



UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DE CUENCA

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

**UNIDAD ACADÉMICA DE INFORMÁTICA,
CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INNOVACIÓN
TECNOLÓGICA**

CARRERA DE SOFTWARE

TÍTULO

**CORRELACIÓN ESPACIAL DE ÍNDICE DE VEGETACIÓN DE
DIFERENCIA NORMALIZADA (NDVI) ENTRE PLATAFORMAS
SATELITALES Y VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS (UAV), EN
LOS AGROECOSISTEMAS DE CUATRO CUENCAS DE LOS ALTOS
ANDES DEL MACIZO DEL CAJAS.**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DE
INGENIERO DE SOFTWARE**

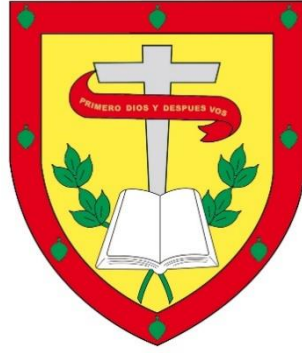
AUTOR: PABLO VINICIO LETA MOROCHO

DIRECTOR: ING. ANDRÉS SEBASTIÁN QUEVEDO SACOTO MSC.

CUENCA - ECUADOR

2023

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

**UNIDAD ACADÉMICA DE INFORMÁTICA,
CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INNOVACIÓN
TECNOLÓGICA**

CARRERA DE SOFTWARE

TÍTULO

**CORRELACIÓN ESPACIAL DE ÍNDICE DE VEGETACIÓN DE
DIFERENCIA NORMALIZADA (NDVI) ENTRE PLATAFORMAS
SATELITALES Y VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS (UAV), EN
LOS AGROECOSISTEMAS DE CUATRO CUENCAS DE LOS ALTOS
ANDES DEL MACIZO DEL CAJAS.**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO DE SOFTWARE**

AUTOR: PABLO VINICIO LETA MOROCHO

DIRECTOR: ING. ANDRÉS SEBASTIÁN QUEVEDO SACOTO MSC.

CUENCA - ECUADOR

2023

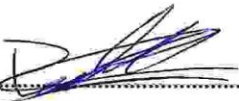
DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD

Pablo Vinicio Leta Morocho portador(a) de la cédula de ciudadanía N.º **0107147274**. Declaro ser el autor de la obra: "CORRELACIÓN ESPACIAL DE ÍNDICE DE VEGETACIÓN DE DIFERENCIA NORMALIZADA (NDVI) ENTRE PLATAFORMAS SATELITALES Y VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS (UAV), EN LOS AGROECOSISTEMAS DE CUATRO CUENCAS DE LOS ALTOS ANDES DEL MACIZO DEL CAJAS", sobre la cual me hago responsable sobre las opiniones, versiones e ideas expresadas. Declaro que la misma ha sido elaborada respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros y eximo a la Universidad Católica de Cuenca sobre cualquier reclamación que pudiera existir al respecto. Declaro finalmente que mi obra ha sido realizada cumpliendo con todos los requisitos legales, éticos y bioéticos de investigación, que la misma no incumple con la normativa nacional e internacional en el área específica de investigación, sobre la que también me responsabilizo y eximo a la Universidad Católica de Cuenca de toda reclamación al respecto.

Cuenca, **5 de octubre del 2023**


F: 

Pablo Vinicio Leta Morocho

C.I. 0107147274

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por el Estudiante Pablo Vinicio Leta Morocho, bajo mi supervisión.



ING. ANDRÉS SEBASTIÁN QUEVEDO SACOTO MSC.

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a mi madre, Rosa, quien con su apoyo y confianza ha sido el pilar fundamental para cumplir con esta meta. También está dedicado a mis hermanitos, que desde el cielo me brindaron fuerzas para alcanzar todas las metas planteadas.

AGRADECIMIENTO

A mi madre, por su apoyo incondicional durante toda mi carrera universitaria y por motivarme en cada uno de mis objetivos.

A mi tutor, Ing. Sebastián Quevedo, por su colaboración y apoyo en el desarrollo de este proyecto.

Al Dr. Vinicio Santillán y a la Ing. Sandra Cobos, por su orientación y ayuda como revisores del proyecto.

A mis familiares, por su apoyo constante.

A mis amigos y amiga, quienes fueron parte de momentos inolvidables durante todo el transcurso de la carrera.

ÍNDICE DE CONTENIDO

DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD	I
CERTIFICACIÓN	II
DEDICATORIA	III
AGRADECIMIENTO	IV
ÍNDICE DE CONTENIDO	V
ÍNDICE DE TABLAS	VII
ÍNDICE DE FIGURAS	VIII
RESUMEN	IX
ABSTRACT	X
INTRODUCCIÓN	- 1 -
CAPÍTULO I	- 4 -
1. Planteamiento del Problema	- 4 -
2. Formulación del Problema.....	- 5 -
3. Antecedentes de la Investigación.....	- 6 -
4. Justificación de la investigación	- 12 -
5. Descripción del Área de Estudio.....	- 13 -
6. Objetivos	- 15 -
6.1 Objetivo General.....	- 15 -
6.2 Objetivos Específicos	- 15 -
CAPITULO II	- 16 -
1. MARCO TEÓRICO	- 16 -
1.1 Teledetección	- 16 -
1.2 Teledetección con UAV	- 19 -
1.3 Teledetección por satélite.....	- 22 -
1.4 NDVI.....	- 25 -
1.5 Métodos de resampleo.....	- 27 -
1.5.1 Resampleo Basado en el Píxel Vecino Más Cercano	- 27 -
1.5.2 Resampleo Bilinear.....	- 29 -
1.6 Análisis Estadístico	- 31 -
1.6.1 Correlación de Spearman.....	- 31 -
1.6.2 Entropía de Shannon.....	- 33 -
1.7 Herramientas para los geo-procesos.....	- 35 -
1.7.1 QGIS	- 35 -
1.7.2 R.....	- 35 -

CAPITULO III.....	- 38 -
2. DESARROLLO	- 38 -
2.1 Imágenes empleadas en este estudio	- 39 -
2.1.1 Imágenes Sentinel-2	- 40 -
2.1.2 Imágenes del UAV	- 43 -
2.2 Procesamiento	- 44 -
2.2.1 Cálculo del NDVI.....	- 44 -
2.2.2 Correlación de los datos del NDVI de las imágenes del UAV y de Sentinel-2 ..	- 45 -
2.2.3 Entropía de Shannon.....	- 49 -
CAPITULO IV	- 52 -
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	- 52 -
3.1 Resultados del cálculo del NDVI.....	- 52 -
3.2 Correlación de Spearman	- 57 -
3.3 Entropía de Shannon	- 61 -
3.4 CONCLUSIONES	- 64 -
3.5 RECOMENDACIONES	- 65 -
BIBLIOGRAFÍA.....	- 66 -
ANEXOS.....	- 73 -
AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL..	- 73 -

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	Clasificación del Espectro Electromagnético para usos de Teledetección	- 17 -
Tabla 2	Comparación de capacidades entre UAV y satélites en Teledetección.	- 22 -
Tabla 3	Resolución espacial de los satélites	- 23 -
Tabla 4	Bandas de los satélites Sentinel-2.	- 24 -
Tabla 5	Comparación de Enfoques de Programación entre R y QGIS para Análisis Geoespacial	- 36 -
Tabla 6	Fecha de captura imágenes de UAV y Satélite	- 39 -
Tabla 7	Resultados obtenidos de la aplicación de la correlación de Spearman	- 58 -
Tabla 8	Entropía de Shannon para cada transecto	- 61 -

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Área de Estudio	- 14 -
Figura 2 Firma espectral de las plantas.....	- 26 -
Figura 3 Ejemplo remuestreo de vecino más cercano	- 27 -
Figura 4 Ilustración del proceso de resample Bilinear	- 29 -
Figura 5 Metodología empleada en la investigación.	- 38 -
Figura 6 Script de Descarga de Imágenes Sentinel-2	- 41 -
Figura 7 Script del NDVI.....	- 45 -
Figura 8 Script de R de la correlación de Spearman.....	- 46 -
Figura 9 Script de entropía de Shannon.....	- 50 -
Figura 10 NDVI del Trayecto Cuenca Molleturo Atlántico	- 53 -
Figura 11 NDVI del Trayecto Cuenca Soldados Atlántico	- 54 -
Figura 12 NDVI del Trayecto Cuenca Soldados Pacífico	- 55 -
Figura 13 NDVI del Trayecto Cuenca Molleturo Pacífico.....	- 56 -

RESUMEN

Esta investigación se llevó a cabo en cuatro cuencas de los Altos Andes del Macizo de El Cajas, en Azuay, Ecuador, región conocida por sus lagunas, humedales y rica biodiversidad. La singularidad de este entorno la convierte en un área importante para el análisis de la cobertura vegetal. El objetivo fue comparar los Índices de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), obtenidos a través de imágenes satelitales y vehículos aéreos no tripulados (UAV) en doce trayectos del área de estudio. Para esta comparación, se aplicó el método de resamplado bilinear para ajustar la resolución espacial de las imágenes. Luego, se utilizó la entropía de Shannon para evaluar la calidad de la información de las imágenes del UAV y de Sentinel-2. La correlación entre los NDVI se realizó mediante el método de Spearman. Los resultados indican que las imágenes de UAV proporcionan una mayor cantidad de información sobre el NDVI. Se observa una correlación significativa y positiva utilizando el método de Spearman. Sin embargo, también se identificaron correlaciones negativas, las cuales se atribuyen a la variabilidad temporal de la vegetación durante la captura de las imágenes. La tesis está estructurada en cuatro capítulos que comprenden: introducción al problema, marco teórico y metodología, presentación de resultados y recomendaciones.

Palabras clave: *imágenes de satélite, dron, comparación espacial, entropía, correlaciones, Macizo de El Cajas.*

ABSTRACT

This research was conducted in four watersheds in the High Andes of the Cajas Massif in Azuay, Ecuador, a region known for its lagoons, wetlands, and rich biodiversity. The uniqueness of this environment makes it a critical area for vegetation cover analysis. The objective was to compare the Normalized Difference Vegetation Indices (NDVI) obtained from satellite imagery and Unmanned Aerial Vehicles (UAV) on twelve routes within the study area. For this comparison, the bilinear resampling method was applied to adjust the spatial resolution of the images. Subsequently, Shannon entropy was used to evaluate the UAV and Sentinel-2 image data quality. The correlation between NDVI was analyzed using Spearman's method. The results indicate that UAV imagery provides more information on NDVI. A significant and positive correlation was observed using Spearman's method. However, negative correlations were also identified, which are attributed to the temporal variability of the vegetation during image capture. The thesis is organized into four chapters, including an introduction to the problem, a theoretical framework, methodology, presentation of results, and recommendations.

Keywords: *satellite imagery, drone, spatial comparison, entropy, correlations, El Cajas Massif.*

INTRODUCCIÓN

Los altos Andes del Macizo del Cajas (MC), ubicados en Cuenca, Ecuador, ocupan un lugar de gran importancia en la geografía y la ecología del país. Esta zona se destaca por su asombrosa diversidad de flora y fauna, albergando una gran cantidad de lagunas y humedales, siendo caracterizado por su clima frío y húmedo (Ansaloni et al. 2022). El MC forma parte de la Sierra Ecuatoriana, lo que lo conecta con una región geográfica rica en biodiversidad y recursos naturales (Dirección Provincial del Ambiente de Azuay, ETAPA EP, and Ministerio del Ambiente 2018).

En el MC se encuentra el Parque Nacional Cajas (PNC), uno de los 14 parques nacionales en Ecuador. Estos parques abarcan un total de 3,857,164.74 hectáreas de territorio nacional (Ministerio del Ambiente 2021). El PNC se encuentra en cuarto lugar en términos de extensión total, por lo que su tamaño considerable dentro de esta red de áreas protegidas lo hace esencial para la investigación científica, la educación ambiental y el turismo sostenible. Este entorno geográfico se convierte en un punto de interés para realizar diferentes estudios, ejemplo de ello es el análisis de la vegetación mediante la aplicación de la teledetección.

En este contexto, la teledetección emerge como una herramienta fundamental en la exploración del MC. Esta tecnología utiliza sistemas de información y comunicación para recoger y procesar datos espectrales a gran escala, incluye la adquisición, transmisión, procesamiento y almacenamiento de datos (Yin et al. 2019). Dichos datos, son obtenidos mediante sensores que capturan información en diferentes zonas del espectro electromagnético de áreas extensas de la superficie terrestre y monitorear su evolución en el tiempo a través de una visión repetitiva y consistente de la tierra (Kulo 2018; Sishodia, Ray, and Singh 2020). Esta tecnología se basa en la interacción de la energía electromagnética con las superficies terrestres, cuyas propiedades reflectivas varían en función de la estructura y composición de

los cuerpos (Gutiérrez and Nieto 2002). La teledetección es aplicada en varios campos científicos y técnicos, incluyendo gestión y monitoreo de recursos naturales con visión de cambio climático, gestión de riesgos, smartcities a través de la generación de insumos para los procesos de decisión basados en datos, agricultura de precisión, monitoreo ambiental, predicción agrícola entre otros (Shimizu 2019).

Dentro del campo de la teledetección, la información se puede obtener a través de plataformas satelitales o de vehículos aéreos no tripulados (UAV). La modalidad satelital ofrece múltiples ventajas como: recopila imágenes de áreas extensas, ofrece datos regulares y repetitivos de la Tierra, acceso a datos históricos; además permite identificar patrones espectrales que caracterizan la vegetación y los tipos de suelo (Shimizu 2019). Junto con la teledetección por satélite, también existen otros métodos de captación de información, como es el uso de UAV o mejor conocido como dron. Estos dispositivos que se encuentran en constante evolución tienen la capacidad de volar a diferentes alturas, brindando imágenes de alta resolución espacial. Es así que esta última se convierte en una herramienta altamente versátil y eficaz (Yin et al. 2019).

Las imágenes de UAV y satélite presentan algunas diferencias: Las imágenes de UAV en su gran mayoría poseen mayor resolución debido a que vuela más bajo que los satélites, pero pueden tener distorsiones por ángulos y altitudes. Además, tienen menor resolución espectral (número de bandas) en comparación con los satélites. Estos últimos pueden ser hiperspectrales superando las 100 bandas (Delgado, Fernández 2019); aunque pueden verse afectadas por el clima y la posición solar (Wang et al. 2021).

El monitoreo ambiental es fundamental en la aplicación de técnicas de teledetección, que involucran el uso de diversas herramientas, incluyendo drones y satélites. Un ejemplo de ello es el análisis del NDVI, este índice sirve para evaluar la salud y densidad de la vegetación,

además, está diseñado para convertir la información espectral en resultados claros y fáciles de interpretar (Bannari et al. 1995).

Este trabajo de titulación tiene como objetivo comparar los resultados de correlación obtenidos por UAV y satélites en el contexto específico del MC. La correlación de Spearman se utilizó como una métrica clave para evaluar la concordancia entre los datos del NDVI obtenidos a partir de imágenes de UAV y satélite. Además de la correlación, se evaluó también la calidad de la información proporcionada por las imágenes de dron y satélite a través de la entropía de Shannon. Esta métrica facilita medir la diversidad de la información contenida en los NDVI de ambas plataformas. Este enfoque permitió determinar cuál de las dos fuentes de datos brinda una representación más rica y detallada de la vegetación en el MC.

CAPÍTULO I

1. Planteamiento del Problema

En el ámbito de la teledetección, el uso de imágenes derivadas desde UAV y satélites se ha convertido en una práctica común para el estudio de la cobertura terrestre y la vegetación (Jain and Pandey 2021). Ambas fuentes de datos ofrecen ventajas significativas en términos de resolución espacial y cobertura geográfica; sin embargo, surge la interrogante sobre la coherencia y la comparabilidad de los datos generados por estas dos plataformas.

La obtención de datos precisos y confiables del territorio se ha convertido en un pilar esencial para procesos de toma de decisión en una amplia gama de áreas, tales como la gestión ambiental, la agricultura de precisión, la monitorización del cambio de uso de suelo, la gestión de recursos naturales, la evaluación del cambio climático y la mitigación de riesgos, entre otros (Sishodia, Ray, and Singh 2020). En este contexto, la elección de la plataforma de adquisición de datos ya sea mediante el uso de UAV o satélites, para la obtención de información del NDVI, presenta desafíos significativos. Entre estos desafíos esta la diferencia en la resolución espacial y espectral, los costos asociados a cada plataforma, la accesibilidad a las mismas y las condiciones con las que se obtienen los datos. La elección de la plataforma adecuada para la adquisición de datos de NDVI tiene un impacto directo en la calidad y confiabilidad de la información. Esta elección influye en la toma de decisiones fundamentadas en diversas disciplinas.

Por lo tanto, es importante contar con insumos actualizados sobre la selección entre UAV y satélites, considerando aspectos como: la correlación de resultados entre ambas plataformas, la entropía de los datos, la actualización de insumos, las similitudes y diferencias entre las imágenes de las plataformas y la implementación de la programación para automatizar procesos relacionados con el procesamiento de imágenes.

2. Formulación del Problema

Con base en lo expuesto anteriormente surgen las siguientes preguntas:

¿Cuál es la relación entre los valores de correlación de los datos obtenidos a través del dron y satélite, después de la homogenización de los datos?

¿Cómo contribuye la automatización de procesos en el análisis de sistemas territoriales a través de la teledetección?

¿Cuál de las dos plataformas de teledetección proporciona mayor información sobre los NDVI?

3. Antecedentes de la Investigación

A lo largo de los años, la teledetección ha experimentado un avance notable gracias al uso de imágenes capturadas por satélites y drones, lo que ha permitido obtener información precisa y detallada sobre la vegetación y su estado. Dentro de este contexto, el NDVI se ha destacado como una herramienta esencial para evaluar la actividad fotosintética, la densidad vegetal y detectar cambios en la superficie del suelo, brindando así una comprensión más profunda de la salud de los ecosistemas (P. Muñoz 2013).

En consonancia con esta importancia del NDVI, el estudio de Ortiz (2019), realizado en Colombia, utilizó el NDVI y técnicas geomáticas para crear un inventario de deslizamientos. Aunque se analizaron datos NDVI de diferentes momentos para detectar cambios en la vegetación y se consideraron diversas variables, los resultados no coincidieron con la ocurrencia de movimientos en masa a nivel municipal. El estudio sugiere futuros trabajos con imágenes satelitales de alta resolución y la reducción de interferencias para obtener resultados más precisos.

Además, en Alemania, se llevó a cabo un estudio para analizar la salud de la vegetación en una región minera mediante el uso de diversos índices vegetativos, incluyendo NDVI, GNDVI, SAVI, MSAVI, NDWI y MNDWI. Utilizando imágenes Landsat para un monitoreo a largo plazo, se observaron cambios en estos índices: NDVI y GNDVI mostraron deterioro, mientras que NDWI y MNDWI aumentaron. Como conclusión destacó la utilidad de la teledetección para observaciones a largo plazo, permitiendo el estudio de los efectos de la minería en la vegetación (Pawlik, Rudolph, and Bernsdorf 2023). De la misma forma, la investigación de Yue et al. (2018), quienes emplearon el coeficiente de correlación de Pearson para analizar la relación entre los índices de vegetación, la altura del cultivo y la biomasa aérea. Los resultados indicaron una correlación negativa entre la altura del cultivo y varios índices de

vegetación basados en imágenes digitales de alta definición, indicando que estos índices disminuyen a medida que la altura del cultivo aumenta.

En un estudio realizado en Ecuador, Ruiz y sus colaboradores (2020) emplearon imágenes de un dron para analizar un cultivo de quinua. Buscaron calcular el NDVI de diferentes maneras y determinar la dosis óptima de fertilización con herramientas geoinformáticas. El mapa NDVI1 tenía problemas de ortorrectificación debido a dificultades con puntos de control, lo que resultó en ubicaciones incorrectas. La correlación entre NDVI1 y NDVI2 fue baja, indicando una débil relación. Concluyeron que usar NDVI en cultivos de baja densidad de plantas no es práctico debido a la influencia del suelo en los resultados.

Otro estudio relevante fue llevado a cabo por María Pinta (2021) en la subcuenca del río Chambo. Utilizando técnicas de teledetección y sistemas de información geográfica, se calculó el NDVI y se realizó una categorización supervisada de la cubierta vegetal. Los resultados revelaron cambios significativos en la cubierta vegetal a lo largo del tiempo, lo que resaltó la importancia de realizar diagnósticos en áreas de interés hídrico para proponer medidas de conservación de los recursos naturales.

El análisis del NDVI ha sido un tema de gran relevancia en la investigación ambiental. No obstante, es resaltar que, además del NDVI, la teledetección a través de UAV y satélites desempeña un papel fundamental en el estudio de áreas naturales y cobertura vegetal. En este contexto, Alvarado y Mainato (2021), analizaron la cobertura vegetal y los cambios en el uso del suelo en el Cantón Chunchi. Utilizaron imágenes satelitales Landsat tomadas durante dos décadas y sistemas de información geográfica (SIG) para procesar los datos. Sus hallazgos permitieron identificar cambios y sus efectos en el equilibrio ambiental del Cantón Chunchi.

En otro estudio realizado por Shangharsha Thapa, Virginia Garcia y Lars Eklundh (2021), compararon sensores remotos de superficie cercana y satelitales para analizar la

fenología de la vegetación, utilizando varios índices espectrales y examinando las curvas de fenología y fechas de transición durante el año. Las conclusiones resaltan que todas las plataformas de teledetección (SRS, UAV, PhenoCam, MODIS y Sentinel-2) y los índices de vegetación NDVI, Green Chromatic Coordinate (GCC) y VIgreen son útiles para la investigación. Además, sugiere el uso del índice GCC para caracterizar las fases y fechas de transición fenológica, y el NDVI para detectar cambios estacionales en el paisaje. Por otro lado, los datos satelitales fueron validados como relevantes para estudios de ciclo de vida estacional, productividad; así como combinar diferentes sistemas de sensores puede ampliar la comprensión de la fenología vegetal en distintos niveles de escala.

También de acuerdo con Jain y Pandey (2021), quienes calibraron imágenes satelitales con imágenes multiespectrales de UAV; con el objetivo de dar seguimiento a la presencia y cantidad de vegetación. En este estudio se llevó a cabo una comparación entre las imágenes satelitales Sentinel-2 y las imágenes multiespectrales capturadas por un UAV equipado con una cámara Mica Sense Red Edge. Para comparar las imágenes utilizaron un proceso de calibración del NDVI utilizando puntos aleatorios en los límites de cada parcela mediante vectorización, luego calcularon el NDVI correspondiente para todas las parcelas en ambos conjuntos de datos.

En adición en un estudio realizado en Brasil, se llevó a cabo una investigación en humedales utilizando imágenes de satélites Landsat y CBERS-04A, así como imágenes de drones DJI Phantom 4 Pro. Este enfoque permitió una clasificación precisa de los ecosistemas como humedales geográficamente aislados (GIWs) y proporcionó información detallada sobre la hidrodinámica y los períodos de inundación (Furlan et al. 2023).

En Ecuador, también se han realizado investigaciones y comparaciones entre imágenes capturadas por drones y satélites. Una investigación realizada en la provincia de Loja, se

emplearon tecnologías satelitales para examinar los cambios en la cubierta vegetal. Se evaluaron tres índices de vegetación mediante el uso de imágenes de los sensores Landsat 7 ETM+ y ASTER, lo que permitió distinguir entre distintos tipos de cubierta vegetal (Gonzaga 2014).

En otra investigación llevada a cabo por Muñoz y su equipo (2023), realizaron comparaciones entre imágenes capturadas por drones y satélites con el propósito de evaluar variables atmosféricas. Los resultados evidenciaron que los perfiles obtenidos mediante drones ofrecieron una representación más precisa de las magnitudes de las variables analizadas en comparación con los perfiles generados a partir de datos satelitales. No obstante, es importante destacar que las mediciones realizadas con drones también presentaron cierto nivel de ruido, el cual se corrigió parcialmente mediante un ajuste cuadrático en el perfil. Por otro lado, los perfiles obtenidos a partir de datos satelitales MODIS mostraron un desempeño deficiente debido a su limitada resolución vertical y a las restricciones relacionadas con la cobertura de nubes. En contraste, los datos satelitales AIRS exhibieron una representación más precisa de los perfiles atmosféricos verticales.

En añadidura, la investigación llevada a cabo por Ana Caldas (2020), se propuso caracterizar físicamente el MC utilizando técnicas de teledetección para recopilar información en la gestión de recursos naturales. Centró el enfoque de la investigación en tres análisis principales: la clasificación del uso del suelo y la vegetación, la estimación de la profundidad de cuerpos de agua y el análisis de la relación entre variables limnimétricas y las propiedades físicas de lagos y lagunas. En este estudio se manejó varios algoritmos, incluyendo Máxima Verosimilitud, Redes Neuronales Artificiales y Distancia de Mahalanobis, para la clasificación y el análisis. La evaluación mostró que el algoritmo de Redes Neuronales Artificiales fue el más eficiente para clasificar el uso/cobertura del suelo. Además, la investigación estimó la profundidad de 135 lagos y lagunas en el MC, categorizándolos en 89 poco profundos y 46

profundos, por último, el análisis de correlación entre las variables limnimétricas y las propiedades físicas no reveló una relación aceptable.

Zhuzhingo (2017) en donde determinó la relación entre el ozono troposférico y diversas variables, como la concentración de clorofila, la altura del árbol y variables meteorológicas utilizó un modelo generado a partir de imágenes satelitales Landsat 7 y 8 para determinar los efectos del ozono troposférico en la fisiología de la especie *P. reticulata*. Los análisis desarrollados encontraron altas concentraciones de esta sustancia en zonas elevadas del PNC y bajas concentraciones en áreas más bajas.

Calle (2020) empleó técnicas de teledetección para recopilar datos relevantes para la gestión de los recursos naturales en esa región. En primer lugar, llevo a cabo una clasificación detallada de la cobertura vegetal y el uso del suelo en la Biosfera del MC. En segundo lugar, realizo estimaciones de la profundidad de los lagos y lagunas ubicados en el PNC. Por último, analizó la correlación entre diversas variables limnimétricas y las propiedades físicas de las lagunas y lagos. Para la clasificación de la cobertura vegetal y el uso del suelo en el MC, comparó varios algoritmos, y se concluyó que el método más efectivo fue el de Redes Neuronales Artificiales. La estimación de la profundidad de los lagos y lagunas en el PNC aplicó el algoritmo de Banda Única, lo que permitió identificar 89 lagos someros y 46 lagos profundos. Sin embargo, no obtuvo correlación significativa en el análisis de correlación entre las variables limnimétricas y las propiedades físicas de estos cuerpos de agua.

En el ámbito de la teledetección y el NDVI, es importante subrayar que los SIG desempeñan un papel fundamental como herramientas de apoyo para la investigación. Un ejemplo de ello es la investigación realizada por Arias, Saz y Escolano (2023) estudiaron la erosión del suelo en la cuenca del río Mira, Andes de Ecuador, utilizando un modelo llamado RUSLE y Sistemas de Información Geográfica (SIG). El estudio destacó la utilidad de SIG y

RUSLE para abordar problemas de erosión y proporcionar información clave para la gestión del uso del suelo en la región. Por otro lado, Tenesaca (2022) realizó el estudio de la morfometría y los índices de vegetación de 10 lagunas en el MC, utilizó imágenes satelitales y sistemas de información geográfica (SIG). Los resultados que obtuvo muestran que esta combinación de métodos permite realizar estudios a escalas amplias y cuantificar los cambios en la superficie terrestre, tanto naturales como inducidos por actividades humanas.

Bajo todos estos conceptos se destaca que el Ndvi conjuntamente con plataformas de teledetección ha sido un gran tema de interés para desarrollar distintas investigaciones, sin embargo, esto puede apoyarse de software o programación para automatizar y agilizar estos procesos, por ejemplo en un proyecto de Nuñez, Serafín y Cano (2018) desarrollaron un software en MATLAB basado en el método de diferencias finitas para resolver problemas de transferencia de calor en condiciones estacionarias en dos dimensiones. Como conclusión destaco que el uso de software es útil para que los estudiantes comprendan conceptos de transferencia de calor y mejoren su proceso de aprendizaje. No obstante, Iatsyshyn et al. (2020), se enfocaron en la importancia de la capacitación y el desarrollo profesional de expertos en gestión, ecología y el uso sostenible de los recursos naturales. Se resalta la necesidad de mejorar las habilidades de los profesionales encargados de tomar decisiones con el fin de mitigar el impacto negativo en el medio ambiente y hacen hincapié en la importancia de mejorar los sistemas de monitoreo y en la creación de software de información y monitoreo universal para facilitar el seguimiento y la predicción de situaciones críticas.

4. Justificación de la investigación

Los antecedentes presentados evidencian la existencia de algunas investigaciones desarrolladas en el ámbito de la comparación de imágenes satelitales con imágenes de UAV, sin embargo, aún existe un importante vacío en el análisis de la vegetación a través de la comparación de imágenes obtenidas por UAV y satélite en el contexto del MC. Estudios previos, como los realizados por (Awais et al. 2022; Jain and Pandey 2021; Sankey et al. 2021; Sishodia, Ray, and Singh 2020) han destacado la necesidad de abordar este tema debido a su relevancia en muchas investigaciones como: la gestión de recursos naturales, agricultura de precisión, evaluación del cambio climático, la monitorización del cambio de uso de suelo, mitigación de riesgos naturales, entre otros. Estos autores subrayan la importancia de mejorar la comparabilidad y coherencia de los datos obtenidos de diferentes fuentes, como los UAV y los satélites, para garantizar que las decisiones basadas en estos datos sean sólidas y precisas.

La relevancia de esta investigación radica en su capacidad para abordar problemas territoriales enfocados al contexto ambiental a través de la programación; particularmente mediante el desarrollo de scripts que automatizan tareas en el procesamiento de las imágenes. Este enfoque técnico y específico permite la comparación de datos obtenidos a partir de imágenes de drones y satélites, utilizando el NDVI.

La investigación busca proporcionar técnicas actualizadas de comparación entre imágenes provenientes de UAV y de satélites mediante la evaluación de la calidad de los datos, similitudes entre estos insumos; contribuyendo al estado del arte en el ámbito de la Geomática. Estos desafíos se reflejan en la evaluación de la salud y la densidad de la vegetación en los cultivos, especialmente a través del análisis del NDVI, lo que es fundamental para la toma de decisiones en la gestión de recursos naturales y la monitorización de los agroecosistemas en el entorno del MC.

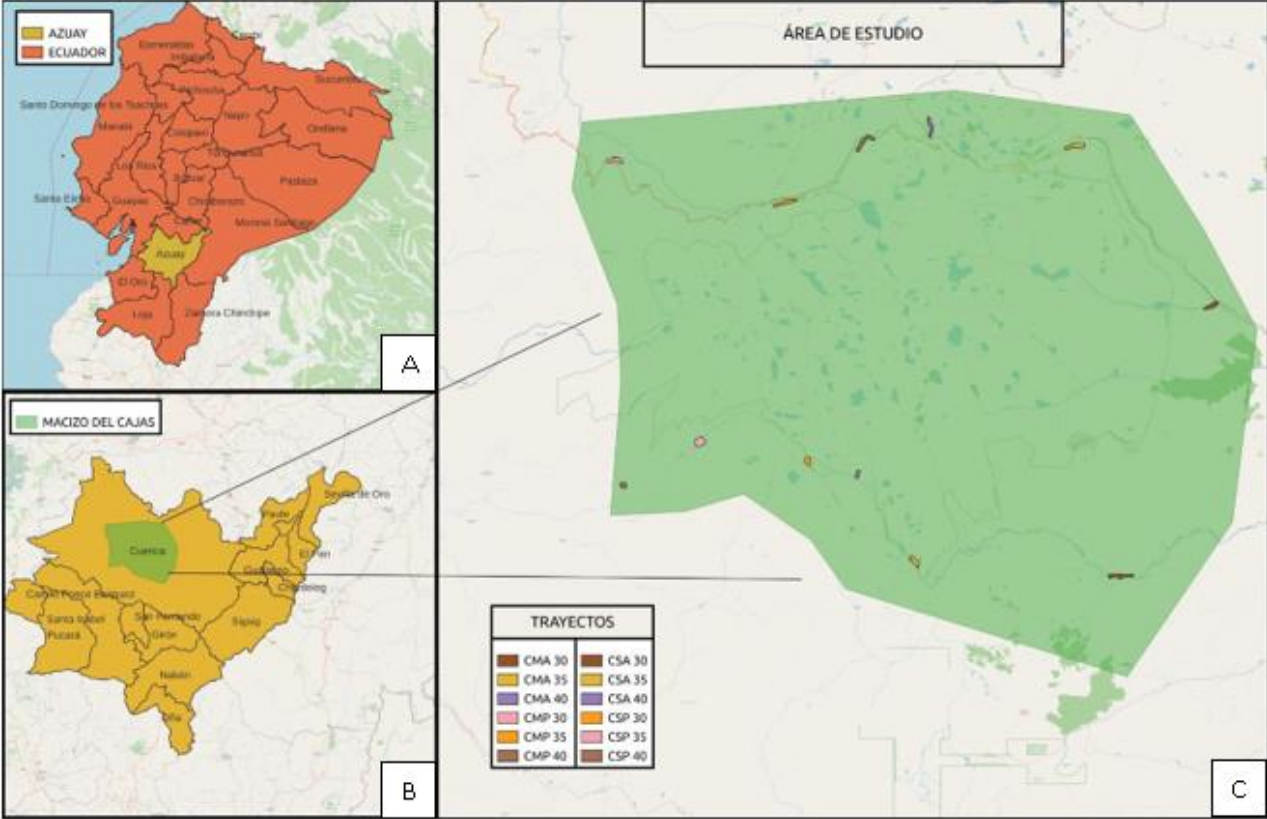
5. Descripción del Área de Estudio

Esta investigación se centró en el MC, un área de gran relevancia geográfica, su cresta marca la línea divisoria de aguas entre el Océano Pacífico y el Océano Atlántico, siendo la línea divisoria de aguas más cercana a la costa del Pacífico en toda América del Sur. En términos de hidrología, la parte norte de la vertiente atlántica del MC es drenada por varios ríos pequeños, como Quinoa, Llaviuco y Mazan, que convergen en el río Tomebamba. Por otro lado, la parte sur está drenada por el río Yanuncay (Ansaloni et al. 2022).

El MC se caracteriza por su clima frío y húmedo, con variaciones extremas de temperatura que pueden oscilar entre los 30°C y los 0°C en un solo día. En este entorno se ha registrado la presencia de 39 especies de mamíferos silvestres en la zona, lo que aumenta la diversidad de fauna en este entorno, incluyendo especies endémicas representativas de cuatro provincias biogeográficas neotropicales (Dirección Provincial del Ambiente de Azuay, ETAPA EP, and Ministerio del Ambiente 2018). Asimismo, esta región alberga una notable diversidad de flora, con aproximadamente 500 especies de plantas vasculares originarias de 243 géneros y 70 familias (Dirección Provincial del Ambiente de Azuay, ETAPA EP, and Ministerio del Ambiente 2018).

En el MC se identificaron doce trayectos correspondientes a cuatro cuencas: Cuenca-Molleturo-Atlántico (CMA), Cuenca-Soldados-Atlántico (CSA), Cuenca-Molleturo-Pacífico (CMP) y Cuenca-Soldados-Pacífico (CSP). Los nombres se asignaron en función de su altitud sobre el nivel del mar (msnm). Los trayectos que se encuentran a tres mil metros de altitud se nombran CMA 30, CSA 30, CMP 30 y CSP 30. Los trayectos ubicados a 3500 msnm se designan como CMA 35, CSA 35, CMP 35 y CSP 35. Finalmente, aquellos que están a 4000 msnm se identifican como CMA 40, CSA 40, CMP 40 y CSP 40. El área de estudio se presenta en la Figura 1.

Figura 1 Área de Estudio



Nota. (A)Ubicación geográfica territorial. (B) Parte del Macizo del Cajas. (C) Ampliación del área de estudio: 12 trayectos. Fuente: Elaboración propia.

6. Objetivos

6.1 Objetivo General

- Comparar la información útil proveniente de los índices de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) entre imágenes multispectrales de UAV y de satélite, para el monitoreo del cambio de uso de suelo en el Macizo del Cajas.

6.2 Objetivos Específicos

- Determinar la correlación espacial entre el NDVI proveniente de imágenes del UAV y de Sentinel-2, mediante el resampléo y homogenización de información.
- Establecer las similitudes y diferencias en valores de entropía de los NDVIs obtenidos de los vehículos aéreos no tripulados versus los satélites, entre los distintos usos de suelo presentes en el área de estudio.

CAPITULO II

1. MARCO TEÓRICO

1.1 Teledetección

La teledetección se basa en la obtención de datos desde una perspectiva aérea, haciendo uso de sensores que sirven para capturar la radiación electromagnética reflejada o emitida por la superficie terrestre (Campbell 2013). Esta radiación electromagnética es una forma de energía que se desplaza por el espacio en forma de ondas, que son el resultado del movimiento de partículas con carga eléctrica. Este rango de energía abarca un espectro diverso de longitudes de onda. Esta longitud se define como la distancia entre el punto de partida y el punto de llegada en un ciclo mientras la onda viaja a través de un determinado medio (Gonoskov et al. 2022). De acuerdo con Monsalvo (2009), esta energía se mueve a través del espacio (atmósfera) a la velocidad de la luz. La radiación que emite esta energía depende de la longitud de onda.

Los distintos tipos de energía son clasificados en el espectro electromagnético con base en características como la longitud de onda, la frecuencia y la energía. El espectro electromagnético incluye desde las ondas de radio hasta los rayos gamma, pasando por las microondas, la radiación infrarroja, la luz visible, la radiación ultravioleta y los rayos X según se detalla en la Tabla 1 (Gonoskov et al. 2022).

Tabla 1 Clasificación del Espectro Electromagnético para usos de Teledetección

Categoría	Longitud de Onda en nanómetros (nm)	Característica
Rayos Gamma	<0.01	Altamente Energéticos e Ionizantes
Rayos X	0.01-10	Penetrantes, utilizados en medicina
Ultravioleta extremo	10-121	Ionizantes, interacciones atómicas
Ultravioleta Lejano	121-200	Absorbido por la atmosfera, efectos biológicos
Ultravioleta Mediano	200-280	Bronceado, dañino para la piel
Ultravioleta Cercano	280-315	Dañino para el ADN, utilizado en desinfección
Luz Visible	400-750	Perceptible por el ojo humano
Infrarrojo Cercano	750-1400	Utilizado en tecnologías de control remoto
Infrarrojo Medio	1400-3000	Aplicaciones en espectroscopía y sensores
Infrarrojo Lejano	3000-1,000,000	Detección de calor y temperatura
Microondas	1,000,000- 1000,000,000	Utilizadas en comunicaciones y cocinar
Ondas de Radio	>1000,000,000	Ampliamente utilizados en comunicaciones

Nota: Elaboración propia.

La teledetección se clasifica en pasiva y activa dependiendo de la fuente de emisión de energía. La teledetección pasiva consiste en registrar la radiación solar reflejada desde la superficie terrestre. Este método puede verse afectado por condiciones atmosféricas como nubes, niebla y smog, que pueden dificultar la visibilidad y, como consecuencia, dar lugar a imágenes de baja calidad (Zwolak et al. 2020). La teledetección activa tiene su propia fuente de energía que es emitida al objeto de estudio para posteriormente capturar la energía reflejada por el mismo (Hall 2010). En esta investigación nos centraremos en la teledetección pasiva.

Los principales tipos de resolución que tienen las imágenes con la aplicación de la teledetección son:

- Resolución espectral: Esta se relaciona con la capacidad del sensor para detectar diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético. Esta resolución viene definida por el número de bandas que presenta la imagen.
- Resolución espacial: Indica la capacidad que tiene el sensor para distinguir detalles en la superficie terrestre, y se mide en metros por píxel y determina el tamaño mínimo de los objetos o características que pueden detectarse en una imagen (Neyns and Canters 2022).
- Resolución temporal: Hace referencia a la frecuencia con la que un sensor captura datos sobre una determinada área a lo largo del tiempo. Indica cuánto tiempo pasa entre dos observaciones sucesivas. Una alta resolución temporal significa que el sensor toma observaciones con frecuencia, lo que permite un seguimiento detallado de los cambios temporales en la superficie terrestre (Chen et al. 2013).
- Resolución radiométrica: Esta resolución se relaciona con la capacidad del sensor para medir y registrar los niveles de radiación electromagnética en

diferentes bandas espectrales. Una mayor resolución radiométrica permite una representación más detallada de las diferencias de reflectancia en la superficie terrestre (Kulo 2018).

- **Resolución Geométrica:** La resolución geométrica se refiere a la precisión en la ubicación espacial de los píxeles en una imagen. Una alta resolución geométrica garantiza que los píxeles estén correctamente ubicados geográficamente en relación con la Tierra.

1.2 Teledetección con UAV

Las imágenes multispectrales adquiridas a través de los UAV brindan una alta resolución espacial, permitiendo una recopilación de datos de manera rápida y no destructiva (Ganeva et al. 2022). La variedad de información y tipos de imágenes que pueden obtenerse mediante estos equipos depende del tipo de cámara con la que se equipe. El UAV puede abarcar desde cámaras multispectrales que capturan información en múltiples bandas espectrales, cámaras térmicas que detectan la radiación infrarroja térmica, cámaras RGB de alta resolución para inspección detallada, cámaras panorámicas que capturan imágenes de 360 grados, hasta cámaras hiperespectrales que son utilizadas en aplicaciones especializadas (clasificación de materiales, agricultura de precisión, ciencias forestales, estudios de calidad del agua, etc.) (Pino V. 2019).

Es importante destacar que muchas de estas imágenes pueden ser procesadas para generar ortofotos. Las ortofotos son imágenes aéreas que han sido corregidas geoméricamente para eliminar las distorsiones causadas por la inclinación y la topografía del terreno (Echevarría and Florencia 2018). Esta corrección geométrica permite obtener representaciones precisas de la superficie terrestre, lo que las convierte en herramientas indispensables en campos como la cartografía, la planificación urbana (Trujillo and Rivera 2019). Además, algunas

investigaciones han utilizado ortofotos partir de UAV, como el estudio realizado por Garcia (2021), empleo ortofotos obtenidas a través de un dron en una prospección aérea y geofísica. El propósito fue identificar estructuras arqueológicas y actualizar la cartografía de la época romana. Utilizaron drones equipados con cámaras fotográficas para llevar a cabo la prospección. También, realizaron levantamientos fotogramétricos utilizando el software Metashape, lo que permitió la generación de ortofotos y Modelos Digitales de Superficie de alta resolución. Estos modelos proporcionaron una representación detallada de la vía romana y de las edificaciones de planta cuadrangular, así como posibles áreas abiertas. Los resultados de la prospección revelaron la presencia de un complejo residencial en el sector oeste de la antigua ciudad romana de Segisamo, que incluía viviendas unifamiliares, insulae y comercios abiertos a la calle. Además, se pudo precisar con mayor claridad la disposición urbana de esta zona, incluyendo la vía romana y un foso que delimitaba el área de la urbs. Estos descubrimientos arrojan luz sobre la complejidad del desarrollo urbano en la ciudad hispanorromana.

En la investigación de Jurado et al. (2017), emplearon ortofotos capturadas por un UAV con el propósito de mejorar la cartografía de las malezas a través de enfoques geoestadísticos y técnicas de teledetección. Utilizaron *Papaver rhoeas* L como la variable principal en trigo, mientras que las variables secundarias son las bandas espectrales Rojo, Verde, Azul y NIR capturadas por imágenes de UAV. Los investigadores realizaron una comparación entre dos métodos de estimación: el krigado ordinario y el cokrigado. Los resultados muestran que la incorporación de variables secundarias mejora la estimación de la variable primaria, especialmente cuando se incluye la banda Verde en el análisis. La metodología propuesta abre un nuevo campo de investigación en la cartografía de malas hierbas.

Es importante destacar que la aplicación de teledetección mediante UAV conlleva una serie de consideraciones. la inversión inicial en la adquisición de un dron es significativa, y puede aumentar aún más con la incorporación de sensores especializados, lo que implica costos

adicionales (Dinkov and Kitev 2020). También deben considerarse los costos asociados a la capacitación y certificación de los operadores de UAV. En muchos países, es obligatorio obtener una licencia para operar drones con fines comerciales, y esto implica el cumplimiento de regulaciones de la aviación civil, que pueden ser complejas y cambiantes (Iizuka et al. 2018).

Existen diferentes tipos de drones, que se utilizan para una variedad de aplicaciones en diferentes campos. Algunos de los tipos de drones más comunes incluyen:

1. Drones de ala fija: Estos drones tienen una forma similar a la de un avión, utilizan sus hélices para mantenerse en el aire (Yara Doamo, Angas Pajas, and Uribe Agudo 2017).

2. Drones de ala rotativa: También conocidos como drones de motor múltiple, se caracterizan por su diseño que incorpora hélices que giran para mantenerse en el aire y para propulsar al dron (García Sánchez and Costa-García 2021).

3. Drones cuadricópteros: Son una categoría específica de drones de ala rotativa con cuatro motores. Son populares debido a su estabilidad y facilidad de maniobra. (Yara Doamo, Angas Pajas, and Uribe Agudo 2017).

4. Drones de ala fija VTOL (despegue y aterrizaje vertical): Pueden despegar y aterrizar verticalmente, pero también tienen alas fijas para vuelo horizontal. Son útiles para misiones de mapeo y vigilancia de áreas extensas (Yara Doamo, Angas Pajas, and Uribe Agudo 2017).

La selección del tipo de dron se basa en la aplicación particular, cada categoría de dron presenta sus propias ventajas y desafíos, por lo que la elección del UAV debe ser meticulosa para garantizar resultados exitosos, todo ello considerando el presupuesto y los objetivos que se deseen lograr con la aplicación de esta herramienta.

A continuación, La tabla 1 presenta un cuadro comparativo de las capacidades y limitaciones de los UAV y los satélites en el ámbito de la teledetección:

Tabla 2 Comparación de capacidades entre UAV y satélites en Teledetección.

Característica	UAV	Satélites
Resolución Espacial	Alta, puede capturar detalles pequeños en la superficie.	Variable, desde alta hasta baja dependiendo del satélite.
Resolución Temporal	Puede ser alta, pero se limita a constante operabilidad y automatización de vuelos.	Variable, dependiendo de la órbita y el satélite.
Cobertura Geográfica	Limitada a áreas específicas y vuelos programados.	Global, puede cubrir todo el planeta.
Flexibilidad	Alta, se pueden programar vuelos específicos según las necesidades.	Limitada, no se pueden cambiar las órbitas.
Costos	Inversión inicial alta en el equipo y operación.	Generalmente, menores costos de operación.
Accesibilidad	Fácil acceso a áreas remotas y locales.	Alta, no se requiere acceso físico a áreas específicas.
Tiempo de Respuesta	Rápido, se pueden desplegar rápidamente para misiones específicas.	Generalmente mayor tiempo de preprocesamiento de la imagen.
Información en Tiempo Real	Posible, algunos UAV pueden transmitir datos en tiempo real.	Generalmente, si proporcionan datos en tiempo real.
Aplicaciones Comunes	Agricultura de precisión, monitoreo ambiental local, inspección de infraestructuras.	Estudios globales, monitoreo de cambios a gran escala, climatología.

Nota: Elaboración propia.

1.3 Teledetección por satélite

Los satélites tienen extensa cobertura por su capacidad para abarcar vastas áreas de la superficie terrestre, lo que los convierte en una herramienta valiosa para vigilar patrones climáticos, desastres naturales y otros fenómenos a gran escala (Iizuka et al. 2018; Trishchenko and Garand 2012). Los satélites se dividen en diferentes categorías según su resolución espacial, lo que influye en su capacidad para capturar detalles en la superficie terrestre. Los

satélites de alta resolución pueden obtener imágenes detalladas de pequeñas áreas geográficas. Esta resolución espacial es lo suficientemente alta como para identificar características individuales en la superficie, como edificios o vehículos (Abasolo 2016). Por otro lado, los satélites de mediana resolución espacial tienen una definición espacial intermedia, pueden cubrir áreas más grandes que los de alta resolución, aunque no pueden identificar detalles pequeños (Ruales 2021). Por último, los satélites de baja resolución espacial presentan una capacidad limitada para obtener imágenes de alto detalle y calidad. La tabla 1 presenta la resolución espacial de algunos satélites.

Tabla 3 Resolución espacial de los satélites

Satélite	Resolución Espacial	Tamaño de Píxel
WorldView-4	Alta	31 cm
GeoEye-1	Alta	41 cm
Pleiades	Alta	70 cm
Landsat 7	Mediana	30 metros
Sentinel-2	Mediana	10 metros
MODIS	Baja	250 metros
AVHRR	Baja	1.1 kilómetros
CERES	Baja	20 kilómetros

Nota. Elaboración propia.

Una de las plataformas ampliamente utilizadas para obtener imágenes de satélite es Copernicus, la cual consta de una constelación compuesta por dos satélites que orbitan alrededor de la Tierra en una órbita polar sincrónica con el sol, ubicados en fases opuestas de 180° entre sí (ESA 2020). Esta plataforma ofrece una gran variedad de datos satelitales y proporciona una amplia franja de cobertura, que abarca 290 km, y su frecuencia de revisión alta (10 días en el ecuador con un satélite y 5 días con ambos satélites en condiciones sin nubes).

Las imágenes Sentinel-2 tienen 13 bandas que cubren diferentes longitudes de onda, entre estas bandas, se encuentran cuatro, con resolución espacial de 10 metros en los rangos azul, verde, rojo e infrarrojo cercano, hay seis bandas con una resolución de 20 metros que incluyen bandas en el rango del Red-Edge y el SWIR (infrarrojo de onda corta). Por otro lado, tres bandas se han establecido con una resolución de 60 metros específicamente (ESA 2020), de acuerdo a la descripción detallada en la Tabla 2.

Tabla 4 Bandas de los satélites Sentinel-2.

Banda Sentinel 2	Longitud de onda central (µm)	Resolución espacial (m)
Banda 1 – coastal aerosol	0.443	20
Banda 2 - azul	0.490	10
Banda 3 – verde	0.560	10
Banda 4 – rojo	0.665	10
Banda 5 – Vegetation Red Edge	0.705	20
Banda 6 – Vegetation Red Edge	0.740	20
Banda 7 – Vegetation Red Edge	0.783	20
Banda 8 – NIR	0.842	10
Banda 8A – Vegetation Red Edge	0.865	20
Banda 9 – Vapor de agua	0.945	60
Banda 10 – SWIR – cirros	1.375	60
Banda 11 – SWIR	1.610	20
Banda 12 - SWIR	2.1990	20

Nota. Adaptado de Pérez et al. (2020).

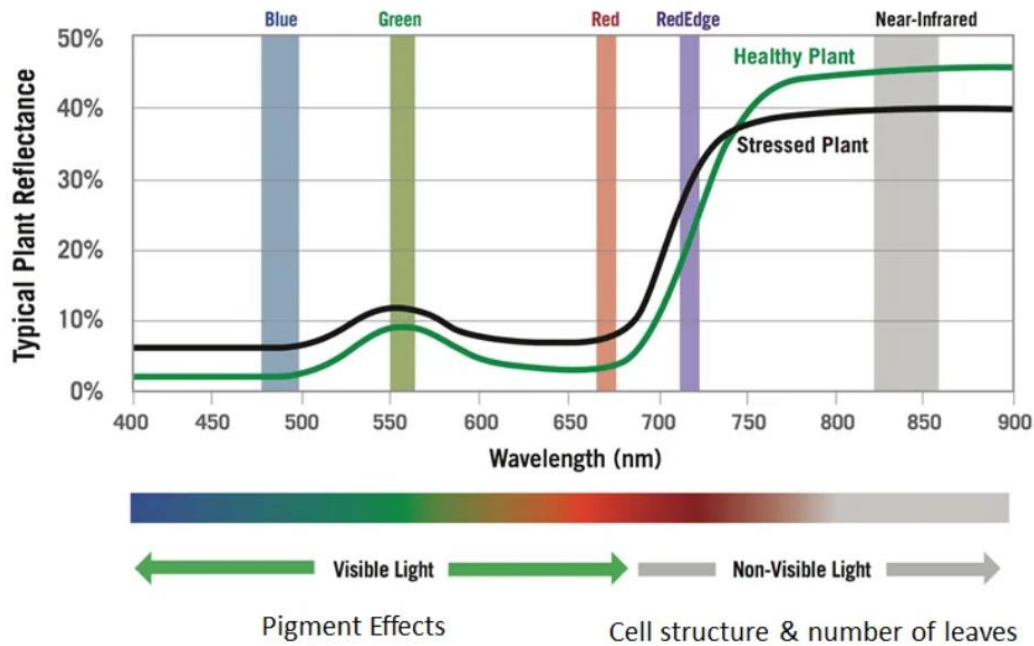
1.4 NDVI

El NDVI sirve para evaluar la salud y densidad de la vegetación en un área definida (S. Huang et al. 2021). Para obtener el NDVI se utiliza la diferencia normalizada entre la reflectividad del infrarrojo cercano (NIR) y la reflectividad del rojo (RED) como se evidencia en la ecuación 1 (Gilabert 1997). Estas bandas son capaces de detectar la presencia de clorofila, atributos y características de las plantas. La banda RED es sensible a la clorofila, que absorbe la luz en esta banda, mientras que la banda NIR es sensible a la estructura de la planta, que refleja la luz en la banda roja y la absorbe en la banda NIR (Perea, Leal Villamil, and Oviedo Barrero 2021). Lo expuesto se evidencia a través de la firma espectral de la vegetación sana como se muestra en la Figura 2.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

El resultado se presenta en un rango de -1 a 1, donde los valores negativos o muy bajos corresponden a áreas con poca cobertura vegetal, mientras que los valores positivos comprenden áreas con arbustos o pasturas naturales (P. Muñoz 2013). Para una mejor comprensión del concepto del NDVI, a continuación, en la Figura 2 se presenta la firma espectral de la vegetación.

Figura 2 Firma espectral de las plantas



Nota. Los pigmentos de las hojas, como la clorofila, tienen un impacto significativo en la cantidad de luz reflejada en las bandas visibles (visible light). Por otro lado, la estructura celular de la hoja desempeña un papel principal en la cantidad de luz reflejada en la longitud de onda de la banda (wavelength). En términos generales, cuando una planta está experimentando algún tipo de estrés, es probable que presente una mayor reflectancia en las bandas visibles y una menor reflectancia en la banda del infrarrojo cercano, en comparación con una planta saludable. Tomado de (MicaSense 2018)

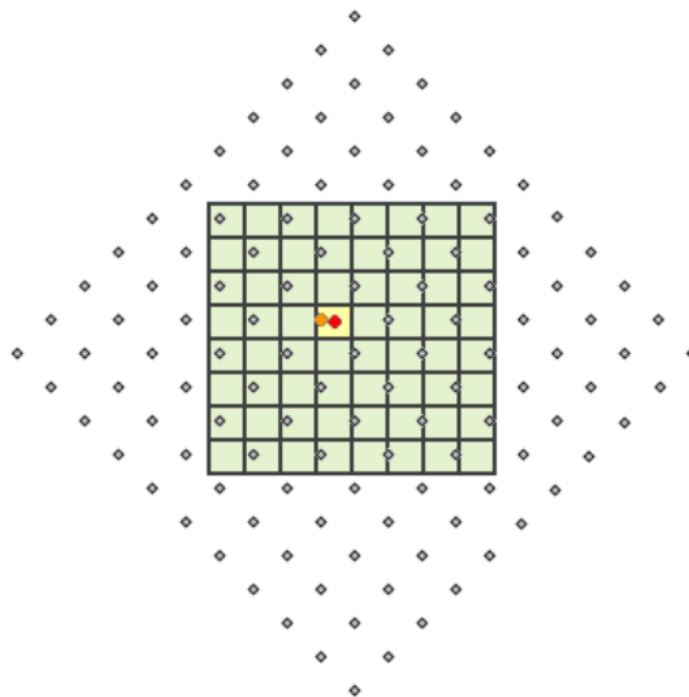
1.5 Métodos de resampleo

El proceso de resampleo, también conocido como remuestreo, consiste en la transformación de una imagen para ajustar su resolución espacial (Studley and Weber 2011). Existen varios métodos de resampleo disponibles, en esta sección, se describen dos de los más comunes: el resampleo basado en el método del vecino más cercano y el resampleo bilinear.

1.5.1 Resampleo Basado en el Píxel Vecino Más Cercano

El resampleo basado en el píxel vecino más cercano, consiste en que cuando se ajusta la resolución de una imagen, cada nuevo píxel en la imagen resultante toma el valor del píxel más cercano en la imagen original (Studley and Weber 2011). Esto significa que la información de los píxeles de la imagen original se asigna de manera directa y sin ningún procesamiento adicional a los nuevos píxeles. Aunque este método es rápido y fácil de implementar, puede producir imágenes con una calidad reducida, especialmente cuando se realiza un aumento significativo en la resolución (Esri 2023). En la figura 2, se presenta visualmente este proceso.

Figura 3 Ejemplo remuestreo de vecino más cercano



Nota: El punto rojo toma el valor del punto naranja porque es el valor más cercano en la imagen original. Tomado de (Esri 2023).

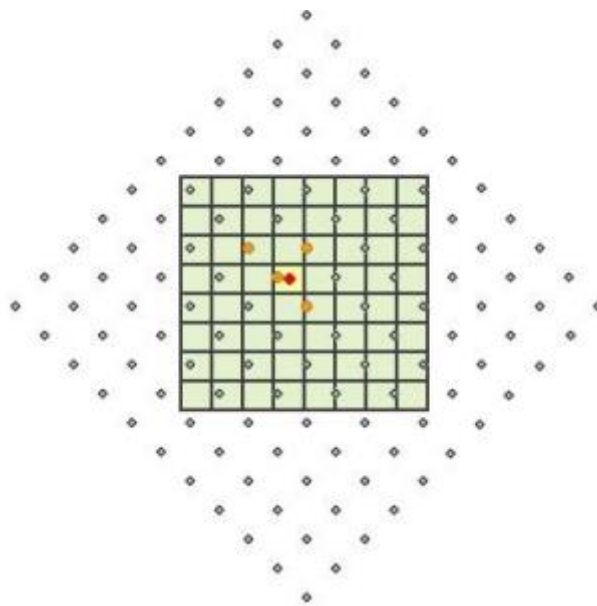
Varios estudios han utilizado el método de resamplado basado en el píxel vecino más cercano en aplicaciones de teledetección e imágenes. En el trabajo de Kesikoglu, Cicekli y Kaynak (2020), se analizaron cambios en los límites de la línea costera del lago de la presa de Yamula, en la provincia de Kayseri, mediante imágenes de satélite Landsat 8 de marzo, agosto y noviembre de 2016. Se emplearon dos enfoques: redes neuronales artificiales (ANNs) a nivel de píxeles y vecinos más cercanos (KNN) a nivel de objetos, ambos con resultados de clasificación precisos. Los resultados revelaron variaciones en el área del lago influenciadas por factores climáticos y ambientales, como la acumulación de nieve, la lluvia, la evaporación y la temperatura del aire.

Maesya, Suriansyah y Ramadhan (2023) llevaron a cabo un estudio sobre el reconocimiento de expresiones faciales, utilizando el método de Patrón Binario Local (LBP) junto con el algoritmo de vecinos más cercanos (K-Nearest Neighbor). Se centraron en analizar imágenes digitales con rostros humanos, específicamente las expresiones de felicidad y tristeza. Este estudio sugiere el potencial de combinar el método LBP y el algoritmo K-Nearest Neighbor en el desarrollo de sistemas relacionados con la detección de expresiones faciales o aplicaciones de inteligencia artificial. Estos ejemplos resaltan la utilidad de los métodos de resamplado basados en el píxel vecino más cercano en diversas aplicaciones de teledetección y análisis de imágenes.

1.5.2 Resampleo Bilinear

El método Bilinear a diferencia del método del vecino más cercano, permite obtener una imagen ampliada con una mayor precisión en la representación de los detalles (Yan et al. 2021). Este método calcula el valor considerando la posición de un nuevo píxel como un promedio ponderado de los valores de cuatro píxeles adyacentes en la imagen original (Arif and Akbar 2005). Como se ejemplifica en la Figura 3.

Figura 4 Ilustración del proceso de resample Bilinear



Nota. Imagen representativa de la explicación del proceso de resample aplicando el método Bilinear. Tomado de (Esri 2023).

Este proceso implica los siguientes pasos:

1. Se comienza tomando el centro de la celda de destino en la cuadrícula de salida.
2. Luego, se identifican las cuatro celdas de origen más cercanas a esta posición en la cuadrícula de entrada.
3. Después, se procede a calcular los pesos asignados a cada una de estas celdas de origen. Estos pesos se determinan en función de la distancia entre las celdas de origen y la posición del centro de la celda de destino.

4. A continuación, se aplican los pesos calculados a los valores de los cuatro píxeles de origen correspondientes.

5. Por último, se lleva a cabo la suma y el promedio de estos valores ponderados para obtener el valor final del nuevo píxel ubicado en la celda de destino.

Este proceso se repite para cada píxel en la nueva imagen resultante después del resamplio, la interpolación bilinear ayuda a suavizar la transición entre los píxeles de la imagen original y evitar efectos no deseados al cambiar la resolución. Como se ejemplifica en la figura

Numerosos estudios han utilizado este proceso de interpolación Bilinear para mejorar la calidad de las imágenes y aumentar su resolución. Por ejemplo, en un estudio realizado por Santos et.al (2000), utilizaron el método de resampling de píxeles llamado "bilinear", en donde resaltan que este método mejoró la resolución espacial de las imágenes. En otra investigación, Lu (2021), proporciona un análisis detallado de la comparación de tres algoritmos de interpolación de imágenes en color: bilinear, COK e interpolación de gradiente. Tras realizar la comparación, se concluyó que el algoritmo de interpolación de gradiente presentaba la menor cantidad de franjas de moiré y ruido, seguido por el algoritmo bilinear y COK. El autor también resalta la relevancia de la tecnología de imágenes digitales y la necesidad de mejorar continuamente los algoritmos de interpolación de color.

1.6 Análisis Estadístico

1.6.1 Correlación de Spearman

La correlación de Spearman es una medida de correlación no paramétrica que evalúa la relación entre dos variables. Esta correlación se utiliza cuando las variables no siguen una distribución normal o cuando se trabaja con datos ordinales (Ali and Al-Hameed 2022). Además, ordena los valores de las variables en sentido de mayor a menor y evalúa si existe una relación monótonica entre dos variables, es decir, si, en general, cuando una variable aumenta, la otra también lo hace, o cuando una disminuye, la otra también lo hace.

Ali y Al-Hameed (2022) proporcionan la fórmula para calcular el coeficiente de correlación de Spearman, que se muestra en la ecuación 2:

$$r_s = 1 - (6 \sum d^2) / n(n^2 - 1) \quad (2)$$

Donde:

r_s : Es el coeficiente de correlación de Spearman.

d : La diferencia en los rangos dados a los valores de las dos variables para cada elemento de los datos.

n : Número total de observaciones.

El resultado de esta ecuación se encuentra en un rango entre -1 y +1, donde -1 representa una correlación negativa perfecta, +1 denota una correlación positiva perfecta y 0 indica que no existe correlación entre las variables.

Además, los valores de correlación se respaldan mediante los valores de "P", que indican el nivel de confianza en la correlación observada. Cuando el valor de "P" es igual o

menor a 0.05, quiere decir que existe evidencia estadística sólida que respalda la existencia de una correlación significativa entre las dos variables que se están comparando. Por otro lado, si los valores de "P" son mayores a 0.05, esto sugiere que no hay suficiente evidencia estadística para afirmar que existe una correlación significativa, y cualquier correlación observada podría ser el resultado del azar.

Este método se ha utilizado en otros estudios para evaluar la relación entre variables cuando los datos no cumplen con los supuestos de normalidad. Los resultados de la correlación de Spearman han sido útiles en diversos estudios, como en la investigación realizada por Nalep y Gwiazd (2019), se enfocaron en la evaluación del desempeño del algoritmo de Spearman rho y su comparación con otros métodos de clasificación de imágenes. Los resultados demostraron que la modificación mejora la precisión al eliminar posibles interferencias y al devolver los valores máximos en caso de que ocurra un borde de imagen potencial. En otro estudio, Zaric et al (2010), llevaron a cabo una evaluación de la calidad de imagen, enfocándose en la comparación entre medidas objetivas y resultados de pruebas subjetivas. Utilizaron el coeficiente de correlación de Spearman para medir la asociación monótonica entre dos variables cuando la distribución de los datos hacía que el coeficiente de correlación de Pearson fuera indeseable o engañoso.

No obstante, en otra investigación realizada por Huang et al. (2016) aplicaron correlación de imágenes digitales (DIC) para medir la deformación en imágenes de ruido. Los resultados obtenidos a través de la simulación evidencian la robustez de la correlación de Spearman rho en el contexto de la correlación digital de imágenes (DIC) cuando se utiliza para el propósito de reducir el ruido. También en otro estudio se enfocaron en examinar la rugosidad de las superficies mediante el empleo del coeficiente de correlación de rangos de Spearman. Se emplea el análisis de correlación para identificar las relaciones entre las coordenadas de los píxeles variables que corresponden a las micro asperezas en la superficie rugosa. Los

resultados del estudio indican que el coeficiente de correlación de rangos de Spearman puede ser efectivo para identificar con precisión las marcas presentes en la superficie de las micro asperezas (Abul'hanov, Skuratov, and Khaimovich 2017).

1.6.2 Entropía de Shannon

La entropía de Shannon es una medida que se utiliza para evaluar cuánta información hay en un conjunto de datos (Ellerman 2018). Fue desarrollada por Claude Shannon en la década de 1940 y se ha convertido en una herramienta esencial en diversas disciplinas, incluyendo la teoría de la información, la estadística, la física y la ecología. Cuando el resultado de la entropía es alto, significa que los datos son menos predecibles y contienen más información. Por otro lado, si la entropía es baja, indica que los datos son más organizados y predecibles, lo que significa que hay menos información en ellos (Bromiley, Thacker, and Bouhova-Thacker 2010). La ecuación básica para calcular la entropía de Shannon es la siguiente:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \cdot \log(p(x_i)) \quad (3)$$

Donde:

- $H(X)$ es la entropía de Shannon.
- n es el número de categorías o valores posibles en los datos.
- $p(x_i)$ es la probabilidad de que ocurra la categoría (x_i) .

$-\log$ es el logaritmo en base b (comúnmente se utiliza logaritmo natural, base natural o logaritmo en base 2).

Cuando la entropía se calcula con logaritmo en base 2, se obtiene como unidad de medida los "bits" (digitp binario) y se interpreta como la cantidad promedio de información necesaria para describir el conjunto de datos. Cuando se utiliza el logaritmo natural, la unidad de medida se llama "nats"(unidad natural de información).

La fórmula se utiliza para comparar los resultados entre diferentes conjuntos de datos. La entropía siempre será igual o mayor a cero. Cuando la entropía se acerca a cero, significa que los datos son altamente predecibles y tienen poca variabilidad, denotando poca información. Esto puede ocurrir cuando los valores en una imagen son muy similares o siguen un patrón regular. Por otro lado, valores intermedios o moderados de entropía indican una cantidad adecuada de variabilidad y complejidad en los datos. Esto significa que los datos tienen un equilibrio entre predictibilidad y variación. Por último, una entropía alta, sugiere que los datos son caóticos e impredecibles, indicando mayor información de datos. Esto ocurre cuando los valores en una imagen varían significativamente o cuando los datos contienen mucha información única y no redundante.

La aplicación de la entropía de Shannon se ha reflejado en algunos estudios, tal es el caso de un estudio realizado por Schielein et al. (2014), se centró en la evaluación cuantitativa de imágenes de tomografía computarizada (CT) utilizando la Entropía de Shannon (SE) como medida de calidad. Compararon estos valores de SE y la relación señal-ruido (SNR) para el mismo conjunto de datos, y encontraron que SE tenía ventajas en la evaluación de imágenes de CT, correlacionándose con los artefactos de CT en las imágenes simuladas. Este estudio demostró que SE es una herramienta útil para evaluar la calidad de las imágenes de tomografía computarizada. En otro estudio, El-Sayed (2011), se enfocó en la detección de bordes en

imágenes en escala de grises, haciendo uso de la Entropía de Shannon. El estudio incluye pruebas realizadas con imágenes de prueba estándar, imágenes del mundo real e imágenes sintéticas, con el propósito de comparar los resultados obtenidos con el detector de bordes propuesto respecto al método desarrollado por Baljit y Amar. Los resultados experimentales indican que el método propuesto de entropía de Shannon logra un desempeño superior en comparación con el método clásico correspondiente.

1.7 Herramientas para los geo-procesos

1.7.1 QGIS

QGIS, es un sistema de información geográfica (SIG) de código abierto y gratuito que se utiliza para visualizar, analizar y gestionar datos geoespaciales. Esta herramienta permite a los usuarios trabajar con datos geográficos y cartográficos en una amplia variedad de aplicaciones, como cartografía, análisis espacial, planificación urbana, gestión de recursos naturales y más (QGIS 2023).

1.7.2 R

R es un software estadístico de código abierto disponible para sistemas operativos Linux, Macintosh y Windows (Brunson and Comber 2016). Es una herramienta muy popular en la comunidad científica debido a su capacidad para aplicar tanto análisis de regresión, pruebas de hipótesis, análisis de varianza, estadística descriptiva, entre otros. Además, también puede generar gráficos de alta calidad. El programa principal de R se complementa con numerosos paquetes especializados que permiten realizar operaciones específicas en una amplia variedad de áreas y aplicaciones, como la estadística, la bioinformática, la visualización de datos, investigación social, la economía y muchos otros campos más. En la última década, se han creado múltiples paquetes para el análisis espacial, tales como “sf” para el manejo de datos espaciales en formato simple (Edzer 2018), “raster” para el análisis de datos raster (información espacial que se divide en una cuadrícula regular de celdas o píxeles)

(Oscarperpinan 2015), “sp” para el manejo y análisis de datos geoespaciales, entre otros (Edzer 2019), lo que permite a R no solo llevar a cabo las funciones básicas de un SIG, sino también realizar análisis estadísticos que un SIG convencional no puede realizar o es limitado (Brunson and Comber 2016).

En este contexto, la tabla 5 presenta la comparación de las herramientas de geoprocesos.

Tabla 5 Comparación de Enfoques de Programación entre R y QGIS para Análisis Geoespacial

Funcionalidad/Aplicación	QGIS	R
Análisis Espacial	Sí, incluye una amplia gama de herramientas para análisis espacial, geoprocesamiento y visualización de datos geoespaciales.	No es una herramienta de SIG, pero puede realizar análisis espaciales utilizando paquetes como “sf”, “sp”, “raster”, entre otros.
Visualización de Datos	Sí, permite la creación de mapas interactivos y personalizados con numerosos estilos de representación cartográfica.	Sí, puede crear gráficos y visualizaciones personalizadas para datos geoespaciales y no geoespaciales.
Procesamiento de Imágenes	Soporte limitado para procesamiento de imágenes satelitales y UAV.	Puede procesar imágenes satelitales y UAV utilizando paquetes como 'raster' y "rasterVis".
Estadísticas Espaciales	Soporte para estadísticas espaciales básicas.	Amplia gama de paquetes estadísticos y herramientas para análisis espacial y estadísticas espaciales.
Modelado Geoespacial	Posibilidad de modelado geoespacial limitado.	Puede realizar modelado geoespacial avanzado utilizando paquetes como “spatialreg” y “gstat”.

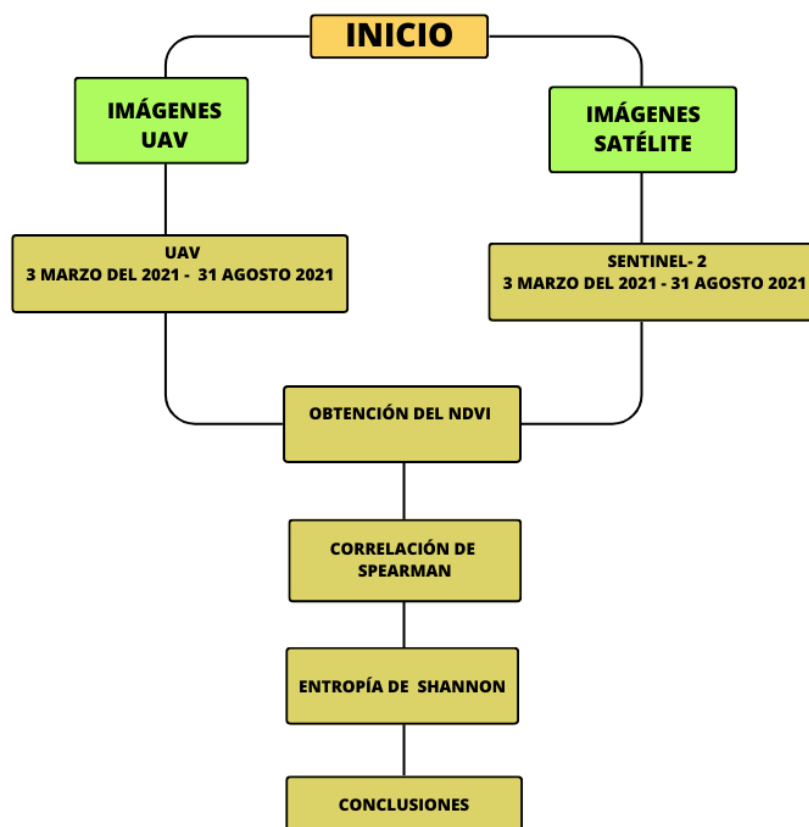
Programación y Personalización	Limitada capacidad de programación y personalización.	Amplias capacidades de programación y personalización para adaptarse a necesidades específicas.
Procesamiento en Lote	Soporta procesamiento en lote para automatizar tareas.	Puede realizar procesamiento en lote utilizando secuencias de comandos y programación.
Gestión de Base de Datos	Soporte para conectar y trabajar con bases de datos espaciales.	Puede conectarse y gestionar bases de datos espaciales y no espaciales.
Costo	Gratuito y de código abierto.	Gratuito y de código abierto.

CAPITULO III

2. DESARROLLO

La metodología se basa en la comparación de las imágenes del dron y del satélite a través de la correlación de Spearman y la entropía de Shannon; utilizando la técnica de resamplado bilinear en la fase de preprocesamiento para conseguir resoluciones espaciales comparables. La figura 4 presenta un esquema general de esta metodología. El procesamiento se realizó a través de dos herramientas fundamentales, QGIS y el lenguaje de programación R.

Figura 5 Metodología empleada en la investigación.



2.1 Imágenes empleadas en este estudio

La Tabla 2 presenta las fechas de captura de imágenes mediante el dron y de descarga de las imágenes del satélite Sentinel-2.

Tabla 6 Fecha de captura imágenes de UAV y Satélite

Fechas Captura Imágenes		
TRAYECTO	UAV	SATELITE
CMA 30	5/8/2021	15/7/2021
CMA 35	5/8/2021	14/8/2021
CMA 40	19/8/2021	5/7/2021
CSA 30	30/6/2021	5/7/2021
CSA 35	26/8/2021	6/5/2021
CSA 40	26/8/2021	28/7/2021
CMP 30	16/6/2021	28/7/2021
CMP 35	16/6/2021	5/7/2021
CMP40	10/6/2021	5/7/2021
CSP 30	30/7/2021	6/5/2021
CSP 35	30/7/2021	6/5/2021
CSP 40	30/7/2021	6/5/2021

2.1.1 Imágenes Sentinel-2

Para esta investigación se descargaron las imágenes Sentinel -2 con un nivel de procesamiento 2A que incluye la corrección atmosférica. También existe el nivel de procesamiento 1C. En el nivel 1C las imágenes no han sido corregidas para los efectos atmosféricos por lo que pueden verse afectadas por la presencia de aerosoles, gases atmosféricos y otros efectos que pueden distorsionar las mediciones de la superficie terrestre, en cambio el nivel 2A ya tienen corrección atmosférica, es decir estas imágenes en este proceso elimina o reduce los efectos de la atmosfera.

Los tiles correspondientes a la zona de estudio son 17MPS, 17MPT y 17MQS. Como el cálculo del NDVI se basa en las bandas 4 y 8, existentes a 10 y 20 metros; para esta investigación se optó por las de 10 metros. El código presentado en la Figura 6 automatiza el proceso de descarga de las imágenes satelitales y gestiona las listas de las imágenes disponibles en línea y fuera de línea.

Figura 6 Script de Descarga de Imágenes Sentinel-2

```
1 # Cargar las librerías sen2r y remotes, configurar el mosaico y el directorio para descargar las imágenes
2 library(sen2r)
3 library(remotes)
4
5
6 ##### CONFIGURACIÓN INICIAL #####
7
8 # Definir el código de mosaico (tile) correspondiente a tu área de interés
9 mosaico <- "17MPT"
10
11 # Crear un directorio para almacenar las imágenes descargadas
12 directorio_imagenes <- dir.create(paste("C:/sen2r/", mosaico))
13
14 # Crear listas para imágenes en línea y fuera de línea
15
16 # Definir un intervalo de tiempo para buscar imágenes
17 intervalo_tiempo <- as.Date(c("2021-03-03", "2021-08-31"))
18
19
20 ##### AUTENTICACIÓN EN SCIHUB #####
21
22 # Proporcionar las credenciales de acceso a SciHub (usuario y contraseña)
23 write_scihub_login('usuario', 'contraseña')
24
25
26 ##### GENERACIÓN DE LISTAS DE IMÁGENES #####
27
28 # Crear lista de imágenes en línea
29 lista_en_linea <- s2_list(tile = mosaico, time_interval = intervalo_tiempo, availability = "online")
30
31 # Crear lista de imágenes fuera de línea
32 lista_fuera_de_linea <- s2_list(tile = mosaico, time_interval = intervalo_tiempo, availability = "lta")
33
34 # Guardar las listas en archivos
35 saveRDS(lista_fuera_de_linea, paste0("C:/sen2r/lista_fuera_de_linea_", mosaico, ".RDS"))
36 saveRDS(lista_en_linea, paste0("C:/sen2r/lista_en_linea_", mosaico, ".RDS"))
37
38
39 ##### DESCARGA DE IMÁGENES EN LÍNEA #####
40
41 lista_en_linea <- readRDS(paste0("C:/sen2r/lista_en_linea_", mosaico, ".RDS"))
42 s2_download(lista_en_linea, outdir = directorio_imagenes)
43 |
44
45 ##### ORDENAMIENTO DE IMÁGENES FUERA DE LÍNEA #####
46
47 lista_fuera_de_linea <- readRDS(paste0("C:/sen2r/lista_fuera_de_linea_", mosaico, ".RDS"))
48
49 # Ciclo para ordenar imágenes fuera de línea
50 for (k in seq_along(lista_fuera_de_linea)) {
51   if (k >= 1 && k <= 20) {
52     s2_order(lista_fuera_de_linea[k], apihub = "C:/sen2r/cuenta1.txt")
53     Sys.sleep(0.5 * 60 + 1)
54   }
55   if (k >= 21 && k <= 40) {
56     s2_order(lista_fuera_de_linea[k], apihub = "C:/sen2r/cuenta2.txt")
57     Sys.sleep(0.5 * 60 + 1)
58   }
59   if (k >= 41 && k <= 60) {
60     s2_order(lista_fuera_de_linea[k], apihub = "C:/sen2r/cuenta3.txt")
61     Sys.sleep(0.5 * 60 + 1)
62   }
63   if (k >= 61 && k <= 80) {
64     s2_order(lista_fuera_de_linea[k], apihub = "C:/sen2r/cuenta4.txt")
65     Sys.sleep(0.5 * 60 + 1)
66   }
67 }
```

1. Configuración Inicial: En esta sección, se establecen las configuraciones iniciales para el proceso de descarga de imágenes, también se definen los tiles de interés y se crea un directorio para almacenar las imágenes descargadas.

2. Autenticación en SciHub: Aquí se ingresan las credenciales de acceso a SciHub (usuario y contraseña) para autenticar el acceso a las imágenes satelitales.

3. Generación de Listas de Imágenes: Se crean dos listas de imágenes, una para imágenes en línea y otra para imágenes fuera de línea (LTA - Long Term Archive). Estas listas contienen información sobre las imágenes disponibles en el intervalo de tiempo especificado.

4. Descarga de Imágenes en Línea: Se descargan las imágenes en línea utilizando la función “*s2_download*”. Estas imágenes están disponibles para descarga inmediata.

5. Ordenamiento de Imágenes Fuera de Línea: En esta sección se ordenan las imágenes fuera de línea. Se utiliza un ciclo para iterar a través de las imágenes y se especifica en qué cuenta de usuario almacenar cada imagen, también se agregan pausas cortas (“*Sys.sleep*”) entre las descargas para evitar sobrecargar el sistema. Este paso se realiza debido a que, en algunos casos, al intentar descargar los tiles de imágenes correspondientes a un rango de fechas específico no están disponibles para su descarga, debido a que las imágenes solicitadas no se encuentran *online*.

Si las imágenes necesarias no se encuentran *online*, a través del ciclo que se explica en el paso 5, se realiza una solicitud de disponibilidad a través de la cuenta de Copernicus. Esta solicitud se atiende en un plazo máximo de 24 horas. Una vez atendida esta solicitud, la plataforma pone a disposición las imágenes que no se encontraban en línea, es decir las imágenes *offline* pasan a estar *online* por un tiempo de máximo de tres días, pasado este tiempo las imágenes ya no estarán disponibles (ESA 2020). Una vez que la plataforma Copernicus habilita las imágenes, se vuelve a ejecutar el script para descargar las imágenes que pasaron del estado *offline* a *online*. En este punto, el código identifica nuevamente todas las imágenes disponibles en línea y procede a descargarlas.

2.1.2 Imágenes del UAV

Para capturar las imágenes mediante el UAV, se utilizó el dron DJI MAVIC 3 PRO equipado con una cámara Mica Sense Red Edge. Esta cámara ofrece imágenes de alta resolución (12 megapíxeles) y un formato de imagen en RAW+JPG. También puede capturar videos en diferentes resoluciones, incluyendo 2160p24, 1440p30, 1080p60 y 720p60. El dron cuenta con opciones de lentes ópticos para un amplio campo de visión (Survey3: Multispectral Survey Cameras 2023) como para un campo de visión estrecho. Ofrece opciones de filtros ópticos para capturar imágenes en diferentes bandas espectrales para capturar. Además, el dron está equipado con un receptor Sistema de Posicionamiento Global (GPS) externo para geo referenciar las imágenes capturadas (DJI MAVIC 3 PRO-2023; Survey3: Multispectral Survey Cameras 2023).

El dron se utilizó considerando varios componentes como el tiempo de vuelo, la capacidad de la cámara y la capacidad de carga efectiva. Luego, se planificaron los vuelos del dron teniendo en cuenta la ruta que debía seguir y las condiciones meteorológicas. Después, se configuraron los parámetros de la cámara, estableciendo límites en aspectos como la resolución y la exposición, entre otros. Con el dron, se obtuvieron imágenes a una resolución espacial de 0.0354 cm, en base a estas imágenes se obtuvieron un conjunto de ortofotos correspondientes a los trayectos que abarcan la mayoría de las cuencas del MC.

2.2 Procesamiento

El procesamiento de las imágenes se llevó a cabo en un servidor perteneciente al Centro de Investigación, Innovación y Transferencia de Información (CIITT) de la Universidad Católica de Cuenca. Este servidor está configurado con dos procesadores AMD EPYC de tercera generación, cada uno con una capacidad de hasta 64 núcleos, y una capacidad de memoria de hasta 4 TB. La gestión del servidor se realiza a través de iDRAC9 y diversas herramientas, incluyendo OpenManage Enterprise, que permiten una administración eficiente. Además, el servidor cuenta con fuentes de alimentación eficientes y es altamente compatible con varias integraciones y conexiones de OpenManage. La implementación de este servidor aceleró significativamente el tiempo de procesamiento de las imágenes, mejorando la eficiencia del proceso.

2.2.1 Cálculo del NDVI

Para calcular el NDVI, las imágenes de dron y satélite se ajustaron a shapefiles que representan los 12 trayectos del área de estudio. Este proceso de ajuste se llevó a cabo mediante la herramienta QGIS. Una vez preparadas las imágenes del dron y del satélite, se empleó un script de r para llevar a cabo el cálculo del NDVI. En la figura 7 se presenta el script utilizado para este procedimiento.

Figura 7 Script del NDVI

```
1 ##### NDVI ####
2
3 # Cargar las bibliotecas necesarias
4 library(raster) # Para trabajar con datos raster
5
6
7 ##### CARGAR BANDAS RED Y NIR #####
8
9 # Cargar la banda RED desde un archivo raster
10 RED <- raster("C:/Users/bandaNIR.tif")
11
12 # Cargar la banda NIR desde un archivo raster
13 NIR <- raster("C:/Users/bandaRED.tif")
14
15
16
17 ##### CALCULAR NDVI #####
18
19 # Calcular el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) utilizando las bandas RED y NIR
20 NDVI <- (NIR - RED) / (NIR + RED)
21
22
23
24 ##### GUARDAE RESULTADOS #####
25
26 # Guardar el resultado del NDVI en un nuevo archivo raster
27 writeRaster(NDVI, "C:/Users/NDVI.tif")
```

El script comprende los siguientes pasos:

1. Cargar las bandas RED y NIR desde archivos raster. Para el caso de las imágenes satelitales, estas bandas corresponden a la 4 y 8 respectivamente.
2. Calcular el NDVI: En este paso, se coge las bandas RED y NIR previamente cargadas, y se aplica la formula del NDVI, el resultado del cálculo del NDVI se almacena en la variable "NDVI".
3. Guardar resultados: El NDVI calculado se guarda como un nuevo archivo raster con extensión Tiff mediante la función “*writeRaster*”.

2.2.2 Correlación de los datos del NDVI de las imágenes del UAV y de Sentinel-2

La evaluación de la correlación de Spearman entre los datos del NDVI derivados de las imágenes capturadas por el dron y satélite se llevó a cabo mediante un proceso automatizado que se presenta en la figura 7. En este proceso, se comenzó por cargar las imágenes NDVI correspondientes a ambas fuentes de datos. Luego, se aplicaron ajustes de resolución espacial, que incluyeron tanto el aumento (*upsampling*) como la disminución (*downsampling*) de la resolución de las imágenes satelitales y de dron para homogeneizarlas. Una vez completado este paso, las imágenes se fusionaron en un conjunto de datos. El conjunto de datos se organizó

en un *DataFrame* para facilitar el análisis. Finalmente, se utilizó el *DataFrame* para calcular la correlación de Spearman entre las variables "dron" y "satélite" y los resultados se guardaron en un archivo de texto.

Figura 8 Script de R de la correlación de Spearman

```

1  ##### CORRELACION DE SPEARMAN #####
2  ##### 1. CARGAR LIBRERIAS #####
3  library(raster)
4
5  ##### 2. FUNCION CALCULAR CORRELACION #####
6  # Función para calcular la correlación, escribir resultados y guardar en un archivo
7  # Toma tres argumentos: El nombre de la imagen dron: "nombre_archivo_dron",
8  # nombre de la imagen del satélite: "nombre_archivo_satelite",
9  # El nombre del archivo de salida: "nombre_archivo_salida" donde se guardarán los resultados.
10
11 calcular_correlacion <- function(nombre_archivo_dron, nombre_archivo_satelite, nombre_archivo_salida) {
12  ##### 3. CARGAR NDVI DE DRON Y SATELITE #####
13
14  # Cargar las imágenes NDVI y se guardan en las variables dron y satelite respectivamente
15  dron <- raster(nombre_archivo_dron)
16  satelite <- raster(nombre_archivo_satelite)
17  ##### 4. PROCESO DE RESAMPLE #####
18  # Ajustar la resolución y extensión de la imagen del satélite para que coincida con la del dron
19  print("Comienza el re muestreo")
20  satelite_re_muestreado <- resample(satelite, dron, method = "bilinear")
21  ##### 5. COMBINAR RASTER RESAMPLEADOS #####
22  # Combinar los dos rasters ajustados en un único conjunto de datos
23  print("Combinando imágenes")
24  conjunto_datos <- stack(dron, satelite_re_muestreado)
25  ##### 6. CREAR DATA FRAME #####
26  # Crear un data frame a partir del conjunto de datos
27  print("Creando data frame")
28  conjunto_datos_df <- as.data.frame(conjunto_datos, xy = TRUE)
29  ##### 7. VERIFICAR TIPO DE DATOS #####
30  # Obtener tipos de datos de las columnas
31  tipos_de_datos <- sapply(conjunto_datos_df, class)
32  print(tipos_de_datos)
33  ##### 8. RENOMBRAR COLUMNAS Y ELIMINAR NA #####
34  # Renombrar las columnas del data frame
35  colnames(conjunto_datos_df) <- c("dron", "satelite")
36  # Eliminar filas con valores NA
37  conjunto_datos_df <- na.omit(conjunto_datos_df)
38  ##### 9. CALCULAR CORRELACION #####
39  # Calcular la correlación de Spearman entre las dos variables (dron y satélite)
40  print("Calculando correlación de Spearman")
41  prueba_correlacion <- cor.test(conjunto_datos_df$dron, conjunto_datos_df$satelite, method = "spearman")
42  print(prueba_correlacion)
43  ##### 10. GUARDAR RESULTADOS DE CORRELACION #####
44  # Crear un data frame con los resultados
45  resultados_correlacion <- data.frame(
46    metodo = "Spearman",
47    estadistico = prueba_correlacion$statistic,
48    valor_p = prueba_correlacion$p.value,
49    alternativa = prueba_correlacion$alternative,
50    correlacion = prueba_correlacion$estimate
51  )
52  # Escribir los resultados en un archivo de texto
53  write.table(resultados_correlacion, nombre_archivo_salida, sep = "\t", row.names = FALSE)
54  print(paste("Resultados de correlación guardados en", nombre_archivo_salida))
55 }
56 ##### 11. LLAMAR FUNCION #####
57 # Realizar cálculos para determinado trayecto
58 # Ejemplo: trayecto CMP40
59 calcular_correlacion("CMP40NDVI.tif", "NdviSentinelCmp40.tif", "correlacion_spearman_satelite_dron_cmp40.txt")

```

El script de correlación utiliza dos funciones clave: "*resample*" y "*cor.test*". La función *resample* se utiliza para realizar el proceso de resamplado o ajuste de resolución espacial entre dos objetos Raster, A continuación, se detallan los parámetros más relevantes de la función "*resample*":

```
resample(x, y, method="bilinear", filename="", ...)
```

X: Representa el objeto Raster que se desea resamplear, es decir, el conjunto de datos que queremos ajustar en términos de resolución espacial.

Y: Este argumento corresponde al objeto Raster que proporciona los parámetros a los cuales se debe resamplear el objeto "x". Es decir, establece las características de resolución y extensión que deseamos que tenga "x" después del resampleo.

method: Este argumento determina el método que se utilizará para calcular los nuevos valores en la nueva capa *Raster* resultante después del resampleo. Para interpolación bilinear, se debe establecer como "bilinear". Si se desea utilizar el método del vecino más cercano, se usa "ngb" (nearest neighbor).

filename: Este es un argumento opcional, en esta parte se asigna el nombre del archivo de salida donde se guardarán los resultados del resampleo.

La función "*cor.test*" desempeña un papel fundamental al llevar a cabo una prueba de correlación entre dos conjuntos de datos: los valores de NDVI procedentes del dron y del satélite. A continuación, se detallan los parámetros más relevantes de la función "*cor.test*":

```
cor.test(x, y, alternative = c("two.sided", "less", "greater"), method = c("pearson", "kendall",  
"spearman"), exact = NULL, conf.level = 0.95, continuity = FALSE, ...)
```

- X y Y: estos son los dos vectores de datos que se están comparando, en este caso, X representa los valores de NDVI del dron y Y representa los valores de NDVI del satélite.
- “*method*”: se especifica el método de correlación que se utilizará, aquí, se establece como "spearman" para calcular la correlación de Spearman.
- “*alternative*”: Este parámetro determina si se trata de una prueba de dos colas o una prueba de una cola, en el código, se utiliza el valor predeterminado, que es "*two.sided*", lo que significa que se realiza una prueba de dos colas.
- “*Exact*”: Este parámetro se utiliza para especificar si se debe realizar una prueba exacta o aproximada, en el código, no se especifica, por lo que se utiliza el valor predeterminado.
- “*conf.int*”: Esta función devuelve un intervalo de confianza para la correlación.
- “*data*”: Se puede proporcionar un data frame para especificar los datos si X y Y no son vectores independientes, en este caso, se utiliza un data frame llamado “conjunto_datos_df”.

2.2.3 Entropía de Shannon

La Entropía de Shannon fue calculada con el propósito de evaluar la coherencia de los datos y determinar qué plataforma proporciona mayor ganancia de información. Este paso fue fundamental para comparar qué método, ya sea el *downsampling* o el *upsampling* aplicado durante el proceso de *resampling*, resulta más efectivo en la mejora de la resolución entre las imágenes capturadas por el dron y el satélite.

El cálculo de la entropía de Shannon se realizó a través del desarrollo de un script que automatiza todo este proceso. En este proceso, se define una función llamada "*resample_function*" que se encarga de realizar el resamplero de imágenes raster. Esta función toma argumentos como los nombres de los archivos del dron y el satélite, así como nombres de archivo de salida para los resultados en formato raster y de texto. Luego, se cargan las imágenes raster del NDVI del dron y el satélite, con estas imágenes comienza un proceso de resamplero *upsampling* y *downsampling* utilizando interpolación bilinear. Los resultados se almacenan en un archivo raster y se convierten en un *DataFrame*, que se guarda en un archivo de texto. El *DataFrame* se lee y se eliminan las filas con valores faltantes. Luego, se calculan proporciones y logaritmos basados en los datos del NDVI y se utiliza la fórmula de la Entropía de Shannon para calcular la entropía. Finalmente, los resultados se almacenan en un archivo CSV.

Figura 9 Script de entropía de Shannon

```

1 - ##### ENTROPIA SHANNON #####
2 - #### Se cargan las librerías necesarias ####
3 library(raster)      # Cargar la librería raster para el procesamiento geoespacial
4 library(vegan)      # Cargar la librería vegan para análisis de datos ecológicos
5 library(dplyr)      # Cargar la librería dplyr para manipulación de datos
6 library(data.table) # Cargar la librería data.table para manipulación eficiente de datos
7 - ##### 1. FUNCIÓN RESAMPLE #####
8 # Definir una función para realizar el resampleo de archivos del dron y del satélite
9 - resample_function <- function(archivo_dron, archivo_satelite, raster_salida, archivo_txt) {
10 - ##### 2. CARGAR DATOS NDVI #####
11 # Cargar las imágenes raster del NDVI del dron y del satélite
12 dron <- raster(archivo_dron)
13 satelite <- raster(archivo_satelite)
14 - ##### 3. INICIAR PROCESO RESAMPLE #####
15 # Inicializar un raster vacío para el satélite resampleado
16 satelite_resampleado <- stack()
17 # Realizar el resampleo capa por capa
18 - for (i in 1:nlayers(dron)) {
19     capa_resampleada <- resample(dron[[i]], satelite, method = "bilinear")
20     satelite_resampleado <- addLayer(satelite_resampleado, capa_resampleada)
21 - }
22 - ##### 4. GUARDAR RESULTADOS RESAMPLE #####
23 # Guardar el raster resampleado en formato GeoTIFF
24 writeRaster(satelite_resampleado, filename = raster_salida, format = "GTiff")
25 # Crear un data frame a partir del raster resampleado
26 satelite_resampleado_df <- as.data.frame(satelite_resampleado, xy = TRUE)
27 # Guardar el data frame en un archivo de texto
28 write.table(satelite_resampleado_df, archivo_txt)
29 - }
30 - ##### 5. PARAMETROS DE ENTRADA #####
31 # Ejemplos de uso de la función
32 resample_function("CSP30NDVI.tif", "NdvSentinelCsp30.tif", "R_D-S_CSP30.tif", "R_D-S_CSP30.txt")
33 - ##### 6. CARGA DATOS RESAMPLEADOS #####
34 # Cargar datos desde un archivo CSV
35 datos <- read.csv("R_D-S_CSP30.txt", sep = ",")
36 - ##### ELIMINAR NA #####
37 # Eliminar filas con valores NA
38 datos <- na.omit(datos)
39 - ##### 7. CALCULAR PROPORCIONES DE PI #####
40 # Calcular las proporciones (pi) y los logaritmos (logpi)
41 datos$pi <- datos$NDVICSP30 / sum(datos$NDVICSP30)
42 datos$logpi <- log10(datos$pi)
43 - ##### CALCULAR ENTROPIA DE SHANNON #####
44 # Calcular la entropía de Shannon
45 entropia <- -sum(datos$pi * datos$logpi)
46 - ##### GUARDAR VALORES DE ENTROPIA #####
47 # Guardar la entropía en un archivo CSV
48 resultado <- data.frame(Entropia = entropia)
49 write.csv(resultado, file = "Shanon_D-S_CMA30.csv", row.names = FALSE)

```

La parte principal del código relacionado con la Entropía de Shannon se encuentra desde la línea desde la 34 hasta la 49, en este fragmento de código, se calcula la Entropía de Shannon aplicando su fórmula correspondiente.

En el código:

- “datos\$pi” representa las probabilidades ($p(x_i)$), que se calculan dividiendo cada valor de "NDVICSP30" por la suma total de todos los valores en esa columna.

- “ $\log_{10} p_i$ ” representa el logaritmo en base 10 de las probabilidades ($p(x_i)$).

Luego, estas probabilidades se multiplican y suman según la fórmula de la Entropía de Shannon. El resultado se almacena en la variable “entropia”.

CAPITULO IV

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Resultados del cálculo del NDVI

Los resultados del cálculo del NDVI, tanto a partir de las imágenes del dron como de Sentinel-2, se presentan en las Figuras 9,10 y 11 correspondiente a las cuencas: Cuenca Molleturo Atlántico, Cuenca Soldados Atlántico, Cuenca Soldados Pacifico y Cuenca Molleturo Pacifico, respectivamente. Los NDVI calculados responden a la resolución espacial de las imágenes originales (10 m para las imágenes Sentinel – 2 y 0.0354 cm para las imágenes del UAV).

Figura 10 NDVI del Trayecto Cuenca Molleturo Atlántico

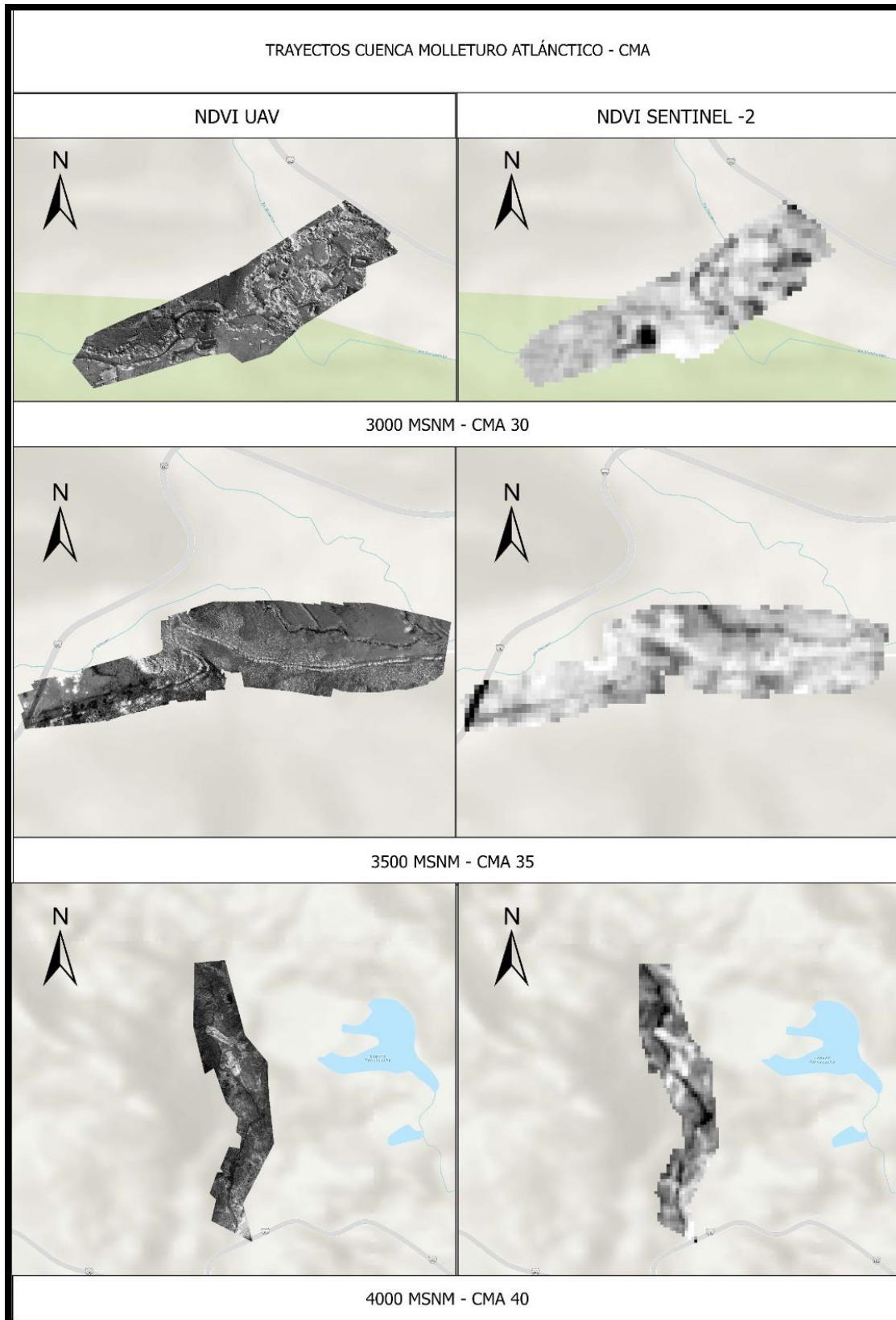


Figura 11 NDVI del Trayecto Cuenca Soldados Atlántico

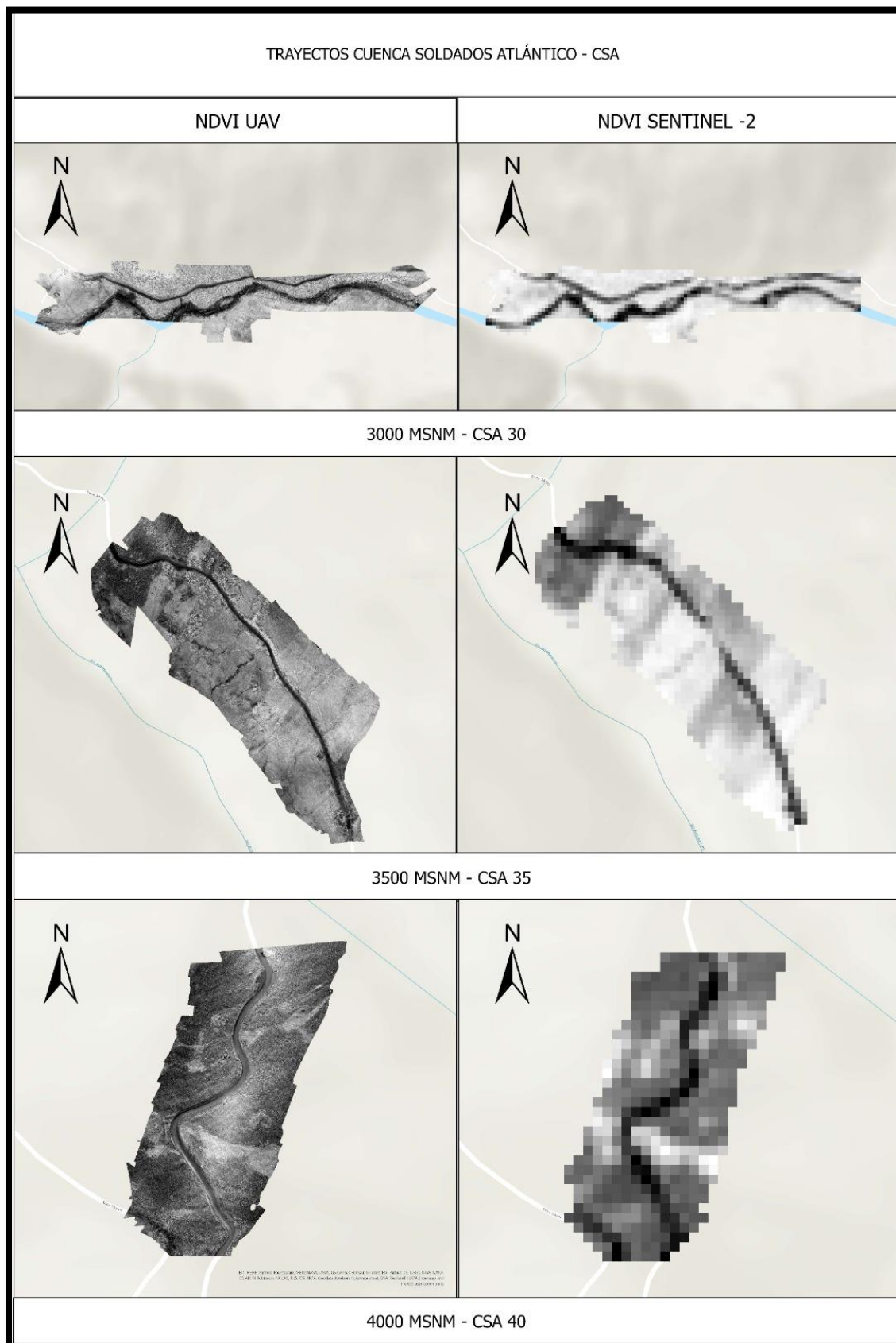


Figura 12 N DVI del Trayecto Cuenca Soldados Pacífico

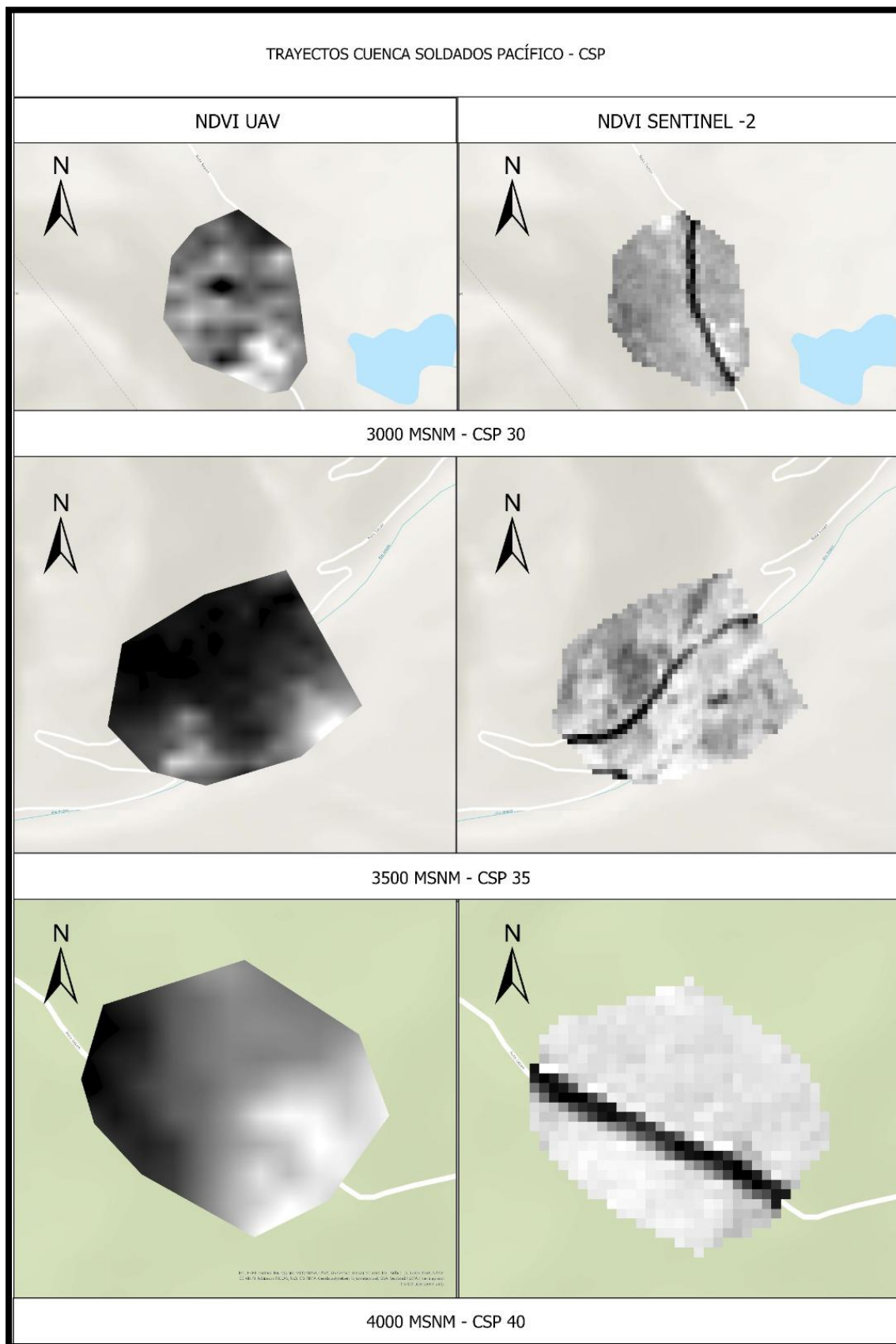
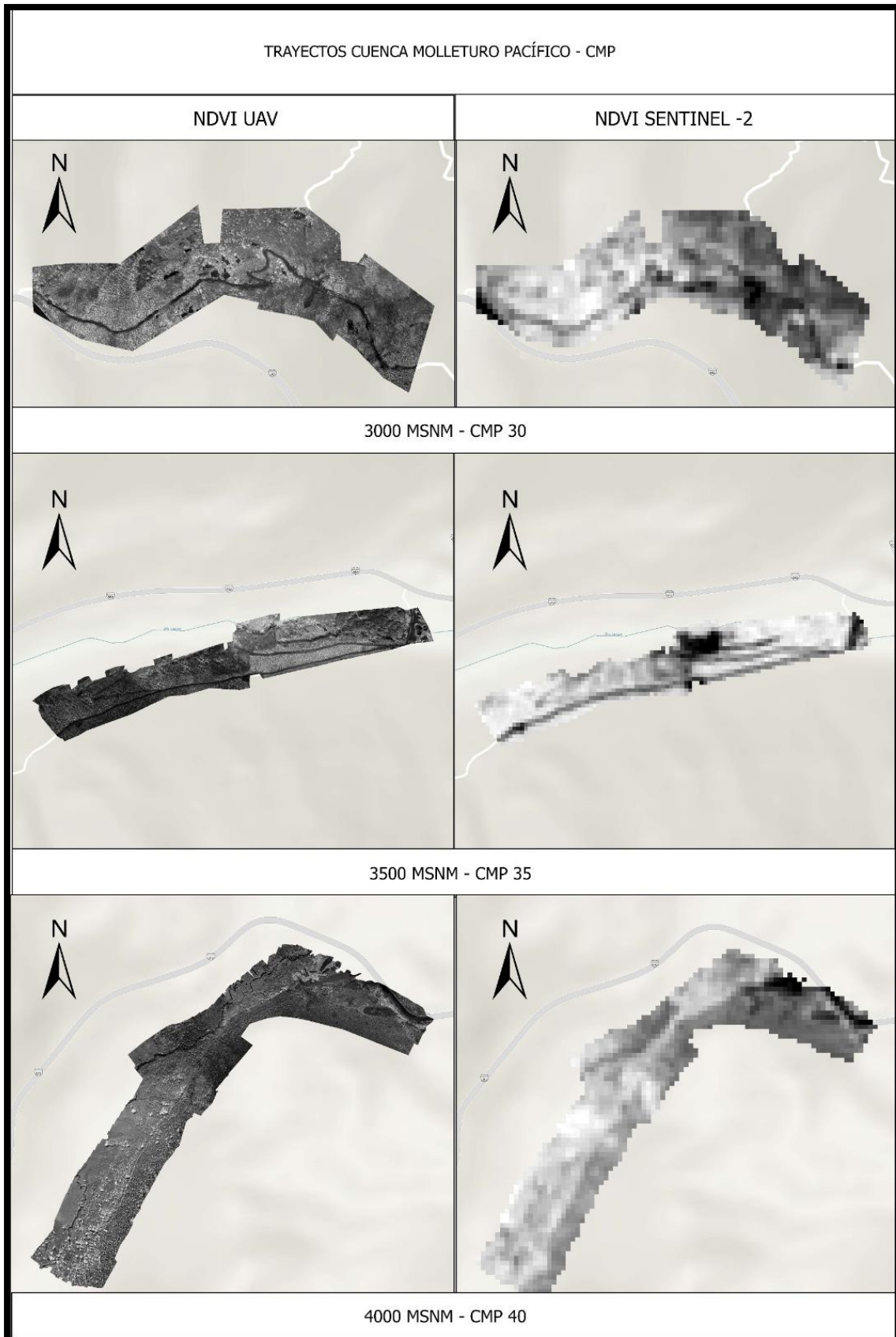


Figura 13 NDVI del Trayecto Cuenca Molleturo Pacífico



3.2 Correlación de Spearman

De acuerdo a la Tabla 7, los resultados de correlación de Spearman presentan patrones notables en la relación entre el NDVI capturado por el dron y del satélite después de aplicar el proceso de upsampling y downsampling. En los trayectos CMA 30, CMA 35, CSA 30, CSA 40, CMP 35, CMP 40 y CSP 35, tienen una correlación positiva, lo que significa que a medida que el NDVI del dron aumenta, el NDVI del satélite también tiende a aumentar. Estos hallazgos están respaldados por los valores de "P", en donde todos registran un valor menor a 0.01, lo que indica una significancia estadística muy alta y una mayor confianza en que la correlación observada no es resultado del azar.

Otros trayectos como los CMA 40, CSA 35, CMP 30, CSP 30 y CSP 40 tienen una correlación negativa, lo que indica que a medida que el NDVI del dron aumenta, el NDVI del satélite tiende a disminuir, y viceversa. Esta correlación negativa sugiere la presencia de factores que influyeron en la calidad de los datos, específicamente el periodo de tiempo en el que se tomaron las imágenes. De acuerdo a la Tabla 6, estos trayectos presentan diferencias temporales de 16, 113, 43, 55, 55 días respectivamente. En este contexto, una alta variabilidad en la vegetación de estos trayectos durante esta diferencia de tiempo pudo influir en los valores del NDVI obtenidos tanto del dron como del satélite.

Tabla 7 Resultados obtenidos de la aplicación de la correlación de Spearman

Trayectos	Downsampling Correlación	Valor P	Upsampling Correlación	Valor P
CMA30	0.823994	1.70E-246	0.823021	< 0.001
CMA35	0.492308	3.57E-84	0.489836	< 0.001
CMA40	-0.49153	8.37E-76	-0.49083	< 0.001
CSA30	0.124689	1.82E-06	0.126539	< 0.001
CSA35	-0.7869	9.36E-218	-0.79358	< 0.001
CSA40	0.528712	1.75E-33	0.539386	< 0.001
CMP30	-0.14108	1.53E-06	-0.13897	< 0.001
CMP35	0.871979	< 0.001	0.877173	< 0.001
CMP40	0.885097	< 0.001	0.889872	< 0.001
CSP30	-0.20705	3.55E-09	-0.20846	< 0.001
CSP35	0.135995	2.05E-07	0.138222	< 0.001
CSP40	-0.14963	0.000216	-0.14658	< 0.001

Los resultados de este estudio coinciden con investigaciones similares, como la de Kazantsev et al. (2018) , Gómez-Sapiens et al. (2021), Campos, García-Ruiz y Gil (2021) y León-Bañuelos et al.(2020) , quienes también encuentran una correlación de Spearman positiva y significativa entre los NDVI derivados de drones y los obtenidos desde los satélites Sentinel-2 y Landsat, lo que respalda la utilidad de ambas fuentes de datos para la evaluación de la vegetación. También es importante señalar que se obtuvo resultados de correlación negativa. Estos resultados se atribuyen a las condiciones específicas de adquisición de las imágenes y a la variabilidad temporal en la toma de las imágenes lo que puede variar los valores del NDVI.

De acuerdo con Khaliq et al. (2019) y Avdan et al. (2019), estos factores temporales influyen en los resultados de correlación entre datos de diferentes plataformas de teledetección como UAV y satélites.

Los resultados encontrados en esta investigación y en estudios previos subrayan la existencia tanto de correlaciones positivas como negativas en la relación de los datos del NDVI de las imágenes del UAV y del satélite. Estos resultados destacan la importancia de considerar cuidadosamente las condiciones de adquisición y la variabilidad temporal al utilizar información de teledetección para evaluaciones precisas de la vegetación

¿Cómo contribuye la automatización de procesos en el análisis de sistemas territoriales a través de la teledetección?

La automatización de procesos desempeñó un papel fundamental en el análisis de sistemas territoriales a través de la teledetección. La automatización mediante la implementación de scripts y su adaptación para ejecuciones paralelas (técnica que divide y realiza tareas simultáneamente utilizando varios núcleos o procesadores disponibles en un sistema) durante el procesamiento de imágenes en el servidor del CIITT se tradujo en la optimización y aceleración significativa de los procesos. Esta optimización de los procesos es evidente, ya que, en un principio, el procesamiento de las imágenes de algunos trayectos se llevaba a cabo en una computadora con sistema operativo Linux, que contaba con un microprocesador Intel Core de séptima generación, 8 GB de RAM y 8 núcleos. En ocasiones, el procesamiento de imágenes en esta computadora llevaba entre 4 y 5 horas y, algunas veces este procesamiento agotaba significativamente los recursos del sistema. La memoria RAM se llenaba, y la capacidad de la computadora no permitía la ejecución de procesos tan demandantes, lo que resultaba en apagones y pérdida de tiempo. En este contexto, al aprovechar

la aplicación del servidor del CIITT permitió una reducción sustancial del tiempo de procesamiento, disminuyendo las 5 horas a solo 1 o 2 horas aproximadamente.

Además, al comparar estos resultados con investigaciones previas relacionadas con la eficiencia en el procesamiento de datos en teledetección, como el estudio realizado por Xu et al. (2020), Bañuelos (2019) y Cano (2023), en donde demostraron que la ejecución en paralelo de algoritmos para dar solución a temas relacionados a la teledetección es altamente eficiente en comparación con la ejecución en una sola máquina. Además, en otra investigación similar, Caballero (2023), propone un enfoque adicional que consiste en la distribución de procesamiento en entornos distribuidos en lugar de una sola máquina. Esto se realiza con el objetivo de aprovechar el poder de cómputo de múltiples máquinas, lo que reduce el tiempo de ejecución y mejora la eficiencia. Esta estrategia es beneficiosa para gestionar conjuntos de datos más grandes y complejos al distribuir la carga de trabajo entre varias máquinas.

Estos hallazgos subrayan la importancia de implementar algoritmos y adaptarlos de manera eficiente para lograr una aceleración y optimización más efectiva de procesos, lo que, a su vez, permite un uso más eficiente de los recursos disponibles, lo que resulta en una mayor productividad y capacidad de análisis de datos de teledetección.

3.3 Entropía de Shannon

La tabla 8 presenta los resultados de entropía para cada trayecto. Estas entropías fueron calculadas utilizando dos enfoques de logaritmo: el logaritmo base 10 (Log10) y el logaritmo natural (Loge).

Tabla 8 Entropía de Shannon para cada transecto

Trayecto	Downsamplin g Log10	Downsampling Loge	Upsampling Log10	Upsampling Loge
CMA 30	4.029510748	9.278291382	8.469023501	19.48375506
CMA35	3.773782222	8.689454688	8.39983994	19.34134623
CMA40	3.140774786	7.231901203	7.906484418	18.20535316
CSA30	6.353425976	14.62930394	8.093917203	18.63693309
CSA35	3.0889044	7.112465226	8.481883094	19.53025757
CSA40	2.689382682	6.192532474	7.717563623	17.77034695
CMP30	4.897479493	11.27686327	7.861498074	18.10176827
CMP35	3.141475015	7.233513539	8.297615159	19.10596497
CMP40	3.171150865	7.301844709	8.656304736	19.93187825
CSP30	2.953590331	6.800893068	8.313799862	19.14323163
CSP35	3.181031603	7.32459595	8.567651683	19.72774705

Los resultados presentados en la tabla 8 demuestran que los valores de entropía tienden a ser significativamente más altos en el proceso de upsampling, tanto en la métrica Log10 como en Loge. Este hallazgo indica que el método de upsampling ofrece mayor información de los NDVI en comparación con la técnica de downsampling. Es decir, los datos proporcionados por el UAV brindan mayor información de NDVI. En este contexto, nuestros resultados concuerdan con los obtenidos por Jain y Pandey (2021) y Khaliq et al. (2019), que sugieren que el NDVI derivado del dron puede ofrecer ventajas en términos de precisión de reflectancia, brindar mayor información y sensibilidad a la cobertura vegetal. Además, es relevante destacar que otras investigaciones, como las llevadas a cabo por Venkatapathy et al. (2023), Kolarik, Burget y Riha (2019), y Comoretto et al. (2021), también han utilizado tanto el downsampling como el upsampling para comparar conjuntos de datos. Este hecho refleja la amplia aplicación de estos métodos en el análisis de datos en diversos contextos de investigación.

Por último, los valores de entropía exhiben una estrecha relación con la altitud y presencia de vegetación en los trayectos. En particular, los trayectos que se encuentran a 3000 msnm presentan una mayor entropía. Esto se debe a la existencia de una cantidad significativa de vegetación en estas áreas, y en menor medida, de pajonal. La combinación de vegetación y una altitud más baja contribuye a que los valores de entropía sean más altos en estos trayectos. Por otro lado, los trayectos que se encuentran en altitudes más elevadas (35000 y 4000 msnm) presentan valores de entropía más bajos. Esto se debe a que en estos trayectos predomina el pajonal en lugar de la vegetación. El objetivo del NDVI es cuantificar la vegetación verde mediante la comparación de la luz NIR y RED. Sin embargo, en el caso del pajonal se obtiene valores bajos de NDVI debido a que refleja más luz roja y menos NIR, el que a menudo se

interpreta como falta de vegetación. Esta dificultad en la interpretación se debe a las características únicas del pajonal, que incluye su densa y compacta estructura con tallos largos y delgados. Esta estructura limita la exposición de la clorofila a la luz solar. Además, el pajonal tiene la capacidad de retener agua, lo que también afecta la cantidad de luz que llegan a las hojas. A pesar de la apariencia verdosa del pajonal, el NDVI lo interpreta como menos verde en comparación con otros tipos de vegetación. Estos resultados destacan la necesidad de considerar estas particularidades al evaluar la cobertura vegetal.

3.4 CONCLUSIONES

En conclusión, se reflejan una correlación de Spearman positiva significativa entre imágenes del dron y del satélite luego de aplicar los procesos de *upsampling* y *downsampling*, lo que sugiere una relación lineal positiva entre los valores NDVI obtenidos de las imágenes del UAV y del satélite. Esta relación está respaldada por un bajo valor "P", lo que indica una alta confianza en la autenticidad de estas correlaciones. Es importante destacar que, en algunos casos, se observaron correlaciones negativas, y estas se atribuyeron a factores temporales y diferencias en las metodologías de adquisición, por lo que se concluye que para una interpretación precisa de las diferencias en los valores de NDVI y otros índices, especialmente cuando se encuentran correlaciones negativas, es esencial comprender y tomar en cuenta completamente estos factores temporales.

Los resultados de la entropía de Shannon reflejan que los valores son más altos en el proceso de resamplio *upsampling* en comparación con los de *downsampling* en la mayoría de los casos. Esto indica que el proceso de *upsampling*, proporciona una mayor variabilidad o información en los NDVI, es decir, las imágenes del UAV brindan mayor cantidad de información de los NDVI en comparación con las imágenes del satélite.

3.5 RECOMENDACIONES

Para realizar una comparación más precisa entre las imágenes de UAV y satélite en términos de índices de vegetación se sugiere considerar y utilizar índices adicionales de vegetación. El NDVI es una medida valiosa, pero en ciertos contextos, como la evaluación de áreas con vegetación específica como el pajonal, puede no ser suficiente para capturar variaciones precisas en la vegetación. La inclusión de otros índices de vegetación permitirá una evaluación más completa y efectiva de estos tipos particulares de vegetación.

Se recomienda explorar y aplicar diversas técnicas para evaluar y comparar la correlación entre datos de imágenes satelitales y de UAV. Entre las técnicas recomendadas se encuentran análisis estadísticos y visualización en 2D, correlación de Pearson, análisis de firmas espectrales, álgebra de mapas, análisis de regresión, entre otros. La ampliación y consideración de otras técnicas puede proporcionar una comprensión más completa de la relación entre las imágenes de UAV y de satélite.

Además, es importante considerar la expansión de la cobertura geográfica en futuros estudios para obtener datos más representativos en las imágenes satelitales. La resolución espacial de los satélites tiende a ser más baja en comparación con la que ofrecen los UAV. Enfocarse en zonas de estudio muy pequeñas puede limitar la utilidad de estas imágenes para el análisis de la vegetación. Por lo tanto, ampliar el área de estudio podría enriquecer los resultados y proporcionar una visión más completa de los datos obtenidos a través de imágenes satelitales.

BIBLIOGRAFÍA

- Abasolo, Javier Martín. 2016. "Implementación de Algoritmos Para La Monitorización de Calidad de Aguas y de Espacios Costeros Mediante La Utilización de Imágenes de Teledetección Satelital de Muy Alta Resolución." 6(August): 128.
- Abul'hanov, S. R., D. L. Skuratov, and A. I. Khaimovich. 2017. "Correlation Image Analysis of Surface Roughness." *Key Engineering Materials* 746 KEM: 296–304.
- Ali, Khawla, and Abd Al-Hameed. 2022. "Spearman's Correlation Coefficient in Statistical Analysis." *Int. J. Nonlinear Anal. Appl* 13(May 2021): 2008–6822.
<http://dx.doi.org/10.22075/ijnaa.2022.6079>.
- Alvarado, Brito Nathaly Cumandá, and Mayancela Francisco Xavier Mainato. 2021. "Trabajo Experimental: Herramientas Sig Para El Estudio De La Cobertura Vegetal Y Cambio De Uso De Suelo En El Cantón Chunchi, Provincia Del Chimborazo." : 1–96.
- Ansaloni, Raffaella, Jesús Izco, Javier Amigo, and Danilo Minga. 2022. "Analysis of the Páramo Vascular Flora in the Cajas National Park (Central Andes, Ecuador)." *Mediterranean Botany* 43: 1–42.
- Arias-Muñoz, Paul, Miguel A. Saz, and Severino Escolano. 2023. "Estimation of Soil Erosion through the RUSLE Model. Case Study: Upper-Middle Basin of Mira River in Andean-Ecuador." *Investigaciones Geograficas* 2023(79): 207–30.
- Arif, Fahim, and Muhammad Akbar. 2005. "Resampling Air Borne Sensed Data Using Bilinear Interpolation Algorithm." *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Mechatronics, ICM '05* 2005: 62–65.
- Avdan, Zehra Yigit, Gordana Kaplan, Serdar Goncu, and Ugur Avdan. 2019. "Monitoring the Water Quality of Small Water Bodies Using High-Resolution Remote Sensing Data." *ISPRS International Journal of Geo-Information* 8(12).
- Awais, Muhammad et al. 2022. "Comparative Evaluation of Land Surface Temperature Images from Unmanned Aerial Vehicle and Satellite Observation for Agricultural Areas Using In Situ Data." *Agriculture (Switzerland)* 12(2): 1–21.
- Bannari, A., D. Morin, F. Bonn, and A. R. Huete. 1995. "A Review of Vegetation Indices." *Remote Sensing Reviews* 13(1–2): 95–120.
- Bromiley, P.A, N.A Thacker, and E Bouhova-Thacker. 2010. "Shannon Entropy, Renyi Entropy, and Information." *Statistics and Information Series* (2004): 1–8.
<http://www.tina-vision.net/docs/memos/2004-004.pdf>.
- Brunson, C., and L Comber. 2016. "An Introduction to R for Spatial Analysis & Mapping." *GeoFocus. Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica* 0(17): 161–62.
- Caballero, Eduardo. 2023. "Estudio de Algoritmo de Clustering DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), Aplicado En La Detección de Cambios de Las Últimas Erupciones Del Volcan Etna (Sicilia)." : 282.

- Calle, Ana Ximena Caldas. 2020. "Caracterización SIG Del Uso de La Tierra y Geomorfología Del Macizo Del Cajas - Ecuador." <http://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/33575/3/Trabajo de Titulacion.pdf>.
- Campbell, K. 2013. "Remote Sensing."
- Campos, Javier, Francisco García-Ruíz, and Emilio Gil. 2021. "Assessment of Vineyard Canopy Characteristics from Vigour Maps Obtained Using Uav and Satellite Imagery." *Sensors* 21(7).
- Cano Lengua, Miguel Angel. 2023. "Universidad Nacional Mayor de San Marcos Un Algoritmo Multiplicador Proximal Para Clasificación Binaria En Máquinas de Vectores Soporte Para Optar El Grado Académico de Doctor En Ingeniería De."
- Chen, Jianyu et al. 2013. "Detecting Changes in High-Resolution Satellite Coastal Imagery Using an Image Object Detection Approach." *International Journal of Remote Sensing* 34(7): 2454–69.
- Comoretto, Rosanna I. et al. 2021. "Predicting Hemodynamic Failure Development in PICU Using Machine Learning Techniques." *Diagnostics* 11(7): 1–11.
- Delgado, Fernández, Alba. 2019. "Estos Últimos Pueden Ser Hiperespectrales Superando Las 100 Bandas."
- Dinkov, Davis, and Atanas Kitev. 2020. "Advantages , Disadvantages and Applicability of Gns Post- Processing Kinematic (Ppk) Method for Direct Georeferencing of Advantages , Disadvantages and Applicability of Gns Post-Processing Kinematic (Ppk) Method for Direct Georeferencing of Uav Imag." *Proceedings Vol. 1, 8th International Conference on Cartography and GIS*, 1(June): 747–59.
- Dirección Provincial del Ambiente de Azuay, ETAPA EP, and Ministerio del Ambiente. 2018. "Actualización Del Plan de Manejo Del Parque Nacional Cajas. Documento Final." *INSIGMA Cía. Ltda.*: 156. <https://www.ambiente.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2018/03/ACUERDO-001-ANEXO-PAQUE-NACIONAL-CAJAS.pdf>.
- "DJI MAVIC 3 PRO." 2023. <https://www.dji.com/global> (July 12, 2023).
- Echevarría, Uribe, and Ma. Florencia Florencia. 2018. "Modelo Digital de Superficie y Ortofoto a Partir de Fotografías Aéreas En La Cuenca Del Arroyo Napostá Grande En Bahía Blanca, Argentina." 6(1): 7. <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1120700020921110%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.reuma.2018.06.001%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.arth.2018.03.044%0Ahttps://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S1063458420300078?token=C039B8B13922A2079230DC9AF11A333E295FCD8>.
- Edzer. 2018. "R-Spatial / Sf."
- . 2019. "Sp." 19-01-2019.
- Ellerman, David. 2018. "Logical Entropy: Introduction to Classical and Quantum Logical Information Theory." *Entropy* 20(9): 1–22.
- ESA. 2020. "Copernicus." *ESA*. <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-2>.

- Esri. 2023. “Introducción a ArcGIS Pro.” <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/get-started/get-started.htm#:~:text=ArcGIS Pro es la aplicación,un portal de ArcGIS Enterprise>.
- Furlan, Lucas Moreira et al. 2023. “Satellite, UAV, and Geophysical Data to Identify Surface and Subsurface Hydrodynamics of Geographically Isolated Wetlands: Understanding an Undervalued Ecosystem at the Atlantic Forest-Cerrado Interface of Brazil.” *Remote Sensing* 15(7).
- Ganeva, Dessislava et al. 2022. “Phenotypic Traits Estimation and Preliminary Yield Assessment in Different Phenophases of Wheat Breeding Experiment Based on UAV Multispectral Images.” *Remote Sensing* 14(4).
- García Sánchez, Jesús, and José Manuel Costa-García. 2021. “Remote Sensing and Geophysical Survey in Veladiez. A New Sector of the Roman Town of Segisamo (Sasamón, Burgos).” *Cadernos do Laboratorio Xeoloxico de Laxe* 43: 41–60.
- Gilabert, M A. 1997. “Acerca de Los Índices de Vegetación.” (May 2014).
- Gómez-Sapiens, Martha et al. 2021. “Improving the Efficiency and Accuracy of Evaluating Aridland Riparian Habitat Restoration Using Unmanned Aerial Vehicles.” *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 7(3): 488–503.
- Gonoskov, A., T. G. Blackburn, M. Marklund, and S. S. Bulanov. 2022. “Charged Particle Motion and Radiation in Strong Electromagnetic Fields.” *Reviews of Modern Physics* 94(4).
- Gonzaga, Carlos. 2014. “Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM + y ASTER Para La Caracterización de La Cobertura Vegetal En La Zona Centro de La Provincia De Loja, Ecuador.” *Univerisdad Ncional de la Plata*: 103.
- Gutiérrez, Carlos Pérez, and Ángel Luis Muñoz Nieto. 2002. *Teledetección Nociones y Aplicaciones*. eds. Carlos Pérez Gutiérrez and Ángel Luis Muñoz Nieto.
- Hall, Ola. 2010. “Remote Sensing in Social Science Research.” *The Open Remote Sensing Journal* 3(0): 1–16.
- Huang, Sha et al. 2021. “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.
- Huang, Wanghua, Qinruo Wang, Weichao Xu, and Yanzhou Zhou. 2016. “Robustness Analysis of Digital Image Spearman’s Rho Correlation.” (Aest): 223–28.
- Iatsyshyn, Andrii et al. 2020. “Software Tools for Tasks of Sustainable Development of Environmental Problems: Peculiarities of Programming and Implementation in the Specialists’ Preparation.” *E3S Web of Conferences* 166.
- Iizuka, Kotaro et al. 2018. “Advantages of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Photogrammetry for Landscape Analysis Compared with Satellite Data: A Case Study of Postmining Sites in Indonesia.” *Cogent Geoscience* 4(1): 1498180. <https://doi.org/10.1080/23312041.2018.1498180>.
- Jain, Kamal, and Akshay Pandey. 2021. “Calibration of Satellite Imagery with Multispectral UAV Imagery.” *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 49(3): 479–90.

<https://doi.org/10.1007/s12524-020-01251-z>.

- Jurado, Monserrat et al. 2017. "Optimización de La Cartografía de Malas Hierbas Mediante Técnicas Geoestadísticas y Teledetección Con UAV." : 419–24.
http://digital.csic.es/bitstream/10261/160187/1/teledeteccion_UAV_Jurado.pdf.
- Kazantsev, Taras et al. 2018. "COTS UAV-Borne Multispectral System for Vegetation Monitoring." *Proc. SPIE*.
- KESİKOĞLU, Mustafa Hayri, Sevim Yasemin ÇİÇEKLİ, and Tolga KAYNAK. 2020. "The Identification of Seasonal Coastline Changes From Landsat 8 Satellite Data Using Artificial Neural Networks and K-Nearest Neighbor." *Turkish Journal of Engineering* 4(1): 47–56.
- Khaliq, Aleem et al. 2019. "Comparison of Satellite and UAV-Based Multispectral Imagery for Vineyard Variability Assessment." *Remote Sensing* 11(4).
- Kolarik, Martin, Radim Burget, and Kamil Riha. 2019. "Upsampling Algorithms for Autoencoder Segmentation Neural Networks: A Comparison Study." *International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops* 2019-October: 7–11.
- Kulo, Nedim. 2018. "Benefits of the Remote Sensing Data Integration." *Conference: 1st Western Balkan Conference on GIS, Mine Surveying, Geodesy and Geomatic* (December): 0–14.
https://www.researchgate.net/publication/329443299_Benefits_of_the_Remote_Sensing_Data_Integration.
- León-Bañuelos, Luis A. et al. 2020. "Identification of Arceuthobium Globosum Using Unmanned Aerial Vehicle Images in a High Mountain Forest of Central Mexico." *Journal of Forestry Research* 31(5): 1759–71.
- Lu, Jiahao. 2021. "Analysis and Comparison of Three Classical Color Image Interpolation Algorithms." *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 1802(3).
- Luis Alberto León Bañuelos. 2019. "Análisis De La Distribución Espacial De Arceuthobium Globosum Implementando Teledetección En El Área De Protección De Flora Y Fauna Nevado De Toluca."
- Maesya, Aries, M. Iqbal Suriansyah, and Nizar Zulmi Ramadhan. 2023. "Facial Expression Detection Using Local Binary Pattern And K-Nearest Neighbor Methods." *International Conference On Research And Development (ICORAD)* 2(1): 49–55.
- MARIA FERNANDA PINTA ESCOBAR. 2021. "ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE LA COBERTURA VEGETAL EN LA SUBCUENCA DEL RÍO CHAMBO."
- Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica. 2021. "14 Parques Nacionales: Símbolo de Conservación de Los Ecosistemas Del País."
<https://www.ambiente.gob.ec/14-parques-nacionales-simbolo-de-conservacion-de-los-ecosistemas-del-pais/#:~:text=En el país%2C 14 parques,ambiental y el turismo sostenible>.
- Mohamed A. El-Sayed. 2011. "Edge Detection in Gray Level Images Based on the Shannon Entropy." *Journal of Computer Science* 4(3): 186–91.
- Monsalvo, Katherine Rojas. 2009. "RADIACIÓN ELECTROMAGNÉTICA." 1: 76.

file:///C:/Users/PC/OneDrive/Imágenes/ANTENAS 02.pdf.

- Muñoz, Luis Eduardo et al. 2023. "Comparison of Radiosonde Measurements of Meteorological Variables with Drone, Satellite Products, and WRF Simulations in the Tropical Andes: The Case of Quito, Ecuador." *Atmosphere* 14(2).
- Muñoz, Pedro. 2013. "Apuntes de Teledetección: Índices de Vegetación." *Centro de información de recursos Naturales*: 15.
[http://bibliotecadigital.ciren.cl/bitstream/handle/123456789/26389/Tema Indices de vegetación%2C Pedro Muñoz A.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://bibliotecadigital.ciren.cl/bitstream/handle/123456789/26389/Tema%20Indice%20de%20vegetacion%20Pedro%20Mu%C3%B1oz%20A.pdf?sequence=1&isAllowed=y).
- Nalepa, B., and A. Gwiazda. 2019. "Spearman's Rho Modification in Digital Image Processing." *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 591(1).
- Neyns, Robbe, and Frank Canters. 2022. "Mapping of Urban Vegetation with High-Resolution Remote Sensing: A Review." *Remote Sensing* 14(4).
- Núñez Aguayo, Miguel Serafín Cano Banda Fernando, Hernández Guerrero. 2018. "Desarrollo de Software Para Resolver Problemas de Transferencia de Calor." (1): 3184–88.
- Ortíz, Jose, and Iván Leonardo Herrera-Pérez. 2019. "Aplicabilidad Del NDVI Para La Elaboración de Un Inventario de Deslizamientos En El Municipio de Albán, Cundinamarca." *XVII Congr. Colomb. Geol.*
- Oscarperpinan. 2015. "Raster.R."
- Pawlik, Marcin, Tobias Rudolph, and Bodo Bernsdorf. 2023. "Analysis of Changes of the Vegetation Condition on the Area of the Closed Prosper-Haniel Mine in 1984-2021 Using Multispectral Satellite Images." *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 1189(1): 012022.
- Perea, Mauricio Alejandro, Julian Leal Villamil, and Fernando Oviedo Barrero. 2021. "Manglar Con T Eledetección En El Litoral P Acífico Colombiano : B Ajo B Audó , C Hocó." 34(C): 27–44.
- Pérez, Bruno et al. 2020. "El Programa Copernicus Aplicado a La Producción y Gestión de La Información Geoespacial." *Copernicus* (2): 2003.
- Pino V., Edwin. 2019. "Los Drones Una Herramienta Para Una Agricultura Eficiente: Un Futuro de Alta Tecnología." *Idesia (Arica)* (ahead): 0–0.
- QGIS. 2023. "QGIS A Free and Open Source Geographic Information System." <https://www.qgis.org> (May 30, 2022).
- Ruales, Bryan. 2021. "Aplicación de La Teledetección Satelital Como Herramienta Para La Determinación Del Estado Trófico de La Laguna de Yambo." 15(2): 1–23.
<https://repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/27632/1/T-ESPE-018150.pdf>.
- Ruiz, Daniel Alejandro Canarte et al. 2020. "Correlation of NDVI Obtained by Different Methodologies of Spectral Data Collection in a Commercial Crop of Quinoa (Chenopodium Quinoa) in Central Ecuador." *2020 7th International Conference on eDemocracy and eGovernment, ICEDEG 2020*: 208–15.
- Sankey, Joel B. et al. 2021. "Quantifying Plant-Soil-Nutrient Dynamics in Rangelands: Fusion of UAV Hyperspectral-LiDAR, UAV Multispectral-Photogrammetry, and

- Ground-Based LiDAR-Digital Photography in a Shrub-Encroached Desert Grassland.” *Remote Sensing of Environment* 253: 112223.
- dos Santos, João et al. 2000. “BIOMASS ESTIMATION OF FOREST AND SAVANNA TRANSITION VEGETATION ZONE BY JERS-1 AND SIR-C BACKSCATTER DATA.” XXXIII: 377–81.
- Schielein, Richard et al. 2014. “Quantitative Evaluation of CT Images by Means of Shannon Entropy.” *11th European Conference on Non-Destructive Testing (Ecndt)*: 2–4.
- Shimizu, Eihan. 2019. “SATELLITE REMOTE SENSING.” I.
- Sishodia, Rajendra P., Ram L. Ray, and Sudhir K. Singh. 2020. “Applications of Remote Sensing in Precision Agriculture: A Review.” *Remote Sensing* 12(19): 1–31.
- Studley, H, and K T Weber. 2011. “Comparison of Image Resampling Techniques for Satellite Imagery.” *Final Report: Assessing Post-Fire Recovery of Sagebrush-Steppe Rangelands in Southeastern Idaho*: 185–96.
giscenter.isu.edu/research/Techpg/nasa_postfire/pdf/Ch15.pdf.
- “Survey3: Multispectral Survey Cameras.” 2023. <https://www.mapir.camera/en-gb/pages/survey3-cameras> (July 12, 2023).
- Tenesaca Arias, Karlas. 2022. *CARACTERIZACIÓN GEO AMBIENTAL DE LAGUNAS DEL MACIZO DEL CAJAS MEDIANTE TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN.*
- Thapa, Shangharsha, Virginia E. Garcia Millan, and Lars Eklundh. 2021. “Assessing Forest Phenology: A Multi-Scale Comparison of near-Surface (UAV, Spectral Reflectance Sensor, Phenocam) and Satellite (MODIS, Sentinel-2) Remote Sensing.” *Remote Sensing* 13(8).
- Trishchenko, Alexander P., and Louis Garand. 2012. “Observing Polar Regions from Space: Advantages of a Satellite System on a Highly Elliptical Orbit versus a Constellation of Low Earth Polar Orbiters.” *Canadian Journal of Remote Sensing* 38(1): 12–24.
- Trujillo, Lilliam, and Julian Rivera. 2019. “Análisis de Precisión Geométrica y Radiométrica de Ortofotos.” : 1–128.
- Venkatapathy, Sujitha et al. 2023. “Ensemble Graph Neural Network Model for Classification of Major Depressive Disorder Using Whole-Brain Functional Connectivity.” *Frontiers in Psychiatry* 14.
- Wang, H. et al. 2021. “Using High-Resolution UAV Spectral Images to Disentangle Soil, Shade, and Tree Contributions to Satellite Vegetation Indices in Sparse Dry Forests.”
- Xu, Chen, Xiaoping Du, Zhenzhen Yan, and Xiangtao Fan. 2020. “ScienceEarth: A Big Data Platform for Remote Sensing Data Processing.” *Remote Sensing* 12(4).
- Yan, Fei, Shan Zhao, Salvador E. Venegas-Andraca, and Kaoru Hirota. 2021. “Implementing Bilinear Interpolation with Quantum Images.” *Digital Signal Processing: A Review Journal* 117: 103149. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103149>.
- Yara Doamo, Camila, Jorge Angas Pajas, and Paula Uribe Agudo. 2017. “La Geomática y Los Drones de Ala Fija: Documentación Arqueológica Del Área de Mleiha (E.A.U.)” : 1–66. https://oa.upm.es/47912/1/TFG_CAMILA_YARA_DOAMO.pdf.
- Yin, Ninghao, Ruian Liu, Beibei Zeng, and Nan Liu. 2019. “A Review: UAV-Based Remote

- Sensing.” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 490(6).
- Yue, Jibo et al. 2018. “A Comparison of Crop Parameters Estimation Using Images from UAV-Mounted Snapshot Hyperspectral Sensor and High-Definition Digital Camera.” *Remote Sensing* 10(7).
- Zaric, Andela et al. 2010. “Image Quality Assessment - Comparison of Objective Measures with Results of Subjective Test.” *Proceedings Elmar - International Symposium Electronics in Marine* (September): 113–18.
- Zhuzhingo Peña, Christian Vinicio. 2017. “Efecto Del Ozono Troposférico En La Fisiología de Quinoa (*Polylepis Reticulata*) En El Parque Nacional Cajas.” : 69.
<http://dspace.ucuenca.edu.ec/jspui/bitstream/123456789/28750/1/Trabajo de Titulación.pdf>.
- Zwolak, Karolina et al. 2020. “Accessibility and Usability of Landsat 8 Data for the Purpose of Satellite-Driven Bathymetry of the South Baltic Near-Shore Waters on the Example of Gulf of Gdańsk.” *Scientific Journal of Polish Naval Academy* 220–221(1–2): 29–46.

ANEXOS



Universidad
Católica
de Cuenca

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Pablo Vinicio Leta Morocho portador(a) de la cédula de ciudadanía N° **0107147274**. En calidad de autor/a y titular de los derechos patrimoniales del trabajo de titulación “CORRELACIÓN ESPACIAL DE ÍNDICE DE VEGETACIÓN DE DIFERENCIA NORMALIZADA (NDVI) ENTRE PLATAFORMAS SATELITALES Y VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS (UAV), EN LOS AGROECOSISTEMAS DE CUATRO CUENCAS DE LOS ALTOS ANDES DEL MACIZO DEL CAJAS” de conformidad a lo establecido en el artículo 114 Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, reconozco a favor de la Universidad Católica de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos y no comerciales. Autorizo además a la Universidad Católica de Cuenca, para que realice la publicación de éste trabajo de titulación en el Repositorio Institucional de conformidad a lo dispuesto en el artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 5 de octubre del 2023

F: 

Pablo Vinicio Leta Morocho

C.I. 0107147274