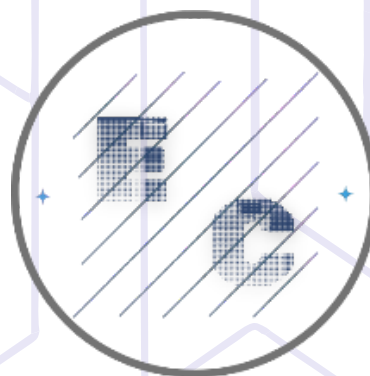
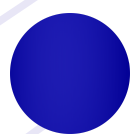
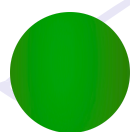




REVISTA MULTIDISCIPLINAR EPISTEMOLOGÍA DE LAS CIENCIAS



Universidad de Sonsonate



Volumen 3, Número 3



Julio - Septiembre, 2026
Edición Especial

CROSSREF PREFIX DOI: 10.71112

ISSN: 3061-7812, www.omniscens.com

Revista Multidisciplinar Epistemología de las Ciencias

Volumen 3, Número 3
Julio-Septiembre 2026
Edición Especial

Publicación trimestral
Hecho en México

La Revista Multidisciplinar Epistemología de las Ciencias acepta publicaciones de cualquier área del conocimiento, promoviendo una plataforma inclusiva para la discusión y análisis de los fundamentos epistemológicos en diversas disciplinas. La revista invita a investigadores y profesionales de campos como las ciencias naturales, sociales, humanísticas, tecnológicas y de la salud, entre otros, a contribuir con artículos originales, revisiones, estudios de caso y ensayos teóricos. Con su enfoque multidisciplinario, busca fomentar el diálogo y la reflexión sobre las metodologías, teorías y prácticas que sustentan el avance del conocimiento científico en todas las áreas.

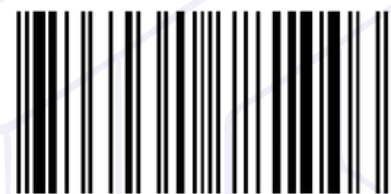
Contacto principal: admin@omniscens.com

Las opiniones expresadas por los autores no necesariamente reflejan la postura del editor de la publicación

Se autoriza la reproducción total o parcial del contenido de la publicación sin previa autorización de la Revista Multidisciplinar Epistemología de las Ciencias siempre y cuando se cite la fuente completa y su dirección electrónica.



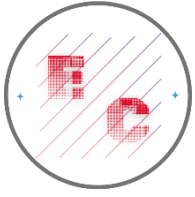
Copyright © 2026: Los autores



9773061781003

Cintillo legal

Revista Multidisciplinar Epistemología de las Ciencias Vol. 3, Núm. 3, julio-septiembre 2026, edición especial, es una publicación trimestral editada por el Dr. Moises Ake Uc, C. 51 #221 x 16B , Las Brisas, Mérida, Yucatán, México, C.P. 97144 , Tel. 9993556027, Web: <https://www.omniscens.com>, admin@omniscens.com, Editor responsable: Dr. Moises Ake Uc. Reserva de Derechos al Uso Exclusivo No. 04-2024-121717181700-102, ISSN: 3061-7812, ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor (INDAUTOR). Responsable de la última actualización de este número, Dr. Moises Ake Uc, fecha de última modificación, 1 julio 2026.



Revista Multidisciplinar Epistemología de las Ciencias

Volumen 3, Número 3, 2026, julio-septiembre, Edición Especial

DOI: <https://doi.org/10.71112/937g3506>

**ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE PÉRDIDA DE VEGETACIÓN MEDIANTE
TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA RESERVA DE BIOSFERA
APANECA-ILAMATEPEC, SECTOR SAN JOSÉ LA MAJADA, EL SALVADOR**

**MULTITEMPORAL ANALYSIS OF VEGETATION LOSS USING ARTIFICIAL
INTELLIGENCE TECHNIQUES IN THE APANECA-ILAMATEPEC BIOSPHERE
RESERVE, SAN JOSÉ LA MAJADA SECTOR, EL SALVADOR**

Rodrigo Alejandro Centeno Flores

El Salvador

Análisis multitemporal de pérdida de vegetación mediante técnicas de inteligencia artificial en la reserva de biosfera apaneca-llamatepec, sector San José La Majada, El Salvador

Multitemporal analysis of vegetation loss using artificial intelligence techniques in the apaneca-llamatepec biosphere reserve, San José La Majada sector, El Salvador

Rodrigo Alejandro Centeno Flores^{a,*}

rodrigo.centeno@usonsonate.edu.sv

<https://orcid.org/0009-0009-2985-9453>

*Autor de correspondencia: rodrigo.centeno@usonsonate.edu.sv, ^aUniversidad de Sonsonate, El Salvador

RESUMEN

La investigación analiza la pérdida de cobertura vegetal en el sector San José La Majada, dentro de la Reserva de Biosfera Apaneca-Illamatepec, mediante el uso de imágenes satelitales obtenidas del satélite Sentinel-2. Para el estudio se aplicaron técnicas de visión artificial como métodos de segmentación a imágenes RGB, NDVI y NDWI para detectar áreas sin vegetación y evaluar su evolución entre los años de 2017 y 2024. Los resultados evidencian un aumento progresivo del área sin vegetación, de 5.20 a 7.63 kilómetros cuadrados, destacando la eficacia de la combinación de índices espectrales y análisis de segmentación por color. Mediante predicción con regresión logística se proyecta una continuidad en la pérdida de vegetación para

los próximos cinco años, resaltando la urgencia de implementar estrategias de conservación ambiental en la región.

Palabras clave: inteligencia artificial; multispectral; Sentinel-2; vegetación; visión artificial.

ABSTRACT

The research analyzes the loss of vegetation cover in the San José La Majada sector, within the Apaneca-Illamatepec Biosphere Reserve, using satellite images obtained from the Sentinel-2 satellite. For the study, computer vision techniques such as segmentation methods were applied to RGB, NDVI, and NDWI images to detect areas without vegetation and evaluate their evolution between 2017 and 2024. The results show a progressive increase in the area without vegetation, from 5.20 to 7.63 square kilometers, highlighting the effectiveness of the combination of spectral indices and color segmentation analysis. Using logistic regression prediction, a continuation of vegetation loss is projected for the next five years, highlighting the urgency of implementing environmental conservation strategies in the region.

Keywords: artificial intelligent; computer vision, multispectral; sentinel-2; vegetation.

Recibido: 17 febrero 2026 | Aceptado: 19 julio 2026 | Publicado: 20 julio 2026

INTRODUCCIÓN

La deforestación es uno de los principales factores que contribuyen al cambio climático y la pérdida de biodiversidad a nivel global. La Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura señala que entre 2015 y 2020 se perdieron aproximadamente 10 millones de hectáreas al año por transformación de cobertura forestal a otros usos del suelo.

Estas acciones no solo afectan la capacidad de los ecosistemas para absorber dióxido de carbono, sino también a la regulación del ciclo hídrico y la conservación del suelo.

El Salvador, a pesar de su pequeña extensión territorial, cuenta con una gran diversidad de ecosistemas y recursos naturales. La Reserva de Biosfera Apaneca-Illamatepec, reconocida por la UNESCO, constituye uno de los sistemas ecológicos más importantes del país debido a su biodiversidad, su función como corredor biológico y su papel en la regulación climática. Sin embargo, el avance de la frontera agrícola, la tala selectiva y las prácticas inadecuadas de manejo del suelo en El Salvador, amenazan la estabilidad ambiental y la sostenibilidad de las comunidades locales (Maza-Villalobos et al., 2023).

Ante esta situación, surge la necesidad de contar con herramientas tecnológicas que permitan detectar, cuantificar y analizar los cambios en la cobertura forestal de manera precisa y oportuna. En los últimos años, la disponibilidad de imágenes satelitales de libre acceso, como las proporcionadas por el programa Copernicus (Sentinel), junto con el desarrollo de algoritmos de inteligencia artificial y visión por computador, ha abierto nuevas posibilidades para el estudio automatizado de los cambios de cobertura vegetal (Cheng et al., 2023). Estos avances se suman a una línea de investigación consolidada sobre el análisis y modelación de los procesos de deforestación a escala de cuencas, donde la combinación de teledetección y modelos espaciales ha permitido caracterizar tasas, patrones y factores asociados al cambio de cobertura (Mas Caussel et al., 2015). De manera análoga, el aprendizaje automático ha demostrado su utilidad en otros ámbitos vinculados al manejo del territorio y los recursos naturales, como la agricultura de precisión, donde apoya la toma de decisiones a partir del análisis de variables ambientales (Alejandro, 2020).

La presente investigación tiene como finalidad analizar la dinámica de la pérdida de vegetación en el sector de San José La Majada, perteneciente a la Reserva de Biosfera Apaneca-Illamatepec, mediante técnicas de inteligencia artificial aplicadas a imágenes satelitales. A través del procesamiento digital, la clasificación de coberturas y la comparación temporal de distintos periodos, se busca establecer la evolución de las áreas afectadas, identificar los principales focos de cambio y generar información científica que contribuya a la gestión sostenible del territorio. De esta forma, el estudio pretende aportar una base metodológica que combine la teledetección y la inteligencia artificial como herramientas de apoyo para la toma de decisiones en conservación ambiental y ordenamiento territorial.

Marco teórico

La teledetección consiste en el registro de la radiación electromagnética reflejada o emitida por la superficie terrestre a través de sensores remotos, permitiendo observar fenómenos espaciales y temporales en escalas regionales y también global. Las imágenes satelitales capturan diferentes longitudes de onda, y mediante combinaciones de bandas es posible resaltar diferentes atributos del terreno, como vegetación, humedad, suelos, cuerpos de agua, estructuras urbanas, entre otros. Esta capacidad de observación complementa los estudios florísticos y de caracterización del estado de la vegetación a escala regional, que tradicionalmente se han apoyado en inventarios y trabajo de campo (Siqueiros-Delgado et al., 2016).

En el ámbito de la vegetación, el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) se ha consolidado como un indicador robusto de vigor y cobertura vegetal, aunque su uso requiere considerar factores como la saturación en coberturas densas, la influencia del suelo y los efectos atmosféricos (Huang et al., 2020). Los análisis multitemporales sobre series

de NDVI permiten detectar cambios de áreas de vegetación asociadas a perturbaciones o transiciones de uso del suelo (Forkel et al., 2013), enfoque ampliamente aplicado en estudios regionales de cambio de cobertura vegetal y uso del suelo (Paula et al., 2018; Sandoval-García et al., 2021; Paredes-Arcos et al., 2024). De forma complementaria, se han desarrollado técnicas de reconstrucción de series temporales de NDVI orientadas a reducir los vacíos y el ruido derivados de la nubosidad o de la disponibilidad de imágenes, mejorando la consistencia del monitoreo multitemporal de la estructura de la vegetación (Liu et al., 2024).

Para el análisis de agua superficial y humedad, el Índice de Diferencia Normalizada de Agua (NDWI) y sus variantes son estándares comunes (Miura et al., 2025); estudios comparativos recientes muestran que la elección del índice y el método de umbralización condicionan fuertemente la exactitud de la extracción, especialmente en contextos con fondos espectralmente complejos (Liu et al., 2023). Avances recientes como el ANDWI integran bandas RGB, NIR y SWIR y combinan umbrales dinámicos mediante Otsu para mejorar la discriminación agua/no-agua (Rad et al., 2021). Asimismo, enfoques auto-adaptativos de umbralización sobre SAR o multiespectral han demostrado mejoras en escenarios con variaciones espaciales y ruido (Tan et al., 2023).

El acceso a imágenes satélites se puede realizar mediante varios sitios que dan acceso a datos espaciales. Copernicus es un programa de observación terrestre de la Unión Europea que brinda datos abiertos y servicios derivados para apoyar políticas ambientales, cambio climático, riesgos naturales, entre otros. La misión Sentinel-2 contempla una constelación de satélites ópticos, que cubren la superficie terrestre con una repetición temporal de aproximadamente 5 días y una cobertura global, características que han favorecido su

aplicación en el monitoreo del cambio de uso y cobertura del suelo y en la evaluación de la dinámica del NDVI (Tempa et al., 2024).

El instrumento a bordo de los satélites Sentinel-2 es el MultiSpectral Instrument, un instrumento que captura 13 bandas espectrales entre el visible, el infrarrojo cercano NIR y SWIR con resoluciones de 10, 20 y 60 m, adecuadas para monitoreo de uso/cobertura y derivación de índices espectrales. Adicionalmente, el uso de imágenes NIR-GB procedentes de UAS permite complementar análisis a escala local con alta resolución espacial (Hunt et al., 2010). En paralelo, otras estrategias buscan enriquecer la información espectral combinando datos de distintos sensores; al respecto, los enfoques de fusión hiperespectral y multiespectral han mostrado mejoras en la caracterización de la superficie terrestre cuando la resolución espectral o espacial de un único sensor resulta insuficiente (Xiao Xiang Zhu et al., 2017).

La clasificación y el cambio de cobertura han avanzado notablemente con arquitecturas de aprendizaje profundo aplicadas a imágenes multitemporales y métodos de detección de cambio apoyados en análisis temporales de NDVI dentro de Google Earth Engine (Hu et al., 2018). Trabajos previos sentaron la base de estos enfoques al proponer esquemas de detección continua de cambio y clasificación de cobertura del suelo a partir de series completas de imágenes Landsat (Zhu & Woodcock, 2014), y se han aplicado también en estudios regionales para clasificar el uso del suelo y la vegetación en zonas afectadas por la pérdida de cobertura arbórea (Peralta-Carreta et al., 2019). Junto a los modelos de aprendizaje profundo, otros algoritmos clásicos de aprendizaje automático como Random Forest siguen siendo ampliamente utilizados en la clasificación de cobertura del suelo, por su robustez frente al ruido y su capacidad para manejar variables heterogéneas (Biau & Scomet, 2016; Rigatti, 2017).

Para segmentación basada en color, el espacio HSV resulta útil al separar tonalidad (H), saturación (S) y valor (V), facilitando la identificación de suelos expuestos o vegetación degradada al ajustar rangos de tono y saturación. La literatura reporta aplicaciones de HSV en imágenes satelitales para resaltar regiones de interés y comparar su desempeño frente a RGB en tareas de segmentación (Ganesan et al., 2014b); otros trabajos han evaluado además la calidad de la segmentación en RGB y HSV mediante métricas de calidad de imagen (Ganesan & Rajini, 2014a) y comparado el desempeño de HSV con otros espacios de color como $L^*a^*b^*$ en segmentación cromática (Bora et al., 2015). En contextos vegetales, técnicas de post-segmentación sobre imágenes RGB-D también se han aplicado a la clasificación de enfermedades foliares en cultivos, lo que evidencia el potencial del color como descriptor en escenarios donde la vegetación es el objeto de análisis (Nan et al., 2023). Como consideración práctica, la presencia de sombras puede degradar el contraste y producir falsos positivos; estrategias de detección y compensación de sombras ayudan a mitigar estos efectos (Ma et al., 2008).

METODOLOGÍA

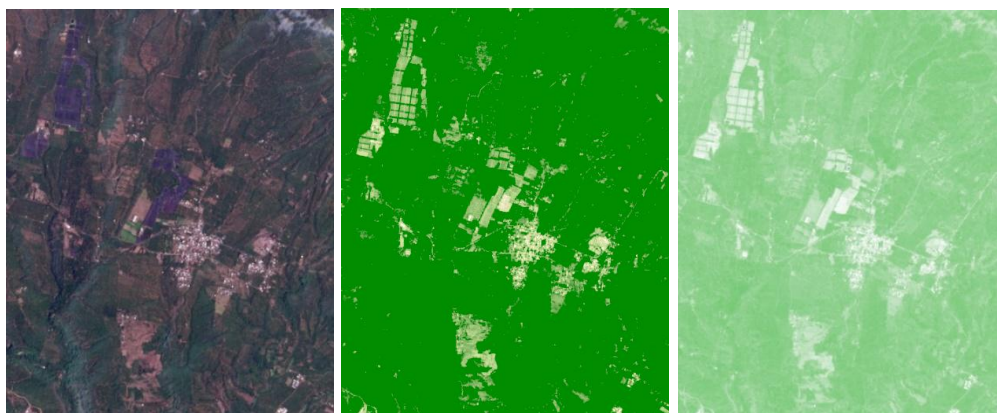
La presente investigación adopta un enfoque mixto, integrando componentes cualitativos y cuantitativos. En primer lugar, el enfoque cualitativo se refleja en la interpretación visual y contextual de las imágenes satelitales obtenidas, donde se analizan los patrones de índices que evidencian cambios en la cobertura vegetal. Mediante la segmentación de imágenes en espacios de color (HSV) y la comparación multitemporal, se identifican visualmente las zonas con indicios de deforestación o degradación. Posteriormente, el enfoque

cuantitativo permite medir y comparar la magnitud del cambio, expresada en kilómetros cuadrados de área afectada y en variaciones de índices espectrales como NDVI y NDWI.

Para llevar a cabo el análisis de la cobertura vegetal, se utilizó un conjunto de 8 imágenes satelitales en formatos RGB, NDVI y NDWI como se muestran en la Figura 1, obtenidas del portal Copernicus Browser, correspondientes a los años 2017 al 2024. Estas imágenes presentan la evolución temporal de la cobertura forestal, lo cual permite realizar un seguimiento visual y cuantitativo del fenómeno de la pérdida de vegetación,

Figura 1

Imágenes por analizar del sector de San José la Majada en 2017.



Se implementa el uso de 3 tipos de imágenes para obtener comparaciones de valores recopilados de áreas sin vegetación beneficiosa para el ambiente. Para el análisis se utilizan técnicas de segmentación por umbrales manuales y técnica Otsu basada en NDVI y NDWI que se convierten en escala de grises y para imágenes RGB se realiza transformación a formato HSV para extraer zonas mediante escalas de colores.

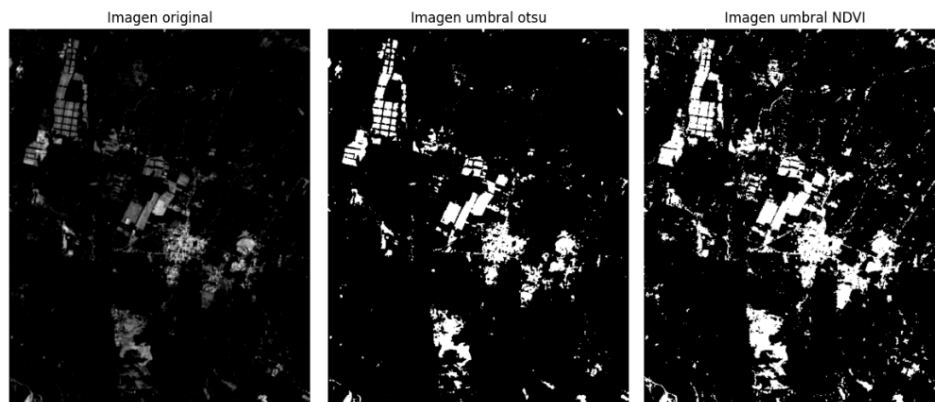
Segmentación por umbral en escala de grises

Para obtener una segmentación inicial de las imágenes en escala de grises, se aplica el método de Otsu, que permite determinar de forma automática un umbral óptimo de

segmentación mediante la minimización de la varianza (Goh et al., 2018; Yang et al., 2020). En la Figura 2 se muestra la aplicación de esta técnica permitiendo separar las zonas claras que hacen referencia a posibles áreas deforestadas y de las áreas oscuras que son vegetación densa.

Figura 2

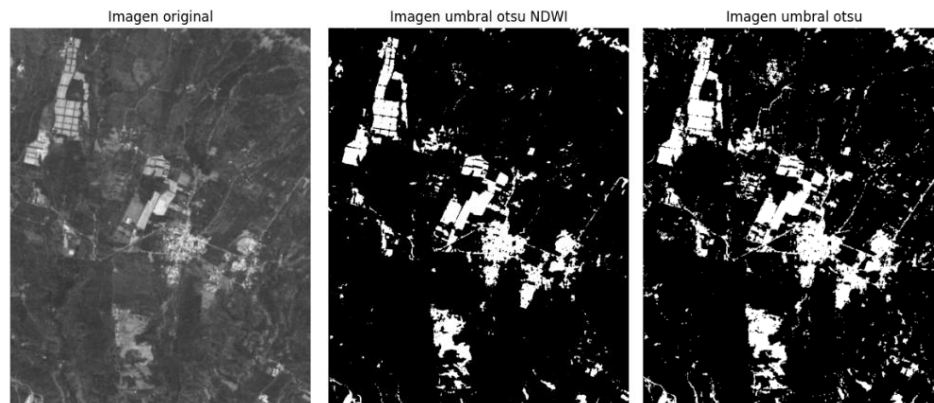
Segmentación de área sin vegetación relevante en imagen NDVI en 2017.



Aunque no es común el uso de imágenes NDWI para análisis de vegetación, al observar los diferentes formatos este formato proporciona información relevante que pueda ser de utilidad para el estudio.

Figura 3

Segmentación de área sin vegetación relevante en imagen NDWI en 2017

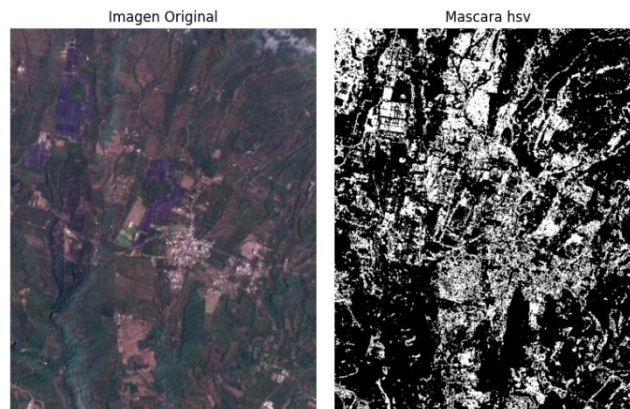


Segmentación basada en color

Dado que la pérdida de vegetación modifica significativamente la cromaticidad de las imágenes, pasando de tonos verdes a marrones o rojizos, se empleó segmentación en espacios de color mediante la escala HSV. La segmentación por color da la capacidad de seleccionar objetos no deseados que pueden crearse mediante diversa cantidad de máscaras. Algunas imágenes satélites muestran nubosidad que podría introducirse en la segmentación y dar valores no deseados, pero con esta técnica se mitigan los ruidos y anomalías de las imágenes como se muestra en la Figura 4.

Figura 4

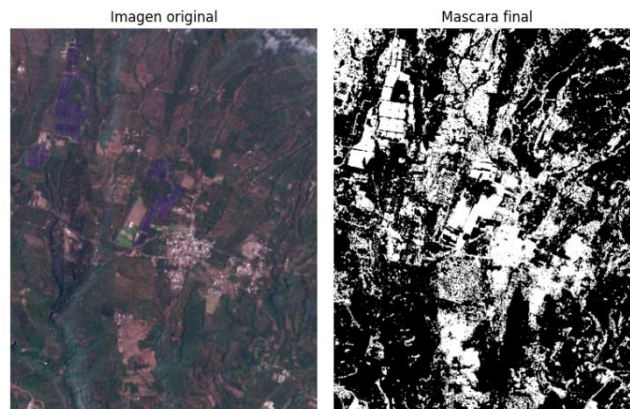
Segmentación de área sin vegetación relevante en imagen RGB en 2017.

**Mejora de mascarar**

Para la mejora de las segmentaciones se aplica un operador de cierre para realizar una dilatación seguida de erosión con el fin de unificar regiones que están casi conectadas y rellenar espacios, esto debido a que en algunas zonas la segmentación puede no realizarse al no cumplir con el umbral establecido. Además, se realiza una comparación de píxeles para combinar los diferentes resultados de cada imagen para tener una máscara con todas las zonas detectas con baja vegetación como se muestra en la Figura 5.

Figura 5

Combinación de resultados para mascara final en 2017.

**RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

Para el cálculo de área de deforestación se realiza un conteo de píxeles, ya que las máscaras realizadas tanto para imágenes en escala de grises y color devuelven una matriz con píxeles blancos y negros, siendo los píxeles blancos las zonas sin vegetación o vegetación no relevante, se realizará la cuenta de cada píxel y se convertirá a kilómetros cuadrados. La imagen capturada es de un área de 22.87 kilómetros cuadrados o 22,870,000 metros cuadrados con una resolución de 3 metros por píxel o 9 metros cuadrados por píxel, por lo que al realizar la cuenta de píxeles de cada imagen se multiplicara por una constante de 9, que equivale a la extensión en metros de un píxel.

Los análisis de las imágenes NDVI y NDWI se realizaron por el método de umbral manual y también por otsu, ya que los rangos de valores ya están establecidos para el análisis de estos tipos de imágenes se generaron los datos mostrados en la tabla 1, donde los resultados dados por umbral manual muestran un valor mayor de área que los representados por otsu.

Tabla 1.

Determinación de áreas de segmentación de imágenes NDVI y NDWI

Año	NDWI		NDVI	
	Manual (km ²)	Otsu (km ²)	Manual (km ²)	Otsu (km ²)
2017	3.27	2.38	2.95	1.72
2018	3.16	2.45	2.53	1.66
2019	4.27	2.57	2.95	1.89
2020	2.78	2.4	2.67	1.65
2021	3.66	2.57	2.88	1.76
2022	4.58	2.76	3.5	1.91
2023	3.14	2.59	3.03	1.75
2024	3.15	2.92	3.84	2.13

Los resultados de la segmentación de las imágenes en escalada de grises y color dan resultados ligeramente diferentes por los tipos de imágenes utilizadas, por lo que se realiza un análisis para cada técnica y también con el área final combinada como se muestra en la Tabla 2, en la cual se comparan los datos de la segmentación HSV con respecto a la segmentación manual de NDVI y NDWI ya que se mira una mayor cercanía que en comparación con la segmentación por otsu.

Tabla 2.

Determinación de áreas de deforestación por técnicas.

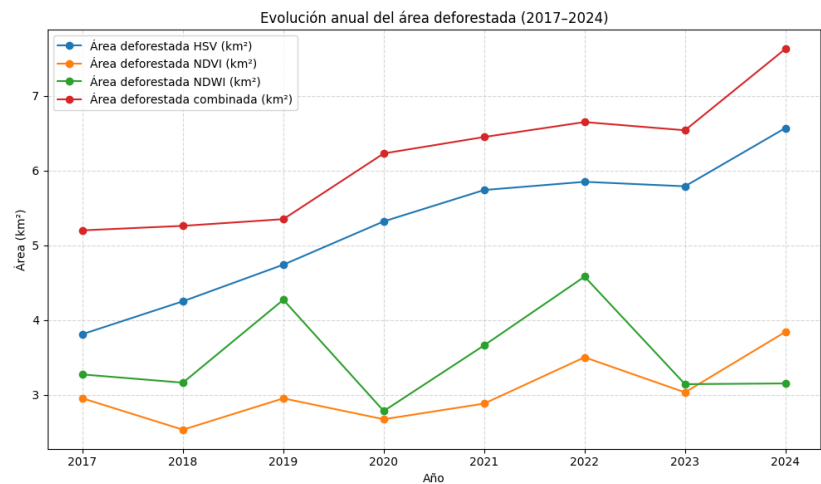
Año	Área HSV (km ²)	Área NDVI (km ²)	Área NDWI (km ²)	Área combinada (km ²)
2017	3.81	2.95	3.27	5.2
2018	4.25	2.53	3.16	5.26
2019	4.74	2.95	4.27	5.35
2020	5.32	2.67	2.78	6.23

2021	5.74	2.88	3.66	6.45
2022	5.85	3.5	4.58	6.65
2023	5.79	3.03	3.14	6.54
2024	6.57	3.84	3.15	7.63

Los datos muestran una tendencia creciente del área sin cobertura vegetal a lo largo de los años en cada tipo de técnica e imagen, aunque se resalta que los análisis con los índices NDVI y NDWI reflejan una menor cantidad de área detectada, esto puede ser por diferentes factores como desalineación entre bandas, ruido radiométrico o falta de corrección atmosférica afectan la fiabilidad de las imágenes proporcionadas por el repositorio. En comparación con las imágenes RGB que se tiene un control más preciso comparando la máscara con la fotografía original para determinar si se han seleccionado las áreas efectivas o si se necesitan ampliar los rangos. El resultado del área combinada muestra que en la mayoría de los casos que la imagen de color no selecciono toda la realidad y agregando las selecciones de las otras mascaras se converge a un resultado más apropiado como se muestra en la Figura 6.

Figura 6

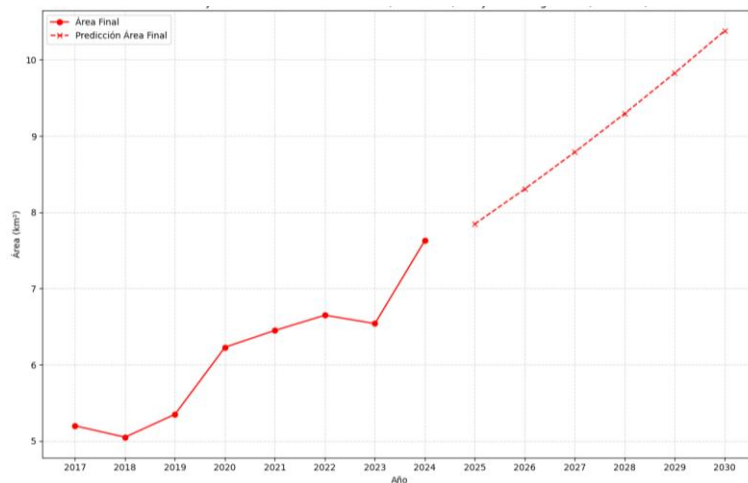
Gráfica de evolución anual de área deforestada separada por técnica.



Con el propósito de estimar la tendencia futura de la pérdida de cobertura vegetal, se realizó una predicción basada en un modelo de regresión logística utilizando los datos del área de deforestación combinada obtenidos entre los años 2017 y 2024. Este enfoque permitió analizar el comportamiento histórico de la deforestación y proyectar su posible evolución en los próximos cinco años 2025-2030 (Leonardo, 2021). La regresión logística se seleccionó por su capacidad para modelar procesos con crecimiento progresivo, ajustándose al patrón observado en la serie de área combinada como muestra la Figura 7.

Figura 7

Gráfica de evolución anual de área deforestada separada por técnica.



Los resultados sugieren una continuidad en la tendencia ascendente de la pérdida de vegetación, lo que evidencia la urgencia de implementar medidas de conservación y monitoreo ambiental más efectivas para mitigar el avance de la deforestación en la región estudiada.

CONCLUSIONES

Entre 2017 y 2024 se observa un crecimiento sostenido en todas las métricas analizadas. El área combinada, que integra los resultados de los métodos HSV, NDVI y NDWI,

evidencia que hubo un aumento de 5.60 km² en 2017 a 7.63 km² en 2024, lo que indica una tendencia preocupante de pérdida de cobertura vegetal.

Los índices NDVI y NDWI presentan fluctuaciones notables a lo largo de los años. Mientras el NDVI refleja la pérdida directa de vigor vegetal, el NDWI permite detectar zonas con alteraciones en la humedad del suelo y presencia de cuerpos de agua. En conjunto, ambos índices complementan la interpretación al revelar diferentes aspectos del proceso de deforestación. El método basado en el espacio de color HSV muestra valores consistentemente superiores a los obtenidos por NDVI y NDWI, alcanzando 6.57 km² en 2024. Esto sugiere que la segmentación por color logra identificar zonas degradadas o de cambio de uso del suelo con mayor amplitud visual, especialmente en áreas donde la vegetación ha sido sustituida por suelos desnudos o cultivos recientes.

La comparación entre los métodos evidencia que ningún enfoque por sí solo proporciona una visión completa del fenómeno. La combinación de máscaras HSV, NDVI y NDWI genera un análisis más robusto, mitigando los errores individuales y ofreciendo una estimación más confiable del impacto ambiental.

El análisis multitemporal demuestra que la deforestación en la zona estudiada ha seguido una trayectoria ascendente durante los últimos ocho años, consolidándose como un proceso continuo. La integración de técnicas de visión artificial y teledetección constituye una herramienta eficaz para la vigilancia ecológica, facilitando la toma de decisiones orientadas a la conservación de ecosistemas y la gestión sostenible del territorio.

Declaración de conflicto de interés

El autor declara no tener ningún conflicto de interés relacionado con esta investigación.

Declaración de contribución a la autoría

Rodrigo Alejandro Centeno Flores: metodología, conceptualización, redacción del borrador original, revisión y edición de la redacción.

Declaración de uso de inteligencia artificial

Los autores declaran que utilizaron la inteligencia artificial como apoyo para este artículo, y también que esta herramienta no sustituye de ninguna manera la tarea o proceso intelectual. Después de rigurosas revisiones con diferentes herramientas en la que se comprobó que no existe plagio como constan en las evidencias, los autores manifiestan y reconocen que este trabajo fue producto de un trabajo intelectual propio, que no ha sido escrito ni publicado en ninguna plataforma electrónica o de IA.

REFERENCIAS

- Alejandro, C. (2020). Aplicación del Machine Learning en agricultura de precisión. *Revista CINTEX*, 25(2), 14–27. <https://doi.org/10.33131/24222208.356>
- Biau, G., & Scornet, E. (2016). A Random Forest Guided Tour. *TEST*, 25(2), 197–227. <https://doi.org/10.1007/s11749-016-0481-7>
- Bora, D. J., Gupta, A. K., & Khan, F. A. (2015). Comparing the Performance of L*A*B* and HSV Color Spaces with Respect to Color Image Segmentation. *ArXiv (Cornell University)*, 5(2). <https://doi.org/10.48550/arxiv.1506.01472>
- Candelario Peralta-Carreta, J. Alberto Gallardo-Cruz, Solórzano, J. V., & Matías Hernández-Gómez. (2019). Clasificación del uso de suelo y vegetación en áreas de pérdida de cobertura arbórea (2000–2016) en la cuenca del río Usumacinta. *Madera Y Bosques*, 25(3). <https://doi.org/10.21829/myb.2019.2531779>

- Cheng, X., Sun, Y., Zhang, W., Wang, Y., Xiao, C., & Wang, Y. (2023). Application of Deep Learning in Multitemporal Remote Sensing Image Classification. *Remote Sensing*, 15(15), 3859–3859. <https://doi.org/10.3390/rs15153859>
- Forkel, M., Carvalhais, N., Verbesselt, J., Mahecha, M., Neigh, C., & Reichstein, M. (2013). Trend Change Detection in NDVI Time Series: Effects of Inter-Annual Variability and Methodology. *Remote Sensing*, 5(5), 2113–2144. <https://doi.org/10.3390/rs5052113>
- Ganesan, P., Rajini, V., Sathish, B. S., & Shaik, K. B. (2014b). HSV color space based segmentation of region of interest in satellite images. *2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)*, 101–105. <https://doi.org/10.1109/iccicct.2014.6992938>
- Ganesan, P., & V. Rajini. (2014a). Assessment of satellite image segmentation in RGB and HSV color space using image quality measures. *2014 International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE)*. <https://doi.org/10.1109/icaee.2014.6838441>
- Goh, T. Y., Basah, S. N., Yazid, H., Aziz Safar, M. J., & Ahmad Saad, F. S. (2018). Performance analysis of image thresholding: Otsu technique. *Measurement*, 114, 298–307. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2017.09.052>
- Hu, Y., Dong, Y., & Batunacun. (2018). An automatic approach for land-change detection and land updates based on integrated NDVI timing analysis and the CVAPS method with GEE support. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 347–359. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.10.008>
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y., & Shao, G. (2020). A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 32(1), 1–6. <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>

- Hunt, E. R., Hively, W. D., Fujikawa, S., Linden, D., Daughtry, C. S., & McCarty, G. (2010). Acquisition of NIR-Green-Blue Digital Photographs from Unmanned Aircraft for Crop Monitoring. *Remote Sensing*, 2(1), 290–305. <https://doi.org/10.3390/rs2010290>
- Leonardo, D. (2021). Análisis multitemporal y predictivo del cambio de uso del suelo y pérdida de cobertura vegetal. *Revista Científica UNTRM Ciencias Naturales E Ingeniería*, 2(3), 81–81. <https://doi.org/10.25127/ucni.v2i3.607>
- Liu, S., Wu, Y., Zhang, G., Lin, N., & Liu, Z. (2023). Comparing Water Indices for Landsat Data for Automated Surface Water Body Extraction under Complex Ground Background: A Case Study in Jilin Province. *Remote Sensing*, 15(6), 1678–1678. <https://doi.org/10.3390/rs15061678>
- Liu, Z., He, D., Shi, Q., & Cheng, X. (2024). NDVI time-series data reconstruction for spatial-temporal dynamic monitoring of Arctic vegetation structure. *Geo-Spatial Information Science*, 28(2), 402–420. <https://doi.org/10.1080/10095020.2024.2336602>
- Ma, H., Qin, Q., & Shen, X. (2008). Shadow Segmentation and Compensation in High Resolution Satellite Images. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. <https://doi.org/10.1109/igarss.2008.4779175>
- Mas Caussel, J. F., Osorio, L. P., Guerra, F., & Maass, M. (2015). Análisis y modelación de los procesos de deforestación: un caso de estudio en la cuenca del río Coyuquilla, Guerrero, México. *Investigaciones Geográficas*, 88. <https://doi.org/10.14350/rig.43853>
- Maza-Villalobos, S., Sosa, E. A., Deysi, A., Infante, F., & Castillo-Santiago, M. Á. (2023). Dinámica del uso de suelo y vegetación en paisajes altamente modificados por actividades agropecuarias en el sur de México. *Botanical Sciences*, 101(2), 374–386. <https://doi.org/10.17129/botsci.3148>

- Miura, Y., Shamsudduha, M., Anawat Suppasri, & Sano, D. (2025). A Global Multi-Sensor Dataset of Surface Water Indices from Landsat-8 and Sentinel-2 Satellite Measurements. *Scientific Data*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41597-025-05562-z>
- Nan, F., Song, Y., Yu, X., Nie, C., Liu, Y., Bai, Y., Zou, D., Wang, C., Yin, D., Yang, W., & Jin, X. (2023). A novel method for maize leaf disease classification using the RGB-D post-segmentation image data. *Frontiers in Plant Science*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1268015>
- Pamela Andrea Paula, Zambrano, L., & Paula, P. (2018). Análisis Multitemporal de los cambios de la vegetación, en la Reserva de Producción de Fauna Chimborazo como consecuencia del cambio climático. *Enfoque*, 9(2), 125–137. <https://doi.org/10.29019/enfoqueute.v9n2.252>
- Paredes-Arcos, F., Tinoco-Jaramillo, L., Congo-Yépez, C., & Vargas-Tierras, Y. (2024). Análisis multitemporal de deforestación y cambio de la cobertura del suelo, en el cantón La Joya de los Sachas, período 1990-2018. *Bionatura Journal*, 1(1), 1–13. <https://doi.org/10.70099/bj/2024.01.01.16>
- Rad, A. M., Kreitler, J., & Sadegh, M. (2021). Augmented Normalized Difference Water Index for improved surface water monitoring. *Environmental Modelling & Software*, 140, 105030. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105030>
- Rigatti, S. J. (2017). Random Forest. *Journal of Insurance Medicine*, 47(1), 31–39. <https://meridian.allenpress.com/jim/article/47/1/31/131479/Random-Forest>
- Sandoval-García, R., González-Cubas, R., & Jiménez-Pérez, J. (2021). Análisis multitemporal del cambio en la cobertura del suelo en la Mixteca Alta Oaxaqueña. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 12(66). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v12i66.816>

- Siqueiros-Delgado, M. E., Rodríguez-Avalos, J. A., Martínez-Ramírez, J., Sierra-Muñoz, J. C., Siqueiros-Delgado, M. E., Rodríguez-Avalos, J. A., Martínez-Ramírez, J., & Sierra-Muñoz, J. C. (2016). Situación actual de la vegetación del estado de Aguascalientes, México. *Botanical Sciences*, 94(3), 455–470. <https://doi.org/10.17129/botsci.466>
- Tan, J., Tang, Y., Liu, B., Zhao, G., Yu, M., Sun, M., & Wang, B. (2023). A Self-Adaptive Thresholding Approach for Automatic Water Extraction Using Sentinel-1 SAR Imagery Based on OTSU Algorithm and Distance Block. *Remote Sensing*, 15(10), 2690–2690. <https://doi.org/10.3390/rs15102690>
- Tempa, K., Ilunga, M., Agarwal, A., & Tashi. (2024). Utilizing Sentinel-2 Satellite Imagery for LULC and NDVI Change Dynamics for Gelephu, Bhutan. *Applied Sciences*, 14(4), 1578. <https://doi.org/10.3390/app14041578>
- Xiao Xiang Zhu, Claas Grohnfeldt, & Chanussot, J. (2017). Hyperspectral and Multispectral Data Fusion: A comparative review of the recent literature. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(2), 29–56. <https://doi.org/10.1109/mgrs.2016.2637824>
- Yang, P., Song, W., Zhao, X., Zheng, R., & Qingge, L. (2020). An improved Otsu threshold segmentation algorithm. *International Journal of Computational Science and Engineering*, 22(1), 146. <https://doi.org/10.1504/ijcse.2020.107266>
- Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 144, 152–171. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>