocurrencia en 2011 y 2012 que afectó principalmente a los municipios de Guadalupe y Calvo, Guachochi, Madera, Bocoyna y Balleza.

Además, la degradación ha sido un factor importante de cambios en bosques en México, contabilizando a nivel nacional más de 1.14 millones de ha degradadas entre 1993 y 2011. En Chihuahua, en el periodo 2002-2011, una tasa anual de degradación de -0.32% a -0.57% fue detectada (SEMARNAT, 2016).

#### Escenarios Proyectados de US para 2048

Como proceso inicial, los valores del coeficiente Cramer's V para cada variable fueron obtenidos (Cuadro 7). Para el presente estudio, las variables



Gráfica 1. Superficie de ganancias/pérdidas en las clases de vegetación.



Figura 4. Mapas de ganancias/pérdidas en bosques de encino (a), pino-encino (b), selva baja caducifolia (c) y bosque secundario (d).

explicativas mostraron que la correlación general más alta fue para "distancia hacia áreas abiertas", mientras que "exposición" indicó el valor más bajo.

En este estudio, la integración de las variables impulsoras reveló que, en general, las variables antrópicas muestran una mejor relación para cada submodelo a comparación de las topográficas. Este resultado es consistente con Danneyrolles *et al.* (2019) al asumir un efecto predominante de la perturbación antrópica sobre los cambios en la composición de bosques templados. Asimismo, los valores de las variables topográficas, específicamente la "altitud", marcan un resultado importante para determinar los potenciales de transición, y según Birhane *et al.* (2019), se demuestra que la variabilidad topográfica es un factor influyente sobre los CUS en el bosque.

Para la generación de los mapas de potenciales de transición, las variables impulsoras fueron aplicadas para cada submodelo. De tal manera, para SUBdefo y SUBdegra se aplicaron todas las variables, mientras que SUBreco se generó aplicando solo cuatro variables: "distancia hacia ríos", "distancia hacia carreteras", "altitud" y "pendiente". Con esto, los valores de precisión fueron 65.98%, 71.70% y 98.90% para SUBdefo, SUBdegra y SUBreco, respectivamente (Gráfica 2). En este estudio, los resultados indicaron valores aceptables de precisión, a pesar del valor más bajo detectado para SUBdefo. Islam y Ahmed (2011) sugieren que los valores de precisión para los procesos de redes neuronales deberían llegar hasta 70 %, pero este resultado dependerá de la influencia de las variables utilizadas. Los valores de precisión para los submodelos en este estudio se consideraron apropiados, según algunos casos

Variable	Cramer's V (global)
Altitud	0.3681
Pendiente	0.1631
Exposición	0.0468
Distancia hacia áreas abiertas (2019)	0.4948
Distancia hacia disturbio	0.1700
Distancia hacia caminos	0.1063
Distancia hacia vías férreas	0.1598
Distancia hacia localidades con 1-49 habitantes	0.1295
Distancia hacia localidades con 50-249 habitantes	0.1673
Distancia hacia localidades con más de 250	0 1162
habitantes	0.1102
Distancia hacia ríos	0.1316

Cuadro 7. Resultados del coeficiente Cramer's V para todos los submodelos



Gráfica 2. Precisión y habilidad de cada submodelo.

reportados (Gibson et al., 2018; Ansari y Golabi, 2019; Azimi et al., 2019).

Para la proyección de escenarios futuros, se generó una matriz de probabilidad de transición basada en los cambios de 1990-2019, como paso inicial del procedimiento de CM (Cuadro 8). Los resultados expusieron que la mayor probabilidad de persistencia fue para la selva baja caducifolia, mientras que el bosque de pino-encino se asumió como la clase de menor probabilidad de persistencia. Asimismo, la transición de bosque secundario a áreas abiertas presentó la mayor probabilidad de cambio, en contraparte a la dinámica de bosque secundario a selva baja caducifolia que experimentó la menor probabilidad de transición.

Los mapas para cada submodelo se generaron con la matriz de probabilidad y potenciales de transición, detallando los resultados en el Cuadro 9.

Los escenarios proyectados mostraron suposiciones particulares sobre los resultados de aumento/disminución en las clases de US, esto comparado con las superficies de 2019. SUBdefo indicó que las áreas abiertas aumentaran su superficie en 0.75 %. Por el contrario, la cobertura vegetal disminuirá, especificando que el bosque de encino mostrará la mayor pérdida (0.35 %). Con el modelo SUBdegra se observarán en selva baja caducifolia y bosque secundario los mayores incrementos para 2048, con 0.58 % y 0.49 % respectivamente. Mientras tanto, el bosque de pino-encino presentará la mayor reducción de su cobertura, con 1.02 %. Asimismo, SUBreco indicó que la selva baja caducifolia aumentará 0.05 %, lo que representará la mayor ganancia. Las características de este submodelo especifican que las áreas abiertas sufrirán un

1990-2019	AA <sup>a</sup>	BE <sup>b</sup>	BPE℃	SBC <sup>d</sup>	BS <sup>e</sup>
AA <sup>a</sup>	0.9928	0.0000	0.0000	0.0072	0.0000
BE <sup>b</sup>	0.0119	0.9713	0.0000	0.0168	0.0000
BPE <sup>c</sup>	0.0072	0.0113	0.9666	0.0022	0.0126
SBC <sup>d</sup>	0.0015	0.0000	0.0000	0.9985	0.0000
BS <sup>e</sup>	0.0169	0.0000	0.0000	0.0004	0.9826

# Cuadro 8. Matriz de probabilidad de transición de los CUS de 1990-2019

<sup>a</sup> Áreas abiertas.

<sup>b</sup> Bosque de encino.

<sup>c</sup> Bosque de pino-encino.

<sup>d</sup> Selva baja caducifolia.

<sup>e</sup> Bosque secundario.

Uso de	SUB	defo	SUBdegra		SUBreco	
Suelo	km²	%	km²	%	km²	%
AA <sup>a</sup>	1134.49	8.04	1028.4	7.28	1020.77	7.23
BE⁵	4078.53	28.89	4120.06	29.19	4127.47	29.24
BPE℃	5484.97	38.85	5380.65	38.11	5524.67	39.13
SBC <sup>d</sup>	2617.59	18.54	2703.17	19.15	2628.92	18.62
BS <sup>e</sup>	801.58	5.68	884.69	6.27	815.35	5.78

### Cuadro 9. Superficies de US a 2048 para cada submodelo

<sup>a</sup> Áreas abiertas.

<sup>b</sup> Bosque de encino.

<sup>c</sup> Bosque de pino-encino.

<sup>d</sup> Selva baja caducifolia.

<sup>e</sup> Bosque secundario.

decremento de su superficie, con una reducción del 0.05 %. Los mapas de escenarios futuros se muestran en la Figura 5.

Para los escenarios proyectados, las superficies de US mostrarán una transformación continua, principalmente en bosque de pino-encino, áreas abiertas y selva baja caducifolia, observándose principalmente procesos de deforestación y degradación. En el presente estudio, la dinámica de áreas abiertas y bosque de pino-encino puede asumirse por causas antrópicas, esto de acuerdo con Acácio *et al.* (2016) quienes han determinado que factores antrópicos como incendios, la densidad de población y la accesibilidad en el terreno son aspectos relevantes para los cambios en el bosque. Además, el incremento en el aprovechamiento forestal en la región puede resultar en una perturbación continua en el paisaje, esto al señalar al bosque como un ecosistema crucial que brinda servicios y productos, y requiere un adecuado manejo forestal sustentable (Ceccherini *et al.*, 2020).

Respecto a la degradación en la región, puede asumirse que otro tipo de factores, principalmente la variación en las condiciones climáticas de la región, puedan incidir de manera considerable en este tipo de proceso de CUS. De acuerdo a Sommerfeld *et al.* (2018), las condiciones más cálidas y secas están relacionadas con una alta perturbación en el bioma del bosque templado, y es un problema que aumenta constantemente.





(b) y SUBreco (c).

#### **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

En este estudio, la transformación del paisaje se atribuyó a procesos de degradación y deforestación. Si bien el bosque de pino-encino fue el uso de suelo con mayor superficie, también registró la mayor pérdida, y una ganancia imperceptible en cobertura. Esto puede deberse principalmente al aumento de áreas abiertas.

Con base en las tasas de cambio anual, las clases más dinámicas fueron las áreas abiertas, el bosque secundario y el bosque de pino-encino. Bajo el mismo ritmo de transformación, el ecosistema forestal templado de esta región podría verse notablemente afectado en los próximos años.

Se detectaron pérdidas considerables para los bosques de pino-encino y encino, lo que indica un ecosistema afectado probablemente por causas antropogénicas. Con la aplicación de procesos estocásticos como Cadenas de Markov, la proyección de escenarios futuros indica que se mantendrán impactos en las clases de vegetación, mientras que las áreas abiertas aumentarán, lo que significa que los procesos de deforestación y degradación serán los principales factores de perturbación en el futuro.

### LITERATURA CITADA

- Acácio, V., F. S. Dias, F. X. Catry, M. Rocha y F. Moreira. 2016. Landscape dynamics in Mediterranean oak forests under global change: understanding the role of anthropogenic and environmental drivers across forest types. Glob. Chang. Biol. 23:1199-1217.
- Adhikari, A. y A. J. Hansen. 2018. Land use change and habitat fragmentation of wildland ecosystems of the North Central United States. Lands. Urban. Plan. 177:196-216.
- Amini Parsa, V. A. y E. Salehi. 2016. Spatio-temporal analysis and simulation pattern of land use/cover changes, case study: Naghadeh, Iran. J. Urban Manage. 5:43-51.
- Amini Parsa, V. A., A. Yavari y A. Nejadi. 2016. Spatio-temporal analysis of land use/land cover pattern changes in Arasbaran Biosphere Reserve: Iran. Model Earth Syst. Environ. 2:1-13.
- Ansari, A. y M. H. Golabi. 2019. Prediction of spatial land use changes based on LCM in a GIS environment for Desert Wetlands A case study: Meighan Wetland, Iran. Int. Soil Water Conserv. Res. 7:64-70.
- Armenteras, D., U. Murcia, T. M. González, O. J. Barón y J. E. Arias. 2019. Scenarios of land use and land cover change for NW Amazonia: Impact on forest intactness. Glob. Ecol. Conserv. 17:e00567.
- Arsanjani, J. J., M. Helbich, W. Kainz y A. D. Boloorani. 2013. Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. Int. J. Appl. Earth. Obs. Geoinf. 21:265-275.
- Azimi Sardari, M. R., O. Bazrafshan, T. Panagopoulos y E. R. Sardooi. 2019. Modeling the Impact of Climate Change and Land Use Change Scenarios on Soil Erosion at the Minab Dam Watershed. Sustainability. 11(12):3353.
- Baker, W. L., 1989. A review of models of landscape change. Landscape Ecol 2:111-133.
- Bello, H. O., O. I. Ojo y A. S. Gbadegesin. 2018. Land Use/land cover change analysis using Markov-Based model for Eleyele Reservoir. J. Appl. Sci. Environ. Manage. 22:1917-1924.
- Birhane, E., H. Ashfare, A. A. Fenta, H. Hishe, M. A. Gebremedhin, H. G. wahed y N. Solomon. 2019. Land use land cover changes along topographic gradients in Hugumburda national forest priority area, Northern Ethiopia. Remote Sensing Applications: Society and Environment 13:61-68.
- Ceccherini, G., G. Duveiller, G. Grassi, G. Lemoine, V. Avitabile, R. Pilli y A. Cescatti. 2020. Abrupt increase in harvested forest area over Europe after 2015. Nature 583:72-77.

- Challenger, A. 1998. Utilización y conservación de los ecosistemas terrestres de México: Pasado, presente y futuro. 1ª edición. Comisión Nacional para el Uso y Conocimiento de la Biodiversidad, Instituto de Biología de la UNAM y Agrupación Sierra Madre S.C. México, D. F.
- Chander, G., B. L. Markham y D. L. Helder. 2009. Summary of Current Radiometric Calibration Coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI Sensors. Remote Sens. Environ. 113:893-903.
- Chowdhury, M., M. E. Hasan y M. M. Abdullah-Al-Mamun. 2020. Land use/land cover change assessment of Halda watershed using remote sensing and GIS. Egypt. J. Remote Sens. 23:63-75.
- CONABIO (Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad). 2014. La biodiversidad en Chihuahua: Estudio de Estado. 1ª edición. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, México, D.F.
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal). 2020. Prevención y Combate de Incendios. Incendios del 1995 al 2016. En: https://www.cnf.gob.mx:8443/snif/seif\_chihuahua/programas/prevencion ycombatedeincendios/. Consultado 26 Agosto 2020.
- Congedo, L. 2016. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation.
- Cruz Sánchez. E. y C. Delgado Rivera. 2018. La sierra tarahumara, sin justicia ambiental. Bol. Mex. Der. Comp. 51:85-106.
- Danneyrolles, V., S. Dupuis, G. Fortin, M. Leroyer, A. de Römer, R. Terrali, M. Vellend, Y. Boucher, J. Laflamme, Y. Bergeron y D. Arseneault. 2019. Stronger influence of anthropogenic disturbance than climate change on century-scale compositional changes in northern forests. Nat. Commun. 10:1265.
- del-Val y R. Sáenz. 2017. Insectos descortezadores (Coleoptera: Curculionidae) y cambio climático: problemática actual y perspectivas en los bosques templados. TIP. 20:53-60.
- Eastman, J. R. 2017. TerrSet Geospatial Monitoring and Modelling System. Clark University, Worcester, MA.
- Eastman, J. R. 2020. TerrSet Geospatial Monitoring and Modelling System Manual. Clark University, Worcester, MA.
- FAO (Food and Agriculture Organization). 1996. Forest resources assessment 1990. Survey of tropical forest cover and study of change processes. Roma, Italia.
- Frey, G. E., F. W. Cubbage, T. W. Holmes, R. G. Reyes, R. R. Davis, C. Megevand, P. D. Rodríguez, E. Y. Kraus, T. B. Hernández y D. N. Chemor. 2019. Competitiveness, certification, and support of timber
harvest by community forest enterprises in Mexico. For. Policy Econ. 107:101923.

- Gao, Y., A. Ghilardi, J. F. Mas, A. Quevedo, G. J. Paneque y M. Skutsch. 2018. Assessing forest cover change in Mexico from annual MODIS VCF data (2000–2010). Int. J. Remote Sens. 39:7901-7918.
- Garg, V., S. P. Aggarwal, P. K. Gupta, B. R. Nikam, P. K. Thakur, S. Srivastav y A. S. Kumar. 2017. Assessment of land use land cover change impact on hydrological regime of a basin. Environ. Earth Sci. 76:635.
- Gibson, L., Z. Münch, A. Palmer y S. Mantel. 2018. Future land cover change scenarios in South African grasslands implications of altered biophysical drivers on land management. Heliyon. 4(7):e00693.
- Gidey, E., O. Dikinya, R. Sebego, E. Segosebe y A. Zenebe. 2017. Cellular automata and Markov Chain (CA\_Markov) model-based predictions of future land use and land cover scenarios (2015–2033) in Raya, northern Ethiopia. Model Earth Syst. Environ. 3:1245-1262.
- González-Elizondo. M. S., M. González-Elizondo, L. Ruacho-González, L. López-Enríquez, L. Retana-Rentería y J. A. Tena-Flores. 2013. Ecosystems and Diversity of the Sierra Madre Occidental, En Merging science and management in a rapidly changing world: Biodiversity and management of the Madrean Archipelago. G.J. Gottfried, P.F. Ffolliott, B.S. Gebow, L.G. Eskew, L.C Collins, eds. III and 7th Conference on Research and Resource Management in the Southwestern Deserts. USDA Forest Service Proceedings, Fort Collins, Colorado, pp. 204-211.
- Halmy, M. W. A., P. E. Gessler, J. A. Hicke y B. B. Salem. 2015. Land use/land cover change detection and prediction in the north-western coastal desert of Egypt using Markov-CA. Appl. Geography 63:101-112.
- Hamad, R., H. Balzter y K. Kolo. 2018. Predicting Land Use/Land Cover Changes Using a CA-Markov Model under Two Different Scenarios. Sustainability 10:3421.
- Hansen, M.C. y T. R. Loveland. 2012. A review of large are monitoring of land cover change using Landsat data. Remote Sens. Environ. 122:66–74.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2018. Información Nacional por Entidad Federativa y Municipio. https://www.inegi.org.mx/ Consultado 24 Marzo 2020.
- Islam, M. S. y R. Ahmed. 2011. Land Use Change Prediction In Dhaka City Using Gis Aided Markov Chain Modeling. J. Life Earth Sci. 6:81-89.
- Karimi, H., J. Jafarnezhad, J. Khaledi y P. Ahmadi. 2018. Monitoring and prediction of land use/land cover changes using CA-Markov model: a case study of Ravansar County in Iran. Arab. J. Geosci. 11:592.

- Kessy, J. F., E. Nsokko, A. Kaswamila y F. Kimaro. 2016. Analysis of Drivers and Agents of Deforestation and Forest Degradation in Masito Forests, Kigoma, Tanzania. Int. J. Asian Social Sci. 6:93-107.
- Khare, D., D. Patra, A. Mondal y S. Kundu. 2017. Impact of landuse/land cover change on run-off in the catchment of a hydro power project. Appl. Water Sci. 7:787-800.
- Khawaldah, H. A. 2016. A prediction of future land use/land cover in Amman area using GIS-based Markov Model and remote sensing. J. Geograp. Information Syst. 8:412-427.
- Kumar S., N. Radhakrishnan y S. Mathew. 2014. Land use change modelling using a Markov model and remote sensing. Geomatics Nat. Hazards Risk 5:145–156.
- Landis, J. R. y G. G. Koch. 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. Biometrics 33:159-174.
- Landuyt, D., M. P. Perring, R. Seidl, F. Taubert, H. Verbeeck y K. Verheyen. 2018. Modelling understorey dynamics in temperate forests under global change–Challenges and perspectives. Perspectives in Plant Ecology, Evolution and Systematics 31: 44-54.
- Lebgue-Keleng, T., R. Soto-Cruz, G. Quintana-Martínez, M. Quiñones-Martínez, S. Balderrama-Castañeda, A. Melgoza-Castillo, C. Morales-Nieto y L. Cortes-Palacios. 2015. Árboles y arbustos templados de Chihuahua, México. Tecnociencia Chihuahua. 9:49–57.
- Liu, W., J. Zhan, F. Zhao, H. Yan, F. Zhang y X. Wei. 2019. Impacts of urbanization-induced land-use changes on ecosystem services: A case study of the Pearl River Delta Metropolitan Region, China. Ecol. Indic. 98:228-238.
- Manjarrez-Dominguez, C., A. Pinedo-Alvarez, C. Pinedo-Alvarez, F. Villarreal-Guerrero, y L. Cortes-Palacios. 2015. Vegetation Landscape Analysis Due to Land Use Changes on Arid Lands. Polish J. Ecol. 63:167-174.
- Mansour, S., M. Al-Belushi y T. Al-Awadhi. 2020. Monitoring land use and land cover changes in the mountainous cities of Oman using GIS and CA-Markov modelling techniques. Land Use Policy, 91:104414.
- Martínez-Salvador, M., G. Sosa-Pérez, J. M. Chacón-Sotelo, A. Pinedo-Álvarez, F. Villarreal-Guerrero y J. A. Prieto-Amparan. 2019. El monitoreo forestal por medio de Sitios Permanentes de Investigación Silvícola en Chihuahua, México. Rev. Mex. Ciencias For. 10:56-78.
- Mendoza-Ponce, R. O. Corona-Núñez, L. Galicia y F. Kraxner. 2019. Identifying hotspots of land use cover change under socioeconomic and climate change scenarios in Mexico. Ambio 48:336-349.

- Meshesha, T. W., S. K. Tripathi y D. Khare. 2016. Analyses of land use and land cover change dynamics using GIS and remote sensing during 1984 and 2015 in the Beressa Watershed Northern Central Highland of Ethiopia. Model Earth Syst. Environ. 2:1-12.
- Mishra, P. K., A. Rai, y S. C. Rai. 2020. Land use and land cover change detection using geospatial techniques in the Sikkim Himalaya, India. Egypt. J. Remote Sensing Space Sci. 23:133-143.
- Mishra, V. N. y P. K. Rai. 2016. A remote sensing aided multi-layer perceptron-Markov chain analysis for land use and land cover change prediction in Patna district (Bihar), India. Arab. J. Geosci. 9:249.
- Mishra, V. N., P. K. Rai y K. Mohan. 2014. Prediction of land use changes based on land change modeler (LCM) using remote sensing: A case study of Muzaffarpur (Bihar), India. J. Geogr. Inst. Cvijic. 64:111-127.
- Muller, M. R. y J. Middleton. 1994. A Markov model of land-use change dynamics in the Niagara Region, Ontario, Canada. Landscape Ecology, 9.
- Novo-Fernández. A., S. Franks, C. Wehenkel, P. M. López-Serrano, M. Molinier y C. A. López-Sánchez. 2018. Landsat time series analysis for temperate forest cover change detection in the Sierra Madre Occidental, Durango, Mexico. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 73:230-244.
- Olorunfemi, T.O., O.D. Olorunfemi y O.I. Oladele. 2020. Determinants of the involvement of extension agents in disseminating climate smart agricultural initiatives: Implication for scaling up. J. Saudi Soc. Agric. Sci. 19:285-292.
- Parsamehr, K., M. Gholamalifard y Y. Kooch. 2020. Comparing three transition potential modeling for identifying suitable sites for REDD+ projects. Spat. Inf. Res. 28:159-171.
- Paul, S. S., J. Li, R. Wheate y Y. Li. 2018. Application of object-oriented image classification and Markov chain modeling for land use and land cover change analysis. J. Environ. Inform. 31:30-40.
- Perring, M. P., P. De Frenne, L. Baeten, S. L. Maes, L. Depauw, H. Blondeel y K. Verheyen. 2016. Global environmental change effects on ecosystems: The importance of land-use legacies. Glob. Change Biol. 22:1361-1371.
- Pinedo-Alvarez, A, J. A. Prieto-Amparán, F. Villarreal-Guerrero, M. Martínez-Salvador, C. Pinedo-Alvarez y A. Melgoza-Castillo. 2018. Diagnóstico ambiental y análisis espacial de la Sierra Tarahumar. 1a ed. Proyecto Tarahumara Sustentable, Chihuahua, Chih. México.
- Pontius, G. R. y J. Malanson. 2005. Comparison of the structure and accuracy of two land change models. Int. J. Geogr. Inf. Sci., 19(2):243-265.

- Pontius, R. G., E. Shusas, y M. McEachern. 2004. Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. Agric. Ecosyst. Environ. 101:251-268.
- Prieto-Amparán, J.A., A. Pinedo-Alvarez, F. Villarreal-Guerrero, C. Pinedo-Alvarez, C. Morales-Nieto y C. Manjarrez-Domínguez. 2016. Past and Future Spatial Growth Dynamics of Chihuahua City, Mexico: Pressures for Land Use. ISPRS Int. J. Geo-Inf. 5:235.
- Prieto-Amparán, J.A., E. Santellano-Estrada, F. Villarreal-Guerrero, M. Martinez-Salvador, A. Pinedo-Alvarez, G. Vázquez-Quintero, M.C. Valles-Aragón y C. Manjarrez-Domínguez. 2019. Spatial Analysis of Temperate Forest Structure: A Geostatistical Approach to Natural Forest Potential. Forests 10:168.
- Prieto-Amparán, J.A., F. Villarreal-Guerrero, M. Martínez-Salvador, C. Manjarrez-Domínguez, G. Vázquez-Quintero y A. Pinedo-Alvarez. 2019. Spatial near future modeling of land use and land cover changes in the temperate forests of Mexico. PeerJ. 7:e6617.
- Qi, W., H. Li, Q. Zhang, y K. Zhang. 2019. Forest restoration efforts drive changes in land-use/land-cover and water-related ecosystem services in China's Han River basin. Ecol. Eng. 126:4-73.
- Rahman, M. T. 2016. Detection of land use/land cover changes and urban sprawl in Al-Khobar, Saudi Arabia: An analysis of multi-temporal remote sensing data. ISPRS Int. J. Geoinf. 5:15.
- Reddy, C. S., S. Singh, V. K. Dadhwal, C. S. Jha, N. R. Rao y P. G. Diwakar. 2017. Predictive modelling of the spatial pattern of past and future forest cover changes in India. J. Earth Syst. Sci. 8:126.
- Reis, S. 2008. Analyzing land use/land cover changes using remote sensing and GIS in Rize, North-East Turkey. Sensors 8:6188–6202.
- Rodríguez-Echeverry, J., C. Echeverría, C. Oyarzún y L. Morales. 2018. Impact of land-use change on biodiversity and ecosystem services in the Chilean temperate forests. Landscape Ecol. 33:439-453.
- Rousta, I., M. O. Sarif, R. D. Gupta, H. Olafsson, M. Ranagalage, Y. Murayama, y T. D. Mushore. 2018. Spatiotemporal analysis of land use/land cover and its effects on surface urban heat island using Landsat data: A case study of Metropolitan City Tehran (1988–2018). Sustainability, 10(12):4433.
- Rwanga, S.S. y J. M. Ndambuki. 2017. Accuracy Assessment of Land Use/Land Cover Classification Using Remote Sensing and GIS. Int. J. Geosci. 8:611-622.
- Rzedowski, J. 1991. Diversidad y orígenes de la flora fanerogámica de México. Acta Bot. Mex. 14:3-21.

- Sáenz-Romero, C., R. A. Lindig-Cisneros, D. G. Joyce, J. Beaulieu, J. B. St. Clair y B. C. Jaquish. 2016. Assisted migration of forest populations for adapting trees to climate change. Rev. Chapingo, Ser. Ciencias For. Ambient. 22:303-323.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). 2016. Informe de la Situación del Medio Ambiente en México. Compendio de Estadísticas Ambientales. Indicadores Clave, de Desempeño Ambiental y de Crecimiento Verde. Ciudad de México, México.
- Shen, L., J. B. Li, R. Wheate, J. Yin y S. S. Paul. 2020. Multi-Layer Perceptron Neural Network and Markov Chain Based Geospatial Analysis of Land Use and Land Cover Change. J. Environ. Informatics Lett. 28:28-38.
- Silva Junior, C. H. L., L. E. O. C. Aragão, M. G. Fonseca, C. T. Almeida, L. B. Vedovato y L. O. Anderson. 2018. Deforestation-Induced Fragmentation Increases Forest Fire Occurrence in Central Brazilian Amazonia. Forests 9(6):305.
- Singh, A., 1989. Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data. Int. J. Remote Sens. 10: 989-1003.
- Sommerfeld, A., C. Senf, B. Buma, A. W. D'Amanto, T. Després, H. I. Díaz, S. Frave, L. E. Frelich, A. G. Gutiérrez, S. J. Hart, B. J. Harvey, H. S. He, T. Hlánsy, A. Holz, T. Kitzberger, D. Kulakowski, D. Lindenmayer, A. S. Mori, J. Müller, J. Paritsis, L. W. Perry, S. L. Stephens, M. Svoboda, M. G. Turner, T. Veblen y R. Seidl. 2018. Patterns and drivers of recent disturbances across the temperate forest biome. Nat. Commun. 9:4355.
- Turner, D.P., W. D. Ritts, J. M. Styles, Z. Yang, W. B. Cohen, B. E. Law y P. E. Thornton. 2006. A diagnostic carbon flux model to monitor the effects of disturbance and interannual variation in climate on regional NEP. Tellus, Ser. B Chem. Phys. Meteorol. 58:476-490.
- USGS (United States Geological Survey). 2020. Earth Explorer. En: <u>https://earthexplorer.usgs.gov/</u>. Consultado 02 Febrero 2020.
- Valdez-Zavala, K.M., L. C. Bravo-Peña y L. L. Manzo-Delgado. 2019. Áreas quemadas y cambio de uso del suelo en el suroeste de Chihuahua (México) durante el periodo 2013-2017: Identificación con el índice Normalized Burn Ratio (NBR). Acta Univ. 29.
- van Lierop, P., Lindquist, E., Sathyapala, S., Franceschini, G., 2015. Global forest area disturbance from fire, insect pests, diseases and severe weather events. For. Ecol. Manag. 352:78-88.
- Vázquez-Quintero, G., R. Solís-Moreno, M. Pompa-García, F. Villarreal-Guerrero, C. Pinedo-Alvarez y A. Pinedo-Alvarez. 2016. Detection and Projection of Forest Changes by Using the Markov Chain Model and Cellular Automata. Sustainability. 8:236.

- Viana, C. M., I. Girão y J. Rocha. 2019. Long-term satellite image time-series for land use/land cover change detection using refined open-source data in a rural region. Remote Sensing, 11:1104.
- Yang, C. y H. Huang. 2016. Mapping tropical forest vegetation from Landsat TM images based on fusion of knowledge and geo-data. Nat. Hazards. 84: 51-61.
- Yu, W., S. Zang, C. Wu, W. Liu y X. Na. 2011. Analyzing and modeling land use land cover change (LUCC) in the Daqing City, China. Appl. Geogr. 31:600-608.

# ESTUDIO II. ANÁLISIS DE EVENTOS PRE- Y POST-INCENDIO DE LA VEGETACIÓN DE UN BOSQUE TEMPLADO A TRAVÉS DE ÍNDICES ESPECTRALES LANDSAT

#### RESUMEN

ANÁLISIS DE EVENTOS PRE- Y POST-INCENDIO DE LA VEGETACIÓN DE UN BOSQUE TEMPLADO A TRAVÉS DE ÍNDICES ESPECTRALES LANDSAT POR:

> I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA Maestría en Ciencias en Producción Animal Secretaría de Investigación y Posgrado Facultad de Zootecnia y Ecología Universidad Autónoma de Chihuahua

Presidente: D. Ph. Alfredo Pinedo Alvarez

Los incendios modifican la composición natural del ecosistema, y afectan la disponibilidad de servicios ecosistémicos. Este estudio examinó el comportamiento pre- y post-incendio de la vegetación de cuatro sitios (BS) de un bosque templado de Chihuahua, México, durante 2009-2017. Se utilizaron el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Burn Ratio (NBR), Normalized Difference Water Index (NDWI) y el Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), de los que se extrajeron valores espectrales promedio por diferentes tipos de exposición y pendiente. Para probar el comportamiento de las medias de los índices en función de las características topográficas, se consideraron análisis de varianza (ANOVA) y pruebas de Tukey. Hubo variación entre BS, donde el BS-1 presentó el mejor comportamiento post-incendio. El NDVI midió en mayor intensidad la salud de la vegetación, mientras que el NBR fue idóneo para el análisis de severidad y cambios en valores espectrales. La exposición sur presentó impactos más severos y menor ritmo de regeneración. No obstante, la variación por rangos de pendiente señaló, ocasionalmente, mayores impactos en pendientes planas, y regeneración superior sobre pendientes pronunciadas. La exposición fue significativa con el NDVI (p<0.0001) y SAVI (p<0.0001), y en cuanto a cambios, solamente con el SAVI (p=0.0128). Por otro lado, hubo efecto de la pendiente en todos los índices, particularmente con el NDVI (p=0.0019), pero sin efecto en cambios de los valores de los índices (p>0.05). Lo anterior supone que la variación en los datos pudo deberse a otros factores que afectaron el comportamiento anual post-incendio de la vegetación (p<0.05).

#### ABSTRACT

# ANALYSIS OF PRE- AND POST-FIRE EVENTS OF A TEMPERATE FOREST VEGETATION WITH LANDSAT-DERIVED SPECTRAL INDICES

BY:

# I.D.T. JESÚS SALVADOR IBARRA BONILLA

Wildfires modify the natural composition of the ecosystem, and the availability of ecosystem services. This study examined the post-fire behavior of the vegetation of four sites (BS) of a temperate forest of Chihuahua, Mexico, during 2009-2017. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Burn Index (NBR), Normalized Difference Water Index (NDWI) and the Adjusted Soil Vegetation Index (SAVI) were used, with which spectral average values by different aspect and slope types were extracted. To test the behavior of the mean values of the indices as a function of the topographic characteristics, analyzes of variance (ANOVA) and Tukey's tests were considered. Variation in post-fire behavior was detected between BS, where BS-1 showed the best postfire behavior. The NDVI measured the vegetation vigorousness in greater intensity, while the NBR was suitable for the analysis of fire severity and spectral values changes. The south aspect presented more severe impacts and a slower regeneration rate. However, the variation by slope ranges indicated, in some cases, greater impacts on flat slopes, and higher regeneration on steep slopes. Aspect was significant with the NDVI (p<0.0001) and SAVI (p<0.0001), and for the changes, only with the SAVI (p=0.0128). On the other hand, there was an effect of the slope in all the indices, particularly with the NDVI (p=0.0019), but without effect on the changes in the values of the indices (p>0.05). The above supposes that the variation in the data could be due to other factors that affected the annual post-fire behavior of the vegetation (p<0.05).

# INTRODUCCIÓN

Los incendios forestales modifican la estructura y composición del ecosistema (Fairman *et al.,* 2017; Tran *et al.,* 2020). A pesar de que el fuego es un componente ecológico importante (Rodríguez-Trejo y Fulé, 2003; He *et al.,* 2019), los incendios son uno de los factores de cambio asociados a grandes y severos disturbios en bosques templados (Sommerfeld *et al.,* 2018).

Procesos como cambios de uso de suelo, el desarrollo de actividades agrícolas y urbanas, así como las condiciones meteorológicas y climáticas (Rodrigues *et al.*, 2014; Ocampo-Zuleta y Beltrán-Vargas, 2018; Pereira *et al.*, 2020) constituyen factores primordiales para la aparición de incendios. Además, el cambio climático permite que las condiciones esenciales para la generación de incendios estén siempre presentes (Xu *et al.*, 2020). Con lo anterior, las consecuencias sobre la biodiversidad se presentan de distintas formas: desde impactos en la fauna (Duarte *et al.*, 2021), en la provisión de servicios ecosistémicos (Taboada e*t al.*, 2021), efectos en el suelo (Ribeiro *et al.*, 2021), así como en la calidad del agua (Basso *et al.*, 2019).

Las afectaciones más notorias durante los incendios se detectan sobre la vegetación. Estudios señalan que las principales alteraciones surgen tanto en las condiciones estructurales de la vegetación (Haugaasen *et al.*, 2003; Reilly *et al.*, 2018) así como en los procesos fisiológicos de las plantas (Thompson *et al.*, 2016; Huerta *et al.*, 2021). De manera específica, se sabe qué la severidad de estas afectaciones depende sustancialmente de características topográficas como tipos de exposición o pendientes (Yeung y Li, 2018; Taylor *et al.*, 2020), con lo cual, los patrones de regeneración de la vegetación resultan distintos

(Broncano y Retana, 2004). Hay una amplia discusión sobre el comportamiento post-incendio de la vegetación. Por ejemplo, Ireland y Petropoulos (2015) encontraron que las tasas de regeneración fueron notoriamente altas en exposiciones "norte", a comparación de las de orientación "sur". Por otro lado, Vo y Kinoshita (2020) observaron que la exposición "este" y pendientes de tipo "moderadas" experimentaron la mayor regeneración de la vegetación. Además, el estudio realizado por Christopolou *et al.* (2019) indicó que los cañones y cimas de montañas tuvieron mayor probabilidad de regeneración en contraste a pendientes abiertas y pronunciadas. En relación a lo anterior, el monitoreo de vegetación afectada por incendios es clave para comprender la resiliencia del ecosistema (Lu *et al.*, 2015), y puede proveer información vital para adecuar el manejo del territorio en ecosistemas forestales (Mitri y Gitas, 2013).

Uno de los ecosistemas más importantes en México son los bosques templados. Estos albergan una notoria riqueza florística (Rzedowski, 1991) y presentan la mayor diversidad de especies de encino y pino en el mundo (Wallace *et al.*, 2015). Particularmente, los bosques de Chihuahua, que se distribuyen sobre la Sierra Madre Occidental, son conocidos por ser una fuente importante de servicios ecosistémicos, donde destaca la distintiva biota y riqueza de especies endémicas (WWF, 2021), el aprovechamiento forestal maderable (SEMARNAT, 2016), la captura de carbono (Balderrama *et al.*, 2008), así como captación de agua (Descroix *et al.*, 2004). Sin embargo, en los últimos años, los incendios forestales han transformado el paisaje de estos ecosistemas. De acuerdo a CONAFOR (2016), en 2011 y 2012 estos fenómenos fueron tan frecuentes que afectaron más de 143,000 ha, principalmente como resultado de

la apertura de tierras para la actividad agropecuaria. Además, fueron la principal causa de daños al arbolado (CONAFOR, 2014).

En este sentido, los sensores remotos proveen de información esencial para el monitoreo de la vegetación. Particularmente, la constelación Landsat dispone de información de excelentes características para el estudio de la superficie terrestre (Williams *et al.*, 2006), y es capaz de ofrecer basta información en el análisis pre y post-incendio de la vegetación (Bright *et al.*, 2019). Uno de los productos más utilizados en el análisis de incendios son los índices espectrales, considerados como herramientas potenciales para evaluar cambios fenológicos de la vegetación (Ryu *et al.*, 2014).

Debido a que las plantas absorben fuertemente la energía en el espectro rojo (0.64-0.70 µm) por pigmentos y se refleja ampliamente en el infrarrojo cercano (0.70-1.40 µm) debido a la dispersión interna de hojas (Kinipling, 1970; Roy, 1989), índices espectrales como el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) así como el Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) evalúan esta región del espectro, y han sido utilizados en el estudio de incendios (Telesca y Lasaponara, 2006; Hernández Clemente *et al.*, 2009; Storey *et al.*, 2020). Adicionalmente, las mediciones sobre la región del infrarrojo medio (1.57-2.35 µm) son necesarias para el monitoreo de incendios (Robinson, 1991), debido a que sirven en el análisis de la variación de humedad en plantas (Ullah *et al.*, 2012). Por ello, se han desarrollado índices como el Normalized Burn Ratio (NBR), el cual es muy utilizado para el mapeo o monitoreo de áreas incendiadas (Harris *et al.*, 2011; Nasery y Kalkan, 2020; Poulos *et al.*, 2021), así como el Normalized Difference Water Index (NDWI), cuyas características para la evaluación de cambios en el

contenido de agua líquida en el dosel arbóreo son potenciales en el estudio de incendios (Thakur y Singh, 2014; Gray *et al.*, 2018; Domingo *et al.*, 2020).

Debido a que los índices espectrales son herramientas útiles para el monitoreo de áreas incendiadas, el objetivo del presente trabajo fue analizar el comportamiento post-incendio de la vegetación en el lapso 2009-2017 en una cuenca de bosque templado de Chihuahua, México. Mediante la utilización de cuatro índices espectrales, la finalidad fue: a) evaluar el comportamiento de las medias espectrales de la vegetación en el lapso evaluado; b) estimar los cambios de las medias espectrales de la vegetación por tipos de exposición y pendientes; y d) identificar la existencia de efectos significativos de los rasgos de regeneración de la vegetación por tipos de exposición y pendientes.

# MATERIALES Y MÉTODOS

# Descripción del Área de Estudio

El área de estudio se distribuye sobre la Sierra Madre Occidental de Chihuahua, México, sobre una superficie de 1,411,731 ha en las coordenadas 26° 55' 6" a 28° 11' 26" N y 106° 59' 49" a 108° 44' 16" O. El terreno es accidentado, con altitudes desde 177 hasta 2,980 msnm. Las condiciones climáticas indican al templado subhúmedo y semifrío subhúmedo como los climas típicos, con temperaturas desde -3 °C hasta 22 °C, y rangos de precipitación de 400 a 1200 mm. Además, se distinguen cuatro tipos de suelos: phaeozem, litosol, luvisol y regosol (INEGI, 2018). La dominancia fisionómica de especies de flora corresponde al género *Pinus* (principalmente *P. arizonica, P. duranguensis, P. engelmannii* y *P. leyiophilla*), y la estructura forestal en esta región puede variar desde bosques con una sola especie dominante, así como una estructura compleja de bosque de pino o pino-encino con estratos de tipo arbóreo, arbustivo y herbáceo, que contienen gran diversidad de comunidades vegetales (González-Elizondo *et al.*, 2012).

#### Metodología

Información satelital y preprocesamiento. Se emplearon imágenes Landsat (USGS, 2019), colección nivel 1, de los sensores Thematic Mapper (TM) 5 y Operational Land Image (OLI) 8 sobre la escena 033/041 con la menor cobertura de nubes posible o cualquier interferencia atmosférica. Se obtuvieron cinco imágenes, considerando fechas de pre-incendio (2009), durante el incendio (2011) y post-incendio (2013, 2015 y 2017) entre el lapso mensual de marzojunio. Se realizaron procedimientos de calibración radiométrica (Ecuaciones 1 y 2) de las imágenes, siendo un requisito necesario para obtener mejores y más precisas mediciones sobre la superficie terrestre (Chander *et al.*, 2009).

$$L_{\lambda} = \left(\frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{cal max} - Q_{cal min}}\right) (Q_{cal} - Q_{cal min}) + LMIN_{\lambda}$$
(1)

$$p_{\lambda} = \left(\frac{\pi^* L_{\lambda} * d^2}{ESUN_{\lambda} - \cos\phi_s}\right)$$
(2)

Donde  $L_{\lambda}$  es la radiancia espectral (w m<sup>-2</sup>), *LMAX*<sub>{\lambda</sub> es la radiancia espectral del sensor escalada al valor  $Q_{cal max}$  (w m<sup>-2</sup>), *LMIN*<sub>{\lambda}</sub> como radiancia espectral del sensor escalada al valor  $Q_{cal min}$  (w m<sup>-2</sup>),  $Q_{cal}$  como el valor cuantificado del pixel calibrado (en números digitales),  $Q_{cal max}$  y  $Q_{cal min}$  como los valores máximos y mínimos cuantificados de pixel calibrado correspondiente al valor (en niveles digitales);  $p_{\lambda}$  es reflectancia de la Atmosfera Superior (TOA por sus siglas en inglés) (adimensional),  $L_{\lambda}$  es radianza espectral (en w m<sup>-2</sup>),  $d^2$  como la distancia de la Tierra al Sol (en unidades astronómicas), *ESUN*<sub>{\lambda}</sub> definida como la media de la radiación solar exoatmosférica (en w m<sup>-2</sup>) y *cos* $\phi_s$  como el ángulo cenital solar (en grados).

Este proceso se ejecutó mediante el algoritmo provisto en el Semi-Automatic Classification plugin 6.4.2 desarrollado por Congedo (2016) en el software QGIS 3.12.2, obteniendo imágenes optimizadas con valores de reflectancia Top-Of-Atmosphere (TOA).

Extracción de sitios incendiados. Para la detección de sitios incendiados (BS, como acrónimo de "burned site"), se generó un mosaico con composición en falso color en la fecha del incendio (2011) con las bandas 7 (2.08 – 2.35  $\mu$ m), 4 (0.76 – 0.90  $\mu$ m) y 3 (0.63 – 0.69  $\mu$ m) del sensor TM 5. Esta

combinación permitió un mejor contraste de los elementos de la imagen para detectar claramente las áreas siniestradas por incendios. Para mayo de 2011, se detectaron aproximadamente 40 BS en el área de estudio, de los cuales 4 indicaron la mayor superficie siniestrada (Cuadro 10). Estos fueron seleccionados para evaluar la dinámica post-incendio de la vegetación, y se delimitaron con ERDAS IMAGINE® 2014 14.0.0 (Figura 6).

Indices espectrales. Para evaluar el comportamiento de la vegetación de cada BS, se generaron cuatro índices espectrales de los sensores TM 5 y OLI 8 en la temporalidad pre-, durante y post-incendio (Cuadro 11), que posteriormente se aplicaron para observar variaciones en los valores promedio de cada BS durante el lapso 2009-2017. La selección de estos índices se estableció debido a estudios previos que los han integrado para exploraciones efectivas de vegetación afectada por incendios (Hislop *et al.*, 2018; Vicente-Serrano *et al.*, 2019; Lacouture *et al.*, 2020).

Variables topográficas. Debido a que las características topográficas infieren directamente sobre los cambios estructurales en el bosque (Viana-Soto *et al.,* 2017; Merschel *et al.,* 2018; Muscarella *et al.,* 2020), en este estudio se analizó la dinámica de la vegetación de acuerdo a los tipos de pendiente y exposición de cada BS.

La información topográfica se extrajo del Continuo de Elevaciones Mexicano (INEGI, 2013), y se reclasificó de manera similar a Martínez-Salvador y Prieto-Ruíz (2011), en siete rangos de pendiente (0-3°, 3-10°, 10-15°, 15-25°, 25-30°, 30-45°, Mayor a 45°) y cuatro tipos de exposición (norte, este, sur, oeste). Esto sirvió para extraer información de valores promedio de cada índice por

Incendio	UTM X	UTM Y	Área siniestrada (ha)	Tipo de vegetación dominante (2011)	Altitud media (msnm)
1	148075	3024516	7516.2	Vegetación secundaria arbustiva de pino-encino	1,430
2	210814	3063295	2931.9	Bosque de pino	2,018
3	262755	3108777	4371.3	Bosque de pino-encino.	2,461
4	264543	3046974	2918.5	Bosque de pino	2,398

# Cuadro 10. Características de los sitios incendiados



Figura 6. Localización de los a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4 en la zona de estudio.

Cuadro 11. Características de los índices espectrales utilizados

Índice espectral	Fórmula	Bandas empleadas	Autor
Normalized Difference Vegetation Index	$\frac{(\rho NIR - \rho Red)}{(\rho NIR + \rho Red)}$	TM 5: 3 (Red) and 4 (NIR);	Rouse <i>et al.,</i> 1974
(NDVI) Normalized Burn Ratio	$\frac{(\rho NIR + \rho SWIR2)}{(\rho NIR - \rho SWIR2)}$	OLI 8: 4 (Red) and 5 (NIR) TM 5: 4 (NIR) and 7 (SWIR-2);	Lopez Garcia y Caselles,
(NBR)	$\frac{(\rho NIR - \rho SWIR1)}{(\rho NIR + \rho SWIR2)}$	OLI 8: 5 (NIR) and 8 (SWIR-2)	Gao 1996
Water Index (NDWI)		OLI 8: 5 (NIR) and 5 (SWIR-1);	Ga0, 1990
Soil Adjustment Vegetation Index (SAVI)	$\frac{(\rho NIR - \rho Red)(1+L)}{(\rho NIR + \rho Red + L)}$	TM 5: 3 (Red) and 4 (NIR); OLI 8: 4 (Red) and 5 (NIR); L=0.5	Huete, 1988

característica topográfica, la cual fue utilizada para analizar la variación por BS y sometida a un análisis estadístico.

Análisis estadístico. Se aplicaron dos Análisis de Varianza (ANOVA) con el software SAS® 9.4 para encontrar la existencia de efectos significativos (p≤0.05) de las características topográficas sobre el comportamiento de la vegetación ante la ocurrencia de incendios. El primer ANOVA evaluó este efecto sobre los valores promedio totales de los índices, y el segundo sobre los cambios de los valores promedio totales de cada índice entre lapsos (2009-2011; 2011-2013; 2013-2015; 2015-2017). Para ambos casos, se establecieron cuatro modelos lineales generales (GLM), asignando como variable de respuesta cada índice (NDVI, NBR, NDWI y SAVI), mientras que el valor del índice por tipo de exposición o pendiente, así como el valor del índice por año se integraron como variables independientes o predictoras. Cabe destacar que, para el primer ANOVA, se asignó como covariable el valor inicial del índice (valor de 2009), esto con la finalidad de controlar el efecto inicial y aumentar la potencia de la prueba. Además, se aplicó la prueba de Tukey's honestly significant difference (HSD) para determinar la existencia de diferencias estadísticamente significativas (p≤0.05) en los modelos aplicados. En la Figura 7 se detalla el proceso metodológico aplicado al caso de estudio.



Figura 7. Proceso metodológico del caso de estudio.

## **RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

#### Dinámica de la Vegetación (2009-2017)

El comportamiento de cada BS se observa en la Figura 8. Las mejores condiciones iniciales (2009) fueron observadas en el BS-1 con el NDVI (0.450). Durante 2011, el mayor impacto del incendio fue detectado con el NDWI en todos los BS, siendo el BS-2 el más afectado (-0.118); por el contrario, el NDVI indicó al BS-1 como el menos afectado en 2011 (0.272).

La regeneración después del incendio presentó una tendencia continua hasta 2015 en todos los BS, siendo ampliamente percibida sobre el BS-1 con el NDVI (0.459). Además, en ocasiones el valor de 2015 superó al detectado de 2009, encontrando esta característica de la siguiente manera: BS-1 con el NDVI y SAVI; BS-2 con el NDVI, NDWI y SAVI; y BS-3 y BS-4 solo con el SAVI.

En el lapso 2015-2017, los valores disminuyeron en casi todos los índices, a excepción del NBR, cuyo desempeño en este lapso indicó que los valores aumentaron para los BS-1 y BS-4, pero sin superar los valores pre-incendio detectados (2009). A pesar de la tendencia a disminuir de 2015 a 2017, se detectó con el SAVI que el valor de 2017 fue superior al 2009 en todos los BS.

Particularmente, se detectó que el BS-3 tuvo las mayores afecciones durante el lapso evaluado, ya que las mediciones realizadas con el NDVI, NBR y NDWI no indicaron una recuperación superior al valor de 2009 en ningún año.

Debido a sus características, el NDVI y NDWI midieron la vegetación en mayor y menor medida, respectivamente. Estos resultados pueden asumirse debido a las características espectrales de cada índice. Para el NDWI, los valores presentan la mayor disminución debido a que es el índice cuya fiabilidad depende



Figura 8. Comportamiento de los a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4 para cada índice utilizado.

de la detección y distinción de disponibilidad de agua (Campos *et al.,* 2012). Por otro lado, los resultados encontrados por Teodoro y Amaral (2019) indican que el NDVI es un excelente indicador para el análisis de impactos de incendios forestales.

## **Cambios en Índices Espectrales**

Las mayores cantidades de cambios para cada BS se percibieron ampliamente en el lapso 2009-2011, encontrando con el NBR los mayores cambios. Por ello, la mayor severidad se presentó para el BS-3 que, en el lapso 2009-2011, indicó un cambio de -0.327 con el NBR.

Para el lapso 2011-2013, la vegetación detalló cambios positivos luego de la perturbación de 2011, y el cambio máximo se observó para el BS-1, también con el NBR (0.103). Por otro lado, en el lapso 2013-2015 los cambios fueron superiores que en 2011-2013, encontrando para el BS-2 los mayores cambios positivos, notoriamente mayor con el NBR respecto a todos los BS (0.132).

El lapso de 2015-2017 representó las menores cantidades de cambio para todos los lapsos, inclusive indicando cambios negativos. En este caso, el NDVI tuvo mayor capacidad para detectar el mayor impacto sobre el BS-3 (-0.046). Además, se observó que, a pesar de las tendencias negativas en este lapso, el NBR indicó cambios positivos sobre el BS-1 y BS-4, en mayor medida este último (0.016) 4 (Figura 9).

Al haber percibido los mayores cambios con el NBR (particularmente en el lapso 2009-2011), este índice presentó mejor capacidad para la estimación de la severidad del incendio. Este resultado resulta consistente con investigaciones que evaluaron la severidad de incendios forestales. Por ejemplo, Escuin *et al.* 



Figura 9. Cambios en índices espectrales en el a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4.

(2007) encontraron que al analizar el NBR, este mostró por sí mismo mayor sensibilidad a los desplazamientos de los pixeles pre y post-incendio afectados. Por otro lado, Chen *et al.* (2011) detectaron que, para la evaluación de los efectos de la severidad de áreas incendiadas, así como la detección de la recuperación, el NBR resultó como el más idóneo para estas características.

#### Comportamiento de la Vegetación por Tipos de Exposición

**BS-1.** Para 2009, las mejores condiciones de vegetación se detectaron en la exposición "norte" con el NBR (0.468). El mayor impacto en 2011 fue para el "este" en casi todos los índices; no obstante, el NDWI detalló al "sur" con el valor más bajo para este año (-0.051). La regeneración tras el incendio forestal alcanzó el punto máximo para 2015 en la exposición "norte" con el NDVI (0.480), inclusive superando las condiciones presentadas en 2009 (0.431). Además, se observó que el "norte" y "este" apuntaron la mejor recuperación en el lapso 2011-2017. Respecto a la disminución percibida en 2017, esta se observó ampliamente con el NDWI sobre el "este" (0.019), mientras que con el resto de índices se percibe en mayor medida para el "sur" (Figura 10).

**BS-2.** Para este sitio, la exposición "este" indicó las mejores condiciones iniciales (0.410) detectada con el NDVI. En este BS, las afectaciones en 2011 fueron mayores en el "sur" con el NDWI (-0.142). El punto máximo de regeneración se detectó hasta 2015 sobre la exposición "norte" con el NDVI (0.467), y junto con el resultado del SAVI sobre la misma exposición (0.296), las condiciones de 2015 fueron mejores que las iniciales. Es necesario señalar que de 2011 a 2015, se presentó una mejor recuperación sobre las exposiciones "norte" y "oeste". A pesar de detectar con el NDWI a la exposición "sur" como la



Figura 10. Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-1 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.

más afectada, el desempeño de este índice señaló que las condiciones de la exposición "este" continuaron disminuyendo para 2013 (-0.117), incluso más que en 2011(-0.085) (Figura 11).

**BS-3.** Los resultados indicaron que, en 2009, las mejores condiciones fueron detectadas en exposición "norte" con el NDVI (0.422). En 2011, el mayor impacto fue detectado en el "sur" con el NDWI (-0.132). Se observaron características similares al BS-2 con el NDWI, debido a que en el lapso 2011-2013, en la exposición "norte" las condiciones de la vegetación presentaron una alteración que hizo disminuir su vigorosidad (-0.063 en 2011 a -0.079 en 2013). Tras el incendio, se percibió la mejor recuperación hasta 2015, esto sobre el "norte" con el NDVI (0.402). A pesar de que las condiciones de la vegetación disminuyeron en el lapso 2015-2017 (ampliamente observado en la exposición "sur" con el NDVI (-0.081)), esto no se percibió en todos los índices y exposiciones. Para el norte, medido con el NBR, las condiciones mejoran de 2015 (0.168) a 2017 (0.182). Además, aun al detectar la disminución en 2015-2017, el desempeño del SAVI señaló que las condiciones para 2017 en las exposiciones norte, este y oeste fueron incluso superiores a las de 2009 (Figura 12).

**BS-4.** Con el NDVI se percibieron las mejores condiciones en la exposición "norte" para 2009 (0.436). El "sur" fue la exposición más afectada durante la perturbación de 2011 en todos los índices, ampliamente percibida con el NDWI (-0.123). Luego del incendio, se observó una tendencia de regeneración continua y superior hasta 2017 en el "norte" en todos los índices, detectando con el NDVI el punto máximo en 2017 (0.459), incluso superior al valor de 2009 (0.436). En



Figura 11. Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-2 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.



Figura 12. Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-3 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.

un mismo sentido, el SAVI mostró una recuperación en la vegetación durante el lapso 2011-2017 muy similar al NDVI, donde la exposición "norte" mantuvo una tendencia de regeneración constante (Figura 13).

En general, se observó que los mayores impactos del incendio en 2011 fueron detectados sobre la exposición "sur". Este tipo de laderas normalmente presentan comunidades vegetales menos desarrolladas y con estratos abiertos, debido a que reciben mayor insolación y disminuye el contenido de humedad (Valenzuela-Nuñez y Granados-Sánchez, 2009). Debido a que las condiciones de 2009 indicaron a la exposición "sur" como la menos vigorosa en todos los BS, el impacto del incendio fue más evidente.

En este estudio es notorio encontrar después del incendio una menor intensidad de regeneración sobre las exposiciones "sur" y "este". Este caso es similar al resultado encontrado por Tiwari *et al.* (2020), quienes detectaron una menor área basal sobre exposiciones "sureste", con especies pobremente regeneradas. No obstante, se detectó que la regeneración después de 2011 es ampliamente observada sobre la exposición "norte", teniendo mejores condiciones para el establecimiento de vegetación. La evidencia presentada por Hoecker *et al.* (2020) señala que la posición topográfica explica la forma de germinación, sobrevivencia y establecimiento de la vegetación. Para su estudio, permitió detectar que el 50% la variación en el establecimiento de *Pinus contorta* dependió del tipo de exposición, teniendo mayor establecimiento sobre exposiciones "norte".

# Comportamiento de la Vegetación por Rangos de Pendiente

**BS-1.** Las mejores condiciones iniciales de vegetación se percibieron con



Figura 13. Comportamiento de la vegetación por tipos de exposición del BS-4 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.

el NDVI, indicando el mayor valor en la pendiente de "10 a 25°" (0.457). Durante la perturbación (2011), se observó que las pendientes superiores al rango "25° a 30°" fueron las más dañadas, particularmente para el rango "mayor a 45°", observado con el NDWI (-0.082). Luego del incendio, la recuperación se notó ampliamente en el rango de "10 a 25°" en todos los índices, alcanzando su punto máximo de recuperación en 2015 con el NDVI (0.482), incluso superior que 2009 (0.457). La disminución en el lapso 2015-2017 se observó principalmente con el NDWI, y además del 2011, la mayor afectación se encontró en el rango de pendiente "mayor a 45°". Para 2017, algunos rangos de pendiente (principalmente los menos pronunciados) mantuvieron valores superiores al 2009, denotando a la pendiente de "0.5 a 3°" como la menos afectada (Figura 14).

**BS-2.** Se encontró que el rango de pendiente de "25 a 30°" presentó las mejores condiciones de vegetación para 2009, esto medido con el NDVI (0.420). En 2011, para todos los índices, la pendiente de "0.5 a 3°" fue la más afectada, ampliamente percibido con el NDWI (-0.151); sin embargo, el NBR también indicó un valor notoriamente bajo en este rango de pendiente (-0.041). La tendencia de recuperación tras el incendio alcanzó su punto máximo en 2015, siendo la pendiente de "30 a 45°" la de mayor recuperación, mayormente con el NDVI (0.483). A pesar de la disminución en los valores de 2015 a 2017, algunos rangos de pendiente presentaron mejores condiciones finales que los encontrados en 2009, siendo el caso más relevante la pendiente de "30 a 45°" con el NDVI (0.422), la cual indicó un valor promedio superior en 0.060 (Figura 15).

**BS-3.** Para 2009, el rango de pendiente con las mejores condiciones fue



Figura 14. Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-1 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.


Figura 15. Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-2 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.

el de "30 a 45°" medido con el NBR (0.475). Se detectó a la pendiente de "0.5 a 3°" como el más dañado durante 2011, detectando principalmente con el NDWI este impacto (-0.127). La tendencia de recuperación después del incendio se observa hasta 2015, detectando el mayor punto con el NDVI sobre el rango de "30 a 45°" (0.400). En este sitio, el NDWI en 2013 señaló que los valores en todos los rangos de pendiente disminuyeron, siendo más bajos que en 2011, pero para 2015, la vegetación mejoró sus condiciones. Al haber encontrado una disminución de 2015 a 2017, la pendiente más impactada fue la de "3 a 10°" medida con el NDWI (-0.085); no obstante, las mediciones de 2017 sobre la pendiente "30 a 45°" con el NDVI (0.387) y SAVI (0.233) indicaron mejores condiciones que las encontradas en 2009 (NDVI=0.375; SAVI=0.117) (Figura 16).

**BS-4.** Para 2009, los rangos de pendiente de "10 a 25°" y de "25 a 30°" observados con el NDVI (ambos con 0.427) indicaron las mejores condiciones de vegetación, ligeramente más alto que el rango de "0.5 a 3°" (0.425). Sin embargo, el mayor impacto del incendio se indicó con el NDWI sobre la pendiente de "3 a 10°" (-0.128). Luego de la afectación de 2011, la tendencia de recuperación es similar a la del BS-3, esto al encontrar un punto máximo de recuperación para 2015 con el NDVI para la pendiente "30 a 45°" (0.459); no obstante, las mediciones con el NDWI indicaron una tendencia negativa de 2011 a 2013, únicamente en el rango de pendiente de "0.5 a 3°" (-0.115). Para 2017, la mayor disminución fue detectada para la pendiente "3 a 10°" con el NDWI (-0.055); sin embargo, a pesar de haber presentado una disminución de 2015 a 2017, las mediciones con el SAVI para 2017 indicaron valores superiores a los encontrados en 2009 (Figura 17).



Figura 16. Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-3 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.



Figura 17. Comportamiento de la vegetación por rangos de pendiente del BS-4 medido con a) NDVI, b) NBR, c) SAVI y d) NDWI.

En todos los BS, hubo variación en la severidad del incendio por rangos de pendiente. Por ejemplo, los BS 1 y 4 indicaron que la severidad fue más elevada sobre rangos de pendiente "Mayor a 45°" y "3 a 10°", respectivamente. Esto se explica debido a que las inclinaciones del terreno, particularmente aquellas superiores a 30°, favorecen la dispersión del fuego debido a cambios significativos en la mecánica de fluidos y transferencias de calor (Silvani *et al.,* 2012). Por el contrario, los BS 2 y 3 señalaron que la mayor afectación del incendio se observó sobre la pendiente "0.5 a 3°", y el impacto del incendio fue menor en pendientes más pronunciadas.

Sin embargo, a pesar de que la pendiente es un factor primario que afecta la regeneración post-incendio en la densidad y composición de especies (Han *et al.*, 2015), el comportamiento post-incendio de los BS indicó, hasta 2015, incrementos dominantes de la cobertura vegetal sobre pendientes pronunciadas, notoriamente sobre pendientes de "30 a 45°" con el NDVI.

Para 2011, de acuerdo a las condiciones observadas con el NDVI en los 4 BS (Figura 18), la mayor afectación se detectó sobre el BS-3, donde se observó la mayor proporción de vegetación poco vigorosa (NDVI<0.15), con un 16.7 % respecto a la cobertura total del BS, observado en mayor medida sobre la pendiente de "10 a 25°" (9.9 %). No obstante, en todos los BS se presentó una superficie con "vegetación vigorosa" (NDVI=0.15 a 0.30) superior al 50%, ampliamente percibida en el BS-3 (72.2 %). En este caso, la mayor proporción de la cobertura con estas condiciones se presentó en los BS-2, 3 y 4 sobre la pendiente de "10 a 25°", en mayor medida sobre el BS-2, y para el caso del BS-1, la mayor proporción de cobertura con este rango de vigorosidad se presentó



Figura 18. Porcentaje de superficie con distintos grados de vigorosidad derivados del NDVI en los a) BS-1, b) BS-2, c) BS-3 y d) BS-4.

sobre la pendiente de "30 a 45°" (25 %). Asimismo, el rango de vigorosidad de 0.30 a 0.45 fue el segundo en dominancia de cobertura para los BS-1, 2 y 4, y para el BS-3, el segundo rango de vigorosidad dominante fue el 0 a 0.15.

En este sentido, las mejores condiciones de vegetación fueron muy buenas sobre pendientes pronunciadas en 2011 (particularmente en el rango de 10 a 25° y de 30 a 45°), lo cual infirió en una recuperación superior hacia 2015. A pesar de que la evidencia señala que las pendientes pronunciadas facilitan la propagación del fuego (Maingi y Henry, 2007; Carmo *et al.*, 2011; Raposo *et al.*, 2015), en este estudio se detectó una menor distribución del fuego sobre pendientes pronunciadas, y ocurrió de manera similar a Povak *et al.* (2018) quienes encontraron un mayor control del fuego sobre fondos en valles a comparación de cimas de las crestas. Además, este efecto de 2011 pudo deberse a características en los BS como terrenos rocosos. El caso de estudio de Iniguez *et al.* (2008) señaló que, sobre pendientes mayores a 35°, la presencia de afloramientos rocosos pudo haber impedido y ralentizado la propagación del fuego, canalizando el fuego de manera vertical y limitando su distribución lateral.

## Efecto de las Características Topográficas

**Tipos de exposición.** Se encontró efecto de la covariable en todos los índices (p<0.0001), donde el NDVI indicó el menor efecto, pero estadísticamente significativo (p=0.0001). El efecto de los tipos de exposición solo fue significativo en con el NDVI y SAVI (p<0.0001), encontrando para ambos casos una variación explicada superiormente entre grupos con una dispersión de los datos relativamente baja (NDVI=8.51 %; SAVI=9.04 %). En cuanto a los cambios, la exposición fue significativa solo con el modelo del SAVI (p=0.0128), con una

variación de los datos explicada en mayor medida entre grupos y con una dispersión de datos considerable (SAVI=150.50 %). Respecto a la variación por años, además de haber sido significativa para todos los índices tanto en los valores totales (p<0.0001) así como en los cambios (p<0.0001), aportó en mayor medida a la variación de los datos entre grupos.

Con el agrupamiento Tukey, se detectaron diferencias (p=0.05) sobre algunos tipos de exposición. Para el NDVI, las mejores condiciones de la vegetación se presentaron sobre la exposición "norte", cuyas características fueron diferentes y superiores al "este" y "sur" (p=0.05). Además, la exposición "oeste" fue similar a todos los tipos de exposición (p>0.05). Por otro lado, el SAVI señaló que, en el "este", las condiciones de la vegetación fueron semejantes entre todos los tipos de exposición (p>0.05), caracterizando al "norte" como el tipo de exposición de mejores condiciones, con diferencias estadísticamente significativas (p=0.05) respecto a las exposiciones "oeste" y "sur". En cuanto a los cambios, el SAVI indicó diferencias (p=0.05) entre la exposición "norte" y "sur", donde las mejores condiciones de la vegetación se presentaron en la primera. No obstante, el comportamiento de los cambios en la vegetación sobre las exposiciones "este" y "oeste" apuntaron un comportamiento semejante sobre todas las exposiciones (p>0.05). El agrupamiento Tukey de los valores totales de los índices y cambios se puede observar en el Cuadro 12.

Con los años, el NDVI indicó diferencias entre todos los años (p=0.05), con el valor superior en 2015. El agrupamiento observado del NBR y SAVI fue similar, encontrando que los años 2015 y 2017 fueron similares (p>0.05), pero difirieron (p=0.05) respecto a 2013 y 2011. Sin embargo, es necesario mencionar que las

Cuadro 12. Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey<sup>1</sup> de los tipos de exposición

Tipo de ANOVA	Índice	Norte	Este	Sur	Oeste
Por valores totales	NDVI	0.384 (±0.072) a	0.346 (±0.070) b	0.330 (±0.071) b	0.356 (±0.078) ab
	SAVI	0.226 (±0.058) a	0.217 (±0.059) ab	0.202 (±0.056) b	0.205 (±0.057) b
Por cambios	SAVI	0.026 (±0.039) a	0.009 (±0.068) ab	0.003 (±0.070) b	0.016 (±0.052) ab

mejores condiciones de la vegetación entre estos índices fueron para 2015 con el NBR, y 2017 con el SAVI. Para el NDWI, la prueba de Tukey indicó características similares (p>0.05) entre 2015 y 2017 así como 2013 y 2011, siendo los primeros superiormente diferentes a los segundos (p=0.05). En el agrupamiento en los cambios de acuerdo a los años, los índices NDVI, NBR y SAVI indicaron comportamientos afines, es decir, los cambios fueron similares entre 2015 y 2013 (p>0.05), y estos resultaron superiores y estadísticamente distintos (p=0.05) entre 2017 y 2011. A pesar de que el agrupamiento es similar para estos tres modelos, el SAVI se diferenció del por contener las máximas ganancias de la vegetación en 2013, mientras que con el NBR y NDVI, estas se presentaron en 2015. En este caso, el NDWI detalló diferencias entre todos los años (p=0.05), detectando la mayor regeneración en 2015, mientras que el 2011 indicó las mayores pérdidas en la vegetación (Cuadro 13).

De manera concreta, el NDVI y SAVI fueron los índices más sensibles respecto al comportamiento de la vegetación por tipos de exposición. Esto resultó similar a la investigación de Hope *et al.* (2007), donde el NDVI fue ampliamente sensible a cambios espectrales post-incendio. Por otro lado, Tonbul *et al.* (2016) señalaron que, además del NDVI, el SAVI indicó una regeneración relativamente rápida, lo que lo convierte en una alternativa útil para el análisis post-disturbio de la vegetación.

Existió evidencia estadística de que las mejores condiciones de la vegetación fueron superiores en la exposición "norte", mientras que el "sur" percibió menor vigorosidad. Este efecto es similar al encontrado por Sharma y Baduni (2000), quienes encontraron que el área basal total fue mayor sobre

Tipo de ANOVA	Índice	2011	2013	2015	2017
Por valores totales	NDVI	0.260 (±0.033) d	0.337 (±0.038) c	0.426 (±0.038) a	0.393 (±0.046) b
	NBR	0.038 (±0.069) c	0.116 (±0.073) b	0.210 (±0.062) a	0.207 (±0.068) a
	SAVI	0.133 (±0.020) c	0.206 (±0.027) b	0.263 (±0.028) a	0.248 (±0.031) a
	NDWI	-0.080 (±0.043) b	-0.066 (±0.044) b	0.013 (±0.034) a	-0.008 (±0.042) a
Tipo de ANOVA	Índice	2009-2011	2011-2013	2013-2015	2015-2017
Por cambios	NDVI	-0.157 (±0.036) c	0.076 (±0.015) a	0.089 (±0.020) a	-0.033 (±0.017) b
	NBR	-0.261 (±0.059) c	0.079 (±0.019) a	0.094 (±0.026) a	-0.003 (±0.017) b
	SAVI	-0.061 (±0.037) c	0.073 (±0.013) a	0.056 (±0.013) a	0.014 (±0.013) b
	NDWI	-0.139 (±0.044) d	0.015 (±0.018) b	0.089 (±0.021) a	0.003 (±0.013) c

Cuadro 13. Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey<sup>1</sup> de los años por tipos de exposición

orientaciones noreste, a comparación de las de orientación sureste. Por otro lado, los resultados también se asemejan a los encontrados por Wittenberg *et al.* (2007), quienes, en su estudio de incendios forestales en el ecosistema mediterráneo de la Montaña Carmel, Israel, detectaron que las exposiciones de tipo "sur" fueron menos resilientes en comparación con las de exposición "norte".

**Rangos de pendiente.** En este caso, la integración de la covariable solo fue significativa para el SAVI (p<0.0001) y NDVI (p=0.0470). De manera similar a los tipos de exposición, tanto en los valores promedio totales como en los cambios, la variación en los datos por rangos de pendiente se explicó en mayor medida entre grupos, y con un mayor aporte de esta variación de acuerdo a los años. Los rangos de pendiente resultaron significativos en los cuatro índices, en mayor medida con el NDVI (p=0.0019), con una dispersión de datos baja para el NDVI (9.06%) y SAVI (9.86%), y elevada para el NDWI (-72.37%) y NBR (39.61%). Sin embargo, en los cambios, la variación no dependió del tipo de pendiente (p>0.05). En este caso, la variable "años" fue significativa para todos los índices tanto en la variación de los promedios totales (p<0.0001) así como en los cambios de estos (p<0.0001).

La prueba de Tukey determinó que, con el NDVI, el rango "30 a 45°" difirió ampliamente (p=0.05) sobre la pendiente de "0.5 a 3°". Además, se observó que el comportamiento de la vegetación en pendientes de "25 a 30°" así como "mayor a 45°" fue similar a todos los rangos de pendiente (p>0.05). Con el NBR, la agrupación señaló la mayor diferencia (p=0.05) entre los rangos "30 a 45°" y "0.5 a 3°", con mejores condiciones en el primero. Con este índice, las pendientes en el rango de "10 a 25°" y superiores fueron estadísticamente similares (p>0.05) y

contuvieron las mejores condiciones de la vegetación, seguidas del agrupamiento similar (p>0.05) entre los rangos de "10 a 25°" y "3 a 10°" y pendientes de "3 a 10°" y "0.5 a 3°". En este caso, a pesar de haber sido un índice significativo, el SAVI no presentó diferencias significativas entre pendientes (p>0.05). Para el NDWI, las diferencias señalaron a las pendientes desde el rango "10 a 25°" hasta "30 a 45°" similares entre sí (p>0.05), pero estas plenamente difirieron de los rangos "mayor a 45°", "3 a 10°" y "0.5 a 3°" (p=0.05); no obstante, la pendiente "mayor a 45°" fue similar a todos los rangos de pendiente (p>0.05) (Cuadro 14).

Con el agrupamiento en los años, el NDVI fue el único índice con diferencias significativas (p=0.05) entre todos los años. Con el NBR y el SAVI, la agrupación fue similar, es decir, 2015 y 2017 fueron similares entre si (p>0.05), pero distintos (p=0.05) y superiores a 2013 y 2011. Con el NDWI, se detectaron agrupaciones sin diferencias significativas (p>0.05) entre 2015 con 2017, así como 2013 con 2011; no obstante, 2015 y 2017 fueron diferentes (p=0.05) y superiores a 2013 y 2011. Los cambios fueron estadísticamente diferentes (p=0.05) entre todos los años con las estimaciones realizadas con el NDVI, NDWI y SAVI, registrando la mayor recuperación sobre 2013 con el NDVI y SAVI, mientras que con el NDWI esta se percibió sobre 2015. Debido a las características del NBR, el agrupamiento señaló que los cambios fueron similares (p=0.05) para 2017 y 2011 (Cuadro 15).

De manera general, el ANOVA señaló en todos los índices mejores condiciones de la vegetación sobre el rango "30 a 45°", donde el NDVI explicó mayormente este comportamiento. De acuerdo al resultado de diversa

Índice	0.5 a 3°	3 a 10°	10 a 25°	25 a 30°	30 a 45°	Mayor a 45°
	0.323 (±0.063)	0.329 (±0.068)	0.359 (±0.075)	0.358 (±0.074)	0.373 (±0.072)	0.345 (±0.075)
NDVI	C	bc	ab	abc	а	abc
	0.086 (±0.089)	0.097 (±0.095)	0.152 (±0.101)	0.161 (±0.080)	0.173 (±0.080)	0.157 (±0.078)
NBR	С	bc	ab	а	а	а
	0.200 (±0.055)	0.202 (±0.057)	0.217 (±0.060)	0.209 (±0.053)	0.219 (±0.056)	0.203 (±0.053)
SAVI	а	а	а	а	а	а
	-0.077 (±0.044)	-0.070 (±0.051)	-0.029 (±0.059)	-0.021 (±0.050)	-0.016 (±0.045)	-0.046 (±0.047)
NDWI	b	b	а	а	а	ba

Cuadro 14. Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey<sup>1</sup> de los rangos de pendiente

Tipo de Anova	Índice	2011	2013	2015	2017
	NDVI	0.257 (±0.032) d	0.331 (±0.035) c	0.418 (±0.039) a	0.387 (±0.039) b
Por valores	NBR	0.036 (±0.062) c	0.110 (±0.067) b	0.199 (±0.064) a	0.198 (±0.058) a
totales	SAVI	0.132 (±0.020) c	0.203 (±0.025) b	0.257 (±0.026) a	0.243 (±0.028) a
	NDWI	-0.087 (±0.039) b	-0.072 (±0.042) b	0.003 (±0.040) a	-0.015 (±0.036) a
Tipo de ANOVA	Índice	2009-2011	2011-2013	2013-2015	2015-2017
	NDVI	-0.146 (±0.040) d	0.074 (±0.016) a	0.015 (±0.041) b	0.031 (±0.022) c
Por cambios	NBR	-0.253 (±0.078) c	0.074 (±0.022) a	0.090 (±0.032) a	-0.001 (±0.028) b
	SAVI	-0.056 (±0.026) d	0.072 (±0.013) a	0.053 (±0.014) b	-0.013 (±0.018) c
	NDWI	-0.138 (±0.054) d	0.015 (±0.016) b	0.075 (±0.026) a	0.018 (±0.019) c

Cuadro 15. Medias (± desviación estándar) y agrupamiento Tukey<sup>1</sup> de los años por rangos de pendiente

investigaciones (Estes *et al.*, 2017; Adagbasa *et al.*, 2020; Evangelides y Nobajas, 2020), la recuperación post-incendio de la vegetación se favorece en pendientes menos empinadas, principalmente. Sin embargo, en este caso los resultados indicaron mejores condiciones sobre pendientes pronunciadas, siendo una característica atípica.

A pesar de que hubo efecto de los rangos de pendiente sobre la variación en los valores promedio totales de los índices, en los cambios, la variación solo fue significativa por años. Con ello, se asume que otro tipo de factores incidieron en el comportamiento post-incendio de la vegetación.

Debido a que el incremento de temperaturas y la disminución de precipitaciones aumenta la severidad y frecuencia de incendios forestales (Boucher *et al.*, 2020), la variabilidad climática pudo haber sido un factor que afectó el comportamiento post-incendio en el área de estudio. De acuerdo a información meteorológica mensual del área de estudio de la base de datos CRU-S-4.03 descargada con WorldClim (Harris *et al.*, 2014; Fick y Hijmans, 2017), en el lapso 2009-2011 se observaron incrementos en temperaturas (mínimas y máximas) y disminuciones en precipitación que, para 2011, esta última señaló el valor más bajo respecto a todo el lapso evaluado, favoreciendo la aparición de incendios en 2011. Asimismo, se indicó que para 2015, la precipitación tuvo su máximo repunte, con una ligera disminución en las temperaturas, lo que pudo haber explicado el máximo repunte en regeneración en los BS. La información meteorológica mensual se detalla en la Gráfica 3.

Por otro lado, la variación por años en el comportamiento post-incendio en la región pudo deberse a la presencia de actividades humanas que, de acuerdo



Gráfica 3. Datos meteorológicos promedio de la cuenca de estudio, correspondientes al mes de la imagen satelital de cada año evaluado.

a diversos autores, principalmente son tala ilegal (Brack, 2003), el uso de fuego para conversión de terrenos forestales (Armenteras *et al.*, 2013) y la presencia de cultivos ilícitos (Dávalos *et al.*, 2011). En México, el aprovechamiento ilegal en bosques templados ha afectado el paisaje de estos ecosistemas, y es común la aparición de incendios provocados para la realización de este tipo de actividades. Según la PROFEPA, en 2013 se reportaron 135 denuncias en materia de incendios forestales a nivel nacional, siendo dos de estas correspondientes al estado de Chihuahua. En este sentido, este factor pudo haber afectado el comportamiento de regeneración de la vegetación, debido a que la actividad humana incide en el régimen de regeneración, ya sea incrementando las igniciones o suprimiendo el fuego (Lloret, 2004).

Incluso, puede suponerse que el efecto de la variación por años en los índices pudo haber surgido por incrementos de erosión derivados de los incendios. Lo anterior se basa en los resultados encontrados por Efthimiou *et al.* (2020), quienes apuntaron que la severidad de incendios afectó notablemente los valores de erosión, donde las condiciones post-incendio fueron notablemente superiores a las condiciones pre-incendio.

## **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

De manera general, el comportamiento de cada sitio fue diferente, donde el BS-1 presentó los menores impactos en 2011 y la mayor regeneración postincendio, incluso superando los valores de 2009. Sin embargo, el BS-3 concentró los mayores impactos y un comportamiento post-incendio que no superó los valores de 2009 en la mayoría de los índices. Además, se encontró que el desempeño del NDVI sirvió para evaluar en mayor intensidad la vigorosidad de la vegetación, mientras que el NBR fue útil para analizar la severidad del incendio y cuantificar cambios en valores de los índices espectrales.

En todos los BS, hubo menores afectaciones y mayor regeneración postincendio en exposiciones "norte", mientras que el "sur" presentó los mayores impactos. No obstante, el comportamiento post-incendio por rangos de pendiente fue diferente entre BS, detectando en algunos casos menores impactos y mayor regeneración sobre pendientes pronunciadas debido a una menor propagación del fuego en 2011.

Existió efecto en la variación de los índices debido a la diferencia en las características topográficas. Por tipos de exposición, hubo efecto sobre el NDVI y SAVI, y en los cambios, solamente sobre el SAVI. Respecto a las pendientes, la variación en los datos tuvo efecto en todos los índices, notoriamente en el NDVI. Sin embargo, no hubo efecto en los cambios en valores promedio de la pendiente. Además, se encontró que, tanto en exposiciones como en pendientes, la variación por años siempre fue significativa. Esto supone que, además de las características topográficas, otro tipo de factores pudieron haber determinado el comportamiento post-incendio de la vegetación.

De acuerdo los resultados encontrados en este estudio, se recomienda integrar más factores que puedan explicar en mayor medida el comportamiento post-incendio de la vegetación en la región, específicamente características climáticas, edafológicas, así como la influencia de disturbios naturales y antrópicos, que sirvan para la toma de decisiones del manejo de estos ecosistemas y permita aumentar la productividad y desarrollo forestal sustentable de la región.

## LITERATURA CITADA

- Adagbasa, E. G., S. A. Adelabu y T. W. Okello. 2020. Development of post-fire vegetation response-ability model in grassland mountainous ecosystem using GIS and remote sensing. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 164:173-183.
- Armenteras, D., N. Rodríguez y J. Retana. 2013. Landscape Dynamics in Northwestern Amazonia: An Assessment of Pastures, Fire and Illicit Crops as Drivers of Tropical Deforestation. PLoS ONE 8:e54310.
- Balderrama, S., C. Luján-Álvarez, G. Hernández y L. U. Castruita. 2008. Captura de carbono en bosque de coníferas de la Sierra Tarahumara en Chihuahua, México. Revista Latinoamericana de Recursos Naturales 4:203-214.
- Basso, M., D. C. S. Vieira, T. B. Ramos y M. Mateus. 2019. Assessing the adequacy of SWAT model to simulate postfire effects on the watershed hydrological regime and water quality. Land Degrad. Dev. 31:619-631.
- Boucher, D., S. Gauthier, N. Thiffault, W. Marchand, M. Girardin y M. Urli. 2020. How climate change might affect tree regeneration following fire at northern latitudes: a review. New For. 51:543-571.
- Brack, D. 2003. Illegal logging and the illegal trade in forest and timber products. Int. For. Rev. 5:195-198.
- Bright, B.C., A. C. Hudak, R. E. Kennedy, J. D. Braaten y A. H. Khalyani. Examining post-fire vegetation recovery with Landsat time series analysis in three western North American forest types. Fire Ecol. 15:8.
- Broncao, M. J. y J. Retana. 2004. Topography and forest composition affecting the variability in fire severity and post-fire regeneration occurring after a large fire in the Mediterranean basin. Int. J. Wildland Fire. 13:209-216.
- Campos, J. A., N. Sillero y J. B. Brito. 2012. Normalized difference water indexes have dissimilar performances in detecting seasonal and permanent water in the Sahara–Sahel transition zone. J. Hydrol. 464-465:438-446.
- Carmo, M., F. Moreira, P. Casimiro y P. Vaz. 2011. Land use and topography influences on wildfire occurrence in northern Portugal. Landsc. Urban Plan. 100:169-176.
- Chander, G., B. L. Markham y D. L. Helder. 2009. Summary of Current Radiometric Calibration Coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI Sensors. Remote Sens. Environ. 113:893-903.
- Chen, X., J. E. Vogelmann, M. Rollins, D. Ohlen, C. H. Key, L. Yang, C. Huang y H. Shi. 2011. Detecting post-fire burn severity and vegetation recovery using multitemporal remote sensing spectral indices and field-collected

composite burn index data in a ponderosa pine forest. Int. J. Remote Sens. 32:7905-7927.

- Christopoulou, A., G. Mallinis, E. Vassilakis, G.-P. Farangitakis, N. M. Fyllas, G. D. Kokkoris y M. Arianoutsou. 2019. Assessing the impact of different landscape features on post-fire forest recovery with multitemporal remote sensing data: the case of Mount Taygetos (southern Greece). Int. J. Wildland Fire. 28:521-532.
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal). 2014. Inventario Estatal Forestal y de Suelos-Chihuahua 2013. 1a ed. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. Zapopan, Jalisco.
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal). 2020. Prevención y Combate de Incendios. Incendios del 1995 al 2016. En: https://www.cnf.gob.mx:8443/snif/seif\_chihuahua/programas/prevencion ycombatedeincendios/. Consultado 22 Octubre 2019.
- Congedo, L., 2016. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation.
- Dávalos, L. M., A. C. Bejarano, M. A. Hall, H. L. Correa, A. Corthals y O. J. Espejo.
  2011. Forests and Drugs: Coca-Driven Deforestation in Tropical Biodiversity Hotspots. Environ. Sci. Technol. 45:1219-1227.
- Descroix, L., J.L. González Barrios y J. Estrada Avalos. 2004. La Sierra Madre Occidental, una fuente de agua amenazada. 1a ed. Ediciones INIFAP-IRD. Gómez Palacio, Durango, México.
- Domingo, D., J. de la Riva, M. T. Lamelas, A. García-Martín, P. Ibarra, M. Echeverría y R. Hoffrén. 2020. Fuel Type Classification Using Airborne Laser Scanning and Sentinel 2 Data in Mediterranean Forest Affected by Wildfires. Remote Sens. 12:3660.
- Duarte, M.H.L., R.S. Sousa-Lima, R.J. Young, M.F. Vasconcelos, E. Bittencourt, M.D.A. Scarpelli, A. Farina y N. Pieretti. 2021. Changes on soundscapes reveal impacts of wildfires in the fauna of a Brazilian savanna. Sci.Total Environ. 769:144988.
- Efthimiou, N., E. Psomiadi y P. Panagos. 2020. Fire severity and soil erosion susceptibility mapping using multi-temporal Earth Observation data: The case of Mati fatal wildfire in Eastern Attica, Greece. Catena. 187:104320.
- ERDAS IMAGINE® 14.0.0. 2014. Leica Geosystems Geospatial Imaging. GA, E.U.A.
- Escuin, S., R. Navarro y P. Fernández. 2007. Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images. Int. J. Remote Sens. 29:1053-1073.

- Evangelides, C. y A. Nobajas. 2020. Red-Edge Normalised Difference Vegetation Index (NDVI<sub>705</sub>) from Sentinel-2 imagery to assess post-fire regeneration. Remote Sens. Appl. Soc. Environ. 17:100283.
- Fairman, T. A., L. T. Bennett, S. Tupper y C. R. Nitschke. 2017. Frequent wildfires erode tree persistence and alter stand structure and initial composition of a fire-tolerant sub-alpine forest. J. Veg. Sci. 28:1151-1165.
- Fick, S. E. y R. J. Hijmans. 2017. WorldClim 2: new 1km spatial resolution climate surfaces for global land areas. Int. J. Climatol. 37:4302-4315.
- Gao, B. C. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sens. Environ. 58:257-266.
- González-Elizondo, M. S., M. González-Elizondo, J. A. Tena-Flores, L. Ruacho-González y I. L. López-Enríquez. 2012. Vegetación de la Sierra Madre Occidental, México: una síntesis. Acta Bot. Mex. 100:351-403.
- Gray, M. E., L. J. Zachmann y B. G. Dickson. 2018. A weekly, continually updated dataset of the probability of large wildfires across western US forests and woodlands. Earth Syst. Sci. Data. 10:1715-1727.
- Han, J., Z. Shen, L. Ying, G. Li y A. Chen. 2015. Early post-fire regeneration of a fire-prone subtropical mixed Yunnan pine forest in Southwest China: Effects of pre-fire vegetation, fire severity and topographic factors. For. Ecol. Manag. 356:31-40.
- Harris, I., P. D. Jones, T. J. Osborn y D. H. Lister. 2014. Updated high-resolution grids of monthly climatic observations the CRU TS3.10 Dataset. Int. J. Climatol. 34:623-642.
- Harris, S., S. Veraverbeke y S. Hook. 2011. Evaluating Spectral Indices for Assessing Fire Severity in Chaparral Ecosystems (Southern California) Using MODIS/ASTER (MASTER) Airborne Simulator Data. Remote Sens. 3:2403-2419.
- Haugaasen, T., J. Barlow y C. A. Peres. 2003. Surface wildfires in central Amazonia: short-term impact on forest structure and carbon loss. For. Ecol. Manag. 179:321-331.
- He, T., B. B. Lamont y J. G. Pausas. 2019. Fire as a key driver of Earth's biodiversity. Biol. Rev. 94:1983-2010.
- Hernández Clemente, R., R. M. Navarro Cerrillo y I. Z. Gitas. 2009. Monitoring post-fire regeneration in Mediterranean ecosystems by employing multitemporal satellite imagery. Int. J. Wildland Fire. 18:648-658.
- Hislop, S., S. Jones, M. Soto-Berelov, A. Skidmore, A. Haywood y T. H. Nguyen. 2018. Using Landsat Spectral Indices in Time-Series to Assess Wildfire Disturbance and Recovery. Remote Sens. 10:460.

- Hoecker, T. J., W. D. Hansen y M. G. Turner. 2020. Topographic position amplifies consequences of short-interval stand-replacing fires on postfire tree establishment in subalpine conifer forests. For. Ecol. Manag. 478:118523.
- Hope, A., C. Tague y R. Clark. 2007. Characterizing post-fire vegetation recovery of California chaparral using TM/ETM+ time-series data. Int. J. Remote Sens. 28:1339-1354.
- Huerta, S., V. Fernández-García, E. Marcos, S. Suárez-Seoane y L. Calvo. 2021. Physiological and Regenerative Plant Traits Explain Vegetation Regeneration under Different Severity Levels in Mediterranean Fire-Prone Ecosystems. Forests 12:149.
- Huete, A. R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sens. Environ. 25:295-309.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2013. Continuo de Elevaciones Mexicano (CEM). En: <u>https://www.inegi.org.mx/app/geo2/elevacionesmex/</u>. Consultado 23 Septiembre 2019.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2018. Información Nacional por Entidad Federativa y Municipio. https://www.inegi.org.mx/ Consultado 15 Abril 2019.
- Iniguez, J. M., T. W. Swetnam y S. R. Yool. 2008. Topography affected landscape fire history patterns in southern Arizona, USA. For. Ecol. Manag. 256:295-303.
- Ireland, G. y G. P. Petropoulos. 2015. Exploring the relationships between postfire vegetation regeneration dynamics, topography and burn severity: A case study from the Montane Cordillera Ecozones of Western Canada. Appl. Geogr. 56:232-248.
- Kinipling, E. B. 1970. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. Remote Sens. Environ. 1:155-159.
- Lacouture, D. L., E. N. Broadbent y R. M. Crandall. 2020. Detecting Vegetation Recovery after Fire in A Fire-Frequented Habitat Using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Forests. 11:749.
- Lloret, F. 2004. Régimen de incendios y regeneración. En Ecología del bosque mediterráneo en un mundo cambiante. Valladares, F., ed. Ministerio de Medio Ambiente, EGRAF, S. A., Madrid, España.
- Lopez Garcia, M. J. y V. Caselles. 1991. Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data. Geocarto Int. 1:31-37.
- Lu, B., Y. He y A. Tong. 2015. Evaluation of spectral indices for estimating burn severity in semiarid grasslands. Int. J. Wildland Fire. 25:147-157.

- Maingi, J. K. y M. C. Henry. 2007. Factors influencing wildfire occurrence and distribution in eastern Kentucky, USA. Int. J. Wildland Fire. 16:23-33.
- Martínez-Salvador, M. y J. A. Prieto-Ruíz. 2011. Determinación de áreas potenciales para el establecimiento de plantaciones forestales comerciales en el norte de México. 1a ed. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agricolas y Pecuarias. México, D. F.
- Merschel, A.G., E. K. Heyerdahl, T. A. Spies y R. A. Loehman. 2018. Influence of landscape structure, topography, and forest type on spatial variation in historical fire regimes, Central Oregon, USA. Landscape Ecol. 33:1195–1209.
- Mitri, G. H. y I. Z. Gitas. 2013. Mapping post-fire forest regeneration and vegetation recovery using a combination of very high spatial resolution and hyperspectral satellite imagery. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 20:60-66.
- Muscarella, R., S. Kolyaie, D. C. Morton, J. K. Zimmerman y M. Uriarte. 2020. Effects of topography on tropical forest structure depend on climate context. J. Ecol. 108:145-159.
- Nasery, S. y K. Kalkan. 2020. Burn area detection and burn severity assessment using Sentinel 2 MSI data: The case of Karabağlar district, İzmir/Turkey. TURKGEO. 1:72-77.
- Ocampo-Zuleta, K. y J. Beltrán-Vargas 2018. Modelación dinámica de incendios forestales en los Cerros Orientales de Bogotá, Colombia. Madera Bosques 24: e2431662.
- Pereira, M. G., J. Parente, M. Amraoui, A. Oliveira y P. M. Fernandes. 2020. 3 -The role of weather and climate conditions on extreme wildfires. En Extreme Wildfire Events and Disasters: Root Causes and New Management Strategies. F. Tedim, V. Leone y T. K. McGee, eds. Elsevier, Ámsterdam, Países Bajos.
- Poulos, H. M., A. M. Barton, G. W. Koch, T. E. Kolb y A. E. Thode. 2021. Wildfire severity and vegetation recovery drive post-fire evapotranspiration in a southwestern pine-oak forest, Arizona, USA. Remote. Sens. Ecol. Conserv. <u>https://doi.org/10.1002/rse2.210</u>.
- Povak, N. A., P. F. Hessburg y R. B. Salter. 2018. Evidence for scale-dependent topographic controls on wildfire spread. Ecosphere. 9:e02443.
- PROFEPA (Procuraduría Federal de Protección al Ambiente). 2013. PROFEPA ha recibido 135 denuncias por incendios forestales. En: http://www.profepa.gob.mx/innovaportal/v/5058/1/mx.wap/profepa\_ha\_r ecibido 135 denuncias por incendios forestales.html#:~:text=La%20P rocuradur%C3%ADa%20Federal%20de%20Protecci%C3%B3n,12%20 y%20Michoac%C3%A1n%20con%2011. Consultado 3 Enero 2020.

- Rasposo, J. R., S. Cabiddu, D. X. Viegas, M. Salis y J. Sharples. 2015. Experimental analysis of fire spread across a two-dimensional ridge under wind conditions. Int. J. Wildland Fire. 24:1008-1022.
- Reilly, M. J., M. Elia, T. A. Spies, M. J. Gregory, G. Sanesi y R. Lafortezza. 2017. Cumulative effects of wildfires on forest dynamics in the eastern Cascade Mountains, USA. Ecol. Appl. 28:291-308.
- Ribeiro, J., J. E. Marques, C. Mansilha y D. Flores. 2021. Wildfires effects on organic matter of soils from Caramulo Mountain (Portugal): environmental implications. Environ. Sci. Pollut. Res. 28:819-831.
- Robinson, J. M. 1991. Fire from space: Global fire evaluation using infrared remote sensing. Int. J. Remote Sens. 12:3-24.
- Rodrigues, M., J. de la Riva y S. Fotheringham. 2014. Modeling the spatial variation of the explanatory factors of human-caused wildfires in Spain using geographically weighted logistic regression. Appl. Geogr. 48:52-63.
- Rodríguez-Trejo, D. A. y P. Z. Fulé. 2003. Fire ecology of Mexican pines and a fire management proposal. Int. J. Wildland Fire. 12:23-37.
- Rouse, J. W. Jr., R. H. Haas, J. A. Schell y D. W. Deering. 1974. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. En Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium- Volume I: Technical Presentations. S. C. Freden, E. P. Mercanti, M. A. Becker, eds. NASA, Washington, D. C.
- Roy, P.S. 1989. Spectral reflectance characteristics of vegetation and their use in estimating productive potential. Proc. Indian Acad. Sci. (Plant Sci.) 99:59-81.
- Ryu, Y., G. Lee, S. Jeon, Y. Song y H. Kimm. 2014. Monitoring multi-layer canopy spring phenology of temperate deciduous and evergreen forests using low-cost spectral sensors. Remote Sens. Environ. 149:227-238.
- Rzedowski, J. 1991. Diversidad y orígenes de la flora fanerogámica de México. Acta Bot. Mex. 14:3-21.
- SAS Institute Inc. 2011. SAS/STAT® 9.4 User's Guide. Cary, N. C., E.U.A.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). 2016. Anuario estadístico de la producción forestal 2016. 1a ed. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. Ciudad de México, México.
- Sharma, C. M. y N. P. Baduni. 2000. Effect of aspect on the structure of some natural stands of Abies pindrow in Himalayan moist temperate forest. The Environmentalist. 20:309–317.
- Silvani, X., F. Morandini y J.-L. Dupuy. 2012. Effects of slope on fire spread observed through video images and multiple-point thermal measurements. Exp. Therm. Fluid Sci. 41:99-111.

- Sommerfeld, A., C. Senf, B. Buma, A. W. D'Amanto, T. Després, H. I. Díaz, S. Frave, L. E. Frelich, A. G. Gutiérrez, S. J. Hart, B. J. Harvey, H. S. He, T. Hlánsy, A. Holz, T. Kitzberger, D. Kulakowski, D. Lindenmayer, A. S. Mori, J. Müller, J. Paritsis, L. W. Perry, S. L. Stephens, M. Svoboda, M. G. Turner, T. Veblen y R. Seidl. 2018. Patterns and drivers of recent disturbances across the temperate forest biome. Nat. Commun. 9:4355.
- Storey, E. A., D. A. Stow y D. A. Roberts. 2020. Evaluating uncertainty in Landsatderived postfire recovery metrics due to terrain, soil, and shrub type variations in southern California. Glsci. Remote Sens. 57:352-368.
- Taboada, A., P. García-Llamas, J. M. Fernández-Guisuraga y L. Calvo. 2021. Wildfires impact on ecosystem service delivery in fire-prone maritime pine-dominated forests. Ecosyst. Serv. 50:101334.
- Taylor, A. H., C. Airey-Lauvaux, B. Estes, L. Harris y C. N. Skinner. 2020. Spatial patterns of nineteenth century fire severity persist after fire exclusion and a twenty-first century wildfire in a mixed conifer forest landscape, Southern Cascades, USA. Landscape Ecol. 35:2777-2790.
- Telesca, L. y R. Lasaponara. 2006. Pre- and post-fire behavioral trends revealed in satellite NDVI time series. Geophys. Res. Lett. 33(14):L14401.
- Teodoro, A. y A. Amaral. 2019. A Statistical and Spatial Analysis of Portuguese Forest Fires in Summer 2016 Considering Landsat 8 and Sentinel 2A Data. Environments 6:36.
- Thakur, A. K. y D. Singh. 2014. Forest Fire Risk Zonation Using Geospatial Techniques and Analytic Hierarchy Process in Dehradun District, Uttarakhand, India. Int. J. Res. Environ. Sci. Technol. 4:82-89.
- Thompson, M. T. C., A. Koyama y K. L. Kavanagh. 2017. Wildfire effects on physiological properties in conifers of central Idaho forests, USA. Trees 31:545-555.
- Tiwari, O. P., C. M. Sharma y Y. S. Rana. 2020. Influence of altitude and slopeaspect on diversity, regeneration and structure of some moist temperate forests of Garhwal Himalaya. Trop. Ecol. 61:278–289.
- Tonbul, H., T. Kavzoglu y S. Kaya. 2016. Assessment of Fire Severity and Post-Fire Regeneration Based on Topographical Features Using Multitemporal Landsat Imagery: a Case Study in Mersin, Turkey. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. 41B8:763-769.
- Tran, B. N., M. A. Tanase, L. T. Bennett y C. Aponte. 2020. High-severity wildfires in temperate Australian forests have increased in extent and aggregation in recent decades. PLoS One 15: e0242484.
- Ullah, S., A. K. Skidmore, M. Naeem y M. Schlerf. 2012. An accurate retrieval of leaf water content from mid to thermal infrared spectra using continuous wavelet analysis. Sci.Total Environ. 437:145-152.

- USGS (United States Geological Survey). 2019. Earth Explorer En: <u>https://earthexplorer.usgs.gov/</u>. Consultado 29 Agosto 2019.
- Valenzuela-Nuñez, L. M. y D. Granados-Sánchez. 2009. Caracterización fisonómica y ordenación de la vegetación en el área de influencia de El Salto, Durango, México. Rev. Chapingo Ser. Cienc. For. Ambient. 15:29-42.
- Viana-Soto, A., I. Aguado y S. Martínez. 2017. Assessment of Post-Fire Vegetation Recovery Using Fire Severity and Geographical Data in the Mediterranean Region (Spain). Environments 4:90.
- Vicente-Serrano, S. M., C. Azorin-Molina, M. Peña-Gallardo, M. Tomas-Burguera, F Domínguez-Castro, N. Martín-Hernández, S. Beguería, A. E. Kenawy, I. Noguera y M. García. 2019. A high-resolution spatial assessment of the impacts of drought variability on vegetation activity in Spain from 1981 to 2015. Nat. Hazards Earth Syst. Sci. 19:1189-1213.
- Vo, V. D. y A. M. Kinoshita. 2020. Remote sensing of vegetation conditions after post-fire mulch treatments. J. Environ. Manage. 260:109993.
- Wallace, J., N. Aquilué, C. Archambault, S. Carpentier, X. Francoeur, M.-H. Greffard, I. Laforest, L. Galicia y C. Messier. 2015. Present forest management structures and policies in temperate forests of Mexico: Challenges and prospects for unique tree species assemblages. For. Chron. 91:306-317.
- Williams, D. L., S. Goward y T. Arvidson. 2006. Landsat. Photogramm. Eng. Remote Sensing. 10:1171-1178.
- Wittenberg, L., D. Malkinson, O. Beeri, A. Halutzy y N. Tesler. 2007. Spatial and temporal patterns of vegetation recovery following sequences of forest fires in a Mediterranean landscape, Mt. Carmel Israel. CATENA. 71:76-83.
- WWF (World Wildlife Fund). 2021. Southern North America: Western Mexico into the southwestern United States. En: <u>https://www.worldwildlife.org/ecoregions/na0302</u>. Consultado 12 Enero 2021.
- Xu, R., P. Yu, M. J. Abramson, F. H. Johnston, J. M. Samet, M. L. Bell, A. Haines, K. L. Ebi, S. Li y Y. Guo. 2020. Wildfires, Global Climate Change, and Human Health. N. Engl. J. Med. 383:2173-2181.
- Yeung, C. A. y R. Li. 2018. Comparison of vegetation regeneration after wildfire between Mediterranean and tundra ecosystems by using Landsat images. Ann. GIS. 24:99-112.