UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA

ANÁLISIS ESPACIOTEMPORAL DEL EMBALSE DE CHUZA MEDIANTE TELEDETECCIÓN PARA LA ESTIMACIÓN DE VOLUMEN (2020-2024).

AUTORES:

DANIELA ALEJANDRA ALARCÓN LADINO

JUAN SEBASTIÁN CORTÉS MATIZ

DIRECTORA:

PhD. ERIKA SOFÍA UPEGUI CARDONA

BOGOTÁ, COLOMBIA

2026

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

INGENIERÍA CATASTRAL Y GEODESIA

AUTORES:

DANIELA ALEJANDRA ALARCÓN LADINO

JUAN SEBASTIÁN CORTÉS MATÍZ

ANÁLISIS ESPACIO–TEMPORAL DEL EMBALSE DE CHUZA MEDIANTE TELEDETECCIÓN PARA EL CÁLCULO DE ÁREA Y ESTIMACIÓN DE VOLUMEN (2020–2024)

DIRECTORA:

PhD. ERIKA SOFÍA UPEGUI CARDONA

BOGOTÁ. COLOMBIA

2026

Dedicatoria

De Alejandra:

Dedico y agradezco este trabajo primordialmente a **DIOS** cuya guía y fortaleza me han permitido llegar hasta este punto culminante de mi formación.

Dedico estas páginas con todo mi amor y gratitud a mis padres: ***Néstor Alarcón*** y ***Cristina Ladino*** quienes me criaron con los valores de la perseverancia y la resiliencia para forjar a la mujer fuerte que soy hoy, gracias a sus esfuerzos, su compañía, su apoyo, por escucharme, por estar siempre presentes cada que tuve una alegría o una tristeza, por no dejarme sola en los puntos más vitales de mi vida, por amarme incondicionalmente; a mi hermano ***Esteban***, mi apoyo incondicional, colega en este proceso de vida y la mano siempre tendida cuando más lo he necesitado; a mis dos abuelas: ***Consuelo*** y ***Carmen*** que con su cariño, apoyo y atención me hicieron feliz.

Una mención especial al amor de mi vida: ***Horus***, mi amor gatuno, por acompañarme día y noche mientras trabajé arduamente en esta tesis.

Este logro también es de mis amigos, pilares fundamentales en este camino: a ***Gaby, Brandon, Diego, Lau*** mi red de apoyo a nivel emocional y académico desde primer semestre, su integridad y cariño moldearon mi proceso personal y profesional; A las amistades que forjé en la travesía: ***Eve, Checho P, Lau M***, y a mi compañero de tesis, ***Sebas***, y por supuesto, al inquebrantable grupo de ***los quesos***, por las enseñanzas y experiencias increíbles que compartimos.

Al semillero ***GRSS***, cuya inspiración fue la chispa que dirigió el enfoque de esta tesis a la teledetección, mi más sincero reconocimiento.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco profundamente a mi directora de tesis ***Erika Upegui*** por su invaluable guía, su apoyo constante y sus ideas, esenciales para dar vida a un proyecto del que me siento tan orgullosa.

A mi carrera: ***Ingeniería Catastral y Geodesia*** por haberme permitido vivir experiencias que me dieron felicidad y sabiduría, por hacerme sentir una verdadera vocación y un lugar de pertenencia en el mundo.

Y, sobre todo, agradezco a la ***universidad pública***, a mi ***alma mater***, La ***universidad distrital Francisco José de Caldas***, que llevo con orgullo. Gracias por formarme no solo en lo intelectual, sino de manera integral; por enseñarme la importancia de las causas sociales y por ayudarme a crecer no solo como profesional, sino, como una persona consciente y comprometida con su realidad.

De Sebastián:

A mis padres.

Porque el éxito rara vez es el resultado de un solo esfuerzo. Detrás de cada meta alcanzada hay años de sacrificios que casi nadie ve, decisiones difíciles y un apoyo que nunca se puso en duda. Este logro está construido sobre todo lo que ustedes hicieron posible.

A mi abuela.

Ella no alcanzó a verme comenzar este camino, pero fue quien lo imaginó primero. Mucho antes de que esta carrera fuera un proyecto, ya era un sueño en sus palabras y en su esperanza por mi futuro. De alguna manera, cada paso que di en el pregrado fue también una forma de honrar esa fé que siempre tuvo en mí.

a mis amigos.

Porque incluso en los entornos más exigentes, nadie llega lejos completamente solo. Entre clases, retos, y largas jornadas, ustedes fueron el equilibrio, el apoyo y la prueba de que crecer académicamente también significa crecer como persona.

a mis profesores.

Porque nunca se conformaron con lo suficiente.

Su exigencia fue más que una forma de enseñar: fue una forma de formar. En cada reto, en cada corrección y en cada pregunta que parecía imposible, dejaron claro que esta profesión no se construye solo con conocimiento, sino con carácter, disciplina y resiliencia. Y que, al final, esas son las cualidades que realmente definen a un profesional

Y a todos quienes, en algún momento, formaron parte de este camino.

A todos ustedes, porque este logro, aunque lleve mi nombre, también les pertenece.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN 12
2. JUSTIFICACIÓN 15
3. OBJETIVOS 17
3.1. Objetivo general 17
3.2. Objetivos específicos 17
4. ANTECEDENTES 18
4.1. Contexto histórico del embalse de Chingaza 20
5. MARCO TEÓRICO 24
5.1. FUNDAMENTOS DE LA TELEDETECCIÓN 24
5.1.1. La teledetección remota 24
5.1.2. Las imágenes satelitales 27
5.1.3. Programa PlanetScope 28
5.2. TELEDETECCIÓN APLICADA A CUERPO DE AGUA 30
5.2.1. Índices de Agua Normalizados (NDWI) 30
5.2.2. Algoritmos de Clasificación y Plataformas Satelitales 32
5.2.3. Importancia de la Frecuencia Temporal en la Detección de Cambios Rápidos 33
5.3. CONCEPTOS HIDROLÓGICOS 34
5.3.1. Embalse 34
5.3.2. Relación Área–Volumen como Fundamento Teórico para la Estimación del Almacenamiento de un embalse 34
5.4. MODELADO Y ANÁLISIS 35
5.4.1. Modelado Hidrológico para la Relación Área-Volumen 35
5.4.2. Calibración de los volúmenes mensuales de referencia para el modelo de regresión potencial 36
5.4.3. Método de ajustes mínimos cuadrados 37
5.4.4. Serie Temporal 38
5.5. MÉTRICAS PARA VALIDACIÓN DE RESULTADOS 42
5.5.1. Matriz de confusión e Índice Kappa 42
5.5.2. Coeficiente de determinación R^2 y P-valor 42
5.5.3. Validación mediante Coeficiente de Pearson y Error Absoluto medio 43
5.6. CONTEXTO GEOGRÁFICO 45
5.6.1. El embalse de Chuza y el sistema Chingaza 45

5.6.2. Monitoreo de la batimetría tradicional del embalse de Chuza....46
5.7. CONTEXTO CLIMÁTICO....47
5.8. APORTE DEL ENFOQUE ESPACIOTEMPORAL EN EL ANÁLISIS DE EMBALSES....48
5.9. MARCO NORMATIVO....49
6. MATERIALES Y MÉTODOS....51
6.1. Herramientas de Software....51
6.1.1. ArcGIS Pro....51
6.2. Datos e Insumos:....52
6.2.1. Imágenes Planetscope:....52
6.2.2. Datos institucionales....53
6.3. Área de estudio....53
6.3.1. Plataforma Satelital PLANET....54
6.3.2. Periodo de Análisis 2020–2024....55
6.4. METODOLOGÍA....56
7. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS....60
7.1. Análisis de la clasificación de objetos óptima para el estudio....60
7.2. Análisis y resultados del modelo de regresión potencial área-volumen....70
7.3. Análisis y resultados de la serie temporal....75
7.4. Análisis y resultados de la efectividad del modelo....84
8. DISCUSIÓN....88
9. CONCLUSIONES....90
10. RECOMENDACIONES....91
11. BIBLIOGRAFÍA....92

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Sistemas de abastecimiento de agua de Bogotá a lo largo del tiempo. 23
Ilustración 2. Rango espectral en teledetección 25
Ilustración 3. Composición de un sistema de teledetección. 26
Ilustración 4. Firma espectral del agua. 31
Ilustración 5. Área de estudio 54
Ilustración 6. Diagrama del flujo metodológico 59
Ilustración 7. Imagen satelital #1 – 11/02/2020 añadida al software ArcGIS Pro para el debido procesamiento 60
Ilustración 8. Clasificación aplicada a la imagen satelital, con la combinación de bandas 432 activada. 61
Ilustración 9. Áreas de entrenamiento con su porcentaje de ocupación de cada clase en la imagen. 61
Ilustración 10. Clasificación supervisada por máxima verosimilitud. 61
Ilustración 11. Clasificación aplicada a la imagen satelital. 63
Ilustración 12. Áreas de entrenamiento con su porcentaje de ocupación de cada clase en la imagen. 63
Ilustración 13. Clasificación supervisada por SVM 63
Ilustración 14. Clasificación no supervisada por K-Means. 64
Ilustración 15. Clasificación no supervisada por ISODATA 66
Ilustración 16. Espejos de agua año 2020. 68
Ilustración 17. Espejos de agua año 2021. 69
Ilustración 18. Espejos de agua año 2022. 69
Ilustración 19. Espejos de agua año 2023. 69
Ilustración 20. Espejos de agua año 2024. 70
Ilustración 21. Imagen 3D del embalse de Chuza 71
Ilustración 22. Serie temporal de los volúmenes estimados del embalse de Chuza (2020-2024). 76
Ilustración 23. Comparación interanual del comportamiento hidrológico del embalse de Chuza 77
Ilustración 24. Alcance promedio de volumen a nivel mensual en el periodo 2020-2024 78
Ilustración 25. Evolución interanual 2020-2024 79
Ilustración 26. Histograma de la distribución de volúmenes. 80
Ilustración 27. Análisis de tendencia temporal del embalse de Chuza (2020-2024). 81
Ilustración 28. Gráfica de la distribución del volumen del embalse por percentiles. 83

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Bandas espectrales del sensor DOVE de Planet 29
Tabla 2. . Identificación y fecha de las imágenes usadas para el estudio 52
Tabla 3. Características de las diversas plataformas satelitales 54
Tabla 4. Cálculo del índice de Kappa para determinar el método más efectivo. 67
Tabla 5. Datos para el modelo de regresión potencial 71
Tabla 6. Xi y Yi calculados. 72
Tabla 7. Sumatorias para hallar β1 73
Tabla 8. Volúmenes calculados 74
Tabla 9. Estadísticas de la serie de volúmenes 82

ABREVIATURAS

GPS. Global Positioning System

GNSS. Global Navigation Satellite System

SVM. Support Vector Machine

ENSO. El Niño-Oscilación del Sur

EAAB. Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá

IDEAM. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales

MAE. Error Absoluto Medio

RMSE. Raíz del Error Cuadrático Medio

NDWI. Índice de Agua de Diferencia Normalizada

KNN. K-Nearest Neighbors

ML. Maximum Likelihood

NTU. Nephelometric Turbidity Unit

NIR. Near-Infrared

TIR. Infrarrojo térmico

SWIR. Infrarrojo de onda corta

RGB. Red Green Blue

SSO. Sun Synchronous Orbit

AOI. Area Of Interest

RESUMEN

El monitoreo de embalses en Colombia ha dependido tradicionalmente de levantamientos batimétricos realizados con ecosondas y receptores GNSS. Si bien estos métodos ofrecen buenos niveles de precisión, también requieren altos costos, personal especializado y logística compleja, especialmente en embalses de difícil acceso como Chuza, ubicado en una zona de alta montaña. En este contexto, y ante la falta de información pública reciente sobre niveles o batimetría, la teledetección surge como una alternativa viable para comprender cómo cambia la superficie del embalse y para aproximar su volumen de manera indirecta.

En esta investigación se utilizaron imágenes satelitales PlanetScope del periodo 2020–2024 para delimitar el espejo de agua mediante el índice espectral NDWI y una clasificación supervisada basada en el algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN). Con el área obtenida en cada fecha se construyó una serie temporal mensual que permitió analizar la variabilidad espacio–temporal del embalse. Dado que no existen curvas cota–área–volumen ni batimetrías recientes, la estimación del volumen se realizó a través de un modelo morfométrico de tipo potencial, ajustado según el comportamiento observado en las áreas clasificadas. Los resultados muestran cambios marcados en el área superficial del embalse a lo largo del periodo estudiado, los cuales se relacionan con eventos de variabilidad climática regional. La aproximación morfométrica empleada permitió obtener estimaciones coherentes del volumen relativo, lo que evidencia que la teledetección puede ser una herramienta útil para estudiar la dinámica de embalses en contextos donde la información hidrológica disponible es limitada.

Palabras clave: teledetección, embalses, área superficial, NDWI, clasificación supervisada.

ABSTRACT

Reservoir monitoring in Colombia has traditionally relied on bathymetric surveys carried out with echo sounders and GNSS receivers. Although these methods can provide accurate results, they are costly and logistically demanding, particularly in high-mountain reservoirs such as Chuza. In addition, recent public information on water levels or bathymetry is limited. In this context, remote sensing offers a practical alternative to examine changes in the reservoir's water surface and to obtain indirect approximations of stored volume.

This study used PlanetScope satellite imagery from 2020 to 2024 to delineate the reservoir's water surface area using the Normalized Difference Water Index (NDWI) and a supervised classification approach based on the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm. The extracted areas for each date were organized into a monthly time series to characterize the spatiotemporal variability of the water body. Because updated bathymetric data and stage–area–volume curves were not available, reservoir volume was indirectly estimated using a potential morphometric model, adjusted according to the observed behavior of the classified surface areas. The results show marked variations in the reservoir's water surface area throughout the study period, which are consistent with regional climate variability. The morphometric approach provided consistent estimates of relative volume, suggesting that remote sensing can support trend analysis and change detection in reservoirs where hydrological information is incomplete.

Keywords: remote sensing, reservoirs, water surface area, NDWI, supervised classification

1. INTRODUCCIÓN

Los embalses constituyen estructuras fundamentales para el abastecimiento del agua potable a las comunidades, pues son necesarios, entre otros, para la generación de energía eléctrica, el riego agrícola y el desarrollo de las actividades cotidianas. En Colombia, el embalse de Chuza es un componente central del sistema Chingaza, ya que provee agua al 80% de Bogotá y su área metropolitana, sustentando a una población de más de 10 millones de habitantes (EAAB, 2024).

Sin embargo, el monitoreo tradicional de los volúmenes de agua depende de estudios batimétricos periódicos, los cuales resultan costosos, logísticamente complejos y de baja frecuencia temporal (Barriga, 2019). Este enfoque limita la capacidad de las autoridades para responder de manera ágil a eventos hidroclimáticos extremos, como sequías prolongadas que reducen los niveles de almacenamiento en embalses o crecidas repentinas que generan desbordamientos, fenómenos que se han intensificado en el contexto del cambio climático (Ivanova et al., 2022).

Con el anterior contexto, la teledetección satelital se emplea en este estudio como una alternativa para estimar el área del espejo de agua y el volumen del embalse mediante técnicas de modelado geoespacial tales como clasificaciones supervisadas y no supervisadas. No obstante, su aplicación en biomas altoandinos, como el embalse de Chuza, presenta desafíos técnicos específicos, entre ellos la disponibilidad oportuna de imágenes y la alta nubosidad, que reduce la cantidad de información utilizable. Adicionalmente, factores como la presencia de vegetación acuática, la turbidez del agua y la topografía irregular generan interferencias que afectan la precisión de las estimaciones (Rodríguez, E. 2024).

Si bien, existen índices espectrales ampliamente utilizados como el Índice Diferencial Normalizado de Agua (NDWI), su efectividad puede verse reducida en cuerpos de agua con

altas concentraciones de sedimentos en suspensión y materia orgánica disuelta, condiciones presentes en el embalse de Chuza. Esta limitación hace necesario el desarrollo y la validación de métodos avanzados de clasificación que superen las capacidades de los enfoques tradicionales. (Hernández et al., 2024).

Por otra parte, la teledetección con imágenes de alta resolución espacial, como las proporcionadas por la constelación de PlanetScope (3m/píxel), ofrecen una oportunidad relevante para analizar los cambios en el área de espejo de agua del embalse. En este estudio, se emplearon 14 imágenes satelitales correspondientes al periodo 2020-2024, seleccionadas en diferentes épocas de precipitación y no precipitación, con el fin de capturar la variabilidad hidrológica del embalse. Este enfoque representa una alternativa accesible tanto en términos económicos y de disponibilidad de información, lo que supone una ventaja logística relevante para países en desarrollo como Colombia, donde los recursos para el seguimiento de embalses son limitados. (Flórez, 2023).

“Aunque la teledetección se ha aplicado ampliamente en grandes lagos y embalses a nivel global, su uso en embalses altoandinos ha sido menos abordado a pesar de su potencial y de los avances en su validación para este tipo de entornos”. (Parra, 2025).

En este contexto, la problemática se centra en la limitada disponibilidad de información hidrológica actualizada y confiable para el seguimiento del volumen de agua en embalses como el de Chuza. A pesar de la importancia de este sistema para el abastecimiento hídrico, la obtención de datos continuos se ve restringida por limitaciones técnicas y de acceso a información in situ, lo que plantea la necesidad de evaluar alternativas basadas en teledetección en condiciones altoandinas.

En consecuencia, este trabajo tiene el enfoque de evaluar el uso de técnicas de teledetección para estimar el área y volumen del embalse de Chuza bajo las condiciones propias del

entorno con el fin de aportar a la generación de información útil para su seguimiento y gestión hidrológica.

2. JUSTIFICACIÓN

La presente monografía se fundamenta en la importancia del embalse de Chuza como fuente principal de abastecimiento de agua para la ciudad de Bogotá, lo que hace necesario su monitoreo continuo para garantizar la sostenibilidad del recurso hídrico. La teledetección como herramienta para estimar los volúmenes de agua cobra sentido en el momento en que la carencia de los registros batimétricos dificulta la adecuada gestión y planificación eficiente frente a los fenómenos climáticos extremos (Passucci et al., 2017). Aunque se dispone de información de batimetrías para 2018 y 2023, la información entre 2020 y 2024 es limitada. La ausencia de datos resulta aún más crítica en el contexto de la crisis de racionamiento en Bogotá en 2024, ocasionada por la disminución del área de espejo de agua en el embalse (EAAB, 2025).

La creciente presión sobre los recursos hídricos, derivada del cambio climático y del aumento de la población, ha posicionado su gestión sostenible como una prioridad a nivel global. En este contexto, los fenómenos como El Niño y La Niña han evidenciado la vulnerabilidad de los sistemas hídricos al generar alteraciones significativas en la dinámica de los ecosistemas y en la disponibilidad del recurso (Semper Lloret, 2023). El embalse de Chuza constituye un caso de estudio relevante en este contexto, ubicado en el páramo de Chingaza, es el componente central del sistema hídrico que abastece a la capital del país. En los últimos años, ha presentado variaciones en sus niveles del agua y en la extensión del espejo de agua, asociadas a cambios en las condiciones hidroclimáticas de la cuenca. Estas variaciones han generado impactos negativos en la disponibilidad del recurso hídrico, así como alteraciones en la temperatura del agua y las dinámicas ecológicas del sistema (Rodríguez. E, 2024). Por lo tanto, es necesario llevar a cabo un control riguroso y constante de este recurso vital para garantizar la seguridad hídrica de Bogotá (CNO, 2024).

En este contexto, el monitoreo tradicional de embalses, basado en estudios batimétricos resulta costoso y de limitada frecuencia temporal. Frente a estas limitaciones, la teledetección satelital, combinada con técnicas de modelado geoespacial, surge como una alternativa para complementar el análisis del comportamiento del embalse y estimar variables como el área de espejo de agua y su volumen. (Ferrelli et al., 2015). A través del uso de sensores satelitales, es posible monitorear cuerpos de agua de forma periódica y a menor costo, permitiendo estimar el área superficial sin las limitaciones asociadas a las campañas batimétricas tradicionales (Anahua, 2024). Este planteamiento sirve como base teórica para el desarrollo del presente estudio.

En consecuencia, este estudio busca aportar evidencia sobre la aplicabilidad de estas metodologías en el embalse de Chuza, generando información técnica que contribuya al seguimiento de su dinámica hidrológica y al fortalecimiento y toma de decisiones en la gestión del recurso hídrico (EAAB, 2025).

A partir de lo anterior, se plantea la siguiente hipótesis: *"La aplicación de algoritmos de clasificación de objetos permitirá obtener una delimitación precisa del área del espejo de agua del embalse de Chuza a partir de imágenes PlanetScope, superando las limitaciones de los índices espectrales tradicionales. Esta serie temporal de áreas, combinada con un modelo de regresión potencial (V = k * A^m) calibrado con datos puntuales de la EAAB, generará una estimación de la serie temporal de volúmenes con un error absoluto medio (MAE) inferior al 5% respecto a los datos oficiales. Además, se espera que la variación temporal del volumen estimado muestre una correlación significativa ($p < 0,05$) con los índices de precipitación y sequía (SPI) durante el período 2020-2024, revelando patrones críticos para la gestión del recurso hídrico"*.

3. OBJETIVOS

3.1. Objetivo general

Desarrollar una metodología geoespacial basada en teledetección para la estimación del volumen del embalse de Chuza, a partir del análisis de la variación espaciotemporal de su área de espejo de agua y su correlación con datos oficiales, cubriendo el periodo 2020-2024

3.2. Objetivos específicos

- Clasificar el espejo de agua del embalse de Chuza usando algoritmos de clasificación supervisada para establecer la técnica más precisa en el procesamiento de las imágenes satelitales Planet del periodo 2020-2024.
- Desarrollar un modelo de regresión que correlacione el área del espejo de agua (obtenida por teledetección) con el volumen de agua almacenado, utilizando los datos oficiales de batimetría y de volumen proporcionados por la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB) para la calibración del modelo.
- Generar una serie temporal completa de las variaciones del volumen de agua estimado en el embalse de Chuza para el periodo 2020-2024.
- Validar la precisión de la metodología propuesta mediante un análisis de correlación y comparación con los datos históricos de volumen oficiales de la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB)

4. ANTECEDENTES

El embalse de Chuza está ubicado en el páramo de Chingaza y forma parte del sistema Chingaza, el cual es operado por la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB). Este sistema constituye una de las principales fuentes de abastecimiento de agua para la ciudad y depende del almacenamiento en el embalse y de la regulación de caudales provenientes de su cuenca, su funcionamiento se encuentra estrechamente relacionado con infraestructuras clave como el túnel Wiesner, el cual permite el transvase de agua desde la cuenca del río Guavio hacia el sistema Chingaza (EAAB, 2025).

A lo largo del tiempo, el sistema Chingaza ha enfrentado diversas problemáticas tanto de carácter estructural como operativo, entre ellas se destaca el colapso del túnel Wiesner en 1997, precedido por fallas registradas desde 1983 cuando se reportaron más de 50 derrumbes equivalentes a aproximadamente 22.000 metros cúbicos de tierra en un solo año, lo que provocó el taponamiento del túnel y afectó el rendimiento del embalse en el abastecimiento del agua (Alvarado Bohórquez & Rocha Sanabria, 2019). No obstante, el túnel Wiesner ha superado limitaciones geográficas de la cordillera oriental, garantizando el suministro de agua incluso en periodos de sequía, constituyendo un hito en la ingeniería colombiana (Cárdenas. D & González. J, 2021).

Adicionalmente, el túnel Wiesner ha requerido cierres temporales debido a eventos de alta turbidez con el fin de evitar el ingreso de sedimentos que pueden afectar las plantas de tratamiento de agua (EAAB, 2025). Estas interrupciones han evidenciado la vulnerabilidad del sistema Chingaza frente a condiciones ambientales adversas, ya que limitan el trasvase de agua y afectan la continuidad del suministro. Así mismo, durante periodos de sequía, el aumento en la demanda de trasvases intensivos contribuye a la disminución del nivel del embalse, influyendo directamente en la dinámica del espejo de agua (Vargas. R & Moreno. N, 2016).

En términos hidroclimáticos, el embalse de Chuza ha presentado variaciones significativas en sus niveles de almacenamiento asociadas a eventos extremos. Durante el fenómeno del niño del 2015, se registró una reducción aproximada del 25% en su capacidad y para el año 2016 otra reducción del 40% fue registrada, lo que generó restricciones en el suministro de agua para Bogotá (Rodríguez. E, 2024). Estos eventos estuvieron acompañados por incrementos en la turbidez en el agua, alcanzando valores superiores a 100 NTU (Unidad Nefelométrica de Turbidez) debido al arrastre de sedimentos desde la cuenca del río Chuza por la deforestación y la erosión (Barriga, 2019), lo que obligó al cierre temporal del túnel Wiesner por 23 días para evitar afectaciones en el proceso de potabilización (EAAB, 2025).

Posteriormente en el 2019 se presentaron episodios de alta turbidez asociados a lluvias intensas que incrementaron el arrastre de sedimentos en la cuenca del río Chuza, lo que redujo la capacidad de trasvase de agua hacia Bogotá y evidenció nuevamente la sensibilidad del sistema Chingaza frente a condiciones hidrometereológicas extremas (Riviera. J & América. D, 2018).

En contraste, durante el año 2020, las condiciones de menor demanda de agua asociadas al confinamiento por COVID-19, junto con un régimen de lluvias relativamente estable, permitieron una recuperación parcial del nivel del embalse y una menor presión sobre la operación del sistema Chingaza (Londoño et al., 2020).

Recientemente, para el periodo 2023-2024, se registraron condiciones críticas asociadas a la variabilidad climática. En 2023, el incremento de temperaturas contribuyó a una disminución significativa en los niveles del embalse, así como a un aumento en la frecuencia de cierres del túnel Wiesner por eventos de turbidez (IDEAM, 2024). Para el año 2024, la persistencia de condiciones secas, sumadas al aumento en la demanda del agua debido al crecimiento poblacional y al uso agrícola de la cuenca, incrementó la presión sobre el sistema Chingaza,

dando lugar al racionamiento de agua del 2024, lo que evidenció la necesidad de fortalecer las estrategias de monitoreo y gestión del recurso hídrico (EAAB, 2025).

El monitoreo del embalse se ha realizado tradicionalmente mediante estudios batimétricos, sin embargo, el acceso a esta información es limitado, esto ha generado que se busquen otras alternativas para hallar el volumen almacenado. En este contexto, diversos estudios han demostrado la viabilidad de emplear relaciones empíricas entre el área superficial y el volumen en embalses mediante modelos de regresión potencial. Perea (2013), en su tesis de maestría de la universidad nacional de Colombia, aplicó este tipo de relación para estimar volúmenes a partir del área de espejo de agua, evidenciando que este método permite obtener aproximaciones confiables en escenarios donde la información batimétrica es limitada.

4.1. Contexto histórico del embalse de Chingaza

El desarrollo del sistema de abastecimiento de agua para la ciudad de Bogotá ha sido el resultado de un proceso progresivo de expansión de fuentes hídricas motivado principalmente por el crecimiento poblacional y el aumento de la demanda del recurso hídrico.

A inicios del siglo XX, la ciudad contaba con un sistema de abastecimiento que resultaba suficiente para una población aproximada de 300.000 habitantes; sin embargo, desde entonces se hizo evidente la necesidad de identificar nuevas fuentes de agua que garantizaran el suministro a largo plazo (EAAB, 2025).

En este contexto, durante las décadas de 1930 y 1940 se evaluaron diversas alternativas de abastecimiento, incluyendo el aprovechamiento de fuentes ubicadas en páramos cercanos como Palacio (La Calera) y Sumapaz, así como ríos tales como el Teusaca y el Siecha. No obstante, estas opciones fueron descartadas debido a limitaciones topográficas y altos costos de implementación (EAAB, 2025). Paralelamente, se desarrollaron infraestructuras

como la planta Vitelma y el embalse de La Regadera, que permitieron ampliar la capacidad de abastecimiento en ese momento (EAAB, 2025).

Para la década de 1950, el sistema comenzó a presentar signos de insuficiencia, lo que llevó al aprovechamiento intensivo de fuentes como el río Tunjuelito y posteriormente el río Bogotá, evidenciando la presión creciente sobre los recursos disponibles. En los años siguientes, se consolidó el sistema Tibitoc como una de las principales fuentes de abastecimiento; sin embargo, su capacidad resultaba limitada frente a las proyecciones de crecimiento de la ciudad (EAAB, 2025).

Ante este escenario, en la década de 1960 se iniciaron estudios técnicos orientados a identificar nuevas fuentes estratégicas, destacándose el páramo de Chingaza por su alta disponibilidad hídrica y calidad de agua (EAAB, 2025). En el año 1966, se presentó el primer informe que proponía el desarrollo del sistema Chingaza el cual contemplaba la captación, almacenamiento y conducción del recurso mediante una red de túneles y embalses (EAAB, 2025). Entre 1966 a 1972, se realizaron los estudios técnicos y financieros iniciando las obras de construcción del sistema Chingaza donde el embalse de Chuza fue la obra principal. (EAAB, 2025).

En 1983, entró en operación el sistema Chingaza, consolidándose como el eje principal del abastecimiento hídrico de Bogotá. No obstante, su funcionamiento estuvo condicionado por la vulnerabilidad de sus infraestructuras, especialmente los túneles, los cuales presentaron fallas asociadas a la inestabilidad geológica de la cordillera oriental. Ejemplo de ello fue la pérdida de presión del túnel Palacio-Rioblanco en 1984, ocasionada por derrumbes que requirieron intervenciones de gran magnitud para reestablecer el servicio (EAAB, 2025).

Como parte del fortalecimiento del sistema, se desarrollaron infraestructuras complementarias como el embalse de San Rafael, diseñado como reserva estratégica para garantizar el suministro en situaciones de contingencia. Asimismo, a partir de la década de 1990 se implementaron medidas de gestión de la demanda, como planes de uso eficiente del agua, que contribuyeron a la reducción del consumo de la ciudad (EAAB, 2025).

En ese contexto, el embalse de Chuza se consolidó como uno de los principales componentes del sistema Chingaza, desempeñando un papel fundamental en el almacenamiento y regulación del recurso hídrico. Su importancia radica en su capacidad para garantizar el abastecimiento continuo de agua a la ciudad, lo que lo convierte en un elemento clave para la gestión del recurso en escenarios de variabilidad climática y creciente demanda.

Como se observa en la ilustración 1, el sistema Chingaza está compuesto por los embalses de Chuza y San Rafael, donde destaca el túnel Wiesner, fundamentales para el abastecimiento hídrico de la ciudad. Sin embargo, también se pueden observar las plantas de tratamiento de agua y los embalses que a lo largo del tiempo sirvieron en el sistema de abastecimiento hídrico de Bogotá

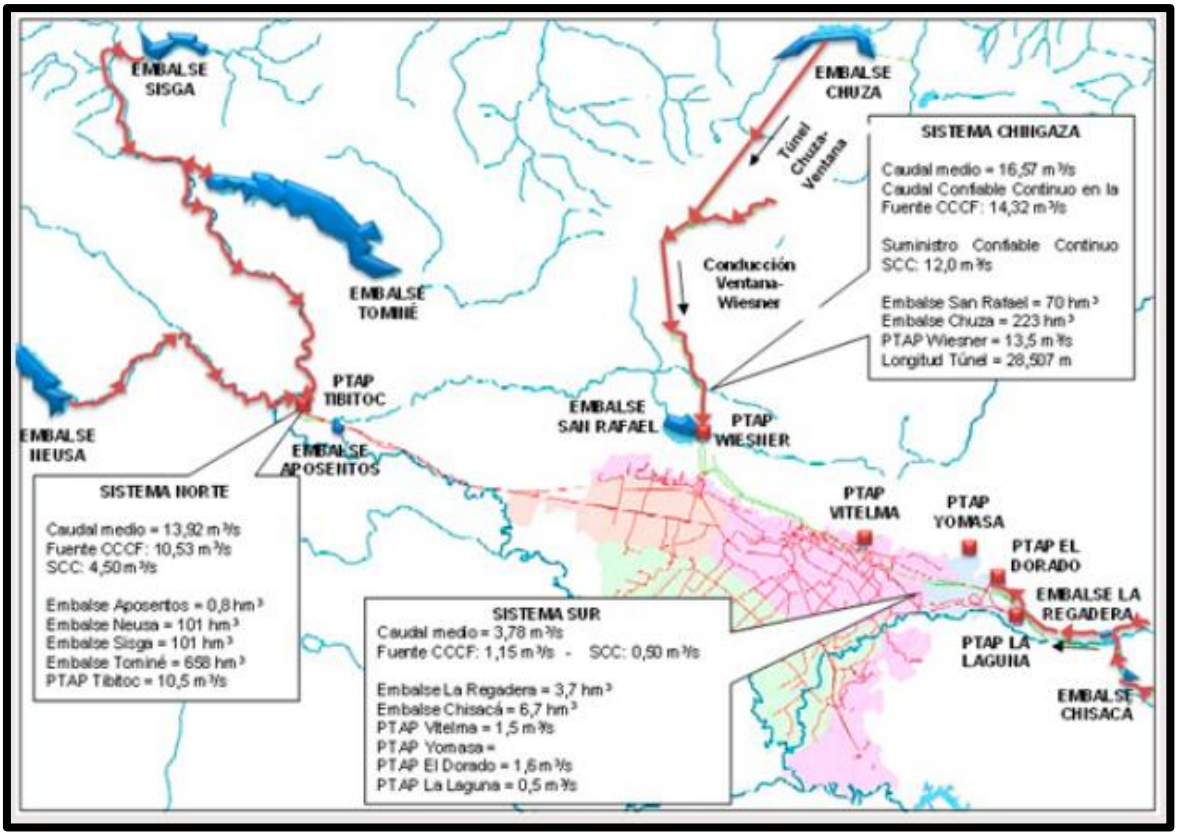


Ilustración 1. Sistemas de abastecimiento de agua de Bogotá a lo largo del tiempo.

Imagen tomada de la EAAB, 2025.

5. MARCO TEÓRICO

5.1. FUNDAMENTOS DE LA TELEDETECCIÓN

5.1.1. La teledetección remota

De acuerdo con Emilio Chuvieco (1990), la teledetección es la ciencia por medio de la cual se obtiene información sobre un objeto o área a través de los datos que fueron adquiridos por un instrumento que no está en contacto físico con el objeto de que se estudia.

Los pilares de la teledetección son: 1) La energía electromagnética ya que todo objeto de estudio se relaciona con esta, pues es lo que se encarga de transportar la información; y 2) El espectro electromagnético, el cual está constituido por todas las gamas de onda utilizadas para identificar materiales y superficies.

De acuerdo con Chuvieco (1990), en el contexto de la teledetección, el espectro electromagnético se centra en:

- **Visible:** RGB, Lo que el ojo humano puede visualizar, útil para interpretación visual.
- **Infrarrojo Cercano (NIR):** Reflecta la vegetación sana, fundamental para índices de vegetación.
- **Infrarrojo de Onda Corta (SWIR):** los cuerpos de agua absorben gran parte de esta energía, aumentando el contraste frente a suelos o rocas.
- **Infrarrojo Térmico (TIR):** Refleja la temperatura superficial.
- **Microondas (RADAR):** Se presenta como energía activa, capaz de penetrar las nubes y proyectar de día y de noche.

En la ilustración 2, se presenta el espectro electromagnético utilizado en teledetección, el cual abarca desde los rayos gamma y rayos X hasta las ondas de radio, incluyendo el espectro visible, el infrarrojo y las microondas. En aplicaciones de teledetección ambiental, como el monitoreo de cuerpos de agua, los rangos más relevantes corresponden al espectro visible y al infrarrojo cercano, debido a su capacidad para discriminar características de la superficie terrestre y del agua.

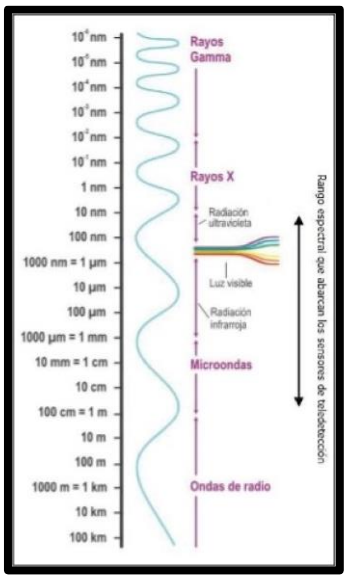


Ilustración 2. Rango espectral en teledetección

Tomado del Instituto Geográfico Nacional de España, 2025.

Para entender mejor los sistemas de teledetección, Chuvieco (1990) estructura el proceso de funcionamiento en siete fases:

- **Fuente de energía:** Es aquello que provee de energía al objeto, en el caso de los sensores activos, reciben energía artificial de su propia emisión; en el caso de los sensores pasivos, reciben energía del sol.
- **Interacción con la atmósfera:** La energía al atravesar la atmósfera puede ser dispersada o absorbida, de eso dependerá la calidad de la imagen.

- **Interacción con la superficie terrestre:** La energía incide sobre el objeto y puede ser reflejada, absorbida o transmitida, en este paso se genera la información.
- **Captura de la energía por el sensor:** Los sensores que se encuentran a bordo de distintas plataformas como satélites, aviones o drones, capturan la energía que fue emitida.
- **Transmisión, recepción y procesamiento:** Los datos se envían a estaciones terrestres, donde se convierten en imágenes satelitales y se corrigen errores.
- **Interpretación y análisis:** Se extrae la información de la imagen por: 1) Medio visual, donde un intérprete humano extrae la información o 2) Medio digital, donde un computador clasifica los pixeles de acuerdo con la firma espectral.
- **Aplicación:** La información final es usada para la toma de decisiones en el campo requerido.

En la ilustración 3, se relata de forma gráfica la manera en la que se procesa el funcionamiento de los sistemas de teledetección.

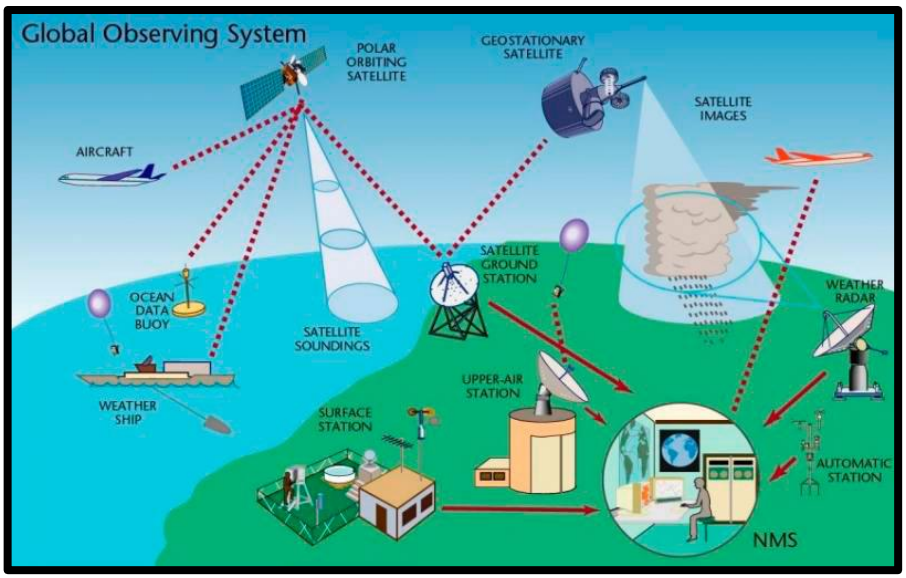


Ilustración 3. Composición de un sistema de teledetección.

Tomado de Universidad Nacional de Quilmes, 2025.

Para realizar teledetección, es indispensable la existencia de plataformas y sensores, como elementos que reciben, capturan y envían información. (Chuvieco, 1990).

Así mismo, Chuvieco (1990), concreta que los sensores tienen distintas resoluciones y estas definen la capacidad del sensor:

- **Espacial:** Se refiere al tamaño del píxel, entre menos tamaño, mayor será el detalle.
- **Espectral:** Es el número y anchura de las bandas espectrales, mientras más bandas existan, mayor capacidad habrá de diferenciar objetos en la imagen.
- **Radiométrica:** Es la sensibilidad para detectar diferencias en la energía, mientras más bits, más matices se pueden capturar.
- **Temporal:** Se refiere al tiempo que tarde un sensor en pasar por el mismo punto, esto es fundamental para el monitoreo de cambios.

5.1.2. Las imágenes satelitales

Las imágenes satelitales son representaciones digitales de la radiación electromagnética reflejada por la superficie terrestre, la cual es capturada por sensores especializados en plataformas orbitales, estas imágenes se caracterizan por su formato ráster donde cada píxel almacena un valor digital que cuantifica la cantidad de energía registrada en cada banda espectral (Fernández et al., 2020).

La información contenida en una imagen se genera a través de la interacción de la energía electromagnética y los materiales de la superficie donde se crea una firma espectral única para cada tipo de cobertura terrestre que sirve para su identificación y clasificación (Fernández et al., 2020).

En el caso de los cuerpos de agua, estas firmas espectrales presentan un comportamiento particular, ya que el agua tiende a absorber gran parte de la radiación en el infrarrojo cercano y refleja en menor medida en el espectro visible, lo que permite su diferenciación respecto a otras coberturas como suelo o vegetación. Esta propiedad resulta fundamental

para la delimitación del espejo de agua mediante técnicas de clasificación y análisis espectral en imágenes satelitales (Estrada et al., 2016).

De esta manera, las imágenes satelitales constituyen la base para la extracción de información hidrológica a partir de técnicas de teledetección.

5.1.3. Programa PlanetScope

El programa Planetscope, desarrollado por la empresa Planet Labs PBC, corresponde a una constelación que está compuesta por más de 150 satélites tipo **DOVE**, los cuales son nanosatélites de la clase **3U Cubesat** (10x10x30cm): pequeños, estandarizados y rentables, lo que permite su despliegue en grandes cantidades para garantizar una alta frecuencia de adquisición de imágenes (PlanetLabs, 2025).

Los satélites son una flota de sensores simples y numerosos que operan en una órbita heliosíncrona (SSO) a una altitud entre los 475-500 km, distribuidos en múltiples planos orbitales que permiten maximizar la cobertura y frecuencia de revisita, gracias a esta configuración el sistema planetscope es capaz de capturar imágenes de toda la superficie terrestre con una periodicidad diaria en las latitudes medias (PlanetLabs, 2025).
En término de resolución espacial, las imágenes adquiridas a Nadir presentan un tamaño de píxel de 3.7 metros y un tamaño de píxel de 3.12 metros en su versión *Procesada (Ortho Scene Product)*, lo que permite un nivel de detalle adecuado para estudios de monitoreo ambiental (PlanetLabs, 2025). Los datos son distribuidos en formato ortorrectificado y re-muestreados a un tamaño de píxel de 3 metros aprox, garantizando consistencia en la geometría de la imagen para su análisis (PlanetLabs, 2025).
En cuanto al área de barrido, cada escena individual cuenta con un *Ancho de banda* de 24.6 km, mientras que la constelación completa permite una cobertura global diaria de la

superficie terrestre, lo que facilita el monitoreo continuo de las áreas de interés (PlanetLabs, 2025).

El sensor multiespectral de los satélites DOVE cuenta con 8 bandas espectrales distribuidas en el rango del azul costero, RGB e infrarrojo cercano, lo que permite analizar características biofísicas de la superficie terrestre, incluyendo cuerpos de agua, vegetación y suelo (PlanetLabs, 2025).

En la tabla 1 se define la longitud de onda, el ancho de banda y la aplicación de cada banda espectral:

Tabla 1. Bandas espectrales del sensor DOVE de Planet

Banda	Longitud de onda (nm)	Ancho de banda (nm)	Aplicación
Azul Costero	444	20	Banda Aerosol, monitoreo de aguas costeras.
Azul	482	40	Penetración en cuerpos de agua y vegetación.
Verde I	531	30	Medición de clorofila.
Verde	565	30	Verde visible.
Amarillo	610	20	Medición de pigmentos y estrés vegetal.
Rojo	665	30	Absorbe la información de clorofila y marca el límite entre tierra y agua.
Borde Rojo	705	15	Salud de la vegetación.
Infrarrojo cercano (NIR)	865	40	Biomasa, contenido de agua y nubes.

Fuente: PlanetLabs (2025).

Respecto a la resolución radiométrica, las imágenes satelitales correspondientes a Planet, presentan una profundidad de 16 bits, lo que equivale a 65.536 niveles digitales posibles y permite capturar un alto rango de valores de radiancia. Por parte de la resolución temporal, la constelación PlanetScope ofrece una frecuencia de revisita diaria a media latitud, donde

se garantiza que cualquier punto de la tierra sea capturado al menos una vez al día (PlanetLabs, 2025).

En cuanto al nivel de procesamiento, los productos se distribuyen en diferentes niveles, entre los que destacan el nivel L3A, correspondiente a imágenes ortorrectificadas y el nivel L3B, que además de la imagen ortorrectificada incluye corrección atmosférica básica; los datos se descargan en formato GeoTIFF organizados por escenas de 24.6 x 19.1 km o por AOI (PlanetLabs, 2025).

Las imágenes planet han sido utilizadas en diversas aplicaciones como agricultura de precisión, silvicultura y deforestación, monitorización urbana, gestión del riesgo, seguridad, medio ambiente.

5.2. TELEDETECCIÓN APLICADA A CUERPO DE AGUA

5.2.1. Índices de Agua Normalizados (NDWI)

Los índices espectrales constituyen una herramienta ampliamente utilizada en teledetección para la identificación de coberturas terrestres a partir de sus propiedades de reflectancia, en el caso de los cuerpos de agua, su detección se fundamenta en su firma espectral, la cual se distingue por una baja reflectancia en el infrarrojo cercano (NIR) y una mayor reflectancia en el rango visible, particularmente en la banda verde (International Hydrographic Organization, 2024).

En la ilustración 4 se muestra la firma espectral del agua en comparación con la de la nieve, con el fin de evidenciar las diferencias de su comportamiento frente a distintas longitudes de onda.

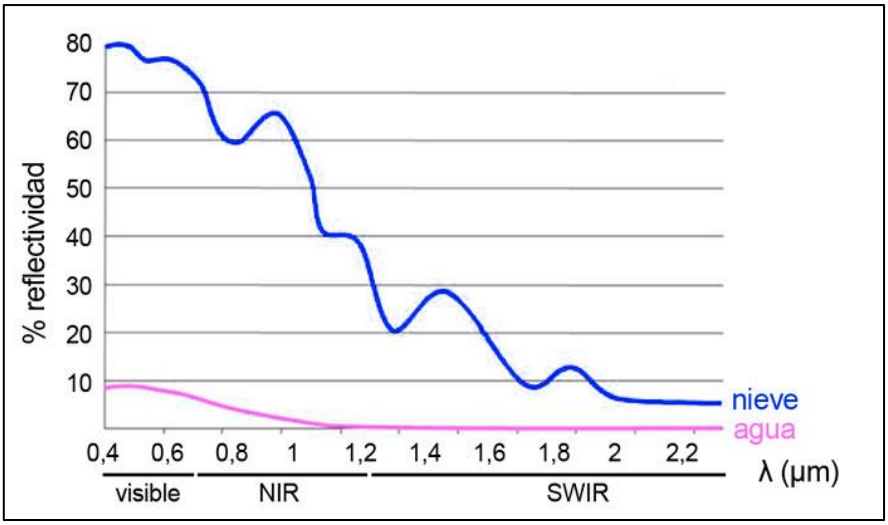


Ilustración 4. Firma espectral del agua.

Tomado de Gis&Beers, 2025.

A partir de este comportamiento, McFeeters (1996), propuso el índice de agua de diferencia normalizada (NDWI), el cual permite resaltar la presencia de cuerpos de agua mediante la combinación de las bandas del verde y del NIR, de acuerdo con la siguiente expresión:

$$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR}$$

Este índice genera valores en un rango entre el -1 y el 1, donde los valores positivos suelen asociarse a la presencia de agua, mientras que los valores negativos corresponden a otras coberturas como suelo o vegetación. No obstante, el NDWI presenta limitaciones en entornos complejos, ya que puede generar confusiones con superficies como el asfalto (Pacheco et al., 2021).

La precisión de este índice se ve afectada por condiciones como la turbidez del agua que se presenta con frecuencia en el embalse de Chuza, la presencia de sedimentos en suspensión y materia orgánica puede aumentar la reflectancia del NIR alterando la firma espectral del agua, haciendo más compleja su correcta clasificación (Foody et al., 2006).

Estas limitaciones han motivado el uso de métodos más robustos, como los algoritmos de clasificación basados en aprendizaje automático, los cuales permiten incorporar múltiples variables espectrales y mejorar la discriminación entre coberturas, superando las restricciones de los índices espectrales tradicionales como NDWI.

5.2.2. Algoritmos de Clasificación y Plataformas Satelitales

En la clasificación de imágenes satelitales, se asigna cada píxel de una imagen a una categoría temática en función de sus características espectrales, permitiendo la identificación de diferentes coberturas como agua, vegetación o suelo, este proceso es realizado mediante enfoques supervisados y no supervisados dependiendo de la disponibilidad de los datos de entrenamiento (Quispe. E, 2023).

En la clasificación supervisada, el usuario define previamente muestras representativas de cada clase, a partir las cuales el algoritmo aprende las características espectrales asociadas. Por el contrario, la clasificación no supervisada agrupa los pixeles en función de su similitud espectral sin requerir información previa, identificando patrones de manera automática (Foody et al., 2006).

Entre los métodos de clasificación supervisada, se destaca el clasificador de Máxima Verosimilitud (MLC), el cual se basa en principios estadísticos para asignar cada píxel a la clase con mayor probabilidad de pertenencia. Aunque es una técnica clásica y comercialmente común, su eficacia se deteriora en zonas de mezcla espectral, que es un fenómeno habitual en zonas de alta variabilidad como el páramo andino (Foody et al., 2006).

Otro método relevante es la Máquina de Vectores de Soporte (SVM), el cual consta de un algoritmo no paramétrico de aprendizaje supervisado, que busca el hiperplano óptimo. A través de la formulación de este algoritmo se consigue maximizar el margen entre las

clases. La SVM es particularmente mejor para la detección de agua en ambientes heterogéneos como los andinos, ya que puede manejar datos no lineales mediante el uso de Kernels ofreciendo una alta precisión (Pacheco et al., 2021). La inclusión de este algoritmo en el estudio es útil, ya que la topografía y las sombras dificultan el proceso de clasificación.

En cuanto a los métodos no supervisados, destacan algoritmos como K-means e isodata, los cuales agrupan píxeles en función de su similitud espectral sin requerir datos de entrenamiento. La diferencia principal entre K-Means e ISODATA es que el primero requiere que el número de grupos se defina a priori, mientras que el segundo lo adapta iterativamente (Foody et al., 2006).

En general, la precisión de los métodos de clasificación puede verse afectada por factores como la mezcla espectral, la presencia de sombras o la variabilidad ambiental, lo que representa un desafío en la delimitación de coberturas.

5.2.3. Importancia de la Frecuencia Temporal en la Detección de Cambios Rápidos

La frecuencia temporal de adquisición de imágenes es un componente clave para la detección de cambios en los cuerpos de agua. En embalses operativos, las variaciones en el espejo de agua pueden ocurrir en lapsos relativamente cortos debido a maniobras de regulación, eventos de precipitación o periodos prolongados de sequía (Wang et al., 2018).

Desde un punto de vista teórico, las plataformas con alta frecuencia de revisita permiten capturar estas dinámicas con mayor detalle, facilitando la identificación de procesos transitorios y la diferenciación entre cambios estructurales y fluctuaciones temporales (Wang et al., 2018).

No obstante, en la práctica, la disponibilidad de imágenes puede verse limitada por factores como la nubosidad o la calidad de datos. En este sentido, el análisis temporal en estudios específicos depende más de la selección de imágenes representativas que permitan capturar la variabilidad del sistema en distintos periodos, que de una frecuencia de adquisición estrictamente continua.

5.3. CONCEPTOS HIDROLÓGICOS

5.3.1. Embalse

El embalse es conocido como un sistema artificial diseñado para almacenar y regular el recurso hídrico, combinando características propias de ecosistemas lóticos como ríos y lénticos como lagos, lo que lo convierte en un sistema híbrido con dinámicas hidrológicas complejas (Navarro et al, 2010).

Desde el punto de vista funcional, los embalses pueden clasificarse según su propósito, como la generación de energía, el abastecimiento de agua potable, riego y demás (Urrea, 2010). No obstante, más allá de su clasificación operativa, su comportamiento hidrológico está directamente relacionado con procesos como la regulación de caudales, la variación del nivel del agua y los cambios en la extensión del espejo de agua (Urrea, 2010).

El comportamiento hidrológico de los embalses resulta fundamental, pues las variaciones en el volumen almacenado se reflejan en los cambios de área superficial del embalse.

5.3.2. Relación Área–Volumen como Fundamento Teórico para la Estimación del Almacenamiento de un embalse

Desde la hidrología aplicada, se reconoce que, bajo condiciones de estabilidad morfológica, existe una relación entre el área del espejo de agua y el volumen almacenado,

la cual puede ser descrita mediante modelos empíricos siempre que exista una relación geométrica previamente establecida (Birkett, 1998).

Esta relación suele representarse mediante funciones de tipo potencial, donde el volumen es proporcional a una potencia del área superficial, lo que permite modelar el comportamiento del embalse a partir de observaciones de dicha área (Sawunyama et al., 2006). La validez de este enfoque depende de factores como la geometría del vaso del embalse, la pendiente de las riberas y la estabilidad de sus condiciones morfológicas a lo largo del tiempo (Wang et al., 2018).

La precisión al estimar el área superficial del embalse se convierte en un factor crítico, ya que los errores en la delimitación del contorno del agua afectan la estimación del volumen. El uso de imágenes de alta resolución espacial contribuye a reducir los errores mejorando la confiabilidad de los modelos área-volumen aplicados en el comportamiento hidrológico de embalses.

5.4. MODELADO Y ANÁLISIS

5.4.1. Modelado Hidrológico para la Relación Área-Volumen

La relación entre el volumen de un embalse y su área superficial no es lineal ya que existen factores como la geometría del embalse respecto a su profundidad y la variación del nivel de agua, a medida que el nivel de agua aumenta, el volumen tiende a incrementarse a una tasa mayor que el área superficial, especialmente en embalses con pendientes pronunciadas o morfologías irregulares (Wang et al., 2018).
Estudios como el de Perea (2013), han modelado esta relación mediante un modelo de regresión potencial, debido a su capacidad para representar adecuadamente la geometría de los cuerpos de agua y la dificultad para acceder a información batimétrica detallada.

Bajo este contexto, la ecuación de regresión potencial se expresa como:

$$V = k \cdot A^m$$

Donde V es el volumen, A es el área del espejo de agua, k es una constante de proporcionalidad, y m es un exponente crítico que muestra la geometría del embalse (Cruce et al., 2019).

La interpretación del valor de m es crucial: un m ≈ 3 sugiere un embalse de forma cónica o en “V”. Esta forma es característica de cuerpos de agua profundos y estrechos situados en ambientes de alta montaña (EAAB, 2021). Por el contrario, un valor cercano a 2 indicaría una forma de tipo cuenco o "U" (Merwade & Ruddell, 2016).

5.4.2. Calibración de los volúmenes mensuales de referencia para el modelo de regresión potencial

Para la estimación de la relación área–volumen en embalses, es necesario contar con pares de datos correspondientes a ambas variables en un mismo instante de tiempo (Cruce et al., 2019). Sin embargo, en estudios aplicados es común que exista una discrepancia temporal entre las fuentes de información, debido a que las áreas del espejo de agua se obtienen a partir de imágenes satelitales en fechas específicas, mientras que los volúmenes almacenados suelen ser reportados por entidades gestoras en forma de registros agregados, como promedios mensuales (EAAB, 2025).

Esta diferencia en la resolución temporal de los datos representa una limitación frecuente en el análisis hidrológico, especialmente cuando no se dispone de mediciones continuas o diarias. En este contexto, diversos estudios han empleado aproximaciones que permiten armonizar ambas fuentes de información, facilitando la construcción de relaciones funcionales entre variables hidrológicas (Wang et al., 2018).

Por ello, Wang (2018), propone una formula para calibrar datos a la fecha necesitada por medio de la ecuación:

$$V_f = V_m + \frac{(d-15)}{30} \cdot (V_{m+1} - V_m)$$

donde V_f corresponde al volumen estimado para la fecha de la imagen, V_m es el volumen promedio del mes correspondiente, V_{m+1} el volumen del mes siguiente y d el día del mes. El día 15 se considera como referencia del valor promedio mensual, bajo el supuesto de que la variación en el tiempo de cada día es lineal.

5.4.3. Método de ajustes mínimos cuadrados

El método de mínimos cuadrados es una técnica estadística empleada para estimar los parámetros de un modelo matemático a partir de un conjunto de datos observados mediante la minimización de residuos, definidos como la diferencia entre los valores observados y los valores estimados por el modelo (Sevilla, 1987).

En el caso de modelos no lineales, como la relación potencial entre variables, es común aplicar transformaciones logarítmicas con el fin de linealizar la expresión y facilitar la estimación de parámetros (Sevilla, 1987). De ese modo, una relación de la forma:

$$V = k \cdot A^m$$

Puede transformarse mediante algoritmos naturales en una expresión lineal:

$$ln(V) = ln(k) + m \cdot ln(A)$$

Lo que permite representar el modelo como una regresión lineal simple de la forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X$$

Donde:

$$Y = \ln(V)\,, \qquad X = l\,n(A)\,, \qquad \beta_0 = l\,n(k)\,, \qquad \beta_1 = m$$

Los parámetros β_0 y β_1 se estiman a partir de las expresiones analíticas derivadas del método de mínimos cuadrados, las cuales involucran sumatorias de los valores observados y permiten determinar los coeficientes que minimizan la suma de los errores al cuadrado entre los valores observados y los valores predichos por el modelo (Sevilla, 1987).

De acuerdo con Sevilla (1987), los estimadores de mínimos cuadrados para β_0 y β_1 se determinan de la siguiente manera

$$\beta_1 = \frac{n\Sigma\, x_i\, y_i \; - \Sigma\, x_i \cdot \Sigma\, y_i}{n\Sigma\, x_i^2 - (\Sigma\, x_i)^2}$$

$$\beta_0 = \; \bar{Y} \; - \; \beta_1 \cdot \; \bar{X}$$

En el cual

n = Número de observaciones

$$\bar{X} = \frac{\Sigma\, x_i}{n}$$

$$\bar{Y} = \frac{\Sigma\, y_i}{n}$$

5.4.4. Serie Temporal

Series temporales en el análisis de sistemas hidrológicos

El análisis de series temporales constituye una herramienta fundamental para comprender la dinámica de variables hidrológicas a lo largo del tiempo, permitiendo identificar patrones, tendencias y posibles comportamientos recurrentes en sistemas como los

embalses. Una serie temporal puede definirse como un conjunto de observaciones de una variable registradas en intervalos sucesivos de tiempo (Alvarado et al., 2019).

Desde un enfoque teórico, una serie temporal puede descomponerse en diferentes variables que explican su comportamiento. De acuerdo con Alvarado (2019), de manera general, esta descomposición puede expresarse de la siguiente manera:

$$A(t) = T(t) + S(t) + e(t)$$

Donde A(t) representa el valor observado en el tiempo, T(t) corresponde a la tendencia a largo plazo, S(t) describe la componente estacional asociada a variaciones periódicas y e(t) representa el componente aleatorio como el ruido (Alvarado et al., 2019).

En el contexto hidrológico, estas componentes permiten interpretar fenómenos como la variabilidad climática, los periodos de sequía y lluvia y las respuestas del sistema ante cambios en la oferta y demanda del recurso hídrico (Alvarado et al., 2019).

En estudios donde la información es limitada o presenta discontinuidades temporales, el análisis de series temporales se orienta principalmente a la identificación de tendencias generales y patrones de variación, más que a la modelación detallada de componentes estacionales (Marín et al., 2023).

Tendencia temporal

El análisis de tendencias en series temporales permite identificar comportamientos generales de una variable a lo largo del tiempo, facilitando la detección de incrementos, disminuciones o estabilidad en sistemas dinámicos (Alvarado et al., 2019). Una de las herramientas más utilizadas para este propósito es la regresión lineal simple, la cual modela la relación entre una variable dependiente y el tiempo como variable independiente.

En este enfoque, la serie temporal se representa mediante una ecuación de la forma:

$$Y(t) = \beta_0 + \beta_1 t$$

donde $Y(t)$corresponde al valor de la variable en el tiempo t, β_0 es la ordenada al origen y β_1 representa la pendiente de la recta, la cual indica la tasa de cambio de la variable en el tiempo.

Cuando la pendiente es negativa, se interpreta como una tendencia decreciente, mientras que una pendiente positiva indica un incremento progresivo de la variable. Este tipo de modelado es útil para resumir el comportamiento global de la serie, aunque no necesariamente captura fluctuaciones estacionales o variaciones no lineales propias de sistemas ambientales complejos (Marín et al., 2023).

En el análisis de variables hidrológicas, como el volumen de embalses, la regresión lineal se emplea principalmente como una herramienta descriptiva que permite identificar tendencias generales, más que como un modelo predictivo, debido a la influencia de factores externos como la variabilidad climática y la operación del sistema.

Medidas descriptivas en el análisis de series hidrológicas

Como complemento al análisis de series temporales, las medidas estadísticas descriptivas permiten sintetizar el comportamiento de una variable a partir de un conjunto de observaciones facilitando la identificación de patrones generales, niveles característicos y dispersión de datos (Marín et al., 2023).

Dentro de este enfoque, las medidas de tendencia central permiten describir valores representativos en las series temporales, por ejemplo, la media aritmética expresa el valor promedio de una variable, mientras que la mediana corresponde al valor central de la distribución ordenada, siendo menos sensible a valores extremos (Marín et al., 2023). Por

su parte, las medidas de dispersión permiten evaluar la variabilidad de la serie; entre ellas, el rango describe la diferencia entre el valor mínimo y máximo, y la desviación estándar cuantifica el grado de dispersión de los datos respecto a su media (Alvarado et al., 2019).

Adicionalmente, los cuantiles constituyen una herramienta útil para el análisis hidrológico, ya que permiten dividir la distribución en segmentos que facilitan la interpretación de niveles operativos (Alvarado et al., 2019). En particular, los cuartiles permiten identificar umbrales asociados a condiciones bajas, medias y altas de la variable analizada (Marín et al., 2023). Estas medidas se fundamentan en las siguientes expresiones:

$$\bar{x}(media) = \frac{1}{n} \cdot \Sigma\, x_i$$

$$Donde\ n\ es\ el\ numero\ de\ observaciones\ y\ x_i\ es\ el\ logaritmo\ natural\ de\ cada\ área$$

$$Rango = x_{max} - x_{min}$$

$$Donde\ x\ es\ el\ valor\ del\ logaritmo\ natural\ de\ área\ máxima\ y\ mínima$$

$$\sigma(desviación\ estándar) = \sqrt{\frac{1}{n-1}\Sigma(x_i - \bar{x})^2}$$

$$Donde\ n\ es\ el\ numero\ de\ observaciones\ y\ x_i\ es\ el\ logaritmo\ natural\ de\ cada\ área$$

$$Q1 = \frac{1}{4}(n+1)\ ;\ Q3 = \frac{3}{4}(n+1)$$

$$Donde\ n\ es\ el\ número\ de\ observaciones,$$

$$Q1\ es\ el\ umbral\ de\ alerta\ (P25) y\ Q3\ el\ umbral\ de\ capacidad\ óptima$$

Estas herramientas permiten caracterizar el comportamiento del área superficial y del volumen de los embalses donde se observan las variaciones relevantes en el tiempo (Alvarado et al., 2019).

5.5. MÉTRICAS PARA VALIDACIÓN DE RESULTADOS

5.5.1. Matriz de confusión e Índice Kappa

La evaluación de exactitud de una clasificación temática en teledetección se basa en la comparación entre el mapa clasificado y una referencia independiente, mediante una matriz de confusión. La matriz de confusión es una tabla que permite la visualización del desempeño de un algoritmo de clasificación de manera exhaustiva, donde, compara los valores clasificados por el algoritmo con los valores de referencia que se consideran como verdad de referencia por la fotointerpretación de la imagen, esta matriz permite resumir la correspondencia entre las clases asignadas por el clasificador y las clases reales, facilitando la identificación de aciertos y errores (Congalton, 1991).

Como indicador complementario, el coeficiente Kappa propuesto por Cohen (1960) cuantifica el grado de acuerdo entre dos clasificaciones categóricas, teniendo en cuenta el acuerdo esperado por azar entre 0 y 1, donde 0 es el peor acuerdo y los valores cercanos o iguales a 1 representan el mejor acuerdo. (Cossio O, Herrera J, 2024).

Su expresión general es:

$$\kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$$

Donde P_o representa el acuerdo observado y P_e el acuerdo esperado por azar a partir de las distribuciones marginales (Cohen, 1960).

5.5.2. Coeficiente de determinación R² y P-valor

El coeficiente de determinación R² es una medida estadística que permite evaluar el grado en que la variabilidad de una variable dependiente puede ser explicada por una o más variables independientes dentro del modelo de regresión, este coeficiente toma valores entre 0 y 1, donde valores cercanos a 1 indican una mayor capacidad explicativa del

modelo, mientras que valores cercanos a 0 reflejan una baja proporción de variabilidad explicada. (Torres, et al. 2012).

El coeficiente de determinación se expresa como:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(yi - \hat{y}i)^2}{\sum(yi - \bar{y})^2}$$

$Donde\ y_i\ corresponde\ a\ los\ valores\ observados, \hat{y}_i\ a\ los\ valores\ estimados\ por\ el\ modelo,$

$\bar{y}\ a\ la\ media\ de\ la\ variable.$

Por otro lado, el p-valor es una medida utilizada en inferencia estadística para evaluar la significancia de una relación dentro de un modelo, este valor permite contrastar la hipótesis nula, que generalmente plantea la ausencia de relación entre las variables, frente a una hipótesis alternativa (Palma, 2022). En el caso de los modelos de regresión, el p-valor asociado al coeficiente de una variable indica la probabilidad de observar una relación como la estimada si la relación no existiera (Suárez, 2012).

De manera general, valores pequeños en el p-valor sugieren evidencia en contra de la hipótesis nula, indicando que la relación observada es estadísticamente significativa, en contraste, los valores altos indican que no existe suficiente evidencia para afirmar la existencia de dicha relación (Palma, 2022).

El uso del coeficiente de determinación y el p-valor permite evaluar tanto la capacidad explicativa como la validez estadística de los modelos empleados para describir relaciones entre variables, como el caso del área superficial y el volumen de los embalses.

5.5.3. Validación mediante Coeficiente de Pearson y Error Absoluto medio

La validación del método es un paso crítico para garantizar que las estimaciones de volumen derivadas de imágenes satelitales sean representativas de la realidad física del

embalse. En el contexto de estudios hidrológicos, esta validación es clave para determinar la confiabilidad de modelos empíricos utilizados en la estimación de variables como el volumen de agua de los embalses (Merwade et al., 2006).

Una de las métricas más usadas para evaluar la consistencia de un modelo, es el Coeficiente de Correlación de Pearson, el cual cuantifica la fuerza y dirección de la relación lineal entre dos conjuntos de datos. Este Coeficiente toma valores entre -1 y 1, donde los valores cercanos a 1 indican que el sensor remoto captura con precisión las fluctuaciones estacionales y operativas en los cuerpos de agua (Wang et al., 2022).

El coeficiente de Pearson se expresa mediante:

$$Pearson = \frac{\Sigma(X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\Sigma(X_i - \bar{X})^2 \cdot \Sigma(Y_i - \bar{Y})^2}}$$

Donde X_i y Y_i corresponden a los valores de las variables analizadas, $\bar{X}$ y $\bar{Y}$ a sus respectivas medias.

Por otra parte, la magnitud del error es determinada mediante el Error Absoluto Medio (MAE). El MAE es seleccionado por su robustez y facilidad de interpretación en la gestión de recursos hídricos, ya que expresa la diferencia promedio en las mismas unidades de la variable medida, sin sobredimensionar los valores atípicos (Willmott & Matsuura, 2005).

El Error Absoluto Medio (MAE) se calcula como el promedio de las diferencias absolutas entre el valor calculado y el valor real de la siguiente manera:

$$MAE = \frac{1}{n}\Sigma|V_{real} - V_{calculado}|$$

Donde n es el número de observaciones y V es el valor que corresponde a los volúmenes reales y calculados.

Además del coeficiente de Pearson y el MAE, también existe otro método que valida la precisión del modelo y es el RMSE. El Error Cuadrático Medio (RMSE) eleva al cuadrado los errores antes de promediarlos, lo que da mayor peso a los errores atípicos, un RMSE bajo indica que además de que el modelo es preciso en promedio también evita errores muy grandes por medio de la ecuación:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\Sigma(V_{real} - V_{calculado})^2}$$

Donde n es el número de observaciones y V es el valor que corresponde a los volúmenes reales y calculados.

En conjunto, estas métricas permiten evaluar tanto la relación entre variables como la magnitud de los errores asociados a un modelo.

5.6. CONTEXTO GEOGRÁFICO

5.6.1. El embalse de Chuza y el sistema Chingaza

El embalse de Chuza se localiza en la cordillera oriental de los andes colombianos, dentro del sistema de páramos de Chingaza, en un entorno de alta montaña caracterizado por condiciones geomorfológicas e hidrológicas complejas (Barriga, 2019).

De acuerdo con la EAAB, el embalse de Chuza constituye uno de los componentes principales del Sistema Chingaza, infraestructura que permite captar, conducir y potabilizar agua para el abastecimiento de Bogotá. Hablar de Chuza, por tanto, no es describir un cuerpo de agua aislado: es referirse a un nodo dentro de un sistema hidráulico que integra obras de captación, regulación y conducción hacia la planta de tratamiento. En la descripción institucional del Sistema Chingaza, la EAAB señala la existencia de componentes como la desviación del río Guatiquía hacia el embalse, así como la

conducción Chuza–Planta Wiesner, con características técnicas explícitas como la longitud y capacidad de transporte, lo cual evidencia la articulación entre el almacenamiento en el embalse y el suministro hacia el proceso de potabilización (EAAB, 2025).

En ese sentido, el llamado túnel Wiesner es clave porque actúa como el corredor hidráulico que permite trasladar el agua almacenada en Chuza hacia la planta donde se realiza el tratamiento y desde donde se distribuye a los usuarios. La EAAB describe esta conducción Chuza–Planta Wiesner con una longitud aproximada de 37,7 km y una capacidad del orden de 25 m^3/s, lo que evidencia su papel estructural en la continuidad del suministro (EAAB, 2025).

Además, dentro del mismo sistema existen túneles asociados a la captación y desviación de corrientes hacia el embalse; por ejemplo, se reporta la desviación del río Guatiquía al embalse de Chuza mediante un túnel de 3,2 km y de la quebrada Leticia por un túnel de 0,3 km (EAAB, 2025).

5.6.2. Monitoreo de la batimetría tradicional del embalse de Chuza

La batimetría constituye el método tradicional para la caracterización morfométrica de los cuerpos de agua, ya que permite determinar la forma, profundidad y configuración del fondo de un embalse (EAAB, 2025). A partir de esta información es posible estimar el volumen almacenado mediante relaciones entre la profundidad, el área superficial y las curvas de nivel asociadas al vaso del embalse (EAAB, 2025).

Los levantamientos batimétricos se realizan comúnmente mediante técnicas hidro acústicas, como el uso de ecosondas integradas con sistemas de posicionamiento global (GNSS), lo que permite obtener mediciones georreferenciadas de la profundidad a lo largo de cotas distribuidas sobre el cuerpo de agua. Posteriormente, estos datos puntuales son

interpolados para generar modelos digitales del fondo, a partir de los cuales se derivan curvas batimétricas y estimaciones volumétricas (International Hydrographic Organization, 2020).

No obstante, la batimetría en el embalse de Chuza ha presentado limitaciones operativas relacionadas con su costo y complejidad logística, lo que ha generado baja frecuencia de actualización donde los levantamientos se realizan con intervalos de varios años (EAAB, 2025). A pesar de ser el método más efectivo, sus limitaciones motivan a que se exploren metodologías complementarias como el uso de imágenes satelitales para la extracción de información de variables superficiales donde se puede visualizar los cambios del cuerpo de agua en el tiempo (EAAB, 2025).

5.7. CONTEXTO CLIMÁTICO

La dinámica de los embalses está fuertemente condicionada por la variabilidad climática, la cual actúa como un forzante externo que modifica los aportes hídricos, las tasas de evaporación y, en consecuencia, el balance hídrico del sistema. En regiones tropicales andinas, esta variabilidad se expresa tanto a escala estacional como interanual, siendo el Fenómeno El Niño–Oscilación del Sur (ENSO) uno de los principales moduladores del régimen hidrológico (Semper Lloret, 2023).

Durante fases cálidas del ENSO, la reducción de las precipitaciones y el incremento de la evapotranspiración pueden provocar descensos acelerados en el nivel y volumen de los embalses, mientras que las fases frías suelen asociarse a periodos de recuperación o expansión del espejo de agua (International Hydrographic Organization, 2020).

En el embalse de Chuza, las precipitaciones anuales pueden alcanzar valores cercanos a los 2500 mm en condiciones normales (Rodríguez, 2024). Sin embargo, durante el periodo

de 2020 a 2024, el comportamiento climático estuvo alternado entre fases frías y cálidas, entre 2020 y 2022 predominó el fenómeno de la niña, caracterizado por un incremento en las precipitaciones y por tanto un aumento en los caudales (Arenas et al, 2024).

A partir del 2023 se genera el fenómeno del niño, causando déficits hídricos significativos y la disminución de los niveles de almacenamiento de Chuza, lo que conlleva a que en el 2024 haya escasez de lluvias y se implementen medidas de racionamiento (Rodríguez, 2024). Adicionalmente, el comportamiento hidrológico del sistema Chingaza depende de las precipitaciones que provienen de la Amazonía y la Orinoquía, lo que introduce una dependencia climática regional que aumenta la complejidad en la predicción del comportamiento del recurso hídrico (Arenas et al, 2024).

5.8. APORTE DEL ENFOQUE ESPACIOTEMPORAL EN EL ANÁLISIS DE EMBALSES

El enfoque espaciotemporal en el estudio de embalses se fundamenta en la concepción de estos sistemas como entidades dinámicas, cuya evolución no puede ser comprendida a partir de observaciones aisladas, sino mediante el conjunto de su variabilidad en el espacio y el tiempo (Arenas et al, 2024). En este sentido, el comportamiento del almacenamiento hídrico responde a la interacción continua entre factores hidrológicos, climáticos y operativos, manifestados en cambios progresivos de los embalses y no en estados estáticos (International Hydrographic Organization, 2020).

La integración de información espacial y temporal permite interpretar de manera más completa la dinámica de los cuerpos de agua, al posibilitar la identificación de tendencias y fluctuaciones que no son evidentes en análisis netamente espaciales o temporales (Alvarado et al., 2019).

En el marco de la teledetección, la disponibilidad de series de datos con continuidad espacial favorece la aproximación a los análisis de cambios en la superficie del agua por periodos determinados de tiempo, que permiten articular al marco conceptual fundamentos de hidrología y observación logrando comprender los embalses como sistemas complejos cuya dinámica es abierta a ser analizada mediante la integración de múltiples fuentes de información (International Hydrographic Organization, 2020).

5.9. MARCO NORMATIVO

El presente estudio se enmarca en la normativa colombiana relacionada con la gestión del recurso hídrico y el acceso a la información ambiental, en la medida que estas disposiciones sustentan la necesidad de gestionar y analizar el comportamiento de cuerpos de agua estratégicos.

La Constitución Política de Colombia de 1991 establece en su Artículo 80 la obligación del estado de planificar el manejo y aprovechamiento de los recursos naturales bajo criterios de sostenibilidad. Este principio fundamenta la necesidad de realizar el seguimiento a sistemas hídricos estratégicos, como los embalses mediante herramientas que permitan analizar su comportamiento con el tiempo.

En ese contexto, la Política Nacional para la Gestión Integral del Recurso Hídrico (PNGIRH) plantea la necesidad de fortalecer los procesos de monitoreo, seguimiento y evaluación del recurso hídrico en el país, respaldando el uso de herramientas modernas que permitan la generación de información periódica y relevante sobre los cuerpos de agua (Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial, 2010).

Por otro lado, la Ley 1712 de 2014 relacionada con el acceso a la información pública, promueve la disponibilidad y uso de datos abiertos, incluyendo información ambiental,

permitiendo el aprovechamiento de diversas fuentes de información y datos institucionales oficiales para el desarrollo de investigaciones orientadas a la comprensión del estado de los recursos hídricos.

6. MATERIALES Y MÉTODOS

6.1. Herramientas de Software

6.1.1. ArcGIS Pro

Es un software de sistemas de información geográfica (SIG) desarrollado por ESRI que utilizado para el procesamiento, análisis y visualización de los datos geoespaciales.

En el presente estudio, se emplea como herramienta principal para:

- **Preparación de imágenes satelitales:** En ArcGIS se realiza la organización y visualización de las imágenes Planetscope, y la combinación de bandas espectrales para el análisis.
- **Clasificación de imágenes:** En ArcGIS se implementa la aplicación de herramientas para asignar clases temáticas a las imágenes satelitales, a partir de la definición de muestras de entrenamiento para métodos supervisados y la agrupación automática de pixeles para métodos no supervisados.
- **Análisis espacial del objeto de estudio:** En ArcGIS al delimitar el objeto de estudio y procesarlo, se generan matrices de confusión para analizar la correspondencia de clases obtenidas con los datos de referencia. También, ArcGIS cuenta con herramientas que realizan el calculo de medidas descriptivas como histogramas y medidas de tendencia central para caracterizar los datos usados en el estudio.
- **Generación de productos cartográficos:** En ArcGIS se elaboran las salidas graficas que representan los resultados del procesamiento y análisis espacial del objeto de estudio.

6.2. Datos e Insumos:

6.2.1. Imágenes Planetscope:

Estas imágenes de alta resolución provenientes de la constelación DOVE, de la empresa Planet Labs son utilizadas para el presente estudio. Estas imágenes cuentan con 8 bandas, que son importantes para el cálculo de índices y la delimitación de agua. La selección de imágenes es realizada con el objetivo de obtener una muestra útil y precisa del embalse de Chuza entre los años 2020 a 2024, para esto se realiza la búsqueda y selección de las imágenes con menor porcentaje de nubosidad y que muestren el área de interés definida sin obstáculos que impidan el correcto procesamiento en el software, pues escoger las mejores imágenes va a permitir que se minimicen errores en el momento de clasificar imágenes.

Al solicitar las imágenes y tomar las de mejor calidad por año, se obtuvieron productos de las siguientes fechas:

Tabla 2. . Identificación y fecha de las imágenes usadas para el estudio

# IMAGEN	FECHA
1	11 de febrero de 2020
2	29 de agosto de 2020
3	13 de diciembre de 2020
4	19 de enero de 2021
5	21 de abril de 2021
6	23 de diciembre de 2021
7	27 de enero de 2022
8	14 de julio de 2022
9	24 de diciembre de 2022
10	26 de febrero de 2023
11	23 de agosto de 2023
12	27 de enero de 2024
13	14 de abril de 2024

14	07 de agosto de 2024

Elaboración propia

6.2.2. Datos institucionales

Datos de la EAAB (Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá)

La información oficial de volúmenes promedio mensuales se obtiene de la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá, entidad encargada del monitoreo y la gestión del sistema Chingaza. Esta fuente proporciona los datos históricos de volumen almacenado en el embalse de Chuza.

Para esta investigación, se seleccionan los registros correspondientes al embalse de Chuza del periodo 2020 a 2024 con el fin de garantizar la coherencia entre la disponibilidad de las imágenes satelitales, y los datos de referencia, donde los insumos principales permiten que se lleve a cabo el análisis del comportamiento espaciotemporal.

6.3. Área de estudio

El embalse de Chuza se localiza en la cordillera oriental de Colombia, dentro del parque Nacional Natural Chingaza, en jurisdicción del departamento de Cundinamarca. Se encuentra aproximadamente en las coordenadas latitud norte 4°31' y longitud oeste 73°44', en un entorno de alta montaña caracterizado por un ecosistema de páramo y condiciones climáticas de alta variabilidad (Rodríguez, 2024).

El área se sitúa a una altitud aproximada entre los 2800 y 3000 metros sobre el nivel del mar, lo que influye en que la región presente una serie de precipitaciones elevada, y que este sujeta a la influencia de fenómenos climáticos como el niño y la niña (IDEAM, 2024).

En la ilustración 5 se presenta la delimitación del área de estudio, centrada en el embalse de Chuza:



Ilustración 5. Área de estudio

Elaboración propia

6.3.1. Plataforma Satelital PLANET

La elección de la plataforma satelital se realizó mediante una comparación entre diferentes alternativas disponibles, considerando criterios técnicos como la resolución espacial, temporal y espectral, en función de los requerimientos del estudio.

En la tabla 3 se puede apreciar la comparativa realizada entre las plataformas PlanetScope, Sentinel-2 y Landsat:

Tabla 3. Características de las diversas plataformas satelitales

Características	PlanetScope	Sentinel-2	Landsat
Resolución Espacial	3 m	10 – 60 m	30 m
Resolución Temporal	Diaria	5 – 10 días	16 días

Bandas Espectrales	8 bandas	13 bandas	11 bandas
Ventajas	Muy alta resolución espacial, alta resolución temporal	Gratuito, alta resolución espectral, buen equilibrio	Gratuito, larga serie temporal (más de 30 años)
Desventajas	Comercial (costo), menos bandas espectrales para análisis de calidad del agua	Resolución espacial moderada	Baja resolución temporal, resolución espacial moderada

Fuente: Instituto Geográfico Nacional de España, 2025

Elaboración propia

A partir de este análisis comparativo se seleccionó la constelación Planet Labs PBC como fuente de datos por su propiedad de imagen de alta resolución espacial (3 m) y, su alta frecuencia de revisita.

Esta función es fundamental para la identificación de los cambios en el espejo de agua del embalse de Chuza, especialmente en eventos de climas bruscos. A diferencia de las plataformas de acceso gratuito como Sentinel-2 y Landsat-8, cuya resolución temporal de varios días podría perder detalles importantes de las diferencias diarias, la frecuencia de PlanetScope representa una solución directa a la principal limitante del monitoreo tradicional, que sería la discontinuidad.

6.3.2. Periodo de Análisis 2020–2024

El periodo de análisis comprendido entre 2020 y 2024 fue definido con el fin de garantizar la disponibilidad de información satelital consistente y suficiente para el desarrollo del estudio. Se seleccionaron imágenes correspondientes a este intervalo temporal a partir de la constelación PlanetScope permitiendo que se cuente con un conjunto de observaciones distribuidas en diferentes momentos importantes como la pandemia y el racionamiento de agua en Bogotá facilitando la construcción de una serie

de datos del área superficial del embalse en contextos extremos para posteriormente usar esta información en el modelado área-volumen y en el análisis de variabilidad del sistema, el periodo seleccionado presenta suficiente extensión temporal para incluir diferentes condiciones hidrológicas, evitando sesgos asociados a observaciones aleatorias.

6.4. METODOLOGÍA

En la ilustración 6, se puede observar el desarrollo metodológico de la investigación, la cual se estructura en un conjunto de fases secuenciales orientadas a la estimación del volumen del embalse de Chuza a partir de información satelital y su validación con datos oficiales. El estudio adopta un enfoque cuantitativo, de tipo descriptivo y correlacional, en un contexto espaciotemporal dado que analiza información correspondiente al periodo 2020–2024.

En una primera fase, se realiza la clasificación del espejo de agua del embalse de Chuza a partir de imágenes satelitales de la constelación PlanetScope.

Inicialmente, se lleva a cabo la selección de imágenes con criterios de calidad, tales como baja nubosidad, adecuada iluminación y cobertura completa del área de estudio. Posteriormente, se aplican distintos algoritmos de clasificación, tales como: Máxima verosimilitud, SVM, KMeans e ISODATA, sobre una imagen de prueba, con el fin de identificar la técnica más precisa en la discriminación de las clases “agua” y “no agua”. La evaluación del desempeño de cada algoritmo se realiza mediante matrices de confusión y el cálculo del índice Kappa. Una vez seleccionado el método con mejor desempeño, este se aplica de manera consistente a todas las imágenes del periodo de estudio, permitiendo la

delimitación del espejo de agua y la obtención de su área superficial, la cual es almacenada como atributo en capas geoespaciales.

En la segunda fase, se desarrolla el modelado de la relación área–volumen del embalse. Para ello, las áreas obtenidas mediante teledetección se organizan junto con los datos de volumen proporcionados por la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB) provenientes de información batimétrica previamente ajustados por medio de una interpolación lineal entre meses consecutivos para calcular el valor diario del volumen de acuerdo a la fecha de la imagen satelital seleccionada. A partir de esta integración, se ajusta un modelo de regresión de tipo potencial de la forma $V = k \cdot A^m$, donde el volumen es función del área del espejo de agua. La estimación de los parámetros del modelo se realiza mediante la aplicación del método de mínimos cuadrados, permitiendo definir una relación funcional que represente el comportamiento geométrico del embalse.

En la tercera fase, se genera la serie temporal del volumen estimado para el periodo 2020–2024. Para ello, el modelo de regresión potencial obtenido se aplica a cada uno de los valores de área derivados del procesamiento de imágenes, permitiendo calcular el volumen correspondiente a cada fecha. Estos valores se organizan cronológicamente, construyendo una serie temporal continua que describe la variación del almacenamiento del embalse a lo largo del tiempo. Además, con el fin de identificar la tendencia general del volumen almacenado en el embalse de Chuza, se aplicó un modelo de regresión lineal simple a la serie de volúmenes estimados obtenidos a partir del modelo área–volumen. Para ello, se definió como variable independiente el tiempo t, expresado en días transcurridos desde la fecha inicial del estudio (11 de febrero de 2020), y como variable dependiente el volumen estimado del embalse en millones de metros cúbicos. A partir de los 14 pares de datos (t_i, V_i), se estimaron los parámetros del modelo (β_0 y β_1) mediante el método de mínimos

cuadrados, con el objetivo de obtener la recta que mejor representa la tendencia de los datos observados.

Finalmente, en la cuarta fase, se realiza la validación de los resultados obtenidos. Esta validación se basa en la comparación entre la serie de volúmenes estimados y los datos históricos oficiales reportados por la EAAB. Para evaluar la precisión del modelo, se aplican métricas estadísticas como el coeficiente de correlación de Pearson, el Error Absoluto Medio (MAE) y el Error Cuadrático Medio (RMSE), para dar paso a estas métricas, se calcula el R cuadrado y el P-Valor. La hipótesis nula para el p-valor de este caso de estudio será: $\beta_1 = 0$*, donde "El área no tiene relación con el volumen"* , estas métricas permiten cuantificar tanto la relación entre las variables como la magnitud de los errores.

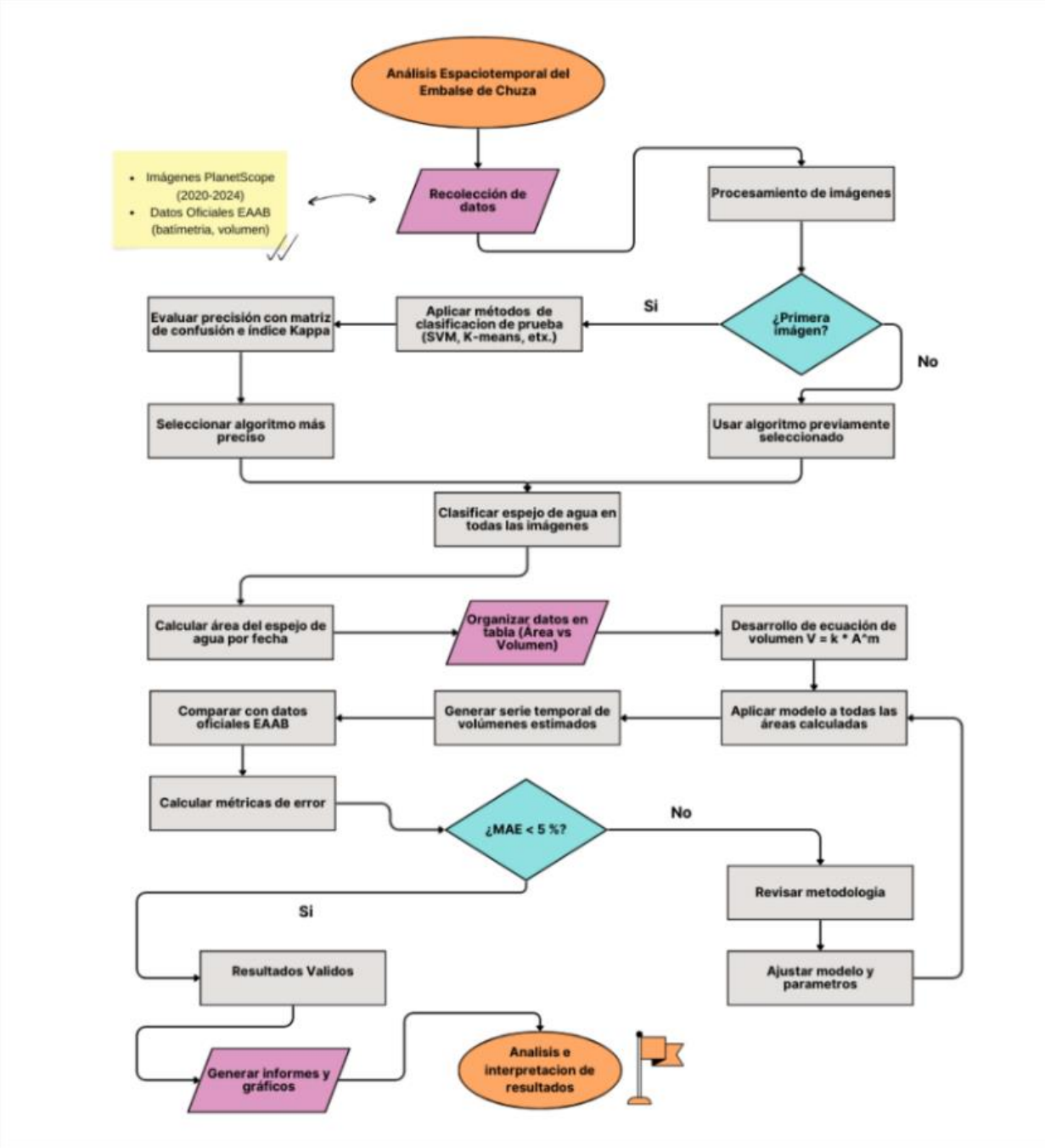


Ilustración 6. Diagrama del flujo metodológico

Elaboración propia.

7. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

7.1. Análisis de la clasificación de objetos óptima para el estudio

Para elegir el método de clasificación más preciso para la investigación, se tomó la imagen #1 con fecha de 11 de febrero de 2020 como imagen de prueba en los 4 métodos de clasificación propuestos (Máxima verosimilitud, SVM, KMeans e ISODATA), el método con mayor precisión en sus resultados fue el usado en las 13 imágenes siguientes, para la evaluación de cada método se hizo uso del software ArcGIS.

En la ilustración 7 se puede observar la imagen satelital #1 que se tomó de la plataforma PlanetScope correspondiente a la fecha del 11 de febrero de 2020 para comenzar con el análisis de la imagen



Ilustración 7. Imagen satelital #1 – 11/02/2020 añadida al software ArcGIS Pro para el debido procesamiento

Elaboración propia.

Clasificación supervisada

Máxima verosimilitud

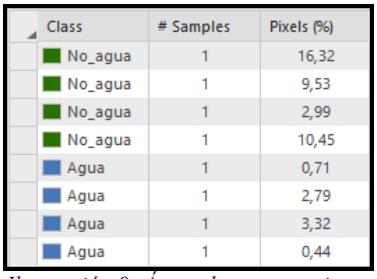
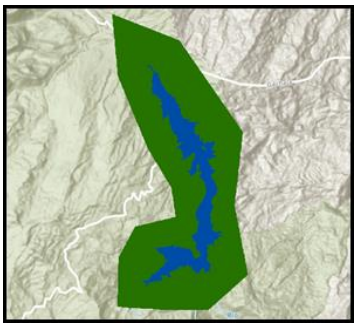
En la ilustración 8 se presenta la aplicación inicial del proceso de clasificación sobre la imagen satelital del embalse de Chuza, utilizando una combinación de bandas 4-3-2 que permite resaltar visualmente la cobertura del agua frente a otras superficies. En esta etapa se definen las clases temáticas de “agua” y “no agua”, estableciendo las áreas de

entrenamiento que servirán como base para la ejecución del algoritmo de clasificación de máxima verosimilitud.

La ilustración 9 muestra la distribución de las muestras de entrenamiento utilizadas en el proceso, junto con el porcentaje de ocupación de cada clase dentro de la imagen. Esta selección de muestras resulta fundamental, ya que determina la calidad del proceso de clasificación, al representar las características espectrales de cada clase.

Posteriormente, en la ilustración 10 se presentan los resultados de la clasificación supervisada mediante el método de máxima verosimilitud. En esta imagen, la clase "agua" (representada en azul) permite identificar con el contorno del espejo de agua del embalse, mientras que la clase "no agua" (en verde) corresponde a las áreas circundantes.

El resultado evidencia una adecuada delimitación del cuerpo de agua, con una correspondencia visual coherente respecto a la forma real del embalse. Este resultado valida la capacidad del método para discriminar entre ambas clases en un entorno de alta variabilidad.

IMAGEN PARA CLASIFICAR	ÁREAS DE ENTRENAMIENTO	RESULTADO
 *Ilustración 8. Clasificación aplicada a la imagen satelital, con la combinación de bandas 432 activada.* *Contorno verde: "No agua"; Contorno azul: "Agua" Procesado en ARCGIS PRO. Elaboración propia.*	 *Ilustración 9. Áreas de entrenamiento con su porcentaje de ocupación de cada clase en la imagen.* *Procesado en ARCGIS PRO. Elaboración propia*	 *Ilustración 10. Clasificación supervisada por máxima verosimilitud.* *Verde: "No agua"; Azul: "Agua" Procesado en ARCGIS PRO. Elaboración propia.*

Class	# Samples	Pixels (%)
No_agua	1	16,32
No_agua	1	9,53
No_agua	1	2,99
No_agua	1	10,45
Agua	1	0,71
Agua	1	2,79
Agua	1	3,32
Agua	1	0,44

SVM (Support Vector Machine)

En la ilustración 11 se presenta la imagen satelital utilizada para la clasificación, donde se identifican visualmente las zonas correspondientes al cuerpo de agua del embalse de Chuza y sus alrededores. A partir de esta imagen, se definieron las muestras de entrenamiento para las clases “agua” y “no agua”, las cuales se muestran en la ilustración 12 junto con su respectiva proporción dentro de la escena.

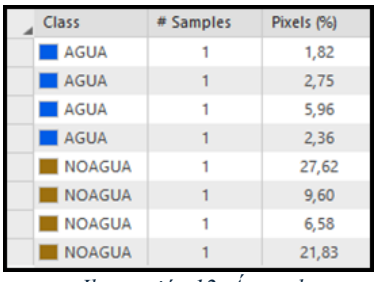
Estas muestras constituyen la base para la implementación del algoritmo de clasificación supervisada mediante Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), cuyo resultado se presenta en la ilustración 13. En esta clasificación, la clase “agua” (representada en azul) permite identificar el contorno del embalse, mientras que la clase “no agua” (en café) corresponde a las áreas circundantes.

El resultado obtenido evidencia que, si bien el algoritmo logra identificar el cuerpo principal del embalse, presenta limitaciones en la delimitación precisa del contorno del espejo de agua. En particular, se observan inconsistencias en las zonas de transición entre agua y superficie terrestre y en las sombras, donde el clasificador tiende a sobreestimar o subestimar algunas áreas, generando bordes menos definidos en comparación con otros métodos.

Al contrastar estos resultados con la clasificación obtenida mediante el algoritmo de Máxima Verosimilitud (MLC) (Ilustración 10), se evidencia que este último presenta un mejor desempeño en la delimitación del cuerpo de agua. El método MLC logra una representación más continua y coherente del embalse, con bordes más ajustados a la geometría real, mientras que SVM muestra una mayor sensibilidad a la variabilidad del entorno.

<table>
<tr><th>IMAGEN PARA CLASIFICAR</th><th>ÁREAS DE ENTRENAMIENTO</th><th>RESULTADO</th></tr>
<tr>
<td>
Ilustración 11. Clasificación aplicada a la imagen satelital.

Contorno café: “No agua”; Contorno azul: “Agua”

Procesado en ARCGIS PRO. Elaboración propia.</td>
<td>
Ilustración 12. Áreas de entrenamiento con su porcentaje de ocupación de cada clase en la imagen.

Procesado en ARCGIS PRO. Elaboración propia</td>
<td>
Ilustración 13. Clasificación supervisada por SVM

Café: “No agua”; Azul: “Agua” Procesado en ARCGIS PRO. Elaboración propia.</td>
</tr>
</table>

Class	# Samples	Pixels (%)
AGUA	1	1,82
AGUA	1	2,75
AGUA	1	5,96
AGUA	1	2,36
NOAGUA	1	27,62
NOAGUA	1	9,60
NOAGUA	1	6,58
NOAGUA	1	21,83

Clasificación no supervisada

K-MEANS

En la Ilustración 14 se presentan los resultados obtenidos mediante el algoritmo de clasificación no supervisada K-Means, el cual agrupa los píxeles de la imagen en función de su similitud espectral sin requerir muestras de entrenamiento previamente definidas. Para este caso, se empleó una configuración con un número reducido de clústeres (K=1 por clase de interés), con el fin de evaluar la capacidad del algoritmo para realizar una segmentación básica entre las coberturas de “agua” y “no agua”, manteniendo una baja complejidad computacional.

El resultado evidencia que, si bien el algoritmo logra identificar de manera general el cuerpo de agua del embalse, presenta limitaciones en la delimitación precisa del espejo de agua. Se observan inconsistencias en los bordes, así como la inclusión de píxeles

pertenecientes a otras coberturas dentro de la clase “agua”, lo que indica una baja capacidad de discriminación en zonas de transición espectral.

Al comparar este resultado con los métodos de clasificación supervisada previamente evaluados, se evidencia que K-Means presenta un desempeño inferior tanto frente al algoritmo de Máxima Verosimilitud (MLC) como al método SVM. Esta diferencia se debe principalmente a que K-Means no incorpora información previa sobre las clases, por lo que su clasificación depende únicamente de patrones internos de los datos, lo cual resulta insuficiente en un entorno complejo como el embalse de Chuza.

En contraste, el método de Máxima Verosimilitud mostró una mejor correspondencia con la geometría real del embalse, con una delimitación más continua y precisa del espejo de agua, mientras que SVM, aunque con ciertas limitaciones, logró una mejor diferenciación en comparación con K-Means.

RESULTADO

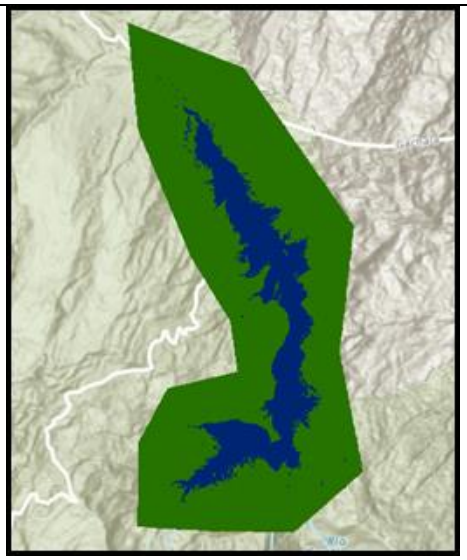


Ilustración 14. Clasificación no supervisada por K-Means.

Verde: “No agua”; Azul: “Agua”
Procesado en ARCGIS PRO.
Elaboración propia.

ISODATA

En la Ilustración 15 se presentan los resultados obtenidos mediante el algoritmo de clasificación no supervisada ISODATA, el cual permite agrupar los píxeles de la imagen en función de su similitud espectral, incorporando procesos iterativos de reorganización, división y fusión de clústeres. Para este caso, se definió una segmentación orientada a dos clases principales (“agua” y “no agua”), con un número limitado de iteraciones que permitiera la convergencia de los clústeres sin incrementar significativamente el costo computacional. Adicionalmente, se establecieron criterios de agrupamiento y depuración, como la distancia de fusión entre clústeres y un umbral mínimo de muestras por grupo, con el fin de garantizar la representatividad espectral y reducir la influencia de valores atípicos.

El resultado evidencia que el algoritmo logra identificar el cuerpo principal del embalse; sin embargo, presenta imprecisiones en la delimitación del espejo de agua, particularmente en las zonas del borde del embalse. Se observan áreas donde la clasificación incluye píxeles ajenos a la cobertura hídrica, así como discontinuidades en el contorno, lo que indica dificultades en la separación de clases con firmas espectrales similares.

Al comparar este resultado con el obtenido mediante K-Means, se observa que ISODATA presenta una ligera mejora en la organización interna de los clústeres, debido a su capacidad iterativa de ajuste. No obstante, ambos métodos no supervisados comparten limitaciones similares en cuanto a la precisión de la delimitación del área de estudio.

Frente a los métodos supervisados, los resultados de ISODATA son inferiores. En particular, el algoritmo de Máxima Verosimilitud (MLC) muestra una mejor correspondencia con la geometría real del embalse y una delimitación más continua del espejo de agua. Por su parte, el método SVM, aunque con ciertas inconsistencias, también logra una mejor diferenciación en comparación con los métodos no supervisados.

Si bien ISODATA mejora ligeramente el desempeño de K-Means al permitir una reorganización dinámica de los clústeres, no alcanza la precisión requerida para la extracción confiable del área del espejo de agua. Esto confirma que, para el presente estudio, los métodos de clasificación supervisada resultan más adecuados, siendo el algoritmo de Máxima Verosimilitud el que presenta el mejor desempeño general.

RESULTADO

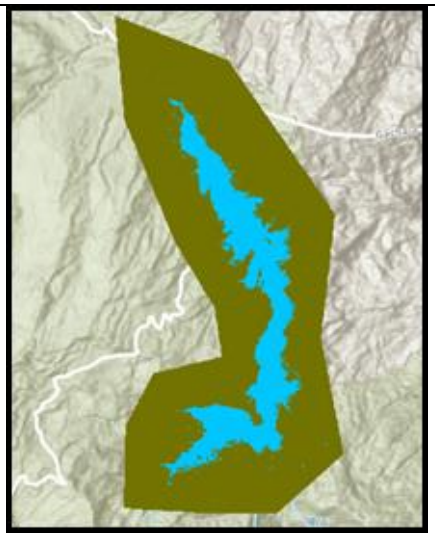


Ilustración 15. Clasificación no supervisada por ISODATA

Oliva: "No agua"; Celeste: "Agua"
Procesado en ARCGIS PRO.
Elaboración propia.

Índice de Kappa

Los resultados presentados en la Tabla 5 corresponden a la evaluación cuantitativa del desempeño de los diferentes algoritmos de clasificación, a partir de métricas derivadas de la matriz de confusión. Esta herramienta permite comparar las clases clasificadas frente a datos de referencia entendidos como muestras de validación obtenidas a partir de información oficial suministrada por la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB, 2025), los cuales representan la condición real del terreno, proporcionando indicadores clave como la exactitud global (overall accuracy) y el índice Kappa, los cuales

permiten evaluar tanto la precisión general como el grado de concordancia del modelo más allá del azar.

Tabla 4. Cálculo del índice de Kappa para determinar el método más efectivo.

METODO	GLOBAL ACCURACY	KAPPA	TIEMPO PROCESAMIENTO
Máxima verosimilitud	98%	0.90	6 seg
SVM	95%	0.86	6 seg
ISOData	92%	0.81	4 seg
K-means	80%	0.46	2 seg

Elaboración propia

En primer lugar, el algoritmo de Máxima Verosimilitud presenta el mejor desempeño, con una exactitud global del 98% y un índice Kappa de 0.90, lo que indica una concordancia casi perfecta entre la clasificación obtenida y los datos de referencia. Estos valores reflejan una alta capacidad del modelo para discriminar correctamente entre las clases “agua” y “no agua”, con mínimos errores.

El método SVM, por su parte, muestra un desempeño ligeramente inferior, con una exactitud global del 95% y un índice Kappa de 0.86. Aunque estos valores siguen siendo altos y representan una buena concordancia, evidencian una mayor presencia de errores en comparación con Máxima Verosimilitud, lo cual coincide con las imprecisiones observadas en la delimitación del espejo de agua en el análisis visual.

En cuanto a los métodos no supervisados, ISODATA presenta una exactitud global del 92% y un índice Kappa de 0.81, lo que indica una concordancia considerable, pero inferior a la de los métodos supervisados. Esto sugiere que, si bien el algoritmo logra captar patrones espectrales relevantes, su capacidad de clasificación se ve limitada por la ausencia de información previa sobre las clases.

Finalmente, el algoritmo K-Means muestra el desempeño más bajo, con una exactitud global del 80% y un índice Kappa de 0.46, lo que corresponde a una concordancia

moderada. Este resultado evidencia una alta presencia de errores de clasificación, especialmente en la confusión entre clases espectralmente similares, lo cual confirma las limitaciones observadas en el análisis visual.

Con base en los resultados obtenidos a partir de la matriz de confusión y los valores del índice Kappa, se determinó que el algoritmo de clasificación supervisada por Máxima Verosimilitud presenta el mejor desempeño para la delimitación del espejo de agua en el embalse de Chuza. En consecuencia, este método fue seleccionado para su aplicación sobre el conjunto completo de imágenes correspondientes al periodo de estudio.

A partir de esta clasificación, se extrajo exclusivamente la clase “agua”, descartando las demás coberturas, con el fin de centrar el análisis en la delimitación precisa del espejo de agua.

Como resultado de la aplicación del método a las 14 imágenes seleccionadas, se obtuvieron las delimitaciones del espejo de agua para cada una de las fechas, las cuales se presentan a continuación en las ilustraciones 16, 17, 18, 19 y 20:

AÑO 2020

Ilustración 16. Espejos de agua año 2020. *Procesado en ARCGIS PRO.* *Elaboración propia.*
AÑO 2021



Ilustración 17. Espejos de agua año 2021.

Procesado en ARCGIS PRO.
Elaboración propia.

AÑO 2022



Ilustración 18. Espejos de agua año 2022.

Procesado en ARCGIS PRO.
Elaboración propia.

AÑO 2023

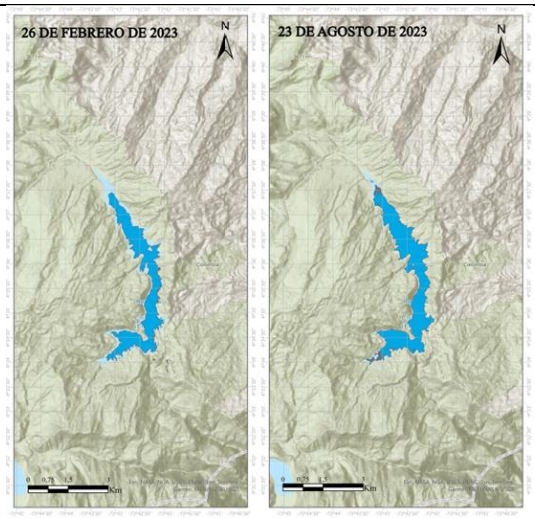


Ilustración 19. Espejos de agua año 2023.

Procesado en ARCGIS PRO.
Elaboración propia.

AÑO 2024

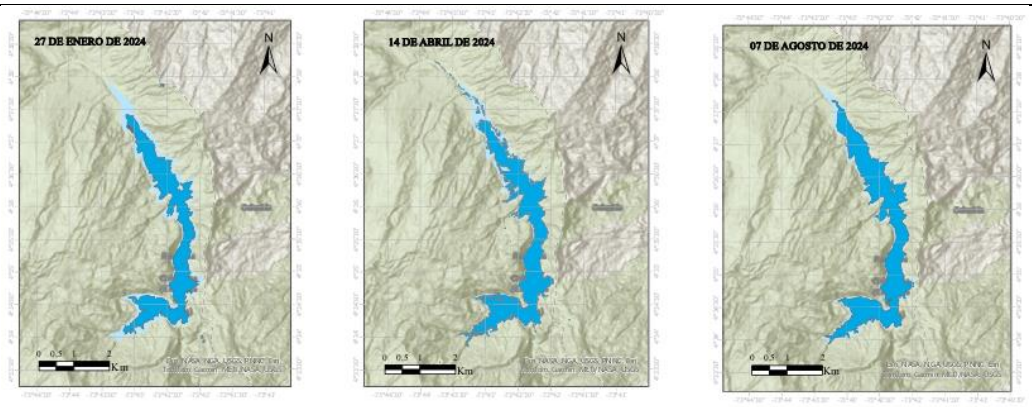


Ilustración 20. Espejos de agua año 2024.

Procesado en ARCGIS PRO.
Elaboración propia.

Al obtener la serie de imágenes ya procesadas, se extrajo la información del área de cada espejo de agua calculada por teledetección para usarse en el cálculo del modelo de regresión potencial ideal para los volúmenes a hallar.

7.2. Análisis y resultados del modelo de regresión potencial área-volumen

Al observar la forma del embalse de Chuza en la ilustración 21, se puede inferir que su configuración geométrica se caracteriza por un vaso con pendientes pronunciadas que se atenúan progresivamente hacia las orillas, lo que sugiere teóricamente una relación no lineal entre el área superficial y el volumen almacenado que anticipa un exponente de crecimiento mayor a 3 en el modelo de regresión potencial $V = k \cdot A^m$, sin embargo, la validación cuantitativa de esta hipótesis geométrica se realizó mediante un análisis de regresión basado en datos observados de área y volumen.

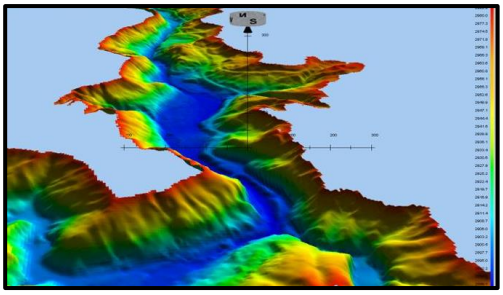


Ilustración 21. Imagen 3D del embalse de Chuza

Tomado de: EAAB, 2025.

Datos de entrada para el modelo de regresión potencial

Para generar el modelo de regresión potencial, se tuvieron en cuenta los datos presentados en la tabla 5, donde la columna de fecha corresponde a la fecha de cada espejo de agua extraído de las imágenes satelitales que se obtuvieron de la plataforma de Planetscope, el área del embalse en hectáreas, la cual se obtuvo calculada por teledetección y los volúmenes utilizados en el modelo fueron obtenidos a partir de registros mensuales de la EAAB y ajustados a las fechas de las imágenes mediante interpolación temporal, con el fin de garantizar coherencia entre las variables analizadas:

Tabla 5. Datos para el modelo de regresión potencial

FECHA	ÁREA DEL EMBALSE EN HECTÁREAS	VOLÚMEN DE ACUERDO CON LA INFORMACIÓN DE LA EAAB EN M^3
11 de febrero de 2020	383.75	112.001.552
29 de agosto de 2020	468.72	180.545.806
13 de diciembre de 2020	473.42	181.008.065
19 de enero de 2021	445.85	140.288.065
21 de abril de 2021	415.71	116.579.000
23 de diciembre de 2021	464.05	153.788.387
27 de enero de 2022	424.11	124.576.452
14 de julio de 2022	459.44	144.467.419
24 de diciembre de 2022	443.64	135.432.581
26 de febrero de 2023	354.25	81.964.655
23 de agosto de 2023	437.03	127.895.484
27 de enero de 2024	347.23	71.097.419

14 de abril de 2024	333.62	33.067.000
07 de agosto de 2024	365.04	99.084.839

Elaboración propia

Ajuste por mínimos cuadrados para calibrar el coeficiente de proximidad y el exponente de crecimiento

Para la estimación del modelo área–volumen, se aplicó el método de **mínimos cuadrados**, con el fin de ajustar una regresión de tipo potencial entre el área del espejo de agua y el volumen almacenado en el embalse.

En primer lugar, se transformaron los datos originales mediante logaritmos naturales, con el objetivo de linealizar la relación potencial. De esta manera, para cada par de datos (A_i, V_i), se definieron las variables:

$$X_i = \ln(A_i)\ ,\ Y_i = \ln(V_i)$$

A partir de esta conversión de variables, se obtuvieron los valores de X_i y Y_i, los cuales se presentan en la Tabla 6. Estos valores permitieron calcular las sumatorias necesarias para la estimación de los coeficientes del modelo de regresión área-volumen.

Tabla 6. Xi y Yi calculados.

X_i	Y_i
5.95	18.53
6.15	19.01
6.16	19.01
6.10	18.76
6.03	18.57
6.14	18.85
6.05	18.64
6.13	18.79
6.10	18.72
5.87	18.22
6.08	18.67
5.85	18.08
5.81	17.31
5.90	18.41

Elaboración propia

Dado que se aplica el logaritmo natural a las variables área y volumen, los valores transformados X_i y Y_i son adimensionales, ya que esta transformación omite las unidades originales (m² y m³). Esto permite linealizar la relación potencial sin afectar la interpretabilidad del modelo.

La tabla 7 muestra los resultados de los cálculos que se realizaron para cada sumatoria, las cuales se usaron para hallar β_1, teniendo en cuenta un n = 14 que son el número de datos observados:

Tabla 7. Sumatorias para hallar β1

Sumatorias			
$\Sigma\, x_i$	84.32	$\Sigma\, y_i$	259.57
$\Sigma\, x_i^2$	508.09122	$\Sigma\, x_i\, y_i$	1564.0634
$(\Sigma\, x_i)^2$	7110.54	n	14

Elaboración propia

Con base en las sumatorias calculadas, y considerando un total de $n = 14$ observaciones, se estimó el coeficiente de pendiente β_1, correspondiente al exponente del modelo potencial:

$$\beta_1 = \frac{(14 \cdot 1564.0634) - (84.32 \cdot 259.57)}{(14 \cdot 508.09122) - 7110.54} = 3.2505$$

$$\beta_1 = b = 3.2505$$

Posteriormente se calculó el intercepto β_0 a partir de los promedios de $X\left(\frac{\Sigma x_i}{n}\right)$, $Y\left(\frac{\Sigma y_i}{n}\right)$ y operando con β_1, para obtener:

$$\beta_0 = 18.5407 - (3.2505 \cdot 6.0228) = -1.0364$$

Al deshacer la transformación logarítmica, se determinó el coeficiente k del modelo potencial:

$$k = e^{\beta_0} = e^{-1.0364} = 0.35473$$

Al ejecutar el método de ajuste por mínimos cuadrados para hallar el valor del coeficiente de proximidad y el exponente de crecimiento, se obtuvo los dos con un valor de k = 0.35473 y m = 3.2505, indispensables para generar el modelo de regresión potencial área-volumen para la estimación de volúmenes del embalse de Chuza en los periodos seleccionados del 2020 al 2024, quedando el modelo de la siguiente manera:

$$V = 0.35473 \times A^{3.2505}$$

Una vez calibrado el modelo, este fue aplicado a las áreas estimadas mediante teledetección para cada una de las fechas seleccionadas entre 2020 y 2024, permitiendo obtener una serie de volúmenes calculados. Los resultados se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8. Volúmenes calculados

FECHA	VOLUMEN CALCULADO (M^3)
11 de febrero de 2020	88.991.229,23
29 de agosto de 2020	170.491.292
13 de diciembre de 2020	176.111.207,9
19 de enero de 2021	144.905.883,4
21 de abril de 2021	115.418.744,8
23 de diciembre de 2021	165.031.454,2
27 de enero de 2022	123.173.370,2
14 de julio de 2022	159.761.689,3
24 de diciembre de 2022	142.584.132,7
26 de febrero de 2023	68.616.666,46
23 de agosto de 2023	135.793.736,2
27 de enero de 2024	64.294.564,44
14 de abril de 2024	56.458.430,19
07 de agosto de 2024	75.645.930,67

Elaboración propia

El análisis de estos valores muestra una variabilidad significativa en el volumen del embalse a lo largo del periodo de estudio, destacándose valores mínimos cercanos a los 56 millones de m^3 en 2024 y máximos superiores a los 170 millones de m^3 en 2020. Este

comportamiento refleja tanto la influencia de la variabilidad climática (eventos de El Niño y La Niña) como la operación del sistema Chingaza para el abastecimiento de agua a Bogotá.

7.3. Análisis y resultados de la serie temporal

La serie temporal de los volúmenes estimados del embalse de Chuza permite analizar su comportamiento hidrológico entre febrero de 2020 y agosto de 2024, evidenciando variaciones asociadas tanto a la dinámica climática regional como a la operación del sistema.

En términos generales, se identifican dos patrones principales. En primer lugar, se observa una variabilidad interanual marcada, en la cual los años 2020 a 2022 presentan volúmenes relativamente altos y estables, mientras que a partir de 2023 se evidencia una disminución progresiva del almacenamiento. En segundo lugar, se destaca la ocurrencia de un evento extremo en 2024, donde el volumen alcanza su valor mínimo dentro del periodo analizado.

El valor máximo registrado corresponde a diciembre de 2020 con aproximadamente 176.11 millones de m^3, mientras que el mínimo se presenta en abril de 2024 con 56.46 millones de m^3, lo que representa cerca del 32% del volumen máximo. Esta reducción evidencia una condición crítica del embalse durante 2024.

En la ilustración 22, se muestra la evolución del volumen almacenado del embalse de Chuza entre febrero de 2020 y agosto de 2024, donde se observan tres patrones claros: El primero, es la estacionalidad marcada, donde los ciclos anuales tienen máximos en agosto - diciembre, y mínimos en enero – abril, característicos del régimen hidrológico andino. El segundo, es el evento extremo del 2024 en abril, donde se registró un mínimo histórico de 56.46 millones de metros cúbicos, representando solo el 32% del volumen máximo evidenciado en el estudio (176.11 millones de metros cúbicos en diciembre de 2020),

evidenciando la sequía severa que afectó la región. El tercero, la tendencia descendente donde se evidenció una reducción progresiva del volumen promedio pasando de 145 millones de metros cúbicos aprox en 2020 a 65 millones de metros cúbicos aprox en 2024 con un 54.9% de reducción.

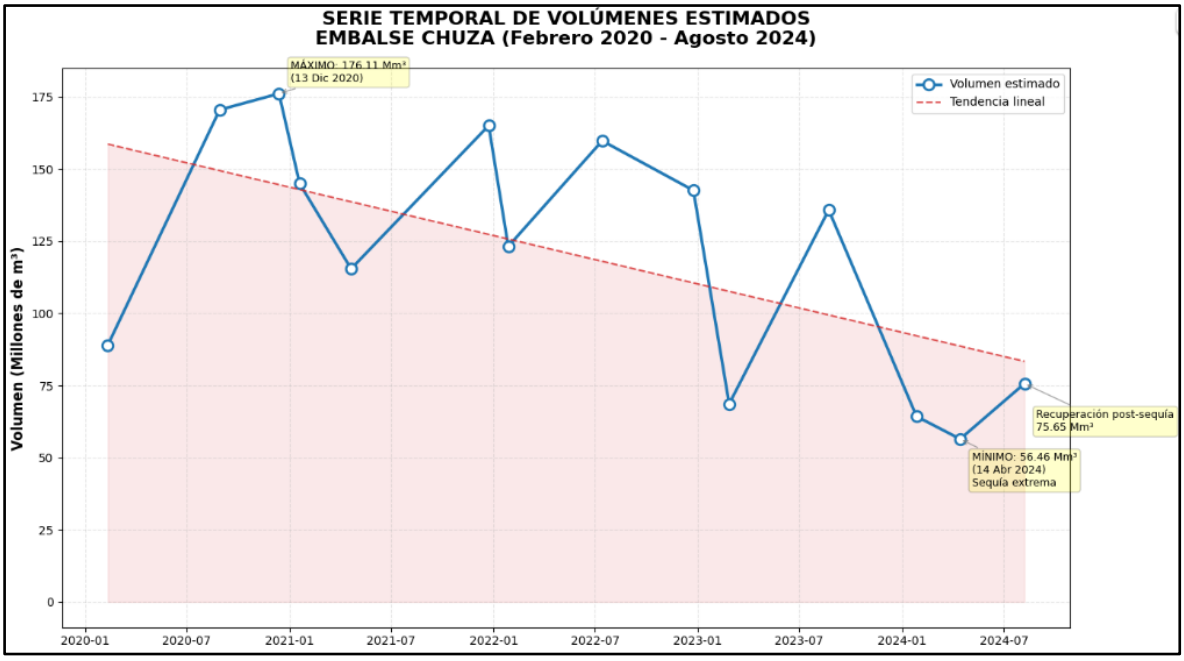


Ilustración 22. Serie temporal de los volúmenes estimados del embalse de Chuza (2020-2024).

Elaboración propia.

Comparación interanual: En la ilustración 23, se puede visualizar gráficamente el análisis comparativo entre años que permite diferenciar dos periodos claramente definidos:

Periodo 2020–2022: Se observa un comportamiento relativamente estable, con volúmenes máximos superiores a 160 millones de m³ y mínimos que, en general, se mantienen por encima de 115 millones de m³. Este comportamiento es consistente con condiciones hidrológicas normales o influenciadas por eventos de mayor precipitación.

Periodo 2023–2024: Se evidencia una alteración significativa en la dinámica del embalse, caracterizada por una reducción generalizada de los volúmenes en todas las épocas del

año. Esta disminución es más pronunciada en 2024, donde los valores mínimos alcanzan niveles considerablemente inferiores a los observados en años anteriores.

Este cambio sugiere una transición hacia condiciones más secas, afectando directamente la capacidad de almacenamiento del sistema.

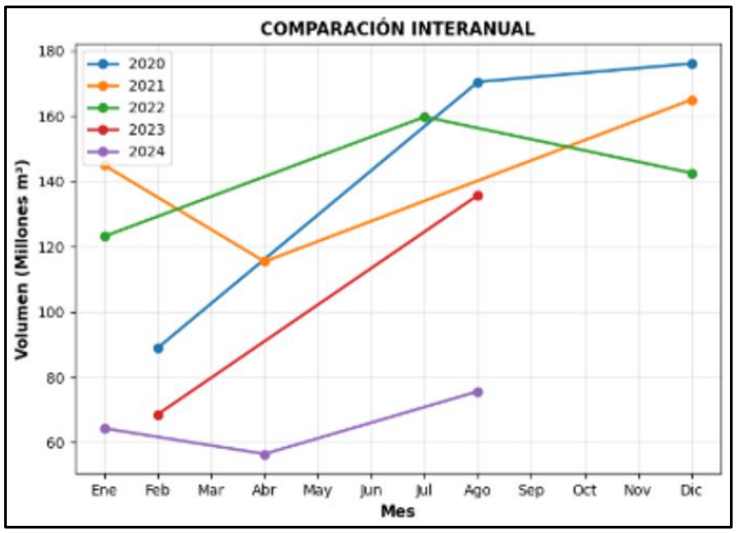


Ilustración 23. Comparación interanual del comportamiento hidrológico del embalse de Chuza

Elaboración propia

Promedio mensual: La ilustración 24 presenta el promedio de volumen agrupado por mes a partir de las fechas disponibles entre 2020 y 2024. Es importante aclarar que estos valores no corresponden a un promedio mensual continuo, sino al promedio de los volúmenes estimados en aquellas fechas específicas para las cuales se contó con imágenes satelitales. En consecuencia, algunos meses cuentan con uno o pocos registros, mientras que otros no presentan datos debido a la alta nubosidad que limita la disponibilidad de imágenes.

Bajo esta consideración, la gráfica permite identificar un comportamiento general del sistema, donde se observan valores máximos en julio y diciembre, y mínimos en febrero y abril. Sin embargo, estos resultados deben interpretarse como una aproximación del

comportamiento intra-anual del embalse y no como una representación completa del ciclo estacional.

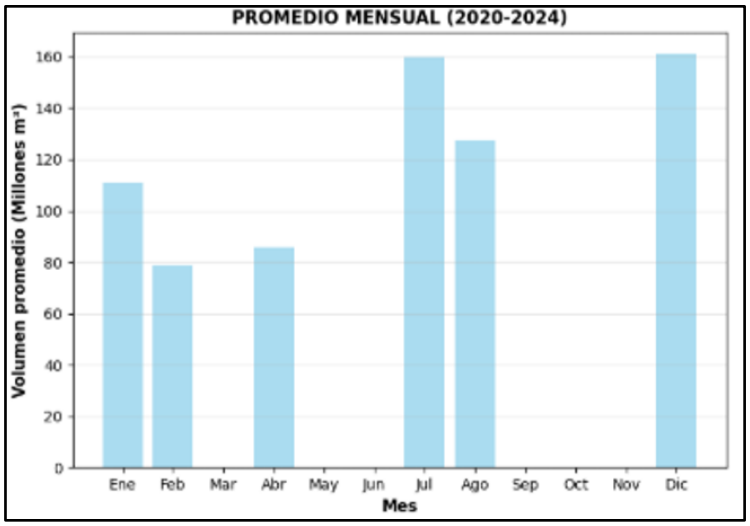


Ilustración 24. Alcance promedio de volumen a nivel mensual en el periodo 2020-2024

Elaboración propia

Evolución interanual: La evolución interanual permite cuantificar la magnitud de los cambios en el almacenamiento del embalse. Entre 2020 y 2022 se presenta una variación leve, con una reducción aproximada del 2.4%, lo cual se encuentra dentro de la variabilidad esperada del sistema.

Sin embargo, entre 2022 y 2023 se registra una disminución significativa del 29.6%, seguida de una reducción adicional del 35.9% entre 2023 y 2024. En conjunto, esto representa una pérdida acumulada cercana al 54.9% del volumen almacenado respecto a los valores iniciales del periodo de estudio.

Estos resultados evidencian un deterioro progresivo en la disponibilidad hídrica del embalse, asociado a condiciones climáticas adversas sostenidas.

La ilustración 25 representa gráficamente la evolución interanual en una gráfica de volumen VS año:

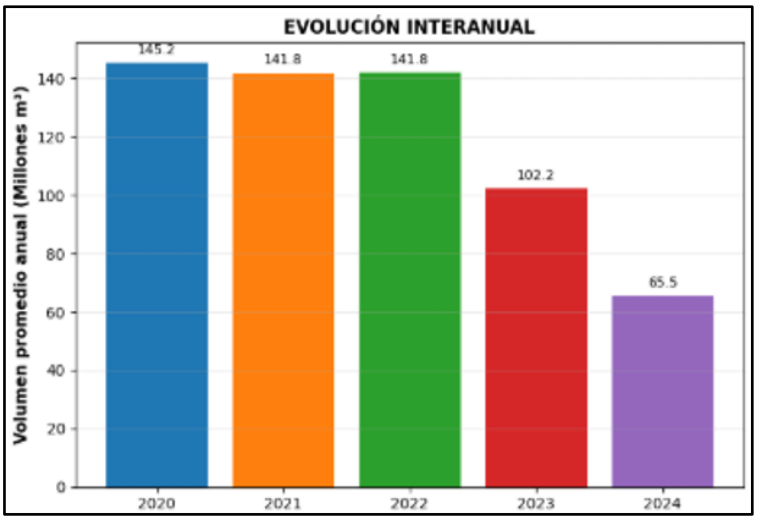


Ilustración 25. Evolución interanual 2020-2024

Elaboración propia

Distribución de volúmenes: En la ilustración 26, se muestra el histograma de distribución de volúmenes, en el cual se visualiza el comportamiento de los volúmenes estimados a lo largo del periodo de estudio donde se observa una distribución bimodal con sesgo negativo, en la cual, el pico principal está entre los 110 a 130 millones de metros cúbicos, el pico secundario está entre los 150 a los 170 millones de metros cúbicos, la cola izquierda extensa está entre los 50 a 90 millones de metros cúbicos correspondientes a un evento extremo climático del 2023 al 2024 y la cola derecha limitada corresponde al máximo histórico. La mediana de 129.48 millones de metros cúbicos supera a la media de 119.85 millones de metros cúbicos en 9.63 millones de metros cúbicos lo que significa que la mayoría de los valores de volúmenes están por encima del promedio y los valores extremadamente bajos tiran de la media hacia abajo, lo que se interpreta como que la distribución no es normal y por tanto existe una asimetría significativa, esto indica que las condiciones críticas corresponden a un periodo específico y no al comportamiento dominante durante toda la serie.

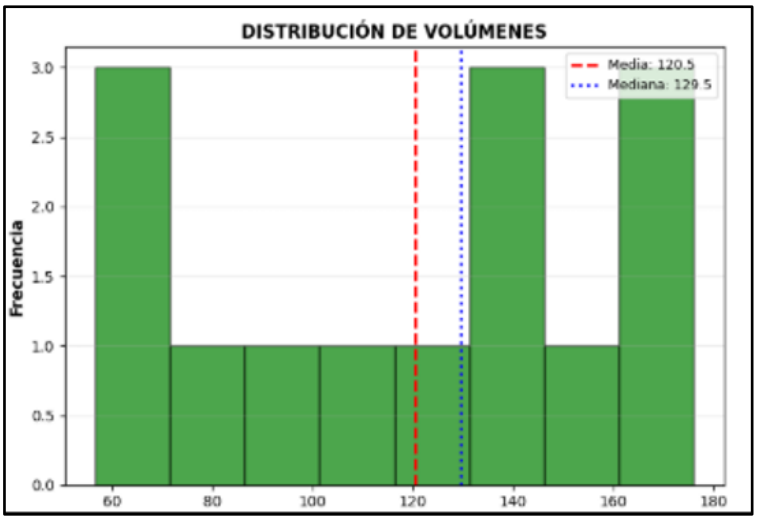


Ilustración 26. Histograma de la distribución de volúmenes.

Elaboración propia

Análisis de tendencia temporal: Con el fin de identificar la tendencia general del volumen almacenado en el embalse, se ajustó un modelo de regresión lineal simple a partir de los valores estimados en las fechas analizadas (n = 14). Esta regresión se construyó directamente a partir de la serie temporal presentada en la ilustración 22, utilizando como variable independiente el tiempo y como variable dependiente el volumen estimado.

El modelo obtenido se expresa como:

$$V(t) = 119.85 - 0.0459 \cdot (t - t_0)$$

Donde, $V(t)$es el volumen estimado en millones de m³, t corresponde al tiempo, t_0 es la fecha inicial (11/02/2020), 119.85 millones de m³ corresponde al valor medio de la serie, y -0.0459 millones de m³/día representa la pendiente de la tendencia.

Esta pendiente equivale a una disminución aproximada de **16.75 millones de m³ por año**, lo que evidencia una tendencia general decreciente del volumen durante el periodo 2020–2024.

La tendencia obtenida refleja una reducción progresiva del almacenamiento, coherente con los valores mínimos observados hacia el final del periodo, particularmente en 2024. Sin

embargo, se identifican desviaciones importantes respecto a la recta de tendencia, lo que indica que el comportamiento del embalse no es estrictamente lineal.

Estas variaciones responden a la influencia de factores externos como la variabilidad climática y la operación del sistema, por lo que el modelo debe interpretarse como una aproximación general del comportamiento de la serie y no como una representación exacta de su dinámica.

En la ilustración 27, se expresa de manera gráfica la tendencia temporal del embalse de Chuza, en una gráfica que contrasta el volumen con la fecha.

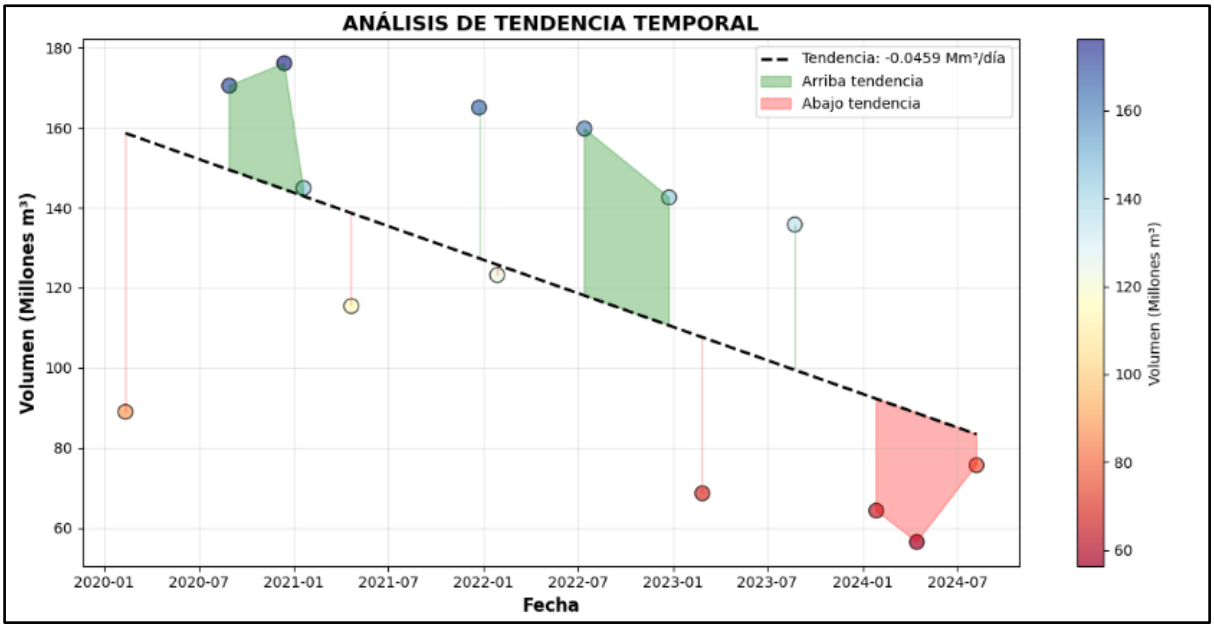


Ilustración 27. Análisis de tendencia temporal del embalse de Chuza (2020-2024).

Elaboración propia.

Estadísticas de la serie de volúmenes

En la tabla 9, se puede visualizar que, a partir de los valores estimados del volumen, se calcularon estadísticas descriptivas con el fin de caracterizar el comportamiento del embalse durante el periodo 2020–2024.

Los resultados muestran un rango amplio entre el valor mínimo (56.46 millones de m³) y el máximo (176.11 millones de m³), con una desviación estándar de 42.45 millones de m³, lo que indica una alta variabilidad en el sistema.

La media (119.85 millones de m³) es inferior a la mediana (129.48 millones de m³), lo que sugiere que los valores bajos, principalmente asociados al periodo 2023–2024 influyen en la disminución del promedio. Esto indica que los episodios de bajo volumen tienen un impacto significativo dentro de la serie, aunque no sean los más frecuentes.

Es importante aclarar que este análisis se realiza exclusivamente con los volúmenes estimados en las fechas de las imágenes satelitales, y no con datos diarios continuos, por lo que las conclusiones corresponden a una muestra representativa y no a una serie completa.

Tabla 9. Estadísticas de la serie de volúmenes

ESTADÍSTICA	VALOR EN MILLONES DE M³	PERCENTIL	OBSERVACIÓN
Mínimo	56.46	P0	Sequía extrema del 2024
Q1	75.65	P25	Límite inferior operativo
Mediana	129.48	P50	Valor más frecuente
Media	119.85	-	Nivel esperado (sesgado por extremos)
Q3	159.76	P75	Límite superior operativo
Máximo	176.11	P100	Capacidad máxima observada
Desviación estándar	42.45	-	Alta incertidumbre operativa
Rango	119.65	-	Alta variabilidad del sistema

Elaboración propia

Interpretación de percentiles y rangos operativos: El análisis por cuartiles permite establecer rangos de comportamiento del embalse dentro del periodo estudiado:

- **Valores por debajo de Q1 (75.65 millones de m³):** corresponden a condiciones críticas de almacenamiento. En este rango se ubica el mínimo registrado en 2024, asociado a condiciones de sequía.

- **Valores entre Q1 y Q3 (75.65 – 159.76 millones de m³):** representan el comportamiento predominante del embalse, donde se concentra la mayor parte de las observaciones.

- **Valores superiores a Q3 (>159.76 millones de m³):** corresponden a condiciones de alto almacenamiento, observadas principalmente en los años 2020–2021.

Estos rangos no deben interpretarse como una clasificación operativa oficial, sino como una descripción estadística del comportamiento observado en el periodo de estudio.

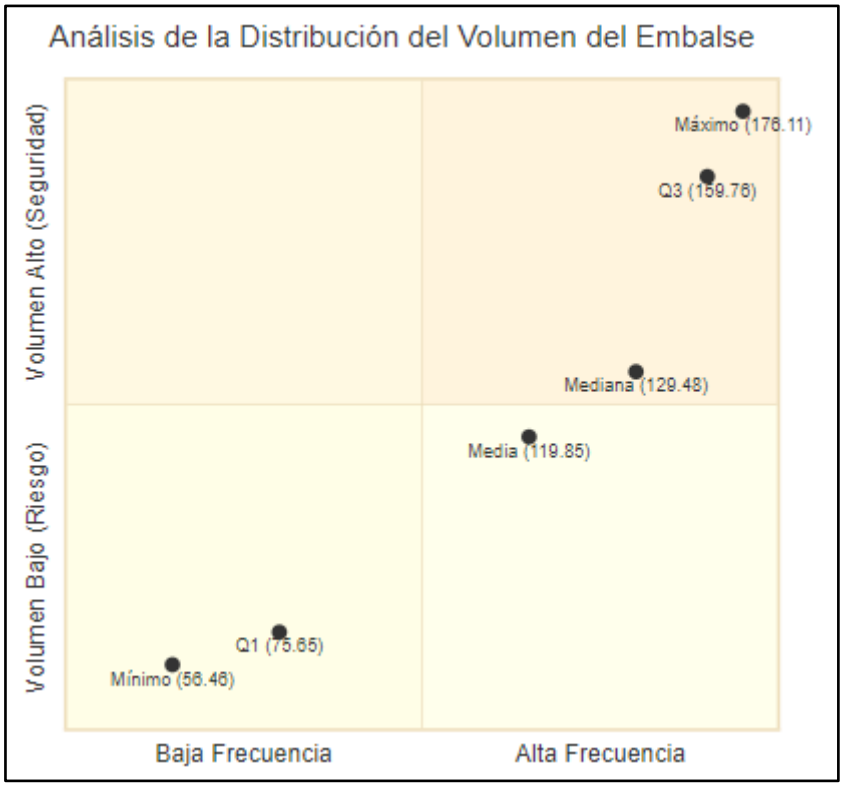


Ilustración 28. Gráfica de la distribución del volumen del embalse por percentiles.

Elaboración propia.

En la ilustración 28, se puede observar la gráfica resultante de la distribución del volumen del embalse por los percentiles estimados en la tabla 9. La distribución de los volúmenes muestra una mayor concentración en valores intermedios, con presencia de valores bajos asociados a eventos recientes de sequía. Esto evidencia que, aunque el embalse ha operado en condiciones relativamente estables en algunos periodos, también ha experimentado descensos significativos que afectan su comportamiento global. En este contexto, los resultados reflejan una alta sensibilidad del sistema ante condiciones climáticas adversas, lo que se traduce en variaciones importantes en su capacidad de almacenamiento.

7.4. Análisis y resultados de la efectividad del modelo

Cálculo del R cuadrado

A partir de los datos de área del espejo de agua (en **hectáreas**) y volumen (en **m³**) correspondientes a las 14 fechas analizadas, se evaluó el ajuste del modelo de regresión mediante indicadores estadísticos que permiten medir tanto su capacidad explicativa como su significancia.

En primer lugar, se calcularon los promedios de las variables:

- Área promedio: **415.42 ha**
- Volumen promedio: **119,859,880.8 m³**

Con base en estos valores y en las sumatorias de los datos, se obtuvieron los siguientes términos:

$$\Sigma(X_i - \bar{X})^2 = 22683.71$$

$$\Sigma(Y_i - \bar{Y})^2 = 1.676 \times 10^{16}$$

$$\Sigma(X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y}) = 1.949 \times 10^{10}$$

$$\beta_1 = \frac{\Sigma(X_i - \bar{X})^2}{\Sigma(X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})} = \frac{1.949 \times 10^{10}}{22683.71} = 859000$$

$$\beta_0 = 119859880.8 - (859000 \cdot 415.42) = -236985899.2$$

$$\beta_1 * \Sigma(X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y}) = 859000 \cdot 1.949 \times 10^{10} = 1.554 \times 10^{16}$$

$$R^2 = \frac{1.554 \times 10^{16}}{1.676 \times 10^{16}} = 0.927$$

Este valor indica que el 92.7% de la variabilidad del volumen es explicada por el área del espejo de agua, lo que evidencia un ajuste muy alto del modelo.

En términos prácticos, este resultado confirma que existe una relación fuerte entre ambas variables, lo cual respalda el uso del área obtenida mediante teledetección como variable explicativa del volumen del embalse.

Cálculo del P-Valor

Para evaluar la significancia de la relación, se calculó el estadístico t asociado a la pendiente del modelo. Para ello, se determinó primero el error estándar de la estimación:

Suma de cuadrados de los errores (SSE)

$$SSE = 1.676 \times 10^{16} - 1.554 \times 10^{16} = 1.22 \times 10^{15}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1.22 \times 10^{15}}{n - 2 = 12}} = 10082988.97$$

$$SE_{\beta_1} = \frac{10082988.97}{\sqrt{22683.71}} = 66947.174$$

$$t = \frac{859000}{66947.174} = 12.83$$

Con $n = 14$, los grados de libertad corresponden a $n - 2 = 12$, ya que se estiman dos parámetros del modelo (pendiente e intercepto). El valor de $t = 12.83$ conduce a un p-valor = 2.35×10^{-8}, el cual es significativamente menor a 0.05. Esto indica que la pendiente del modelo es estadísticamente significativa, es decir, existe evidencia suficiente para afirmar que el área del embalse tiene una relación significativa con el volumen, y que esta relación no es atribuible al azar, por lo tanto, la hipótesis nula se descarta.

Cálculo de coeficiente de Pearson

Para hacer un análisis más robusto, se realizaron métricas de error:

$$Pearson = \frac{1.949 \times 10^{10}}{\sqrt{22683.71 \cdot 1.676 \times 10^{16}}} = 0.99958$$

Este valor indica una correlación positiva casi perfecta entre el área y el volumen, lo que confirma la fuerte dependencia entre ambas variables y la coherencia del modelo ajustado.

Cálculo del MAE

$$MAE = \frac{1}{14} \cdot 153711172.3 = 10979369.45$$

$$Porcentaje\ MAE = \frac{10979369.45}{119859880.8} = 0.09 = 9\%$$

Un MAE del 9% indica que cada estimación de volumen se desvía del valor real en aproximadamente 10.979.369,45 millones de metros cúbicos, lo cual no es lejano al esperado 5% de error. El valor de 9% indica un porcentaje de error bastante bajo que se ve influenciado por las variabilidades externas del embalse como el clima y el tiempo, los cuales generaron valores atípicos en un ~ 25% de los datos de estudio y hace que los errores sean mayores, sin embargo, el valor obtenido es manejable para la gestión operativa y es esperado debido a los factores externos al procesamiento.

Cálculo del RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{14} \cdot 2.47 \times 10^{15}} = 13293456.74$$

$$Porcentaje\ RMSE = \frac{13293456.74}{119859880.8} = 0.11 = 11\%$$

El valor del RMSE (11%) es mayor que el del MAE, lo que confirma que hay estimaciones con errores mayores que el promedio y que bajo esta métrica son señaladas como atípicas, sin embargo, el resultado obtenido indica que, aun así, estos errores mayores siguen siendo proporcionalmente bajos, representando únicamente una décima parte de la magnitud típica del volumen del embalse.

Esto deja como conclusión del análisis que el modelo de regresión potencial tiene un desempeño alto y robusto, donde la precisión y la exactitud son excelentes.

8. DISCUSIÓN

La presente investigación evaluó la viabilidad del uso de imágenes satelitales de alta resolución, en conjunto con modelos de regresión, para la estimación del volumen del embalse de Chuza. Los resultados obtenidos evidencian que existe una relación funcional fuerte entre el área del espejo de agua y el volumen almacenado.

En términos metodológicos, la clasificación supervisada por máxima verosimilitud mostró el mejor desempeño frente a los demás algoritmos evaluados, lo cual coincide con estudios previos (Cosio et al., 2024 ; Duchen, 2021)donde este método presenta alta precisión en la delimitación de cuerpos de agua cuando se cuenta con muestras de entrenamiento representativas. Esto se reflejó en los valores obtenidos de exactitud y en la consistencia de las áreas extraídas, las cuales constituyen la base del modelo área–volumen.

El modelo de regresión potencial desarrollado presentó un coeficiente de determinación elevado ($R^2 = 0.927$), lo que indica que una proporción significativa de la variabilidad del volumen es explicada por el área del espejo de agua. Este comportamiento es coherente con investigaciones similares en hidrología como el de Alvarado (2019) y Marín (2023), donde modelos de tipo potencial son ampliamente utilizados para representar relaciones no lineales entre variables geomorfológicas e hidrológicas.

No obstante, aunque el desempeño general del modelo fue alto, se identificaron algunos casos atípicos con errores superiores al promedio. Estos valores atípicos no invalidan el modelo, sino que evidencian limitaciones propias del enfoque metodológico. Entre los factores que pueden explicar estas discrepancias se encuentran: (i) condiciones atmosféricas como nubosidad parcial que afectan la clasificación, (ii) efectos de sombras topográficas en zonas

de mucho relieve, y (iii) la diferencia en la escala temporal entre los datos satelitales (fechas específicas) y los volúmenes de referencia (promedios mensuales interpolados).

Desde el análisis temporal, los resultados muestran una alta variabilidad en el comportamiento del embalse durante el periodo 2020–2024, incluyendo eventos de disminución significativa del volumen. En particular, el mínimo registrado en abril de 2024 evidencia una condición crítica del sistema, la cual es consistente con el contexto de sequía reportado en la región durante ese periodo.

Adicionalmente, el análisis estadístico evidenció una distribución no simétrica de los volúmenes, lo cual se observa en la diferencia entre la media y la mediana reportadas en los resultados. Este comportamiento indica la presencia de valores extremos asociados a periodos de bajo almacenamiento, lo que tiene implicaciones directas en la gestión del recurso hídrico, especialmente en escenarios de variabilidad climática.

Finalmente, aunque los resultados son robustos, es importante reconocer que la precisión del modelo depende de la calidad de la clasificación y de la disponibilidad de datos de referencia. Por ello, futuras investigaciones podrían incorporar sensores adicionales, o integrar modelos hidrológicos más complejos que permitan reducir la incertidumbre en las estimaciones.

9. CONCLUSIONES

- Se logró clasificar el espejo de agua del embalse de Chuza mediante el uso de algoritmos de clasificación supervisada, identificando que el método de máxima verosimilitud presenta el mejor desempeño en términos de exactitud, de acuerdo con los resultados obtenidos en las matrices de confusión y el índice Kappa con un valor de 90% de exactitud.
- Se desarrolló un modelo de regresión potencial que establece una relación funcional entre el área del espejo de agua y el volumen almacenado en el embalse, a partir de datos oficiales suministrados por la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB).
- Se generó una serie temporal de los volúmenes estimados del embalse de Chuza para el periodo 2020–2024, evidenciando una alta variabilidad interanual y la presencia de eventos críticos de disminución del volumen, particularmente durante el año 2024. Este resultado demuestra la utilidad del enfoque propuesto para el monitoreo continuo del comportamiento hidrológico del embalse.
- La validación de la metodología, mediante la comparación con datos oficiales de la EAAB y el uso de métricas estadísticas como el coeficiente de determinación ($R^2 = 0.927$), el coeficiente de correlación de Pearson y los errores MAE (9%) y RMSE (11%), evidenció que el modelo presenta un alto nivel de ajuste y una precisión adecuada para la estimación de volúmenes a partir de datos satelitales.

10. RECOMENDACIONES

- Se recomienda implementar la metodología desarrollada como herramienta complementaria para el monitoreo continuo del embalse de Chuza, especialmente en periodos de alta variabilidad climática, con el fin de apoyar la toma de decisiones en la gestión del recurso hídrico.
- Se recomienda integrar datos con mayor resolución temporal provenientes de entidades como la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB), en caso de disponibilidad, con el fin de disminuir la incertidumbre generada por la interpolación de volúmenes mensuales.
- Para futuras investigaciones, se propone evaluar el uso de otros sensores satelitales (como Sentinel-2 o Landsat) de manera complementaria, lo cual permitiría comparar resultados y fortalecer la robustez de la metodología en diferentes condiciones espaciales y temporales.
- Se recomienda ampliar el periodo de análisis para incluir eventos hidrológicos adicionales, lo cual permitiría evaluar el comportamiento del modelo frente a diferentes escenarios climáticos y mejorar su capacidad predictiva.
- Se sugiere explorar la integración de modelos hidrológicos o variables climáticas (precipitación, temperatura) que permitan explicar con mayor profundidad las variaciones del volumen y no solo su estimación a partir del área.

11. BIBLIOGRAFÍA

Abbas, A. W., Minallh, N., Ahmad, N., Abid, S. A. R., & Khan, M. A. A. (2016). Algoritmos de agrupamiento K-Means e ISODATA para la clasificación de la cobertura terrestre mediante teledetección. *Sindh University Research Journal-SURJ (Science Series), 48*(2).

Alvarado Bohórquez, J. S., & Rocha Sanabria, M. A. (2019). Análisis multitemporal mediante modelos ARIMA de la calidad del agua en la Potabilizadora "Francisco Wiesner" y el Embalse "San Rafael" (Bogotá DC, Colombia). *Universidad Distrital Francisco José de Caldas*.

Anahua, I. (2024). Detección de cambios de agua con análisis de mezcla espectral utilizando imágenes multitemporales del lago Titicaca, 2014–2023. *Universidad Privada San Carlos.*

Arenas, M.C & Benavides, J.C. (2024). Colombia, un país de extremos: La Niña y El Niño. *Revista Pontificia Universidad Javeriana*

Barriga Rodríguez, J. A. (2019). Evaluación de la calidad hídrica e impactos socioambientales de los embalses de Cundinamarca, Colombia. *Repositorio Universidad Javeriana.*

Cárdenas Rubiano, D. L., & González Sánchez, J. A. (2021). Modelo matemático en el embalse de Chuza para la formulación de políticas de precios basadas en la escasez. *Universidad Católica de Colombia*.

Chuvieco, E. (1990). Fundamentos de la teledetección espacial. *Ediciones RIALP S.A*.

Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement, 20*(1), 37–46.

Colombia. Asamblea Nacional Constituyente. (1991). Constitución Política de Colombia. *https://www.constitucioncolombia.com/*

Colombia. Congreso de la República. (1993, 22 de diciembre). Ley 99 de 1993. *Diario Oficial No. 41.146*.

Colombia. Congreso de la República. (1994, 11 de julio). Ley 142 de 1994. *Diario Oficial No. 41.433*.

Colombia. Congreso de la República. (2014, 6 de marzo). Ley 1712 de 2014. *Diario Oficial No. 49.084*.

Colombia. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2012, 1 de agosto). Decreto 1640 de 2012.

Colombia. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2015, 26 de mayo). Decreto 1076 de 2015.

Colombia. Presidencia de la República. (1974, 18 de diciembre). Decreto-Ley 2811 de 1974. *Diario Oficial No. 34.243*.

Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*.

Consejo Nacional de Operación (CNO). (2020). *Acuerdo 1287 de 2020*.

Consejo Nacional de Operación (CNO). (2024). *Acuerdo 1690 de 2024*.

Corporación Autónoma Regional de Cundinamarca (CAR). (2022). Reporte de actividades mineras ilegales en Gachancipá.

Cossio Madrid, O. E., & Herrera Palacio, J. S. (2024). Evaluación de algoritmos de aprendizaje automático en la clasificación supervisada de imágenes satelitales multitemporales para el análisis de coberturas de suelo en Rionegro, Colombia.

DANE. (2024). Proyecciones de población para Bogotá 2005–2024.

Duchen, P. (2021). Métodos de reconstrucción filogenética I: máxima verosimilitud. *Tequio. Revista de divulgación, investigación e innovación, 4*(11), 69–79.

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2020). Informe técnico del sistema Chingaza.

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2021). Plan de gestión del embalse de Chuza.

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2023). Informe de gestión y abastecimiento de agua en Bogotá.

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2024). Boletines mensuales del Sistema Chingaza.

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2025). Datos históricos del embalse de Chuza 2020–2024. *Informe técnico interno.*

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2025). Historia del sistema Chingaza. *https://www.acueducto.com.co/wps/portal/EAB2/Home/acueducto-y-alcantarillado/la-infraestructuraAcueducto/sistemas-abastecimiento/captacion/sistema-chingaza*

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB-ESP). (2025). Almacenamiento y embalses. *https://www.acueducto.com.co/*

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá E.S.P. (EAAB-ESP). (2025). Sistema Chingaza.

Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá E.S.P. (EAAB-ESP). (2025). Chingaza parque nacional natural.

ENEL Colombia. (2024). Actualización de volúmenes del embalse Chuza: Levantamiento topo-batimétrico 2023 *(Informe técnico interno No. SURER 519).*

Esri. (2025). Compute Confusion Matrix (Spatial Analyst) in ArcGIS Pro.

Estrada, R. E., & Martín, G. (2016). Relaciones Resolución/Escala en imágenes satelitales y mapas. *La Habana, Cuba: Fundación Antonio Núñez Jiménez.*

Fernández, L. T. L., & Rincón, L. N. G. (2020). Procesamiento de imágenes satelitales. *L'esprit Ingénieux, 11*(1), 33–49.

Ferrelli, F., & Vanina, S. (2015). Variabilidad de las precipitaciones y sus efectos sobre la respuesta espaciotemporal de cuerpos de agua en la Región Pampeana, Argentina. *Universidad Nacional de Luján*.

Flórez Alcalá, J. C. (2023). Potencialidad de las imágenes PlanetScope para diferenciar vegetación en ecosistemas cenagosos tropicales.

Hernández Lozano, R., & Pavón, N. P. (2024). Índices para el monitoreo de cuerpos de agua usando sensores remotos. *Acta Universitaria, 34*.

IDEAM. (2024). Mapa de temperaturas 2024.

IDEAM. (2024). Reporte de sequías para el sistema Chingaza.

IGAC. (2021). Clasificación de tierras por la capacidad de su uso. *Código IN-GAG-PC05-02.*

Instituto Geográfico Nacional de España. (2025). El espectro electromagnético.

International Hydrographic Organization. (2020). Standards for hydrographic surveys *(S-44)*.

Ivanova, Y., Cárdenas, E. A., Celis-Lopera, C. A., & Vargas-Guerrero, D. F. (2022). Evaluación de la contracción y expansión de cuerpos hídricos lénticos bajo la influencia del fenómeno ENSO. *Tecnología y ciencias del agua, 13*(2), *246–288.*

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics, 33*(1), *159–174.*

Londoño, A. M. J. (2020). Consumo de agua potable domiciliaria durante el confinamiento por COVID-19 en Bogotá. *Biociencias (UNAD), 4*(1), *1–7.*

Marín-Cruz, I., Martínez-Martínez, J. L., Mota-Palomino, R. O. A., & Badaoui, M. (2023). Análisis de Series Temporales Aplicado al Modelado de Aportaciones del Embalse Angostura. *RIIIT. Revista internacional de investigación e innovación tecnológica*, *11*(63), *108-127.*

Nascimento, R. F. F. (2009). O algoritmo Support Vector Machines (SVM). *Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*.

Navarro, E., García-Berthou, E., & Armengol, J. (2010). La calidad ecológica de los embalses.

Palma, R. P. (2022). Análisis crítico del coeficiente de determinación (R2), como indicador de la calidad de modelos lineales y no lineales. *Matemática, 20(2).*

Parra Urgiles, A. P. (2025). Análisis multitemporal de lagunas altoandinas del macizo del Cajas mediante teledetección *(Tesis de pregrado).*

Passucci, V., Carmona, F., & Rivas, R. (2017). Identificación de zonas anegadas y no anegadas mediante técnicas de teledetección. *Revista Estudios Ambientales, 5*(2), *51–78.*

Perea Mesa, I. M. (2013). Modelación del delta de sedimento en un embalse que presenta rápidas fluctuaciones de nivel. Universidad Nacional de Colombia.

Planet Labs. (2025). Información general satelital.

Quispe, E. (2023). Análisis espacial de cuerpos de agua generados por la deforestación en la zona La Pampa. *Universidad Nacional Agraria de la Selva.*

Rivera Cárdenas, J. J., & América Herrera, D. D. (2018). Aproximación de la oferta hídrica futura de la cuenca del río Chuza.

Rodríguez, E. (2024). Los desafíos frente a la situación del embalse de Chuza. *Periódico UNAL*.

Semper Lloret, M. (2023). Predicción del Fenómeno ENSO utilizando técnicas de Deep Learning. *Universidad de Alicante.*

Sevilla, M. J. (1987). Colocación mínimos cuadrados. *CSIC-UCM-Instituto de Astronomía y Geodesia (IAG).*

Sinaga, K. P., & Yang, M. S. (2020). Algoritmo de agrupamiento K-means no supervisado. *IEEE Access, 8*, 80716–80727.

Suárez, N. R. (2012). La revolución en la toma de decisiones estadísticas: el p-valor. *Telos,* 14(3), 439-446.

Técnicas de análisis de masas de agua con teledetección. (2025). Firma espectral del agua. *https://www.gisandbeers.com/tecnicas-analisis-masas-de-agua-teledeteccion/*

Tognelli, M. F. (2016). Estado de conservación y distribución de la biodiversidad de agua dulce en los Andes tropicales. *UICN.*

Torres, V., Barbosa, I., Meyer, R., Noda, A., & Sarduy, L. (2012). Criterios de bondad de ajuste en la selección de modelos no lineales en la descripción de comportamientos biológicos. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola, 46(4), 345-350.*

Universidad Nacional de Quilmes. (2025). Componentes de un sistema de teledetección.

Urrea, C. D. (2010). Inventario de las características geográficas de los embalses colombianos y su área de influencia directa. *https://hdl.handle.net/20.500.14625/22199*

Vargas, R. M., & Moreno, N. R. R. (2016). La gobernanza del agua y la participación ciudadana en Bogotá. *Revista Republicana*.

Wang, J., Sheng, Y., & Wada, Y. (2018). Little change in global freshwater storage over the past quarter century. *Nature Communications, 9*(1).

WMO. (2020). Guide to Hydrological Practices: Volume I.