Revista RENPYS "Recursos Naturales Producción y Sostenibilidad"
ISSN 2953-6561
https://doi.org/10.61236/renpys.v4i1.1037
Publicación Semestral. Vol. 4, No. 1, enero - junio 2025, Ecuador (p. 75-88). Edición continua

Evaluación espacio temporal de la cobertura vegetal mediante imágenes satelitales landsat 8 en la Universidad Técnica de Cotopaxi, campus Salache entre los años 2015 al 2024

Alex Mauricio Chicaiza Tipanguano[1*], David Santiago Carrera Molina[1]

[1]Universidad Técnica de Cotopaxi, Facultad de CAREN, Ingeniería Agronómica, Latacunga, Cotopaxi, Ecuador

***Dirección para correspondencia:** alex.chicaiza5769@utc.edu.ec

Fecha de Recepción: 10/12/2024 Fecha de Aceptación: 15/01/2025 Fecha de Publicación: 31/01/2025

Resumen

El presente artículo tiene como objetivo evaluar la evolución de la cobertura vegetal en el Campus Salache, utilizando el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) mediante imágenes satelitales Landsat 8. La metodología incluyó la delimitación del área de estudio siendo un total de 89.43 hectáreas, la descarga y procesamiento de las imágenes fueron desde el 2015 hasta el 2024, además se procedió hacer el cálculo del NDVI para identificar la salud y la productividad de los cultivos. Se aplicaron técnicas como la extracción por máscara y clasificación supervisada, asimismo se analizó los cambios en la cobertura vegetal. Los resultados mostraron que el área de infraestructura aumentó de 1.130 ha en el 2015 a 1.477 ha en el 2024, lo que representa un incremento de 0.347 ha, mientras que el área de cultivo disminuyó de 4.359 ha a 4.012 ha, evidenciando una reducción de 0.347 ha. El análisis de tendencias reveló que, algunas zonas mostraron mejoras en la salud de la cobertura vegetal, las áreas más altas enfrentaron un aumento en el suelo desnudo y plantas enfermas. En conclusión, la investigación destacó la efectividad de las intervenciones de conservación en ciertas áreas, pero también subrayó la necesidad de un manejo adaptativo para abordar los problemas en las zonas más vulnerables. La evaluación del NDVI y el análisis de tendencias nos resalta la importancia de continuar con estrategias de gestión sostenible para mitigar la pérdida por lo que es fundamental dar un monitoreo para ajustar las prácticas que favorecen los ecosistemas agrícolas.

Palabras claves: Análisis de trend, Bandas espectrales, NDVI, Proyección Ráster

Spatiotemporal evaluation of vegetation cover using landsat 8 satellite images at the Technical University of Cotopaxi, Salache campus between 2015 and 2024

Abstract

The objective of this article is to evaluate the evolution of vegetation cover in the Salache Campus, using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) using Landsat 8 satellite images. The methodology included the delimitation of the study area being a total of 89.43 hectares, the download and processing of the images were from 2015 to 2024, in addition to the calculation of the NDVI to identify the health and productivity of the crops. Techniques such as mask extraction and supervised classification were applied, and changes in vegetation cover were analyzed. The results showed that the infrastructure area increased from 1.130 ha in 2015 to 1.477 ha in 2024, which represents an increase of 0.347 ha, while the cultivation area decreased from 4.359 ha to 4.012 ha, evidencing a reduction of 0.347 ha. The trend analysis revealed that some areas showed improvements in vegetation cover health, with higher areas facing an increase in bare soil and diseased plants. In conclusion, the research highlighted the effectiveness of conservation interventions in certain areas, but also underscored the need for adaptive management to address problems in the most vulnerable areas. The evaluation of the NDVI and the

IDs Orcid:
Alex Mauricio Chicaiza Tipanguano: https://orcid.org/0009-0005-1157-2930
David Santiago Carrera Molina: https://orcid.org/0000-0002-4808-7358

Artículo científico: Evaluación espacio temporal de la cobertura vegetal mediante imágenes satelitales landsat 8 en la Universidad Técnica de Cotopaxi, campus Salache entre los Años 2015 al 2024.

analysis of trends highlights the importance of continuing with sustainable management strategies to mitigate loss, so it is essential to monitor to adjust the practices that favor agricultural ecosystems.

Keywords: Trend Analysis, Spectral Bands, NDVI, Raster Projection

1. INTRODUCCIÓN

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), ha marcado un avance significativo en la gestión y monitoreo de los cultivos (Newete et al., 2024), mediante la reflectancia de la luz a diferentes longitudes de onda (Saha et al., 2024); es decir, las plantas sanas reflejan más luz en el espectro cercano al infrarrojo y menos en el espectro visible rojo (Zhang et al., 2024; Tian et al., 2021). El NDVI provee un valor de la densidad y condición del estado del cultivo (Zhihao & Wei, 2024). Esto permite la detección temprana de problemas como enfermedades (Lee et al., 2022), deficiencias nutricionales (Martins et al., 2023) y estrés hídrico (Sapkota et al., 2024). Esto a su vez la toma decisiones adecuadas y oportunas para mitigar estos problemas (Sandonís-Pozo et al., 2024). El NDVI, también, mejoran la eficiencia del uso de recursos agrícolas, al optimizar prácticas como la fertilización y el riego (Sharma et al., 2024). Esta herramienta impulsa avances en la productividad y resiliencia de los cultivos frente a los desafíos ambientales actuales (He et al., 2021).

El NDVI fue utilizado para la evolución de crecimiento del cultivo de girasol, un cultivo que se ha desarrollado bajo la aplicación de fertilizantes (Centorame et al., 2024). Estos fertilizantes juegan un papel primordial, ya que fomentan un crecimiento idóneo (Khosravi et al., 2024), además de que contribuyen al aumento de rendimiento del cultivo en escala global y regional de Italia, en la región de Molise (Marino, 2023). Mediante un proceso de aumento de rendimientos del cultivo, se identificaron las brechas de rendimiento y mediante un monitoreo constante, estas brechas pueden ser cerradas (RYU et al., 2021). De este modo no solo se ha probado en el cultivo de girasol, ya que hay otro estudio que demuestra el crecimiento de cultivos del mismo modo (Alicia Arcos et al., 2024). De la misma manera, otro estudio que permite tiene un impacto positivo por medio de la utilización de imágenes satelitales y Landsat (Abdul Athick et al., 2020), para monitorear el estado vegetativo en otros cultivos (Qiao et al., 2024). Con este enfoque se pueden facilitar simulaciones en los rendimientos de cultivos, contribuyendo a la toma de decisiones en la agricultura (Ibarra-Bonilla et al., 2024). Este estudio se realizó en E.E.U.U. en la región Delta del Mississippi (Shammi & Meng, 2021), donde la gestión de recursos y el monitoreo de cultivos son esenciales para maximizar la producción agrícola (Gaso et al., 2024). A nivel de Ecuador se ha hecho otro estudio en el cual se ha utilizado el NDVI en los cultivos de arroz y maíz (Recuero et al., 2023), los cereales más consumidos y cultivados por el país (Debie, 2024), con el fin de enfrentar la falta de rendimiento de granos, mediante la utilización de imágenes satelitales y la tecnología de Landsat (Guo et al., 2024), para un mapeo en las zonas de campos cultivados, permitiendo evaluar el número de picos anuales en las series temporales de índices de vegetación (Mu et al., 2024). Esto no solo permite detectar zonas con un desempeño insuficiente, sino que también ayuda a la planificación agrícola con información precisa (Yao et al., 2024). Asimismo, permite monitorear la salud y vigor de los cultivos, proporcionando información que los agricultores puedan manejar en el momento adecuado para aplicar insumos y realizar cosechas (Liu et al., 2023). Por lo tanto, este artículo va a abordar tres objetivos que son fundamentales para comprender la evolución de la cobertura vegetal en el área de estudio. Primero, se busca identificar las áreas que son de conservación y analizar su proceso evolutivo durante el periodo del 2015 al 2024. En segundo lugar, evaluar el NDVI (Índice de Vegetación Normalizada) de las parcelas de la Universidad Técnica de Cotopaxi, Campus Salache, en el mismo periodo, con el fin de obtener datos sobre la salud y productividad de los cultivos. Finalmente, se observó el proceso evolutivo de la cobertura vegetal a lo largo de los últimos diez años (2015-2024), proporcionando así una perspectiva que contribuya a la gestión sostenible de los recursos naturales y a la mejora de las prácticas agrícolas.

2. METODOLOGÍA

2.1 Área de Estudio

La investigación se realizó en un área de 89.43 hectáreas y una altitud que fluctúa entre 2705- 2984 msnm, Campus Salache, Cantón Pujilí-Ecuador. Entre las coordenadas geográficas de 00°59'57" Sur y 78°37'14" Oeste. La temperatura media en esta zona varía entre 10°C y 18°C, mientras que la precipitación es bimodal con una mayor concentración entre febrero y mayo, alcanza aproximadamente 662 mm/año (Ilbay-Yupa et al., 2021).

El suelo predominante en la parte baja corresponde a la textura franco arenoso y en la montaña existe presencia de caliza. La zona de estudio se caracteriza por la diversidad de coberturas de uso del suelo: el 75% corresponde a vegetación natural, 20% cultivo (pastos, hortalizas, arboles), 2 % infraestructura (Laboratorios, Facultades, Domo, Centro de investigación), 1 % invernaderos, 2 % Estadios y canchas (Ver figura 1). En el área de los cultivos se destaca las hortalizas y árboles frutales (guabas, acacias, peras) y especies forestal.

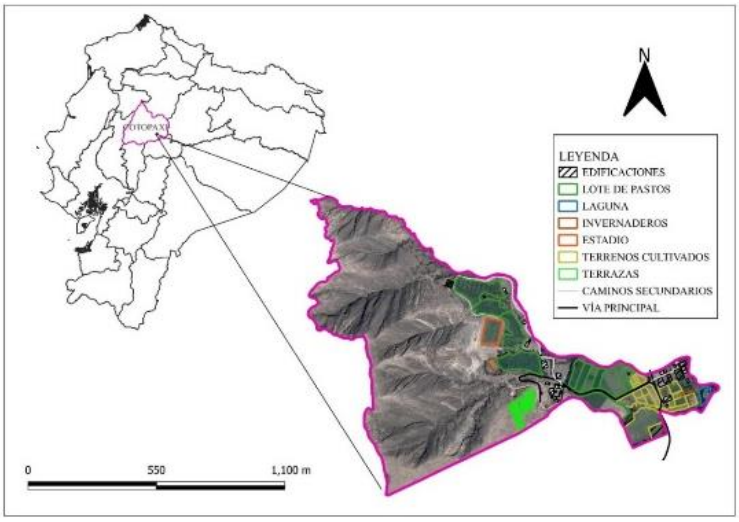

Figura 1. Campus Salache Universidad Técnica de Cotopaxi.

2.2 Proceso metodológico de la Investigación

El proceso metodológico se desarrolla en procesos que se resumen en la Fig. 2; el primero con la delimitación de una zona de estudio definida por un Path y Row específicos. Luego, se realiza la descarga de imágenes Landsat 8 para el periodo 2015 al 2024, en una resolución de 1°x1°. Las imágenes se obtienen utilizando la plataforma earthexplorer y se procesan mediante una proyección Raster al sistema WGS_1984_UTM_Zone_17S. Posteriormente, se calcula el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) utilizando las bandas NIR y Red de las imágenes.

El NDVI se utiliza para identificar las áreas de cobertura vegetal, y se compara con datos extraídos de la zona de estudio mediante Arcgis con la herramienta extract by mask para determinar la precisión del cálculo. Finalmente, se realiza una validación y análisis de tendencia en Trends del proceso con datos de espectros electromagnéticos, lo que permite clasificar la vegetación en diferentes categorías: planta muerta, planta enferma, planta medianamente sana y planta muy sana.

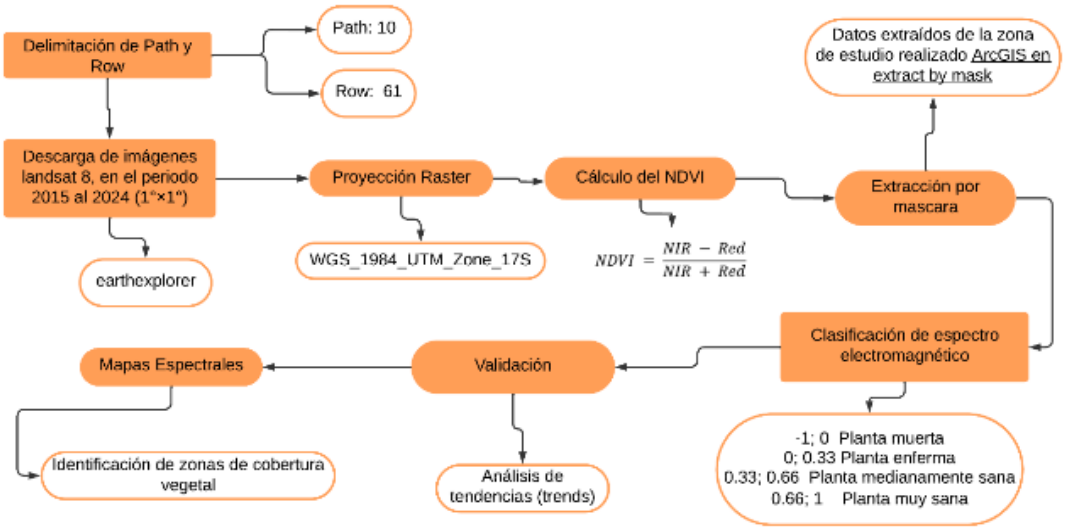

Figura 2. Proceso Metodológico de la investigación.

2.3 Selección de imágenes satelitales

Se descargo imágenes satelitales landsat 8 de la de la plataforma EarthExplorer de la USGS a una resolución de 30 metros disponible https://earthexplorer.usgs.gov/; las imágenes seleccionadas corresponden a un análisis preliminar en función de su calidad y claridad (Trevisiol et al., 2024);

es decir, los criterios de selección de imágenes para esta investigación se basaron en la priorizaron de las imágenes de alta resolución, con un porcentaje de cobertura de nubes < 20% (Barbosa et al., 2020). Además, se tomó en cuenta la disponibilidad de imágenes para el periodo 2015-2024. Este análisis garantizó que las imágenes escogidas fueran representativas y útiles para el análisis de cambios en la cobertura vegetal (Hu et al., 2024).

2.4 Proyección Ráster

Esta técnica permitió representar la información en formato de celdas o píxeles, facilitando el manejo y el procesamiento de los datos anuales (Sayre et al., 2024). En la proyección ráster, cada celda contenía un valor que representaba una parte de la superficie terrestre, en este caso, la cobertura vegetal (Panhelleux léa et al., 2023). La elección de la proyección ráster resultó esencial para realizar los análisis, ya que facilitó la información, como la reflectancia de las bandas, y la realización de cálculos vinculados con la vegetación (He et al., 2024).

2.5 Cálculo NDVI

El cálculo del NDVI se realizó como una herramienta para evaluar la salud y el desarrollo de la cobertura vegetal durante una década. (Milella & Reina, 2024). El NDVI se calculó empleando las bandas de reflectancia del infrarrojo cercano (NIR) y del rojo (RED) de las imágenes satelitales de Landsat 8, siguiendo la fórmula (Diykh et al., 2024a).

$$NDVI = \frac{(NIR - Rojo)}{(NIR + Rojo)} = \frac{(Banda\ 5 - Banda\ 4)}{(Banda\ 5 + Banda\ 4)}$$

Este índice ofreció valores que fluctuaban entre -1 y 1; los valores próximos a 1 señalaron una elevada densidad de vegetación, mientras que los valores negativos mostraron superficies como zonas sin vegetación (Xu et al., 2024). Durante el periodo de estudio, se realizó el cálculo del NDVI para cada imagen satelital escogida, que comprendió desde 2015 hasta 2024 (Wu et al., 2024). Para manipular las imágenes, se empleó un programa dedicado al análisis geoespacial, asegurando así una adecuada implementación de la fórmula y una interpretación apropiada de los resultados (Diykh et al., 2024b). Este método facilitó la elaboración de mapas de NDVI que mostraron las fluctuaciones en la cobertura vegetal. Por lo tanto, se simplificaron los procesos para identificar tendencias y patrones en la salud vegetal (Yang et al., 2024).

2.6 Extracción por mascara

El procedimiento de extracción por máscara resultó ser fundamental en el procesamiento de las imágenes satelitales de Landsat 8 (Caruso et al., 2023). Esta técnica permitió distinguir áreas específicas de interés en una imagen, lo que facilitó un análisis más detallado de la cobertura vegetal (Ren et al., 2023). Para realizar la extracción por máscara, se utilizó un polígono que cubría el campus Salache, lo que posibilitó enfocar el análisis exclusivamente en dichas áreas. Se desarrolló una máscara fundamentada en la delimitación geográfica del campus, que se aplicó a las imágenes de NDVI que se habían estimado anteriormente (Khormizi et al., 2023). Este procedimiento garantizó que se lograran y examinaran los valores del índice en las áreas deseadas, suprimiendo información que podría haber alterado los resultados, como la infraestructura (Sorkhabi, 2024).

2.7 Análisis de cobertura vegetal

Esta investigación se enfocó en reconocer los diferentes tipos de cobertura presentes en el área de estudio a través del tiempo, lo que facilitó la adquisición de un entendimiento más detallado de las dinámicas vegetales entre 2015 y 2024. Se emplearon métodos de procesamiento digital de imágenes para identificar alteraciones en la cobertura vegetal, lo que resultó esencial para evaluar la salud y la extensión de la vegetación (Hasan et al., 2024).

2.8 Clasificación de Imágenes

Para realizar el estudio de la cobertura vegetal, se utilizó una clasificación fundamentada en el método de clasificación supervisada (Wang et al., 2023). Este método requirió la utilización de muestras, en las que se escogieron las zonas basándose en imágenes satelitales (Li et al., 2022). A través de algoritmos de clasificación, se asignaron categorías concretas respecto a la imagen, lo que facilitó la identificación de la cobertura vegetal (Qian et al., 2024).

La categorización fundamentada se refiere al espectro electromagnético desempeñó un papel esencial en la categorización de las imágenes. (Chu et al., 2022). Landsat 8 ofreció una variedad de bandas espectrales, entre las que se incluyen, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, que se volvieron fundamentales para distinguir los diferentes tipos de cobertura vegetal (Illán-Fernández et al., 2024). El uso de estas bandas posibilitó resaltar las características espectrales de la vegetación, lo que incrementó la exactitud en la clasificación, (Cantini et al., 2023). Se utilizaron métodos de análisis espectral para perfeccionar las clases de cobertura, lo que contribuyó a producir resultados significativos y fiables en la investigación de la cobertura vegetal en el campus Salache (Roznik et al., 2022).

El primer método para categorizar los mapas consistió en reconocer las zonas con vegetación muerta o terreno desnudo, que se mostraron con color rojo; esto señaló áreas con una cobertura de vegetación deteriorada (Pérez-García et al., 2024). Estas condiciones pudieron ser el resultado de factores ambientales adversos, como

sequías o contaminación, que afectaron la salud de la vegetación (Li et al., 2024). La detección de estas áreas fue vital para implementar estrategias de recuperación y restauración del ecosistema (Karalasingham et al., 2024). Asimismo, se prestó atención a las plantas enfermas o de menor densidad clasificándolas de un color tomate y amarillo (Puttipipatkajorn & Puttipipatkajorn, 2024) . Esta categoría se refirió a zonas donde la vegetación presentó signos de estrés, lo que pudo ser indicativo de problemas como plagas, enfermedades o deficiencias nutricionales (Zhao et al., 2024). Mediante la monitorización de estas áreas, se facilitó la toma de decisiones para el manejo y la intervención en la salud de la vegetación (Botella-Campos et al., 2025).

Finalmente, se detectaron plantas con un estado de salud medio con una tonalidad de color verde, lo que simbolizó un estado intermedio de la cobertura vegetal (Galaszkiewicz et al., 2024). A pesar de que estas plantas no estaban en su estado óptimo, su presencia indicó la oportunidad de recuperación y mejora con las intervenciones correctas (Niu et al., 2024). La clasificación de esta categoría resultó esencial para conocer el potencial de rehabilitación de las zonas afectadas, lo que facilitó la identificación de oportunidades para la intervención y el mejoramiento (Imtiaz et al., 2024).

2.9 Análisis de Trends

El análisis de tendencias, también llamado análisis Trend, se empleó como un instrumento esencial para interpretar las variaciones en la cobertura vegetal durante el periodo comprendido entre 2015 y 2024 (Rahman et al., 2025). Este método posibilitó reconocer patrones y cambios importantes en la utilización del suelo y la vegetación, lo que facilitó un entendimiento más detallado de las dinámicas del entorno (Ilbay et al., 2021). Para llevar a cabo el análisis Trend, las imágenes satelitales previamente escogidas fueron procesadas utilizando métodos de análisis de datos que destacaron las tendencias en los índices de vegetación para un $p<0.05$, empleando el método de Mann-Kendall (Mann & Kendall, 1945).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Clasificación de la salud y crecimiento de la cobertura vegetal

En esta parte, se mostraron los mapas de cobertura vegetal obtenidos mediante el análisis de imágenes satelitales de Landsat 8 durante un lapso de 10 años. Al inicio de esta etapa, se realizó un seguimiento de la salud y el crecimiento vegetativo, notándose que el 75% de la cobertura de vegetación se relacionaba con las zonas altas del campus. En estas áreas, la proporción de suelo desnudo era significativa y las plantas enfermas se encontraban en niveles mínimos. Las zonas bajas, que representaron un 20% de la cobertura, se caracterizaban por un estado de salud moderado, siendo especialmente notables los cultivos de pastos y hortalizas. Este análisis inicial correspondiente a la cobertura vegetal sugiere que las zonas altas son cruciales para la salud en general del ecosistema. La escasez de plantas enfermas en estas zonas sugiere una gestión eficaz, no obstante, la existencia de suelo desnudo subraya la necesidad de acciones para incrementar la cobertura de vegetación y evitar su deterioro. De este modo el punto de vista que se tiene adoptada establece las variaciones en la salud y crecimiento de la vegetación en los años siguientes (Martin et al., 2021).

A medida que avanzamos hacia el siguiente año, se registraron cambios significativos. En la zona alta, una porción que antes era suelo desnudo pasó a estar cubierta por plantas con salud moderada y algunas enfermas, alcanzando aproximadamente el 75%. Sin embargo, las zonas baja y media experimentaron un deterioro en la salud de algunas plantas, que evolucionaron de un estado moderadamente sano a enfermo.

Pese a las variaciones detectadas, los cultivos en la zona baja conservaron su condición previa. Las fluctuaciones en la salud de la cobertura vegetal evidencian el impacto de varios factores ambientales. La capacidad de las zonas bajas para mantener su salud indica que las estrategias de gestión aplicadas habían resultado eficaces; no obstante, se requería un seguimiento constante para tratar el declive en la zona media y alta (Dembélé et al., 2024).

Durante el tercer año, se demostró que cerca del 10% de la cobertura de vegetal estaba impactada por suelo desnudo, lo que señalaba que algunas zonas se encontraban afectadas por diversos factores como la degradación del suelo o la falta de agua. Además, cerca del 50% de la vegetación fue categorizada como enferma, lidiando con dificultades vinculadas a plagas y condiciones ambientales desfavorables.

A pesar de estas adversidades, las zonas bajas continuaron mostrando un 20% de cultivos en estado moderado, lo que indica una respuesta positiva a las prácticas de manejo implementadas. La influencia sobre la cobertura vegetal en este año resalta la vulnerabilidad del ecosistema a factores externos, la persistencia de un 20% en cultivos en estado moderado en las zonas bajas sugiere que las intervenciones de manejo han sido efectivas, pero también subraya la necesidad de abordar los problemas de salud en las áreas afectadas (Laroche-Pinel et al., 2024).

El año siguiente mostró una ligera mejora en comparación con el anterior, el 9% de la cobertura vegetal estaba en estado crítico. Esto representa una reducción con respecto al 10% del año anterior, sugiriendo que las estrategias implementadas comenzaron a tener un efecto positivo. Sin embargo, el 48% de la cobertura vegetal seguía mostrando signos de enfermedad.

Aunque hubo una ligera disminución en comparación con el año anterior, estos resultados subrayan la necesidad continua de intervenciones para mejorar la salud vegetal. La ligera mejora en la salud vegetal es un indicativo positivo, pero el porcentaje aún elevado de plantas enfermas sugiere que las estrategias de manejo deben ser revisadas. Sin embargo, es primordial mantener un enfoque proactivo para abordar los problemas persistentes en la salud de la vegetación (Annan et al., 2024).

Oportunamente, para el año 2019, se mantuvo un 8% de cobertura vegetal afectada por suelo desnudo. Sin embargo, se observó una disminución en el porcentaje de plantas enfermas al 45%, lo que sugiere mejoras en las estrategias de manejo. Las zonas bajas continuaron mostrando un estado saludable moderadamente sano, reflejando así el buen cuidado que recibían. La reducción en el porcentaje de plantas enfermas es un indicador alentador de que las estrategias de manejo están dando resultados, por lo que la estabilidad en la salud de las zonas bajas sugiere que las prácticas de conservación están siendo efectivas (Gemeda et al., 2024).

El impacto negativo del COVID-19 fue evidente en 2020, donde el porcentaje de plantas muertas o suelo desnudo aumentó al 10%, similar a cifras anteriores, pero con un leve aumento respecto al año anterior. A pesar del retroceso observado debido a la pandemia, muchas áreas continuaron mostrando un estado relativamente saludable. Este fenómeno resalta cómo los distintos factores externos pueden influir drásticamente en la salud del ecosistema. La pandemia ha tenido un efecto adverso en la salud vegetal, lo que subraya la vulnerabilidad del ecosistema a factores externos. No obstante, la capacidad de algunas áreas para mantener un estado saludable indica que las intervenciones previas han creado una capacidad de adaptación que puede ser clave para la recuperación (Miah et al., 2024).

Para el año siguiente, se observó una ligera mejora en la salud vegetal; sin embargo, el estado moderadamente sano se mantuvo, mientras que las áreas amarillas disminuyeron al 30%. En comparación con años anteriores, en las zonas más altas aumentó el porcentaje de plantas enfermas o suelo desnudo, alcanzando un 25%. La mejora en la salud vegetal es un signo positivo, pero el aumento de plantas enfermas en las zonas altas sugiere que se deben implementar medidas adicionales, además es esencial dar un enfoque adaptativo que responda a las condiciones del ecosistema (Sotille et al., 2020).

En el año 2022, gracias a las medidas que se tomaron para recuperar las zonas altas, el suelo desnudo se redujo al 10%. A pesar del aumento en el porcentaje de plantas enfermas, las zonas bajas lograron recuperarse significativamente. Este resultado demuestra cómo las intervenciones adecuadas pueden revertir tendencias negativas y mejorar la salud general del ecosistema. La reducción del suelo desnudo es un logro importante ya que la recuperación de las zonas bajas resalta la efectividad de las intervenciones. Sin embargo, el aumento en el número de plantas enfermas subrayaba la necesidad de adoptar un enfoque estratégico para garantizar la salud a largo plazo (Qu et al., 2021).

Para el año 2023, las observaciones revelaron una mejora en la salud de la vegetación, indicando que un 7% provenía de las zonas críticas y un 40% correspondía a plantas clasificadas como enfermas. Este hallazgo indicaba que, aunque se había logrado cierto progreso, aún persistían desafíos en las zonas más vulnerables. El avance en la salud vegetal era un indicio positivo, pero el elevado porcentaje de plantas enfermas destacaba la urgencia de seguir implementando intervenciones (Alemu et al., 2024).

En este último año se observó una tendencia favorable en la salud de la vegetación en las zonas altas, donde se observó un progreso constante, a pesar del incremento en las zonas enfermas. Las zonas bajas lograron recuperarse, evidenciando que las medidas de conservación y cuidado estaban dando resultados. No obstante, resultaba importante mantener una perspectiva sostenible para garantizar la salud del ecosistema en el futuro.

La tendencia positiva indica que las estrategias implementadas comenzaron a generar resultados sostenibles, pero la situación de las plantas enfermas en las zonas altas resalta que las intervenciones deben ser estratégicas y adaptativas.

La evolución de la salud vegetal a lo largo de los años muestra la complejidad y la necesidad de un manejo adaptativo. Las intervenciones deben ser continuas y ajustadas a las condiciones cambiantes para asegurar la resiliencia y sostenibilidad en el futuro (Ahmed et al., 2023).

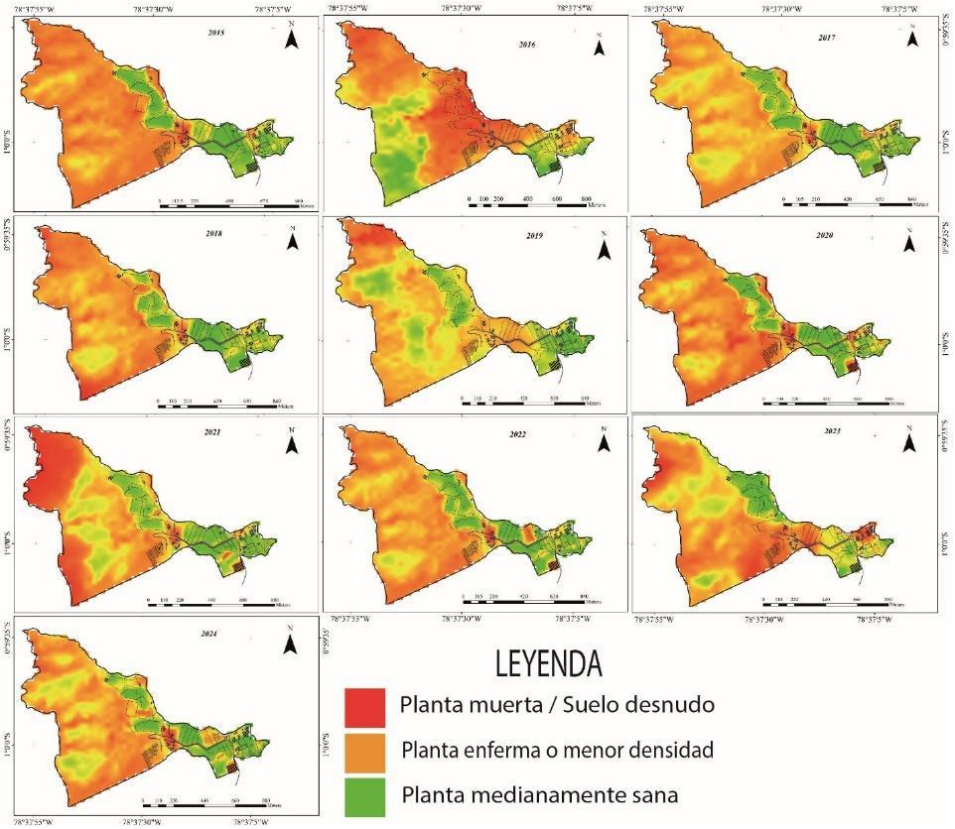

Figura 3. Evolución del desarrollo de la Cobertura Vegetal en una Década.

3.2 Análisis de tendencias

El análisis de tendencias en la salud y crecimiento de las plantas de las diferentes zonas de la cobertura vegetal en el campus Salache entre los años 2015 y 2024 evidenció cambios significativos en varias áreas que presentaban una tendencia positiva en la cobertura vegetal, alcanzando niveles de significancia ($p<0.05$ y $p<0.01$).

Las zonas que mostraron un incremento en la vegetación sana estaban relacionadas con un manejo efectivo de los recursos y la implementación exitosa de prácticas de conservación en los lotes de pastos, en los terrenos con sembríos de hortalizas, las cuales tuvo mayor significancia al $p<0.01$ y otras zonas como donde actualmente es la clínica veterinaria donde tenemos una significancia negativa por la infraestructura, pero en comparación a otros años esa zona tenía una significancia del $p<0.05$. Además, el aumento en la cobertura vegetal indicó un incremento del 25% en las áreas saludables, lo que evidencia la eficacia de las estrategias de gestión ambiental aplicadas en la última década.

En contraste con el 2015, estas áreas como las zonas altas, experimentaron una reducción del 15% en su cobertura, lo que subraya la necesidad de enfocarse en prácticas sostenibles que puedan revertir esta tendencia. El análisis de tendencias no solo puso de relieve las áreas con potencial de mejora como los lotes de pastos, las cuales ciertas áreas no presentaron ni mejora, ni reducción, sino que hay que mejorar su manejo para ver cambios significativos.

Las zonas que mostraron tendencias con $p<0.05$ las cuales son las terrazas de la universidad y otras zonas medias del campus, tienden a tener una pronta recuperación de la vegetación en estas áreas. Además, el análisis de tendencias indicó un aumento en las zonas con vegetación en estado moderadamente sano.

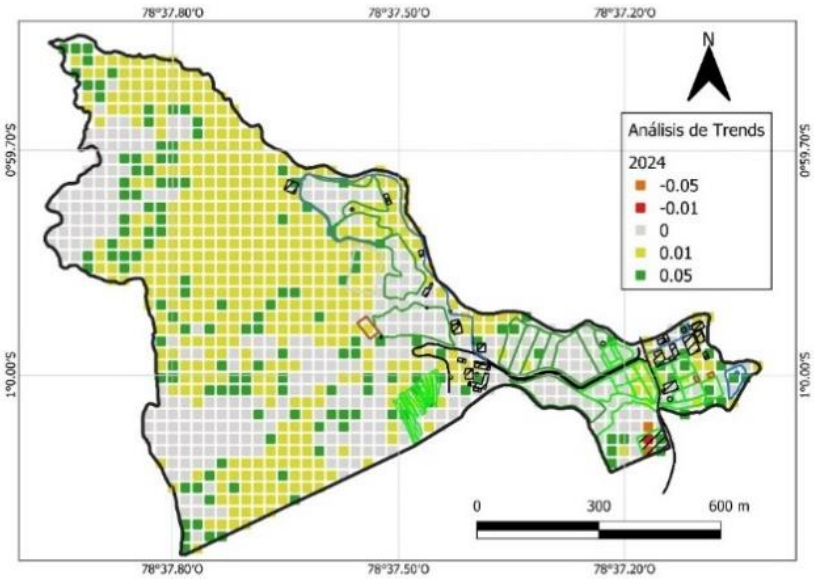

Figura 4. Distribución espacial de cambios de la salud y crecimiento de la cobertura vegetal periodo 2015 – 2024.

3.3 Cambios de uso de suelo

El cambio del uso del suelo entre los años 2015 y 2024 revela cambios significativos en la cobertura vegetal, especialmente en las áreas de infraestructura y zonas de cultivos; además, se puede observar de manera evidente qué áreas han cambiado con el pasar del tiempo. Entre 2015 y 2024, se observó un aumento en el área de infraestructura del Campus Salache, y este crecimiento se atribuyó a la expansión de las instalaciones educativas, como en el caso actual de la clínica veterinaria, que en 2015 era un área de cultivos. Así, disminuyó el área de cultivo para dar paso a la infraestructura en 2024. Por otro lado, las zonas de cultivo en la misma área mostraron una tendencia a la disminución durante 2024 debido a la infraestructura ya realizada. Esta acción reflejó una serie de factores, entre los cuales destacó el cambio en las prioridades del uso del suelo, donde la infraestructura reemplazó a las tierras agrícolas.

Tabla 1. Área y extensión de Cambios de la cobertura vegetal en las distintas zonas del campus Salache.

Cobertura Vegetal	2015	2024	Cambios
Vías	1.911 km	1.911 km	-
Edificaciones	1.130 ha	1.477 ha	0.347 ha
Lote de Pastos	8.054 ha	8.054 ha	-
Lotes de Cultivos	4.359 ha	4.012 ha	0.347 ha
Terrazas	0.578 ha	0.578 ha	-
Estadio	0.748 ha	0.748 ha	-
Invernaderos	0.164 ha	0.164 ha	-
Laguna	0.236 ha	0.236 ha	-

Entre 2015 y 2024, se observó un aumento en el área de infraestructura del Campus Salache. Este crecimiento se atribuyó a la expansión de las instalaciones educativas, como en el caso de la clínica veterinaria, que en 2015 era un área de cultivos. En 2015, la zona de infraestructura era de 1.130 ha, mientras que en 2024 se incrementó a un total de 1.477 ha, lo que representa un aumento de 0.347 ha. Por otro lado, las zonas de cultivo en la misma área mostraron una tendencia a la disminución durante 2024; en 2015, el área de cultivo era de 4.359 ha, y en 2024 cuenta con un área de 4.012 ha, lo que indica un decremento de 0.347 ha. Esta acción reflejó una serie de factores, entre los cuales destacó el cambio en las prioridades del uso del suelo, donde la infraestructura reemplazó a las tierras agrícolas.

4. CONCLUSIONES

Mediante el análisis de las imágenes satelitales de Landsat 8, se lograron identificar algunas zonas con alta y mediana densidad de vegetación en el período 2015-2024 revelando una tendencia a la disminución de la cobertura vegetal en áreas como los lotes de cultivo que en el 2015 se tenía una zona de 4.359 ha y que para el 2024 se tiene de 4.012 ha lo que quiere decir que hubo un decremento de 0.347 ha esto es porque esa zona se destinó para infraestructura lo que hoy es la clínica veterinaria. No obstante, también se detectaron sectores con un incremento de la vegetación, lo que sugiere la efectividad de la restauración e implementación de proyectos de conservación. La evaluación del NDVI por medio del análisis de las imágenes del satélite Landsat 8 a lo largo de una década reveló cambios dinámicos en la salud y el crecimiento de la vegetación dentro del campus. Al principio, las zonas más elevadas presentaban un buen estado de salud, con un mínimo de plantas enfermas y una gran cantidad de suelo desnudo. Por el contrario, las zonas más bajas, como los lotes de pastos y zonas de cultivos,

mostraban un estado de salud moderado. Aunque se observaron mejoras en algunas zonas, sobre todo en las más bajas, donde las intervenciones de gestión dieron resultados positivos, las regiones más altas se enfrentaron a problemas, sobre todo un aumento de las plantas enfermas y del suelo desnudo.

El análisis de tendencias en el 2015 muestra que la mayor parte de la zona muestra una tendencia positiva (0.01 a 0.05), indicando una tendencia positiva mayor que se encuentra en la parte noroeste de la zona y se extiende hacia el sur. Hay zonas más pequeñas con tendencias positivas dispersas por el mapa. Sin embargo, hay dos regiones que en la actualidad muestran una tendencia negativa (-0.01 y -0.05). La región con una tendencia negativa de -0.01 y -0.05 se encuentra en la parte central derecha de la zona la cual se encuentra la clínica veterinaria actual y anteriormente esa zona se destinaba para cultivos.

Agradecimientos. - Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a mis padres, cuyo apoyo incondicional y aliento constante han sido fundamentales en mi desarrollo personal y académico. El amor y la dedicación de las personas que me supieron motivar a seguir mis sueños y a enfrentar los desafíos. Del mismo modo quiero agradecer a los ingenieros de la Universidad Técnica de Cotopaxi, quienes me supieron brindar su orientación y compartir los conocimientos. Es por ello que les puedo decir que les estoy eternamente agradecido.

Contribución de los autores. – El autor y el coautor realizaron su respectivo trabajo de forma independiente, cumpliendo con los objetivos establecidos y siguiendo las pautas proporcionadas. La colaboración se basó en un intercambio de ideas y orientaciones, sin haber ningún tipo de problema que pudieran afectar los resultados del estudio. Así, se logró realizar la investigación con total transparencia y objetividad.

Financiación. - No se recibió ningún fondo.

Conflicto de intereses. – No se tuvo conflicto alguno.

5. REFERENCIAS

Abdul Athick, A. S. M., Shankar, K., & Naqvi, H. R. (2020). Data on time series analysis of land surface temperature variation in response to vegetation indices in twelve Wereda of Ethiopia using mono window, split window algorithm and spectral radiance model. *Data in Brief*, *27*. https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104773

Ahmed, Z., Nalley, L., Brye, K., Steven Green, V., Popp, M., Shew, A. M., & Connor, L. (2023). Winter-time cover crop identification: A remote sensing-based methodological framework for new and rapid data generation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *125*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103564

Alemu, M., Warkineh, B., Lulekal, E., & Asfaw, Z. (2024). Analysis of land use land cover change dynamics in Habru District, Amhara Region, Ethiopia. *Heliyon*, *10*(19). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38971

Alicia Arcos, M., Balaguer-Beser, Á., & Ángel Ruiz, L. (2024). Evaluating the performance of spectral indices and meteorological variables as indicators of live fuel moisture content in Mediterranean shrublands. *Ecological Indicators*, *169*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112894

Annan, E., Amponsah, W., Adjei, K. A., Disse, M., Hounkpè, J., Biney, E., Agbenorhevi, A. E., & Agyare, W. A. (2024). Spatio-temporal land use and land cover change assessment: Insights from the Ouémé River Basin. *Scientific African*, *25*. https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02262

Barbosa, H. A., Lakshmi Kumar, T. V., Paredes, F., Elliott, S., & Ayuga, J. G. (2020). Assessment of Caatinga response to drought using Meteosat-SEVIRI Normalized Difference Vegetation Index (2008–2016). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *148*, 235–252. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.12.014

Botella-Campos, M., Romero-Huedo, J., Mora, J., & Ortega, B. (2025). Convergent optical fronthaul link for wireless access over different spectral bands. *Optical Fiber Technology*, *90*. https://doi.org/10.1016/j.yofte.2024.104114

Cantini, C., Nepi, P. E., Giovanni Avola, & Riggi, E. (2023). Direct and indirect ground estimation of leaf area index to support interpretation of NDVI data from satellite images in hedgerow olive orchards. *Smart Agricultural Technology*, *5*. https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100267

Caruso, G., Palai, G., Tozzini, L., D'Onofrio, C., & Gucci, R. (2023). The role of LAI and leaf chlorophyll on NDVI estimated by UAV in grapevine canopies. *Scientia Horticulturae*, *322*. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2023.112398

Centorame, L., Ilari, A., Del Gatto, A., & Foppa Pedretti, E. (2024). A systematic review on

precision agriculture applied to sunflowers, the role of hyperspectral imaging. In *Computers and Electronics in Agriculture* (Vol. 222). Elsevier B.V. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109097

Chu, D., Shen, H., Guan, X., & Li, X. (2022). An L1-regularized variational approach for NDVI time-series reconstruction considering inter-annual seasonal similarity. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *114*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103021

Debie, E. (2024). Analysis of the decision to convert croplands into E. Camaldulensis woodlot and its impact on income diversification in Mecha district, Northwest Ethiopia. *Trees, Forests and People*, *17*. https://doi.org/10.1016/j.tfp.2024.100636

Dembélé, F., Guuroh, R. T., Ansah, P. B., Asare, D. C. B. M., Da, S. S., Aryee, J. N. A., & Adu-Bredu, S. (2024). Land use land cover change and intensity analysis of land transformation in and around a moist semi-deciduous forest in Ghana. *Trees, Forests and People*, *15*. https://doi.org/10.1016/j.tfp.2024.100507

Diykh, M., Ali, M., Jamei, M., Abdulla, S., Uddin, M. P., Farooque, A. A., Labban, A. H., & Alabdally, H. (2024a). Empirical curvelet transform based deep DenseNet model to predict NDVI using RGB drone imagery data. *Computers and Electronics in Agriculture*, *221*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108964

Diykh, M., Ali, M., Jamei, M., Abdulla, S., Uddin, M. P., Farooque, A. A., Labban, A. H., & Alabdally, H. (2024b). Empirical curvelet transform based deep DenseNet model to predict NDVI using RGB drone imagery data. *Computers and Electronics in Agriculture*, *221*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108964

Galaszkiewicz, A., Delaney, K. B., & Steelman, C. M. (2024). Identifying sulphurous water discharge from legacy oil and gas wells using spectral band analysis of aerial and satellite imagery. *Geomatica*, *76*(2). https://doi.org/10.1016/j.geomat.2024.100024

Gaso, D. V., Paudel, D., de Wit, A., Puntel, L. A., Mullissa, A., & Kooistra, L. (2024). Beyond assimilation of leaf area index: Leveraging additional spectral information using machine learning for site-specific soybean yield prediction. *Agricultural and Forest Meteorology*, *351*. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.110022

Gemeda, D. O., Kenea, G., Teshome, B., Daba, G. L., Argu, W., & Roba, Z. R. (2024). Impact of land use and land cover change on land surface temperature: Comparative studies in four cities in southwestern Ethiopia. *Environmental Challenges*, *16*. https://doi.org/10.1016/j.envc.2024.101002

Guo, Y., Fu, Y. H., Chen, S., Hao, F., Zhang, X., de Beurs, K., & He, Y. (2024). Predicting grain yield of maize using a new multispectral-based canopy volumetric vegetation index. *Ecological Indicators*, *166*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112295

Hasan, I., Dey, J., Munna, M. M. R., Preya, A., Nisanur, T. B., Memy, M. J., & Zeba, M. Z. S. (2024). Morphological changes of river Bank Erosion and channel shifting assessment on Arial Khan River of Bangladesh using Landsat satellite time series images. *Progress in Disaster Science*, *24*. https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2024.100381

He, H., Fischer, C., Darsow, U., Aguirre, J., & Ntziachristos, V. (2024). Quality control in clinical raster-scan optoacoustic mesoscopy. *Photoacoustics*, *35*. https://doi.org/10.1016/j.pacs.2023.100582

He, P., Xu, L., Liu, Z., Jing, Y., & Zhu, W. (2021). Dynamics of NDVI and its influencing factors in the Chinese Loess Plateau during 2002–2018. *Regional Sustainability*, *2*(1), 36–46. https://doi.org/10.1016/j.regsus.2021.01.002

Hu, P., Zheng, B., Chen, Q., Grunefeld, S., Choudhury, M. R., Fernandez, J., Potgieter, A., & Chapman, S. C. (2024). Estimating aboveground biomass dynamics of wheat at small spatial scale by integrating crop growth and radiative transfer models with satellite remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, *311*. https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114277

Ibarra-Bonilla, J. S., Pinedo-Alvarez, A., Prieto-Amparán, J. A., Siller-Clavel, P., Santellano-Estrada, E., Álvarez-Holguín, A., & Villarreal-Guerrero, F. (2024). Post-fire vegetation dynamics of a temperate mixed forest: An assessment based on the variability of Landsat spectral indices. *Trees, Forests and People*, *17*. https://doi.org/10.1016/j.tfp.2024.100648

Ilbay, M., Ruiz, J., Cueva, E., Ortiz, V., & Morales, D. (2021). Empirical Model for Estimating the Ecological Footprint in Ecuador Based on Demographic, Economic and Environmental Indicators. *Journal of Ecological Engineering*,

22(5), 59–67. https://doi.org/10.12911/22998993/135868

Ilbay-Yupa, M., Lavado-Casimiro, W., Rau, P., Zubieta, R., & Castillón, F. (2021). *Updating regionalization of precipitation in Ecuador*. https://doi.org/10.1007/s00704-020-03476-x/Published

Illán-Fernández, E. J., Tiede, D., & Sudmanns, M. (2024). Consistent land use and land cover classification across 20 years of various high-resolution images for detecting soil sealing in murcia, Spain. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *35*. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101223

Imtiaz, F., Farooque, A. A., Randhawa, G. S., Wang, X., Esau, T. J., Acharya, B., & Hashemi Garmdareh, S. E. (2024). An inclusive approach to crop soil moisture estimation: Leveraging satellite thermal infrared bands and vegetation indices on Google Earth engine. *Agricultural Water Management*, *306*. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.109172

Karalasingham, S., Deo, R. C., Casillas-Pérez, D., Raj, N., & Salcedo-Sanz, S. (2024). Wavelet-fusion image super-resolution model with deep learning for downscaling remotely-sensed, multi-band spectral albedo imagery. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *36*. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101333

Khormizi, H. Z., Ghafarian Malamiri, H. R., Alian, S., Stein, A., Kalantari, Z., & Ferreira, C. S. S. (2023). Proof of evidence of changes in global terrestrial biomes using historic and recent NDVI time series. *Heliyon*, *9*(8). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18686

Khosravi, Y., Homayouni, S., & Ouarda, T. B. M. J. (2024). Spatio-temporal evaluation of MODIS temperature vegetation dryness index in the Middle East. *Ecological Informatics*, *84*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102894

Laroche-Pinel, E., Cianciola, V., Singh, K., Vivaldi, G. A., & Brillante, L. (2024). Assessing the spatial-temporal performance of machine learning in predicting grapevine water status from Landsat 8 imagery via block-out and date-out cross-validation. *Agricultural Water Management*, *306*. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.109163

Lee, C. C., Koo, V. C., Lim, T. S., Lee, Y. P., & Abidin, H. (2022). A multi-layer perceptron-based approach for early detection of BSR disease in oil palm trees using hyperspectral images. *Heliyon*, *8*(4). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09252

Li, J., Li, C., Xu, W., Feng, H., Zhao, F., Long, H., Meng, Y., Chen, W., Yang, H., & Yang, G. (2022). Fusion of optical and SAR images based on deep learning to reconstruct vegetation NDVI time series in cloud-prone regions. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *112*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102818

Li, P., Li, W., Shi, D., & Nath, A. J. (2024). Normalized Difference Red-NIR-SWIR: A new Sentinel-2 three-band spectral index for mapping freshly-opened swiddens in the tropics. *Ecological Informatics*, *82*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102775

Liu, Q., Yao, F., Garcia-Garcia, A., Zhang, J., Li, J., Ma, S., Li, S., & Peng, J. (2023). The response and sensitivity of global vegetation to water stress: A comparison of different satellite-based NDVI products. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *120*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103341

Mann, & Kendall. (1945). *Combination of modified Mann-Kendall method and Şen innovative trend analysis*. Econometrica

Marino, S. (2023). Understanding the spatio-temporal behaviour of the sunflower crop for subfield areas delineation using Sentinel-2 NDVI time-series images in an organic farming system. *Heliyon*, *9*(9). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19507

Martin, E. R., Godwin, I. A., Cooper, R. I., Aryal, N., Reba, M. L., & Bouldin, J. L. (2021). Assessing the impact of vegetative cover within Northeast Arkansas agricultural ditches on sediment and nutrient loads. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, *320*. https://doi.org/10.1016/j.agee.2021.107613

Martins, G. D., Sousa Santos, L. C., dos Santos Carmo, G. J., da Silva Neto, O. F., Castoldi, R., Machado, A. I. M. R., & de Oliveira Charlo, H. C. (2023). Multispectral images for estimating morphophysiological and nutritional parameters in cabbage seedlings. *Smart Agricultural Technology*, *4*. https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100211

Miah, M. T., Fariha, J. N., Kafy, A. Al, Islam, R., Biswas, N., Duti, B. M., Fattah, M. A., Alsulamy, S., Khedher, K. M., & Salem, M. A. (2024). Exploring the nexus between land cover change dynamics and spatial heterogeneity of demographic trajectories in rapidly growing ecosystems of south Asian cities. *Ecological Indicators*, *158*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111299

Milella, A., & Reina, G. (2024). Consumer-grade imaging system for NDVI measurement at plant scale by a farmer robot. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, *234*. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114817

Mu, X., Yang, Y., Xu, H., Guo, Y., Lai, Y., McVicar, T. R., Xie, D., & Yan, G. (2024). Improvement of NDVI mixture model for fractional vegetation cover estimation with consideration of shaded vegetation and soil components. *Remote Sensing of Environment*, *314*. https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114409

Newete, S. W., Abutaleb, K., Chirima, G. J., Dabrowska-Zielinska, K., & Gurdak, R. (2024). Phenology-based winter wheat classification for crop growth monitoring using multi-temporal sentinel-2 satellite data. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, *27*(4), 695–704. https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2024.10.001

Niu, T., Hou, Z., Yu, J., Lu, J., Yu, Q., Yang, L., Ma, J., Liu, Y., Shi, H., & Jin, X. (2024). Construction of prediction model for water retention of forest ecosystem in alpine region based on vegetation spectral features. *Ecological Indicators*, *169*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112889

Panhelleux léa, Rapinel Sébastien, & Humbert-Moy Laurence. (2023). *Specification Table*. https://doi.org/10.5281/zenodo.7895449

Pérez-García, Á., van Emmerik, T. H. M., Mata, A., Tasseron, P. F., & López, J. F. (2024). Efficient plastic detection in coastal areas with selected spectral bands. *Marine Pollution Bulletin*, *207*. https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2024.116914

Puttipipatkajorn, A., & Puttipipatkajorn, A. (2024). Development of low-cost portable spectrometer equipped with 18-band spectral sensors using deep learning model for evaluating moisture content of rubber sheets. *Smart Agricultural Technology*, *9*. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100562

Qian, H., Bao, N., Meng, D., Zhou, B., Lei, H., & Li, H. (2024). Mapping and classification of Liao River Delta coastal wetland based on time series and multi-source GaoFen images using stacking ensemble model. *Ecological Informatics*, *80*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102488

Qiao, K., Zhu, W., Xie, Z., Wu, S., & Li, S. (2024). New three red-edge vegetation index (VI3RE) for crop seasonal LAI prediction using Sentinel-2 data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *130*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103894

Qu, C., Li, P., & Zhang, C. (2021). A spectral index for winter wheat mapping using multi-temporal Landsat NDVI data of key growth stages. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *175*, 431–447. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.03.015

Rahman, G., Kim, J. Y., Kim, T. W., Park, M., & Kwon, H. H. (2025). Spatial and temporal variations in temperature and precipitation trends in South Korea over the past half-century (1974–2023) using innovative trend analysis. *Journal of Hydro-Environment Research*, *58*, 1–18. https://doi.org/10.1016/j.jher.2024.11.002

Recuero, L., Maila, L., Cicuéndez, V., Sáenz, C., Litago, J., Tornos, L., Merino-de-Miguel, S., & Palacios-Orueta, A. (2023). Mapping Cropland Intensification in Ecuador through Spectral Analysis of MODIS NDVI Time Series. *Agronomy*, *13*(9). https://doi.org/10.3390/agronomy13092329

Ren, Y., Zhang, F., Zhao, C., & Cheng, Z. (2023). Attribution of climate change and human activities to vegetation NDVI in Jilin Province, China during 1998–2020. *Ecological Indicators*, *153*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110415

Roznik, M., Boyd, M., & Porth, L. (2022). Improving crop yield estimation by applying higher resolution satellite NDVI imagery and high-resolution cropland masks. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *25*. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100693

RYU, J. H., OH, D., & CHO, J. (2021). Simple method for extracting the seasonal signals of photochemical reflectance index and normalized difference vegetation index measured using a spectral reflectance sensor. *Journal of Integrative Agriculture*, *20*(7), 1969–1986. https://doi.org/10.1016/S2095-3119(20)63410-4

Saha, K. K., Weltzien, C., Bookhagen, B., & Zude-Sasse, M. (2024). Chlorophyll content estimation and

ripeness detection in tomato fruit based on NDVI from dual wavelength LiDAR point cloud data. *Journal of Food Engineering*, *383*. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2024.112218

Sandonís-Pozo, L., Oger, B., Tisseyre, B., Llorens, J., Escolà, A., Pascual, M., & Martínez-Casasnovas, J. A. (2024). Leafiness-LiDAR index and NDVI for identification of temporal patterns in super-intensive almond orchards as response to different management strategies. *European Journal of Agronomy*, *159*. https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127278

Sapkota, A., Roby, M., Peddinti, S. R., Fulton, A., & Kisekka, I. (2024). Comparative analysis of evapotranspiration (ET), crop water stress index (CWSI), and normalized difference vegetation index (NDVI) to delineate site-specific irrigation management zones in almond orchards. *Scientia Horticulturae*, *339*. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2024.113860

Sayre, R., Frye, C., Breyer, S., Roehrdanz, P. R., Elsen, P. R., Butler, K., Brown, C., Cress, J., Karagulle, D., Martin, M., Sangermano, F., Smyth, R. L., Sohl, T. L., Wolff, N. H., Wright, D. J., & Wu, Z. (2024). Potential 2050 Distributions of World Terrestrial Ecosystems from Projections of Changes in World Climate Regions and Global Land Cover. *Global Ecology and Conservation*, e03370. https://doi.org/10.1016/j.gecco.2024.e03370

Shammi, S. A., & Meng, Q. (2021). Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling. *Ecological Indicators*, *121*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107124

Sharma, N., Bhattacharjee, S., Garg, R. D., Sharma, K., & Salim, M. (2024). Sustainable management and agriculture resource technology systems using remote sensing descriptors and IoT. *Geomatica*, *76*(2). https://doi.org/10.1016/j.geomat.2024.100040

Sorkhabi, O. M. (2024). An LSTM deep learning framework for history-based tornado prediction using meteorological data and damage assessment using NDVI anomalies. *Results in Earth Sciences*, *2*, 100040. https://doi.org/10.1016/j.rines.2024.100040

Sotille, M. E., Bremer, U. F., Vieira, G., Velho, L. F., Petsch, C., & Simões, J. C. (2020). Evaluation of UAV and satellite-derived NDVI to map maritime Antarctic vegetation. *Applied Geography*, *125*. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2020.102322

Tian, J., Su, S., Tian, Q., Zhan, W., Xi, Y., & Wang, N. (2021). A novel spectral index for estimating fractional cover of non-photosynthetic vegetation using near-infrared bands of Sentinel satellite. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *101*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102361

Trevisiol, F., Mandanici, E., Pagliarani, A., & Bitelli, G. (2024). Evaluation of Landsat-9 interoperability with Sentinel-2 and Landsat-8 over Europe and local comparison with field surveys. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *210*, 55–68. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2024.02.021

Wang, Z., Wang, Y., Liu, Y., Wang, F., Deng, W., & Rao, P. (2023). Spatiotemporal characteristics and natural forces of grassland NDVI changes in Qilian Mountains from a sub-basin perspective. *Ecological Indicators*, *157*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111186

Wu, S., Zhang, Y., & Kang, W. (2024). Employing NDVI as vegetation correction variable to improve soil moisture measurements of mobile cosmic-ray neutron sensors near the Qilian Mountains. *Geoderma*, *441*. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2023.116764

Xu, Y., Dai, Q. Y., Lu, Y. G., Zhao, C., Huang, W. T., Xu, M., & Feng, Y. X. (2024). Identification of ecologically sensitive zones affected by climate change and anthropogenic activities in Southwest China through a NDVI-based spatial-temporal model. *Ecological Indicators*, *158*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111482

Yang, J., Yan, D., Yu, Z., Wu, Z., Wang, H., Liu, W., Liu, S., & Yuan, Z. (2024). NDVI variations of different terrestrial ecosystems and their response to major driving factors on two side regions of the Hu-Line. *Ecological Indicators*, *159*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.111667

Yao, B., Gong, X., Li, Y., Li, Y., Lian, J., & Wang, X. (2024). Spatiotemporal variation and GeoDetector analysis of NDVI at the northern foothills of the Yinshan Mountains in Inner Mongolia over the past 40 years. *Heliyon*, *10*(20). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39309

Zhang, K., Zhu, C., Li, J., Shi, K., & Zhang, X. (2024). Reconstruction of dense time series high spatial

resolution NDVI data using a spatiotemporal optimal weighted combination estimation model based on Sentinel-2 and MODIS. *Ecological Informatics*, *82*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102725

Zhao, C., Pan, Y., Ren, S., Gao, Y., Wu, H., & Ma, G. (2024). Accurate vegetation destruction detection using remote sensing imagery based on the three-band difference vegetation index (TBDVI) and dual-temporal detection method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *127*. https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103669

Zhihao, W., & Wei, F. (2024). UV-NDVI for real-time crop health monitoring in vertical farms. *Smart Agricultural Technology*, *8*. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100462