

Análisis multitemporal de los índices vegetativos e hidrológicos del embalse de Chingaza

Multitemporal analysis of vegetative and hydrological indices of the Chingaza reservoir.

José Roncancio Barragan ^a, Laura Mercedes Arteaga Rojas ^b Sergio González Gil ^c

^a *Estudiente de Ingeniería de Sistemas, Facultad de Ingeniería, Politecnico Gran Colombiano, Bogotá D.C, Cundinamarca, Colombia.*

^b *Magister, Facultad de Ingeniería, Politecnico Gran Colombiano, Bogotá D.C, Cundinamarca, Colombia.*

^c *Magister, Facultad de Ingeniería, UNIMINUTO, Bogotá D.C, Cundinamarca, Colombia*

Resumen

El cambio climático ha provocado transformaciones significativas en las condiciones hídricas del embalse de Chingaza y su relación con factores climáticos y ambientales. Esta investigación se enfoca en el uso de tecnologías aeroespaciales, el monitoreo ambiental mediante teledetección satelital y el análisis de datos geospaciales para examinar patrones y tendencias. El estudio enfatiza la importancia del embalse de Chingaza como una fuente de agua crucial para millones de personas en la ciudad de Bogotá, que actualmente enfrenta racionamientos diarios de agua. La correlación entre NDVI (Índice de Vegetación Normalizada) y temperatura muestra un coeficiente de determinación (R^2) de 0.2531, indicando que el 25.31% de la variabilidad en la temperatura puede ser explicada por el NDVI. Esto sugiere una correlación positiva moderada entre NDVI y temperatura, con un valor p de 0.0001, lo que indica una significancia estadística muy alta. En cuanto a la correlación entre NDWI y temperatura, se observó un R^2 de 0.2150, sugiriendo también una correlación positiva moderada, con un valor p de 0.0005. Las predicciones para los años 2026, 2036 y 2046 indican una tendencia decreciente en la vegetación y la humedad superficial, sugiriendo una posible desertificación y pérdida de biodiversidad. Estos resultados subrayan la necesidad urgente de implementar medidas de conservación para mitigar estos efectos negativos y proteger el ecosistema en la región.

Palabras clave: Datos Climáticos, Embalse de Chingaza, NDVI, NDWI, Análisis Geoespacial y Teledetección ambiental

Abstract

Climate change has caused significant transformations in the water conditions of the Chingaza reservoir and its relationship with climatic and environmental factors. This research focuses on the use of aerospace technologies, environmental monitoring through satellite remote sensing, and geospatial data analysis to examine patterns and trends. The study emphasizes the importance of the Chingaza reservoir as a crucial water source for millions of people in the city of Bogotá, which is currently facing daily water rationing. The correlation between NDVI and temperature shows a determination coefficient (R^2) of 0.2531, indicating that 25.31% of the variability in temperature can be explained by NDVI. This suggests a moderate positive correlation between NDVI and temperature, with a p-value of 0.0001, indicating very high statistical significance. Regarding the correlation between NDWI and temperature, an R^2 of 0.2150 was observed, also suggesting a moderate positive correlation, with a p-value of 0.0005. Predictions for the years 2026, 2036, and 2046 indicate a decreasing trend in vegetation and surface moisture, suggesting possible desertification and biodiversity loss. These results underline the urgent need to implement conservation measures to mitigate these negative effects and protect the ecosystem in the region.

Keywords: Climatic Data, Chingaza Reservoir, NDVI, NDWI, Geospatial Analysis, Environmental Remote Sensing

*Autor para la correspondencia: larteagaa@poligran.edu.co

Correo electrónico: jdroncancio@poligran.edu.co (José Roncancio), larteagaa@poligran.edu.co Gabriela Sánchez-Manríquez), segonzalez@uniminuto.edu (Sergio Gonzales Gil).

1. Introducción

El Acueducto de Bogotá ha hecho un llamado a la ciudadanía a tomar conciencia sobre la gravedad de la situación hídrica. Las imágenes compartidas muestran un embalse de Chingaza cada vez más árido, una señal alarmante de la escasez de agua que amenaza a la región. En 1992, el fenómeno del Niño provocó cortes de agua y energía de hasta 8 horas, e incluso se llegó a bombardear las nubes para inducir la lluvia. El enfoque de este proyecto de investigación es el análisis de datos recopilados en 2019 (Acueducto, 2023). El propósito del análisis es investigar cómo ha cambiado la situación hídrica y cómo se relaciona con los factores climáticos. Además, se busca identificar patrones, tendencias y posibles escenarios futuros utilizando el modelo de aprendizaje automático, modelos estadísticas de coeficiente de regresión lineal en relación con la dispersión de datos. (Avtar et al., 2014a; Sanjay Wagh et al., 2019; Suárez et al., 2017)

En diferentes estudios realizados en el contexto de los cuerpos de agua, se han utilizado metodologías que combinan la teledetección satelital y el análisis de datos geoespaciales. Uno de esos estudios es el puerto de Nueva York presenta un desafío para la teledetección debido a su hidrografía compleja y la fuerte influencia de las mareas. La necesidad de monitorear la calidad del agua en esta región es crucial para evaluar la eficacia de las medidas de reducción de la contaminación y garantizar la salud del ecosistema acuático. (Hellweger et al., 2004) Los métodos usados fueron comparar los datos terrestres de la Encuesta de Calidad del Agua del Puerto de Nueva York con imágenes de los sensores Landsat Thematic Mapper (TM) y Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS). Se emplearon análisis espaciales promediados en el tiempo para correlacionar las medidas de turbidez y la concentración de clorofila a con las reflectancias medidas por los sensores satelitales. (Hellweger et al., 2004)

En el estudio se utilizaron algoritmos y modelos basados en imágenes de Landsat TM y MODIS de Terra. Con Landsat TM, se logró correlacionar la turbidez determinada a partir de la profundidad de Secchi con la reflectancia roja en las regiones afectadas por los sedimentos del río Hudson. Además, la reflectancia roja se utilizó para identificar y cartografiar columnas de turbidez causadas por la escorrentía de lluvia y/o la resuspensión de mareas vivas en la bahía de Newark. También se encontró una correlación significativa entre la concentración de clorofila a y la relación entre la reflectancia verde y roja en el East River y Long Island Sound. Por otro lado, las estimaciones de clorofila a realizadas con el sensor MODIS de Terra no mostraron correlación con las observaciones terrestres y estuvieron sesgadas hacia valores bajos, resultando en una utilidad limitada para el puerto de Nueva York. (Hellweger et al., 2004)

En el estudio se encontró una correlación significativa ($R^2 = 0.85$) entre la turbidez determinada a partir de la profundidad de Secchi y la reflectancia roja del Landsat TM en las áreas afectadas por los sedimentos del río Hudson, además de que la reflectancia roja del Landsat TM fue útil

para identificar y cartografiar aumentos de turbidez en la bahía de Newark. En cuanto a la clorofila a, su concentración se correlacionó con la relación entre la reflectancia verde y roja del Landsat TM en el East River y Long Island Sound ($R^2 = 0.78$). Sin embargo, las estimaciones de clorofila a realizadas con MODIS de Terra no fueron fiables debido a su baja correlación con las observaciones terrestres. (Hellweger et al., 2004)

Otra revisión bibliográfica que fundamenta el presente estudio se realiza en la provincia de Zhejiang, China, La monitorización de la calidad del agua en cuerpos de agua continentales, como ríos y embalses, presenta desafíos debido a la variabilidad de las fuentes de contaminación y la falta de modelos de inversión genéricos que puedan aplicarse a diferentes aguas interiores. Este estudio aborda estos desafíos utilizando datos satelitales y técnicas de aprendizaje automático para crear modelos de inversión genéricos aplicables a las aguas interiores de Zhejiang Province, China. (Zhao et al., 2024)

Los métodos que se usaron con los datos de las imágenes satelitales de Sentinel-2 y datos in situ de 311 estaciones de monitoreo automático para construir un gran volumen de coincidencias entre los espectros de agua derivados del satélite y las concentraciones de parámetros de calidad del agua. Se aplicó un algoritmo de árboles de aumento de gradiente extremo (XGBoost) para desarrollar modelos de inversión de calidad del agua, que incluyen cinco parámetros: índice de permanganato (CODMn), nitrógeno total (TN), fósforo total (TP), nitrógeno amoniacal (NH₃-N) y turbidez (TUB). Los algoritmos y modelos son: el modelo de inversión desarrollados con el algoritmo XGBoost mostraron un rendimiento robusto en un conjunto de datos independiente, con coeficientes de correlación (r) de 0.74, 0.79, 0.84, 0.72, y 0.87, y errores cuadrados medios (RMSE) de 0.73 mg/L, 0.56 mg/L, 0.18 mg/L, 0.24 mg/L, y 0.29 NTU para CODMn, TN, TP, NH₃-N, y TUB, respectivamente. Comparaciones entre los valores recuperados por satélite y los observados in situ mostraron buena consistencia en distribuciones espaciales y temporales.

Los resultados fueron que al aplicar estos modelos a las aguas interiores de Zhejiang Province, se obtuvieron distribuciones mensuales de los parámetros de calidad del agua con una resolución de 10 m. Los patrones indicaron valores elevados en las regiones aguas abajo y valores disminuidos en las áreas aguas arriba. Los embalses mostraron buena calidad de agua en general, aunque algunas variaciones temporales en los valores promedio de los embalses y los valores en sitios específicos mostraron tendencias opuestas. Estos hallazgos proporcionan una referencia práctica para la construcción de modelos de inversión satelitales y un soporte técnico robusto para la vigilancia dinámica de la calidad del agua interior mediante teledetección. (Zhao et al., 2024)

El último estudio revisado y que es fundamental para la presente investigación, se llevó a cabo en seis turberas de Finlandia, el estudio aborda la necesidad de monitorear los cambios hidrológicos en turberas después de la restauración, un proceso crucial para revertir la degradación causada por el drenaje para la silvicultura y otras actividades. Sin embargo,

hay pocos estudios que cuantifiquen estos cambios utilizando modelos basados en teledetección.

El enfoque combina datos ópticos (Sentinel-2 y Landsat 7-9) y radar (Sentinel-1) para modelar los cambios espaciotemporales en la tabla de agua (WT) de turberas boreales en el norte de Finlandia. Se utilizaron datos de campo medidos en once turberas (seis restauradas y cinco de control) y se procesaron utilizando el servidor de Google Earth Engine. Se construyó un modelo de regresión de bosque aleatorio para predecir la WT a partir de las características de las imágenes satelitales. Para evaluar los cambios espaciotemporales, se elaboraron mapas representativos de situaciones antes y después de la restauración, para condiciones de agua alta en principios de verano y de agua baja a mediados del verano. (Isoaho et al., 2024)

Se empleó un modelo de regresión de bosque aleatorio, calibrado con datos medidos de WT como variable dependiente y características de imágenes satelitales como variables independientes. El modelo tuvo un ajuste relativamente bueno ($R^2 = 0.71$, RMSE = 6.01 cm). Los datos ópticos y de radar se integraron para mejorar la precisión del modelo. (Isoaho et al., 2024)

Los mapas de WT mostraron que los cambios post-restauración no fueron uniformes, concentrándose cerca de las medidas de restauración. La prueba de bootstrap mostró que el WT aumentó más en las áreas restauradas (4.7-8.8 cm) que en las áreas de control (0.1-5.2 cm). Estos resultados indican que el impacto de la restauración en la hidrología superficial puede cuantificarse con imágenes satelitales multi-sensor y un enfoque de aprendizaje automático en turberas sin árboles. (Isoaho et al., 2024).

Las imágenes por satélite son una valiosa herramienta para seguir el desarrollo de ciudades y zonas urbanas, también permiten analizar su impacto en el flujo de agua el área de estudio es el embalse de Chingaza, se analiza su impacto en el flujo de agua del embalse, estos datos aportan sobre el tamaño y la forma de las ciudades, y su influencia en el entorno natural y climático.

El uso sostenible de los recursos hídricos del embalse de Chingaza, es hoy una preocupación creciente del racionamiento de agua de la región que abastece agua el embalse y su papel clave en la regulación del clima, por ello se requieren herramientas eficaces para vigilar y gestionar el estado ecológico del embalse Chingaza. Para ello, se han desarrollado una serie de soluciones que utilizan tecnologías de análisis de datos geospaciales. (Ghansah et al., 2022; Li et al., 2020a)

Es importante destacar que una de las ciudades que mayor se abastece de agua es la ciudad de Bogotá y parte de los municipios de Madrid y Funza, zonas que se vieron afectadas por el racionamiento de agua para el presente análisis multitemporal de los cambios vegetativos e hidrológicos en respuesta a las variables meteorológicas del embalse de Chingaza. La necesidad de investigar estos cambios radica en su impacto potencial en el uso del embalse para suministrar el servicio público de agua. Por tal motivo, la hipótesis planteada hace referencia a cómo un análisis multitemporal permite determinar los cambios vegetativos e hidrológicos del embalse de Chingaza, por lo cual esta investigación tuvo

como objetivo realizar un análisis multi-temporal del comportamiento de la vegetación e hidrológico del embalse, con el uso de sensores remotos para monitorear las respuestas del embalse de acuerdo con las variaciones climáticas.

De la Figura 1 se puede observar el color rojo es la sequía del suelo que provoca el clima, y

la situación del suministro de agua en Bogotá, la capital colombiana, es crítica y requiere una atención inmediata. A pesar de las recientes precipitaciones, los embalses muestran niveles preocupantemente bajos, como lo evidencia el estado del embalse de Chingaza, según el informe del 24 de abril. (Acueducto, 2023)

Aunque se ha observado una ligera mejoría en los porcentajes de llenado diario, aún estamos lejos de alcanzar la capacidad deseada del 20.13%. Estos desafíos reflejan los impactos del cambio climático en nuestras grandes ciudades, subrayando la necesidad urgente de investigaciones para comprender la gravedad de estos fenómenos y poder desarrollar predicciones precisas. (Sabogal Velez et al., 2023).

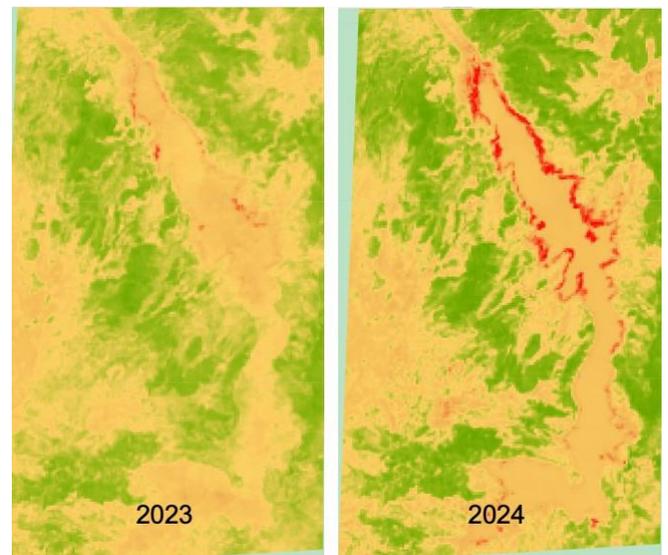


Figura 1: Cambios Vegetativos e Hidrológicos del embalse de Chingaza del año 2023 hasta el año 2024

La adquisición y procesamiento de datos satelitales del reservorio de agua (regulador del clima). Por lo tanto, el uso de métodos de clasificación y aprendizaje no supervisado, permitieron consolidar, analizar y predecir datos vegetativos para los años 2026, 2036 y 2046 en respuesta a los datos climáticos del puerto.

2. Materiales y Método

Para comprender el análisis del territorio se hizo usaron imágenes satélites, que permitieron identificar variables y realizar un análisis a través del procesamiento digital de las condiciones del territorio (Cuellar & Perez, 2023; Li et al., 2020b), por lo cual el área de estudio abordado en este artículo se enfocó en el embalse de Chingaza.

El modelo de análisis multitemporal de vegetación se describe bajo tres fases, Figura 2, la primera fase es la adquisición de los datos de acuerdo con el área de estudio, la

segunda se es el procesamiento y correlación de los datos fenológicos del data set de las imágenes de los satélites Landsat 5, 7 y 8 con los resultados data set de imágenes del satélite IDAOH meteorológicos y la última fase es el análisis de los datos y visualización, aplicando modelos de predicción.



Figura 2: Modelo de análisis multitemporal de vegetación

En la primera fase se adquirieron las coordenadas en el polígono del Embalse de Chingaza. En la Tabla 1 se representan las Coordenadas, usando el Geoportal (GEE) Google Earth Engine (<https://code.earthengine.google.com/>) que aloja un data set de imágenes captadas por diferentes satélites, almacenados en el servidor de GEE contiene la interfaz de JavaScript que proporciona información de diferentes bandas, entre esas, las infrarrojas (SWIR), las rojas (NIR) y entre otras. Permitiendo, combinarse entre sí obteniendo índices de vegetación como NDVI, EVI, SAVI mensuales desde 1984 hasta 2023. Ver tabla 1.

Tabla 1: Coordenadas del Embalse de Chingaza

Lugar	Coordenadas	
	Latitud	Longitud
Embalse de Chingaza	4.520277889	-73.740036

Es relevante, tener en cuenta los datos meteorológicos del embalse debido a que la vegetación y el agua pueden cambiar sus condiciones, a causa de la temperatura y precipitaciones del ambiente.

Para la selección de las imágenes anuales se usaron desde el año 1984 hasta el año 2023, se tiene en cuenta la cantidad de nubosidad de un 30%. Sin embargo, las imágenes de 1985, 1988, 1992, 1994, 2010 y 2018, son imágenes con una nubosidad mayor al 50% por esta razón no se tuvieron en cuenta para el procesamiento y cálculo de los índices.

Los datos de satélite obtenidos que se procesan y codifican de acuerdo con los índices calculados de vegetación normalizada, vegetación mejorado, Índice de vegetación ajustado por suelo, que se relacionan con los datos de temperatura y de precipitaciones.

La segunda fase, fue el tratamiento de los datos satelitales, se realizó procesando un total de 33 escenas de los satélites Landsat 5, 7 y 8, aplicando técnicas estándar de procesamiento de imágenes, como la mejora de contraste, la selección de áreas de interés y la ecualización de histogramas para mejorar la calidad visual. Debido a la cobertura temporal limitada de las imágenes de Landsat, se seleccionaron datos satelitales de acuerdo con el año de monitoreo de cada satélite. Esto asegura que las imágenes multispectrales puedan ser visualizadas.

También se normalizan y relacionan con los datos de precipitación, y temperatura, utilizando el entorno de servidor de Google Earth Engine (GEE), que opera mediante la interfaz de JavaScript. Esto permite que la recopilación y el alojamiento de datos meteorológicos de cada uno de los años soporte el resultado de los datos vegetativos bajos o altos.

Los datos adquiridos de los satélites MODIS y del satélite IDAHO, desde 1984 hasta 2023 del Puerto se obtuvieron promediando las precipitaciones y la temperatura de cada uno de los 12 meses de cada año, utilizados para controlar los cambios de los índices de vegetación, con respecto a los resultados de las variables climáticas.

La tercera fase, fueron los algoritmos usados para determinar el comportamiento fenológico del ecosistema terrestre, se han desarrollado varios índices que emplean diferentes bandas de longitud de onda obtenidas de imágenes satelitales. Para este estudio se destacan los índices de NDVI, que son dependientes de las condiciones del áreas de estudio, permitiendo identificar la relación normalizada del rojo. Los métodos usados para identificar las propiedades de reflectancia espectral de la vegetación. (Avtar et al., 2014b). Observar Ecuaciones 1.

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

Las bandas de reflectancia espectral: RED (rojo), GREEN (verde), BLUE (reflectancia azul), G (ganancia de 2.5), C1 y C2 (Coeficientes de aerosol en la corrección atmosférica), L (Valor de Ajuste al Suelo) y NIR (infrarrojo).

El seguimiento operativo de la vegetación y su respuesta a los cambios meteorológicos que implica el uso de índices de vegetación en relación a los datos climáticos, han demostrado que los índices de vegetación derivados de datos satelitales revelan estimaciones. La información de las variaciones del NDVI, SAVI y EVI estaban significativamente relacionadas con la temperatura y precipitaciones. (Avtar et al., 2014a, 2022a). En tres etapas de los cambios fenológicos : (1) la variación temporal de los índices de vegetación basados en los datos de los satélites Landsat y Sentinel -2 , así como los cambios en las precipitaciones y temperatura del puerto con el satélite MODIS e IDOH; (2) comparar las relaciones entre el NDVI, EVI y SAVI con los datos de temperatura y precipitaciones; y (3) modelo coeficiente de regresión lineal de los índices NDVI (índice de vegetación de diferencia)NDWI (índice normalizado de agua). (Avtar et al., 2022b) (Hellweger et al., 2004; Isoaho et al., 2024; Zhao et al., 2024)

Después de obtener el data set de los datos vegetativos y meteorológicos como se observa en la Figura 3 , se implementó el algoritmo para el procesamiento de los datos, permitiendo la comparación entre ellos, de acuerdo con el coeficiente de regresión lineal por cada dato adquirido.

```

Algoritmo I. Adquisición y procesamiento de imagen
Precondición:
1 declarar polígono de interés
2 declarar variables de nubosidad
3 declarar año
4 declarar bandas
5 declarar temperatura
6 declarar precipitaciones
7 crear grafico de índices
8 crear crea mapa
9 función: adquisición
10 clasifica bandas por series temporales
11 crea probabilidades
Imprime bandas
12 fin función
13 función: procesamiento
14 descargar datos
15 calcula índices
16 clasificación por tipo de índices
17 crear promedio de los índices
compara índices por años
calcula coeficiente de regresión lineal
18 crea grafico de comparación
imprime mapa
19 retornar
20 fin función
21 función temperatura
22 descargar datos
23 compara temperaturas anuales
calcula coeficiente de regresión lineal
imprime grafico
22 retornar
23 fin función
24 función precipitaciones
descargar datos
compara precipitaciones anuales calcula coeficiente de regresión lineal imprime grafico
29 fin función
30 función estadística NDVI, EVI & SAVI Calcular regresión lineal
Calcular desviación estándar
Calcular error cuadrático medio y error absoluto medio
Calcular Predicciones
Imprimir grafico 36 fin función
    
```

Figura 3: Pseudocódigo de la adquisición y procesamiento de imagen

La última fase del modelo, correspondió al análisis y predicciones de los datos adquiridos y procesados como se observa en la Figura 4, se correlacionan los datos fenológicos con los datos meteorológicos determinando cambios de acuerdo con los fenómenos meteorológicos a lo largo de los años 1984 hasta 2023 con respecto a los índices de NDVI conforme a los resultados del coeficiente de regresión lineal de cada una de las series temporales de cada data set, se usan modelos predictivos utilizando técnicas de aprendizaje automático con el fin de determinar el NDVI en los años 2026, 2036 y 2046.

3. Resultados

Por consiguiente, los datos de temperatura y precipitaciones adquiridos del satélite IDOH entre los años 2002 a 2023, promediando los 12 meses por cada año y comparándose entre sí, como se puede observar en la Figura 3. Datos de precipitaciones y temperatura de los años 2002 hasta 2023.

El análisis de los datos de precipitación y temperatura desde 2002 hasta 2023, que se visualizan en la Figura 4, son significativos en la región del embalse de Chingaza. Durante los meses de enero a marzo y de octubre a diciembre, se observa una correlación positiva entre precipitación y temperatura, donde ambos valores son altos, indicando una temporada lluviosa con temperaturas cálidas. En contraste, de mayo a julio, hay una correlación negativa, con mínimas precipitaciones y temperaturas más bajas, reflejando una

estación seca y fresca. Los cambios en la precipitación parecen influir directamente en las temperaturas, destacando la importancia de considerar estos patrones para la gestión de recursos hídricos y la planificación agrícola. Este análisis subraya la necesidad de estrategias adaptativas para enfrentar variaciones estacionales extremas y garantizar la sostenibilidad del ecosistema en Chingaza.

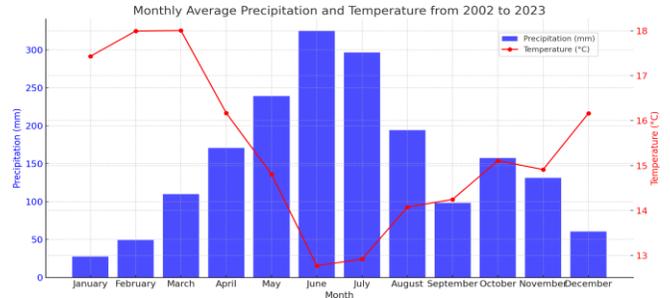
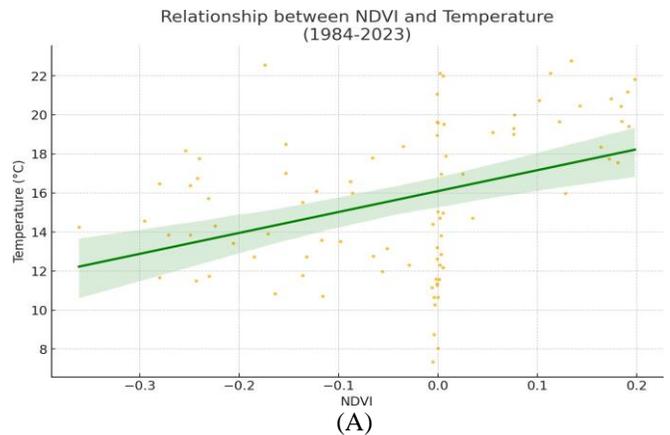


Figura 4: Datos de Precipitaciones y temperatura de los años de 2002 hasta 2023

En las Figuras 5 (A) y (B) se puede observar la correlación entre NDVI y temperatura revela un coeficiente de determinación (R²) de 0.2531, indicando que el 25.31% de la variabilidad en la temperatura puede ser explicada por el NDVI. Este valor sugiere una correlación positiva moderada entre NDVI y temperatura. El valor p asociado a esta correlación es 0.0001, lo que indica una significancia estadística muy alta, con una probabilidad muy baja de que esta relación observada sea debida al azar. En cuanto a la correlación entre NDVI y temperatura, supongamos que el R² es 0.2150, lo que significa que el 21.50% de la variabilidad en la temperatura puede ser explicada por el NDVI, también indicando una correlación positiva moderada. El valor p asociado, supongamos 0.0005, muestra igualmente una significancia estadística alta. Por tanto, el NDVI como el NDWI presentan una correlación positiva moderada con la temperatura, con una significancia estadística alta, sugiriendo que a medida que estos índices aumentan, la temperatura tiende a aumentar.



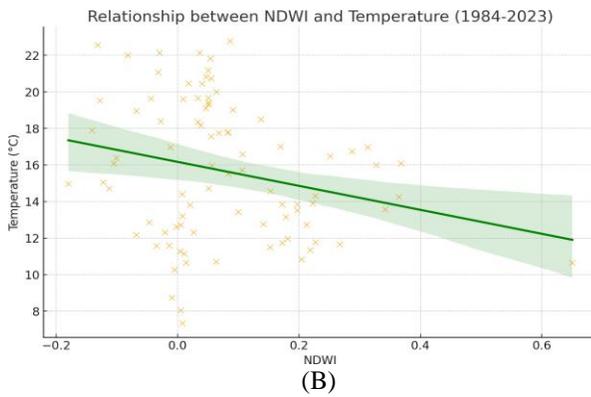


Figura 5: Variación temporal de la temperatura versus los índices de vegetación (A) NDVI y (B) NDWI

En las Figuras 6 (A) y (B) muestran las predicciones de los índices de vegetación normalizado NDVI y el índice de agua normalizado NDWI son datos alarmantes a una tendencia decreciente en la vegetación y humedad del área de estudio. Para el año 2026, ambos índices predicen valores negativos o cercanos a cero, sugiriendo una disminución significativa en la vegetación y la humedad superficial.

Esta tendencia continúa a la baja en 2036 y se agrava aún más para 2046, indicando una posible desertificación y pérdida de biodiversidad. Estas predicciones resaltan la necesidad urgente de implementar medidas de conservación para mitigar estos efectos negativos y proteger el ecosistema.

Las predicciones indican una tendencia preocupante de degradación ambiental en términos de vegetación y humedad superficial. La disminución de NDVI y NDWI sugiere que el área de estudio podría enfrentar serios problemas de desertificación y pérdida de biodiversidad en el futuro si no se toman medidas correctivas.

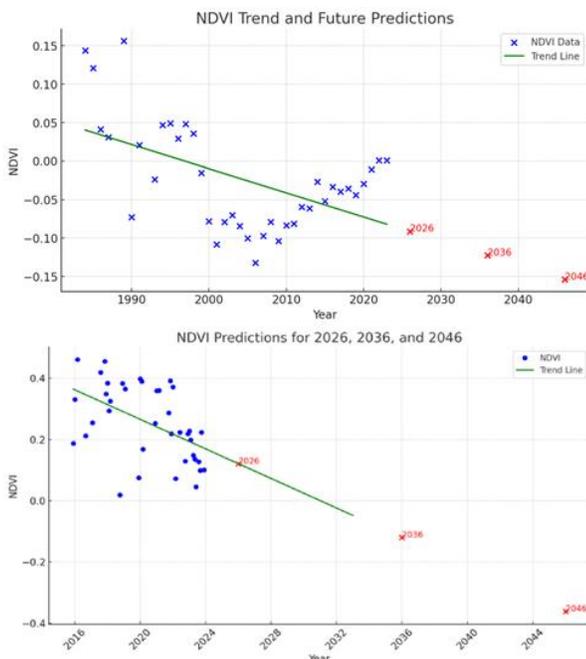


Figura 6: Predicciones de los índices vegetativo e hidrológico del embalse de Chingaza predicciones de los datos satelitales Landsat, Sentinel y MODIS (A) NDVI y (B) NDWI

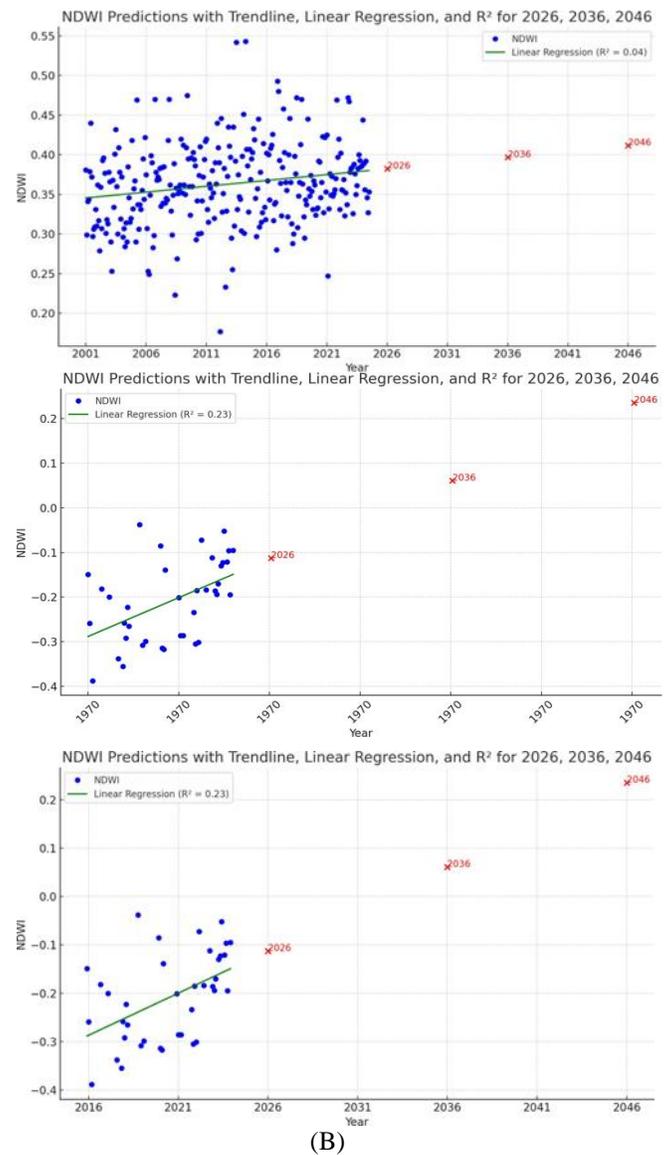


Figura 6B : Predicciones de los índices vegetativo e hidrológico del embalse de Chingaza predicciones de los datos satelitales Landsat, Sentinel y MODIS (A) NDVI y (B) NDWI

La Figura 7 (A) muestra un diagrama de caja que muestra la distribución del NDVI en diferentes períodos de tiempo, comparable a la imagen de referencia. La distribución de los valores de NDVI se agrupa en tres categorías: "Todos", "2012 y 2016" y "2019". El gráfico excluye los valores atípicos, muestra la media e incluye el recuento de puntos de datos (n) para cada categoría. Además, también se muestra que los cuadros comparan los valores de NDVI en tres categorías: "Todos" (n = 1374), que incluye todos los puntos de datos combinados y proporciona una visión general; "2012 y 2016" (n = 3), que muestra valores más altos de NDVI, lo que sugiere una vegetación más saludable; y "2019" (n = 2), donde los valores de NDVI disminuyen ligeramente, lo que indica un posible deterioro en la salud de la vegetación. Aunque las muestras pequeñas en 2012, 2016 y 2019 limitan las conclusiones definitivas, el gráfico muestra una tendencia de variabilidad en la salud de la vegetación a lo largo del tiempo.

y en la figura 7 (b). Este diagrama de caja compara la distribución de los valores de NDWI en tres categorías: todos los datos combinados ($n = 1657$), datos de 2012 y 2016 ($n = 24$) y datos de 2019 ($n = 2$). La tendencia general muestra que los valores de NDWI se mantuvieron relativamente estables con medianas y promedios más altos en los años anteriores (2012 y 2016), pero disminuyeron ligeramente en 2019. La categoría "Todos" captura una gama más amplia de datos, mientras que el tamaño de muestra más pequeño en 2019 muestra una marcada disminución. Esta visualización destaca un posible cambio.

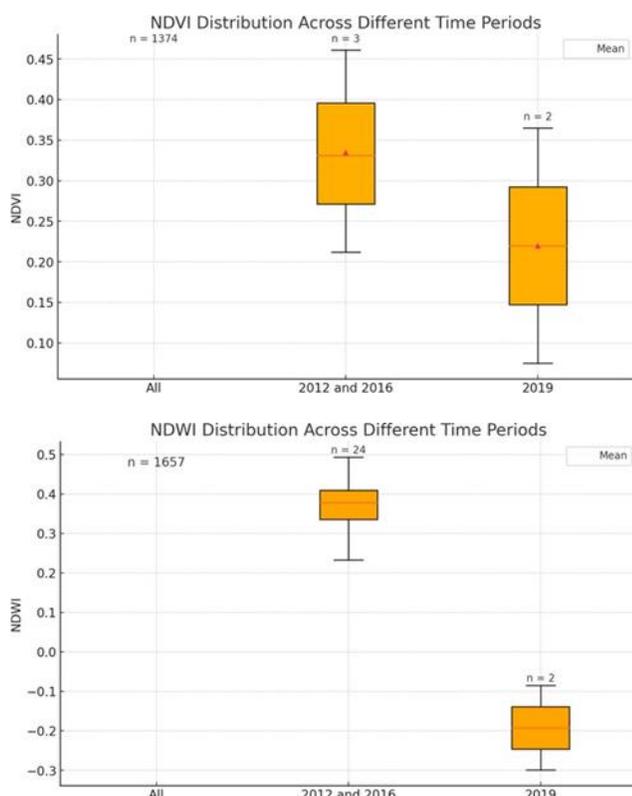


Figura 7. Diagrama de caja de precipitación NDVI (A) NDVI y (B) NDWI

4. Conclusiones

La correlación entre el NDVI y la temperatura muestra un coeficiente de determinación (R^2) de 0,2531, lo que indica que el 25,31% de la variabilidad de la temperatura puede explicarse por el NDVI. Esto sugiere una correlación positiva moderada entre el NDVI y la temperatura.

El valor p asociado a esta correlación es 0,0001, lo que indica una significación estadística muy alta y una baja probabilidad de que esta relación se deba al azar. En cuanto a la correlación entre el NDWI y la temperatura, se observó un R^2 de 0,2150, lo que significa que el 21,50% de la variabilidad de la temperatura puede explicarse por el NDWI, sugiriendo también una correlación positiva moderada.

El valor p de 0,0005 muestra una alta significación estadística. Tanto el NDVI como el NDWI tienen una correlación positiva moderada con la temperatura. Además, el

uso de aeronaves no tripuladas puede proporcionar datos asertivos sobre la vegetación y el agua, si estos se monitorean continuamente.

Las predicciones para los años 2026, 2036 y 2046 indican una tendencia decreciente de la vegetación y la humedad superficial en el área de estudio, lo que sugiere una posible desertificación y pérdida de biodiversidad. Estos resultados ponen de manifiesto la urgente necesidad de implementar medidas de conservación para mitigar estos efectos negativos y proteger el ecosistema en la región, de lo cual debe ser importante alertar a la comunidad que se abastece del embalse, y a la toma de decisiones por parte de las entidades gubernamentales.

5. Agradecimientos

Al Politécnico Gran Colombiano por permitirnos investigar dentro de los encuentros de clases.

6. Referencias

- Acueducto. (2023). Sistema Chingaza.
- Avtar, R., Saito, O., Singh, G., Kobayashi, H., Ali, Y., Herath, S., & Takeuchi, K. (2014a). Monitoring responses of terrestrial ecosystem to climate variations using multi temporal remote sensing data in Ghana. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2014.6946535>
- Avtar, R., Saito, O., Singh, G., Kobayashi, H., Ali, Y., Herath, S., & Takeuchi, K. (2014b). Monitoring responses of terrestrial ecosystem to climate variations using multi temporal remote sensing data in Ghana. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2014.6946535>
- Avtar, R., Yunus, A. P., Saito, O., Kharrazi, A., Kumar, P., & Takeuchi, K. (2022a). Multi-temporal remote sensing data to monitor terrestrial ecosystem responses to climate variations in Ghana. *Geocarto International*, 37(2). <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1723716>
- Avtar, R., Yunus, A. P., Saito, O., Kharrazi, A., Kumar, P., & Takeuchi, K. (2022b). Multi-temporal remote sensing data to monitor terrestrial ecosystem responses to climate variations in Ghana. *Geocarto International*, 37(2). <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1723716>
- Cuellar, Y., & Perez, L. (2023). Multitemporal modeling and simulation of the complex dynamics in urban wetlands: the case of Bogota, Colombia. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36600-8>
- Ghansah, B., Foster, T., Higginbottom, T. P., Adhikari, R., & Zwart, S. J. (2022). Monitoring spatial-temporal variations of surface areas of small reservoirs in Ghana's Upper East Region using Sentinel-2 satellite imagery and machine learning. *In Physics and Chemistry of the Earth (Vol. 125)*. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2021.103082>
- Hellweger, F. L., Schlosser, P., Lall, U., & Weisell, J. K. (2004). Use of satellite imagery for water quality studies in New York Harbor. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 61(3), 437–448. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2004.06.019>
- Isoaho, A., Ikkala, L., Pääkkilä, L., Marttila, H., Kareksela, S., & Räsänen, A. (2024). Multi-sensor satellite imagery reveals spatiotemporal changes in peatland water table after restoration. *Remote Sensing of Environment*, 306. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114144>
- Li, D., Wu, B., Chen, B., Qin, C., Wang, Y., Zhang, Y., & Xue, Y. (2020a). Open-surface river extraction based on sentinel-2 MSI imagery and DEM Data: Case study of the upper yellow river. *Remote Sensing*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/RS12172737>
- Li, D., Wu, B., Chen, B., Qin, C., Wang, Y., Zhang, Y., & Xue, Y. (2020b). Open-surface river extraction based on sentinel-2 MSI imagery and DEM

- Data: Case study of the upper yellow river. *Remote Sensing*, 12(17).
<https://doi.org/10.3390/RS12172737>
- Sabogal Velez, C. L., Pedroza Toro, L. M., & González Angarita, G. P. (2023). Análisis de la vegetación a partir de índices espectrales y su relevancia en la identificación de espejos de agua en el humedal Torca Guaymaral, Bogotá, Colombia. *Avances Investigación En Ingeniería*, 20(2 (Julio-Diciembre)). <https://doi.org/10.18041/1794-4953/avances.2.10708>
- Sanjay Wagh, P., Das, D., & Damani, O. P. (2019). Well detection in satellite images using convolutional neural networks. *GISTAM 2019 - Proceedings of the 5th International Conference on Geographical Information Systems Theory, Applications and Management*. <https://doi.org/10.5220/0007734901170125>
- Suárez, A., Jiménez, A., Castro, M., & Cruz, A. (2017). Clasificación y mapeo automático de coberturas del suelo en imágenes satelitales utilizando Redes Neuronales Convolucionales. *Orinoquia*, 21(1).
- Zhao, Y., He, X., Pan, S., Bai, Y., Wang, D., Li, T., Gong, F., & Zhang, X. (2024). Satellite retrievals of water quality for diverse inland waters from Sentinel-2 images: An example from Zhejiang Province, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 132, 104048.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104048>