



*Análisis geoestadístico de la evolución temporal de los páramos de la microcuenca del río Cebadas, mediante el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado (NDVI) y su relación con la precipitación*

*Geostatistical analysis of the temporal evolution of the moors of the Cebadas River micro-basin, using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and its relationship with precipitation*

*Análise geoestatística da evolução temporal das charnecas da microbacia do rio Cebadas, utilizando o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e sua relação com a precipitação*

Diego Francisco Cushquicullma-Colcha <sup>I</sup>  
[diegofc10@correo.ugr.es](mailto:diegofc10@correo.ugr.es)  
<https://orcid.org/0000-0001-6265-8164>

Maritza Lucia Vaca-Cárdenas <sup>II</sup>  
[maritza.vaca@epoch.edu.ec](mailto:maritza.vaca@epoch.edu.ec)  
<https://orcid.org/0000-0003-4474-4354>

Luz María Orna-Puente <sup>III</sup>  
[maria.orna@epoch.edu.ec](mailto:maria.orna@epoch.edu.ec)  
<https://orcid.org/0000-0001-7429-3764>

Martha Marisol Vasco-Lucio <sup>IV</sup>  
[martha1995vasco@hotmail.com](mailto:martha1995vasco@hotmail.com)  
<https://orcid.org/0000-0003-1377-7305>

**Correspondencia:** [diegofc10@correo.ugr.es](mailto:diegofc10@correo.ugr.es)

Ciencias Técnicas y Aplicadas  
Artículo de Investigación

\* **Recibido:** 19 de abril de 2024 \* **Aceptado:** 03 de mayo de 2024 \* **Publicado:** 28 de junio de 2024

- I. Universidad de Granada, Granada, España.
- II. Facultad de Ciencias Pecuarias, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Panamericana Sur, Km 1 ½, Riobamba EC-060155, Ecuador.
- III. Facultad de Ciencias - Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Panamericana Sur, Km 1 ½, Riobamba EC-060155, Ecuador.
- IV. Investigadora Independiente, Riobamba, Ecuador.

## Resumen

Los páramos andinos son ecosistemas de gran altitud con una biodiversidad única y diversos servicios ecosistémicos importantes. Albergan especies endémicas y además desempeñan un papel significativo en el secuestro de carbono y la regulación hídrica; estudios recientes hacen uso de la teledetección para monitorear los páramos con resultados en menor tiempo y costo. La investigación se ejecutó en la microcuenca del río Cebadas y se utilizaron dos imágenes MOD13A1.061 Terra Vegetation Índices del satélite Terra de la NASA para analizar los cambios en la cobertura vegetal durante un año, comparando NDVI de marzo 2023 y marzo 2024. La precipitación se obtuvo de la base de datos WorldClim Global Climate versión 2.0 Data, con una resolución de 30 segundos. Las imágenes fueron procesadas y clasificadas usando QGIS, reclasificando en 4 clases y transformando los productos a polígonos. Se crearon mallas de 500x500 metros para extraer puntos georreferenciados. Se realizó un análisis de autocorrelación espacial con el índice de Moran y el High/Low Clustering (Getis-Ord General G). Finalmente, se aplicó la correlación de Spearman para analizar la relación entre NDVI y precipitación.

Se determinó que, en 2023, los valores bajos de NDVI se concentraron al noreste y sureste de Cebadas, reduciéndose en 2024 en un 86.7%. Los valores medios de NDVI se redujeron en un 24.8%, concentrándose al sur de Cebadas y al norte de Achupallas en 2024. Los valores altos de NDVI aumentaron un 159.8%, concentrándose al noroeste de Cebadas. Los valores muy altos de NDVI disminuyeron en un 29.1%. La prueba de Spearman mostró una relación inversa significativa entre NDVI y precipitación. El análisis de Moran indicó una distribución agregada para precipitación y NDVI, mientras que el análisis High/Low Clustering mostró patrones significativos de agrupación de valores altos.

La microcuenca mostró una notable disminución en áreas con bajos valores de NDVI y un aumento en áreas con altos valores de NDVI, sugiriendo mejoras en la cobertura vegetal. Los análisis espaciales revelaron patrones agregados en la distribución de precipitación y NDVI. Se encontró una relación inversa significativa entre NDVI y precipitación, destacando la compleja dinámica de estos ecosistemas.

**Palabras clave:** Índices espectrales; Autocorrelación espacial; Distribución agregada; Patrones agregados.

## Abstract

The Andean paramos are high-altitude ecosystems with unique biodiversity and various important ecosystem services. They host endemic species and also play a significant role in carbon sequestration and water regulation; Recent studies make use of remote sensing to monitor the paramos with results in less time and cost. The research was carried out in the Cebadas River micro-basin and two MOD13A1.061 Terra Vegetation Indices images from NASA's Terra satellite were used to analyze changes in vegetation cover over a year, comparing NDVI from March 2023 and March 2024. Precipitation It was obtained from the WorldClim Global Climate version 2.0 Data database, with a resolution of 30 seconds. The images were processed and classified using QGIS, reclassifying into 4 classes and transforming the products to polygons. Meshes of 500x500 meters were created to extract georeferenced points. A spatial autocorrelation analysis was performed with the Moran index and High/Low Clustering (Getis-Ord General G). Finally, Spearman correlation was applied to analyze the relationship between NDVI and precipitation.

It was determined that, in 2023, low NDVI values were concentrated northeast and southeast of Cebadas, reducing in 2024 by 86.7%. Average NDVI values decreased by 24.8%, concentrating south of Cebadas and north of Achupallas in 2024. High NDVI values increased by 159.8%, concentrating northwest of Cebadas. Very high NDVI values decreased by 29.1%. Spearman's test showed a significant inverse relationship between NDVI and precipitation. Moran's analysis indicated an aggregated distribution for precipitation and NDVI, while High/Low Clustering analysis showed significant clustering patterns of high values.

The microwatershed showed a notable decrease in areas with low NDVI values and an increase in areas with high NDVI values, suggesting improvements in vegetation cover. Spatial analyzes revealed aggregate patterns in the distribution of precipitation and NDVI. A significant inverse relationship was found between NDVI and precipitation, highlighting the complex dynamics of these ecosystems.

**Keywords:** Spectral indices; Spatial autocorrelation; Aggregate distribution; Patterns added.

## Resumo

Os paramos andinos são ecossistemas de alta altitude com biodiversidade única e vários serviços ecossistêmicos importantes. Albergam espécies endêmicas e também desempenham um papel significativo no sequestro de carbono e na regulação da água; Estudos recentes fazem uso do

sensoriamento remoto para monitorar os parâmetros com resultados em menor tempo e custo. A pesquisa foi realizada na microbacia do rio Cebadas e duas imagens MOD13A1.061 Terra Vegetation Indices do satélite Terra da NASA foram utilizadas para analisar as mudanças na cobertura vegetal ao longo de um ano, comparando o NDVI de março de 2023 e março de 2024. Precipitação Foi obtido do banco de dados WorldClim Global Climate versão 2.0, com resolução de 30 segundos. As imagens foram processadas e classificadas no QGIS, reclassificando em 4 classes e transformando os produtos em polígonos. Foram criadas malhas de 500x500 metros para extração de pontos georreferenciados. Foi realizada análise de autocorrelação espacial com índice de Moran e High/Low Clustering (Getis-Ord General G). Por fim, a correlação de Spearman foi aplicada para analisar a relação entre NDVI e precipitação.

Foi determinado que, em 2023, os baixos valores de NDVI estavam concentrados a nordeste e sudeste de Cebadas, reduzindo em 2024 em 86,7%. Os valores médios de NDVI diminuíram 24,8%, concentrando-se ao sul de Cebadas e ao norte de Achupallas em 2024. Os valores elevados de NDVI aumentaram 159,8%, concentrando-se a noroeste de Cebadas. Valores muito elevados de NDVI diminuíram 29,1%. O teste de Spearman mostrou uma relação inversa significativa entre NDVI e precipitação. A análise de Moran indicou uma distribuição agregada para precipitação e NDVI, enquanto a análise de agrupamento alto/baixo mostrou padrões de agrupamento significativos de valores elevados.

A microbacia apresentou notável diminuição nas áreas com baixos valores de NDVI e aumento nas áreas com altos valores de NDVI, sugerindo melhorias na cobertura vegetal. As análises espaciais revelaram padrões agregados na distribuição da precipitação e do NDVI. Foi encontrada uma relação inversa significativa entre o NDVI e a precipitação, destacando a dinâmica complexa destes ecossistemas.

**Palavras-chave:** Índices espectrais; Autocorrelação espacial; Distribuição agregada; Padrões adicionados.

## Introducción

Los páramos andinos, ecosistemas similares a la tundra de gran altitud, tienen una importancia ecológica significativa debido a su biodiversidad única y a la prestación de diversos servicios ecosistémicos (Vega-Polo et al., 2020). Estas zonas albergan especies endémicas como el tapir de montaña (*Tapirus pinchaque*) y las mariposas *Pronophilina*, lo que pone de relieve la necesidad

crítica de realizar esfuerzos de conservación (Ortega-Andrade et al., 2015; Pyrcz et al., 2016). Los páramos también desempeñan un papel importante en el secuestro de carbono, con estudios que indican la recuperación del ecosistema tras las perturbaciones humanas en los Andes ecuatoriales (Calderón-Loor et al., 2020).

Además, los páramos destacan por su alta diversidad de líquenes, con implicaciones para la preservación de especies y funciones ecosistémicas como la biofertilización y la regulación hídrica (Lücking et al., 2014). La diversidad genética de especies subraya la importancia de comprender y conservar estos ecosistemas únicos (Vega-Polo et al., 2020). Esta zona sirve de hábitat a diversos animales silvestres, como el oso de anteojos (Guerrero-Casado & Zambrano, 2020; Kattan et al., 2004).

Los estudios también se han centrado en evaluar los cambios composicionales y los factores que influyen en la biodiversidad de los páramos, indicando el impacto de las perturbaciones inducidas por el hombre en estos frágiles ecosistemas (Valencia et al., 2012). La hidrología del páramo está intrincadamente vinculada al suelo y la cubierta vegetal, influyendo en la escorrentía y la gestión de los recursos hídricos (Tenelanda et al., 2018). Además, las condiciones de gran altitud de los páramos sustentan especies vegetales únicas como *Coespeletia moritziana*, que prosperan en estos ambientes extremos (Rada et al., 2012).

La teledetección satelital es esencial para monitorear los páramos andinos, ecosistemas sustanciales para la regulación hídrica y la conservación de la biodiversidad. Los investigadores utilizan imágenes satelitales para evaluar las tendencias de fragmentación en los ecosistemas de páramo asociados con especies (Rodríguez et al., 2019). Las imágenes satelitales ayudan a crear mapas detallados de los bloques de hábitat, lo que ayuda a comprender la fragmentación del área de distribución y la pérdida de hábitat (Kattan et al., 2004). Esta tecnología también permite monitorear los niveles de salinidad del suelo en regiones como los páramos andinos, proporcionando información valiosa para la gestión de la tierra y los esfuerzos de conservación (Ding & Yu, 2014; Ivushkin et al., 2017). Además, los datos de teledetección por satélite se utilizan para estudiar la dinámica de la vegetación, como la producción de pastizales, esencial para evaluar la salud y la productividad de los ecosistemas (Reinermann et al., 2020).

Los avances en la tecnología satelital, incluidas las imágenes de mayor resolución y los sistemas inteligentes de teledetección, han mejorado las capacidades de monitoreo en los páramos (Lettenmaier et al., 2015; Zhang et al., 2022). Estas tecnologías ofrecen datos en tiempo real y

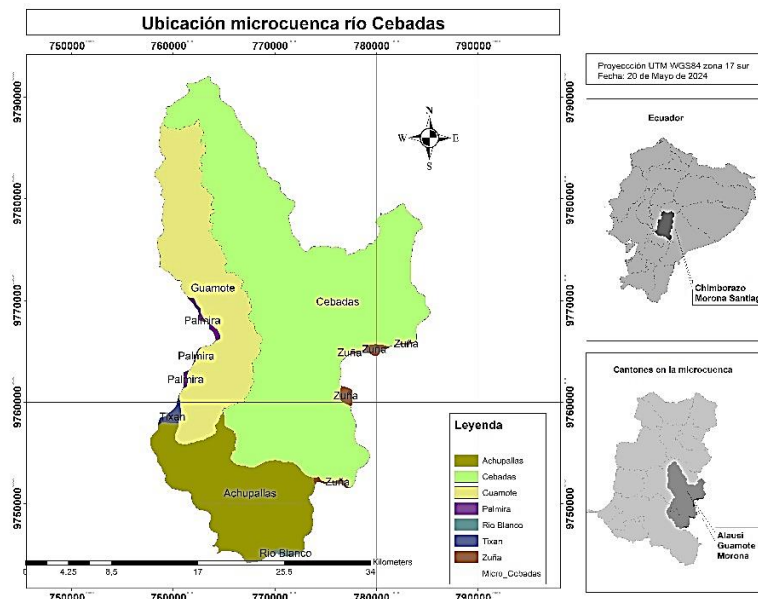
mejoran las interacciones entre los satélites y el suelo, mejorando la eficiencia de la recopilación y el análisis de datos. Además, la integración de datos de imágenes satelitales multispectrales presenta vastas oportunidades para supervisar y evaluar las propiedades medioambientales a escala mundial (Illarionova et al., 2021).

Los sistemas de teledetección por satélite han evolucionado para adquirir datos de alta resolución a un coste menor, lo que los hace inestimables para vigilar los recursos de la Tierra y los cambios medioambientales (Kabetta, 2020; Zhu et al., 2018). La vigilancia continua mediante teledetección por satélite complementa las observaciones terrestres, proporcionando una visión completa de los cambios medioambientales a lo largo del tiempo (Hossain et al., 2022).

### Área de estudio

La región de interés abarca un área de 707962, 43 hectáreas, delimitada por los ríos Cebadas y Yasipan en la región central, se sitúa en la región sierra centro en las provincias de Chimborazo y Morona Santiago, ocupa los territorios políticos de los cantones de Alausí, Guamote; en las parroquias de Achupallas, Cebadas, La Matriz Guamote, Palmira, río Blanco, Tixan y Zuña. (Cutiupala et al., 2023). El páramo de la microcuenca tiene un área de 276180,48 hectáreas, localizadas en su mayor parte al oriente.

Mapa 1: Ubicación microcuenca del río Cebadas



Fuente: Autores

## Métodos

### Recopilación de datos

Para analizar y detectar cambios en la cobertura se usaron dos imágenes MOD13A1.061 Terra Vegetation Índices para un periodo de tiempo de un año, se usaron productos del índice NDVI para marzo 2023 y marzo 2024, las imágenes son producto de las siete bandas del sensor MODIS a bordo del satélite Terra de la NASA, con una resolución de 500 metros, que proporciona un valor de Índice de Vegetación (VI) por píxel. El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), que se denomina índice de continuidad del NDVI derivado del Radiómetro Avanzado de Muy Alta Resolución, el producto NDVI se calculan a partir de reflectancias bidireccionales de superficie corregidas atmosféricamente que han sido enmascaradas para agua, nubes, aerosoles pesados y sombras de nubes. (Hansen et al., 2002).

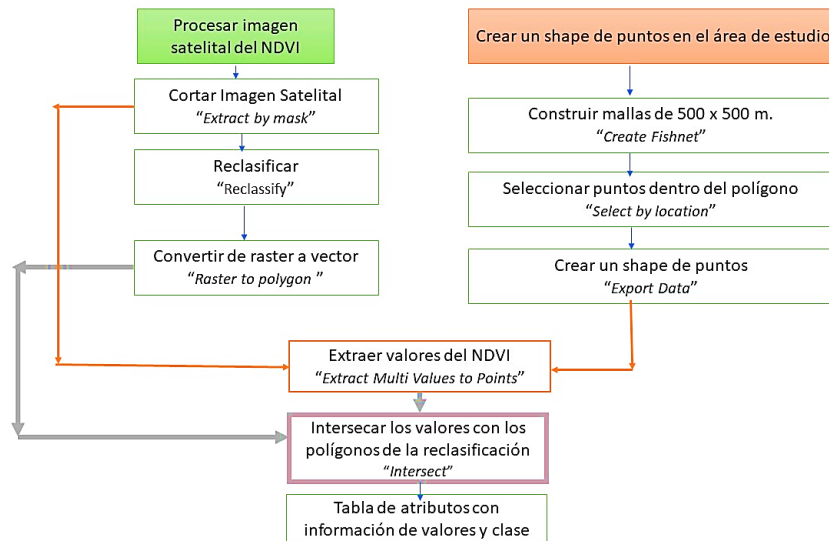
La precipitación se obtuvo de la base de datos WorldClim Global Climate versión 2.0 Data (Fick et al., 2017), con una resolución espacial de 30 segundos o 1 kilómetro, para el período de los años 1970 y 2000. La variable se deriva de los valores mensuales de precipitación para generar indicadores biológicamente significativos, comúnmente utilizados en modelos de distribución de especies. Se descargó el raster BIO 12 que corresponde a la precipitación anual expresado en milímetros por metro cuadrado, que posteriormente fue recortado para el área de estudio.

### Procesamiento y clasificación de valores

Para el procesamiento y la clasificación de las imágenes se usó el software libre Q Gis, inicialmente se contaron los raster de las imágenes para el polígono de la microcuenca, para posteriormente reclasificar en 4 clases bajando la resolución a 50 x 50 metros, luego los productos fueron transformados a polígonos; a la par se crearon mallas de 500 x 500 metros de los cuales se extrajeron los puntos o centroides en formato vectorial.

Usando los puntos georreferenciados, las imágenes satelitales y la capa de precipitación se extrajeron los valores de las variables de cada punto con la herramienta “*Extract Multi Values to Points (Spatial Analyst)*” que son registrados en la tabla de atributos. Finalmente se interseco la capa de reclasificación con los puntos de los valores georreferenciados para completar la tabla de atributos en filas y columnas.

**Gráfico 1:** Proceso de extracción de valores de NDVI



*Fuente:* Autores

## Análisis geo estadísticos

Se sistematizaron 1721 datos de los valores de cada variable y se aplicó una estadística descriptiva individual para resumir y presentar datos de una manera comprensible, en un primer momento se aplicó el análisis de autocorrelación espacial con Moran's mediante el índice de autocorrelación espacial de Moran, es una herramienta valiosa en diversos campos como la epidemiología, la ecología, la economía y la planificación urbana. El I de Moran es un estadístico que mide la correlación espacial de una variable y sus ubicaciones vecinas, indicando si valores similares están agrupados o dispersos en un área de estudio (Puspita, 2024). Este índice ayuda a identificar patrones espaciales, como la agrupación o la dispersión, que pueden proporcionar información sobre procesos o relaciones subyacentes en los datos (Dormann et al., 2007).

Los investigadores han aplicado el I de Moran en diversos estudios, como el análisis de la propagación de enfermedades como el dengue (Puspita, 2024; Pujianto et al., 2020; Bhunia et al., 2021), la evaluación de la distribución de especies (Stankov y Dragicevic, 2015), la comprensión de patrones económicos (Dobson y Gelade, 2012) y el examen de dimensiones culturales (Dray, 2011). Al utilizar la I de Moran, los investigadores pueden detectar estructuras espaciales, identificar grupos de valores altos o bajos y explorar las relaciones espaciales entre variables (Wang et al., 2018).



Además, el uso de la I de Moran se extiende para abordar la no estacionariedad espacial, donde las relaciones entre las variables varían a través del espacio. Se han empleado modelos de regresión ponderados geográficamente para dar cuenta de la autocorrelación espacial de manera eficaz, garantizando estimaciones más precisas y destacando las variaciones espaciales en las asociaciones (Qiu et al., 2022).

El análisis de autocorrelación espacial de Moran proporciona un marco sólido para comprender las relaciones espaciales, identificar conglomerados y descubrir patrones que son esenciales para tomar decisiones informadas en diversas disciplinas.

Además, se aplicó también el High/Low Clustering (Getis-Ord General G) que es una herramienta potente para detectar y analizar patrones espaciales de concentración de valores altos o bajos en datos geoespaciales.

Finalmente, para conocer la relación entre las imágenes del NDVI y la precipitación se realizó la prueba de normalidad con el método de Kolmogórov por tener mayor a 50 datos y se aplicó la correlación de Spearman para datos no normales.

## Resultados

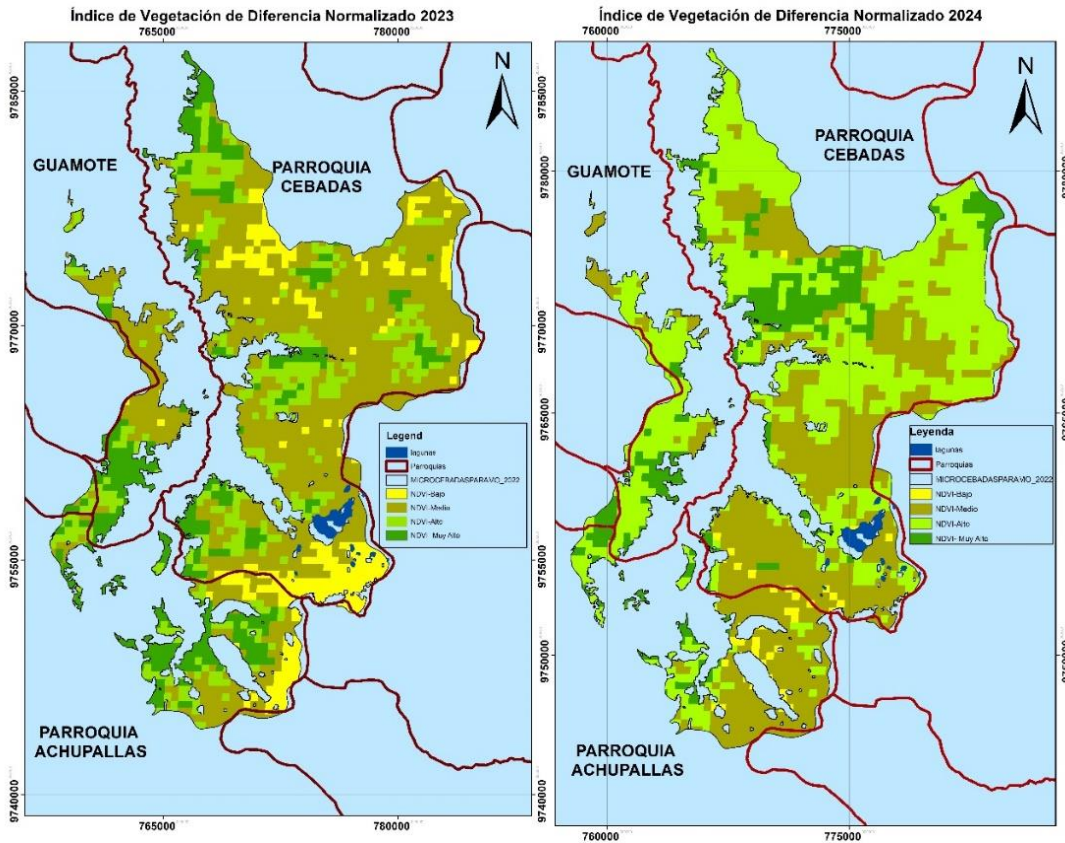
La agrupación de píxeles con valores bajos de NDVI (0,02 unidades) para 2023 se concentran al noreste y sureste de la parroquia Cebadas a pocos kilómetros del sistema lacustre de Ozogoche y Atillo, también existe un parche en los páramos del Noreste de la parroquia Achupallas; para 2024 existe una reducción de 86,7% en la superficie pasando de 4926, 2 ha. a 652,7 hectáreas, marcándose pequeños parches al suroeste de Cebadas y manteniéndose una pequeña superficie al noreste de la parroquia Achupallas.

El área que abarca valores medios de NDVI (0,04 unidades) para el año 2023 es el norte y el centro de Cebadas, además se aprecia paramo con valores medios al oeste del cantón Guamote o parroquia La Matriz, así mismo para 2024 se concentra al sur de la parroquia Cebadas y al norte de Achupallas, existe una evidente reducción de 24,8% pasando de 23909,7 a 5951,8 en 2024.

Respecto a los valores altos (0,1 unidades) para 2023 se concentran al Noroeste y sureste de las parroquias Cebadas y La Matriz de Guamote, al Norte de la parroquia Achupallas, para 2024 los puntos se concentran al noroeste de la parroquia Cebadas, se presenta un incremento de 159,8% pasando de 7687,2 a 12285,0 hectáreas. Finalmente, la superficie con valores muy altos (0,2) se

reduce en un 29,1 % pasando de 7052,8 a 2057,7 hectáreas y se concentran al noreste de la parroquia Cebadas.

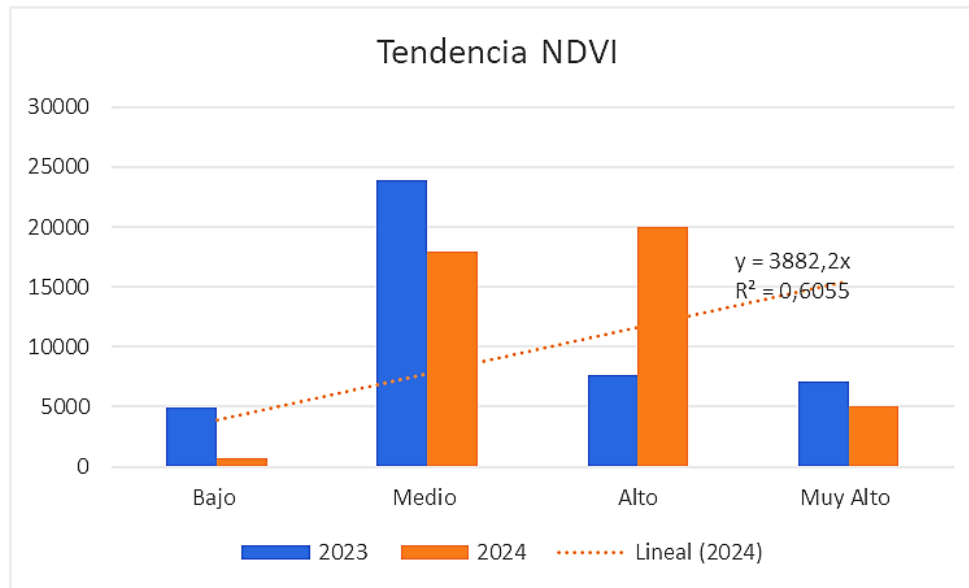
*Mapa 2: Evolución temporal del paramo*



*Fuente: Autores*

Los estudios han demostrado que los pastizales con alta diversidad a escala fina tienden a tener una productividad relativamente baja, lo que conduce a valores bajos de NDVI (Löfgren et al., 2018). Además, los valores de NDVI inferiores a 0 se han asociado con la degradación de los pastizales, lo que indica una tendencia negativa en la salud de los pastizales (Zhou & Li, 2021). Los valores moderados de NDVI suelen representar arbustos y pastizales, mientras que los valores altos indican una vegetación densa (Ólafsson & Roustá, 2021). Los pastizales con vegetación rala suelen tener valores de NDVI que oscilan entre 0,2 y 0,5, mientras que la vegetación densa tiene valores superiores a 0,5 (Cabello et al., 2021).

**Cuadro 1. Tendencia NDVI**



*Fuente: Autores*

La pendiente indica que, por cada unidad de aumento en “x” el valor de “y” aumenta en 388.2 unidades. Esta relación directa y positiva, infiere que a medida que incrementa también lo hace proporcionalmente. El coeficiente de determinación  $R^2$  de 0.6055 muestra que aproximadamente el 60.55% de la variabilidad en la variable dependiente “y” es explicada por la variabilidad en la variable independiente “x”.

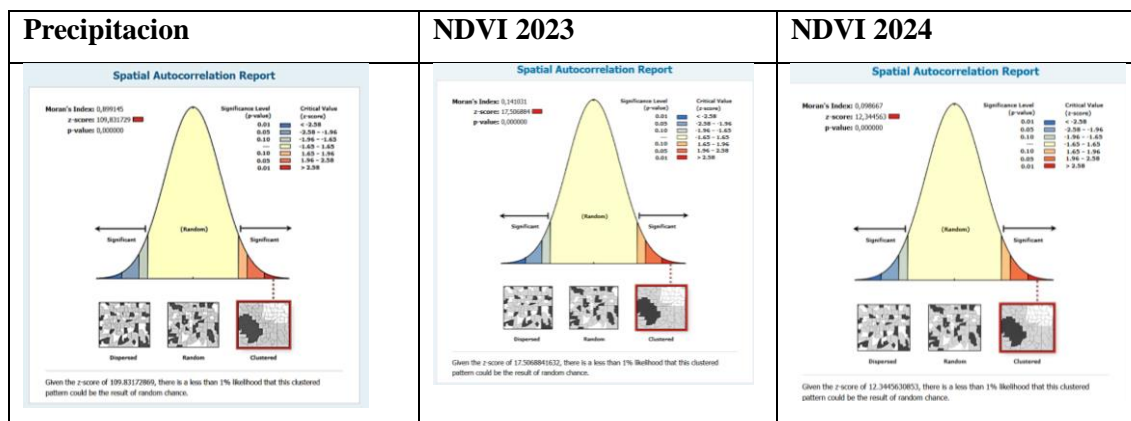
La tendencia creciente de los valores NDVI indica un aumento de la productividad de la vegetación y del verdor. La investigación ha mostrado sistemáticamente tendencias positivas en los valores de NDVI en diferentes ecosistemas y ubicaciones geográficas. Por ejemplo, estudios realizados en Alaska han revelado una fuerte tendencia positiva del NDVI en zonas frías de la tundra ártica (Verbyla, 2008). Del mismo modo, la investigación en el hemisferio norte ha demostrado tendencias positivas significativas en el NDVI promediado para las bandas de latitud por encima de  $35^\circ\text{N}$  (Slayback et al., 2002). Además, estudios realizados en la meseta tibetana y en la cuenca superior del Nilo Azul han informado de tendencias positivas en los valores del NDVI a lo largo de los años (Huang et al., 2019; Teferi et al., 2015).

Además, los estudios realizados en regiones como China, la provincia de Guizhou, Mongolia Interior y la región china del delta del río Perla han indicado tendencias crecientes en los valores de NDVI (Liu & Xin, 2021; Xue et al., 2023; Kang et al., 2021; Chen et al., 2022). Además, investigaciones en zonas como el Sahel, Rajastán occidental y la región de Gujarat en la India, así

como la cuenca del río Kaidu, han puesto de relieve cambios positivos en las tendencias del NDVI asociados a factores como el riego, la variabilidad climática y los cambios en el uso de la tierra (Horion et al., 2014; Sur et al., 2018; Zheng et al., 2022). Además, estudios en regiones como el Corredor de Hexi, en el noroeste de China, y África también han mostrado tendencias de reverdecimiento vinculadas a la variabilidad climática y las actividades humanas (Guan et al., 2018; Higginbottom & Symeonakis, 2020).

En este contexto se determina el índice espectral empleado tiene un buen desempeño para monitorear transiciones espacio temporales (Asam et al., 2018). Evidentemente existen cambios en el estado de la vegetación y cobertura de la tierra de los páramos de la microcuenca, famosos por su biodiversidad única, han experimentado cambios ambientales debido a la forestación, el cultivo y la agricultura (Buytaert et al., 2007; Gutiérrez et al., 2021). Estas modificaciones en el uso del suelo tienen implicaciones en el rendimiento hídrico, las propiedades del suelo y el comportamiento hidrológico de los ecosistemas de páramo (Buytaert et al., 2005; Montenegro-Díaz et al., 2019). Adicionalmente, estudios han examinado el impacto del cambio climático en los procesos de descomposición en el páramo andino, sugiriendo que el aumento de la temperatura del aire podría afectar las tasas de descomposición (Gutiérrez-Salazar & Medrano-Vizcaíno, 2019).

### Análisis de autocorrelación espacial con Moran's

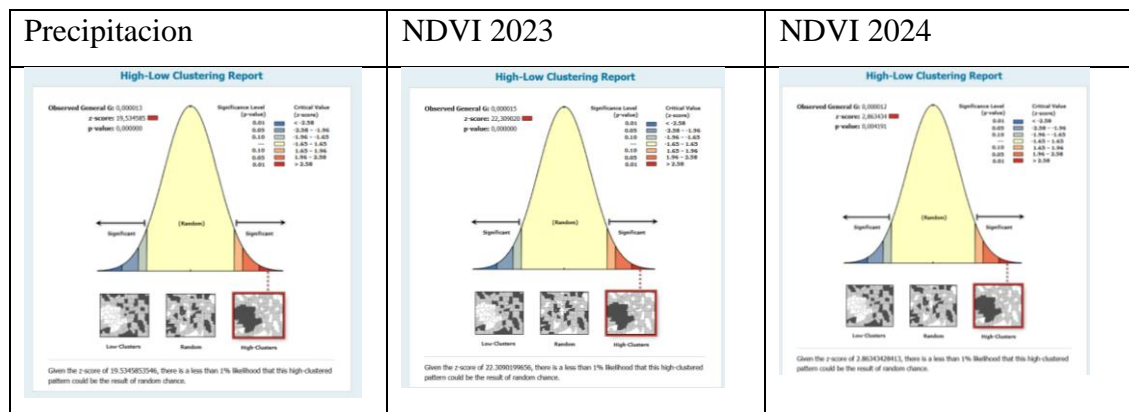


Existe suficiente evidencia estadística espacial para afirmar que los datos obtenidos de las capas raster de precipitación, NDVI 2023 y NDVI 2024 siguen un patrón de distribución agregada, es decir los individuos no están dispersos de manera uniforme, sino que forman grupos o clusters, que

pueden variar en tamaño y número, dependiendo del fenómeno en cuestión, y no son resultados de la casualidad, dada la puntuación obtenida de 109.8, 17.5 y 12.3 respectivamente.

### Concentración de valores altos - bajos

#### Resultados High/Low Clustering (Getis-Ord General G) (Spatial Statistics)



Existe un patrón significativo de agrupación de valores altos en el conjunto de datos, lo que indica que los valores altos no están distribuidos al azar, sino que se agrupan en ciertas áreas específicas para los valores de z con 19,5 para precipitación, 22,3 para NDVI 2023 y 2.8 para NDVI 2024, estos polígonos con valores altos indican que existen zonas con pastizales o pajonales con mejor actividad fotosintética, por lo que deberían ser conservados.

### Correlación de Spearman

La prueba de normalidad de Kolmogorov muestra que los datos no tienen una distribución normal, respecto a la correlación de spearman tenemos los siguientes resultados:

Cuadro 2: Coeficiente de correlación

		NDVI	PRECIPITACION
Rho de Spearman	Coeficiente de correlación	1,000	-,374**
	Sig. (bilateral) valor P	.	,000
	N	1725	1725

PRECIP ÍTACIO N	Coeficiente de correlación	-0,374**	1,000
	Sig. (bilateral)	,000	.
	N	1725	1725
**. La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).			

*Fuente: Autores*

El coeficiente rho de Spearman es de -0,374, lo que indica que la relación entre las variables es inversa y su grado bajo.

Daham et al. (2018) observaron que el NDVI y la precipitación exhiben una relación inversa, con la correlación negativa más alta observada en ciertas regiones. Del mismo modo, Yang et al. (2015) encontraron que el NDVI estaba significativamente correlacionado con la precipitación, especialmente a principios de la temporada de crecimiento. Esta relación no era tan pronunciada en la estación de crecimiento media o tardía, lo que indica una dependencia temporal. Además, Pei et al. (2021) informaron de una correlación negativa entre la precipitación acumulada y el NDVI máximo, lo que apoya aún más la influencia de la precipitación en la dinámica de la vegetación. También, Baniya et al. (2018) destacaron el papel de las variables climáticas, incluida la precipitación, en el impulso de los cambios en las tendencias del NDVI.

Mientras que algunos estudios, como (Ren et al., 2022), observaron respuestas más débiles del NDVI a la temperatura y la precipitación en ciertas estaciones, el consenso general de estudios como Sun & Qin (2016) y Bin et al. (2022) es que la precipitación desempeña un papel importante en la regulación de los cambios del NDVI.

## Conclusiones

La microcuenca exhibe una gran disminución en las áreas con bajos valores de NDVI, pasando de 4926,2 hectáreas en 2023 a solo 652,7 hectáreas en 2024, lo que sugiere una mejora en la cobertura vegetal o cambios favorables en el uso del suelo.

Las superficies con altos valores de NDVI han aumentado significativamente, de 7687,2 hectáreas en 2023 a 12285,0 hectáreas en 2024, indicando una mayor densidad de vegetación posiblemente debido a reforestación o condiciones climáticas favorables.

El análisis espacial muestra que tanto la precipitación como los valores de NDVI están distribuidos de manera agregada, formando clusters específicos, delimitando zonas con paramo denso y de mayor actividad fotosintética, información importante para los organismos gubernamentales y no gubernamentales para la planificación de conservación y manejo de recursos.

Se encontró una relación inversa significativa entre NDVI y precipitación, lo que indica que mayores niveles de precipitación no se traducen en un aumento en la densidad de la vegetación, ya que las plantas de páramo presentan características únicas, como una actividad fotosintética reducida y una pigmentación foliar distintiva. Estas características están influenciadas por las difíciles condiciones ambientales que se encuentran en los ecosistemas de páramo, incluidas las bajas temperaturas, las variaciones estacionales en las precipitaciones y los entornos de gran altitud.

## Referencias

1. Asam, S., Callegari, M., Matiu, M., Fiore, G., Gregorio, L., Jacob, A., ... & Notarnicola, C. (2018). Relationship between spatiotemporal variations of climate, snow cover and plant phenology over the alps—an earth observation-based analysis. *Remote Sensing*, 10(11), 1757. <https://doi.org/10.3390/rs10111757>
2. Baniya, B., Tang, Q., Huang, Z., Sun, S., & Techato, K. (2018). Spatial and temporal variation of ndvi in response to climate change and the implication for carbon dynamics in nepal. *Forests*, 9(6), 329. <https://doi.org/10.3390/f9060329>
3. Bhunia, G., Roy, S., & Shit, P. (2021). Spatio-temporal analysis of covid-19 in india – a geostatistical approach. *Spatial Information Research*, 29(5), 661-672. <https://doi.org/10.1007/s41324-020-00376-0>
4. Bin, X., Qi, B., Ji, K., Liu, Z., Deng, L., & Jiang, L. (2022). Emerging hot spot analysis and the spatial-temporal trends of ndvi in the jing river basin of china. *Environmental Earth Sciences*, 81(2). <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10175-5>
5. Buytaert, W., Iñiguez, V., & Bièvre, B. (2007). The effects of afforestation and cultivation on water yield in the andean páramo. *Forest Ecology and Management*, 251(1-2), 22-30. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.06.035>
6. Buytaert, W., Wyseure, G., Bièvre, B., & Deckers, J. (2005). The effect of land-use changes on the hydrological behaviour of histic andosols in south ecuador. *Hydrological Processes*, 19(20), 3985-3997. <https://doi.org/10.1002/hyp.5867>

7. Cabello, K., Germentil, M., Blanco, A., Macatulad, E., & Salmo, S. (2021). Post-disaster assessment of mangrove forest recovery in lawaan-balangiga, eastern samar using ndvi time series analysis. *Isprs Annals of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-3-2021, 243-250. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-v-3-2021-243-2021>
8. Calderón-Loor, M., Cuesta, F., Pinto, E., & Gosling, W. (2020). Carbon sequestration rates indicate ecosystem recovery following human disturbance in the equatorial andes. *Plos One*, 15(3), e0230612. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0230612>
9. Chen, S., Zhu, Z., Liu, X., & Li, Y. (2022). Variation in vegetation and its driving force in the pearl river delta region of china. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(16), 10343. <https://doi.org/10.3390/ijerph191610343>
10. Cutiupala, G. M. A., Lucio, M. V., Colcha, D. F. C., & Ramírez, M. B. B. (2023). Análisis del estado del suelo de los ríos Cebadas-Yasipan de la microcuenca del río Cebadas, provincia de Chimborazo. *Polo del Conocimiento: Revista científico-profesional*, 8(11), 112-125.
11. Daham, A., Han, D., Rico-Ramirez, M., & Marsh, A. (2018). Analysis of nvdi variability in response to precipitation and air temperature in different regions of iraq, using modis vegetation indices. *Environmental Earth Sciences*, 77(10). <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7560-x>
12. Ding, J. and Yu, D. (2014). Monitoring and evaluating spatial variability of soil salinity in dry and wet seasons in the werigan–kuqa oasis, china, using remote sensing and electromagnetic induction instruments. *Geoderma*, 235-236, 316-322. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.07.028>
13. Dobson, P. and Gelade, G. (2012). Exploring the roots of culture using spatial autocorrelation. *Cross-Cultural Research*, 46(2), 160-187. <https://doi.org/10.1177/1069397111430460>
14. Dormann, C., McPherson, J., Araújo, M., Bivand, R., Bolliger, J., Carl, G., ... & Wilson, R. (2007). Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data: a review. *Ecography*, 30(5), 609-628. <https://doi.org/10.1111/j.2007.0906-7590.05171.x>



15. Dray, S. (2011). A new perspective about moran's coefficient: spatial autocorrelation as a linear regression problem. moran系数的新视角：空间自相关视为线性回归问题. *Geographical Analysis*, 43(2), 127-141. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2011.00811.x>
16. Fick, s. e., & Hijmans, R. J. (2017). WorldClim 2: New 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 37(12), 4302-4315. <https://doi.org/10.1002/joc.5086>
17. Guan, Q., Yang, L., Pan, N., Lin, J., Xu, C., Wang, F., ... & Liu, Z. (2018). Greening and browning of the hexi corridor in northwest china: spatial patterns and responses to climatic variability and anthropogenic drivers. *Remote Sensing*, 10(8), 1270. <https://doi.org/10.3390/rs10081270>
18. Guerrero-Casado, J. and Zambrano, R. (2020). The worrisome conservation status of ecosystems within the distribution range of the spectacled bear *tremarctos ornatus* (mammalia: carnivora: ursidae) in ecuador. *Journal of Threatened Taxa*, 12(10), 16204-16209. <https://doi.org/10.11609/jott.5517.12.10.16204-16209>
19. Gutiérrez, S., Rivera, I., Torrez, M., Ocaña, E., Rowe, E., & Ochoa-Tocachi, B. (2021). Effects of agriculture and seasonality on the soil hydrophysical properties of high-andean dry páramo grasslands.. <https://doi.org/10.22541/au.162695885.59250160/v1>
20. Gutiérrez-Salazar, P. and Medrano-Vizcaíno, P. (2019). The effects of climate change on decomposition processes in andean paramo ecosystem—synthesis, a systematic review. *Applied Ecology and Environmental Research*, 17(2), 4957-4970. [https://doi.org/10.15666/aeer/1702\\_49574970](https://doi.org/10.15666/aeer/1702_49574970)
21. Hansen, J., Ruedy, R., Sato, M. K. I., & Lo, K. (2002). Global warming continues. *Science*, 295(5553), 275-275.
22. Higginbottom, T. and Symeonakis, E. (2020). Identifying ecosystem function shifts in africa using breakpoint analysis of long-term ndvi and rue data. *Remote Sensing*, 12(11), 1894. <https://doi.org/10.3390/rs12111894>
23. Horion, S., Fensholt, R., Tagesson, T., & Ehammer, A. (2014). Using earth observation-based dry season ndvi trends for assessment of changes in tree cover in the sahel. *International Journal of Remote Sensing*, 35(7), 2493-2515. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.883104>

24. Hossain, F., Das, P., Srinivasan, M., Tsonetos, V., Oaida, C., Nickles, C., ... & Pavelsky, T. (2022). Building user-readiness for satellite earth observing missions: the case of the surface water and ocean topography (swot) mission. *Agu Advances*, 3(6). <https://doi.org/10.1029/2022av000680>
25. Huang, X., Zhang, T., Yi, G., He, D., Zhou, X., Li, J., ... & Miao, J. (2019). Dynamic changes of ndvi in the growing season of the tibetan plateau during the past 17 years and its response to climate change. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(18), 3452. <https://doi.org/10.3390/ijerph16183452>
26. Illarionova, S., Nesteruk, S., Shadrin, D., Ignatiev, V., Pukalchik, M., & Oseledets, I. (2021). Mixchannel: advanced augmentation for multispectral satellite images. *Remote Sensing*, 13(11), 2181. <https://doi.org/10.3390/rs13112181>
27. Ivushkin, K., Bartholomeus, H., Bregt, A., & Pulatov, A. (2017). Satellite thermography for soil salinity assessment of cropped areas in uzbekistan. *Land Degradation and Development*, 28(3), 870-877. <https://doi.org/10.1002/ldr.2670>
28. Kabetta, H. (2020). Chlorophyll segmentation of satellite image with region-based active contours.. <https://doi.org/10.31227/osf.io/mvdaq>
29. Kang, Y., Guo, E., Wang, Y., Bao, Y., & Mandula, N. (2021). Monitoring vegetation change and its potential drivers in inner mongolia from 2000 to 2019. *Remote Sensing*, 13(17), 3357. <https://doi.org/10.3390/rs13173357>
30. Kattan, G., Hernández, O., Goldstein, I., Rojas, V., Murillo, O., Gómez, C., ... & Cuesta, F. (2004). Range fragmentation in the spectacled bear *tremarctos ornatus* in the northern andes. *Oryx*, 38(2), 155-163. <https://doi.org/10.1017/s0030605304000298>
31. Lettenmaier, D., Alsdorf, D., Dozier, J., Huffman, G., Pan, M., & Wood, E. (2015). Inroads of remote sensing into hydrologic science during the wr era. *Water Resources Research*, 51(9), 7309-7342. <https://doi.org/10.1002/2015wr017616>
32. Li, G., Yu, L., Liu, T., Bao, Y., Yu, J., Xin, B., ... & Zhang, S. (2023). Spatial and temporal variations of grassland vegetation on the mongolian plateau and its response to climate change. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 11. <https://doi.org/10.3389/fevo.2023.1067209>
33. Liu, X. and Xin, L. (2021). China's deserts greening and response to climate variability and human activities. *Plos One*, 16(8), e0256462. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256462>

34. Löfgren, O., Prentice, H., Moeckel, T., Schmid, B., & Hall, K. (2018). Landscape history confounds the ability of the ndvi to detect fine-scale variation in grassland communities. *Methods in Ecology and Evolution*, 9(9), 2009-2018. <https://doi.org/10.1111/2041-210x.13036>
35. Lücking, R., Dal-Forno, M., Sikaroodi, M., Gillevet, P., Bungartz, F., Moncada, B., ... & Lawrey, J. (2014). A single macrolichen constitutes hundreds of unrecognized species. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(30), 11091-11096. <https://doi.org/10.1073/pnas.1403517111>
36. Montenegro-Díaz, P., Ochoa-Sánchez, A., & Célleri, R. (2019). Impact of tussock grasses removal on soil water content dynamics of a tropical mountain hillslope. *Ecohydrology*, 12(8). <https://doi.org/10.1002/eco.2146>
37. Ólafsson, H. and Rousta, I. (2021). Influence of atmospheric patterns and north atlantic oscillation (nao) on vegetation dynamics in iceland using remote sensing. *European Journal of Remote Sensing*, 54(1), 351-363. <https://doi.org/10.1080/22797254.2021.1931462>
38. Ortega-Andrade, H., Prieto-Torres, D., Gómez-Lora, I., & Lizcano, D. (2015). Ecological and geographical analysis of the distribution of the mountain tapir (tapirus pinchaque) in ecuador: importance of protected areas in future scenarios of global warming. *Plos One*, 10(3), e0121137. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0121137>
39. Pei, F., Zhou, Y., & Xia, Y. (2021). Application of normalized difference vegetation index (ndvi) for the detection of extreme precipitation change. *Forests*, 12(5), 594. <https://doi.org/10.3390/f12050594>
40. Pujianto, M., Raharjo, M., & Nurjazuli, N. (2020). Spatial pattern analysis on dengue hemorrhagic fever (dhf) disease in tanjung emas port area using moran index. *International Journal of Environment Agriculture and Biotechnology*, 5(2), 403-408. <https://doi.org/10.22161/ijels.52.11>
41. Puspita, M. (2024). Analysis of the spread of dengue hemorrhagic fever with the moran index (case study of sukoharjo regency in 2019). *Iop Conference Series Earth and Environmental Science*, 1314(1), 012071. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1314/1/012071>
42. Pyrcz, T., Clavijo, A., Uribe, S., Marín, M., Álvarez, C., & Zubek, A. (2016). Páramo de belmira as an important centre of endemism in the northern colombian andes: new evidence

- from pronophilina butterflies (lepidoptera: nymphalidae, satyrinae, satyrini). *Zootaxa*, 4179(1). <https://doi.org/10.11646/zootaxa.4179.1.3>
43. Qiu, B., Zhou, M., Qiu, Y., Liu, S., Ou, G., Ma, C., ... & Li, S. (2022). An integrated spatial autoregressive model for analyzing and simulating urban spatial growth in a garden city, china. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(18), 11732. <https://doi.org/10.3390/ijerph191811732>
44. Rada, F., Azócar, A., & Rojas-Altuve, A. (2012). Water relations and gas exchange in *coespeletia moritziana* (sch. bip) cuatrec., a giant rosette species of the high tropical andes. *Photosynthetica*, 50(3), 429-436. <https://doi.org/10.1007/s11099-012-0050-6>
45. Reineremann, S., Asam, S., & Kuenzer, C. (2020). Remote sensing of grassland production and management—a review. *Remote Sensing*, 12(12), 1949. <https://doi.org/10.3390/rs12121949>
46. Ren, Y., Liu, J., Liu, S., Wang, Z., Liu, T., & Shalamzari, M. (2022). Effects of climate change on vegetation growth in the yellow river basin from 2000 to 2019. *Remote Sensing*, 14(3), 687. <https://doi.org/10.3390/rs14030687>
47. Rodríguez, D., Reyes, A., Gallegos-Sánchez, S., Reyes-Amaya, N., Gutiérrez, J., Suárez, R., ... & Prieto, F. (2019). Northernmost distribution of the andean bear (*tremarctos ornatus*) in south america, and fragmentation of its associated andean forest and paramo ecosystems. *Therya*, 10(2), 161-170. <https://doi.org/10.12933/therya-19-756>
48. Slayback, D., Pinzón, J., Los, S., & Tucker, C. (2002). Northern hemisphere photosynthetic trends 1982–99. *Global Change Biology*, 9(1), 1-15. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.2003.00507.x>
49. Stankov, U. and Dragicevic, V. (2015). Changes in the spatial pattern of net earnings: evidence from serbia. *Acta Oeconomica*, 65(3), 351-365. <https://doi.org/10.1556/032.65.2015.3.1>
50. Sun, J. and Qin, X. (2016). Precipitation and temperature regulate the seasonal changes of ndvi across the tibetan plateau. *Environmental Earth Sciences*, 75(4). <https://doi.org/10.1007/s12665-015-5177-x>
51. Sur, K., Dave, R., & Chauhan, P. (2018). Spatio - temporal changes in ndvi and rainfall over western rajasthan and gujarat region of india. *Journal of Agrometeorology*, 20(3), 189-195. <https://doi.org/10.54386/jam.v20i3.541>

52. Teferi, E., Uhlenbrook, S., & Bewket, W. (2015). Inter-annual and seasonal trends of vegetation condition in the upper blue Nile (Abay) basin: dual-scale time series analysis. *Earth System Dynamics*, 6(2), 617-636. <https://doi.org/10.5194/esd-6-617-2015>
53. Tenelanda, D., Crespo, P., & Mosquera, G. (2018). Umbrales en la respuesta de humedad del suelo a condiciones meteorológicas en una ladera altoandina. *Maskana*, 9(2), 53-65. <https://doi.org/10.18537/mskn.09.02.07>
54. Valencia, J., Lassaletta, L., Velázquez, E., Nicolau, J., & Gómez-Sal, A. (2012). Factors controlling compositional changes in a northern Andean páramo (La Rusia, Colombia). *Biotropica*, 45(1), 18-26. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2012.00895.x>
55. Vega-Polo, P., Argudo, A., Gutierrez, B., Rowntree, J., & Torres, M. (2020). Characterizing the genetic diversity of the Andean blueberry (*Vaccinium floribundum* Kunth.) across the Ecuadorian highlands. *Plos One*, 15(12), e0243420. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0243420>
56. Verbyla, D. (2008). The greening and browning of Alaska based on 1982–2003 satellite data. *Global Ecology and Biogeography*, 17(4), 547-555. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2008.00396.x>
57. Wang, J., Lee, K., & Kwan, M. (2018). Environmental influences on leisure-time physical inactivity in the U.S.: an exploration of spatial non-stationarity. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(4), 143. <https://doi.org/10.3390/ijgi7040143>
58. Xue, X., Wang, Z., & Hou, S. (2023). NDVI-based vegetation dynamics and response to climate changes and human activities in Guizhou Province, China. *Forests*, 14(4), 753. <https://doi.org/10.3390/f14040753>
59. Yang, Y., Zhao, C., Han, M., Li, Y., & Yang, R. (2015). Temporal patterns of shrub vegetation and variation with precipitation in Gurbantunggut Desert, Central Asia. *Advances in Meteorology*, 2015, 1-11. <https://doi.org/10.1155/2015/157245>
60. Zhang, B., Wu, Y., Zhao, B., Chanussot, J., Hong, D., Yao, J., ... & Gao, L. (2022). Progress and challenges in intelligent remote sensing satellite systems. *Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 1814-1822. <https://doi.org/10.1109/jstars.2022.3148139>

61. Zheng, L., Xing, K., Li, J., & Liu, S. (2022). Vegetation dynamics and its response to drought in the kaidu river basin during 2000-2018.. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1896849/v1>
62. Zhou, S. and Li, P. (2021). Applying bayesian belief networks to assess alpine grassland degradation risks: a case study in northwest sichuan, china. *Frontiers in Plant Science*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.773759>
63. Zhu, L., Suomalainen, J., Liu, J., Hyypä, J., Kaartinen, H., & Haggrén, H. (2018). A review: remote sensing sensors.. <https://doi.org/10.5772/intechopen.71049>

© 2024 por los autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).