



**Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial,  
A.C.**

**CentroGeo**

**Centro Público de Investigación CONAHCYT**

**“Detección de Cambios de cobertura del suelo  
forestal a huertos de aguacate en la meseta  
Aguacatera del Estado de Michoacán con Sensores  
Ópticos”**

**TESIS**

Para obtener el grado de:

**Maestra en Ciencias de la información Geoespacial**

Presenta:

**Daniela Gómez Patiño**

Directora de Tesis

**Dra. Alejandra Aurelia**

**López Caloca**

Codirector de tesis

**Dr. Sergio Franco Maass**

**Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial**

**“Detección de Cambios de cobertura del suelo forestal a huertos de aguacate en la meseta Aguacatera del Estado de Michoacán con Sensores Ópticos”**

**TESIS**

Para obtener el grado de:

**Maestra en Ciencias de la información Geoespacial**

Presenta:

**Daniela Gómez Patiño**

Directora de Tesis

**Dra. Alejandra Aurelia  
López Caloca**

Codirector de tesis

**Dr. Sergio Franco Maass**

Sinodales

**Dr. Camilo Alberto  
Caudillo Cos**

**M.C. Jubal López Amaya**

Ciudad de México

Abril, 2024

© CentroGeo. Derechos reservados. La autora otorga a CentroGeo el permiso de reproducir y distribuir copias de esta tesis en su totalidad o en partes

## Resumen

El estado de Michoacán se encuentra inmerso en una transformación ambiental significativa, caracterizada por el creciente incremento de huertos de aguacate que invaden las preciadas zonas boscosas. Este cambio de cobertura del suelo no solo está generando alteraciones ambientales, sino que también se asocia con un consumo excesivo de agua y un aumento considerable en el uso de agroquímicos, contribuyendo así a una serie de problemas ecológicos en la región. A pesar de los estudios previos sobre la deforestación en este estado mexicano, la continua expansión de los huertos de aguacate en la Meseta Aguacatera de Michoacán demanda una atención más detallada y actualizada.

La presente tesis se centra en abordar esta problemática mediante la propuesta de una metodología que permita determinar la extensión y el incremento de la superficie de cambio de cobertura forestal a huertos de aguacate. El período de estudio abarca desde 2015 hasta 2021, durante el cual se ha observado una intensificación marcada en este fenómeno.

La metodología fue adaptada para llevar a cabo este estudio, se basa en una aproximación multidisciplinaria que integra conceptos de ecología del paisaje, geografía y ciencias de la información geoespacial. El análisis detallado de las características geográficas y climáticas ha proporcionado una comprensión más profunda de las causas que subyacen a la transformación del paisaje en la región. Sin embargo, también ha destacado limitaciones en la metodología de cuantificación, resaltando la necesidad de un enfoque más refinado.

La estimación de las superficies de bosque y huertos de aguacate entre 2015, 2018 y 2021 se llevó a cabo utilizando datos satelitales de Landsat 8-OLI y sensores remotos. La aplicación de técnicas de procesamiento digital de imágenes, junto con el uso de algoritmos de aprendizaje automático como las máquinas de soporte vectorial (MSV), ha permitido obtener mapas temáticos precisos de la cobertura y uso del suelo. Estos mapas proporcionan una representación visual y cuantitativa de la transformación del paisaje, identificando áreas críticas donde la transición de bosques a huertos de aguacate es más pronunciada.

## Abstract

The state of Michoacan is going through a major environmental transformation due to an increase in the establishment of avocado orchards which invade the treasured forest zones. This change in land cover is not only generating environmental alterations, but is also associated with excessive water consumption and a considerable increase in the use of agrochemicals; this contributes to a series of ecological problems in the region. In spite of the existence of prior studies on deforestation in this Mexican state, the continuous expansion of avocado orchards in the Avocado Plateau of Michoacan, demands more detailed and updated attention.

The present dissertation focuses on addressing this problem through a proposed methodology that will allow us to determine the extent and increase in land cover change, from forests to avocado orchards. The study period goes from 2015 up to 2021, during which this phenomenon became noticeably more intense.

The methodology that was adopted in order to carry out this study, is based on a multidisciplinary approach that integrates all concepts pertaining to landscape ecology, geography and geospatial information sciences. The detailed analysis of the geographic and climate characteristics has provided a deeper understanding of the underlying causes of the landscape's transformation in this region. However, it has also shown limitations in the quantification methodology, highlighting the need for a more accurate approach.

The estimation of the forest and avocado orchard surfaces, between 2015, 2018 and 2021, was done using Landsat 8-OLI satellite data and remote sensing. The application of techniques for digital processing of images, together with the use of automatic learning algorithms, such as support vector machines (SVM), has allowed us to create precise thematic maps of land use and cover. These maps provide a visual and quantitative representation of landscape transformation, identifying critical areas where the transition from forests to avocado orchards is more noticeable.

Cada día es una victoria, una oportunidad para abrazar la vida con fervor,  
no permitas que la adversidad apague la chispa de tu ser, tu valor

## Índice General

1. INTRODUCCIÓN.....	9
1.1 Planteamiento del problema .....	9
1.2 Propósito del estudio.....	11
1.3 Objetivos .....	12
Objetivo General.....	12
Objetivos particulares .....	12
1.4 Justificación .....	12
1.5 Antecedentes.....	14
1.5.1 Producción de aguacate en Michoacán, México .....	14
1.5.2 Cambio de la cobertura forestal por el proceso de conversión de bosques naturales a huertas de aguacate. ....	16
1.6 Motivación y contribuciones .....	23
2. ASPECTOS MULTIDISCIPLINARIOS .....	24
2.1 Análisis de definiciones de cobertura, uso de suelo y cambio de uso de suelo.....	26
3. LOCALIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO .....	29
4. METODOLOGÍA.....	33
4.1 Datos de Satélite.....	33
4.2 Categorías de Cobertura .....	36
4.3 Metodología de procesamiento digital de imágenes.....	38
4.3.1 Etapa 1. Delimitación del área de estudio y preprocesamiento de imágenes ....	39
4.3.2 Etapa 2 Combinación de variables para ampliar los datos.....	41
4.3.3 Clasificación Supervisada .....	44
4.3.4 Evaluación cuantitativa .....	47
4.3.5 Etapa 3 Detección de cambios.....	50
5. Resultados y Discusión.....	52
5.1 Clasificación del uso de suelo inspección visual .....	52
5.2 Evaluación de la precisión de las imágenes clasificadas .....	56
5.3 Análisis de cambios de cobertura de suelo .....	62
5.4 Ganancias y pérdidas en la región aguacatera .....	69
5.5 Análisis de Velocidad Cambio de Cobertura .....	74
6.- CONCLUSIONES .....	76

REFERENCIAS .....	78
ANEXOS .....	85

## Índice de Cuadros

Cuadro 1 Cambios que ocurren en la superficie terrestre .....	17
Cuadro 2 Antecedentes Metodológicos .....	18
Cuadro 3 Antecedentes del Área de estudio .....	21
Cuadro 4 Producción de aguacates por municipio en 2019 .....	31
Cuadro 5 Datos de las imágenes satelitales .....	33
Cuadro 6 Características de las Imágenes Utilizadas .....	34
Cuadro 7 Datos Vectoriales .....	36
Cuadro 8 Tipos de cobertura .....	37
Cuadro 9 Índices espectrales .....	43
Cuadro 10 Tamaños de la muestra .....	56
Cuadro 11 Parámetros Globales .....	57
Cuadro 12 Estimaciones de Áreas Sin Sesgo 2015 .....	57
Cuadro 13 Estimaciones de Áreas Sin Sesgo 2018 .....	59
Cuadro 14 Estimaciones de Áreas Sin Sesgo 2021 .....	60
Cuadro 15 Matriz Cruzada 2015-2018 .....	64
Cuadro 16 Matriz Cruzada 2018-2021 .....	66
Cuadro 17 Matriz Cruzada 2015-2021 .....	67

## Índice de Mapas

Mapa 1. Localización de la zona de “Meseta Aguacatera” .....	30
Mapa 2. Distribución de Huertas de Aguacate en 2020 .....	32
Mapa 3. Clasificación de cobertura 2015 .....	58
Mapa 4. Clasificación de cobertura 2018 .....	60
Mapa 5. Clasificación de cobertura 2021 .....	61
Mapa 6. Pérdidas de Bosque 2015-2018 .....	71
Mapa 7. Pérdidas de Boque 2018-2021 .....	72
Mapa 8. Pérdidas de Bosque del 2015-2021 .....	73

## Índice de Figuras

Figura 1. Esquema general multidisciplinario .....	25
Figura 2. Metodología .....	38
Figura 3. Corrección Radiométrica .....	41
Figura 4. Ejemplo Matriz de cambio .....	50
Figura 5. Clasificación Supervisada de imágenes de las 3 fechas .....	53
Figura 6. Expansión de Huertas de Aguacate .....	54
Figura 7. Crecimiento depósitos de agua .....	54
Figura 8. Ejemplo de confusión entre HA-CV y Bosque .....	55

Figura 9. Resultados Visuales de la clasificación de zonas urbanas.....	56
Figura 10. Figura de Clasificación tres categorías.....	63
Figura 11 Mapas de Pérdidas para cada periodo 2015-2018 con mapa de uso de suelo 2015, 2018-2021 con mapa de uso de suelo 2018 y 2015-2021 con mapa de uso de suelo 2015.....	69
Figura 12 Velocidad de Cambio (ha/ año).....	75

## Índice de acrónimos y siglas

ANP	Áreas Naturales Protegidas
CODESIN	Consejo para el Desarrollo Económico de Sinaloa
CONABIO	Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad
CONAGUA	Comisión Nacional del Agua
CONANP	Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas
ESA	Agencia Espacial Europea
FAO	Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura
INEGI	Instituto Nacional de Estadística y Geografía
MIA	Manifiesto de Impacto Ambiental
MSV	Máquina de Soporte de Vectores
PIB	Producto Interno Bruto
SAGARPA	Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural
SIAP	Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera
SIG	Sistema de Información Geográfica
SINA	Sistema Nacional de Información del Agua
SMN	Servicio Meteorológico Nacional
USGS	Servicio Geológico de EE.UU.
WFF	Fondo Mundial para la Naturaleza

# 1. INTRODUCCIÓN

En el capítulo de introducción, se presenta el contexto general del trabajo, destacando el planteamiento del problema que motiva la investigación. Además, se delimitan los objetivos que se persiguen con el estudio, proporcionando una visión panorámica de la temática abordada. Este capítulo sienta las bases para comprender la relevancia y el propósito de este trabajo de investigación.

## 1.1 Planteamiento del problema

Michoacán es un importante productor de aguacate en México debido a sus características geográficas y climáticas favorables. Su posición como el principal productor de aguacate de México se debe a unas series de factores, incluidos:

- El clima de la región se caracteriza por su diversidad, que incluye más de 14 tipos climáticos debido a factores como la altitud, la topografía del suelo, la exposición solar y los vientos predominantes (Gutiérrez–Contreras et al., 2010). Esta variabilidad climática puede tener un impacto significativo en la producción de frutos de aguacate y su calidad (Lobell et al., 2007). En estas áreas se encuentran tres climas, semicálido subhúmedo, semicálido húmedo y templado subhúmedo, lo que favorece el cultivo de aguacate. La combinación de temperaturas moderadas, alta humedad relativa y una temporada de lluvias bien definida crea condiciones favorables para el crecimiento y desarrollo del aguacate.
- Altitud y topografía: La topografía del estado de Michoacán incluye montañas y valles. Las regiones montañosas y elevadas ofrecen microclimas particulares que son ideales para el cultivo del aguacate. La altitud también contribuye a las condiciones de temperatura y luminosidad para el cultivo (INEGI, 2020). Suelo productivo: En Michoacán, el suelo es rico en nutrientes y tiene buenas propiedades físicas, lo cual es ventajoso para la producción de aguacate (INEGI, 2020). Estos suelos mantienen la humedad necesaria para el crecimiento de los árboles y

permiten un buen drenaje (Laurance y Cochrane 2001). Infraestructura y comercialización: El estado de Michoacán cuenta con una sólida infraestructura para el cultivo, procesamiento y comercialización del aguacate. La distribución tanto a nivel nacional como internacional está facilitada por las eficientes redes de transporte. También se han creado grupos y cooperativas de agricultores que colaboran en la comercialización y promoción del aguacate michoacano (SAGARPA, 2020).

Estas características físicas combinadas con la producción han posicionado a Michoacán como el principal productor de aguacate en México, contribuyendo significativamente a la economía local y nacional. Los informes del SIAP del 2020, en México el volumen de producción de aguacate alcanzó los 2,4 millones de toneladas métricas, lo que representa un incremento de casi 100000 toneladas métricas en comparación con la cantidad reportada el año anterior. De ellas, un 75% procedían del estado de Michoacán. En Michoacán, la expansión agrícola de las plantaciones de aguacate ha generado una preocupación, ya que a medida que se establecen nuevos huertos de aguacate, se pierden extensas áreas forestales, la transformación de los bosques en tierras agrícolas para el cultivo de aguacate son parte de una transformación tanto del paisaje como la ocupación del suelo (Cho et al, 2021).

La apertura de nuevos huertos de aguacate, es posible que implique la eliminación de la vegetación existente, incluidos los árboles y la flora nativa, lo que afecta negativamente la biodiversidad y los servicios ecosistémicos que brindan los bosques. Los bosques son esenciales para mantener la biodiversidad, la regulación del clima, la protección del suelo y el ciclo del agua (Ruiz, 2021). Paradójicamente, así como el éxito comercial, la generación de empleo y el desarrollo local, también es crucial abordar los desafíos relacionados con la pérdida de superficies de bosques nativos.

La dificultad para generar dicha información precisa sobre las zonas específicas y la extensión exacta de la superficie forestal afectada por la apertura

de huertos de aguacate en la región aguacatera de Michoacán se debe a que los huertos de aguacate presentan diferentes estados de desarrollo, desde las plantaciones incipientes que suelen confundirse con pastizales o zonas agrícolas hasta los cultivos adultos que suelen confundirse con bosques. Esto dificulta la detección de dichas zonas. Sin embargo, la disponibilidad de datos de observación de la tierra con mejores características de detección en términos de resolución, espacial, temporal y radiométrica han permitido la investigación para evidenciar los cambios registrados en los usos del suelo incluso en zonas de transición de áreas pequeñas entre los sistemas naturales y otros usos de la tierra (Olofsson et al., 2014). En particular, este estudio se enfoca en proponer una metodología de teledetección que permita la identificación de cambios en la cobertura y el uso del suelo que mejoren la separación de coberturas similares en la región aguacatera de Michoacán. En resumen, se buscó responder las siguientes preguntas:

¿Era posible desarrollar una metodología, que permitiera determinar la expansión de huertos de aguacate y el cambio de cobertura forestal, a través de datos Landsat 8-OLI, en una temporalidad de cada tres años?

¿Cuál fue la evolución trianual de la apertura de huertos de aguacate y los cambios de ocupación de suelo en la meseta aguacatera de Michoacán en el periodo 2015 al 2021?

¿Cuáles son los elementos teóricos y enfoques metodológicos de la ecología del paisaje, las ciencias de la información geoespacial y la geografía se deben considerar para analizar y comprender los cambios de ocupación de suelo a nivel local?

## 1.2 Propósito del estudio

En general, este estudio se centra en la capacidad de identificar áreas deforestadas y cambios en el uso del suelo es para monitorear el impacto ambiental del cultivo de aguacate. Para lograrlo, se utiliza un enfoque de análisis multitemporal que permite detectar y evaluar los cambios ocurridos en diferentes momentos.

El estudio se basa en la utilización de imágenes satelitales para determinar los cambios en la cobertura del suelo a lo largo del tiempo. Además, se emplea las

técnicas de la teledetección como una herramienta clave para la recopilación y el análisis de datos (Chuvienco, 1996).

### 1.3 Objetivos

#### Objetivo General.

Determinar los cambios experimentados por el bosque a huertos de aguacate en la región de la Meseta Aguacatera de Michoacán durante el período comprendido entre 2015 y 2021. Este análisis se basará en datos recopilados a través del satélite Landsat 8-OLI.

#### Objetivos particulares

- ❖ Diseñar e implementar una metodología basada en el procesamiento de imágenes multiespectrales con la aplicación de un algoritmo de clasificación supervisada, en particular aplicando la técnica de aprendizaje supervisado con el clasificador máquinas de soporte vectorial, para identificar la extensión de la cobertura del suelo en la Meseta Aguacatera.
- ❖ Validar los resultados de las clasificaciones temáticas.
- ❖ Cuantificar los procesos de cambio de cobertura en huertas de aguacate y analizar su relación con los cambios en las áreas vecinas o áreas de amortiguamiento, que representan la zona de transición entre los sistemas naturales y los usos intensivos de la tierra en parcelas de aguacate.
- ❖ Producir mapas para visualizar los resultados de la clasificación y los cambios.

### 1.4 Justificación

La región productora de aguacate en Michoacán es la más grande de México y exporta a Estados Unidos desde 1997 (Arima et al., 2022). De manera paradójica, el triunfo de la exportación del fruto es una potencial amenaza para el ecosistema forestal. En las últimas décadas gran parte de la superficie frutícola agrícola de Michoacán ha sido ocupada por huertas de aguacate. En 1980 el porcentaje que

ocupaba el aguacate respecto a la superficie total de frutales era del 42% (con 21,241 ha), y para 2009 este porcentaje había crecido a 55% (103,602 ha) (De la Tejada, 2012). Es decir, la superficie creció en más de 80 mil ha (SIAP, 2011), lo que da una idea clara de la magnitud de la importancia económica actual del producto en la actividad agrícola de Michoacán.

La disponibilidad de datos respecto a las pérdidas netas de superficie forestal por cambio de uso de suelo a huertas de aguacate es muy restringida. Estos cambios se expresan en el reemplazo de un tipo de cubierta por otra y están definidos por los motivos que tienen los humanos para explotar la cubierta y los recursos de la tierra. Entre las causas inmediatas del cambio de uso de suelo se encuentran las actividades que afectan directamente las cubiertas del suelo, como son la expansión agrícola, la explotación maderera y la expansión de la infraestructura (SEMARNAT, 2016). La pérdida de la cubierta forestal para establecer huertos de aguacate, disminuye el agua infiltrada y aumenta la evapotranspiración, contribuyendo con ello a la reducción de los caudales en manantiales (CONAFOR, 2018).

Es por eso que surge la inquietud de comprender y monitorear el cambio de cobertura del suelo utilizando imágenes satelitales y analizar los diferentes patrones espacio-temporales que se presentan en la producción de aguacate y los cambios por perturbaciones como las antropogénicas en zonas de bosques.

Además, el análisis multitemporal, que utiliza imágenes satelitales de diferentes momentos, proporciona una perspectiva de los cambios en el uso del suelo. Esto permite evaluar la eficacia de las medidas de gestión y conservación del suelo, determinar la velocidad y dirección del cambio e identificar tendencias y patrones a lo largo del tiempo (Khavarian, 2022).

Entre los métodos y técnicas para lograr el objetivo de esta investigación se utilizó la clasificación de imágenes mediante el método MSV (Maquinas de Soporte de Vectores), el cual es un algoritmo de aprendizaje que se utiliza para clasificar imágenes multiespectrales. En este caso, las entradas son características espectrales, espaciales e índices espectrales (como NDWI, NDVI y SAVI)

calculados a partir de datos Landsat, mientras que las salidas son las categorías clasificadas correspondientes. Se ha demostrado que el algoritmo MSV mejora la precisión de la clasificación en áreas con cobertura heterogénea (Ashkezari et al., 2013).

La necesidad de utilizar herramientas geoespaciales para comprender la zona de estudio y abordar sus problemas, brindando información relevante y actualizada a los encargados de tomar decisiones, fue la fuente de la presente investigación, es proponer un método de clasificación supervisada que utilice el algoritmo MSV y los datos de las imágenes capturadas por el sensor Landsat. Con la ayuda de esta técnica, fue posible analizar y categorizar de manera precisa los diversos elementos y características que se encuentran en la zona de estudio.

## 1.5 Antecedentes

### 1.5.1 Producción de aguacate en Michoacán, México

El crecimiento de la superficie cultivada con aguacate en los municipios productores del estado de Michoacán, está directamente relacionado con los beneficios económicos que se obtienen de este cultivo, ya que tanto el Estado y la población local se benefician de las ganancias de este cotizado fruto, así como de la generación de puestos de trabajo (De la Tejera, 2012; Barsimantov y Antezana, 2012). No obstante, se han obtenido estas ventajas económicas mediante la transformación de la ocupación del suelo pasando de áreas forestales a cultivos de aguacate, lo que ha llevado a una rápida disminución de la cubierta forestal. (De la Tejera, 2012), razón por la que autores como Garibay y Bocco (2007) concluyen que cerca 75% del bosque templado que existía en Michoacán en 1970, actualmente ha desaparecido directamente debido a la tala de árboles para sembrar aguacate. La disminución de las superficies boscosas, que tiene un impacto negativo en el ciclo hidrológico, se encuentra entre los impactos ambientales (CONAFOR, 2018).

Para comprender el contexto en el que ha ocurrido la expansión del cultivo de aguacate en el estado de Michoacán en los últimos años, es importante analizar las estadísticas oficiales sobre las superficies sembradas y cosechadas. Por ejemplo, en el caso de la superficie cosechada de granos básicos en Michoacán, se observa un cambio significativo en el periodo de 1980 a 2010 (SIAP, 2011)

En 1980, los granos básicos ocupaban un total de 541,837 hectáreas cosechadas en el estado. Sin embargo, para el año 2010, esta superficie había disminuido en más de 130,000 hectáreas. A pesar de esta reducción en la superficie cultivada, la producción de aguacate experimentó un aumento considerable en el mismo periodo. Pasó de cerca de 900,000 toneladas a poco más de 1 millón y 400,000 toneladas (SIAP, 2011).

Esto significa que la producción de aguacate se incrementó en aproximadamente dos tercios en casi treinta años, mientras que la superficie dedicada a otros cultivos se redujo en casi una cuarta parte (SIAP, 2011). Estos datos evidencian la expansión y la importancia creciente del cultivo de aguacate en Michoacán.

Estas estadísticas proporcionan una perspectiva clara sobre la dinámica de cambio de ocupación del suelo, donde el aguacate ha ganado terreno en términos de superficie cultivada, mientras que otros cultivos han experimentado una disminución significativa (SIAP, 2011). Es crucial estudiar este fenómeno para comprender los factores que impulsan este cambio, sus implicaciones ambientales y socioeconómicas, en la región.

Michoacán comenzó a exportar aguacate a Estados Unidos a partir de 1997 cuando cuatro municipios (Uruapan, Peribán, Tancítaro y Salvador Escalante) obtuvieron su certificación, una vez que cumplieron con las normas fitosanitarias. En el año 2000 ya eran cinco municipios los que podían exportar (USDA et al., 2011). Durante el primer mes de 2020, México exportó más de 125 mil toneladas de aguacate de Michoacán a los Estados Unidos, superando la marca de 119 mil 716 toneladas establecida en enero de 2019. Según los datos del Asociación de Productores y Empacadores Exportadores (APEAM, 2019), se han exportado 102

mil 571 toneladas de fruto hasta el 26 de enero de 2021, lo que representa un aumento de dos mil toneladas en comparación con las toneladas comercializadas en el mismo período de 2019. México es el principal productor mundial de aguacate. México exportó el 64% del consumo o las ventas totales mundiales (SADER, 2019).

#### 1.5.2 Cambio de la cobertura forestal por el proceso de conversión de bosques naturales a huertas de aguacate.

En México, los aguacates se conocen como "oro verde", pero su producción es extremadamente costoso. La mayor parte de las materias primas utilizadas se sintetizan químicamente, lo que solo causa erosión y contaminación del suelo en áreas rurales y urbanas, una disminución de la biodiversidad genética (Veldkamp, 1996). Los efectos ambientales incluyen la disminución de la superficie forestal y su impacto negativo en los sistemas hidrológicos, el uso intensivo de agroquímicos y la mayor presión sobre los bosques debido a la creciente demanda de grandes cantidades de madera utilizada para empacar y transportar los frutos (De la tejada, 2012).

La deforestación se ha convertido en un problema mundial, debido a la pérdida de la superficie vegetal que engloba a los principales ecosistemas (SEMARNAT 2016); La transición del uso del suelo de bosque a huertos de aguacate debe, por tanto, emplear un enfoque integral que permita la gestión sostenible del territorio a partir de monitoreo de dichos cambios. En el caso específico de cambiar de un área boscosa a actividades agrícolas, se requiere una comprensión precisa de las modificaciones ocurridas en el tiempo y el espacio. El concepto de detección de cambios abarca una variedad de técnicas y herramientas, como el análisis de imágenes satelitales y la utilización de sistemas de información geográfica (SIG) para el análisis cartográfico de la información espacial. Estas herramientas permiten comparar diferentes momentos en el tiempo y analizar las variaciones en la cobertura y uso del suelo (Galicia, 2008).

En general, existen tres maneras de analizar los cambios. La primera es identificar la ocurrencia de dichos cambios, su localización y la superficie afectada, sin enfocarse en sus atributos; La segunda responde a la pregunta ¿qué cambió? y

no detecta sólo la localización y el área del cambio sino el origen y el resultado del cambio, es decir la direccionalidad; la tercera responde a la pregunta ¿cómo cambió? que se refiere a un análisis de trayectoria a través del tiempo analizando los porqués del cambio, así como el proceso y la trayectoria del cambio (Sui et al., 2008).

Para un análisis completo de detección de cambios se deberían tomar en cuenta los tres enfoques, lo que permitiría entender los procesos, causas y dirección de los cambios en la superficie terrestre. Sui et al. (2008) clasifican los cambios en tres categorías, de acuerdo con sus causas: por fuerzas naturales; por animales y plantas y; por actividades humanas (cuadro 1).

*Cuadro 1 Cambios que ocurren en la superficie terrestre*

<i>Causas</i>	<i>Categoría</i>	<i>Cambios típicos</i>
Por actividades humanas	Impacto directo	Áreas de construcción, movimiento de masas, deforestación, guerras
	Impacto indirecto	Calentamiento global, hundimiento del suelo, condiciones extremas de agua, desertificación
Por plantas o animales	Ciclo de vida de la vegetación	Tamaño, color y forma en distintas etapas del ciclo de vida; distribución de áreas con vegetación; plantas parásitas
	Actividad de animales	Daños provocados por animales a la vegetación y a objetos hechos por el hombre
Por fuerzas naturales	Desastres naturales violentos	Sismos, tormentas, inundaciones, deslizamientos, incendios, volcanes, tormentas de nieve, granizo y heladas
	Cambios naturales lentos en la superficie de la tierra	Movimientos tectónicos, evolución del drenaje.

Fuente: Elaboración propia con base en Sui et al., 2008

Numerosos estudios a nivel internacional se han publicado, en importantes revistas de teledetección abordando el tema en cambio de uso de suelo y usando

diferentes algoritmos de clasificación tales como: redes neuronales, MSV, análisis del vector de cambios entre otros (cuadro 2).

*Cuadro 2 Antecedentes Metodológicos*

Autor	Título	Método	Aportaciones
<b>Civco et al., 2002</b>	A Comparison of Land Use and Land Cover Change Detection Methods	Redes neuronales	Analizan los resultados, cualitativa y cuantitativamente, de diferentes enfoques de detección de cambios en el uso de la tierra y la cobertura de la tierra, incluida la clasificación tabulación cruzada, análisis de correlación cruzada,
<b>Chen et al., 2003</b>	Land-Use/Land-Cover Change Detection Using Improved Change-Vector Analysis	Análisis del vector de cambios (CVA)	Es una técnica adecuada de detección de cambios, en la práctica a menudo depende del requerimiento de información, la disponibilidad y calidad de los datos, las limitaciones de tiempo y costo, y la habilidad de análisis.
<b>Srivastava et al., 2012</b>	Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation	Red neuronal artificial y MSV (máquina de vectores de soporte)	Los factores meteorológicos inciden en la comparación de tres herramientas de clasificación de imágenes Landsat 8 OLI,
<b>Lv. et al., 2017</b>	Semi-Automatic System for Land Cover Change Detection Using Bi-Temporal Remote Sensing Images	Detección de cambios a través de filtros	Se proponen tres técnicas, que consisten en un sistema de detección de cambios (1) la reducción de ruido de imagen de magnitud de cambio (CMI) se basa en un filtro (2) se sugiere un

			método basado en el ajuste de curvas de histograma y (3) se construye un algoritmo de crecimiento de región modificado para construir iterativamente el mapa de detección de cambio final.
<b>Pérez, 2019</b>	Detection of White Root Rot in Avocado Trees by Remote Sensing	MSV (método de kernel)	Se propone un método basado en NDVI que podría ser rápido y factible para detectar árboles potencialmente afectados por la blanca de la raíz en huertos de aguacate.
<b>Moncrieff, 2022.</b>	Continuous Land Cover Change Detection in a Critically Endangered Shrubland Ecosystem Using Neural Networks	Redes Neuronales	Integra la reflectancia espectral que ocurre después de la deforestación y que permite que el cambio en la cobertura del suelo sea detectado con relativa precisión.
<b>Löw et al., 2022</b>	Land cover change detection in the Aralkum with multi-source satellite datasets	MSV	Datos satelitales de instrumentos ópticos (Landsat-8 OLI, Sentinel-2) y de radar (Sentinel-1) entrenados con de un modelo de bosque aleatorio para clasificar diferentes combinaciones de estos conjuntos de datos en diez distintas clases de cobertura del suelo. Además, calcula la incertidumbre por píxel en función de la clasificación posterior.

Fuente: Elaboración propia

Cada método desarrollado tiene sus propias características y su aplicabilidad dependiendo de la naturaleza del caso de estudio. En la práctica, a menudo se comparan diferentes algoritmos para encontrar los mejores resultados de detección

de cambios para diferentes aplicaciones. Entre los métodos más utilizados, se pueden destacar aquellos cuyos procedimientos incluyen el cálculo de indicadores que cuantifican o indican la dirección y tamaño del proceso, como el coeficiente o diferencia entre imágenes, la desviación estándar o el índice relativo (Coppin et al., 2004).

De acuerdo con Chuvieco, 1996, las principales ventajas para realizar estudios de cambio y los beneficios obtenidos al utilizar observaciones remotas son los siguientes:

- Se tiene una visión sinóptica de una amplia superficie del terreno tomado en condiciones homogéneas.
- Se obtiene información concerniente a varias longitudes de onda, más allá del espectro visible, y se tiene información de longitudes de onda que no capta la fotografía aérea convencional (infrarrojo cercano, térmico, etc.), muy útil para la discriminación de superficies vegetales.
- Se puede analizar una cobertura con cierta resolución espacial y temporal según los objetivos del estudio gracias a las características orbitales de los sensores, lo que es de gran utilidad, ya que los ecosistemas per se y la actividad del hombre hacen de las coberturas vegetales entornos muy dinámicos.
- Permite cierta rapidez y economía de tratamiento, además de que la conversión analógico-digital realizada por el satélite hace posible tratar los datos originales con softwares especializados, y reduce costos en viajes y obtención de información.
- Es útil por su versatilidad en el tratamiento numérico porque la manipulación digital de las imágenes permite realizar operaciones básicas que son muy costosas o inaccesibles a la interpretación.

Se han realizado varios estudios sobre los huertos de aguacate que abordan una variedad de temas. Por ejemplo, se han realizado investigaciones sobre el mejoramiento de métodos de riego en la agricultura de precisión (Erazo-

Meza et al., 2022), el análisis del vigor de los árboles de aguacate comparándolos con otros cultivos (Robson et al., 2014; Wu et al., 2020) y la fenología de los árboles de aguacate (Rahman et al., 2022). Además, se ha notado que las áreas de cambio de cobertura en los huertos de aguacate en Michoacán no son uniformes entre las diferentes comunidades, lo cual se debe a la velocidad de cambio local en el uso del suelo y en los ecosistemas (Barsimanto, 2012).

Por otro lado, se encontró algunos estudios a nivel local, como se muestra en el cuadro 3

*Cuadro 3 Antecedentes del Área de estudio*

Autor	Título de la publicación	Método y enfoque de análisis, algoritmo de clasificación	Aportaciones
<b>Mendoza et al., 2001</b>	Implicaciones hidrológicas del cambio de la cobertura vegetal y uso del suelo: una propuesta de análisis espacial a nivel regional en la cuenca cerrada del lago de Cuitzeo, Michoacán.	Thornthwaite y Matter (1957) mediante la precipitación, y el escurrimiento superficial,	Cambio de cobertura y uso del suelo a través de la humedad del suelo.
<b>Bocco, 2014</b>	Monitoreo de la cubierta del suelo y la deforestación en el estado de Michoacán: un análisis de cambios mediante sensores remotos a escala regional (Clave	Enfoque Histórico Capas vectoriales	Hace una revisión teórica de toda la producción de aguacate de 1997-2000

	MICH-2012-C03-192429)		
<b>Gao et al., 2014</b>	Object based image analysis for the classification of the growth stages the Avocado crop, in Michoacán State, Mexico.	Máxima verosimilitud y Bosques aleatorios	Utiliza datos de teledetección con altas resoluciones espaciales y espectrales. Worldview-2 (WV2).
<b>Valderrama-Landeros et al., 2016</b>	Deforestation in Michoacan, Mexico, From CYCLOPES-LAI Time Series (2000–2006)	Componentes Principales	Utiliza imágenes de resolución media como AVHRR, MERIS, MODIS y SPOT/VGT
<b>Mas et al., 2017</b>	Evaluación de las tasas de deforestación en Michoacán a escala detallada mediante un método híbrido de clasificación de imágenes SPOT.	Bosques aleatorios	Propone una metodología de método híbrido que combina procesamiento digital e interpretación visual para generar mapas con imágenes SPOT cada año 2004, 2007 y 2014
<b>Pérez 2019</b>	El cultivo ilegal del aguacate avanza en Michoacán, con importantes efectos ambientales.	Enfoque cualitativo con encuestas	Se tiene el problema de las huertas ya establecidas donde se dan otros factores como la degradación de suelo porque los productores eliminan la hierba dejándolo sin cobertura herbórea, y los cultivos de aguacate erosionan la tierra fácilmente sin posibilidad de recuperarla.
<b>Gao et al., 2021</b>		El algoritmo Breaks For Additive	Se aplicaron series de tiempo NDVI basadas en MODIS (2000–2016) para monitorear la

	Monitoring forest disturbance using time-series MODIS NDVI in Michoacán, México	Seasonal and Trend (BFAST) , es un método de detección capaz de hallar alteraciones de la cubierta forestal a escalas subanuales, teniendo en cuenta la variación estacional	perturbación forestal en el estado mexicano de Michoacán, con un algoritmo para detectar el cambio, una suma móvil de residuos entre los valores NDVI observados y predichos fue en comparación con la del período de referencia.
<b>Cho et al., 2021</b>	Where does your guacamole come from? Detecting deforestation associated with the export of avocados from Mexico to the United States	Bosques Aleatorios	Este estudio utilizo Imágenes Landsat 8 OLI. Para mejorar las predicciones, se ha demostrado que un conjunto de índices espectrales la tasa de quemado normalizada (NBR) el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) el índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) el índice de vegetación de diferencia ponderada (WDVI) y las capas de brillo, verdor y humedad

Fuente: elaboración propia

## 1.6 Motivación y contribuciones

Con el tiempo, la observación y el monitoreo de la tierra por la teledetección se ha estudiado ampliamente como una de sus aplicaciones más importantes, utilizando técnicas de aprendizaje computacional y el uso de múltiples sensores para monitorear cultivos en grandes regiones del planeta (Defourny et al., 2019). Sin embargo, debido a la heterogeneidad de las especies arbóreas, continúa la investigación sobre su identificación y adquisición de información a través de

sensores remotos. Se han hecho intentos para encontrar y definir métodos que permitan una mejor separación espacial y espectral de diferentes coberturas vegetales en imágenes de satélite (Solano-Correa et al., 2019).

Por lo tanto, se propone abordar la separación espacial y espectral entre el bosque nativo y los cultivos de aguacate. Esta investigación evaluó la eficacia de la técnica de clasificación supervisada utilizando el clasificador MSV en la clasificación de coberturas de huertos de aguacate y otras áreas forestales por su capacidad de distinguir entre tipos de cobertura que pueden ser similares desde el punto de vista espectral. Utilizando datos de satélite Landsat 8 OLI, este estudio constituye un trabajo que proporciona una línea base para el cálculo de cambio de cobertura de suelo y destaca los desafíos de clasificación de imágenes relacionados con la separación de coberturas entre bosques y huertos de aguacate.

Esta investigación busca examinar la variación temporal del cambio de cobertura en la meseta Aguacatera, donde se encuentran los municipios con la mayor producción de aguacate, durante un período de 6 años. Este análisis tiene como meta llenar esta brecha de conocimiento local y mejorar nuestra comprensión de los cambios que se están produciendo en esta zona en relación con el uso del suelo y los ecosistemas.

## 2. ASPECTOS MULTIDISCIPLINARIOS

En este segundo capítulo, se abordan aspectos multidisciplinarios mediante una revisión exhaustiva de la literatura existente. Se exploran estudios previos que han tratado el tema de cambios desde perspectivas diversas, destacando la importancia de enfoques multidisciplinarios. Este capítulo ofrece una visión panorámica de la amplitud del conocimiento acumulado en diferentes disciplinas relacionadas con el tema de cambio de cobertura del suelo, contribuyendo así a la comprensión integral del fenómeno.

Como se mencionó anteriormente, la detección de cambio de uso del suelo debe abordarse de manera interdisciplinaria para comprender la intervención

humana. Es importante partir de la complejidad de un ecosistema y todos sus procesos biofísicos, y tecnológicos que conforman un sistema que excede la capacidad de comprender y actuar con base en paradigmas de conocimiento (Leff, 2003). Una ciencia transversal como las ciencias de la información Geoespacial que, permite abordar desde la realidad espacio-temporal por medio de la información geográfica y el análisis espacial.

*Figura 1. Esquema general multidisciplinario*



Elaboración propia.

Para abordar la pregunta sobre los elementos teóricos que permiten el estudio del cambio de uso de suelo en la expansión de huertos de aguacate, es necesario establecer puentes de conexión entre diferentes disciplinas y enfoques de investigación (geografía- ecología del paisaje-ciencias de la información geoespacial) (ver Figura 1). Estos puentes permiten obtener una comprensión más

completa y holística de los procesos involucrados en el cambio de uso de suelo y su relación con la expansión de huertos de aguacate.

El papel de la Geografía destaca como un eje de integración del conocimiento entre la ciencia y la educación y entre la sociedad y la innovación tecnológica (Matteucci, 2006). De esta forma, contribuirá en cierta medida al objetivo común de integrar conocimientos basados en la ecología del paisaje.

La Ecología del paisaje que enmarca una perspectiva científica transdisciplinaria, consolidada y reconocida (Vila et ál. 2006), El paisaje está formado por tres componentes principales: estructura, función y cambio. La estructura se refiere a la organización espacial de los elementos o usos del territorio, la función se refiere a los servicios que el ecosistema per se presenta ya sea para la intrincada rama trófica que soporta o para el flujo de fauna, materia y energía a través de la estructura. La dinámica y la transformación del paisaje serán enmarcadas por el cambio en esta aproximación espacial.

En las ciencias de la información geoespacial implica estudiar los sistemas de información geográfica (SIG), Análisis Espacial y Territorial, y Teledetección para recopilar datos de la superficie y seguir los cambios a lo largo del tiempo. El territorio está en constante cambio, y el cambio puede definirse como cualquier modificación de los elementos de la superficie terrestre o como un cambio espectral o espacial del suelo (Coppin y Bauer, 1996).

## 2.1 Análisis de definiciones de cobertura, uso de suelo y cambio de uso de suelo.

Existe varias definiciones, los cuales parecieran ser sinónimos, pero tienen sus diferencias, aunque están directamente relacionados.

El término cobertura del terreno, se aplica a aquellos objetos que se localizan sobre la superficie del planeta y que pueden ser de origen natural (bosques, suelos, glaciares, ríos, lagos, entre otros); o producidos por el hombre (carreteras, ciudades, presas, etc.); está determinada por factores biofísicos, como son el clima, topografía, tipo de suelos, disponibilidad de agua y el tipo de vegetación (López-

Granados,2006). La definición de "cobertura del terreno" se divide en dos categorías principales. La primera categoría se denomina "cobertura del suelo" y se refiere tanto al material o elemento que cubre el suelo como a la forma física de la superficie del terreno, que puede ser identificada visualmente en el campo o mediante técnicas de teledetección. La segunda es la cobertura, que se usa principalmente con la vegetación y se refiere al porcentaje de la vegetación que cubre la superficie del suelo, o la densidad de la cubierta vegetal.

Por otro lado, el uso del suelo se refiere a la manera en la cual las coberturas son utilizadas por el hombre, para satisfacer sus necesidades naturales, materiales, económicas y espirituales. La FAO (2009) clasifica el uso de suelo en nueve tipos; 1) Agricultura (producción de cultivos); 2) Agricultura mixta; 3) Ganadería; 4) Forestal; 5) Protección de la naturaleza; 6) Asentamientos humanos o industria; 7) Área militar; 8) Otros usos del suelo; y, 9) Sin uso ni manejo. Para esta investigación los usos más importantes son el forestal y la agricultura permanente (aguacate), que se establecerá más adelante.

La cobertura y el uso de la tierra son importantes porque brindan información sobre la configuración del medio ambiente en relación con la actividad humana.

Debido al papel creciente del hombre en la transformación ya sea cambio positivo negativo y degradación del suelo, los diversos usos que los humanos le asignan son un tema crucial (Lambin y Geist, 2006).

Para SEMARNAT, 2016, el cambio de uso de suelo se define como; la remoción total o parcial de la vegetación de los terrenos forestales para destinarlos a actividades no forestales. Además, se puede considerar el cambio en el uso del suelo como la suma de los cambios físicos en el uso del suelo causados por las acciones humanas a lo largo del tiempo. Sin embargo, las interacciones humano-ambientes en muchas ocasiones no pueden ser observadas en un periodo corto de tiempo, ya que una actividad humana puede ocasionar daños al ambiente, pero tales efectos solo pueden ser visualizados en un periodo de tiempo largo (López, 2009).

Los flujos de materiales y energía que sustentan la biosfera se ven afectados por los cambios en el uso del suelo, cambiando las fuentes de donde provienen y los lugares donde se almacenan (Lambin y Geist, 2006). La deforestación, la pérdida de biodiversidad, la falta de agua, los cambios en los ciclos del agua y del clima, así como los conflictos entre diferentes actores sociales, son solo algunos de los efectos causados por el cambio de uso de suelo y cubiertas sobre los bienes y servicios ecosistémicos (Lambin y Geist, 2006). Para cambiar el uso del suelo, es fundamental conocer los factores que lo provocan. Esto a su vez requiere una comprensión de cómo las personas toman decisiones sobre el uso del suelo, los factores que influyen en las decisiones y cómo estos factores interactúan en contextos específicos a escala local, regional o global (Geist, et al, 2006). Estos cambios de usos de suelo generan impactos como son la demanda de tierras para cultivo provocando deforestación, que para efectos de la investigación están relacionados con el cambio de uso de suelo que ha favorecido la expansión de zonas de cultivo de aguacate.

El termino de detección de cambios se define como el proceso automático de identificar y analizar las diferencias de un objeto o un fenómeno observándolo a través del tiempo (Singh, 1989). Los cambios ocurridos en la superficie terrestre involucran el uso de un conjunto de datos multitemporales (Singh, 1989).

Dentro del campo de la modelación de patrones espaciales de cambios en el uso del suelo, los modelos basados en regresión y transición espacial son los más utilizados. Los primeros relacionan un conjunto de variables predictivas con las probabilidades de cambio en el uso del suelo. La influencia de factores locales sobre el cambio de uso es tradicionalmente modelada con la función de decaimiento de distancia, donde la influencia decrece con el incremento de esta medida (Theobald y Hobbs, 1998; Weng, 2002). Sin embargo, los modelos basados en transición espacial incluyen principalmente técnicas estocásticas basadas en el método de Cadenas de Markov (Pontius y Malanson, 2005). Estos modelos asumen explícitamente que las áreas cercanas influyen en la probabilidad de transición del

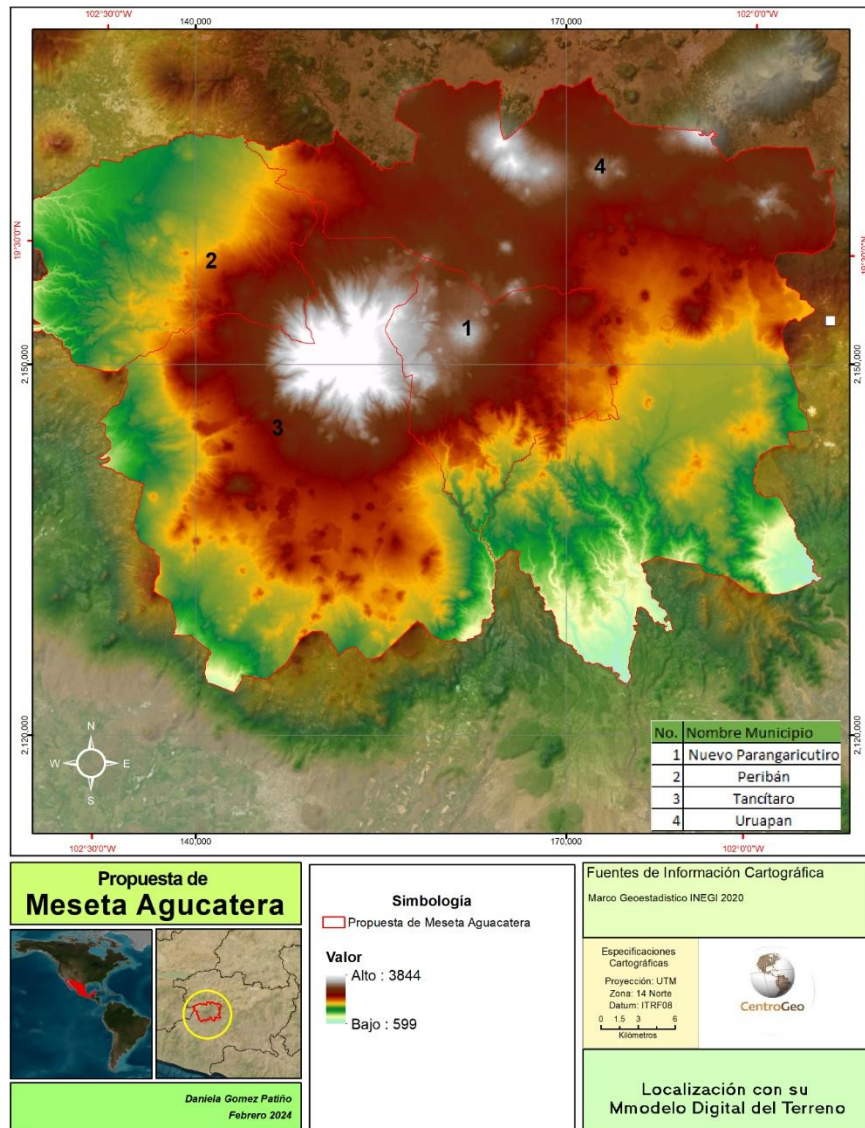
área o celda central. obtenido de fotografías aéreas verificadas en terreno o imágenes satelitales.

Tal como se ilustra en la Figura 1, se requiere un enfoque integral que permita analizar el cambio en el uso de la tierra vinculando estas disciplinas y así combinar de sus herramientas de análisis permitirá entender los cambios del territorio actual y futuro relacionados con la sostenibilidad y facilitará la toma de decisiones informadas para promover un uso responsable de la tierra y los recursos naturales.

### 3. LOCALIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

En este tercer capítulo se contextualiza el área de estudio. Este apartado incluye descripciones de aspectos geográficos y físicos. Se le llama a la regionalización “meseta Aguacatera”, una meseta es una geoforma que se caracteriza por ser una depresión o una llanura cóncava en el terreno, rodeada generalmente por elevaciones y se localizan los municipios con más producción de Aguacate del año inicial del estudio es decir el 2015, conformados por Uruapan, Tancítaro, Peribán, Nuevo Parangaricutiro, municipios que son vecinos entre sí, tiene una extensión aproximada de 2,280.70 kilómetros cuadrados.

Mapa 1. Localización de la zona de “Meseta Aguacatera”



En el área de estudio, el clima es proporcional a la altitud, el tipo de clima de las partes entre 1600 y 2400 msnm es templado subhúmedo con lluvias en verano, de mayor humedad; mientras que en las partes entre los 1600 y 1100 msnm el clima es semicálido subhúmedo con lluvias en verano, de humedad media. La temperatura media anual es de 20.3 °C con precipitación media anual de 1800 mm, El rango altitudinal en Michoacán para el cultivo de aguacate suele variar desde aproximadamente 900 metros sobre el nivel del mar (msnm) hasta alrededor de 2,500 msnm. (INEGI, 2020).

La Meseta Aguacatera se localiza en la parte alta de estado de Michoacán, formando parte del Eje Neovolcánico Transversal, es por ello que los suelos con mayor distribución son los andosoles (82%) y acrisoles (5%) que ocupan el 87% del área, los cuales poseen excelentes características físicas para la actividad agrícola (INEGI 2020). De acuerdo con el INEGI, los suelos que ofrecen las mejores condiciones para el crecimiento de los cultivos de aguacate son los que se encuentran en las áreas que han sido adaptadas para esta actividad. Las condiciones geológicas y edáficas han dado origen a múltiples manantiales y escurrimientos para el río Lerma y sus afluentes. Existe múltiples lagos entre los que destacan el lago de Pátzcuaro, el lago de Cuitzeo y el lago de Zirahuén.

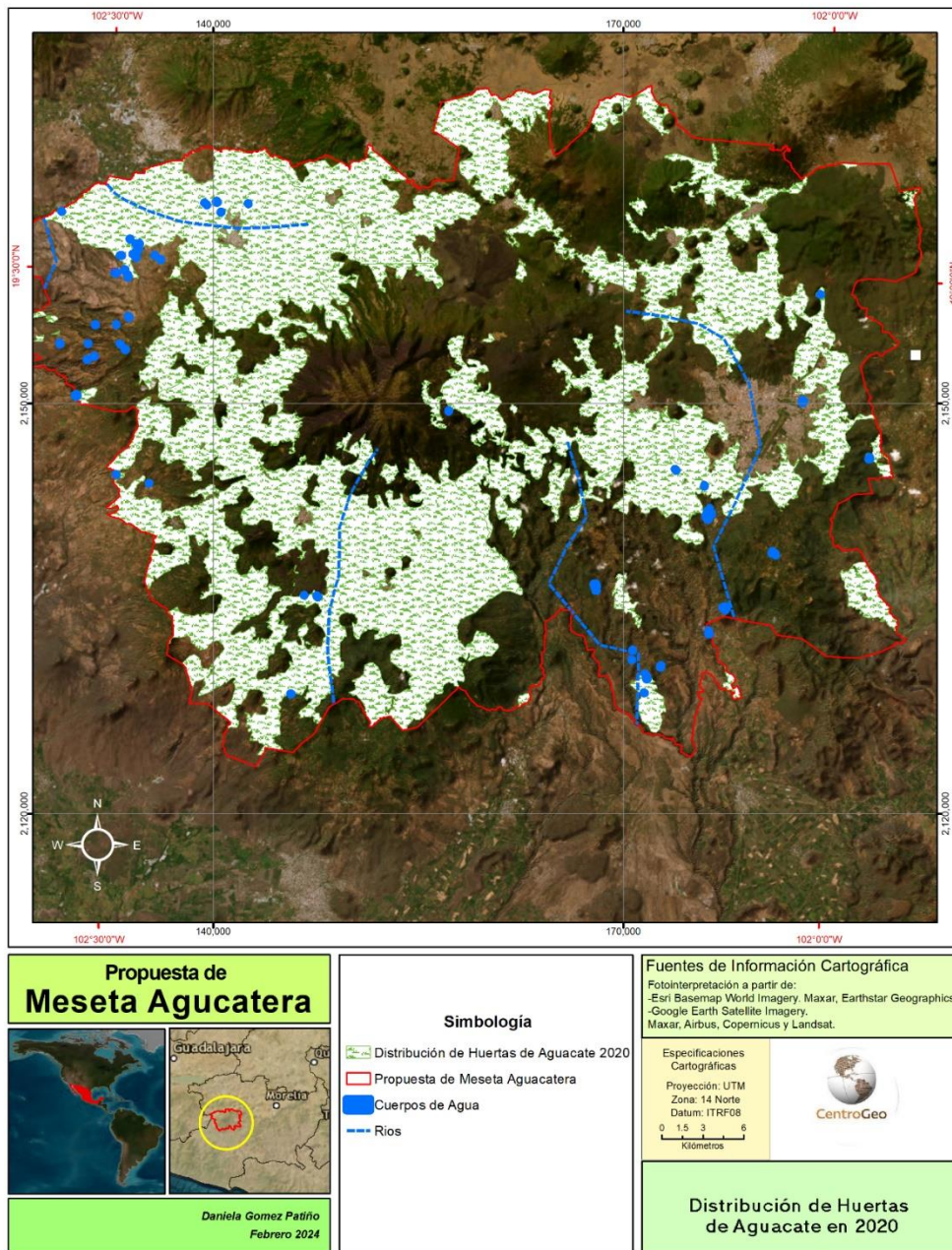
*Cuadro 4 Producción de aguacates por municipio en 2019*

<b>Municipio</b>	<b>Toneladas</b>
Uruapan	146,426
Tancítaro	130,899
Peribán	121,047
Nuevo Parangaricutiro	56,759

Fuente: Elaboración propia con base en SIAP 2020

En el informe del SIAP se afirma que se sembraron huertos de aguacate por debajo de los 1800 m.s.n.m en predios agrícolas tradicionalmente sembrados con la regularización correspondiente al uso del suelo de la zona aguacatera (SIAP, 2020). La zona de estudio de este trabajo, brinda las condiciones adecuadas para la producción de aguacate, y es en estas áreas donde se ha producido el cambio en el uso del suelo. Por lo tanto, es importante destacar cómo se distribuyen espacialmente los cultivos de huertas de aguacate.

Mapa 2. Distribución de Huertas de Aguacate en 2020



Anteriormente se explica que la altitud y clima, están relacionados directamente con los cultivos de aguacate, además, Aguilera-Montañez y Salazar-García, 1991 y Cho et al. 2020 indican que Michoacán tiene suelos de tipo arenoso que no permiten el crecimiento de hongos causantes de enfermedades en las raíces de las plantas de aguacate y lo hacen aptos para las huertas de aguacate. La zona de estudio cuenta con una extensión de 228,070.7892 hectáreas, el área destinada

a cultivos es de aproximadamente 139,044.0923 hectáreas, de esta superficie el 60.89% son huertas de aguacate. La digitalización nos ayuda a comprender la distribución espacial del cultivo (ver mapa 2), la cual se fue elaboración propia con técnicas de fotointerpretación.

## 4. METODOLOGÍA

Este capítulo contiene la descripción de los datos de satélite y la descripción de las categorías de cobertura utilizadas, así como el enfoque metodológico de procesamiento digital de imágenes dividido en 3 etapas y la descripción de cada proceso para alcanzar los objetivos de la tesis.

### 4.1 Datos de Satélite

Para realizar la detección de cambio, se recurrió al análisis de imágenes satelitales a partir de mosaicos de la zona de estudio de imágenes Landsat multiespectrales con una resolución espacial media de 30m. Las escenas corresponden a los años 2015, 2018, 2021 (ver cuadro 5). Las características de resolución espectral y espacial se muestran en el cuadro 6.

*Cuadro 5 Datos de las imágenes satelitales*

Imágenes para análisis		Imágenes para validación		Días de diferencia
SATELITE	Fecha de Adquisición	SATELITE	Fecha de Adquisición	
<b>LANDSAT 8 OLI</b>	01 de febrero 2021/17:40 hrs	<b>PlanetScope</b>	02 de marzo 2021	30 días
<b>LANDSAT 8 OLI</b>	14 de febrero 2018/17:15 hrs	<b>PlanetScope</b>	05 de marzo 2018	20 días
<b>LANDSAT 8 OLI</b>	16 de enero 2015/17:32 hrs	<b>PlanetScope</b>	08 de marzo 2015	45 días

Las imágenes Landsat 8 Operational Land Imager-1 (OLI-1) fueron obtenidas del Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés) y se seleccionaron aquellas que correspondían a los meses con menor precipitación con la finalidad de tener escenas con baja o nula nubosidad. El programa Landsat tiene una recopilación de imágenes desde 1972, lo que representa el registro más largo de información sobre la superficie terrestre obtenido de forma global y repetitiva desde el espacio (<http://landsat.gsfc.nasa.gov/about/>). A partir del año 2009 las imágenes del programa Landsat son de acceso libre. Esto tiene implicaciones importantes sobre todo para países en vías de desarrollo que no tienen los recursos necesarios para obtener imágenes de su territorio a costos muy altos.

Para validar la información generada a su vez, se ocuparon imágenes ópticas de muy alta resolución del sensor GeoEye-1 de las fechas más cercanas a los datos Landsat 8-OLI utilizados, estas imágenes fueron proporcionadas por el INEGI pero presentaban un porcentaje de nubosidad y solo se usaron en algunas partes del área de estudio, (de los años 2015, 2017, 2019). También se consultó los archivos de imágenes con Planet disponible en: <https://www.planet.com/products/monitoring/>, esta es una base de datos de imágenes ópticas de la constelación de satélites PlanetScope (Ver cuadro 5 y cuadro 6 con las descripciones de características de GeoEye-1 y PlanetScope).

#### *Cuadro 6 Características de las Imágenes Utilizadas*

<b>Landsat 8 OLI</b>		
Bandas	Longitud de onda	Resolución (metros)
Banda 1- Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
Banda 2- Blue	0.45 - 0.51	30
Banda 3- Green	0.53 - 0.59	30
Banda 4- Red	0.64 - 0.67	30
Banda 5- Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
Banda 6- SWIR 1	1.57 - 1.65	30
Banda 7- SWIR 2	2.11 - 2.29	30
Banda 8- Panchromatic	0.50 - 0.68	15
Banda 9- Cirrus	1.36 - 1.38	30
Banda 10- Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100
Banda 11- Thermal Infrared (TIRS) 2	11.5 - 12.51	100
Duración del ciclo orbital 16 días		
Path/Row 028/46; 028/47		

Fuente: USGS, 2009

### GeoEye-1

Bandas	Longitud de onda	Resolución (metros)
Banda 1- Blue	0.45 - 0.51	5
Banda 2- Green	0.51 - 0.58	5
Banda 3- Red	0.65 - 0.69	5
Banda 4- Infrared (NIR)	0.78 - 0.92	5
Banda 5- Panchromatic	0.45 - 0.80	41

Fuente: ESA, 2021

### PlanetScope

Bandas	Longitud de onda	Resolución (metros)
Banda 1- Blue	455-515	3.7
Banda 2- Green	500-590	3.7
Banda 3- Red	590-670	3.7
Banda 4- Infrared (NIR)	780-860	3.7

Fuente: ESRI, 2014

Las áreas de los huertos de aguacate del mapa 2 se digitalizaron utilizando imágenes de GeoEye-1 e interpretación visual en el periodo de 2016-2018. Esta información-proporcionó información vectorial, lo que permitió identificar las áreas y las distintas coberturas que se identificaron como huertos de aguacate para propósitos de obtener de sitios de entrenamiento para el aprendizaje supervisado del clasificador y validación de resultados.

Esta información a nivel local fue útil para analizar y comprender cómo los huertos de aguacate han crecido y cambiado con el tiempo. En el periodo del 2015 al 2018.

Además de utilizar los datos de imágenes satelitales proporcionados por las fuentes ya mencionadas, también se emplearon datos vectoriales adicionales para obtener un contexto espacial más completo de la región. Estos datos vectoriales ayudaron a complementar la información y brindaron una mayor comprensión de la geografía y las características específicas del área de estudio.

### Cuadro 7 Datos Vectoriales

DATOS	FUENTE
Datos de límites administrativos: estos datos proporcionan información sobre los límites (los municipios, para limitar la región, escala 1:250000	INEGI 2020
-Datos de elevación: los datos de elevación, como los modelos digitales de elevación (MDE), ofrecen información sobre la topografía y el relieve del terreno. esto es especialmente relevante en regiones montañosas o con variaciones significativas en la altitud.	INEGI 2007 INEGI 2023
-Delimitación de los municipios, con el marco geoestadístico INEGI 2023, escala 1:25000.	

#### 4.2 Categorías de Cobertura

Se establecieron categorías específicas para la clasificación de los tipos de cobertura del suelo en el marco de esta investigación. Debido a la expansión de los cultivos de aguacate en el área de estudio, estas categorías fueron seleccionadas cuidadosamente para abordar el problema del cambio de uso del suelo. Dado que el objetivo principal es analizar y estimar el crecimiento de estos cultivos en los últimos años, inicialmente se decidió concentrar la clasificación en cinco tipos de cobertura principales. Estos cinco tipos de cobertura se seleccionaron en función de su cartografía de uso de suelo en el territorio estudiado y considerando trabajos de investigación similar (Cho et al. 2020, y Latorre-Cárdenas et al. 2022).

## Cuadro 8 Tipos de cobertura

Categoría	Características
Bosque	Presencia de Bosque de oyamel, bosque de encino y bosque pino-encino, que a permanecido a través del tiempo generalmente en las zonas altas de la zona de estudio
Huertas de Aguacate y otras comunidades de vegetación (HA_CV)	Presencia de Huertas de aguacate con arboles juvenes y huertas de aguacate con alta densidad arbórea y otras cubiertas vegetales como arbustos, hierbas nativas
Cultivos	Todo cultivo ya sea temporal o de riego, auseancia de coníferas
Zona Urbana	Engloba las zonas urbanizadas, incluyendo áreas residenciales, comerciales e industriales.
Agua	Esta categoría representa los cuerpos de agua, como ríos, lagos o todos los depósitos de agua.

Elaboracion Propia

Para obtener un mejor criterio en las características de las categorías, se realizó una búsqueda bibliográfica exhaustiva para seleccionar las categorías mencionadas en la Cuadro 8. Se utilizaron mapas de cobertura del INEGI para los años 1980 y 2000, además de varias publicaciones sobre la zona de estudio. Además, se llevó a cabo un esfuerzo de interpretación visual de imágenes de alta resolución para complementar los datos que se obtuvieron.

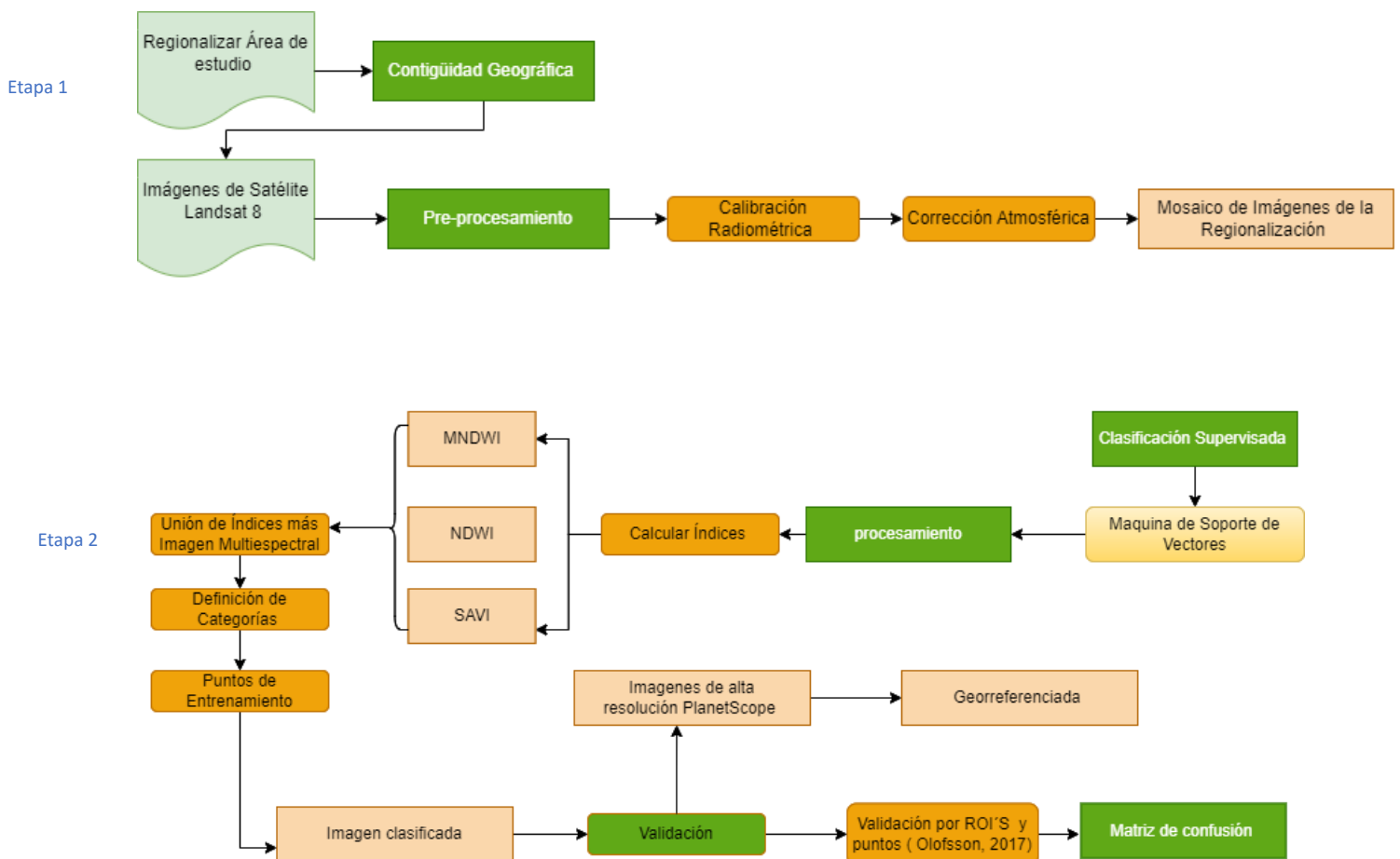
La utilización de fuentes secundarias permitió tener una comprensión general de cómo el uso del suelo en la zona de estudio ha cambiado a lo largo del tiempo a un nivel de mayor número de clases (71 categorías).

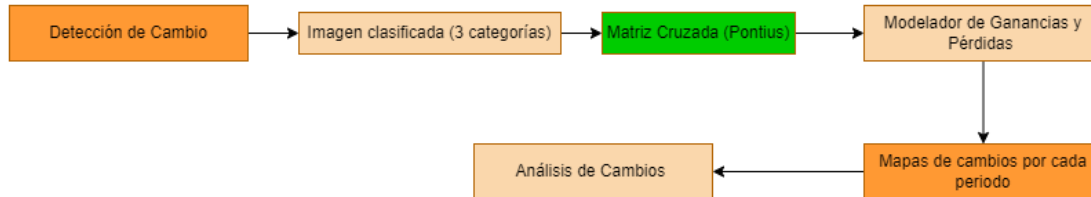
Es crucial destacar que la selección de estas categorías se basó en una combinación de datos históricos, conocimiento experto y evidencia visual. Esto garantiza una selección más precisa y representativa de las categorías de cobertura del suelo, lo que mejorará la calidad y la confiabilidad de los resultados del estudio.

### 4.3 Metodología de procesamiento digital de imágenes

En la sección de Metodología de procesamiento digital de imágenes, se detalla el proceso de trabajo dividido en tres etapas, según se ilustra en la Figura 2. Este enfoque estructurado proporciona una guía clara sobre cómo se abordará el procesamiento de imágenes. Esta metodología establece un marco práctico para la implementación de técnicas de procesamiento digital, lo que permite una comprensión detallada del enfoque adoptado para el tratamiento de las imágenes en el contexto de la investigación.

Figura 2. Metodología





Fuente: Elaboración Propia

Se siguieron tres etapas principales para la detección de cambios y la implementación de las metodologías: Preprocesamiento, extracción de información y análisis de cambio.

#### 4.3.1 Etapa 1. Delimitación del área de estudio y preprocesamiento de imágenes

En la primera etapa se delimita el área de estudio y se genera un área que cubra todos los elementos del paisaje, se utilizó el formato de shapefile de los municipios de Michoacán escala 1:250000 del Marco Geoestadístico 2020 de INEGI.

Por otra parte, se generó un buffer de 1 km a partir del área de estudio, para utilizarse como recorte de las imágenes satelitales con el objetivo de no perder contexto al cortar información que pudiese ser relevante para el estudio.

Para garantizar la calidad y precisión de los datos, se llevó a cabo el preprocesamiento de las imágenes. La corrección radiométrica, la corrección geométrica y el recorte de imágenes fueron las principales etapas de este preprocesamiento.

##### **Corrección radiométrica**

La corrección radiométrica se refiere a homogenizar la imagen, ya que la señal recogida de la superficie terrestre se ve influenciada por los componentes de la atmósfera como neblina, vapor de agua y partículas de aerosol. Con esta corrección se intenta que se corrijan o disminuyan los errores de calibración de los

sensores, los ángulos solares, el efecto atmosférico, así como la corrección topográfica (Chuvieco,1996). Para esto, se utilizó un software ENVI 5.5.2 (API versión 3.4).

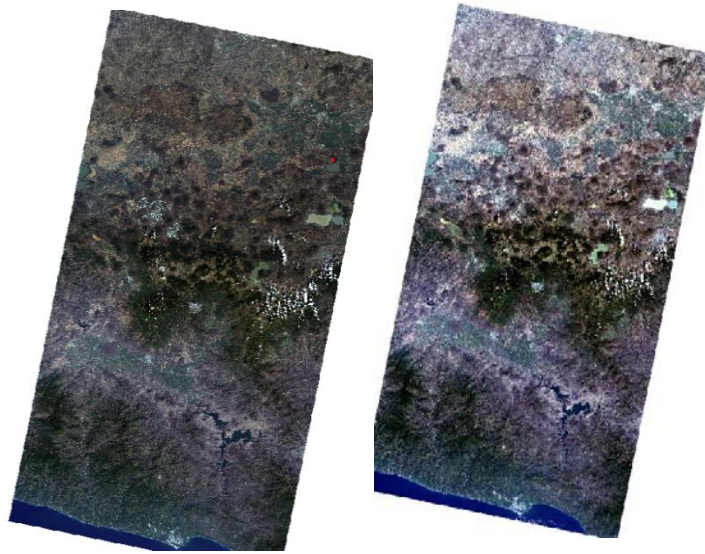
Los números digitales (ND) de la imagen óptica son proporcionales a la radiancia y se usan en valores de reflectividad, las entradas para convertir los datos de ND a valores de reflectividad usan la información de adquisición de la imagen (tipo de sensor, tamaño de pixel, fecha de adquisición y archivo de calibración, el cual se obtiene de los metadatos de la imagen); la información atmosférica (características atmosféricas de la zona). La manera simplificada implica multiplicar por un factor de conversión y suelen ser proporcionados por cada agencia espacial para cada sensor en el metadato de cada imagen.

### **Corrección Atmosférica**

Este paso se refiere a realizar las correcciones para minimizar los efectos que produce la atmósfera sobre la trayectoria de la radiancia, mediante Modelos de transferencia radiactiva. Modelan las interacciones entre el terreno y la luz incidente considerando a la atmósfera (Chuvieco,1996), en este paso se ocupó el modelo FLAASH en el software ENVI 5.5. El objetivo de la corrección atmosférica es recuperar la radiancia intrínseca del objeto de estudio de la señal del sensor. Es necesario convertir los niveles digitales de cada banda a valores de radiancia, que luego se convertirán a valores de reflectividad en el techo de la atmósfera "Top of Atmosphere" (TOA) (Kruse, 2004).

La salida de este proceso es una imagen corregida atmosféricamente en valores de reflectividad aparente para posteriormente realizar el proceso de formación de mosaico, la diferencia de una imagen con corrección atmosférica y sin corrección se muestra en la figura 3.

*Figura 3. Corrección Radiométrica*



Izquierda: imagen del 2015 cruda; Derecha: imagen del 2015 con corrección radiométrica

### **Enmascaramiento de nubes**

La ubicación geográfica del área del estudio y las fechas del estudio seleccionadas resultaron en imágenes libres de nubes en su mayoría. Sin embargo, la imagen correspondiente al año 2018 presentaba presencia de varias nubes que enmascaraba la identificación de clases en la superficie terrestre. Para abordar este problema, se optó por realizar un proceso conocido como enmascaramiento de nubes. El objetivo principal es aislar y eliminar las áreas cubiertas por nubes en dicha imagen. Al aplicar este enmascaramiento, se logró obtener una versión mejorada de la imagen en la que las nubes ya no interferían con la identificación y clasificación de las diferentes clases de interés.

#### **4.3.2 Etapa 2 Combinación de variables para ampliar los datos.**

Las bandas multiespectrales se utilizan para generar índices espectrales para obtener más información. Además, las bandas multiespectrales permiten el análisis de las características espectrales de una superficie, así como la sensibilidad de sus parámetros. Además, se utilizan índices espectrales para evaluar la separabilidad entre las distintas categorías propuestas. Los índices espectrales

también son herramientas utilizadas para medir y evaluar características particulares de la superficie. Estos índices se crean para destacar características específicas, como la vegetación, el agua y la humedad del suelo, utilizando una combinación de valores de bandas multiespectrales. La separabilidad de las categorías propuestas se refiere a la capacidad de distinguir claramente entre diferentes clases o tipos de objetos utilizando estos índices espectrales (Chuvienco, 1996).

A partir de las imágenes Landsat-8 se calcularon índices espectrales con la finalidad de realzar el vigor de la cubierta vegetal y la cubierta de agua en función de su respuesta espectral.

### **Índices de agua, vegetación y vegetación ajustada a la superficie**

Con la finalidad de mejorar las clasificaciones de las imágenes multiespectrales se incluyó la integración de diferentes índices que permitieran resaltar las coberturas. Los índices se calcularon en ENVI 5.5 con la herramienta Band Math, en donde se hicieron operaciones entre las bandas de las imágenes para cada año de estudio (cuadro 9). Los valores que nos arrojan los índices se encuentran entre -1 y 1 en el caso de los índices de Agua y de vegetación. También se calculó el índice de vegetación ajustada a la superficie (SAVI), cuyos valores van de -1.5 a 0, lo que permitió aislar la vegetación del suelo y del agua (Jackson et al., 1991). El uso del SAVI se propuso para esta investigación considerando que los huertos de aguacate tienen patrones progresivos de crecimiento de los árboles y el cambio de uso de suelo resulta más difícil de observar en las primeras etapas del desarrollo del cultivo. Los índices aquí mencionados se basan en ecuaciones matemáticas que combinan la información espectral de diferentes bandas para proporcionar mediciones cuantitativas sobre la presencia y las características de la vegetación, el suelo y el agua en un área determinada. A continuación, se presentarán las ecuaciones utilizadas (Cuadro 9):

Cuadro 9 Índices espectrales

Índice	Ecuación	Características
<i>Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)</i>	$(\text{NIR}-\text{RED}) / (\text{NIR}+\text{RED})$	Se utiliza para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación con base en la medición de la intensidad de la radiación de ciertas bandas del espectro electromagnético que la vegetación emite o refleja.
<i>Índice de Agua de Diferencia Normalizada Modificado (MNDWI)</i>	$(\text{GREEN}-\text{SWIR}) / (\text{GREEN}+\text{SWIR})$	Representa un índice, utilizado para la medición de la cantidad de agua presente en la vegetación o en el suelo, siendo una técnica utilizada para la determinación del nivel de saturación de humedad.
<i>Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)</i>	$((\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED} + \text{L})) * (1+\text{L})$	Está más adaptado a estudios de análisis de vegetación en etapas de crecimiento inicial o vegetación dispersa. En general, el SAVI puede ser una buena alternativa ante cualquier suelo donde exista una baja densidad vegetal y la exposición de la superficie del suelo sea relevante

Siendo L=1.5

Elaboración propia con base a McFeeters (1996) ver cuadro 6 del sensor y bandas que se utilizaron Ver anexo 1

### 4.3.3 Clasificación Supervisada

La extracción de información generada a partir de las imágenes satelitales se procesó mediante el clasificador de máquinas de soporte de vectores, por su capacidad en el mapeo de plantaciones de frutas entre ellas el aguate con paisajes de alta heterogeneidad (Chabalala et al. 2022).

Entre los métodos de clasificación supervisada que se probaron destacan las máquinas de soporte de vectores, para la elección del clasificador de imágenes satelitales. Esta es una estrategia de clasificación supervisada que proviene de la teoría del aprendizaje estadístico y con frecuencia produce buenos resultados en datos complejos y ruidosos. Debido a que las MSV han demostrado un buen desempeño en muchas aplicaciones, se considera uno de los mejores clasificadores. El aprendizaje supervisado es un campo del aprendizaje automático en el que se proporciona un conjunto de formación de datos para los que conocemos a priori las clasificaciones apropiadas (Betancourt, 2005).

La interpretación geométrica del clasificador es que el algoritmo busca la superficie de separación óptima de clases, es decir, se busca el hiperplano equidistante de las dos clases. Cuando no hay forma de encontrar un hiperplano que separe las dos clases se considera que no son linealmente separables. Las funciones del kernel permiten construir superficies de decisión que pueden ser lineales y no lineales, para este trabajo se utilizó el kernel (K) de función de base radial (Radial Basis function (RBF), por sus siglas en inglés) o función de base radial gaussiana (Gaussian radial basis function kernel). Las funciones de base radial permiten establecer límites de forma radial, en contraste con el kernel lineal. La función de base radial se expresa con la siguiente ecuación:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

Donde el kernel RBF en dos muestras  $x_i$  y  $x_j$ , están representados como vectores de características en algún espacio de entrada,  $\|x_i - x_j\|^2$  puede reconocerse como la distancia euclidiana al cuadrado entre los dos vectores de características y  $\sigma$  sigma es un parámetro libre. Una ecuación equivalente implica un parámetro  $\gamma$ :  $RBF \rightarrow K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0$

donde el término ( $\gamma$ ) gamma es un parámetro inversamente proporcional a la anchura del kernel gaussiano  $\gamma \frac{1}{2\sigma^2}$  (Melgani, F. & Bruzzone, L. (2004); Yang (2011)).

El empleo de kernel permite hacer uso de nuevas dimensiones para encontrar un hiperplano que pueda servir para separar multiclases. Un kernel es de utilidad cuando se tiene varias clases (dimensiones) ya que ahorra costos computacionales.

En la práctica, al utilizar el kernel de función de Base Radial, se deben determinar dos parámetros:  $\gamma$  y C. El parámetro gamma, representado por  $\gamma$ , controla la forma de la función de base radial, mientras que el parámetro C es una constante que penaliza los errores de clasificación, es decir, se enfoca en los píxeles que se encuentran incorrectamente clasificados por el hiperplano.

Cuando se utiliza MSV para la clasificación, existen dos parámetros clave que pueden afectar el rendimiento y la generalización del modelo en el contexto de esta tesis se utilizó el parámetro de penalización (C), el cual requiere que todos los píxeles de los datos de entrenamiento converjan en una clase, es decir, aquellos que se encuentran en el lado incorrecto del hiperplano. Por default, C=1. 0 se establece en su valor máximo en todos los casos. Y para el kernel gaussiano hay una tendencia a que el hiperplano se sobreajuste a los datos de entrenamiento cuando estos son altos. Un valor de gamma ( $\gamma$ ) de 0.143 indica que su influencia localizada en la clasificación será moderada, valor por default es 1.0.

Existen diferentes tipos de kernel con diferentes usos y aplicaciones entre los que se encuentran (Zhang et al., 2004; Chang & Lin, 2011):

- Lineal: Mide la similitud de pares de observaciones usando la correlación de Pearson, es el equivalente a usar un clasificador de vectores de soporte.
- Gaussiano: Es útil cuando no se tiene conocimiento previo de los datos de entrenamiento
- Polinomial: Útil para el procesamiento de imágenes. En este caso se generan límites no lineales.
- Sigmoidal: Es principalmente usado, para redes neuronales.

### **Fase de entrenamiento y clasificación supervisada**

Antes de describir el proceso, es crucial destacar que el mismo polígono fue utilizado para las tres fechas mencionadas en el estudio. Se optó por imágenes satelitales de resolución media.

El proceso de entrenamiento de un Modelo de Seguimiento de Cambios (MSV) se divide en tres etapas principales:

- 1) Selección de los datos de entrenamiento.
- 2) Selección de datos de entrada del clasificador
- 3) Entrenamiento del algoritmo de clasificación MSV

En la primera etapa, se llevó a cabo la generación de sitios de entrenamiento necesarios para obtener datos que representen cada clase de interés. Estos datos se distribuyeron para representar correctamente la respuesta espectral de cada clase, asegurándose de que existieran píxeles pertenecientes a cada clase. Para satisfacer estos requisitos, se establecieron treinta puntos de entrenamiento para cada clase. En el caso de la clase Huertos de Aguacate y otras comunidades vegetales, se consideraron sitios de entrenamiento a escala de parcela con ayuda de las imágenes de alta resolución. Otros criterios de asignación de sitios de entrenamiento fueron la textura, la forma y la tonalidad espectral. Se utilizaron las métricas de separabilidad espectral conocidas como transformación de divergencia y transformación de Jeffrey para evaluar la precisión espectral de los conjuntos de datos esto para garantizar la calidad de los datos de entrenamiento. En aplicaciones como la clasificación de imágenes, la detección de cambios o el análisis de series

temporales de imágenes, estas métricas son útiles para comparar y evaluar la similitud entre imágenes (Hastie, 2008).

En la segunda fase del proceso se seleccionó cuidadosamente la información de entrada, para asegurar una cobertura espectral adecuada, se agregaron la banda azul, roja, verde de Landsat 8-OLI. Para mejorar la discriminación entre las clases de interés y se agregaron los tres índices espectrales relevantes.

Finalmente, en la tercera fase se utilizó el algoritmo MSV para obtener el mapa final de clases. Para llevar a cabo la clasificación, este algoritmo utilizó los datos de entrenamiento de la primera fase y los datos de entrada de la segunda fase. Esta técnica de aprendizaje automático ha sido muy utilizada en la teledetección para la clasificación de imágenes porque puede manejar datos con alta dimensionalidad y no linealidades y lograr resultados precisos y robustos (Chang, 2011).

#### 4.3.4 Evaluación cuantitativa

La evaluación cuantitativa se utiliza para obtener información objetiva y precisa en este bloque se presentan las verificaciones de los procesos, la ventaja de la evaluación cuantitativa es que proporciona resultados que pueden ser replicados y verificados, lo que aumenta la confiabilidad de las conclusiones obtenidas (Stehman et al. 1998.)

#### **Puntos de Validación**

El trabajo de Pontius Olofsson et al. 2014 de buenas practicas, proporciona una descripción detallada de la evaluación de la precisión de los mapas de clasificación de cobertura y uso del suelo.

- ❖ **Diseño de muestreo:** Esto implica elegir ubicaciones estratégicas para recopilar datos de campo o realizar análisis visuales de imágenes de alta resolución para obtener una referencia precisa de las clases de cobertura y uso del suelo presentes en el área de estudio.

- ❖ La confiabilidad del usuario con corrección de áreas: La confiabilidad del productor se refiere a la medida en que la clasificación automática se ajusta a los datos de referencia. Ajustar los errores de clasificación en función del tamaño y la distribución espacial de las áreas de diferentes clases se conoce como corrección de áreas.

### **Tamaño de Muestra**

La muestra debe ser lo suficientemente grande para representar estadísticamente todas las clases, con suficientes ejemplares de cada clase. También se pueden utilizar métodos estadísticos para determinar el número mínimo de muestras para cada clase: Se recomienda generalmente que cada clase obtenga al menos cincuenta puntos (Schmidt, 2018).

También Olofsson et al. (2014) recomiendan que, en la asignación proporcional, el tamaño de la muestra por clase de mapa es proporcional al área relativa de la clase, es decir que la asignación de un tamaño de muestra igual a todas las categorías. Para esta investigación se propuso que fuese estadísticamente equiprobable, es decir, en el que todos los resultados posibles tienen una probabilidad igual o idéntica de ocurrir.

Entonces el muestreo estratificado divide al conjunto de datos en grupos o estratos basados en la clase objetivo. Luego, se selecciona una proporción equilibrada de muestras de cada estrato para formar el conjunto de entrenamiento y prueba. Es decir que cada una de las muestras fue dividida en clases iguales.

Una vez generadas las clasificaciones digitales por los paradigmas de píxel a píxel y de contexto espacial, se procedió a realizar la validación de dichos resultados. La validación se realizó por el método de matriz de error.

### **Matriz de error**

Se generó una matriz de error, es decir, una matriz cuadrada de  $n \times n$ , donde  $n$  es el número de clases. La relación entre dos series de medidas que corresponden

al campo de estudio se muestra en esta matriz. Los primeros datos se derivan de la interpretación de imágenes satelitales. La segunda es la clasificación de píxeles del clasificador para las clases de interés. Se pueden obtener numerosos índices relacionados con la precisión de la clasificación a partir de una matriz de confusión basada en píxeles, entre los que se destacan:

- ❖ Error de omisión (EO): píxel excluido de la categoría cuando realmente pertenece a esta.
- ❖ Error de comisión (EC): píxel clasificado como una clase de cobertura a la que no pertenece.
- ❖ Precisión total (PT): cociente entre la clasificación realizada y los datos de referencia.
- ❖ Precisión del productor:  $RP = 100 \% - EO \%$
- ❖ Precisión del usuario (RU):  $RU = 100 \%$

Tomado de Pontius *et al.*, (2004), citado por López Vázquez y Plata Rocha 2009, 91

Las estimaciones de precisión en términos de proporciones de área se reportaron utilizando una matriz de confusión basada en píxeles. La precisión del área, que toma en cuenta el área de cada clase y luego calcula el porcentaje de píxeles correctamente clasificados, ofrece una evaluación más informativa. Los resultados se presentaron en una tabla de Excel que contenía los datos de referencia de clase y las clases de las imágenes clasificadas.

Posteriormente, se utilizó un estimador de área insesgado para aplicar las proporciones de área a la nueva matriz de error. Para calcular la precisión del mapa, Olofsson *et al.* (2014) tomaron en cuenta tanto los errores por omisión como los errores de comisión.

Todo el procesamiento de los datos se realizó en Excel y el análisis se llevó a cabo utilizando el software ArcMap 10.2 by esri. Este proceso permitió obtener una evaluación más precisa y detallada de la clasificación de la imagen y proporcionó información valiosa para el análisis de la precisión y la confiabilidad de los resultados.

#### 4.3.5 Etapa 3 Detección de cambios

La detección de cambios de Pontius y Shusas es una metodología específica que se utiliza para analizar y cuantificar los cambios en el uso del suelo o la cobertura terrestre a lo largo del tiempo. Esta técnica se conoce comúnmente como "método de métricas de transición de Pontius y Shusas" o "estadísticas de cambio de Pontius y Shusas". Dicho método se basa en examinar las transiciones entre diferentes clases o categorías de uso del suelo en imágenes o mapas de cobertura terrestre tomados en diferentes momentos. Estas transiciones permiten cuantificar y caracterizar los cambios en el paisaje. (Pontius, Shusas, & McEachern, 2004).

Para lograrlo, se crea una matriz de tabulación cruzada, también conocida como matriz de cambios, que se obtiene al cruzar los mapas de las fechas mencionadas. En esta tabulación cruzada, las filas representan las categorías del mapa en el tiempo 1 (T1), mientras que las columnas representan las categorías del mapa en el tiempo 2 (T2). La cantidad total de paisajes estables entre una y otra fecha se muestra en la diagonal principal, mientras que las transiciones de ambos tiempos para cada categoría se muestran fuera de la diagonal. Como se muestra en la siguiente figura.

Figura 4. Ejemplo Matriz de cambio

		Tiempo 2						
Tiempo 1	1	2	3	4	5	6	7	
1		<i>Clase 1</i>	<i>Clase 2</i>	...	<i>Clase n</i>	<i>Total T<sub>1</sub></i>	<i>Perdidas (L<sub>ij</sub>)</i>	
2	<i>Clase 1</i>	P <sub>11</sub>	P <sub>12</sub>	...	P <sub>1n</sub>	P <sub>1+</sub>	P <sub>1+</sub> - P <sub>11</sub>	
3	<i>Clase 2</i>	P <sub>21</sub>	P <sub>22</sub>	...	P <sub>2n</sub>	P <sub>2+</sub>	P <sub>2+</sub> - P <sub>22</sub>	
4	...	...	...	...	...	...	...	
5	<i>Clase n</i>	P <sub>n1</sub>	P <sub>n2</sub>	...	P <sub>nn</sub>	P <sub>n+</sub>	P <sub>n+</sub> - P <sub>nn</sub>	
6	<i>Total T<sub>2</sub></i>	P <sub>+1</sub>	P <sub>+2</sub>	...	P <sub>+n</sub>	P		
7	<i>Ganancias (G<sub>ij</sub>)</i>	P <sub>+1</sub> - P <sub>11</sub>	P <sub>+2</sub> - P <sub>22</sub>	...	P <sub>+n</sub> - P <sub>nn</sub>			

Fuente. Tomado de Pontius *et al.*, (2004)

La fila Total T<sub>2</sub> de la fila 6 y la columna Total T<sub>1</sub> de la columna 6 describen los totales que cada clase ocupó en los respectivos tiempos. Para realizar un estudio de cambios más confiable, también es posible obtener ganancias, pérdidas y cambio total utilizando la información de la matriz.

De esta manera, la diferencia entre la columna del tiempo total 2 ( $P_{+j}$ ) (fila 6) y la persistencia o lo que permaneció estable ( $P_{ij}$ ) (valores de la diagonal principal) se conoce como Ganancia ( $G_{ij}$ ) (fila 7). Indica la proporción del paisaje que aumentó entre 1 y 2.

$$G_{ij} = P_{+j} - P_{ij}$$

Ganancia: Corresponde a la suma de todas las filas en las distintas categorías, excluyendo la persistencia que se encuentra en la diagonal de la matriz cruzada. De cada categoría ya mencionada.

Además, la diferencia entre el tiempo total 1 ( $P_{j+}$ ) y la persistencia ( $P_{ij}$ ) se calcula a partir de la pérdida ( $L_{ij}$ ) en la columna 7. Indica la pérdida bruta de cada categoría en los intervalos de tiempo de 1 a 2.

$$L_{ij} = P_{j+} - P_{ij}$$

Pérdida: Refleja la suma total de todas las columnas de las distintas categorías, excluyendo la persistencia que se encuentra en la diagonal de la matriz cruzada

$$C_j = G_{ij} + L_{ij}$$

El cambio neto por categoría está dado por el valor absoluto de la diferencia entre ganancia y pérdida.

$$CN = L_{ij} - G_{ij}$$

El cambio total, es el resultado de la suma entre las ganancias y las pérdidas, es decir:

$$CT = G_{ij} + L_{ij}$$

Estos datos permiten dimensionar el verdadero cambio sufrido por cada una de las categorías y saber si un paisaje es estable o está sufriendo cambios.

Posteriormente tomando de referencia a Leta (2021) se estimó la "velocidad de cambio" (Rate of Change, en inglés) la cual se refiere a la velocidad o la magnitud

con la que una cantidad cambia en relación con el tiempo, que se saca de la siguiente manera:

$$\text{velocidad de cambio} = \frac{A_y - A_x}{T}$$

Donde  $A_x$  es el área de una imagen anterior de cobertura del suelo,  $A_y$  es el área de una imagen de cobertura terrestre posterior,  $T$  es el intervalo de tiempo entre las imágenes en años.

Se utilizó la metodología de Pontius (2004) para clasificar las variables en el software Idrisi TerrSet 2020, para evaluar y cuantificar los cambios de ocupación del suelo, ganancias y pérdidas, así como cambio neto. La detección de cambio se realizó para los periodos de 2015 a 2018, de 2018 a 2021 y de 2015 a 2021. Estos datos permitieron generar una gráfica multitemporal.

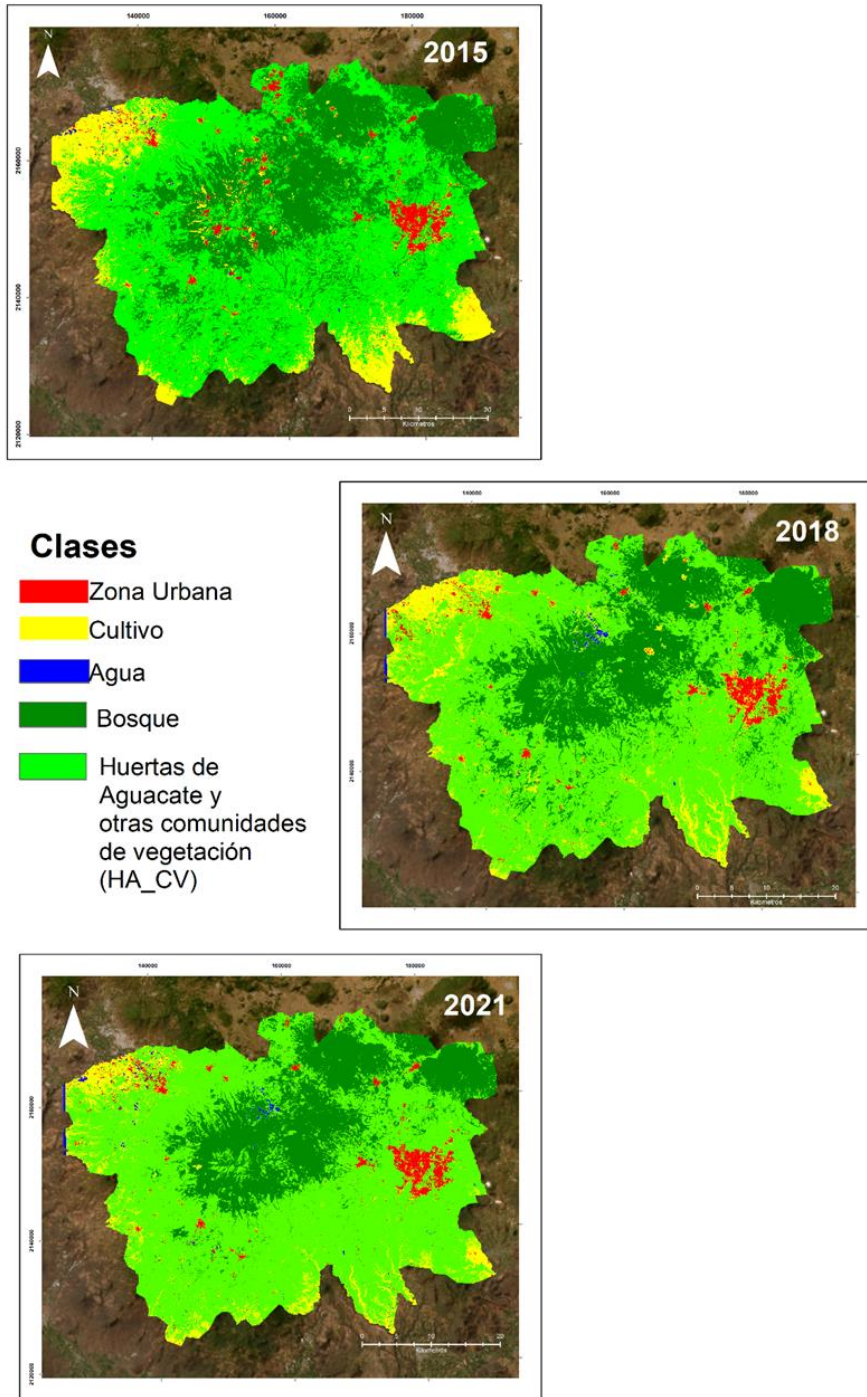
## 5. Resultados y Discusión

Este capítulo presenta los hallazgos derivados de esta investigación, que son un paso importante hacia la consecución de los objetivos. En este capítulo se discute los resultados del análisis de imágenes satelitales y ofrece un análisis e interpretación detallados de los datos.

### 5.1 Clasificación del uso de suelo inspección visual

Después de aplicar la metodología de clasificación para los años 2015, 2018 y 2021 se obtuvieron los resultados de la clasificación a nivel región Aguacatera, con base en las cinco clases identificadas en el cuadro 8. En la Figura 5 se muestran la distribución espacial de las coberturas temáticas correspondientes a las clasificaciones de las 3 fechas. Cada una de las clasificaciones presentadas es el resultado del comportamiento espectral por cada cobertura de suelo al utilizar distintos puntos de entrenamiento obtenidos por interpretación visual y análisis de firma espectral. Se realizó este proceso independientemente para cada año con puntos diferente.

Figura 5. Clasificación Supervisada de imágenes de las 3 fechas



Durante los tres años considerados en el estudio, la clase predominante en el paisaje fue la de HA\_CV. Esto indica que la zona es principalmente utilizada para la expansión de Huertas de aguacate. Como se observa en la imagen de alta resolución de PlanetScope de la figura 6, existen nuevos cultivos de las huertas de

aguacate se observa árboles plantados en líneas rectas y en diferentes pendientes de terreno.

*Figura 6. Expansión de Huertas de Aguacate*



*(a) Imagen PlanetScope 2015; (b) Imagen PlanetScope 2021*

Otro aspecto que se percibe a simple vista en el análisis de la Figura 6 es que sigue existiendo una importante zona de bosques, pero ha ido disminuyendo paulatinamente en las zonas más elevadas de la Meseta Aguacatera. Esta tendencia muestra una evolución constante a lo largo del periodo.

Asociado al incremento del cultivo del aguacate destaca el incremento que se ha venido dando de depósitos de agua en determinadas zonas (ver Figura 7)

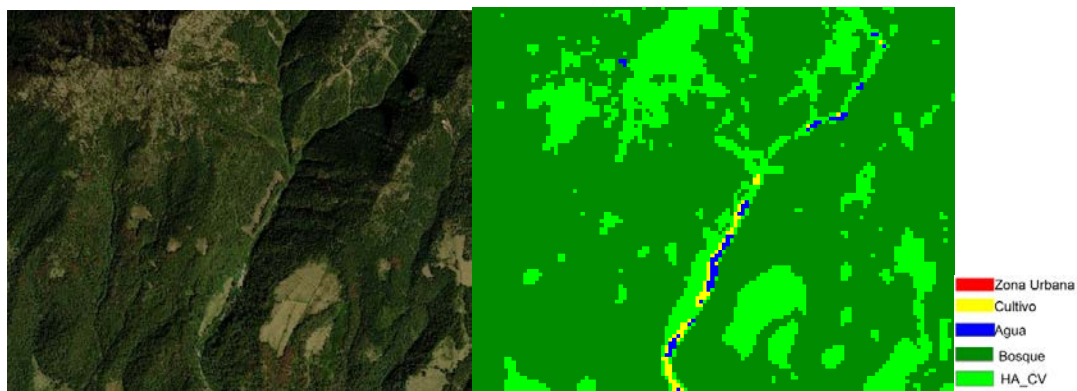
*Figura 7. Crecimiento depósitos de agua*



*(a) Imagen PlanetScope 2015; (b) Imagen PlanetScope 2021*

Es importante mencionar que, debido a las características espectrales y a la resolución espacial utilizadas en el estudio, la clase Bosque y la clase HA\_CV, presentaron unos cuantos píxeles que no fueron clasificados correctamente. Tal es el caso de las zonas de montaña que, por diversos motivos, presentan áreas descubiertas de vegetación y que fueron clasificadas como huertas de aguacate, debido a que tienen píxeles con comportamiento espectral similar que tienden a confundirse zonas de montaña con bajo contenido de árboles y plantaciones recientes de huertos de aguacate. En la Figura 8 es posible observar un ejemplo de este tipo de errores. La interpretación de imágenes de alta resolución de PlanetScope permite discriminar aquellas zonas donde la cobertura arbórea es menor y diferenciar entre huertas (cuando los árboles están más separados y en alineación) y bosque (en que los árboles no distribuyen de forma uniforme).

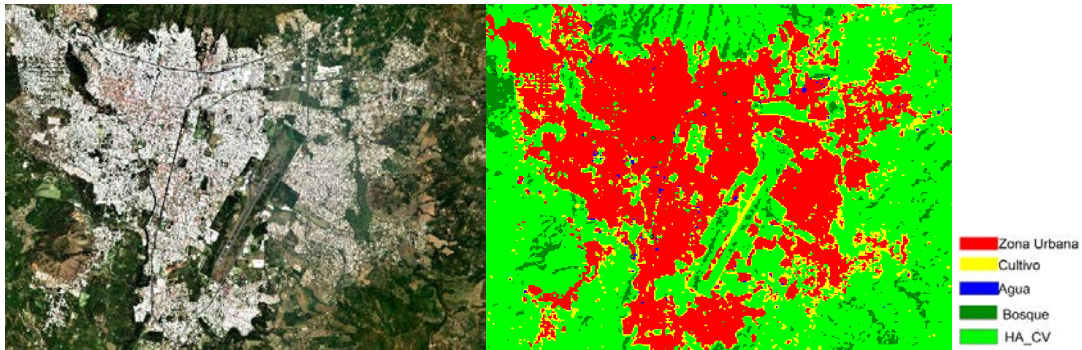
*Figura 8. Ejemplo de confusión entre HA-CV y Bosque*



(a) Imagen PlanetScope 2015; (b) Imagen Clasificada 2015

En la figura 9 se puede observar mediante inspección visual, que los resultados si permiten la separabilidad de la categoría de la Zona Urbana y de Bosque razonablemente para realizar la detección de cambios, ya que los resultados concuerdan con lo que está en la realidad, con las imágenes de alta resolución.

Figura 9. Resultados Visuales de la clasificación de zonas urbanas



(a) Imagen PlanetScope 2015; (b) Imagen clasificada MSV 2015

## 5.2 Evaluación de la precisión de las imágenes clasificadas

Para la comprobación del desempeño del clasificador MSV se generan los datos de validación con la selección muestras de diferentes píxeles para cada una de las clases sobre la imagen de PlanetScope. Los tamaños de muestra quedaron como se muestra en el cuadro 10. Cuando se trabaja con conjuntos de datos en problemas de clasificación, es común utilizar técnicas de muestreo para dividirlos en conjuntos de entrenamiento y validación.

Cuadro 10 Tamaños de la muestra

Año	Tamaños de la muestra
2015	295 píxeles
2018	265 píxeles
2021	298 píxeles

Una vez generadas las clasificaciones digitales a nivel píxel y analizar el contenido de información por clase, se procedió a realizar la validación de dichos resultados. La validación se realizó con el método de matriz de confusión.

Los índices de precisión general de cada clasificación se presentan en el cuadro 11. Con base en esta información, se puede decir que, en general, las

clasificaciones fueron adecuadas debido a que, para todos los años, se obtuvo una precisión global superior a 80 %.

#### *Cuadro 11 Parámetros Globales*

<b>AÑO</b>	<b>PRECISIÓN GLOBAL</b>
<b>2015</b>	93.2%
<b>2018</b>	91.5%
<b>2021</b>	96.8%

Los resultados del área (o proporción del área) de cada clase en cada uno de los años de estudio se muestran en los cuadros 12,13 y 14. También se muestra el informe de la precisión del usuario, la precisión del productor, y la precisión general, la estimación del área de cada clase según la clasificación determinado a partir de los datos de referencia y medidas de la incertidumbre (intervalos de confianza).

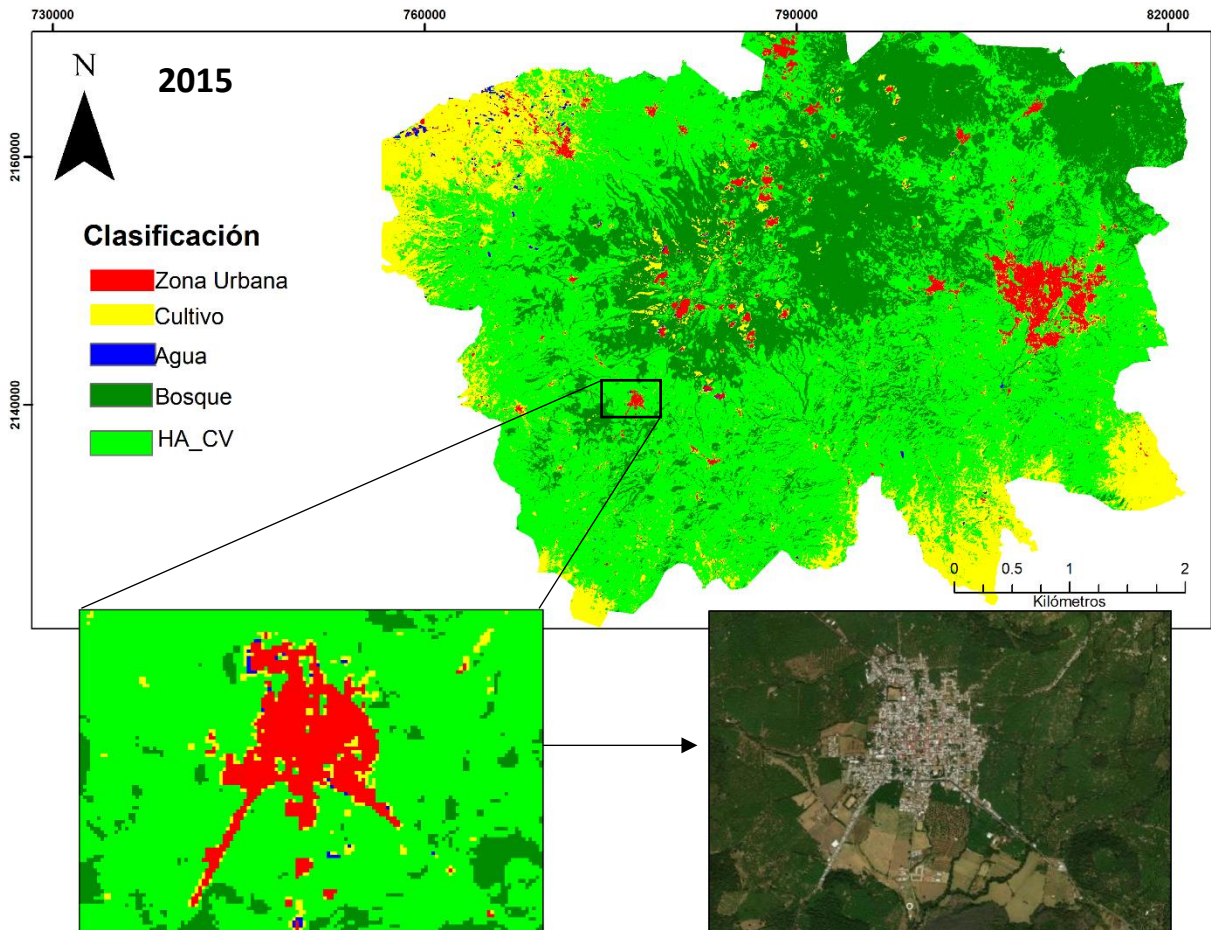
#### *Cuadro 12 Estimaciones de Áreas Sin Sesgo 2015*

<b>Clase</b>	<b>Hectáreas</b>	<b>intervalo de confianza</b>	<b>Precisión del usuario</b>	<b>Precisión del productor</b>	<b>Precisión general %</b>
Zona urbana	11,113.70	205.42	76.0	100.0	93.2
Cultivo	204,718.74	200.14	97.3	99.1	
Bosque	89,760.57	179.83	73.5	94.9	
Huertas de aguacate y otras comunidades de vegetación	281,858.16	279.18	100.0	88.1	
Cuerpos de agua	1,291.21	315.05	95.5	100.0	

En el cuadro 12, se muestra la matriz de error del año 2015 con una precisión general de 93.2, un valor encima del 80% indica que la fiabilidad es buena (Schmidt, 2018). En la precisión del usuario las clases con valores bajos fueron Bosque estable y Zona urbana con 73.5% y 76.0%, los errores de comisión indican que hay píxeles en estas clases que se incluyeron incorrectamente en la categoría. En la precisión del productor el HA\_CV obtuvo un 88.1%, en este caso existieron píxeles que se excluyen de la categoría lo que disminuyó su porcentaje.

Un error del mapa clasificado que se muestra en la matriz de error cuadro 12 es la zona urbana con el 76% en la Precisión del usuario, se identificó que esta clase presenta píxeles con confusión espectral en las zonas altas de la meseta con la clase Bosque.

*Mapa 3. Clasificación de cobertura 2015*



A partir de estos resultados podemos indicar con más precisión en donde el modelo está confundiendo las categorías, y como se puede observar en el mapa 3 se realizó un análisis visual y se muestra un acercamiento en la categoría de zona urbana y alrededores comparada con una imagen de alta resolución PlanetScope del 2015. Se puede observar una buena delineación de la zona urbana, sin

embargo, la categoría de cultivo cercana a la zona urbana se confundió espectralmente como HA\_CV dando un porcentaje de usuario de 97.3 %.

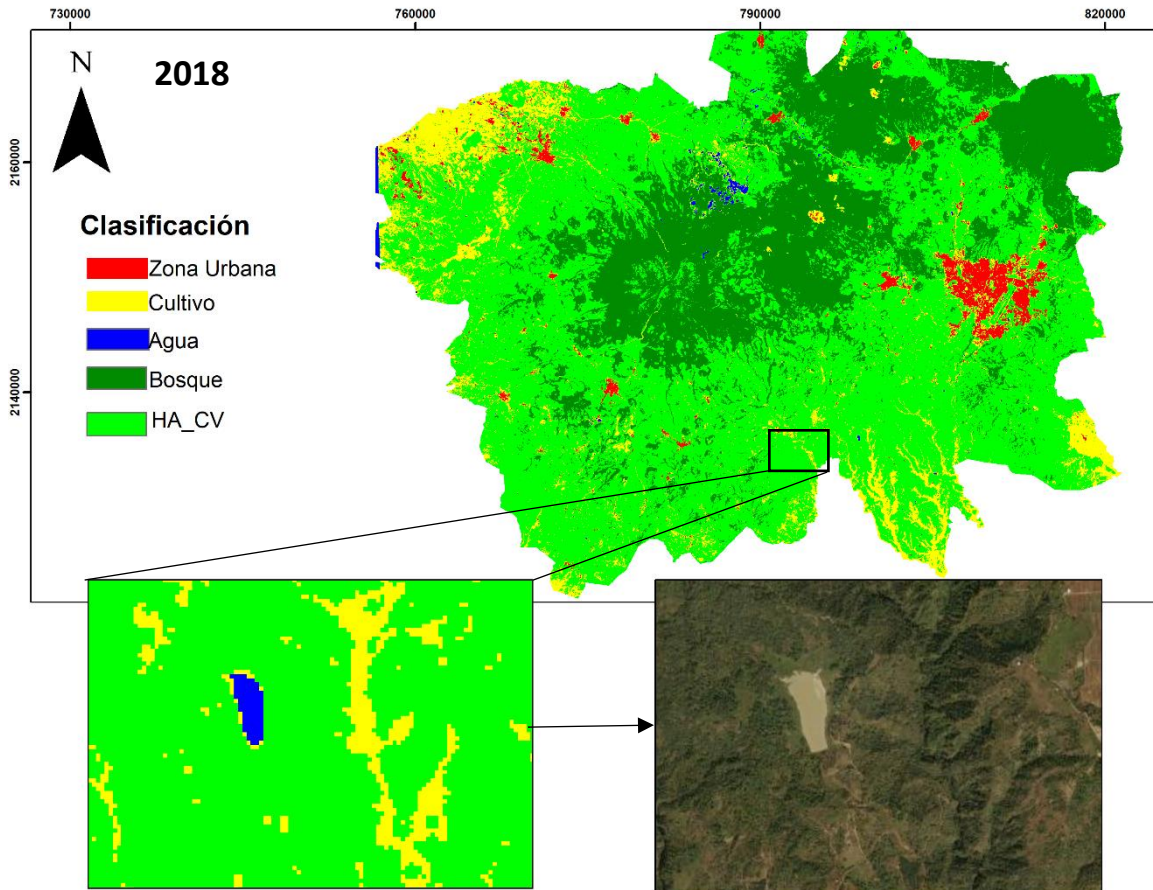
*Cuadro 13 Estimaciones de Áreas Sin Sesgo 2018*

<b>Clase</b>	Hectáreas	intervalo de confianza	Precisión del usuario	Precisión del productor	Precisión general %
Zona urbana	23,254.50	205.23	85.7	58.3	91.5%
Cultivo	134,049.97	199.96	93.3	96.6	
Bosque	113,045.68	179.66	97.1	100.0	
HA_CV	301,228.87	278.92	100.0	99.8	
Cuerpos de agua	8,377.27	314.76	75.0	67.0	

La matriz de error del año 2018 (ver cuadro 13) obteniéndose una precisión global de 91.5%, disminuyo un poco que la del año 2015. En la precisión del usuario la clase con valores bajos fue cuerpos de agua con 75.0% los errores de comisión indican que hay píxeles en esta clase que se incluyeron incorrectamente en la categoría. En la precisión del productor la zona urbana tiene un 67.0% que existen píxeles que se excluyen de la categoría lo que disminuyo su porcentaje.

El mapa 4 ilustra una ampliación de la imagen con los depósitos de agua pequeños detectados cerca de las huertas de aguacate comparada con una imagen PlanetScope del 2018. Estos cuerpos de agua también se relacionaron con zonas forestales no estables, lo que resalta la importancia de las conexiones entre el agua y las huertas. Sin embargo, es importante tener en cuenta que sería necesario considerar recorridos en campo y realizar más análisis para confirmar y comprender completamente estas relaciones.

Mapa 4. Clasificación de cobertura 2018



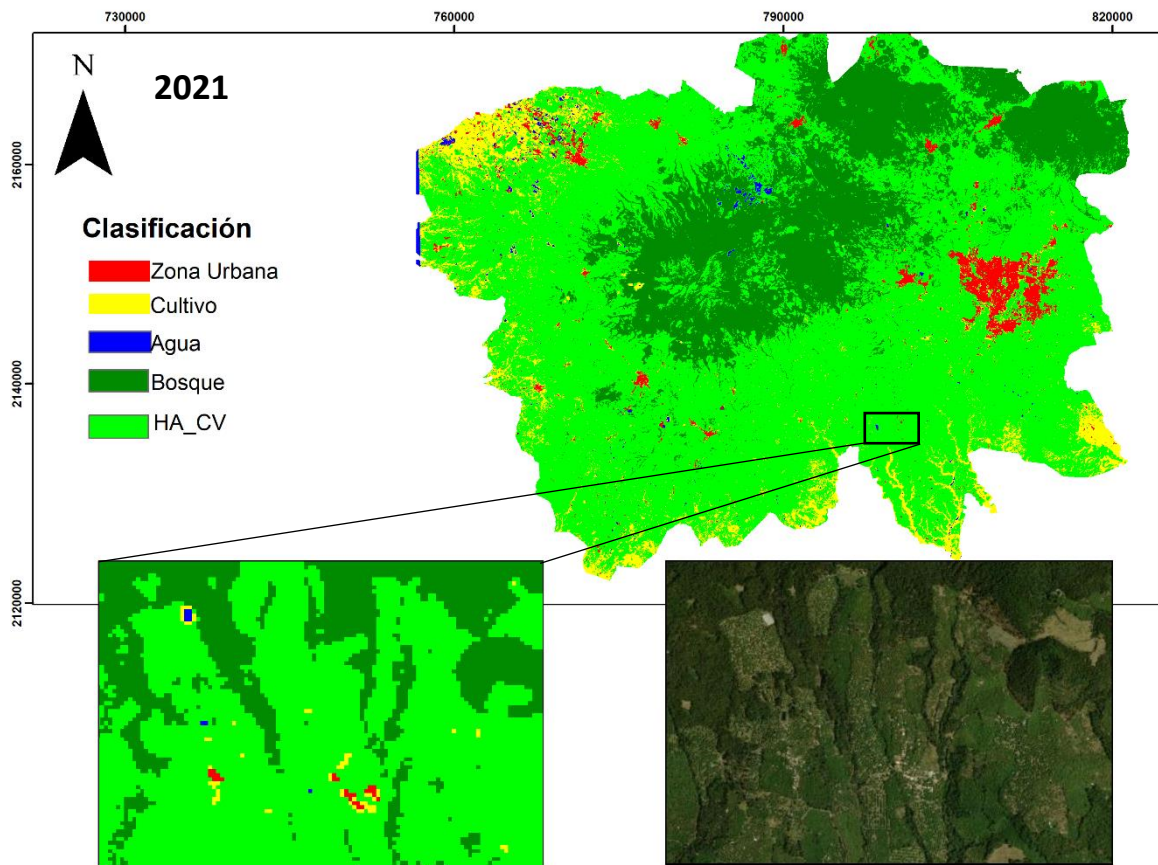
Inicialmente el algoritmo encontró difícil detectar depósitos de agua pequeños ubicados en áreas densamente arboladas (huertas de aguacate) o urbanizadas. Afortunadamente, esta dificultad de separabilidad de clases se pudo superar al incluir el índice NDWI lo que facilitó su separación e identificación.

Cuadro 14 Estimaciones de Áreas Sin Sesgo 2021

Clase	Hectáreas	intervalo de confianza	Precisión del usuario	Precisión del productor	Precisión general %
Zona urbana	25,011.99	205.23	100.0	60.3	96.8
Cultivo	137,780.02	179.66	98.3	99.0	
Bosque	113,392.08	278.92	100.0	93.6	
HA_CV	297,829.65	199.96	99.3	100.0	
Cuerpos de agua	14,188.64	314.76	50.0	100.0	

En el cuadro 14 se muestra la matriz de error del año 2021 con una precisión general de 96.8%. En la precisión del usuario las clases con valores bajos fueron cuerpos de Agua 50%, los errores de comisión indican que hay píxeles en estas clases que se incluyeron incorrectamente en la categoría. En la precisión del productor de la zona Urbana obtuvo un 60%, en este caso existieron píxeles que se excluyen de la categoría lo que disminuyó su porcentaje.

*Mapa 5. Clasificación de cobertura 2021*



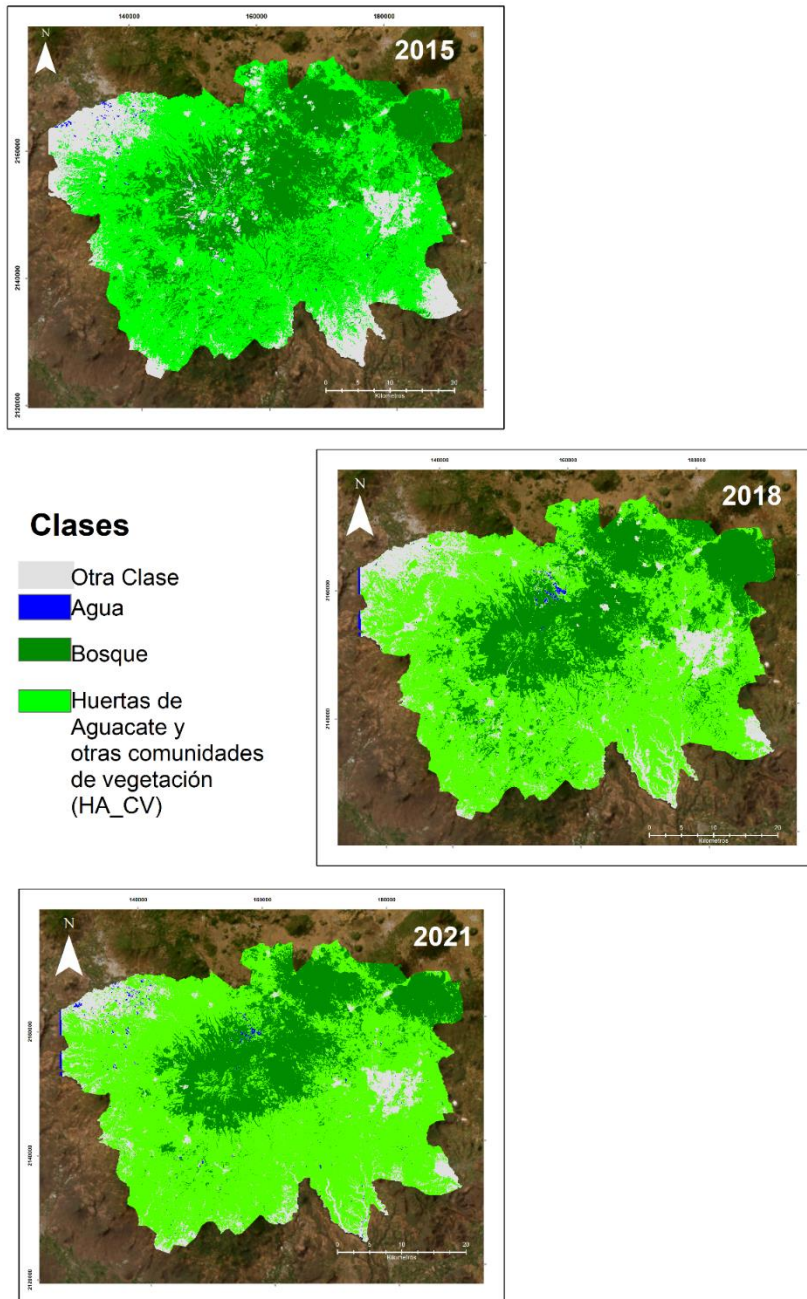
El mapa 5 muestra de manera clara cómo en ocasiones se confundió la categoría de "Zona Urbana" con áreas de cultivo desocupadas. Aparte de esta observación, se resalta un curioso fenómeno: la existencia de escorrentía en la meseta purépecha. Debido a la densa vegetación que rodea las fuentes de agua cercanas, esta particularidad ha llevado a que estas áreas sean clasificadas como "bosque". Este mapa 5 también muestra claramente cómo se clasifican las diferentes formas de paisaje. Es evidente cómo el modelo de clasificación ha

logrado destacar y separar con precisión las características del terreno, lo que ayuda a una mejor comprensión de la distribución geográfica y la variedad de elementos presentes en la meseta Purépecha.

### 5.3 Análisis de cambios de cobertura de suelo

Para enfocar el estudio de cambio en las categorías principales, se siguió la agregación de categorías como el trabajo Cho, 2020 simplificando de 10 categorías iniciales a 2 que son plantaciones de aguacate y áreas sin aguacate. Para el propósito de este estudio se utilizó una agrupación de categorías de los mapas temáticos resultantes para tener solo 3 categorías de interés: “Bosque”, “HA\_CV” y “Cuerpos de Agua”

Figura 10. Figura de Clasificación tres categorías



A partir de los nuevos mapas temáticos, se crearon matrices de tabulación cruzada para los períodos 2015–2018, 2018–2021 y 2015–2021, así como los mapas de cambio correspondientes. Estas matrices proporcionan información de las áreas estables y las transiciones que se han producido y son ampliamente utilizadas en estudios sobre la detección de cambios. Estos datos permiten

comprender más profundamente la dinámica de la zona boscosa a través del tiempo, así como la geolocalización de estas transformaciones.

La dinámica del uso del suelo en la meseta aguacatera en Michoacán para el período de 2015 a 2021 se detalla en la matriz cruzada de los Cuadros 15, 16 y 17. Estos cuadros también brindan información sobre la distribución espacial para cada tipo categoría a medida que la superficie cambia en cada período. Nótese que los valores, ubicados en la diagonal, suman las hectáreas analizadas de cada periodo. Estos datos representan la persistencia que cuentan con la misma clase en las dos fechas, mientras que los valores fuera de la diagonal principal indican el área de detección de cambio ocurrido entre el periodo de “bosque a “HA\_CV”.

Por ello, es necesario identificar cambios en el uso del suelo para comprender la complejidad de la dinámica de cambio en los diferentes períodos de tiempo estudiados. Estos resultados ilustran claramente la complejidad de esta dinámica de la zona de estudio y cómo evoluciona con el tiempo, los datos presentados son en hectáreas.

*Cuadro 15 Matriz Cruzada 2015-2018.*

		2018			Total 2015	Pérdida
Clases		Bosque	HA_CV	Agua		
2015	Bosque	53,377.47	7,974.45	104.40	61,456.32	8,078.85
	HA_CV	12,063.69	113,508.18	73.17	125,645.04	12,136.86
	Agua	28.53	302.49	38.88	369.90	331.02
	<b>Total 2018</b>	<b>65,469.69</b>	<b>121,785.12</b>	<b>216.45</b>	<b>187,471.26</b>	
	Ganancias	12,092.22	8,276.82	177.57		
	Cambio Neto	4,013.37	3,859.92	153.45		
	Cambio Total	20,171.07	20,413.80	508.59		

Fuente: Elaboración propia, recuperado por el método de Pontius et al., (2004)

En la diagonal se encuentran las persistencias, y el sombreado representa las transiciones más extensas Pérdida, ganancia y permanencia de las principales clases:

% de permanencia de bosque (B) : $Perm_{ij} = P_{11}/P_{+B}$	81.53
% de permanencia de HA_CV : $Perm_{ij} = P_{22}/P_{+HA\_CV}$	93.20

% de permanencia de Agua (A) : $Perm_{ij} = P_{33}/P_{+A}$	17.96
% de pérdida de Bosque (B): $L_{ij} = (P_{B+} - P_{11})/P_{TL+}$	39.32
% de ganancia de HA_CV: $G_{ij} = (P_{+2HA\_CV} - P_{22})/P_{+TG}$	40.28
% de ganancia de Agua (A): $G_{ij} = (P_{+3A} - P_{33})/P_{+TG}$	0.86
Cambio Neto de Bosque:	2.14
Cambio Neto de HA_CV	2.06

Fuente: Elaboración propia

El siguiente paso es examinar las entradas diagonales, que calculan el porcentaje del paisaje que persiste para cada categoría. La superficie que se mantuvo estable en bosque de 2015 con respecto al 2018 fue alrededor del 81.53%; HA\_CV y agua tuvieron 93.20% y 1.96% respectivamente.

Para analizar los datos fuera de la diagonal principal de la matriz cruzada e identificar patrones presentes de cambios se calcularon las ganancias y pérdidas de las categorías de interés que son: % de pérdida de Bosque, % de ganancia de Agua y % de ganancia de HA\_CV (esto fue considerado para los cuadros 15 16 y 17). Esto con el objetivo de no tener conclusiones erróneas sobre la dinámica del territorio ya que en un periodo de 3 o 6 años es poco probable la restauración de un Bosque, porque depende de la velocidad de crecimiento del tipo de bosque y las condiciones naturales o incluso una planeación de restauración de las autoridades competentes. Además, se observa que el crecimiento de huertas y la demanda de agua es constante.

En los cuadros 15, 16 y 17 se ilustra el concepto de “swap” (intercambio) (Pontius et al., (2004). Cuando la cantidad de ganancia entre el tiempo 1 y el tiempo 2 es igual a la pérdida entre el tiempo 1 y el tiempo 2. Por lo tanto, el cambio entre estas categorías se considera como una dinámica de cambio de intercambio

Para el periodo 2015-218 (cuadro 15) se observa que hubo un aumento en la extensión de la categoría "Agua", una ganancia del 0.86% en toda la meseta. A su vez, la categoría "Bosque" obtuvo un porcentaje de pérdida de 39.32%, Por el lado la categoría "HA\_CV" tuvo una ganancia de 40.28%.

Cuadro 16 Matriz Cruzada 2018-2021

		2021			Total 2018	Pérdida
Clases		Bosque	HA_CV	Agua		
2018	Bosque	49,669.29	4,853.34	1.17	54,523.80	4,854.80
	HA_CV	13,764.33	129,126.15	174.33	143,064.81	1,393,866.00
	Agua	4.95	163.62	576.09	744.66	168.57
	<b>Total 2021</b>	<b>63,438.57</b>	<b>134,143.11</b>	<b>751.59</b>	<b>198,333.27</b>	
	Ganancias	13,769.28	5,016.96	175.50		
	Cambio Neto	8,914.77	120,204.45	6.93		
	Cambio Total	18,623.79	18,955.62	344.07		

Perdida, ganancia y permanencia de las principales clases:

% de permanencia de bosque (B): $Perm_{ij} = P_{11}/P_{+B}$	78.29
% de permanencia de HA_CV: $Perm_{ij} = P_{22}/P_{+HA\_CV}$	96.25
% de permanencia de Agua (A): $Perm_{ij} = P_{33}/P_{+A}$	76.65
% de pérdida de Bosque (B): $L_{ij} = (P_{B+} - P_{11})/P_{TL+}$	25.60
% de ganancia de HA_CV: $G_{ij} = (P_{+2HA\_CV} - P_{22})/P_{+TG}$	26.46
% de ganancia de Agua (A): $G_{ij} = (P_{+3A} - P_{33})/P_{+TG}$	0.93
Cambio Neto de Bosque:	4.5
Cambio Neto de HA_CV	4.5

Fuente: Elaboración propia.

Las superficies que se mantuvieron estable entre las dos fechas 2018 y 2021 para bosque fue alrededor del 78.29%; HA\_CV y agua tuvieron 96.25% y 76.65% respectivamente.

Para el periodo 2018-2021 (cuadro 16) se observa que hubo un aumento en la extensión de la categoría "Agua", una ganancia del 0.93% en toda la meseta. A su vez, la categoría "Bosque" obtuvo un porcentaje 26.46% de pérdida. Por el lado la categoría "HA\_CV" tuvo una ganancia de 26.46%.

Podemos decir, que en el caso de bosque el 78.29% de la superficie en la zona de estudio se mantuvo la misma cobertura entre ambas fechas, produciéndose

cambios sólo en el 21.71% restante. Considerando sólo este 21.71% de superficie en el que se produjeron cambios, destaca una pérdida de 26.46% por HA\_CV y agua.

Cuadro 17 Matriz Cruzada 2015-2021

		2021			Total 2015	Pérdida
Clases		Bosque	HA_CV	Agua		
2015	Bosque	48,054.51	4,679.55	102.96	52,837.02	4,782.51
	HA_CV	17,820.54	117,883.89	88.02	135,792.45	17,908.56
	Agua	40.41	374.58	142.92	557.91	414.99
	<b>Total 2021</b>	65,915.46	122,938.02	230.94	189,187.38	
	Ganancias	17,860.95	5,054.13	190.98		
	Cambio Neto	13,078.44	12,854.43	326.97		
	Cambio Total	22,643.46	22,962.69	503.01		

Fuente: Elaboración propia, recuperado por el método de Pontius et al., (2004)

Perdida, ganancia y permanencia de las principales clases:

% de permanencia de bosque (B): $Perm_{ij} = P_{11}/P_{+B}$	72.90
% de permanencia de HA_CV: $Perm_{ij} = P_{22}/P_{+HA\_CV}$	95.89
% de permanencia de Agua (A): $Perm_{ij} = P_{33}/P_{+A}$	61.88
% de pérdida de Bosque (B): $L_{ij} = (P_{B+} - P_{11})/P_{TL+}$	20.70
% de ganancia de HA_CV: $G_{ij} = (P_{+2HA\_CV} - P_{22})/P_{+TG}$	21.97
% de ganancia de Agua (A): $G_{ij} = (P_{+3A} - P_{33})/P_{+TG}$	0.38
Cambio Neto de Bosque:	6.92
Cambio Neto de HA_CV	6.80

Fuente: Elaboración propia.

En el cuadro 17 en cuanto a los cambios entre 2015 y 2021 tiene el caso particular ya que son los seis años de estudio. Considerando el periodo de 6 años de 2015 a 2021, la superficie que se mantuvo estable en bosque fue alrededor del 72.90%. para HA\_CV fue 95.89 y agua superficial 61.88.

La categoría "Agua" experimentó una ganancia de 0.38%. La categoría "Bosque" una pérdida de 20.70% a lo largo de 6 años de estudio. Sin embargo, la categoría "HA\_CV" su ganancia fue de 21.97%.

En específico, entre los años 2018 y 2021, se registró una pérdida en la categoría "Bosque". En el período que abarca desde 2015 hasta 2021, se puede notar un equilibrio entre las pérdidas y ganancias en las categorías de " HA\_CV y "Bosque", lo que implica un impacto significativo en la región. Esta dinámica constante en las coberturas arbóreas refleja la complejidad de los procesos de cambio en el uso del suelo en esta área en particular.

Para los tres periodos estudiados se encontró que el cambio neto y total de la clase bosque y la HA\_CV tiene una proporción de ganancias y pérdidas aproximadamente igual ya que están fuertemente relacionadas en sus transiciones.

Una de las mayores dificultades en los cambios detectados es la sobreestimación del cambio. Esto se debe a la presencia de píxeles afectados por paisajes montañosos heterogéneos y terrenos escarpados cercanos, lo que puede dar lugar a cambios dentro de una categoría específica, como un cambio de clase dentro de la categoría de HA\_CV.

Los resultados a partir de las matrices de cambio indican que existe permanencia de ya cada categoría Bosque durante el 2015–2018, 2018–2021 y 2015–2021 y también que han ocurrido transiciones en la cobertura de uso de suelo entre las fechas de estudio. Las variaciones de ganancia y pérdida, cambio total y cambio neto demuestran que el paisaje en la zona aguacatera tiende a ser una zona de menor paisaje homogéneo, y con más fragmentación del paisaje. Un aspecto particular que se observa es la ganancia de cuerpos de agua debido, posiblemente, a los nuevos depósitos requeridos para el riego de huertas.

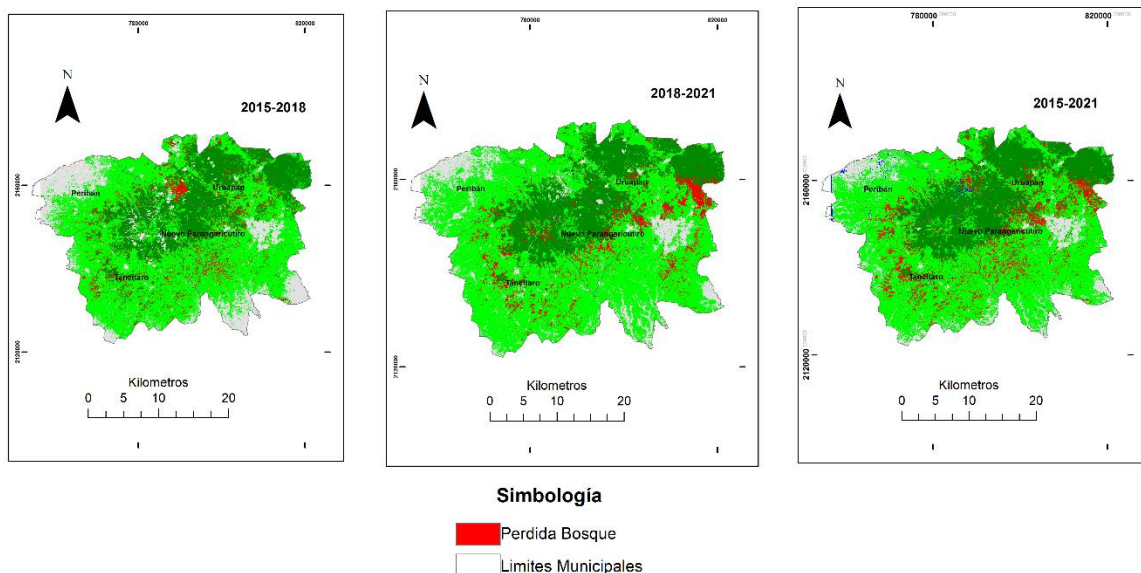
El crecimiento de los árboles de aguacate es un proceso que ocurre a lo largo de varios años y que atraviesa varias etapas, y en corto plazo ya no se puede discriminar con árboles de bosque a lo que conlleva a confusión espectral entre categorías.

Es importante mencionar que, aunque no se tuvo validación en campo la aproximación de los resultados de cambios es aceptable ofrece una interpretación de los cambios intensos en la zona de estudio.

#### 5.4 Ganancias y pérdidas en la región aguacatera

En este apartado se presenta la creación de la cartografía se llevó a cabo mediante la interpretación de las transiciones que se han producido entre las categorías de "Bosque", "HA\_CV " y "Agua" en relación con el cambio de categoría. La figura 11 muestra una comparación de los resultados, mapas de pérdidas para cada periodo.

Figura 11 Mapas de Pérdidas para cada periodo 2015-2018 con mapa de uso de suelo 2015, 2018-2021 con mapa de uso de suelo 2018 y 2015-2021 con mapa de uso de suelo 2015.



En relación en la figura 11 estos se generaron a partir de las matrices cruzadas entre las categorías de detección de cambio Bosque”, a “HA\_CV “. Se

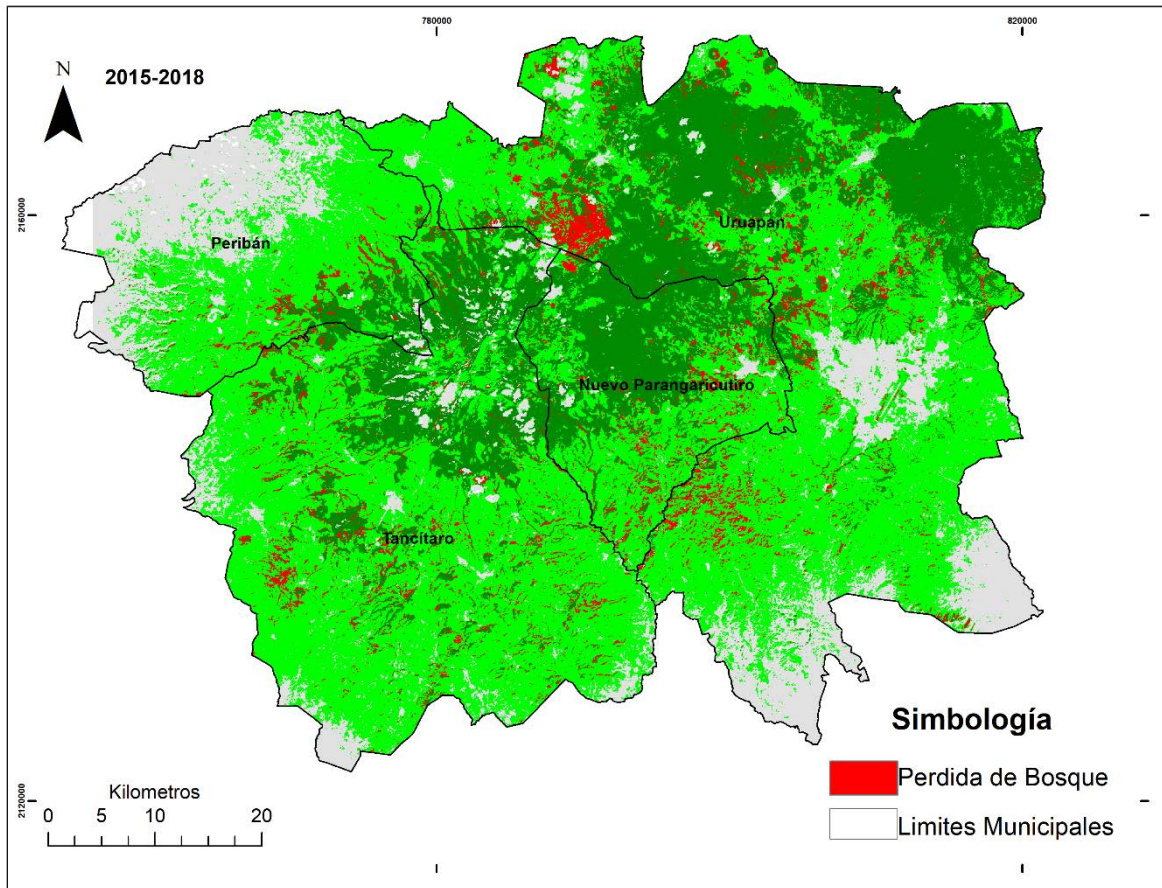
identifican las áreas donde se ha producido un aumento significativo de pérdida de bosque en color rojo.

En la Meseta Aguacatera, la dinámica de cambio se concentra en puntos específicos del área de estudio. Sin lugar a duda, la detección de cambios en estas categorías se concentra principalmente en la zona central del área del estudio. Esto podría deberse a factores geográficos, climáticos o de uso del suelo que hacen que esta área sea especialmente propensa a cambios significativos dentro de las categorías evaluadas, como cambios de clase dentro de la categoría de bosque. En el periodo de tiempo 2018-2020 se ve un aumento a diferencia del 2015-2018. Estos resultados enfrentaron la dificultad de la clasificación en la detección exacta de las categorías de Bosque y cultivos arbóreos de HA\_CV debido cambios temporales por a la confusión espectral por similitud entre estas dos categorías y cambios espaciales por de expansión de la superficie de las huertas de aguacate durante el periodo comprendido entre 2018 y 2021.

El análisis visual de cada mapa refleja el contenido de cambio en cada periodo. Para cada uno de los periodos estudiados se comparó la extensión máxima de actividad de crecimiento de huertas de aguacate (Mapas 6, 7, 8). Teniendo en cuenta que la tendencia creciente en el desarrollo de esta actividad ha cambiado y crecido con el tiempo.

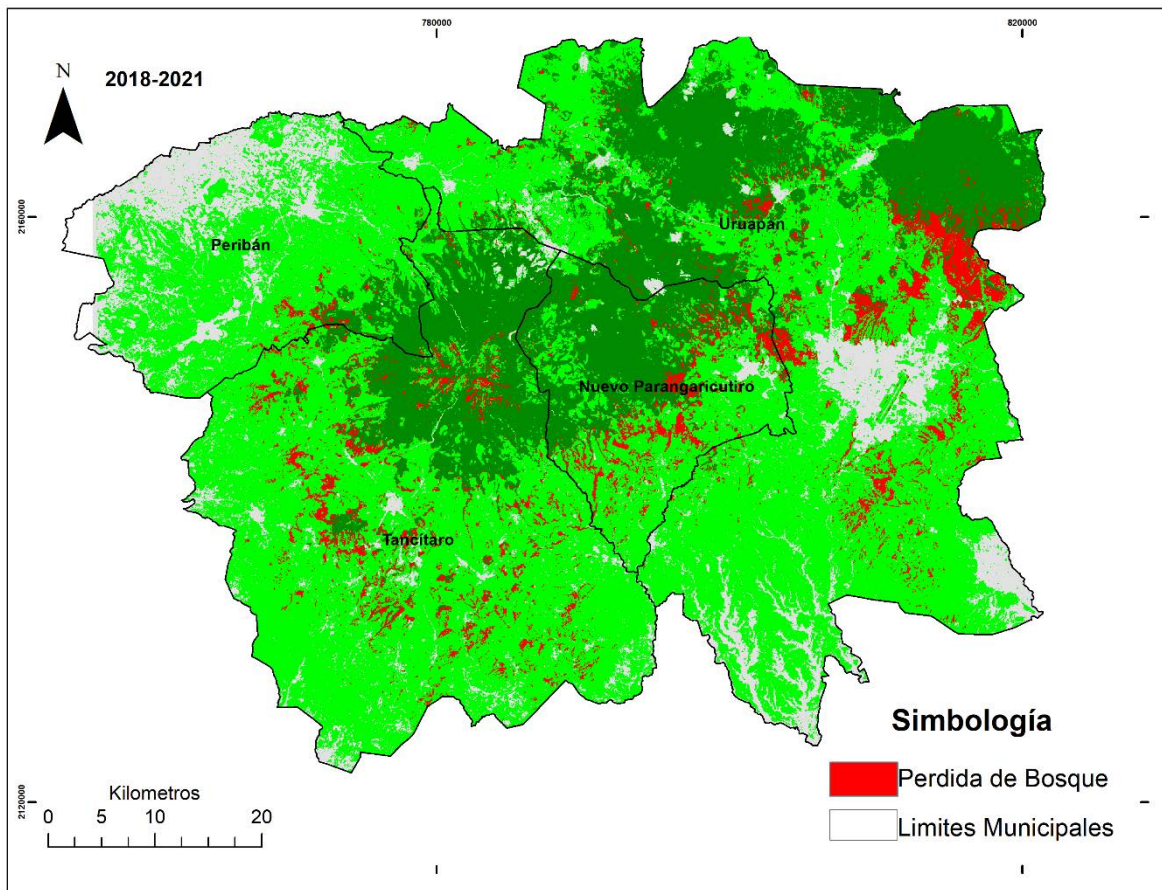
Para el periodo 2015-2018 se presenta el Mapa 6, al examinar estos mapas de cambio, se puede ver que entre 2015 y 2018, la categoría HA\_CV comenzó a extenderse hacia las zonas boscosas y urbanas. Por otra parte, en el mapa se observan algunos de los inicios de cambio de coberturas entre la categoría de Bosque a HA\_CV. También, sigue persistiendo un cambio notable y muy dinámico en el sur. Sin embargo, en períodos posteriores, queda claro HA\_CV está llenando gradualmente los espacios vacíos en la zona alta de la meseta, y para los años 2015 a 2020, la actividad aquí es enteramente adyacente a la zona del bosque.

Mapa 6. Pérdidas de Bosque 2015-2018



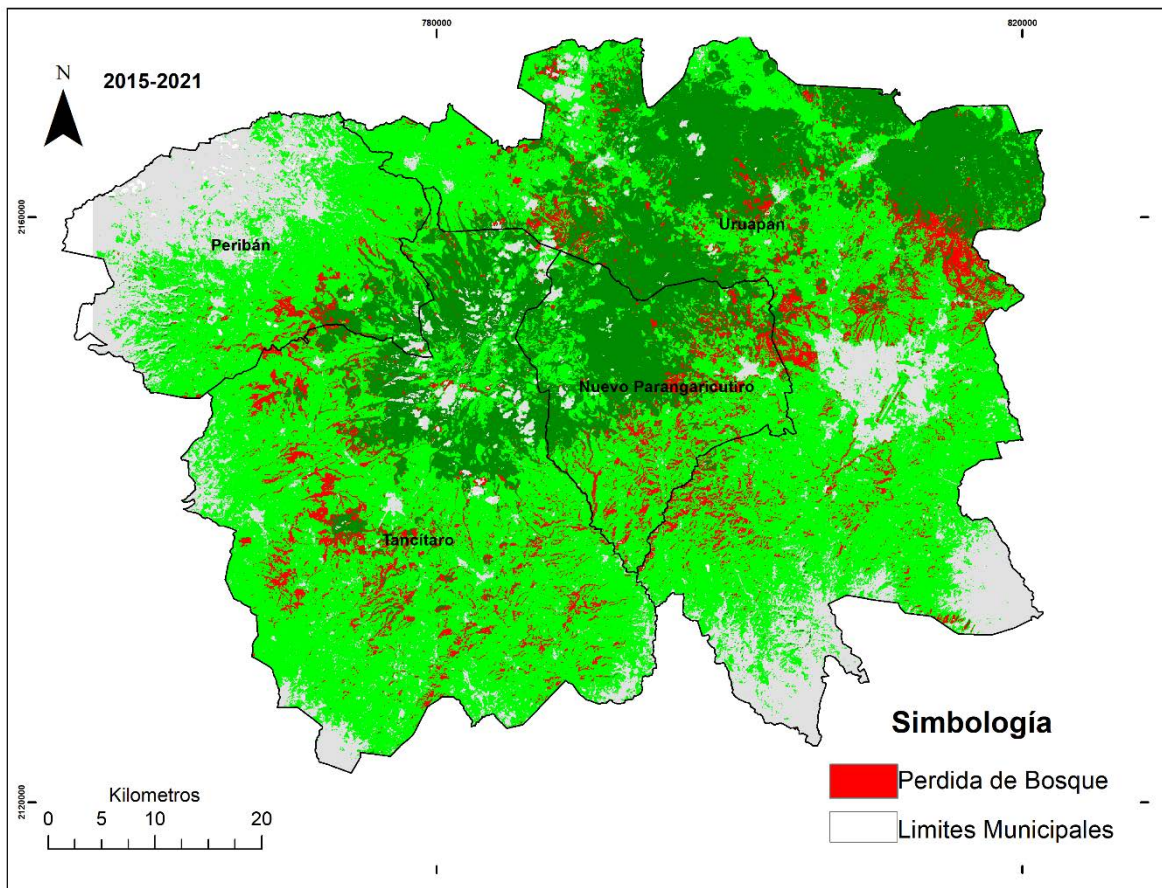
Los cambios durante el período 2015-2018 revelaron un mayor reemplazo de Bosque y HA\_CV, aunque es vegetación arbórea la que está siendo introducida dentro de vegetación nativa para ampliar las zonas aguacateras y aumentar su extensión. Considerando la dinámica espacial de los bosques en la meseta, es importante destacar que registraron porcentajes de cambio continuos en el periodo de estudio. El mapa 6 marcó una etapa del inicio de plantación de huerta de Aguacate en medio de parcelas boscosas permanentes en el área de estudio. El área roja es la pérdida entre estas dos categorías.

Mapa 7. Pérdidas de Boque 2018-2021



En el mapa 7 del año 2018-2021 se observa mayor perturbación entre las categorías que experimentaron un aumento significativo de superficie en comparación con el período anterior (mapa 7). En contraste, el área de bosque no estable continuó distribuyéndose en las zonas altas. El mapa también revela un proceso de fragmentación del paisaje debido en gran parte a la actividad humana y que se considera una de las principales causas de la pérdida de biodiversidad.

Mapa 8. Pérdidas de Bosque del 2015-2021



El mapa 8 muestra todo el avance de las huertas de aguacate. El resultado muestra que en el área de estudio tiene una notable pérdida de bosque en las conocidas como pie de monte. Con estos resultados presentamos un cuadro global con el porcentaje de cambio, como era de esperarse en los resultados de la tabulación cruzada se puede observar que, para el caso de bosque hubo una disminución de superficie del 20.70%

También es posible observar que las superficies boscosas presentan procesos de ganancia o recuperación únicamente en ciertas regiones.

Los hallazgos del estudio son consistentes con otros estudios realizados por otros autores un ejemplo de ello es la investigación realizada por Cho en 2020 que revela una pérdida de cobertura forestal del 17% a nivel estatal en Michoacán

durante el período comprendido entre 2015 y 2021 debida al aumento de las huertas de aguacate. En el marco de este estudio, se continuó monitoreando la tendencia de deforestación en la Meseta Aguacatera, y se observó una disminución significativa de 20.70% en entre los años 2015-2021.

Con los mapas de uso de suelo y los mapas de ganancia y pérdida se detectaron zonas de fragmentación y deforestación con numerosos parches de pérdida de bosques en los municipios de Taretan, Uruapan y Ziracuaretiro, en estos sitios ya se encuentran establecidas huertas de aguacate, esto se verificó con las imágenes de PlanetScope de 2015, 2018 y 2021. La zona de bosque y las zonas de plantaciones de aguacate con otras comunidades de vegetación fue separable con el algoritmo de MSV, debido a que fue posible identificar las nuevas parcelas de árboles de aguacate en sus inicios de sembrado con árboles de aguacate jóvenes.

Los cambios de uso de suelo pueden deberse a diferentes causas, por ejemplo, los incendios. El estudio de Olivares-Martínez et al. (2023) indicó un alto registro de incendios en el cinturón aguacatero del estado de Michoacán en el periodo de 2000 y 2017, por lo que existe una alta probabilidad de cambio de bosque a huertos de aguacate o parcelas agrícolas. En lo que va del año 2023 se han reportado en Michoacán 343 incendios que han afectado 4 mil 865.21 hectáreas. Los municipios con mayor incidencia de incendios forestales son Morelia con 53, Uruapan 34, Hidalgo 32, Pátzcuaro 20 y Chilchota con 19. Michoacán ocupa el cuarto lugar a nivel nacional después de Ciudad de México, Estado de México e Hidalgo. De acuerdo con lo reportado por CONAFOR (2023).

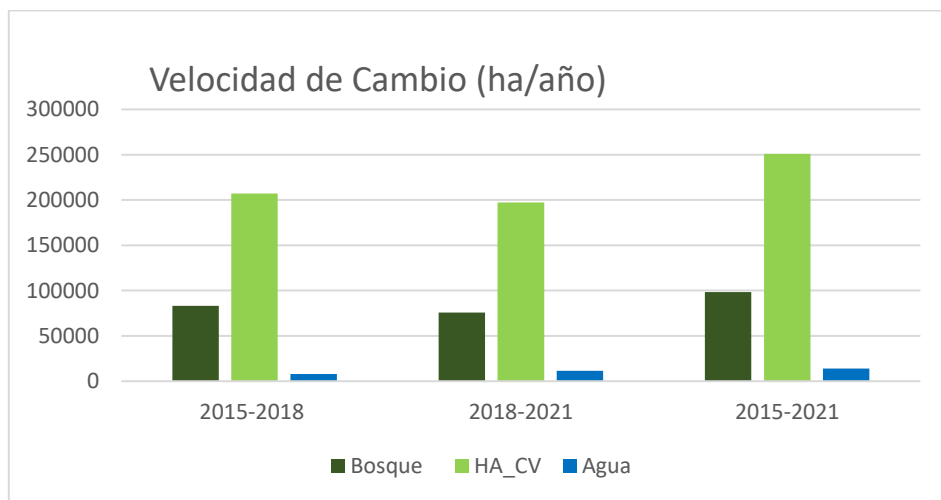
### 5.5 Análisis de Velocidad Cambio de Cobertura

En la figura 12 se presentan los datos relacionados con los cambios en diferentes categorías durante tres períodos de tiempo: 2015-2018, 2018-2021 y 2015-2021. Bosque: El cambio en el bosque fue de 83,125 hectáreas en el período 2015-2018, disminuyó a 75,710 ha. en el período 2018-2021, y en el periodo del 2015- 2021 aumentó a 98,431ha.

En la clase de Huertas de Aguacate y otras comunidades de vegetación (HA\_CV) la velocidad de cambio fue de 207,276 ha en el período 2015-2018, disminuyó a 197,420 ha en el período 2018-2021 y aumentó a 250,853 ha en el período 2015-2021.

Agua: La velocidad de cambio en el agua fue de 7,946 ha en el período 2015-2018, aumentó a 11,396 ha en el período 2018-2021 y aumentó aún más a 13,973 ha en el período 2015-2021. El aguacate es un cultivo perenne cuya demanda de riego de agua es alta a lo largo del año y se requiere mayor uso de agua superficial (manantiales, ríos y agua en almacenamiento) así como el uso de agua subterránea.

Figura 12 Velocidad de Cambio (ha/ año)



El enfoque de ecología del paisaje en esta investigación se centra en la estructura del paisaje para estudiar cómo se organiza la cobertura de suelo a nivel regional, desempeñando un papel esencial en la comprensión de los patrones de transformación del paisaje y en la identificación de áreas críticas de cambio. La parte dinámica del paisaje se enfocó al cambio de tres momentos y aunque no expresa en toda su magnitud los procesos dinámicos si fue posible ver la transformación del paisaje. Esta estabilidad debe satisfacer las necesidades actuales de la humanidad sin poner en peligro la capacidad de los ecosistemas para seguir proporcionando bienes y servicios en el futuro.

La importancia de esta investigación radica en señalar los procesos de cambio como un insumo más que, conjuntamente con muchos otros aspectos ambientales, sociales y económicos, coadyuven a la toma de decisiones en materia de ordenamiento y conservación ambiental y contribuir a la preservación a largo plazo de nuestros ecosistemas y la calidad de vida de las comunidades locales.

Se podría llevar a cabo un estudio más adelante para descubrir las causas de estos cambios, utilizando información socioeconómica como la expansión urbana, la intensificación agrícola, la industrialización, las políticas de desarrollo, el crecimiento demográfico y otros elementos que afectan la transformación del paisaje a nivel regional. Para evaluar posibles mejoras en los resultados, se propone enmascarar específicamente las áreas urbanas, las cuales presentaron ciertos desafíos durante el proceso. Este enfoque permitirá centrarse de manera más precisa en la optimización de la clasificación en estas zonas específicas, o bien un enfoque de uso de imágenes de alta resolución puede mejorar la identificación del árbol de aguacate y la precisión de la clasificación de las huertas de aguacate. Otra alternativa es el modelado en 3D como lo indica Defourny et al. 2012, pero esto implicaría un costo de adquisición de datos.

Metodológicamente se podría hacer recomendaciones como continuar con el uso de otros algoritmos de clasificación como es el caso de bosques aleatorios usados para zonas de aguacateras de Michoacán como el trabajo de Latorre-Latorre-Cárdenas, et al. 2023. También explorar la integración de datos de sensores ópticos con datos de radar de apertura sintética para disminuir la confusión de firmas espectrales. Finalmente, como trabajo futuro incluir datos de trabajo de campo lo cual mejorará la confianza en los resultados y el análisis de la detección de cambios de las zonas críticas de degradación forestal.

## 6.- CONCLUSIONES

Esta investigación representa una valiosa contribución al implementar una metodología en el campo de la detección de cambios en el uso del suelo mediante teledetección, específicamente se obtuvieron mapas que muestran la expansión de

la superficie cultivada con aguacate. Los mapas exhiben patrones de crecimiento progresivo de los huertos de aguacate que solo pueden identificarse en sus etapas iniciales ya que cuando crecen los árboles de aguacate se confunden con otros tipos de especies arbóreas. La capacidad para monitorear y detectar estos cambios tempranos es fundamental para tener información que permita la gestión sostenible del territorio y la preservación de la biodiversidad en la región estudiada.

Las imágenes satelitales han desempeñado un papel central como la fuente de información para determinar estos cambios en el uso del suelo. Los resultados obtenidos en este estudio proporcionan la detección de áreas críticas de cambios en el uso del suelo mediante el uso de datos de Landsat 8-OLI suficiente para la caracterización anual. Los datos de las nuevas imágenes Landsat 9 OLI-2 disponibles desde inicios del año 2022 pueden ser aplicadas en futuras investigaciones debido a su mejor resolución radiométrica.

Considerando que los resultados se obtuvieron a una escala media fue posible tener un análisis detallado de las tendencias de cambio de suelo en la meseta Aguacatera. La aplicación de métodos de aprendizaje supervisado permitió identificar las áreas de bosque, cuerpos de agua, huertas de aguacate y otros tipos de cobertura vegetal. Los resultados finales se representaron como mapas temáticos de cobertura de uso de suelo y mapas de cambios.

El cultivo de aguacate en el Estado de Michoacán ha generado una derrama económica y generado más empleos permanentes, pero también un impacto ecológico no favorable por lo que la detección temprana de cambios en el uso del suelo es una herramienta esencial en la toma de decisiones informadas y en la preservación de los ecosistemas locales.

## REFERENCIAS

- Arima, E. Y., Denvir, A., Young, K. R., González-Rodríguez, A., & García-Oliva, F. (2022). Modelling avocado-driven deforestation in Michoacán, Mexico. *Environmental Research Letters*, 17(3), 034015.
- Aguilera-Montañez, J. L., & Salazar-García, S. (1991). The avocado industry in Michoacán, México. *South African Avocado Growers Assoc*, 14, 94–97.
- Ashkezari, A. D., Ma, H., Saha, T. K., & Ekanayake, C. (2013). Application of fuzzy support vector machine for determining the health index of the insulation system of in-service power transformers. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 20(3), 965–973. doi:10.1109/tdei.2013.6518966
- Asociación de Productores y Empacadores Exportadores (APEAM) (2019). Avocados from Mexico <https://www.apeamac.com/promocion-del-aguacate/>
- Barsimantov, J., & Antezana, J. N. (2012). Forest cover change and land tenure change in Mexico's avocado region: Is community forestry related to reduced deforestation for high value crops?. *Applied Geography*, 32(2), 844-853.
- Betancourt, G. (2005). Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVMs). *Scientia Et Technica*, 1(27). doi:https://doi.org/10.22517/23447214.6895
- Bocco, G.,(2014). Proyecto: Monitoreo de la cubierta del suelo y la deforestación en el estado de Michoacán: un análisis de cambios mediante sensores remotos a escala regional (Clave MICH-2012-C03-192429)
- Chabalala, Y., Adam, E., & Ali, K.A. (2022). Machine Learning Classification of Fused Sentinel-1 and Sentinel-2 Image Data towards Mapping Fruit Plantations in Highly Heterogenous Landscapes. *Remote Sens.* 2022, 14, 2621.
- Chang, C (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM transactions on intelligent systems and technology*
- Chen, J., Gong, P., He, C., Pu, R., & Shi, P. (2003). Land-Use/Land-Cover Change Detection Using Improved Change-Vector Analysis. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 69(4), 369–379. doi:10.14358/pers.69.4.369
- Cho, K., Goldstein, B., Gounaridis, & D., Newell, J. P. (2021). Where does your guacamole come from? Detecting deforestation associated with the export of avocados from Mexico to the United States. *Journal of Environmental Management*, 278, 111482. doi:10.1016/j.jenvman.2020.11148
- Cho, K. (2020). Environmental impacts of the US-Mexico avocado supply chain (Doctoral dissertation), p.15.
- Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de Teledetección Espacial*. 3ª edición. Rialp, Madrid, 568 p.425

- Chuvieco, E., Li, J., & Yang, X. (2010). *Advances in Earth Observation of Global Change*. Springer Netherlands: Dordrecht.
- Civco, D., Hurd J., Wilson E., & Song, M. (2002). *A Comparison of Land Use and Land Cover Change Detection Methods*
- Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) (2018). *Liquidan incendio al 90 por ciento en Michoacán* Recuperado de <https://www.gob.mx/conafor/prensa/liquidan-incendio-al-90-por-ciento-en-michoacan>
- Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) (2023). *Plan Estratégico para México Gobierno de México 2018*
- Coppin, P., & Bauer, M.(1996). Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. *Remote Sensing Reviews*, 13(3-4), 207–234. doi:10.1080/02757259609532305
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., & Lambin, E. (2004). *Change Detection Methods in Ecosystem Monitoring: A Review*. *International Journal of Remote Sensing*, 25(9), 1565-1596.
- De la Tejada, B., Santos, A., Santamaría, H., & Gomez, M. (2012). El Oro verde en Michoacán: ¿un crecimiento sin fronteras? *Economía y Sociedad*, 29, 15-40. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/510/51030120002.pdf>
- Defourny, P., & Bontemps, S. (2012). *Revisiting Land-Cover Mapping Concepts*. In C. Giri (Ed.), *Remote Sensing of Land Use and Land Cover: Principles and Applications* (pp. 49–64). Boca Ratón, FL, USA.: CRC Press
- Defourny, P., Bontemps, S., Bellemans, N., Cara, C., Dedieu, G., Guzzonato, E., Hagolle, O., Inglada, J., Nicola, L., Rabaute, T., Savinaud, M., Udroui, C., Valero, S., Bégué, A., Dejoux, J., Harti, A., Ezzahar, J., Kussul, N., Labbassi, K., Lebourgeois, V., Miao, Z., Newby, T., Nyamugama, A., Salh, N., Shelestov, A., Simonneaux, V., Traore, P., Traore, S., & Koetz, B. (2019). Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: Performance assessment of the Sen2-Agri automated system in various cropping systems around the world. *Remote sensing of environment*, 221, 551-568.
- Erazo-Mesa, E., Echeverri-Sánchez, A., & Ramírez-Gil, J. (2022). *Advances in Hass avocado irrigation scheduling under digital agriculture approach*. *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 16(1)
- ESA. (2021). *GEOEYE-1*. ESA Standard Document. <https://sentinel.esa.int/documents/>
- ESRI (2014). *PLANET* <https://www.esri.cl/es-cl/imagenes/capabilities/content/planet>
- FAO (2009). *IUSS Working Group WRB: Base referencial mundial del recurso sueloX, Actualización 2015. Informes sobre recursos mundiales de suelos 106*, FAO, Roma 2016. ISBN 978-92-5-308369-5.
- Galicia L, Zarco-Arista A, Mendoza-Robles I, Palacio-Prieto L, & García-Romero A. (2008). Land use/land cover change, landforms and fragmentation patterns in a tropical deciduous forest in southern Pacific, Mexico. *Sing. J. Trop. Geogr.* 29: 137-154. Galicia L, Zarco-Arista AE, Mendoza-Robles KI, Palacio-Prieto JL, García-Romero A (2008) Land use/land

cover change, landforms and fragmentation patterns in a tropical deciduous forest in southern Pacific, Mexico. *Sing. J. Trop. Geogr.* 29: 137-154.

- Gao, Y., Marpu, P., & Morales Manila, L. (2014). Object based image analysis for the classification of the growth stages of Avocado crop, in Michoacán State, Mexico. *Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Remote Sensing Technology, Techniques and Applications V.* doi:10.1117/12.2068966
- Gao, Y., Quevedo, A., Szantoi, Z., & Skutsch, M. (2021). Monitoring forest disturbance using time-series MODIS NDVI in Michoacán, Mexico. *Geocarto International*, 1–17. doi:10.1080/10106049.2019.1661032
- García-Romero A, Orozco O, & Galicia L. (2004). Land-use systems and resilience of tropical rainforests in the Tehuantepec Isthmus, Mexico: *Environ. Manag.* 34: 768-785.
- Garibay, O. C. & G. Bocco. (2007). Situación actual en el uso del suelo en comunidades indígenas de la Región Purépecha. Documento Técnico. CIGA-UNAM, Delegación Estatal de la Comisión Nacional para el Desarrollo de los Pueblos Indígenas. Morelia, Mich. 60 p. <http://www.aproam.com/boletines/a58.html>
- Geist, H., McConnell, W., Lambin, E., Moran, E., Alves, D., & Rudel, T. (2006). Causes and Trajectories of Land-Use/Cover Change
- Gutiérrez-Contreras, M., Lara-Chávez, M., Guillén-Andrade, H., &Chávez-Bárceñas, A. (2010). Agroecología de la franja aguacatera en Michoacán, México. *Interciencia*, 35(9), 647-653. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/339/33914212003.pdf>
- Hastie T., & Tibshirani R. (2008). The Elements of Statistical Learning <https://hastie.su.domains/Papers/ESLII.pdf>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2020). Prontuario de información geográfica municipal de los Estados Unidos Mexicanos, Michoacán de Ocampo. Recuperado de octubre de 2023, de [https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2021/EstSociodemo/Resultado2020\\_Mich.pdf](https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2021/EstSociodemo/Resultado2020_Mich.pdf)
- Jackson, R., & Huete, A. (1991). Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine*, 11(3-4), 185–200. doi:10.1016/s0167-5877(05)80004-2
- Khavarian N., Aghaei M., Mostafazadeh R., & Rabiei-Dastjerdi H. (2022). Evaluation of land use change predictions using CA-Markov model and management scenario *Computers in Earth and Environmental Sciences* <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-89861-4.00017-8>
- Kruse, F. (2004). Comparison of ATREM, ACORN, and FLAASH atmospheric corrections using low-altitude AVIRIS data of Boulder, CO. Recuperado de [http://www.hgimaging.com/PDF/Kruse-JPL2004\\_ATM\\_Compare.pdf](http://www.hgimaging.com/PDF/Kruse-JPL2004_ATM_Compare.pdf)
- Lambin, E., & Geist, H. (2006). *Land Use and Land Cover Change-Local Processes and Global Impacts.* Springer Publication, 222.
- Laurance, W., & Cochrane, M. (2001). Introduction: Synergistic effects in fragmented landscapes, *Conservation Biology*, 15, 1488-1489., Recuperado de [https://repository.si.edu/bitstream/handle/10088/1508/scb\\_intro.pdf](https://repository.si.edu/bitstream/handle/10088/1508/scb_intro.pdf)

- Latorre-Cárdenas, M., González-Rodríguez, A., Godínez-Gómez, O., Arima, E., Young, K., Denvir, A., & Ghilardi, A. (2022). Estimating Fragmentation and Connectivity Patterns of the Temperate Forest in an Avocado-Dominated Landscape to Propose Conservation Strategies. *Land*, 12(3), 631.
- Leta, M., Demissie, T. & Tränckner, J. (2021). Modeling and Prediction of Land Use Land Cover Change Dynamics Based on Land Change Modeler (LCM) in Nashe Watershed, Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Sustainability* 2021, 13, 3740. <https://doi.org/10.3390/su13073>
- Leff, E., (2003). La complejidad ambiental, Siglo XXI editores, México, 314 p Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/305/30501605.pdf>
- López, E., Bocco, G., Mendoza, M., & Duahu, E. (2001). Predicting Land-Cover and Land Use Change in the urban fringe A case in Morelia City, México, *Landscape and Urban Planning*, 55 (4), 271-283.
- López H. & Plata R. (2009). Análisis de los cambios de cobertura de suelo derivados de la expansión urbana de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México, 1990-2000 *Investigaciones Geográficas (Mx)*, núm. 68, 2009, pp. 85-101 Instituto de Geografía Distrito Federal, México
- López-Granados, E. (2006). Patrones de cambio de uso del terreno en la Cuenca del Lago de Cuitzeo, Tesis de grado de doctorado en ciencias, México: Universidad Autónoma de México. Lu, D., Mausel. P., Brondizios.
- Lobell, D., Cahill, K., & Field, C. (2007). Historical effects of temperature and precipitation on California crop yields. *Climatic Change* 81: 187–203.
- Löw, F. Dimov D., Kenjabaev S., & Sherzod, Z. (2022). Land cover change detection in the Aralkum with multi-source satellite dataset *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction* (5th ed.). Berlín: Springer Verlag. doi: 10.1080/15481603.2021.2009232
- Lv, Z., Shi, W., Zhou, X., & Benediktsson, J. (2017). Semi-Automatic System for Land Cover Change Detection Using Bi-Temporal Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 9(11), 1112. doi:10.3390/rs9111112
- Mas, J.-F., Lemoine-Rodríguez, R., González, R., López-Sánchez, J., Piña-Garduño, A. & Herrera-Flores, E. (2017). Evaluación de las tasas de deforestación en Michoacán a escala detallada mediante un método híbrido de clasificación de imágenes SPOT. *Madera y Bosques*, 23(2), doi: 10.21829/myb.2017.2321472
- Matteucci, S., (2006). Ecología de paisajes. ¿Qué es hoy en día? *Revista Fronteras* 5, p. 1-8.
- McFeeters, S. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425–1432. doi:10.1080/01431169608948714
- Melgani, F., & Bruzzone, L. (2004). Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 42(8), 1778-1790.

- Mendoza M., Bocco G., López E., & Bravo M. (2001). Implicaciones hidrológicas del cambio de la cobertura vegetal y uso del suelo: una propuesta de análisis espacial a nivel regional en la cuenca cerrada del lago de Cuitzeo, Michoacán. *Invest. Geog* no.49 Ciudad de México dic. 2002
- Moncrieff, G. (2022). Continuous Land Cover Change Detection in a Critically Endangered Shrubland Ecosystem Using Neural Networks. *Remote Sens.* 2022, 14, 2766. <https://doi.org/10.3390/rs14122766>
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) (2009) clasificación de los suelos según su capacidad de uso
- Olivares-Martinez L., Gomez-Tagle A. & Pérez-Salicrup D. (2023). Drivers behind the Burning of Remanent Forests in Michoacán Avocado Belt, Central Mexico <https://doi.org/10.3390/fire6030081>
- Olofsson, P., Foody, G., Herold, M., Stehman, S., Woodcock, C., & Wulder, M. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42–57. doi:10.1016/j.rse.2014.02.015
- Pérez B. M., Pineda, M., Vida, C., Fernandez-Ortuno, D., Tores, J., De Vicente, A., & Barón, M. (2019). Detection of white root rot in avocado trees by remote sensing. *Plant Disease*. doi:10.1094/pdis-10-18-1778-re
- Pérez I. (2019) El cultivo ilegal del aguacate avanza en Michoacán, con importantes efectos ambientales. *Ambiente y Naturaleza UNAM* vol. 45 num.4:28-36
- Pontius, R. & Malanson, J. (2005) Comparison of the structure and accuracy of two land change models. *International Journal of Geographical Information Science*, , N° 19, Vol. 2, p. 243-265.
- Pontius, R., Shusas E., & McEachern M. (2004). “Detecting important categorical land changes while accounting for persistence”, *Agriculture, Ecosystems and Environment*, no. 101, pp. 251–268.
- Rahman, M., Robson, A., & Brinkhoff, J. (2022). Potential of Time-Series Sentinel 2 Data for Monitoring Avocado Crop Phenology. *Remote Sensing*, 14(23), 5942. doi.org/10.3390/rs14235942
- Robson, A., Petty, J., Joyce, D., Marques, R., & Hofman, P. (2014). High resolution remote sensing, GIS and Google Earth for avocado fruit quality mapping and tree number auditing. In *XXIX International Horticultural Congress on Horticulture: Sustaining Lives, Livelihoods and Landscapes (IHC2014)*: 1130 (pp. 589-596).
- Ruiz, F. (2021). La agricultura convencional fuente de contaminación del suelo y agua. En *III Foro Nacional sobre Agricultura Orgánica* (pp. 25-30). Guadalajara, Jalisco, México. Recuperado de [https://www.smcsmx.org/files/books/agricultura\\_org.pdf](https://www.smcsmx.org/files/books/agricultura_org.pdf)
- Schmidt, C., & McCullum, A. (2018). Accuracy Assessment of a Land Cover Classification. NASA Applied Remote Sensing Training Program (ARSET). <https://appliedsciences.nasa.gov/join-mission/training/english/arset-accuracy-assessment-land-cover-classification>

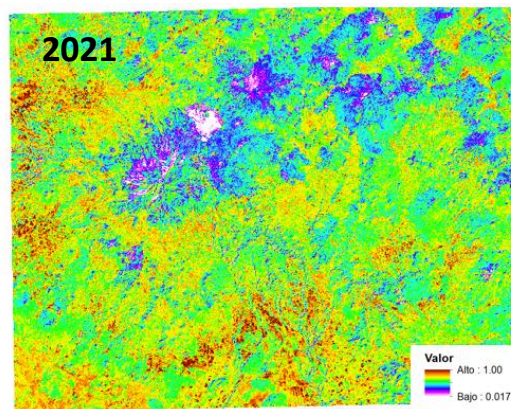
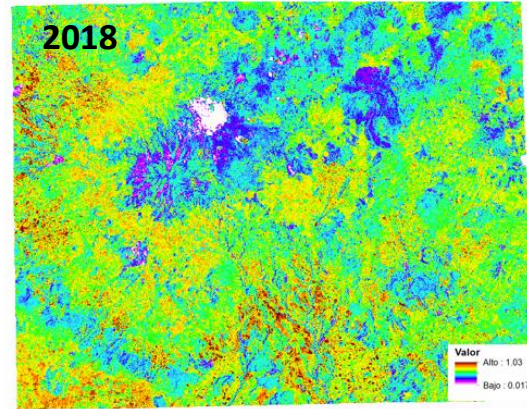
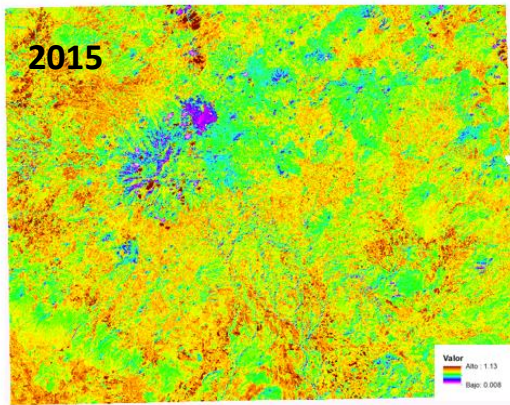
- Schmidt, C., & McCullum, A. (2018). Accuracy Assessment of a Land Cover Classification. NASA Applied Remote Sensing Training Program (ARSET). <https://appliedsciences.nasa.gov/join-mission/training/english/arset-accuracy-assessment-land-cover-classification>
- Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural (SAGARPA). (2020). Planeación Agrícola Nacional 2017-2030 Aguacate Mexicano. Recuperado de <https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/257067/Potencial-Aguacate.pdf>
- Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural(SADER)(2019) Productores de pequeña escala, los principales exportadores de aguacate a Estados Unidos: Agricultura recuperado de: <https://www.gob.mx/senasica/prensa/productores-de-pequena-escala-los-principales-exportadores-de-aguacate-a-estados-unidos-agricultura-233311#:~:text=M%C3%A9xico%20exportar%C3%A1%20a%20Estados%20Unidos,impuesta%20en%20enero%20de%202019.>
- Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT). (2016). Dirección General de Estadística e Información Ambiental. El ambiente en números. México, D.F. Recuperado de [https://apps1.semarnat.gob.mx:8443/dgeia/informe15/tema/pdf/Informe15\\_completo.pdf](https://apps1.semarnat.gob.mx:8443/dgeia/informe15/tema/pdf/Informe15_completo.pdf)
- Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP). (2011). Escenario mensual de productos agroalimentarios Dirección de Análisis Estratégico Recuperado de [https://www.gob.mx/cms/uploadstachment/file/691969/Eate\\_st451.pdf](https://www.gob.mx/cms/uploadstachment/file/691969/Eate_st451.pdf)
- Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP). (2020). Escenario mensual de productos agroalimentarios Dirección de Análisis Estratégico Recuperado de [https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/691969/Escenario\\_aguacate\\_oct21.pdf](https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/691969/Escenario_aguacate_oct21.pdf)
- Servicio Geológico de EE.UU. (USGS) (2009) Características del imágenes 8 OLI <https://www.usgs.gov/products/multimedia-gallery/images>
- Singh, A. (1989). Digital change detection techniques using remotely sensed data. International Journal of Remote Sensing. 10, 989-1003.
- Sistema de Información Agroalimentaria y de Consulta, (SIAP), (2011), en SIACON 2011, documento en línea en: [http://www.siap.gob.mx/index.php?option=com\\_content&view=article&id=181&Itemid=426](http://www.siap.gob.mx/index.php?option=com_content&view=article&id=181&Itemid=426)
- Solano-Correa, Y., Bovolo, F., Bruzzone, L., & Fernández-Prieto, D. (2019). A Method for the Analysis of Small Crop Fields in Sentinel-2 Dense Time Series. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. doi: 10.1109/TGRS.2019.2953652
- Srivastava, P., Han, D., Rico-Ramirez, M., Bray, M., & Islam, T. (2012). Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation. Advances in Space Research, 50(9), 1250–1265. doi:10.1016/j.asr.2012.06.032
- Stehman, S., & Czaplewski, R. (1998). Design and Analysis for Thematic Map Accuracy Assessment. Remote Sensing of Environment, 64(3), 331–344. doi:10.1016/s0034-4257(98)00010-8
- Sui, H., Zhou, Q., Gong, J., & Ma, G. (2008). Processing of multitemporal data and change detection., Advances in Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences:2008 ISPRS Congress Book (pp. 227-250). Londres: Taylor & Francis Group.

- Theobald, D. & Hobbs, N. (1998). Forecasting rural land-use change: a comparison of regression and spatial transition-based models. *Geographical and Environmental Modelling*, 1998, N° 2, Vol.1, p. 62-82.
- United States Department of Agriculture, Animal and Plant Health Inspection Service, Servicio Nacional de Sanidad, Inocuidad y Calidad Agroalimentaria y Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación (USDA APHIS, SENASICA SAGARPA).
- Valderrama-Landeros, L., Espana-Boquera, M., & Baret, F. (2016). Deforestation in Michoacan, Mexico, from CYCLOPES-LAI time series (2000–2006). *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(12), 5398-5405.
- Veldkamp, A., & Fresco, L. (1996). CLUE: a conceptual model to study the conversion of land use and its effects, *Ecological modelling*, 85(2), 253-270.
- Vila, S., Varga, L., Llausàs, P., & Ribas, P. (2006). Conceptos y métodos fundamentales en ecología del paisaje. *Doc. Anàl. Geogr.* 48, p. 151-166.
- Weng, Q. (2002). Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS, and stochastic modeling. *Journal of Environmental Management*, 2002, N° 64, p. 273-284.
- Wu, D., Johansen, K., Phinn, S., & Robson, A. (2020). Inter-comparison of remote sensing platforms for height estimation of mango and avocado tree crowns. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 89, 102091.
- Yang, X. (2011). Parameterizing support vector machines for land cover classification. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 77(1), 27-37.
- Zhang, L., Zhou, W., & Jiao, L. (2004). Wavelet support vector machine. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 34(1), 34-39.

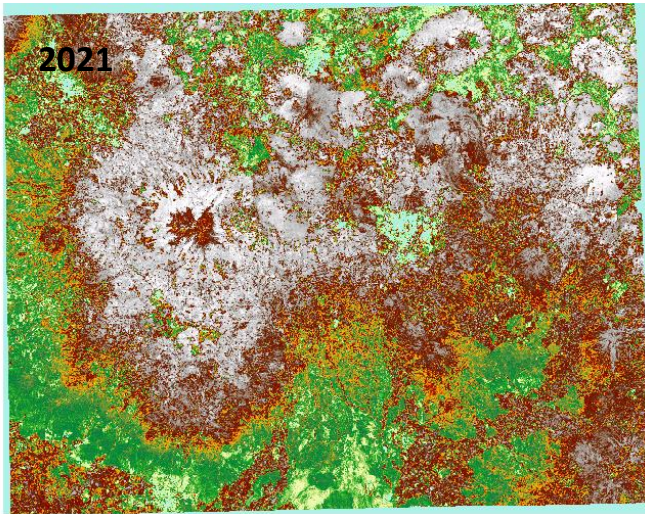
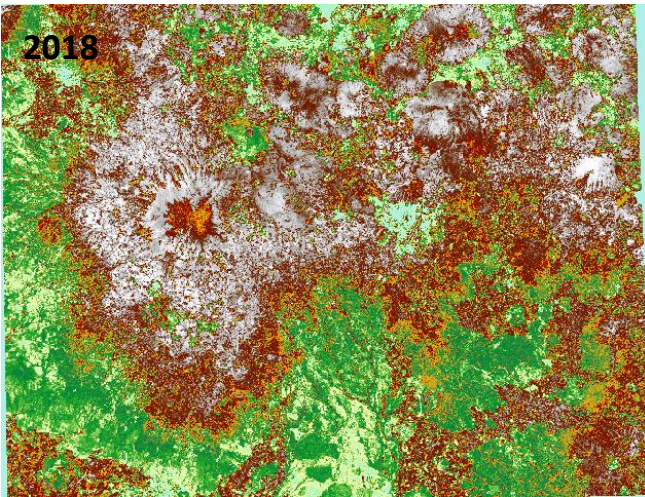
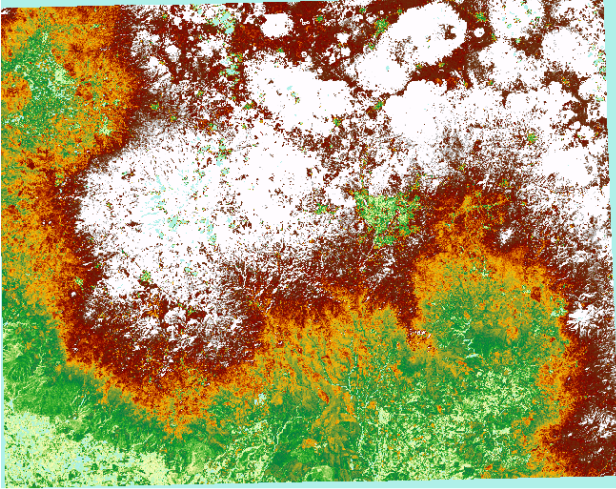
# ANEXOS

## ANEXO 1 Índices

Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)



Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)



Índice de Agua de Diferencia Normalizada Modificado (MNDWI)

