



Universidad Autónoma del Estado de México

Instituto de Ciencias Agropecuarias y Recursos Naturales

Línea de Generación y Aplicación del Conocimiento:

Conservación y Manejo de Recursos Naturales

**Análisis multitemporal del estado de conservación de los
humedales en Palizada, Campeche mediante teledetección en la
plataforma de Google Earth Engine**

Presenta:

Florencio García Jacinto

Para obtener el grado de:

Maestro en Ciencias Agropecuarias y Recursos Naturales

Dr. Ángel Roberto Martínez Campos
Tutor académico

Dr. Jesús Castillo Nonato
Tutor adjunto

Dra. Marlín Pérez Suárez
Tutora adjunta

Toluca de Lerdo; México, septiembre de 2025

Resumen

Los humedales de Palizada, Campeche, representan ecosistemas estratégicos por su alta productividad, regulación hidrológica y capacidad de almacenamiento de carbono; sin embargo, en las últimas décadas han estado sujetos a presiones derivadas del cambio de uso de suelo y actividades antrópicas. El objetivo de este trabajo fue analizar su estado de conservación entre 2019 y 2023 mediante imágenes Sentinel-1 y Sentinel-2 procesadas en Google Earth Engine (GEE), integrando índices espectrales (NDVI, EVI, SAVI, NDWI) y polarización de radar (VH/VV), así como clasificaciones supervisadas con el algoritmo Random Forest (RF). Las clasificaciones alcanzaron exactitudes globales superiores al 98 % y coeficientes Kappa mayores a 0.95, lo que confirma la confiabilidad del análisis. Los resultados muestran que la superficie de humedales (clase FL + GL) pasó de 204,846 ha en 2019 a 174,561 ha en 2023, con una pérdida neta de 30,285 ha (-14.8 %), principalmente sustituida por pastizales y cultivos. La biomasa aérea (AGB) estimada a partir del NDVI se redujo significativamente. En 2019 existían más de 98,000 ha con valores altos de AGB (106-140 t/ha, equivalente a 51–67 t C/ha), pero para 2023 estas áreas desaparecieron por completo. Al mismo tiempo, las coberturas con baja AGB (<35 t/ha) se incrementaron de 2,540 ha en 2019 a 45,674 ha en 2023. Estos cambios implicaron una pérdida aproximada de 59 t C/ha, lo que equivale a más de 5.8 millones de toneladas de C dejadas de almacenar en los humedales de Palizada. Estos hallazgos ponen en evidencia un proceso de degradación reciente en los humedales y resaltan la utilidad de la teledetección multitemporal como herramienta para el monitoreo y la gestión adaptativa de ecosistemas estratégicos en México.

Contenido

1. Introducción	6
2. Antecedentes	7
3. Planteamiento del problema	9
4. Hipótesis y/o pregunta de investigación.....	10
5. Justificación.....	10
6. Objetivos	11
6.1 Objetivo general.....	11
6.2 Objetivos específicos	11
7. Marco teórico	12
8. Caracterización del Municipio de Palizada	16
8.1 Área de estudio	16
8.2 Geología.....	17
8.3 Clima.....	18
8.4 Edafología	20
8.5 Hidrología	21
8.6 Vegetación	23
9. Metodología	24
9.1 Extracción de características espectrales y de retrodispersión	24
9.2 Creación de clases y entrenamiento del modelo	28
9.3 Random Forest	29
9.4 Evaluación de la calidad de la clasificación supervisada.....	30
9.5 Estimación de AGB	31
9.6 Almacenamiento de C en los humedales	31
9.7 Análisis de las causas de las variaciones en el NDVI.....	32
10. Resultados.....	32
10.1 Acuse de recibido del artículo de investigación	33
10.2 Expansión agrícola y su relación con la AGB y el C almacenado.....	34
11. Discusión	35
12. Conclusiones.....	37
13. Referencias	38
14. Anexos	43

Índice de Figuras

Figura 1. Flujo del proceso de teledetección: desde la emisión de radiación hasta la obtención de datos útiles. Imagen generada por inteligencia artificial. Creada con Copilot de Microsoft a partir de una descripción proporcionada por el autor.	15
Figura 2. Clasificación de sensores remotos: comparación entre sensores pasivos y activos. Imagen generada por inteligencia artificial. Creada con Copilot de Microsoft a partir de una descripción proporcionada por el autor.....	15
Figura 3. Representación esquemática del algoritmo Random Forest aplicado a clasificación de píxeles. Imagen generada por inteligencia artificial. Creada con Copilot de Microsoft a partir de una descripción proporcionada por el autor	16
Figura 4. Localización del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos del Marco Geoestadístico, 2023.	17
Figura 5. Geología del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos del Servicio Geológico Mexicano (SGM), 2005.....	18
Figura 6. Tipos de clima del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en García (1998).....	19
Figura 7. Edafología del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos del INIFAP y CONABIO (1995, actualizado al 05/03/2025).	21
Figura 8. Hidrología del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos de Maderey-R, L. E. y Torres-Ruata, C. (1990, actualizado al 05/03/2025).	22
Figura 9. Tipos de vegetación del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en CONAFOR (2016).	24
Figura 10. Promedio de las condiciones meteorológicas (temperatura y precipitación) en el municipio de Palizada durante los últimos 30 años. Datos tomados de la estación Palizada, Campeche (18°.2531, -92°.0919), Clave 4024.....	26
Figura 11. Municipio de Palizada en composición verdadera (RGB) y su relación entre el cultivo de palma de aceite y el almacenamiento de carbono.....	35

Índice de Tablas

Tabla 1. Características espectrales y de retrodispersión extraídas de imágenes Sentinel-1 y Sentinel-2.....	26
Tabla 2. Índices espectrales seleccionados para la clasificación del uso del suelo en el municipio de Palizada.....	27
Tabla 3. Descripción de las clases del IPCC y número de puntos de control utilizados en el modelo Random Forest.....	29

Tabla 4.	Escala de evaluación del coeficiente Kappa.....	31
-----------------	---	----

1. Introducción

En las últimas décadas, los humedales se han reconocido como ecosistemas clave para la conservación de la biodiversidad y el desarrollo sostenible, debido a sus funciones hidrológicas, biogeoquímicas y ecológicas. De tal manera, estas funciones están directamente vinculadas con al menos siete de los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) establecidos por las Naciones Unidas (ONU) en 2015, diseñados para terminar con la pobreza, proteger el planeta y garantizar la paz (Eyzaguirre et al., 2023; Slagter et al., 2020). Los ODS relacionados son los siguientes: Fin de la pobreza, Hambre cero, Salud y bienestar, Agua limpia y saneamiento, Trabajo decente y Crecimiento económico, Acción por el clima y Vida de ecosistemas terrestres.

Los humedales cubren entre el 4 % y el 6 % de la superficie terrestre (Mao et al., 2021; Poulter et al., 2017). Estos ecosistemas ofrecen servicios esenciales que incluyen la purificación del agua, el control de inundaciones, la prevención de la erosión del suelo y el suministro de hábitats críticos para una gran diversidad de mamíferos y aves (Grings et al., 2009). Además, funcionan como importantes sumideros de C, almacenando entre el 20 % y el 25 % del C atmosférico global (Zhang et al., 2021).

A pesar de su relevancia socioecológica, más del 50 % de los humedales del planeta han sido degradados o eliminados durante los últimos 150 años debido a la expansión agrícola, la urbanización y los efectos del cambio climático (Finlayson et al., 2018; Mleczko et al., 2021). En México, existen 6,331 complejos de humedales que representan aproximadamente el 4.5 % del territorio nacional; sin embargo, su superficie se ha reducido en 62 % aproximadamente, debido a actividades antropogénicas como la expansión agrícola y urbana (Landgrave y Moreno, 2012). Para su protección, el país ha designado 144 sitios RAMSAR que abarcan más de 8.7 millones de ha. No obstante, el monitoreo sigue siendo un desafío por limitaciones económicas, de acceso y por la ubicación remota de muchos humedales.

La teledetección ofrece una vía costo-beneficio para superar estas barreras y monitorear cambios espaciales y temporales en los humedales. La integración de datos ópticos Sentinel-2 (S2) y de Sentinel-1 (S1), junto con el procesamiento en la nube mediante Google Earth Engine (GEE), permite generar análisis multitemporales de alta resolución espacial y temporal para clasificar coberturas, estimar biomasa aérea (AGB) y calcular C almacenado

(Ghorbanian et al., 2021; Gorelick et al., 2017; Mahdianpari et al., 2018). En particular la combinación de S2 + S1 mejora la caracterización de la vegetación de humedales al reducir los sesgos por nubosidad y al añadir sensibilidad a estructura y humedad (radar) y vigor fotosintético (óptico).

A pesar de los avances, persisten vacíos en México respecto a estudios que integren clasificación, AGB, y almacenamiento de C con un enfoque multitemporal y aprendizaje automático. Trabajos previos han abordado existencias de C (principalmente del suelo) o mapeo de manglares sin estimar AGB ni C a lo largo del tiempo, lo que limita inferencias sobre el estado de conservación de estos ecosistemas (Cissell et al., 2018; Hansen y Nestlerode, 2014). Este vacío de información constituye el punto de partida del presente estudio.

El área de estudio, Palizada, Campeche, concentra humedales tropicales (manglares, popales y tulares) de gran relevancia ecológica y alto potencial de almacenamiento de C (Thorhaug et al., 2019). Sin embargo, estos ecosistemas enfrentan crecientes presiones relacionadas con el cambio de uso de suelo y la variabilidad climática. En este contexto, el presente trabajo evalúa el estado de conservación de los humedales durante cinco años consecutivos de 2019 a 2023, utilizando imágenes S2 + S1 procesadas en GEE. La clasificación de uso de suelo se realizó mediante el algoritmo Random Forest (RF), y la AGB se estimó a partir del NDVI para posteriormente convertirla en C almacenado. Finalmente, se cuantificaron los cambios y su distribución espacial, con el propósito de generar insumos que fortalezcan la gestión local y regional.

2. Antecedentes

La importancia de los humedales ha motivado a diversos estudios orientados a caracterizar su extensión, biodiversidad y funciones ecosistémicas a nivel global, regional y local. En el contexto internacional, investigaciones recientes han demostrado que la teledetección es una herramienta efectiva para mapear y monitorear estos ecosistemas, incluso en condiciones de nubosidad o difícil acceso. Por ejemplo, Mahdianpari et al. (2018) emplearon imágenes S1 y S2 en combinación con algoritmos de aprendizaje automático para la clasificación de

humedales en Canadá, alcanzando altos niveles de exactitud general. De forma similar (Kaplan y Avdan, 2018) han resaltado la utilidad de integrar datos ópticos y de radar para superar limitaciones en ambientes tropicales.

En Nebraska, Estados Unidos de América, Zhang et al. (2022), evaluaron el estado de conservación de los humedales salinos utilizando seis algoritmos de aprendizaje automático para la clasificación de cuerpos de agua, suelo y vegetación con imágenes de Sentinel-2 y para el análisis de la salinidad usaron el Programa Nacional Agrícola. El procesamiento de las imágenes lo hicieron en GEE, logrando una precisión de 99.95 % para la identificación de agua y del 97.07 % para la clasificación de vegetación salina. El aporte de esta investigación fue demostrar la efectividad de la teledetección y de algoritmos de aprendizaje automático para el monitoreo de humedales.

Debido a la falta de conocimiento sobre la dinámica de los lagos internos en China y con el objetivo de evaluar la política nacional de protección ecológica de los humedales Long et al. (2021), desarrollaron un modelo dentro de la nube de GEE para mapear la distribución de la vegetación utilizando imágenes de S1 y S2, complementadas con un modelo digital de elevación (DEM). También utilizaron el software LandTrendr para analizar los cambios en la vegetación entre 1999 y 2018. Los resultados, con una precisión del 94.5 % y un coeficiente Kappa de 0.92, demostraron la utilidad de estos enfoques para comprender dinámicas en la vegetación a lo largo del tiempo.

En América Latina, los estudios sobre humedales se han enfocado principalmente en la dinámica de manglares y su papel en el secuestro de C. Rodríguez-Zúñiga et al. (2022) documentaron la pérdida y degradación de manglares en México, mientras que (Adame et al., 2013) estimaron sus reservas de C y resaltaron la necesidad de sistemas de monitoreo permanente. Estos trabajos han adoptado información valiosa, pero en muchos casos se han concentrado en coberturas específicas (como manglares) o en periodos cortos, sin integrar de manera multitemporal los cambios en AGB y C almacenado.

En México, la Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO, 2021) y el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2020) han desarrollado cartografía base de humedales y de uso de suelo y vegetación, constituyendo insumos fundamentales para la planeación ambiental. Sin embargo, estas bases de datos

suelen actualizarse en lapsos de tiempo largos y presentan limitaciones para analizar la dinámica anual de los humedales. Landgrave y Moreno (2012) estimaron que el país ha perdido aproximadamente el 62 % de su superficie original de humedales por la conversión a agricultura, ganadería y asentamientos humanos.

En Campeche y la región de la Laguna de Términos, diversos estudios han documentado la relevancia de los humedales para la regulación hidrológica, el hábitat de especies y la mitigación del cambio climático (Adame et al., 2013; Thorhaug et al., 2019). Sin embargo, persisten vacíos de información sobre el estado de conservación de humedales interiores, como los del municipio de Palizada, particularmente en relación con la dinámica de AGB y C almacenado en los últimos años. Estos estudios resaltan la versatilidad de las herramientas de teledetección para abordar desafíos en el monitoreo y conservación de los humedales. Desde la evaluación multitemporal hasta la cuantificación de los almacenes de C, estas metodologías ofrecen soluciones accesibles para enfrentar el cambio climático y el cambio de uso de suelo, a distintas escalas espaciales y temporales.

3. Planteamiento del problema

Los humedales de Palizada, Campeche, representan ecosistemas de alta relevancia ecológica y social debido a su productividad, biodiversidad y capacidad de almacenamiento de C (Donato et al., 2011; Flores et al., 2019). No obstante, enfrentan presiones crecientes derivadas del cambio de uso de suelo, la expansión agropecuaria, incendios, la modificación de cauces hidrológicos y fenómenos meteorológicos extremos.

Aunque existen esfuerzos de cartografía nacional (CONABIO, 2021; INEGI, 2020) y regional (Adame et al., 2013; Rodríguez-Zúñiga et al., 2022), estos no han logrado capturar la dinámica reciente de los humedales de Palizada ni su variación interanual de AGB y C almacenado. Las bases oficiales presentan actualizaciones con intervalos amplios y no integran metodologías de teledetección multitemporal, lo que limita la generación de información para la gestión sustentable de los humedales. Además, si bien la recopilación de datos en campo ofrece información valiosa sobre el estado de conservación de los humedales, estas técnicas son limitadas por ser laboriosas, costosas y de aplicación restringida a escalas

espaciales reducidas (Mahdavi et al., 2017). Es por ello por lo que surge la pregunta, ¿pueden las nuevas tecnologías, como la teledetección facilitar el monitoreo de áreas remotas de humedales con fines de conocer su estado de conservación y establecer programas integrales orientados a la conservación y restauración?, las plataformas basadas en la nube como Google Earth Engine, combinadas con imágenes satelitales, ofrecen una vía costo-efectiva para evaluar la dinámica de estos ecosistemas. No obstante, falta evidencia local que integre estas herramientas y traduzca las variables espectrales en métricas ecológicamente significativas como AGB y C almacenado durante varios años. La ausencia de una metodología reproducible que vincule las relaciones multitemporales de AGB y C almacenado con los cambios de cobertura en Palizada limita la capacidad de detectar tempranamente focos de degradación, priorizar zonas de degradación y la evaluación de efectividad de políticas sobre la integridad de los humedales.

4. Hipótesis

El análisis multitemporal de servicios ecosistémicos, como la cantidad de C almacenado en los humedales, mediante herramientas de teledetección y algoritmos de aprendizaje automático, generará información actualizada y accesible que contribuirá a la identificación de áreas prioritarias para la conservación de los recursos naturales a escala regional.

5. Justificación

Los humedales son ecosistemas estratégicos por las funciones hidrológicas, biogeoquímicas y ecológicas que desempeñan, las cuales los vinculan directamente con al menos siete de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la Agenda 2030 (Sharma et al., 2021). Además de proveer agua limpia mediante la filtración de contaminantes y aportar alimentos sostenibles como peces y plantas acuáticas, actúan como sumideros de carbono, regulan inundaciones y contribuyen a mitigar el cambio climático (Mao et al., 2021). Esta multiplicidad de funciones explica su relevancia socioecológica y refuerza la necesidad de contar con información precisa y actualizada sobre su estado de conservación.

El avance en las tecnologías de observación de la Tierra ha abierto nuevas oportunidades para fortalecer el monitoreo de los humedales, permitiendo generar información precisa, rápida y accesible. La teledetección, en particular, ha demostrado ser una herramienta eficaz para el análisis espacial y temporal de estos ecosistemas, superando las limitaciones de los métodos tradicionales en campo (Adeli et al., 2020; Kaplan y Avdan, 2018). En este sentido, plataformas como GEE, junto con los satélites S2 y S1 del programa Copernicus, permiten el acceso a imágenes multitemporales de alta resolución espacial y temporal, promoviendo la ciencia abierta y la formulación de estrategias integrales de conservación

Este estudio se justifica en la necesidad de generar información cuantitativa y actualizada sobre la dinámica de los humedales de Palizada entre 2019 y 2023, incluyendo estimaciones de AGB y almacenamiento de C. Los resultados obtenidos no solo aportarán evidencia científica para comprender la dinámica reciente de estos ecosistemas, sino que también constituirá un insumo fundamental para la gestión local y regional, orientando estrategias de conservación, restauración y adaptación al cambio climático con base en evidencia.

6. Objetivos

6.1 Objetivo general

Analizar el estado de conservación de los humedales de Palizada, Campeche, mediante la evaluación de acumulación de AGB y almacenes de C durante la temporada de lluvias en un período de cinco años consecutivos (2019 - 2023).

6.2 Objetivos específicos

- Identificar la distribución espacial de las coberturas de uso de suelo durante la temporada de lluvias en cinco años consecutivos (2019 a 2023).
- Analizar la variabilidad en la acumulación de AGB, su relación con el almacenamiento de C y su vinculación con las coberturas de uso de suelo en humedales durante la temporada de lluvias en cinco años consecutivos (2019-2023).

- Determinar el estado de conservación de los humedales usando como indicador los almacenes de C durante la temporada de lluvias en un período de cinco años consecutivos (2019-2023).

7. Marco teórico

La base teórica para comprender distintos fenómenos ecológicos, especialmente a niveles iniciales, desde el individuo hasta la configuración de las comunidades, se encuentra en la **teoría de la evolución** mediante el proceso de **selección natural**. Por otro lado, la explicación de los procesos a nivel de ecosistema, como las **transferencias de materia y energía** entre el entorno abiótico y biótico, es crucial para entender la funcionalidad de los **humedales**, particularmente en términos de su capacidad para capturar y almacenar C; así como para regular dinámicas ecológicas (Busch, 2014; Howard et al., 2014).

La **ecología** es la ciencia que estudia las interacciones entre los organismos y su entorno natural, considerando los elementos abióticos y bióticos que lo constituyen (Lucio Villacreses et al., 2022). Este enfoque permite analizar el estado de conservación de los humedales al comprender cómo las interacciones ecológicas sostienen servicios ecosistémicos clave.

Uno de los principios centrales de la ecología es la **interdependencia**. Los humedales, al ser ecosistemas híbridos entre un ambiente acuático y terrestre, reflejan esta interdependencia en las relaciones entre plantas, animales y microorganismos acuáticos. Por ejemplo, los **ciclos biogeoquímicos**, como el del C, son esenciales para la acumulación de biomasa en los ecosistemas (Davidson y Janssens, 2006). Las plantas acuáticas absorben CO₂ durante la **fotosíntesis**, almacenándolo en su biomasa, mientras que el C también se acumula en el suelo anegado, donde los procesos de descomposición son más lentos debido a la falta de oxígeno (Davidson y Janssens, 2006). Este almacenamiento no solo contribuye a la regulación del C atmosférico, sino que también refuerza la capacidad de los humedales para **mitigar el cambio climático** y sustentar **servicios ecosistémicos** (Howard et al., 2014).

El flujo de la energía a través de los humedales es esencial para comprender su dinámica y su relación con la biomasa y el almacenamiento de C (Chapin et al., 2012). Los productores,

como las plantas acuáticas, capturan la energía solar mediante la fotosíntesis, convirtiéndola en biomasa que almacena C. Esta biomasa, a su vez, es transferida a los consumidores y descomponedores, cerrando el ciclo energético y contribuyendo a la capacidad de los humedales para actuar como sumideros de C (Mitsch y Gosselink, 2015).

La **biomasa aérea (AGB)** y la biodiversidad son pilares fundamentales para la resiliencia de los humedales. Las especies se adaptan a condiciones específicas de humedad, temperatura y nutrientes. Por ejemplo, los manglares, al actuar como barreras naturales, almacenan grandes cantidades de C en sus raíces y suelos (Alongi, 2012). La **AGB** generada por estos ecosistemas no solo almacena C, sino que también actúa como un indicador de la salud del ecosistema. De manera similar, las praderas de pastos marinos y las plantas emergentes contribuyen significativamente al almacenamiento de C mediante la fotosíntesis (Fourqurean et al., 2012), destacando la importancia de conservar estas especies clave para mantener los servicios ecosistémicos. La biodiversidad subraya la necesidad de conservar la variedad de especies en los humedales, ya que estas contribuyen de manera directa al almacenamiento de C y al equilibrio del ecosistema (Gosselink, 2015). Cada organismo desempeña una función particular, contribuyendo a la estabilidad del ecosistema. La pérdida de biodiversidad podría ocasionar la proliferación de especies no deseadas y/o la pérdida de servicios ecosistémicos (Cardinale et al., 2012).

La **sucesión ecológica** también encuentra aplicación en la comprensión de la evolución de los humedales a lo largo del tiempo. Los cambios dados por fenómenos naturales y antropogénicos pueden alterar la composición y estructura de estos ecosistemas (Connell y Slatyer, 1977). Además, el cambio climático intensifica estos procesos al modificar las condiciones ambientales, como la temperatura y el régimen hídrico, afectando la dinámica de las especies y los ciclos de C (IPCC, 2021). Además, estos conceptos fundamentan el objetivo de la investigación al permitir evaluar cómo los procesos ecológicos y tecnológicos, como la teledetección, pueden integrarse para analizar los almacenes de C como un indicador representativo del estado de conservación. La interdependencia subraya la necesidad de enfoques integrales, considerando todas las fases de estos ecosistemas. Los ciclos biogeoquímicos y el flujo de energía ofrecen indicadores clave de la salud de los humedales, mientras que la sucesión ecológica proporciona perspectivas sobre su capacidad de

adaptación. La biodiversidad emerge como respuesta a la recuperación de los humedales cuando se les da protección.

La aplicación de la **teledetección**, respaldada por los principios ecológicos, ha revolucionado el monitoreo de humedales. Estas técnicas permiten obtener información sobre ecosistemas sin contacto directo, utilizando sensores para medir la **radiación electromagnética** reflejada por la superficie terrestre (Chuvieco, 2020) (Figura 1). En el contexto del almacenamiento de C, la teledetección facilita la identificación de áreas de alta acumulación de biomasa y C almacenado, proporcionando datos precisos y a gran escala para el análisis de la funcionalidad ecosistémica. Este método de adquisición de información solo puede lograrse al detectar y medir las alteraciones que un objeto produce en su entorno, ya sea en forma de perturbaciones electromagnéticas, ondas acústicas o cambios en el campo gravitatorio (Pinilla, 2020).

La teledetección comprende diversos procesos, desde la emisión de radiación hasta la interpretación final de los datos. Esto involucra interacciones con la superficie, la atmósfera, la recepción y transformación de señales, la transmisión a tierra, el almacenamiento y la distribución de la información, así como el procesamiento digital para obtener datos útiles (Pinilla, 2020). Los datos pueden ser recopilados por **sensores remotos**, que son instrumentos que miden la radiación electromagnética emitida o reflejada por la Tierra o por otros objetos.

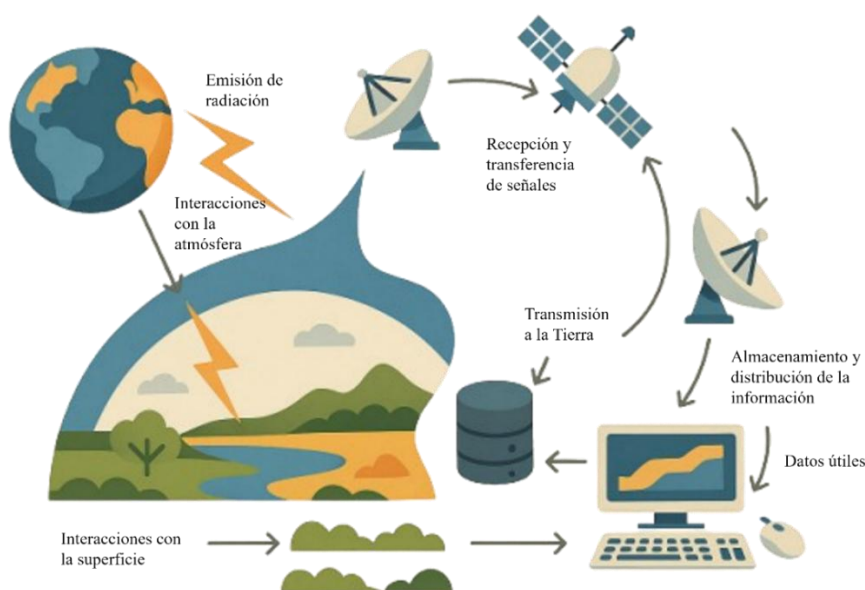


Figura 1. Flujo del proceso de teledetección: desde la emisión de radiación hasta la obtención de datos útiles. Imagen generada por inteligencia artificial. Creada con Copilot de Microsoft a partir de una descripción proporcionada por el autor.

Los sensores remotos se pueden clasificar en dos tipos principales: **sensores pasivos y activos** (Figura 2). Los sensores pasivos miden la radiación electromagnética que es emitida por la Tierra o por otros objetos. Los sensores activos envían radiación electromagnética a un objeto y luego mide la radiación que se refleja o se trasmite de vuelta (Chuvieco, 1995).

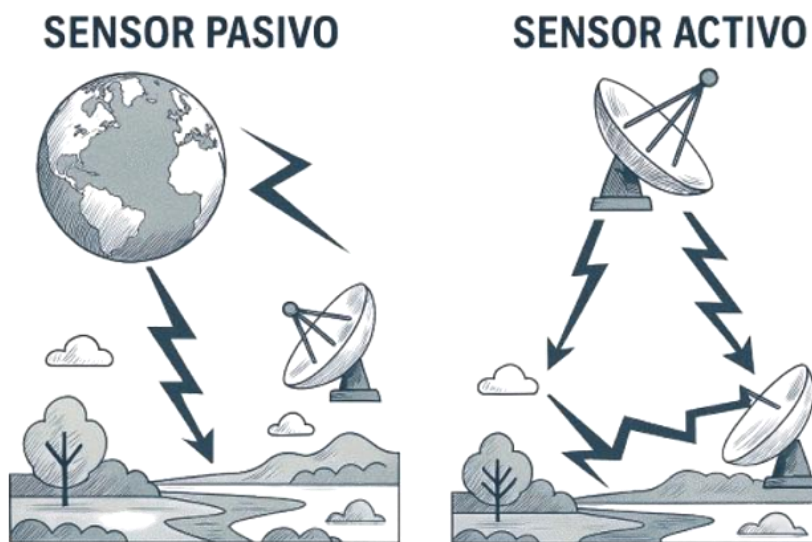


Figura 2. Clasificación de sensores remotos: comparación entre sensores pasivos y activos. Imagen generada por inteligencia artificial. Creada con Copilot de Microsoft a partir de una descripción proporcionada por el autor.

El algoritmo **RF** es un método de aprendizaje automático no paramétrico que construye múltiples árboles de decisión y asigna la clase final a cada píxel con base en el voto mayoritario (Breiman, 2001) (Figura 3). Este enfoque es robusto frente a la multicolinealidad y menos sensible al ruido en los datos en comparación con un único árbol de decisión (Hastie, Tibshirani, et al., 2009).

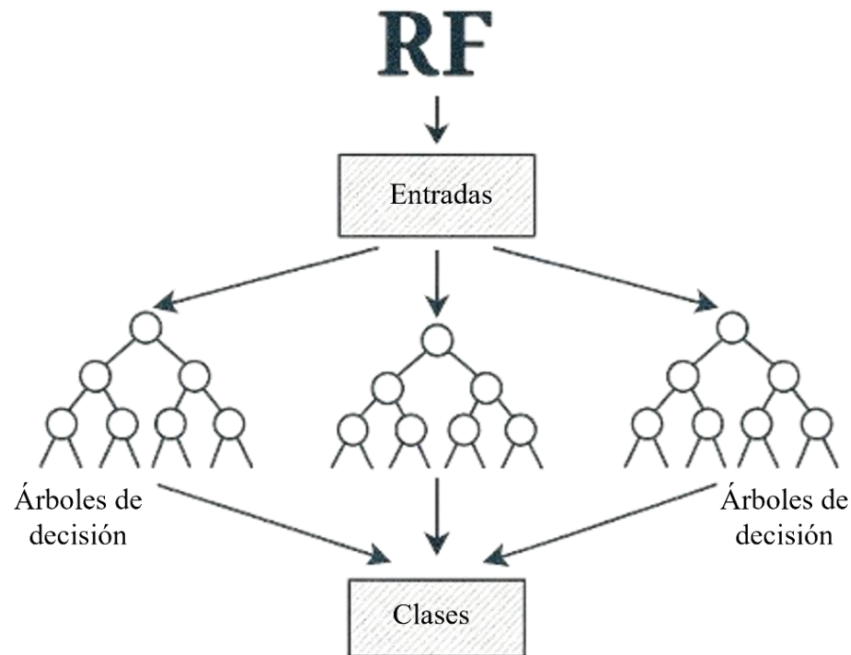


Figura 3. Representación esquemática del algoritmo Random Forest aplicado a clasificación de píxeles. Imagen generada por inteligencia artificial. Creada con Copilot de Microsoft a partir de una descripción proporcionada por el autor

8. Caracterización de la zona de estudio

8.1 *Municipio de Palizada, Campeche*

Palizada es uno de los 11 municipios del Estado de Campeche, se localiza al suroeste. Limita al norte y este con el municipio del Carmen; en la parte sur y oeste con el estado de Tabasco. Se ubica en las coordenadas geográficas de los 19° latitud norte y los 92° de longitud oeste (Figura 4). Tiene una extensión territorial aproximadamente de 218,708.28 ha, lo que equivale al 3.65 % de la superficie total del Estado (PDM, 2018).

Palizada tiene una ubicación estratégica; está en medio de dos sitios de protección ambiental. Por un lado, están los Pantanos de Centla con la categoría de Reserva de la Biósfera, que concentran los recursos hidrológicos más importantes del país gracias a la confluencia de los sistemas hidrológicos del Usumacinta y Grijalva. Estos humedales actúan como reguladores hídricos naturales, mitigando inundaciones y proporcionando hábitat para una rica biodiversidad que incluye aves migratorias y especies acuáticas clave para el ecosistema local. Al otro extremo, en el Golfo de México está el Área de Protección de Flora y Fauna (APFF) Laguna de Términos, que es una unidad ecológica de vital importancia para la biodiversidad y la economía local y estatal (Mendoza, 2020).

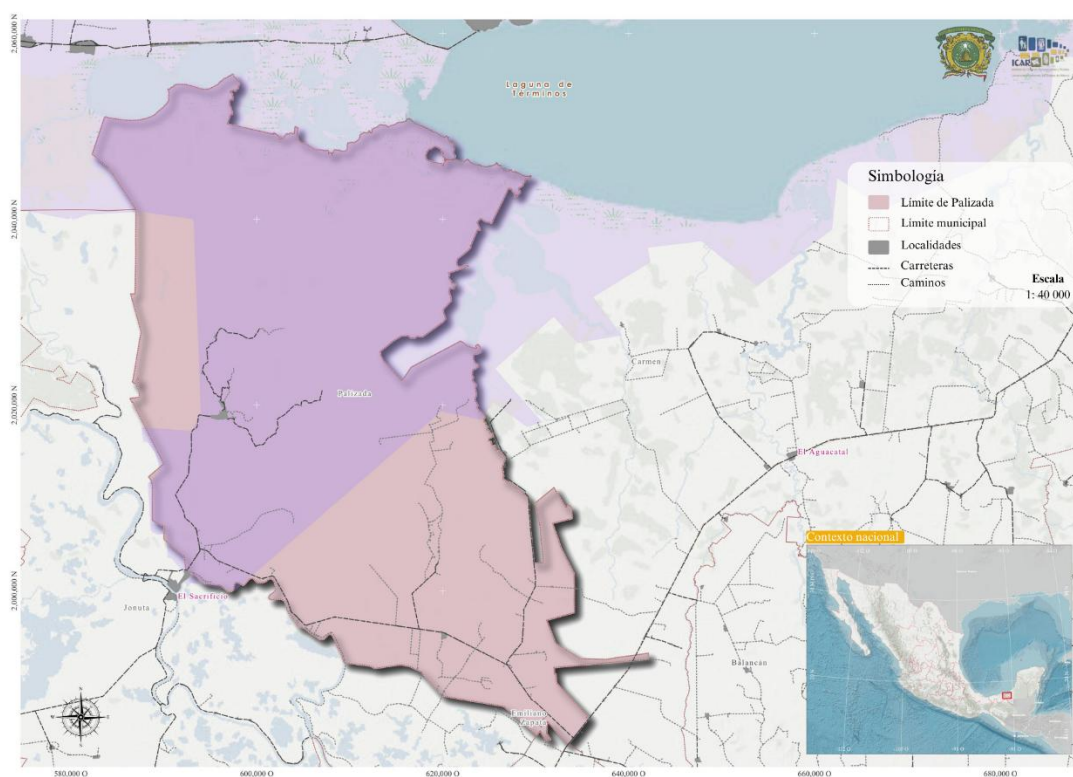


Figura 4. Localización del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos del Marco Geoestadístico, 2023.

8.2 Geología

Palizada se encuentra en una región caracterizada por su geología sedimentaria, formada principalmente por depósitos aluviales provenientes de los ríos Usumacinta y Grijalva (Figura 5). Estos sedimentos, que incluyen limos, arcillas y arenas, son el resultado de

procesos de transporte y deposición que datan del período Cuaternario (PMPGIRSU, 2015). El terreno es predominantemente plano, con una ligera inclinación hacia el Golfo de México, lo que favorece la acumulación de agua y la formación de humedales extensos.

La composición del suelo es rica en materia orgánica, lo que contribuye a la fertilidad y productividad de la región. Esta riqueza geológica sostiene ecosistemas de alta biodiversidad y permite la retención de C en el suelo, un factor clave para la mitigación del cambio climático (SEMARNAT, 2015). Además, la interacción entre los suelos y el sistema hidrológico de la cuenca del Usumacinta ha modelado un paisaje dinámico, que es esencial para el mantenimiento de los servicios ecosistémicos.

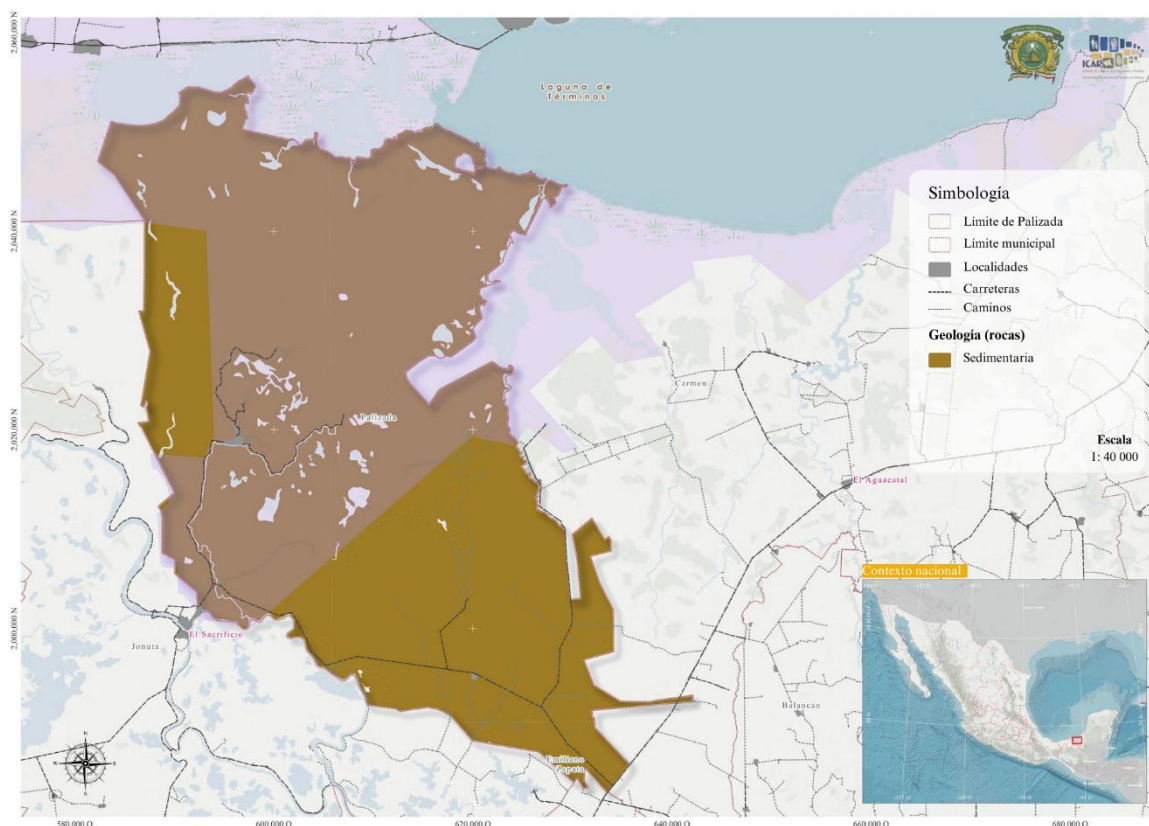


Figura 5. Geología del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos del Servicio Geológico Mexicano (SGM), 2005.

8.3 Clima

Palizada cuenta con un clima cálido húmedo y lluvias abundantes de monzón de verano y parte de otoño (Figura 6), típico de la región tropical. La temperatura máxima es de 31.5 °C

y la mínima de 22 °C, siendo la temperatura media anual de aproximadamente 26.7 °C, con variaciones moderadas a lo largo del año. Las precipitaciones son abundantes, oscilando entre 1,500 mm y 2,000 mm, concentrándose principalmente durante la temporada de lluvias entre los meses de julio, agosto y septiembre. Este régimen de lluvias favorece los procesos de inundación estacional, esenciales para el mantenimiento de los humedales y su biodiversidad (PMPGIRSU, 2015).

La combinación de altas temperaturas y precipitaciones intensas genera un entorno ideal para el desarrollo de vegetación hidrófila como manglares y pastizales acuáticos. Sin embargo, estas condiciones también hacen que la región sea susceptible a eventos climáticos extremos, como huracanes y tormentas tropicales, que pueden alterar significativamente la dinámica del ecosistema (CENAPRED, 2018). Además, el cambio climático ha comenzado a influir en los patrones de precipitación y la frecuencia de eventos extremos, lo que representa un desafío para la conservación de los humedales en Palizada. El aumento de las temperaturas y las variaciones en el régimen hídrico podrían afectar los ciclos biogeoquímicos y la capacidad de almacenamiento de C de estos ecosistemas (IPCC, 2021).

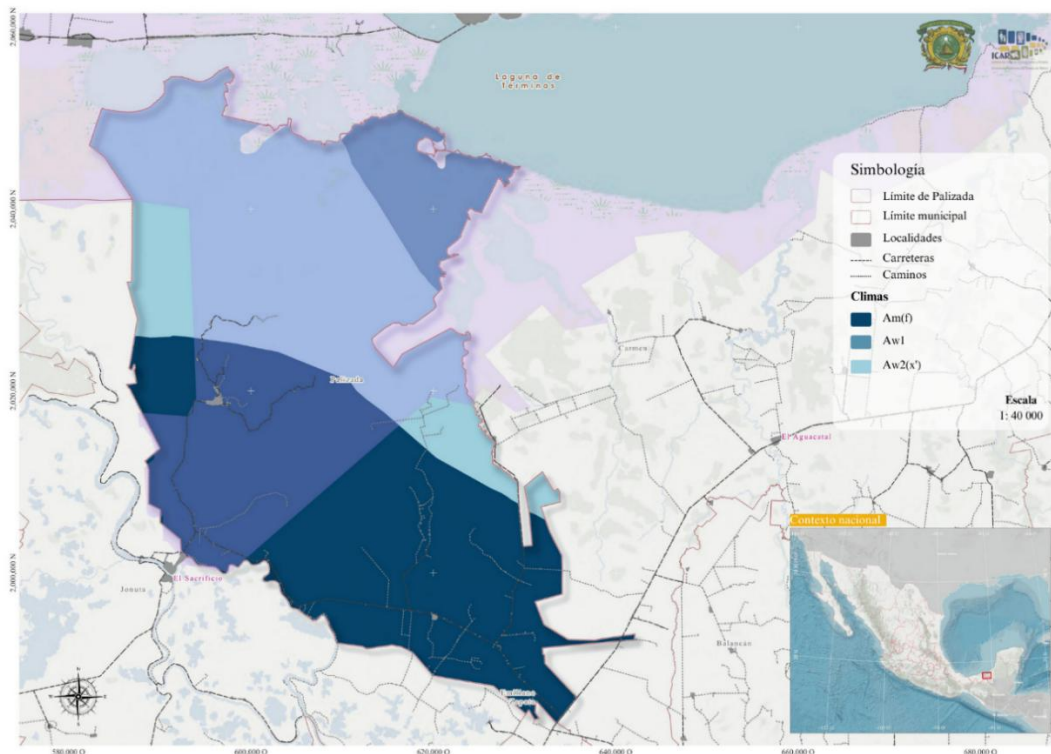


Figura 6. Tipos de clima del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en García (1998).

8.4 Edafología

Palizada se caracteriza por una diversidad de suelos vinculados a su ubicación en la planicie costera del Golfo de México. Predominan los suelos Gleysoles, asociados con humedales, que presentan una alta saturación de agua y condiciones de anoxia, favoreciendo la acumulación de materia orgánica y C. Estos suelos son esenciales para el almacenamiento de C debido a su capacidad para retener nutrientes y su baja tasa de descomposición de la materia orgánica. (FAO, 2014)

En las zonas más elevadas se encuentran suelos Vertisoles, ricos en arcilla, que son altamente fértiles pero susceptibles a la compactación y al agrietamiento en períodos secos (INEGI, 2020). También se identifican suelos Fluvisoles en las áreas cercanas al río Palizada, formados por depósitos recientes de sedimentos fluviales que contribuyen a la renovación constante de nutrientes en la región (PMPGIRSU, 2015) (Figura 7).

La composición y dinámica de los suelos en Palizada están estrechamente relacionadas con los ciclos hidrológicos estacionales, ya que las inundaciones aportan sedimentos y materia orgánica, enriqueciendo la fertilidad del suelo. Este proceso es clave para el sostenimiento de la vegetación hidrófila y la biodiversidad local. Sin embargo, la actividad humana, como el cambio de uso de suelo y la agricultura intensiva, representa una amenaza para la salud de estos suelos y, en consecuencia, para la funcionalidad de los humedales (Charman, 2002).

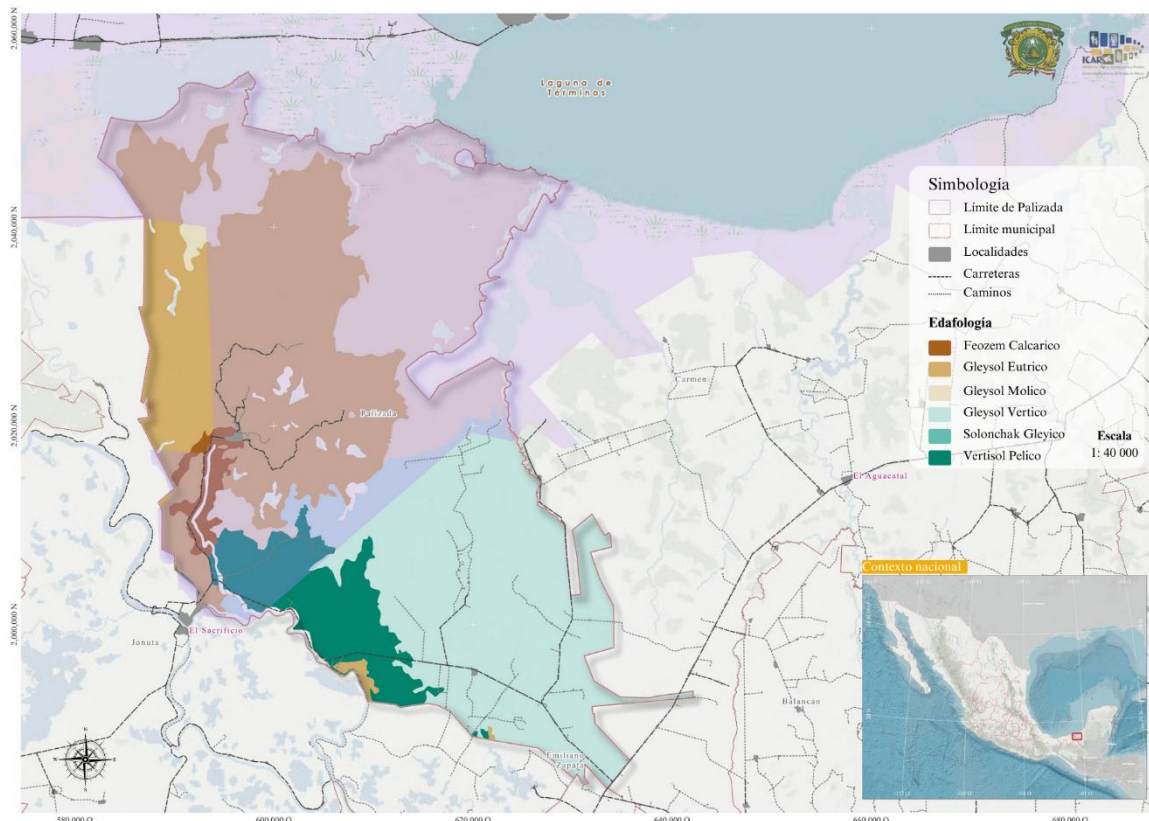


Figura 7. Edafología del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en datos del INIFAP y CONABIO (1995, actualizado al 05/03/2025).

8.5 Hidrología

La hidrología de Palizada está dominada por la influencia del río Palizada, una de las principales ramificaciones del río Usumacinta, que forma parte de la red hidrológica más importante de México. Este municipio es recorrido por el río Palizada y sus brazos, el Río Viejo y el Río Limonar. El río Palizada es afluente del río Usumacinta; nace en la Boca de Amatitlán y después de llenar con sus aguas una extensa región del municipio vierte sus aguas en Boca Chica, en la Laguna de Términos (Figura 8). Otro río que fue de mucha importancia es el río Isleño, que nace de un brazo del río San Pedro en el estado de Tabasco y vierte sus aguas también en la Laguna de Términos (PMD, 2018).

El sistema fluvial genera inundaciones estacionales que enriquecen los suelos con nutrientes, favoreciendo la alta productividad de los humedales y su capacidad para actuar como sumideros de C (Kool et al., 2022). El flujo de agua en la región también está condicionado por el régimen de lluvias, que ocurre principalmente entre junio y octubre, y contribuye al

8.6 Vegetación

La vegetación en Palizada está dominada por especies asociadas con ecosistemas de humedales, que desempeñan un papel crucial en la biodiversidad y los ciclos biogeoquímicos de la región. Los manglares son una de las formaciones vegetales más representativas, con especies como *Rhizophora mangle* L. (mangle rojo), *Avicennia germinans* (L.) L. (mangle negro) y *Laguncularia racemosa* (L.) Gaertn. (mangle blanco). Estas especies son esenciales para la estabilización del suelo, la protección contra inundaciones y el almacenamiento de C en sus sistemas radiculares y suelos inundados (Alongi, 2012).

Además de los manglares, los pastizales hidrófilos, como los tulares (*Typha* spp.) y popales (*Thalia geniculata* L.) (Figura 9), son comunes en áreas permanentemente inundadas. Estas formaciones contribuyen a la retención de nutrientes y proporcionan hábitat para una amplia variedad de fauna acuática y aves migratorias (Fourqurean et al., 2012).

En las áreas con menor influencia de agua salina se encuentran selvas bajas inundables, que incluyen especies como *Haematoxylum campechianum* L. (palo de tinte) y *Tabebuia rosea* (Bertol.) DC. (maculís). Estas selvas actúan como zonas de transición entre los ecosistemas acuáticos y terrestres, destacando por su diversidad y funcionalidad ecológica. La región sur se encuentra cubierta por selva alta perennifolia, mientras que la región norte, en los linderos con el municipio de Carmen y la Laguna de Términos, está dominada por especies de manglar y botoncillo. También existen sabanas con pastizales y huano, y en su selva media abundan especies como chicozapote, ramón, palo de tinte, caoba, guayacán, ciricote y maculís. En la zona costera coexisten el tule y el mangle (PMD, 2018).

Sin embargo, la vegetación en Palizada enfrenta amenazas significativas debido al cambio de uso de suelo, la deforestación y la expansión de actividades agrícolas y ganaderas. Estas presiones ponen en riesgo la capacidad de los humedales para mantener su biodiversidad y servicios ecosistémicos clave (SEMARNAT, 2015.). La conservación de estas formaciones vegetales es esencial para garantizar la funcionalidad de los humedales y su papel en la mitigación del cambio climático.

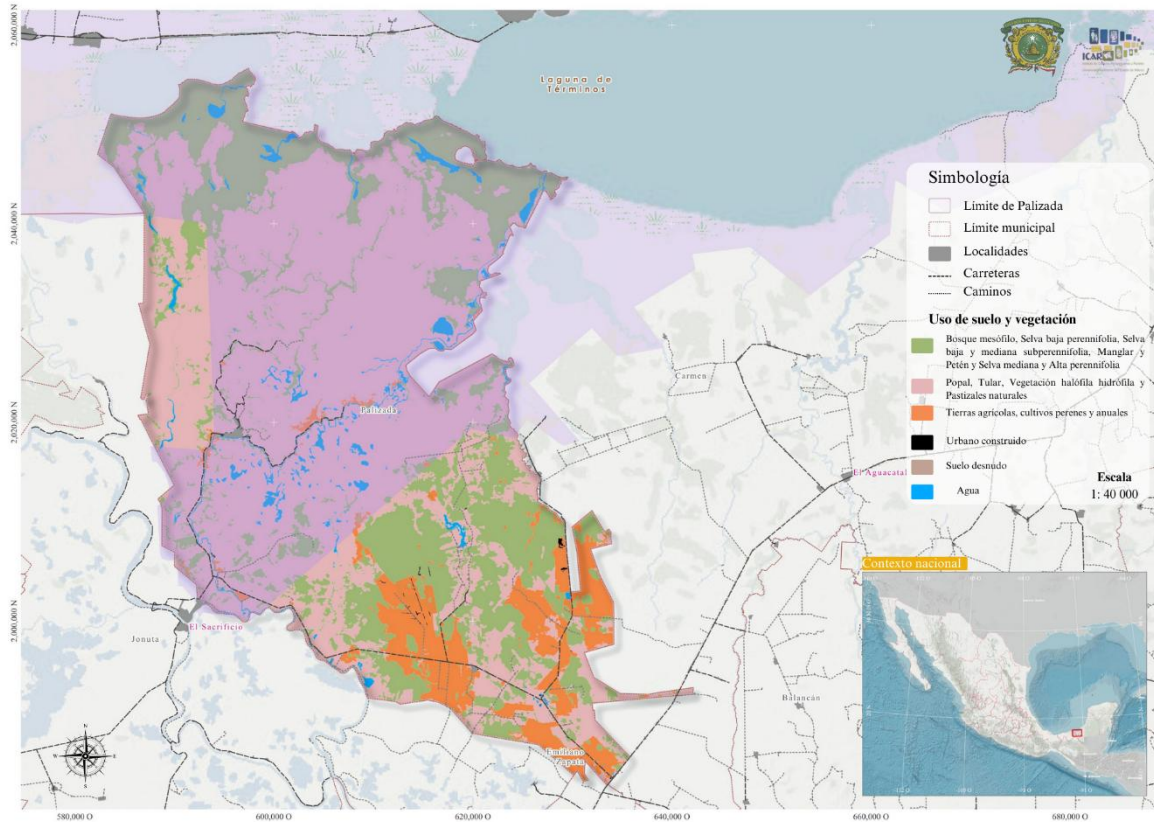


Figura 9. Tipos de vegetación del municipio de Palizada. Elaboración propia con base en CONAFOR (2016).

9. Metodología

9.1 Extracción de características espectrales y de retrodispersión

El trabajo se estructuró en dos etapas principales. La primera etapa estableció las bases técnicas para el procesamiento de las imágenes satelitales, garantizando la preparación y calidad de los datos necesarios para el análisis posterior. En esta etapa se adquirieron imágenes de S2 y S1, y se extrajeron índices espectrales para su posterior combinación y uso en la clasificación supervisada mediante el algoritmo RF en GEE. La segunda etapa se enfocó en la AGB a partir del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y su subsecuente conversión en C almacenado. El script completo, que incluye el flujo de trabajo se encuentra detallado en el Anexo A.

En este estudio, se utilizaron **imágenes SAR** de la misión Sentinel-1 de la Agencia Espacial Europea (ESA), obtenidas a través de GEE. Estas imágenes fueron sometidas a un riguroso

pre-procesamiento, incluyendo corrección de órbita, eliminación de ruido, calibración radiométrica y ortorrectificación, para mejorar la precisión y calidad de los datos. Se seleccionaron imágenes durante los meses de lluvias (junio a octubre) de los años 2019 a 2023 (Figura 10), ya que este periodo coincide con la mayor actividad de crecimiento vegetal y saturación hídrica, aspectos importantes para capturar las dinámicas espectrales y de retrodispersión características de los humedales tropicales. Se aplicaron filtros para seleccionar escenas en modo Interferometric Wide (IW) y tipo Ground Range Detected (GRD), con una resolución espacial de 10 metros y polarizaciones duales (VV y VH). Finalmente, se calculó el valor medio de la retrodispersión de cada píxel para ambas polarizaciones y se aplicó un filtrado de “speckle” para reducir el ruido granular inherente de las imágenes SAR, mejorando la claridad y precisión de los datos utilizados en los análisis posteriores.

A partir de las imágenes de S1 procesadas se clasificaron las coberturas de uso de suelo, extrayendo los coeficientes de retrodispersión en las polarizaciones VV y VH (Tabla 1). La polarización VV permitió distinguir entre vegetación inundada y no inundada, así como diferentes tipos de humedales, debido a su sensibilidad a la rugosidad de la superficie y la humedad del suelo (Mahdianpari et al., 2018). La polarización VH facilitó el monitoreo de la vegetación característica de los humedales, detectando estructuras vegetales gracias a la dispersión del volumen en el follaje (Cissell et al., 2018).

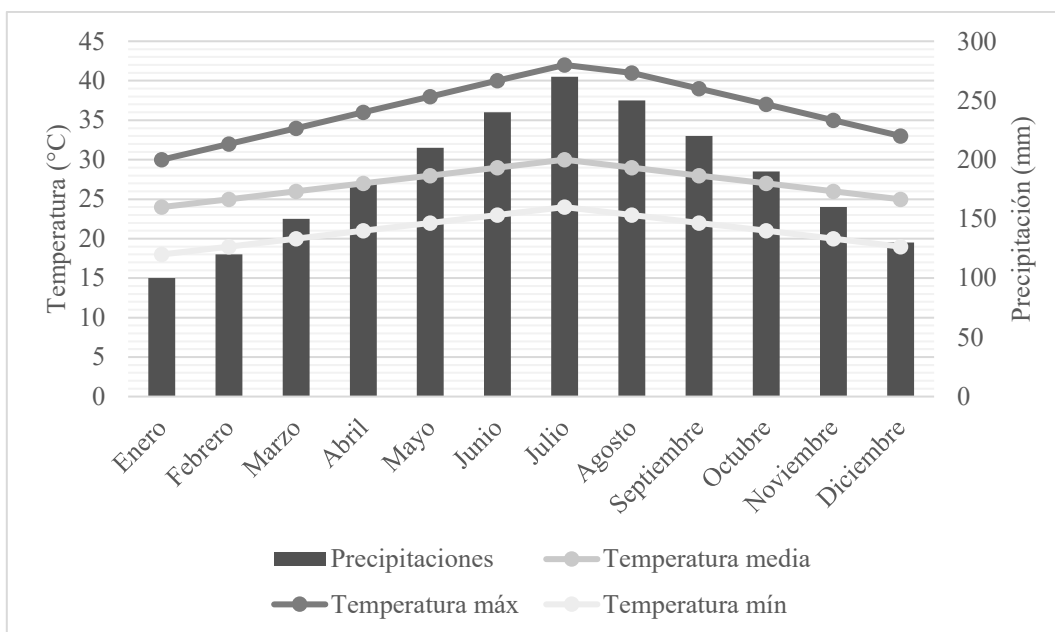


Figura 10. Promedio de las condiciones meteorológicas (temperatura y precipitación) en el municipio de Palizada durante los últimos 30 años. Datos tomados de la estación Palizada, Campeche (18°.2531, -92°.0919), Clave 4024.

Tabla 1. Características espectrales y de retrodispersión extraídas de imágenes Sentinel-1 y Sentinel-2

Satélite	Tipo de imagen	Descripción	Fórmula
Sentinel-1	Imágenes de radar	Coeficiente de retrodispersión SAR transmitido verticalmente, recibido verticalmente	σ^0_{VV}
		Coeficiente de retrodispersión SAR transmitido verticalmente, recibido horizontalmente	σ^0_{VH}
Sentinel-2	Imágenes ópticas	Imágenes multiespectrales: Bandas: Blue (B2), Green (B3), Red (B4) y NIR (B8)	B2, B3, B4 y B8

Procesamiento de imágenes ópticas. La misión Sentinel-2, compuesta por los modelos Sentinel-2A y Sentinel-2B, lanzados en 2015 y 2017 respectivamente, proporciona imágenes

con 13 bandas espectrales que abarcan desde la región visible hasta el infrarrojo cercano del espectro electromagnético. Estas imágenes tienen una resolución temporal de cinco días y destacan las bandas ‘Blue’ (0.490 μm), ‘Green’ (0.560 μm) y ‘Red’ (0.665 μm) con una resolución espacial de 10 m así como la banda ‘NIR’ (0.842 μm) con 20 m (Tabla 1) (*Sentinel-2 - Missions - Sentinel Online - Sentinel Online*, n.d.). Estas bandas fueron seleccionadas por su capacidad de capturar información sobre la salud de la vegetación, el contenido de clorofila y la presencia de agua.

Se utilizó la colección ‘COPERNICUS/S2_SR’ en GEE para procesar las imágenes ópticas. Se aplicó una función para enmascarar nubes y cirros, y se filtraron las imágenes para seleccionar aquellas con un porcentaje de nubosidad < 15 %. Esto aseguró un conjunto de datos adecuado para el análisis, con un promedio de más de 24 imágenes por año. Además, se calcularon cinco índices espectrales (Tabla 2) derivados de las bandas “Blue”, “Green”, “Red” y “NIR”, para obtener información detallada sobre la vegetación y el contenido de agua, mejorando la precisión del modelo de clasificación y modelos de cobertura. Este enfoque se basa en estudios previos que han demostrado una mayor precisión al integrar índices espectrales en la clasificación de coberturas de uso de suelo (Feng et al., 2022).

Tabla 2. Índices espectrales seleccionados para la clasificación del uso del suelo en el municipio de Palizada.

Fuente	Índice espectral	Fórmula	Aplicación	Autor
S2	NDVI	$\frac{(B8-B4)}{(B8+B4)}$	Evalúa la cantidad de vegetación en una superficie	Rouse et al., 1974
	EVI	$2.5 * ((B8 - B4) / (B8 + 6 * B4 - 7.5 * B2 + 1))$	Corregir las limitaciones del NDVI, tomando en cuenta influencias atmosféricas y variaciones del dosel vegetal	Huete et al., 2002

	SAVI	$(B08 - B04) / (B08 + B04 + 0.428) * (1.428)$	Mitiga la influencia del suelo y mejora la sensibilidad en áreas con vegetación densa y suelo desprovistos de vegetación	Huete, 1988
	NDWI	$(B3 - B8) / (B3 + B8)$	Evalúa el contenido del agua en el dosel vegetal y el suelo, útil en estudios hidrológicos y cambios en la humedad del suelo	McFeeters, 1996
	NBR	$(B8 - B12) / (B8 + B12)$	Detecta áreas quemadas y estrés vegetal	Key y Benson, 2006

9.2 Creación de clases y entrenamiento del modelo

Durante el proceso de creación de clases de entrenamiento, se observaron variaciones anuales en los valores de reflectancia y retrodispersión de los diferentes usos de suelo, justificando la generación de conjuntos de puntos de entrenamiento únicos para cada año. Estos puntos se georreferenciaron en GEE con el apoyo de diversas fuentes cartográficas como el “Mapa de Cobertura de Uso de Suelo del Estado de Campeche” de CONAFOR (2020), junto con imágenes de alta resolución espacial y temporal de Google Earth, Planet y composiciones espectrales de S2.

Las clases, identificadas se basaron en las categorías propuestas por el IPCC, incluyendo FL, GL, CL, SL, OL y WL. La Tabla 3 detalla las clases junto con el número total de puntos de control georreferenciados para cada año. Posteriormente, se generó una imagen compuesta integrando valores de retrodispersión de S1, las bandas filtradas de S2 y los índices espectrales, la cual fue empleada como base para el entrenamiento del modelo de clasificación supervisada.

Tabla 3. Descripción de las clases del IPCC y número de puntos de control utilizados en el modelo Random Forest.

Clase IPCC	Descripción	Total, de puntos de control				
		2019	2020	2021	2022	2023
FL	- Bosque mesófilo y Selva baja perennifolia (BM y SBP) - Selva baja y mediana subperennifolia (SBQ, SBQP, SMQ, SG y VPN) - Manglar y Petén (VM y PT) Selva mediana y Alta perennifolia (SAP y SMP)	67	124	76	94	57
GL	- Popal (VA) - Tular (VT) - Vegetación halófila hidrófila (VHH) - Pastizales naturales (PN, PY, PH, VW, VS y VSI)	295	324	204	321	249
CL	- Tierras agrícolas (T, R y H) Cultivos anuales - Tierras agrícolas (T, R y H) Cultivos perennes	45	47	180	135	170
SL	- Urbano construido (ZU y AH)	78	37	52	68	97
OL	- Suelo desnudo (ADV y DV)	13	64	21	54	108
WL	- Agua (H2O, PRE y ACUI)	12	18	32	38	43
Total, de puntos de control		510	614	565	710	724

9.3 Random Forest

En esta sección, se implementó el algoritmo de aprendizaje automático RF propuesto por Breiman (2001), para la categorización de clases. RF es ampliamente utilizado en la

clasificación de cobertura y uso de suelo (LULC) con datos de observación de la Tierra, ya que se trata de un algoritmo no paramétrico que construye una colección de árboles no correlacionados y promedia sus resultados para obtener la clasificación final. Utilizando subconjuntos aleatorios de observaciones de muestra y variables predictivas, asignando la clase final de cada píxel con base en la mayoría de votos de árboles individuales. Además, permite una estimación objetiva del error de generalización mediante el método out-of-bag, que utiliza las observaciones no incluidas en los subconjuntos de entrenamiento para validar cada árbol, proporcionando así una evaluación interna de la precisión del modelo sin necesidad de datos adicionales. RF es menos sensible a la cantidad de datos y a la multicolinealidad, superando los enfoques que emplean un único árbol de decisión (Hastie et al., 2009).

El modelo de clasificación RF se configuró estableciendo el número de árboles en el conjunto (numTrees) en 100 y el número máximo de nodos en cada árbol (maxNodes) en 5, ya que estos valores representan un balance óptimo entre eficiencia computacional y precisión en el modelo, minimizando el tiempo de procesamiento sin comprometer la calidad de los resultados. Esta configuración fue validada mediante pruebas internas que confirmaron su robustez y capacidad de generalización en el contexto del estudio.

9.4 Evaluación de la calidad de la clasificación supervisada

La evaluación de la clasificación supervisada se realizó mediante diversas métricas, incluyendo la precisión general y la precisión por clase. Se empleó una matriz de confusión para comparar los valores reales con los resultados de la clasificación, analizando la proporción de píxeles correctamente clasificados y aquellos que se confundieron con otras categorías. Además, se utilizó el Coeficiente Kappa (KC) propuesto por Cohen (1960), para evaluar la concordancia con dos o más clases. Este coeficiente tiene en cuenta tanto el acuerdo observado (p_0) como la prevalencia del carácter estudiado y la simetría de los totales marginales (p_e). En un sentido conceptual, la expresión matemática del coeficiente K se puede formular de la siguiente manera:

$$k=(p_0-p_e)/(1-p_e)$$

Para valorar el coeficiente Kappa, Landis y Koch (1977), establecieron una escala de evaluación que se puede ver en la Tabla 4.

Tabla 4. Escala de evaluación del coeficiente Kappa

Valor	Grado de acuerdo
<0.00	Pobre (Poor)
0.00 – 0.20	Ligero (Slight)
0.21 – 0.40	Aceptable (Fair)
0.41 – 0.60	Moderado (Moderate)
0.61 – 0.80	Significativo (Substantial)
0.81 – 1.00	Casi perfecto (Almost perfect)

Fuente: Modificado de Landis y Koch (1977).

El modelo de RF se evaluó con los datos de prueba, generando una matriz de error y calculando su KC. Finalmente, se determinó el área de cada clase en hectáreas.

9.5 Estimación de AGB

La AGB se utilizó como indicador de almacenamiento de C en la vegetación de los humedales debido a que integra la densidad y estructura vegetal. Se empleó el modelo de (Lu, 2005), el cual se basa en la relación entre el NDVI y la biomasa vegetal, ajustado empíricamente mediante la ecuación $AGB = 142.7 * (NDVI^{1.14})$ para humedales dominados por popales y tulares. La validez de esta ecuación se deriva a partir de estudios previos que la utilizaron en ecosistemas con características vegetativas y climáticas similares, lo cual permitió asegurar que las propiedades espectrales representaran adecuadamente los patrones observados en los humedales. Dado que la AGB está directamente relacionada con la cantidad de C almacenado en la vegetación, este valor se utiliza como un indicador principal para calcular el C almacenado en los humedales. La conversión se realizó multiplicando la AGB por un factor de 0.47, siguiendo la proporción estándar del contenido de C en el peso seco de la AGB, conforme a lo establecido por el (IPCC, 2006).

9.6 Almacenamiento de C en los humedales

Se estimó el almacenamiento de C en los humedales utilizando la AGB como indicador principal. Basándose en lo establecido por el IPCC, (2006), se asumió que el 47 % del peso

seco de la biomasa corresponde al C ($C = 0.47 \times AGB$). Este factor de conversión ha sido ampliamente utilizado en regiones con características similares a los humedales del sureste de México. A partir de esta relación, cada píxel de AGB estimado fue transformado en C almacenado al multiplicarlo por 0.47, generando una serie de mapas detallados de almacenamiento de C que representan la variabilidad espacial y temporal de los humedales y su contribución al ciclo del C.

9.7 Análisis de las causas de las variaciones en el NDVI

Entre 2019 y 2023, las variaciones en el NDVI se analizaron considerando factores naturales y antropogénicos, como la explotación forestal, cambio de uso de suelo, sequías, incendios forestales y huracanes. Se utilizaron datos de fuentes como Global Forest Watch (GFW), reportes nacionales y la NOAA, incluyendo la fórmula $R = 0.0007 \cdot e^{0.01156 \cdot p_0}$ de CENAPRED, (2021) para evaluar el impacto de los huracanes. Los datos fueron integrados en un sistema de información geográfica (SIG) para identificar los principales impulsores del cambio en la vegetación, priorizando aquellos con mayor correlación con las variaciones del NDVI.

10. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos del análisis multitemporal realizado en los humedales del municipio de Palizada, Campeche, durante el periodo 2019-2023. Los resultados se dividen en dos partes: la primera, publicada en el artículo “Multitemporal assessment of carbon storage in wetlands of southeastern Mexico by remote sensing”, que abarca la validación de los modelos de clasificación, la variabilidad espacial y temporal de la AGB y el almacenamiento de C, así como el impacto de fenómenos climáticos en estos ecosistemas tropicales. La segunda parte, desarrollada en esta tesis, se enfoca en la expansión agrícola en el área de estudio y su relación con los cambios en el almacenamiento de C y la AGB, evaluando su impacto en la dinámica de los humedales.

10.1 Acuse de recibido del artículo de investigación

“Multitemporal assessment of carbon storage in wetlands of southeastern Mexico by remote sensing”

15/9/25, 13:57

Correo: Florencio García - Outlook



Wetlands Ecology and Management - Receipt of Manuscript 'Multitemporal assessment of...'

Desde Wetlands Ecology and Management <swetha.rajakumar@springernature.com>

Fecha Mié 23/04/2025 12:41

Para florenciogeoo@outlook.com <florenciogeoo@outlook.com>

Ref: Submission ID ac461001-6c8c-4321-b8ad-5f33718bbae2

Dear Dr García-Jacinto,

Please note that you are listed as a co-author on the manuscript "Multitemporal assessment of carbon storage in wetlands of southeastern Mexico by remote sensing", which was submitted to Wetlands Ecology and Management on 23 April 2025 UTC.

If you have any queries related to this manuscript please contact the corresponding author, who is solely responsible for communicating with the journal.

Kind regards,

Editorial Assistant
Wetlands Ecology and Management

<https://outlook.live.com/mail/0/d/AQQAADAwATM0MDAAMS01NzVhLWQ1M2YtMDACLTAwCgAQAH%2BSPUIFQidGv3KUMPDqFCo%3D>

1/1

Abstract

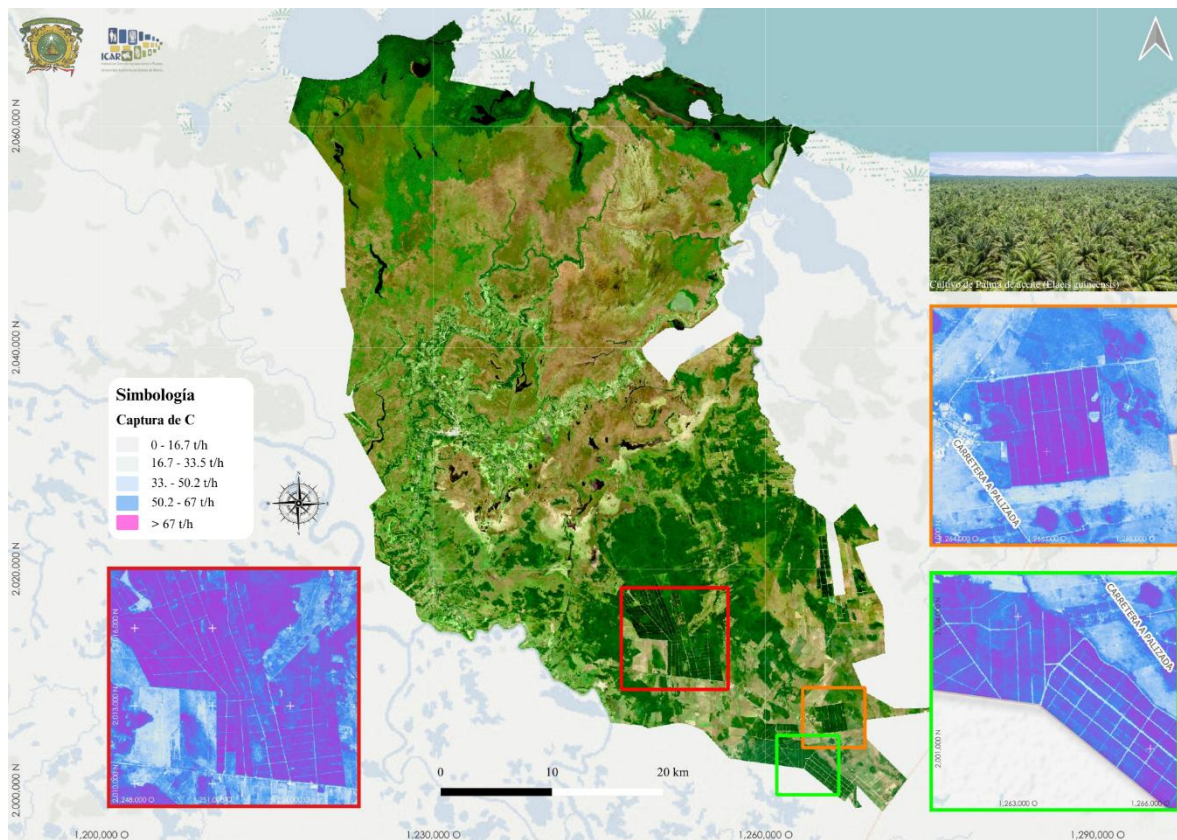
Wetlands are ecosystems of great importance in climate regulation, acting as carbon sinks that store between 20 % and 30 % of terrestrial carbon, contributing significantly to mitigating climate change (Lal et al., 2018). This study presents a multi-temporal carbon storage assessment in southeastern Mexico wetlands, using remote sensing techniques with Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery. Land use classification was obtained using the Random Forest (RF) algorithm. Aboveground biomass (AGB) was estimated from the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), which was then converted to carbon storage, considering that 47 % of the biomass dry weight corresponds to carbon. The 2019 to 2023

rainy season data were analyzed in Palizada, Campeche, Mexico. Land use classification using the Random Forest (RF) algorithm obtained an overall accuracy (OA) greater than 98 % and a Kappa coefficient (KC) of 0.95. A significant variability in AGB was observed, with maximum values in mesophyll forests (>140 t/ha) and low evergreen forests (106–140 t/ha). Carbon storage showed a decrease of approximately 59 t C/ha, equivalent to more than 5.8 million tons of carbon lost in the wetlands of Palizada between 2019 and 2023. These findings highlight the degradation processes affecting wetlands and emphasize the usefulness of multi-temporal remote sensing as a tool for monitoring and adaptive management of strategic ecosystems in Mexico.

10.2 Expansión agrícola y su relación con la AGB y el almacenamiento de C

Durante el periodo de 2019-2023, se identificó un incremento de 751 ha en las áreas destinadas a cultivos agrícolas, destacando la expansión del cultivo de palma de aceite o palma africana (*Elaeis guineensis*) en el noreste del municipio de Palizada. Los mapas generados muestran cómo esta expansión coincide espacialmente con áreas de alta AGB, alcanzando valores de 71 a 105 t/ha y contribuyendo al almacenamiento de C en rangos de 51 a 67 t C/ha (Figura 11). Estas características posicionan a la palma de aceite como un cultivo con alta capacidad de almacenar C, lo que sugiere un beneficio ecológico relativo en comparación con otros cultivos agrícolas. Sin embargo, la expansión de este cultivo implica desafíos para la conservación de los humedales, ya que se ha registrado la conversión de áreas de selvas bajas inundables (clase FL) y pastizales hidrófilos (clase GL) hacia terrenos agrícolas. Esto no solo afecta la biodiversidad local, sino que también altera los ciclos hidrológicos y las dinámicas de almacenamiento de C.

Figura 11. Municipio de Palizada en composición verdadera (RGB) y su relación entre el cultivo de palma de aceite y el almacenamiento de carbono.



11. Discusión

Los resultados de este estudio evidenciaron una transformación significativa en los humedales de Palizada entre 2019 y 2023, marcada por la reducción de la AGB y del C almacenado, así como por cambios en la estructura de la vegetación hidrófila. Estos hallazgos son consistentes con la tendencia global de degradación de humedales reportada en la literatura, donde se estima que más del 50 % de su superficie se ha perdido en los últimos 150 años debido a actividades antrópicas y factores climáticos (Finlayson et al., 2018; Mleczko et al., 2021).

A nivel nacional, Landgrave y Moreno (2012) estimaron que México ha perdido aproximadamente el 62 % de sus humedales originales, principalmente por la conversión a actividades agropecuarias. En este sentido, la reducción observada en Palizada refleja una

dinámica coherente con la escala nacional, aunque se ve marcada por la expansión de coberturas como suelos desnudos (OL) y cultivos (CL), en deterioro de vegetación hidrófila como popales y tulares (GL). La sustitución de coberturas hidrófilas por usos agrícolas coincide con lo documentado en otras regiones tropicales, donde la presión agropecuaria ha sido un factor central de la degradación de humedales (Adame et al., 2013; Thorhaug et al., 2019).

La desaparición de las superficies con AGB alta (106-140 t/ha) y el desplazamiento hacia rangos medios y bajos sugiere un proceso de degradación estructural, en el cual la vegetación pierde complejidad y capacidad de almacenamiento de C. Este comportamiento ha sido reportado en manglares y humedales de Asia y África, donde las perturbaciones hidrometeorológicas y el cambio de uso de suelo reducen la capacidad de los ecosistemas para actuar como sumideros de C (Cissell et al., 2018; Navarro et al., 2019; Vela-Pelaez et al., 2024). La caída aproximada del 42 % en AGB y del 44 % en el C almacenado entre 2021 y 2023 sitúa a Palizada dentro de este patrón de vulnerabilidad ecológica, lo que resalta la sensibilidad de los humedales tropicales frente a perturbaciones frecuentes. En términos absolutos, esta reducción equivale a más de 5.8 millones de t de C que dejaron de almacenarse en el período analizado, lo que marca la magnitud del impacto ambiental.

La disminución de la AGB y del almacenamiento de C en los humedales de Palizada responde a una combinación de factores antrópicos y naturales. Los huracanes Cristóbal (2020), Grace (2021) y Karl (2022) provocaron defoliación, anegamiento y caída del NDVI en coberturas hidrófilas, mientras que la expansión agrícola favoreció la sustitución de vegetación nativa por cultivos y suelos desnudos. A estos factores se suman los incendios recurrentes, que implican parte del incremento de la categoría de suelos desnudos (OL) y contribuyen a la pérdida de cobertura vegetal, reduciendo aún más la capacidad de los humedales para actuar como sumideros de C. Esta interacción de perturbaciones naturales y presiones antrópicas acelera la transición hacia estados de menor AGB y compromete la resiliencia del ecosistema.

Un aspecto particular de Palizada es la expansión de la palma de aceite (*Elaeis guineensis*) cuyo avance en áreas cercanas al APFF Laguna de Términos coincide con políticas agrícolas de fomento a la palmicultura (SAGARPA, 2017). Aunque este cultivo mostró valores de C similares con coberturas arbóreas, su establecimiento implica deforestación, alteración

hidrológica y riesgos de homogenización del paisaje (GFW, 2025; Isaac-Márquez, 2021). Esta paradoja evidencia que no todo incremento de AGB implica un beneficio ecológico, pues la pérdida de heterogeneidad estructural puede reducir la biodiversidad y la resiliencia a largo plazo. En conjunto, los resultados confirman que los humedales de Palizada atraviesan un proceso de degradación reciente, cuantificado en términos de superficie, AGB y C dejado de almacenar.

12. Conclusiones

Desde el punto de vista metodológico, este estudio confirma que la integración de imágenes S2 y S1 procesadas en GEE, junto con el algoritmo RF, constituye una estrategia robusta y reproducible para el monitoreo multitemporal de humedales tropicales con alta nubosidad. La exactitud global superior al 98 % y el coeficiente Kappa mayor a 0.95 corroboran la efectividad del enfoque y respaldan la fiabilidad de los mapas generados, lo que refuerza su potencial para apoyar la gestión y la toma de decisiones.

Entre 2019 y 2023, los humedales de Palizada experimentaron una pérdida del 14.8 % de su superficie, acompañada de una disminución del 42 % en la AGB y del 44 % en el C almacenado. Estos cambios se pueden explicar por la combinación de factores como los huracanes e incendios, así como por presiones antrópicas como la expansión agrícola, particularmente del cultivo de palma de aceite (*Elaeis guineensis*), que sustituyó más de 751 ha de vegetación hidrófila. Aunque esta cobertura presentó valores de C comparables con los de formaciones arbóreas, su avance implicó deforestación, fragmentación del paisaje y alteración de flujos hidrológicos, lo que confirma que un mayor contenido de carbono no siempre se traduce en un mejor estado de conservación.

El uso conjunto de AGB y almacenamiento de C como indicadores permitió evaluar de manera cuantitativa y espacialmente el estado de conservación de los humedales de Palizada, evidenciando un proceso de degradación reciente caracterizado por la reducción de la superficie vegetal y la pérdida de su capacidad de almacenamiento de C. La metodología aplicada es replicable en otros humedales de México y del mundo, y constituye una herramienta valiosa en el contexto del cambio climático y de los compromisos de desarrollo

sostenible. Estos hallazgos aportan insumos clave para el diseño de estrategias de conservación, restauración y manejo sostenible que fortalezcan la resiliencia de los humedales y aseguren la permanencia de sus servicios ecosistémicos.

13. Referencias

- Adame, M. F., Kauffman, J. B., Medina, I., Gamboa, J. N., Torres, O., Caamal, J. P., Reza, M., & Herrera-Silveira, J. A. (2013). Carbon Stocks of Tropical Coastal Wetlands within the Karstic Landscape of the Mexican Caribbean. *PLOS ONE*, 8(2), e56569. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0056569>
- Adeli, S., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L. J., Brisco, B., Tamiminia, H., & Shaw, S. (2020). Wetland Monitoring Using SAR Data: A Meta-Analysis and Comprehensive Review. *Remote Sensing* 2020, Vol. 12, Page 2190, 12(14), 2190. <https://doi.org/10.3390/RS12142190>
- Alongi, D. M. (2012). Carbon sequestration in mangrove forests. *Carbon Management*, 3(3), 313–322. <https://doi.org/10.4155/CMT.12.20>
- Breiman, L. (2001). RANDOM FORESTS. *Statistics Department University of California Berkeley*.
- Busch, M. (2014). Introducción-a-la-ecología.-Métodos. *Revista Ecosistemas*, 23(1), 18–24.
- Cardinale, B. J., Duffy, J. E., Gonzalez, A., Hooper, D. U., Perrings, C., Venail, P., Narwani, A., MacE, G. M., Tilman, D., Wardle, D. A., Kinzig, A. P., Daily, G. C., Loreau, M., Grace, J. B., Larigauderie, A., Srivastava, D. S., & Naeem, S. (2012). Biodiversity loss and its impact on humanity. *Nature* 2012 486:7401, 486(7401), 59–67. <https://doi.org/10.1038/nature11148>
- CENAPRED. (2018). *Centro Nacional de Prevención de Desastres | Gobierno | gob.mx*. <https://www.gob.mx/cenapred>
- CENAPRED. (2021). *Guía básica para elaboración de atlas estatales y municipales de peligros y riesgos : fenómenos hidrometeorológicos*. Secretaría de Gobernación.
- Charman, D. J. . (2002). *Peatlands and environmental change*. 301. <https://www.wiley.com/en-ca/Peatlands+and+Environmental+Change-p-9780470844106>
- Chuvieco, E. (1995). Introducción-a-la-ecología.-Métodos. *Ediciones Rialp, S.A.*
- Chuvieco, E. (2020). *Observación de la Tierra y cambio climático: ¿Qué sabemos y cómo respondemos?*
- Cissell, J. R., Delgado, A. M., Sweetman, B. M., & Steinberg, M. K. (2018). Monitoring mangrove forest dynamics in Campeche, Mexico, using Landsat satellite data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 9, 60–68. <https://doi.org/10.1016/J.RSASE.2017.12.001>
- Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37–46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>

- CONABIO, (13/01/2021). (2021). *Distribución de los manglares en México en 2020*.
- Connell, J. H., & Slatyer, R. O. (1977). Mechanisms of Succession in Natural Communities and Their Role in Community Stability and Organization. *https://doi.org/10.1086/283241*, 111(982), 1119–1144. <https://doi.org/10.1086/283241>
- Davidson, E. A., & Janssens, I. A. (2006). Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature* 2006 440:7081, 440(7081), 165–173. <https://doi.org/10.1038/nature04514>
- Donato, D. C., Kauffman, J. B., Murdiyarso, D., Kurnianto, S., Stidham, M., & Kanninen, M. (2011). Mangroves among the most carbon-rich forests in the tropics. *Nature Geoscience* 2011 4:5, 4(5), 293–297. <https://doi.org/10.1038/ngeo1123>
- Eyzaguirre, I. A. L., Iwama, A. Y., & Fernandes, M. E. B. (2023). Integrating a conceptual framework for the sustainable development goals in the mangrove ecosystem: A systematic review. *Environmental Development*, 47, 100895. <https://doi.org/10.1016/J.ENVDEV.2023.100895>
- FAO. (2014). *World reference base for soil resources 2014*.
- Feng, X., Shao, Z., Huang, X., He, L., Lv, X., & Zhuang, Q. (2022). Integrating Zhuhai-1 Hyperspectral Imagery With Sentinel-2 Multispectral Imagery to Improve High-Resolution Impervious Surface Area Mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 2410–2424. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3157755>
- Finlayson, M., Davidson, N., Fennessy, S., Coates, D., Gardner Contributing Authors, R. C., Darwall, W., Dema, M., Everard, M., McRae, L., Perennou, C., Stroud, D., Bambaradeniya, C., Davies, P., Fang, W.-T., Hilomen, V., Kulindwa, K., Martinez, L., Ricaurte, L., Scoullou, M., ... Dudley, N. (2018). *Ramsar Convention on Wetlands*.
- Flores, A., Herndon, K., Thapa, R. B., & Cherrington, E. A. (2019). *The SAR Handbook: Comprehensive Methodologies for Forest Monitoring and Biomass Estimation Applications of Earth Observations for the Monitoring of Deforestation Dynamics in the Peruvian Amazon View project Mesoamerican Regional Visualization & Monitoring System (SERVIR-Mesoamerica) View project*. <https://doi.org/10.25966/nr2c-s697>
- Fourqurean, J. W., Duarte, C. M., Kennedy, H., Marbà, N., Holmer, M., Mateo, M. A., Apostolaki, E. T., Kendrick, G. A., Krause-Jensen, D., McGlathery, K. J., & Serrano, O. (2012). Seagrass ecosystems as a globally significant carbon stock. *Nature Geoscience* 2012 5:7, 5(7), 505–509. <https://doi.org/10.1038/ngeo1477>
- GFW. (2025). *Mexico Deforestation Rates & Statistics* GFW. <https://www.globalforestwatch.org/dashboards/country/MEX/>
- Ghorbanian, A., Zaghian, S., Asiyabi, R. M., Amani, M., Mohammadzadeh, A., & Jamali, S. (2021). Mangrove Ecosystem Mapping Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Images and Random Forest Algorithm in Google Earth Engine. *Remote Sensing* 2021, Vol. 13, Page 2565, 13(13), 2565. <https://doi.org/10.3390/RS13132565>

- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2017.06.031>
- Grings, F., Salvia, M., Karszenbaum, H., Ferrazzoli, P., Kandus, P., & Perna, P. (2009). Exploring the capacity of radar remote sensing to estimate wetland marshes water storage. *Journal of Environmental Management*, 90(7), 2189–2198. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2007.06.029>
- Hansen, V. D., & Nestlerode, J. A. (2014). Carbon sequestration in wetland soils of the northern Gulf of Mexico coastal region. *Wetlands Ecology and Management*, 22(3), 289–303. <https://doi.org/10.1007/S11273-013-9330-6/METRICS>
- Hastie, T., Robert, T., & Friedman, J. H. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer. https://books.google.com.mx/books/about/The_Elements_of_Statistical_Learning.html?id=MUNmawEACAAJ&redir_esc=y
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>
- Howard, J., Hoyt, S., Isensee, K., Pidgeon, E., & Telszewski, M. (2014). *Coastal Blue Carbon methods for assessing carbon stocks and emissions factors in mangroves, tidal salt marshes, and seagrass meadows*. www.ioc.unesco.org
- INEGI. (2020). *Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI)*. <https://www.inegi.org.mx/>
- IPCC. (2006). *Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories: Agriculture, Forestry and Other Land Use*. <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/>
- IPCC. (2021). *IPCC — Intergovernmental Panel on Climate Change*. <https://www.ipcc.ch/>
- Isaac-Márquez, R. (2021). La expansión del cultivo de la palma de aceite en Campeche. De los pequeños productores a la agroindustria transnacional. *Región y Sociedad*, 33, e1370–e1370. <https://doi.org/10.22198/RYS2021/33/1370>
- Kaplan, G., & Avdan, U. (2018). Monthly Analysis of Wetlands Dynamics Using Remote Sensing Data. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 2018, Vol. 7, Page 411, 7(10), 411. <https://doi.org/10.3390/IJGI7100411>
- Kool, J., Lhermitte, S., Hrachowitz, M., Bregoli, F., & McClain, M. E. (2022). Seasonal inundation dynamics and water balance of the Mara Wetland, Tanzania based on multi-temporal Sentinel-2 image classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 109, 102766. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2022.102766>
- Landgrave, R., & Moreno-Casasola, P. (2012). Evaluación cuantitativa de la pérdida de humedales en México. *Investigación Ambiental*, 4(1), 19–35. www.ine.gob.mx/emc-humedales
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, 33(1), 159. <https://doi.org/10.2307/2529310>

- Long, X., Li, X., Lin, H., & Zhang, M. (2021). Mapping the vegetation distribution and dynamics of a wetland using adaptive-stacking and Google Earth Engine based on multi-source remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102453. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2021.102453>
- Lu, D. (2005). Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, 26(12), 2509–2525. <https://doi.org/10.1080/01431160500142145>
- Lucio Villacreses, L. F., Álvarez Gutiérrez, Y. de las M., Quimis Gómez, A. J., Guerrero Calero, J. M., Llor Macías, M. G., & Gras Rodríguez, R. (2022). *Ecología. Colección Eugenio Espejo*. 1, 1–121. <https://editorial.itsup.edu.ec/index.php/itsup/catalog/book/52>
- Mahdavi, S., Salehi, B., Granger, J., Amani, M., Brisco, B., & Huang, W. (2017). Remote sensing for wetland classification: a comprehensive review. *https://doi.org/10.1080/15481603.2017.1419602*, 55(5), 623–658. <https://doi.org/10.1080/15481603.2017.1419602>
- Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., Homayouni, S., & Gill, E. (2018a). The First Wetland Inventory Map of Newfoundland at a Spatial Resolution of 10 m Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data on the Google Earth Engine Cloud Computing Platform. *Remote Sensing 2019*, Vol. 11, Page 43, 11(1), 43. <https://doi.org/10.3390/RS11010043>
- Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., Homayouni, S., & Gill, E. (2018b). The First Wetland Inventory Map of Newfoundland at a Spatial Resolution of 10 m Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data on the Google Earth Engine Cloud Computing Platform. *Remote Sensing 2019*, Vol. 11, Page 43, 11(1), 43. <https://doi.org/10.3390/RS11010043>
- Mao, D., Wang, Z., Wang, Y., Choi, C.-Y., Jia, M., Jackson, M. V., & Fuller, R. A. (2021). Remote Observations in China's Ramsar Sites: Wetland Dynamics, Anthropogenic Threats, and Implications for Sustainable Development Goals. *Journal of Remote Sensing*, 2021, 1–13. <https://doi.org/10.34133/2021/9849343>
- Mendoza Solana, J. M. (2020). *PALIZADA, LIBRO GUÍA DE TURISMO* (C. D. González Madruga, E. Villegas Megías, & C. J. Gómez Flores, Eds.; Primera edición).
- Mitsch, W., & Gosselink, J. (2015). Wetlands Fifth Edition. *Wetlands*, 91(5), 721. https://www.researchgate.net/publication/271643179_Wetlands_5th_edition
- Mleczo, M., Mroz, M., & Fitrzyk, M. (2021). Riparian Wetland Mapping and Inundation Monitoring Using Amplitude and Bistatic Coherence Data from the TanDEM-X Mission. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 2432–2444. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3054994>
- Navarro, J. A., Algeet, N., Fernández-Landa, A., Esteban, J., Rodríguez-Noriega, P., & Guillén-Climent, M. L. (2019). Integration of UAV, Sentinel-1, and Sentinel-2 Data for Mangrove Plantation Aboveground Biomass Monitoring in Senegal. *Remote Sensing 2019*, Vol. 11, Page 77, 11(1), 77. <https://doi.org/10.3390/RS11010077>

- PDM. (2018). *PLAN MUNICIPAL DE DESARROLLO*.
- Pinilla, C. (2020). *Teledetección: teoría y aplicaciones*.
<https://www.researchgate.net/publication/341727281>
- PMD. (2018). Plan Municipal de Desarrollo. *H. Ayuntamiento 2018-2021*.
- PMPGIRSU. (2015). *Programa Municipal para la Prevención y Gestión Integral de los Residuos Sólidos Urbanos*.
- Poulter, B., Bousquet, P., Canadell, J. G., Ciais, P., Peregon, A., Saunois, M., Arora, V. K., Beerling, D. J., Brovkin, V., Jones, C. D., Joos, F., Gedney, N., Ito, A., Kleinen, T., Koven, C. D., McDonald, K., Melton, J. R., Peng, C., Peng, S., ... Zhu, Q. (2017). Global wetland contribution to 2000–2012 atmospheric methane growth rate dynamics. *Environmental Research Letters*, 12(9), 094013.
<https://doi.org/10.1088/1748-9326/AA8391>
- Rodríguez-Zúñiga, M. T., Troche-Souza, C., Cruz-López, M. I., & Rivera-Monroy, V. H. (2022). Development and Structural Organization of Mexico's Mangrove Monitoring System (SMMM) as a Foundation for Conservation and Restoration Initiatives: A Hierarchical Approach. *Forests*, 13(4), 621. <https://doi.org/10.3390/F13040621/S1>
- SAGARPA. (2017). *PALMA DE ACEITE Mexicana planeación agrícola nacional*.
- SEMARNAT. (n.d.). *Inicio | Biodiversidad Mexicana*. 2015. Retrieved January 19, 2025, from <https://www.biodiversidad.gob.mx/>
- Sharma, L., Naik, R., & Raj, A. (2021). Inland Saline Wetlandscapes: The Missing Links for 4th Ramsar Strategic Plan (2016-2024) in India. <https://Services.Igi-Global.Com/Resolvedoi/Resolve.aspx?Doi=10.4018/978-1-6684-3885-5.Ch055>, 1062–1083.
<https://doi.org/10.4018/978-1-6684-3885-5.CH055>
- Slagter, B., Tsendbazar, N. E., Vollrath, A., & Reiche, J. (2020). Mapping wetland characteristics using temporally dense Sentinel-1 and Sentinel-2 data: A case study in the St. Lucia wetlands, South Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86, 102009.
<https://doi.org/10.1016/J.JAG.2019.102009>
- Stuart Chapin, F., Matson, P. A., & Vitousek, P. M. (2012). Principles of terrestrial ecosystem ecology. *Principles of Terrestrial Ecosystem Ecology*, 1–529. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9504-9/COVER>
- Thorhaug, A. L., Poulos, H. M., López-Portillo, J., Barr, J., Lara-Domínguez, A. L., Ku, T. C., & Berlyn, G. P. (2019). Gulf of Mexico estuarine blue carbon stock, extent and flux: Mangroves, marshes, and seagrasses: A North American hotspot. *Science of The Total Environment*, 653, 1253–1261.
<https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2018.10.011>
- Vela-Pelaez, A. A., Navarro-Martínez, M. A., Briseño, M. A. M., Sánchez-Sánchez, J. A., & Esparza-Olguín, L. G. (2024). Análisis multitemporal de cambios en el NDVI en una región con aprovechamiento forestal en la península de Yucatán, México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 15(81), 160–186. <https://doi.org/10.29298/RMCF.V15I81.1425>

- ## 14. Anexos

El script completo utilizado en este estudio para el análisis multitemporal de almacenamiento de carbono en Google Earth Engine se presenta en este anexo. Este código incluye los procesos necesarios para la recopilación de datos satelitales, el preprocesamiento de imágenes y la cuantificación de biomasa y almacenamiento de carbono. A continuación, se describe el contenido del script:

```
// Dar estilo al límite de Palizada
var estilo = Lim_Palizada.style({color: 'pink', width: 2, fillColor: '00000000'});
// Calcular la superficie del polígono en hectáreas
var area_palizada_ha = Lim_Palizada.geometry().area().divide(10000);
print('Superficie_Palizada_Ha:', area_palizada_ha.getInfo());
Map.addLayer(estilo, {}, 'Límite de Palizada')
```

```
// Llamar colección de imágenes de RADAR de SENTINEL-1 en
// polarización "VV", órbita ASCENDENTE y aplicar filtros>>>
var Sent_VV = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S1_GRD")
.filterBounds(Lim_Palizada)
.filter(ee.Filter.eq('instrumentMode', 'TW'))
.filter(ee.Filter.listContains('transmitterReceiverPolarisation', 'VV'))
.filter(ee.Filter.eq('orbitProperties_pass', 'ASCENDING'))
```

```

.filterMetadata('resolution_meters','equals', 10)
.select('VV')
.map(function(imagen_VV){
  // var filtro_VV = 10
  // imagen_VV = imagen_VV.focalMean(filtro_VV, 'circle', 'meters')
  return imagen_VV.clip(Lim_Palizada)
})
print(Sent_VV, 'Sentinel-1_VV')

// Llamar colección de imágenes de RADAR de SENTINEL-1 en
// polarización "VH", órbita ASCENDENTE y aplicar filtros>>>
var Sent_VH = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S1_GRD")
.filterBounds(Lim_Palizada)
.filter(ee.Filter.eq('instrumentMode', 'IW'))
.filter(ee.Filter.listContains('transmitterReceiverPolarisation', 'VH'))
.filter(ee.Filter.eq('orbitProperties_pass', 'ASCENDING'))
.filterMetadata('resolution_meters','equals', 10)
.select('VH')
.map(function(imagen_VH){
  // var filtro_VH = 10
  // imagen_VH = imagen_VH.focalMean(filtro_VH, 'circle', 'meters')
  return imagen_VH.clip(Lim_Palizada)
})
print(Sent_VH, 'Sentinel-1_VH')

// Filtrar para la temporada de LLUVIAS de 2019/2020/2021/2022/2023
// fecha: del 01/JUNIO/2019 al 31/OCTUBRE/2019 "Polzarización VV"
var uno19_VV= Sent_VV.filterDate('2019-06-01', '2019-10-31')
var dos20_VV= Sent_VV.filterDate('2020-06-01', '2020-10-31')
var tres21_VV = Sent_VV.filterDate('2021-06-01', '2021-10-31')
var cuatro22_VV = Sent_VV.filterDate('2022-06-01', '2022-10-31')
var cinco23_VV= Sent_VV.filterDate('2023-06-01', '2023-10-31')
// // Para imprimir el número de imágenes para cada año
// print(uno19_VV, 'Num_image_2019_VV')
// print(dos20_VV, 'Num_image_2020_VV')
// print(tres21_VV, 'Num_image_2021_VV')
// print(cuatro22_VV, 'Num_image_2022_VV')
// print(cinco23_VV, 'Num_image_2023_VV')

// Filtrar para la temporada de LLUVIAS de 2019/2020/2021/2022/2023
// fecha: del 01/JUNIO/2019 al 31/OCTUBRE/2019 "Polzarización VH"
var uno19_VH= Sent_VH.filterDate('2019-06-01', '2019-10-31')
var dos20_VH= Sent_VH.filterDate('2020-06-01', '2020-10-31')
var tres21_VH = Sent_VH.filterDate('2021-06-01', '2021-10-31')
var cuatro22_VH = Sent_VH.filterDate('2022-06-01', '2022-10-31')
var cinco23_VH= Sent_VH.filterDate('2023-06-01', '2023-10-31')
// // Para imprimir el número de imágenes para cada año

```

PREPROCESAMIENTO


```

var EVI = Sent2_19_mean.expression('(nir-red)/(nir+red*C-D*blue+E)', {/-----
Cambiar fecha
  nir : Sent2_19_mean.select('B8'),/-----Cambiar fecha
  red : Sent2_19_mean.select('B4'),/-----Cambiar fecha
  blue: Sent2_19_mean.select('B2'),/-----Cambiar fecha
  C: 6,
  D: 7.5,
  E : 1
}).rename('EVI')
//Visualizar color verdadero y NDVI
Map.addLayer(Sent2_19_mean, {bands: ['B4', 'B3', 'B2'], min:0.02, max:0.14}, 'Color
verdadero_2019_S2', 0)/-----Cambiar fecha
Map.addLayer(NDVI, {bands: ['NDVI'], min: -0.15, max: 0.9, palette:['0a83ff', '272727',
'ffffff', 'fff80c', '69ff0c', 'ff5808']}, 'NDVI_2019_S2', 0)/-----Cambiar fecha

// Crear clases, unir clases y entrenar el clasificador para el año 2019-----Cambiar
fecha
var                                     class_19                                     =
FL_19.merge(GL_19).merge(CL_19).merge(SL_19).merge(OL_19).merge(WL_19)/-----
-----Cambiar fecha
var composite = ee.Image.cat(Sent2_19_mean, NDVI, NDWI, SAVI, EVI,
uno19_VV_mean_speckle, uno19_VH_mean_speckle, basemap_clip)
print(composite, 'Composición de Sen-1 y 2 con Índices de veg y Planet_2019')/-----
--Cambiar fecha
//Composición de imagen con bandas e índices de vegetación
var image_bandas = ['VV', 'VH', 'B2', 'B3', 'B4', 'B8', 'NDVI', 'NDWI', 'SAVI', 'EVI', 'R', 'G',
'B']
//Entrenar el modelo con las clases creadas
var entrenamiento = composite.select(image_bandas).sampleRegions({
  collection: class_19,/-----Cambiar fecha
  properties: ['Class_19'],/-----Cambiar fecha
  scale: 10
}).randomColumn()
// print(entrenamiento.limit(100), 'Entrenamiento')
//Dividir los puntos de control en 80 % para entrenamiento y 20 % par validación
var split = 0.8
var p_entrenamiento = entrenamiento.filter(ee.Filter.lt('random', split))
var p_prueba = entrenamiento.filter(ee.Filter.gte('random', split))
//Contar el número total de puntos, el de entrenamiento y prueba
print(class_19.aggregate_count('.all'), 'Total de puntos de control')/-----Cambiar
fecha
print(p_entrenamiento.aggregate_count('.all'), 'Puntos de entrenamiento')
print(p_prueba.aggregate_count('.all'), 'Puntos de prueba')

//*****CLSFICACIÓN SUPERVISADA CON RF Y EVALUACIÓN DE LA
PRECISIÓN DEL MODELO 2019 *****

```

```

//Seleccionar método de clasificación RF y entrenar el modelo y correr el modelo
var RF = ee.Classifier.smileRandomForest(100, 5).train(p_entrenamiento, 'Class_19',
image_bandas)//-----Cambiar fecha
//Probar la precisión del modelo
var matriz_confusion = RF.confusionMatrix()
print(matriz_confusion, 'Matriz de Confusión_2019')//-----Cambiar fecha
print(matriz_confusion.accuracy(), 'Evaluación general p_entrenamiento')
var kappa = matriz_confusion.kappa()
print(kappa, 'Coeficiente Kappa')

var validacion = p_prueba.classify(RF)
var precision_prueba = validacion.errorMatrix('Class_19', 'classification')//-----
Cambiar fecha
print(precision_prueba, 'Evaluación de Matriz de Error')
print(precision_prueba.accuracy(), 'Evaluación general de Matriz de Error')
var kappa_1 = precision_prueba.kappa()
print(kappa_1, 'Coeficiente Kappa_1')

//Correr el clasificador
var clasificacion_19 = composite.select(image_bandas).classify(RF)//-----Cambiar
fecha

//Agregar clasificación a Layers
Map.addLayer(clasificacion_19, {palette: ['9fb873', 'e6b5b8', 'fa8743', '000000',//-----
--Cambiar fecha
'bfa293', '04a7fd'], min: 1, max: 6}, 'Clasificación ópticas_RADAR_2019', 0)//-----
Cambiar fecha

//*****CALCULAR ESTADÍSTICAS*****
//Calcular área para cada cobertura
var nombre = ['FL_19', 'GL_19', 'CL_19', 'SL_19', 'OL_19', 'WL_19']//-----Cambiar
fecha
var renombrar = clasificacion_19.eq([1,2,3,4,5,6]).rename(nombre)
var area = renombrar.multiply(ee.Image.pixelArea().divide(10000))
var area_clase = area.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum(),
  geometry: Lim_Palizada,
  scale:10,
  crs: 'EPSG:4326',
  maxPixels: 1e12
})
//Calcular el área total para cada clase en ha
var area_total = ee.Number(area_clase)
print(area_total, 'Área total por clases en Ha 2019')//-----Cambiar fecha

// Realizar un array de todas las clases
var a = ee.Array(area_clase.get('FL_19'))//-----Cambiar fecha

```

```

var b = ee.Array(area_clase.get('GL_19'))//-----Cambiar fecha
var c = ee.Array(area_clase.get('CL_19'))//-----Cambiar fecha
var d = ee.Array(area_clase.get('SL_19'))//-----Cambiar fecha
var e = ee.Array(area_clase.get('OL_19'))//-----Cambiar fecha
var f = ee.Array(area_clase.get('WL_19'))//-----Cambiar fecha

```

```

var coleccion = ee.List([a,b,c,d,e,f])
var nombres = ee.List(nombre)
//Crear una gráfica
var grafica = ui.Chart.array.values(coleccion, 0, nombres)
.setChartType('PieChart')
.setOptions({
  is3D: true
})

```

```

print(grafica, 'Gráfica de 2019')//-----Cambiar fecha
print(renombrar, 'Renombre')

```

```

//*****CREACIÓN DE LA SIMBOLOGÍA
2019*****

```

```

//Crear leyenda y su posición
var leyenda = ui.Panel({
  style: {
    position: 'bottom-left',
    padding: '8px 15px'
  }
});
//Título de leyenda
var titulo = ui.Label({
  value: 'Leyenda de Clasificación 2019',//-----Cambiar fecha
  style: {
    fontWeight: 'bold',
    fontSize: '18px',
    margin: '0 0 4px 0',
    padding: '0'
  }
});
//Agregar leyenda al Panel
leyenda.add(titulo);
//Crear el estilo de la leyenda
var orden = function(color, name){
  var color_box = ui.Label({
    style: {
      backgroundColor: '#' + color,
      padding: '8px',
      margin: '0 0 4px 0'
    }
  }
}

```

```

});
var description = ui.Label({
  value: name,
  style: {margin: '0 0 4px 6px'}
});
return ui.Panel({
  widgets: [color_box, description],
  layout: ui.Panel.Layout.flow('horizontal')
})
});
//Definir paleta de colores para la simbología
var colores = ['9fb873', 'e6b5b8', 'fa8743', '000000', 'bfa293', '04a7fd'];
//Definir nombre de las clases
var nombres = ['FL_19', 'GL_19', 'CL_19', 'SL_19', 'OL_19', 'WL_19']//-----Cambiar
fecha
//Agregar nombre y colores
for (var i = 0; i < 6; i++) {
  leyenda.add(orden(colores[i], nombres[i]))
};
//Agregar a mapa
Map.add(leyenda);

//*****Exportar mapa clasificado de 2019 ***** //-----
----Cambiar fecha
Export.image.toDrive({
  image: clasificacion_19,
  description: 'Clasificacion_2019', //-----Se cambia al año/temporada que
  corresponda//
  scale: 10,
  region: Lim_Palizada,
  fileFormat: 'GeoTIFF',
  // crs: 'EPSG:32721',
});
*/

//*****
*****
//-----ESTIMACION DE BIOMASA AÉREA Y ALMACENAMIENTO DE
CARBONO DE PALIZADA-----
// -----PERIODO DE CRECIDA 2021----- Se cambia al
año/TEMPORADA que corresponda//
// -----01/JUNIO/2021 al 31/OCTUBRE/2021----- Se cambia al
año/TEMPORADA que corresponda//

// Llamara colección de SENTINEL-2 y aplicar filtros
var Sen2 = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S2_SR")

```

```

.filterBounds(Palizada)
.filterDate('2021-06-01', '2021-10-31')//-----Se cambia al año/TEMPORADA
que corresponda//
.filterMetadata('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 'less_than', 15)
.map(mascara_nubes)
print(Sen2, 'Sentinel-2_21_CRECIDA')//-----Se cambia al
año/TEMPORADA que corresponda//

// <<<Llamar colección de imágenes de RADAR de SENTINEL-1 en
// polarización VV, órbita ASCENDENTE y aplicar filtros>>>
var Sen_VV = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S1_GRD")
.filterBounds(Palizada)
.filterDate('2021-06-01', '2021-10-31')//-----Se cambia al año/TEMPORADA
que corresponda//
.filter(ee.Filter.eq('instrumentMode', 'IW'))
.filter(ee.Filter.listContains('transmitterReceiverPolarisation', 'VV'))
.filter(ee.Filter.eq('orbitProperties_pass', 'ASCENDING'))
.filterMetadata('resolution_meters', 'equals', 10)
.select('VV')
.map(function(imagen_VV){//función para recortar imagen a Palizada
  return imagen_VV.clip(Palizada)
})
print(Sen_VV, 'Sentinel-1_VV_21_CRECIDA')//-----Se cambia al año que
corresponda//

// Media de la colección de Sentinel-1
var Sen_VV_mean = Sen_VV.mean()
//Filtro de Speckle
var filtro_sar = 25
var Sen_VV_mean_filtro = Sen_VV_mean.focalMean(filtro_sar, 'circle', 'meters')

//Añadir imagen a Layers de la colección de SENTINEL-1 con su filtro
Map.addLayer(Sen_VV_mean_filtro, {min: -15, max: 0}, 'Sentinel-
1_2021_VV_CRECIDA', 0)//-----Se cambia al año que corresponda//

//Calcular la media para Sentinel-2
var Sen2_mean = Sen2.median()

// Visualizar imágenes ópticas en color verdadero
var visParams = {bands: ['B4', 'B3', 'B2'], max: 0.136, min: 0.019, gamma: 1.4}
Map.addLayer(Sen2_mean, visParams, 'Ópticas_21_CRECIDA', 0)//-----Se cambia al
año/temporada que corresponda//

// Combina ambas imágenes en una sola imagen usando la función `addBands()`
var s1s2 = Sen_VV_mean.addBands(Sen2_mean)
print(s1s2, 'Imagen_con_bandas_de_Sen1_y_Sen2')
// Calcular NDVI

```

```

var ndvi = s1s2.normalizedDifference(['B8', 'B4']).rename('NDVI')
var palette_ndvi = {bands: ['NDVI'], min: -0.15, max: 0.9, palette: ['0a83ff', '272727', 'ffffff',
'fff80c', '69ff0c', 'ff5808']}
Map.addLayer(ndvi, palette_ndvi, 'NDVI_21_CRECIDA', 0)//-----Se cambia al
año/temporada que corresponda//

//-----// Calcular el NBR
var NBR = s1s2.normalizedDifference(['B8', 'B12']).rename('NBR')// Crear NBR
// Define la visualización para el NBR
var visParams_1 = {bands: ['NBR'], min: -1, max: 1, palette: ['red', 'yellow', 'green']};
Map.addLayer(NBR, visParams_1, 'NBR_2021_Crecida')
//-----
// Estimar biomasa aérea utilizando una relación empírica
var agb_21 = ndvi.expression(
  '142.7 * (NDVI ** 1.14)',
  {'NDVI': ndvi}
).rename('AGB_21_CRECIDA');//-----Se cambia al año/temporada
que corresponda//

// Calcular el almacenamiento de carbono por hectárea
var factor_almacenamiento_carbono = 0.47; // ton CO2 / ha / año
var almacenamiento_carbono_21 = agb_21.multiply(factor_almacenamiento_carbono);

// Calcular área en hectáreas de la biomasa aérea y almacenamiento de carbono
var area_agb = ee.Number.parse(agb_21.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum(),
  geometry: Palizada,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e20, // aumentar el límite de píxeles
  bestEffort: true // ajustar la resolución de la imagen si es necesario
})).get('AGB_21_CRECIDA')).divide(10000);//-----Se cambia al año/temporada
que corresponda//

var area_cc = ee.Number.parse(almacenamiento_carbono_21.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum(),
  geometry: Palizada,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e20, // aumentar el límite de píxeles
  bestEffort: true // ajustar la resolución de la imagen si es necesario
})).get('Almacenamiento_carbono_21_CRECIDA')).divide(10000);//-----Se cambia al
año/temporada que corresponda//
//-----"*****"
print('AGB_TON/Ha_2021_CRECIDA:', agb_21.reduceRegion({//---Se cambia al
año/temporada que corresponda//
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: Palizada,
  scale: 10,

```

```

    maxPixels: 1e20, // aumentar el límite de píxeles
    bestEffort: true // ajustar la resolución de la imagen si es necesario
  }).get('AGB_21_CRECIDA'));//-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//
//-----"*****"
print('Área_AGB_Ha_2021_CRECIDA:', area_agb.getInfo());//-----Se cambia al
año/temporada que corresponda//
print(Almacenamiento_carbono_TON/Ha_2021_CRECIDA:',
almacenamiento_carbono_21.reduceRegion({/--Se cambia al año/temporada que
corresponda//
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: Palizada,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e20, // aumentar el límite de píxeles
  bestEffort: true // ajustar la resolución de la imagen si es necesario
  }).get('AGB_21_CRECIDA'));//-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//

// Visualizar mapa de almacenamiento de carbono
var palette = ['e3e8ea', 'deede3', 'b8d6f5', '3992f1', 'ff01cc', 'blue'];
var vizParams = {
  min: 0,
  max: 120,
  palette: palette,
};
// Visualizar la almacenamiento de carbono en un mapa de colores
Map.addLayer(almacenamiento_carbono_21, vizParams,
Almacenamiento_Carbono_2021_CRECIDA', 0); //-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//

//Visualizar biomasa aérea en un mapa de colores
Map.addLayer(agb_21, {min: 0, max: 255, palette: ['bbe9fb', 'edf3e6', '82bd49', '609d43',
'3b593a']}, 'AGB_2021_CRECIDA', 0);//----Se cambia al año/temporada que corresponda//

// ++++++
// Calcular superficie por rangos de AGB
// Definir los límites del rango de AGB
var limite_inferior = 140;
var limite_superior = 150;

// Filtrar los valores de AGB dentro del rango especificado
var agb_filtrado = agb_21.gte(limite_inferior).and(agb_21.lte(limite_superior));

// Mostrar los píxeles donde AGB está dentro del rango especificado
Map.addLayer(agb_filtrado.updateMask(agb_filtrado), {palette: "FF0000"}, 'AGB = 0 - 35',
1);

```

```

// Calcular área en hectáreas de los píxeles donde AGB está dentro del rango especificado
var area_agb_rango = agb_filtrado.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum(),
  geometry: Palizada,
  scale: 10, // Escala de muestreo
  maxPixels: 1e20, // Máximo de píxeles permitidos
});

// Obtener el área en hectáreas del resultado
var area_ha = ee.Number(area_agb_rango.get('AGB_21_CRECIDA')).divide(100); //
Convertir de m^2 a ha

// Imprimir el resultado
print('Superficie de AGB entre 0 y 35 t·ha: _2021', area_ha);

// ++++++
//+++++

//Crer histograma de almacenamiento de carbono.
var hist = ui.Chart.image.histogram(almacenamiento_carbono_21, Palizada, 30);
hist.setOptions({
  title: 'Almacenamiento de carbono 2021 CRECIDA (ton CO2/ha)', //-----Se cambia al
año/temporada que corresponda//
  hAxis: {title: 'Ton CO2/ha'},
  vAxis: {title: 'Número de píxeles'},
  legend: {position: 'none'},
  lineWidth: 1,
  colors: ['black'],
  histogram: {bucketSize: 0.5, minVal: 0, maxVal: 50},
});
print(hist);

// Crear histograma del NDVI-----
//Crer histograma de almacenamiento de carbono.
var hist = ui.Chart.image.histogram(ndvi, Palizada, 30);
hist.setOptions({
  title: 'NDVI_2021', //-----Se cambia al año/temporada que corresponda//
  hAxis: {title: 'Rango'},
  vAxis: {title: 'Número de píxeles'},
  legend: {position: 'none'},
  lineWidth: 1,
  colors: ['blue'],
  histogram: {bucketSize: 0.5, minVal: 0, maxVal: 50},
});
print(hist);

var legend = ui.Panel({

```

```

    style: {
        position: 'bottom-right',
        padding: '8px 15px'
    }
});

var legendTitle = ui.Label({
    value: Almacenamiento de carbono 2021 CRECIDA (ton CO2/ha)', //-----Se
    cambia al año/temporada que corresponda//
    style: {
        fontWeight: 'bold',
        fontSize: '18px',
        margin: '0 0 4px 0',
        padding: '0'
    }
});

legend.add(legendTitle);

var makeRow = function(color, name) {
    var colorBox = ui.Label({
        style: {
            backgroundColor: '#' + color,
            // Use padding to give the box height and width.
            padding: '8px',
            margin: '0 0 4px 0'
        }
    });

    var description = ui.Label({value: name,
    style: {
    margin: '0 0 4px 6px'
    }
    });

    return ui.Panel({
        widgets: [colorBox, description],
        layout: ui.Panel.Layout.Flow('horizontal')
    });
};

var palette = ['FF0000', 'FFFF00', '00FF00', '0000FF'];
var names = ['Alto: 30-50', 'Medio: 10-30', 'Bajo: 0-10', 'Ninguno'];

for (var i = 0; i < 4; i++) {
    legend.add(makeRow(palette[i], names[i]));
}

```

```

Map.add(legend);
//*****
//Crer histograma de AGB de 2021.
var hist = ui.Chart.image.histogram(agb_21, Palizada, 30);
hist.setOptions({
  title: 'AGB 2021 CRECIDA (Ton/ha)', //-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//
  hAxis: {title: 'Ton/ha'},
  vAxis: {title: 'Número de píxeles'},
  legend: {position: 'none'},
  lineWidth: 1,
  colors: ['green'],
  histogram: {bucketSize: 1, minValue: 0, maxValue: 50},
});
print(hist);

var legend = ui.Panel({
  style: {
    position: 'bottom-right',
    padding: '8px 15px'
  }
});

var legendTitle = ui.Label({
  value: 'AGB 2021 CRECIDA (ton /ha)', //-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//
  style: {
    fontWeight: 'bold',
    fontSize: '18px',
    margin: '0 0 4px 0',
    padding: '0'
  }
});

legend.add(legendTitle);

var makeRow = function(color, name) {
  var colorBox = ui.Label({
    style: {
      backgroundColor: '#' + color,
      // Use padding to give the box height and width.
      padding: '8px',
      margin: '0 0 4px 0'
    }
  });
};

```

```

    var description = ui.Label({value: name,
style: {
margin: '0 0 4px 6px'
}
});

return ui.Panel({
widgets: [colorBox, description],
layout: ui.Panel.Layout.Flow('horizontal')
});
});

var palette = ['FF0000', 'FFFF00', '00FF00', '0000FF'];
var names = ['Alto: 30-50', 'Medio: 10-30', 'Bajo: 0-10', 'Ninguno'];

for (var i = 0; i < 4; i++) {
legend.add(makeRow(palette[i], names[i]));
}

Map.add(legend);

//-----
//-----EXPORTAR MAPAS DE BIOMASA Y CARPTURA DE CARBONO DE 2021-
CRECIDA, EN GEOTIFF ---Se cambia al año/temporada que corresponda//
// Exportar imagen de ALMACENAMIENTO DE CARBONO 2021-CRECIDA en formato
GeoTIFF//-----Se cambia al año/temporada que corresponda//
// Export.image.toDrive({
// image: almacenamiento_carbono,
// description: 'CC_2021_CRECIDA_1', //-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//
// scale: 10,
// region: Palizada,
// fileFormat: 'GeoTIFF',
// // crs: 'EPSG:32721',
// });

// // Exportar imagen de BIOMASA AÉREA 2021- CRECIDA en formato GeoTIFF//-----
-----Se cambia al año/temporada que corresponda//
// Export.image.toDrive({
// image: agb,
// description: 'AGB_2021_CRECIDA_1',//-----Se cambia al año/temporada que
corresponda//
// scale: 10,
// region: Palizada,
// fileFormat: 'GeoTIFF',
// // crs: 'EPSG:32721',

```

```
// });
```