



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**

**Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas**

**Carrera de Ingeniería en Mecatrónica**

**TEMA:**

**“ANÁLISIS DE CAMBIOS EN CUERPOS DE AGUA A TRAVÉS DE VISIÓN  
ARTIFICIAL”**

**Trabajo de grado previo a la obtención del título de Ingeniero en Mecatrónica**

**Línea de investigación: Prototipos Industriales**

**Autor:**

Pablo Xavier Escobar Ruales

**Director:**

Carlos Xavier Rosero Chandi, PhD.

**Asesor:**

Ana Cristina Umaquina Criollo, MSc.

Ibarra - Ecuador

2026



# UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

## DIRECCIÓN DE BIBLIOTECA

### AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

#### 1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO	
<b>APELLIDOS Y NOMBRES:</b>	Escobar Ruales Pablo Xavier

DATOS DE LA OBRA	
<b>TÍTULO:</b>	Análisis de cambios en cuerpos de agua a través de visión artificial
<b>AUTOR:</b>	Escobar Ruales Pablo Xavier
<b>FECHA: DD/MM/AAAA</b>	08/05/2026
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO	
<b>PROGRAMA:</b>	<input checked="" type="checkbox"/> PREGRADO <input type="checkbox"/> POSGRADO
<b>TÍTULO POR EL QUE OPTA:</b>	Ingeniero en Mecatrónica
<b>DIRECTOR/ASESOR:</b>	PhD. Carlos Xavier Rosero Chandi MSc. Ana Cristina Umaquina Criollo

#### 2. CONSTANCIAS

El autor manifiesta que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original y que es el titular de los derechos patrimoniales, por lo que asume la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 8 días del mes de mayo de 2026.

#### EL AUTOR:

.....

Nombre: Pablo Xavier Escobar Ruales



**Universidad Técnica del Norte**  
**Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas**

**CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE**  
**INTEGRACIÓN CURRICULAR**

En mi calidad de director del trabajo de grado “Análisis de Cambios en Cuerpos de Agua a Través de Visión Artificial”, presentado por el egresado Pablo Xavier Escobar Ruales, que opta por el título de ingeniero en Mecatrónica, certifico que el mencionado proyecto fue realizado bajo mi dirección.

Ibarra, 08 de mayo de 2026

.....

Carlos Xavier Rosero Chandi, PhD.

Director de Tesis



**Universidad Técnica del Norte**  
**Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas**

**APROBACIÓN DEL COMITÉ CALIFICADOR**

El Tribunal Examinador del trabajo de titulación, “Análisis de Cambios en Cuerpos de Agua a Través de Visión Artificial”. Elaborado por Pablo Xavier Escobar Ruales, previo a la obtención del título de Ingeniero en Mecatrónica, aprueba el presente informe de investigación en nombre de la Universidad Técnica del Norte.

Ibarra, 08 de mayo de 2026

.....

Carlos Xavier Rosero Chandi, PhD.

Director de Tesis

.....

Ana Cristina Umaquina Criollo, MSc.

Asesor de Tesis

# Dedicatorias

Dedico este trabajo, en primer lugar, a mis padres, quienes han sido el pilar fundamental en cada etapa de mi vida. Gracias por su amor, esfuerzo, paciencia y apoyo incondicional. Cada consejo, cada sacrificio y cada palabra de aliento han sido esenciales para llegar hasta este momento. Los valores que me han enseñado, junto con la confianza que siempre depositaron en mí, han sido la base para alcanzar esta meta tan importante.

A mis hermanos, por su compañía, apoyo y ánimo constante a lo largo de este proceso. Su presencia en mi vida ha sido una motivación para seguir adelante y culminar esta etapa con dedicación y compromiso.

También dedico este trabajo a todas las personas que, de una u otra manera, estuvieron presentes durante este camino académico. A quienes me brindaron su apoyo, sus consejos y palabras de aliento en los momentos de dificultad. Este trabajo representa no solo el resultado de un esfuerzo personal, sino también el apoyo de quienes han formado parte de mi vida y han contribuido, de distintas maneras, a que este sueño hoy se convierta en una realidad.

“Los sueños se alcanzan cuando la dedicación es más fuerte que las dificultades”.

# Agradecimientos

Expreso mi profundo agradecimiento al tutor de esta tesis, Ingeniero Xavier Rosero, por su orientación constante, su compromiso y la dedicación brindada durante el desarrollo de este trabajo de titulación. De igual manera, agradezco a la Ingeniera Ana Umaquina por su valioso apoyo y disposición, que contribuyeron de manera significativa al fortalecimiento de esta investigación. Asimismo, extiendo mi gratitud a los docentes que formaron parte de mi proceso académico, por los conocimientos impartidos y por su aporte a mi formación profesional a lo largo de esta etapa, haciendo posible la culminación de este trabajo. Finalmente, dejo constancia de mi agradecimiento a la Universidad Técnica del Norte por la formación académica y profesional recibida durante mi trayectoria universitaria.

# Resumen

El presente trabajo analiza la evolución de los cuerpos de agua de la provincia de Imbabura mediante imágenes satelitales multitemporales. Para la identificación y delimitación de las áreas de agua se emplean índices espectrales como método de segmentación, lo que permite estimar su extensión y evaluar sus características a lo largo del tiempo. El procesamiento se realiza a partir de imágenes de los satélites Sentinel-2 y Landsat-8.

Los resultados muestran que la laguna de Cuicocha mantiene una extensión relativamente estable durante el periodo 2013–2025, con variaciones moderadas a lo largo del tiempo. La evaluación de la calidad del agua se realiza mediante el análisis de turbidez, cuyos valores indican condiciones de agua clara y sin incrementos significativos. En conjunto, el análisis multitemporal confirma que las imágenes satelitales constituyen una herramienta eficaz para el monitoreo ambiental, al aportar información relevante para la gestión y conservación de los recursos hídricos.

**Palabras clave:** teledetección, imágenes satelitales multitemporales, índices espectrales, segmentación de cuerpos de agua, turbidez, análisis geoespacial, Laguna de Cuicocha.

# Abstract

This work analyzes the evolution of water bodies in the province of Imbabura through multitemporal satellite images. For the identification and delimitation of water areas, spectral indices are used as a segmentation method, which makes it possible to estimate their extent and evaluate their characteristics over time. The processing is carried out using images from the Sentinel-2 and Landsat-8 satellites.

The results show that Cuicocha Lagoon maintains a relatively stable extent during the 2013–2025 period, with moderate variations over time. Water quality assessment is performed through turbidity analysis, whose values indicate clear water conditions and no significant increases. Overall, the multitemporal analysis confirms that satellite images constitute an effective tool for environmental monitoring, since they provide relevant information for the management and conservation of water resources.

**Keywords:** remote sensing, multitemporal satellite imagery, spectral indices, water body segmentation, turbidity, geospatial analysis, Cuicocha Lagoon.

# Índice general

<b>Cesión de derechos de autor a favor de la Universidad Técnica del Norte</b>	<b>II</b>
<b>Certificación del director del trabajo de integración curricular</b>	<b>III</b>
<b>Aprobación del comité calificador</b>	<b>IV</b>
<b>Dedicatorias</b>	<b>V</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>VI</b>
<b>Resumen</b>	<b>VII</b>
<b>Abstract</b>	<b>VIII</b>
<b>Índice general</b>	<b>IX</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>XI</b>
<b>Índice de tablas</b>	<b>XIV</b>
<b>I. INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
1.1. Planteamiento del problema . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	2
1.2.1. General . . . . .	2
1.2.2. Específicos . . . . .	2
1.3. Alcance . . . . .	2
1.4. Justificación . . . . .	2
<b>II. MARCO REFERENCIAL</b>	<b>4</b>
2.1. Antecedentes . . . . .	4

2.2.	Marco teórico . . . . .	7
2.2.1.	Teledetección y fundamentos espectrales . . . . .	7
2.2.2.	Sensores y fuentes satelitales . . . . .	9
2.2.3.	Plataforma de datos geoespaciales . . . . .	12
2.2.4.	Imágenes raster georreferenciadas . . . . .	12
2.2.5.	Índices espectrales aplicados a cuerpos de agua . . . . .	14
<b>III. MARCO METODOLÓGICO</b>		<b>17</b>
3.1.	Enfoque y tipos de investigación . . . . .	17
3.2.	Diseño de la investigación . . . . .	17
3.2.1.	Fase 1: Adquisición de la información . . . . .	17
3.2.2.	Fase 2: Obtención de imágenes satelitales . . . . .	18
3.2.3.	Fase 3: Preprocesamiento de las imágenes satelitales . . . . .	19
3.2.4.	Fase 4: Implementación del algoritmo . . . . .	19
3.2.5.	Fase 5: Análisis de los resultados obtenidos . . . . .	20
<b>IV. DESARROLLO Y VALIDACIÓN</b>		<b>22</b>
4.1.	Adquisición de imágenes . . . . .	23
4.1.1.	Evaluación de sensores pasivos . . . . .	23
4.1.2.	Evaluación de plataformas geoespaciales . . . . .	23
4.1.2.1.	USGS EarthExplorer . . . . .	23
4.1.2.2.	Google Earth Engine . . . . .	24
4.1.3.	Proceso de obtención de datos . . . . .	26
4.1.3.1.	Editor de códigos de Google Earth Engine . . . . .	26
4.1.3.2.	Definición del área de estudio . . . . .	27
4.1.3.3.	Búsqueda y filtrado de imágenes satelitales . . . . .	28
4.1.3.4.	Selección y almacenamiento de las imágenes satelitales . . . . .	30
4.2.	Preprocesamiento . . . . .	34
4.2.1.	Lectura de bandas espectrales . . . . .	34
4.2.2.	Verificación y reproyección del sistema de referencia espacial . . . . .	34
4.3.	Segmentación . . . . .	35

4.3.1.	Segmentación por umbralización en escala de grises . . . . .	35
4.3.2.	Segmentación por índices espectrales . . . . .	41
4.4.	Procesamiento morfológico . . . . .	44
4.4.1.	Eliminación de objetos pequeños . . . . .	44
4.4.2.	Relleno de huecos . . . . .	45
4.4.3.	Cierre morfológico . . . . .	45
4.5.	Cálculo del área y estimación de turbidez . . . . .	46
4.5.1.	Cálculo del área superficial . . . . .	46
4.5.2.	Estimación de turbidez . . . . .	48
4.6.	Pruebas y validación del procesamiento . . . . .	49
4.6.1.	Prueba 1: Desempeño de sensores satelitales . . . . .	49
4.6.2.	Prueba 2: Comparación de plataformas geoespaciales . . . . .	51
4.6.3.	Prueba 3: Validación de métodos de segmentación . . . . .	53
<b>V. IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS</b>		<b>57</b>
5.1.	Implementación de la herramienta para el análisis multitemporal . . . . .	57
5.1.1.	Integración de los métodos validados . . . . .	57
5.1.2.	Flujo de procesamiento de la herramienta final . . . . .	57
5.1.3.	Módulos funcionales de la herramienta . . . . .	59
5.2.	Resultados del análisis multitemporal . . . . .	62
5.2.1.	Resultados del área superficial . . . . .	63
5.2.2.	Resultados del análisis de calidad del agua mediante turbidez . . . . .	68
5.2.2.1.	Depuración por inspección visual . . . . .	69
5.2.2.2.	Control de calidad por dispersión usando percentiles . . . . .	70
<b>VI. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJO A FUTURO</b>		<b>74</b>
6.1.	Conclusiones . . . . .	74
6.2.	Recomendaciones . . . . .	76
6.3.	Trabajo a futuro . . . . .	77
<b>Anexos</b>		<b>84</b>

# Índice de figuras

2.1. Delimitación del espejo de agua mediante NDWI: (a) índice NDWI, (b) máscara binaria [4]. . . . .	4
2.2. Máscaras multitemporales del espejo de agua (Aculeo, 2010–2015) [4]. . . . .	5
2.3. Extracción del espejo de agua mediante umbralización binaria, (a) selección manual del contorno de la región de interés, (b) máscara binaria recortada, (c) resultado final para el cálculo del área [9]. . . . .	6
2.4. Proceso de teledetección [18]. . . . .	8
2.5. Ventanas atmosféricas utilizadas en teledetección [20]. . . . .	9
2.6. Funcionamiento de sensores pasivos y activos [22]. . . . .	9
2.7. Repositorios de imágenes satelitales. . . . .	12
2.8. Representación de una imagen raster [28]. . . . .	13
2.9. Esquema de las coordenadas geográficas: latitud y longitud [29]. . . . .	14
2.10. Aplicación de los índices espectrales para separar cuerpos de agua [30]. . . . .	15
4.1. Diagrama de flujo general del procedimiento empleado. . . . .	22
4.2. Imagen satelital de Landsat-8 obtenida de la plataforma USGS EarthExplorer. . . . .	24
4.3. Visualización del área de estudio y exportación de la imagen preprocesada mediante Google Earth Engine. . . . .	25
4.4. Editor de códigos GEE [37]. . . . .	27
4.5. Zona geográfica del estudio, (a) código utilizado en GEE para definición de área, (b) representación del área en el mapa de la plataforma. . . . .	28
4.6. Fragmento del código para descargar imágenes satelitales Sentinel-2 en GEE (búsqueda y filtrado). . . . .	29
4.7. Imágenes satelitales obtenidas de GEE, (a) Imagen de Sentinel-2 con nubosidad, (b) Imagen de Sentinel-2 sin nubosidad. . . . .	31
4.8. Gestor de capas en GEE. . . . .	31

4.9. Gestor de tareas en GEE. . . . .	32
4.10. Código para descargar imágenes satelitales en GEE. . . . .	33
4.11. Lectura de las bandas de una imagen satelital mediante rasterio. . . . .	34
4.12. Definición del área de interés (ROI) en la laguna de Cuicocha, (a) delimitación sobre la imagen satelital, (b) polígono de referencia. . . . .	37
4.13. Generación de la máscara ROI a partir del polígono. . . . .	38
4.14. Construcción de la imagen en escala de grises. . . . .	38
4.15. Código para la normalización y realce de contraste. . . . .	39
4.16. Imagen en escala de grises con normalización y realce de contraste. . . . .	39
4.17. Código para umbralización de Otsu en la región de interés. . . . .	40
4.18. Segmentación con umbralización de Otsu. . . . .	40
4.19. Filtro de nubes, (a) visualización del índice SWIR, (b) máscara con filtro de nubes. . . . .	42
4.20. Implementación del filtrado por nubosidad y cálculo del índice NDWI. . . . .	43
4.21. NDWI con filtro de píxeles nublados. . . . .	43
4.22. Segmentación a partir de la umbralización del índice espectral NDWI. . . . .	44
4.23. Código utilizado para el procesamiento morfológico. . . . .	45
4.24. Máscara binaria del cuerpo de agua, (a) resultado inicial de la segmentación, (b) resultado después del procesamiento morfológico. . . . .	46
4.25. Código para el cálculo de área mediante conteo de píxeles. . . . .	47
4.26. Código para el cálculo del NDTI. . . . .	48
4.27. Mapa del índice NDTI en la laguna de Cuicocha. . . . .	49
4.28. Imagen satelital de Sentinel-2, (a) imagen original, (b) resultado de segmentación. . . . .	50
4.29. Imagen satelital de Landsat-8, (a) imagen original, (b) resultado de segmentación. . . . .	50
4.30. Resultados de segmentación para la delimitación de la laguna de Cuicocha, (a) umbralización automática de Otsu, (b) segmentación basada en el índice espectral NDWI. . . . .	55
5.1. Diagrama de flujo de la estructura de la herramienta. . . . .	58
5.2. Ventana principal de la herramienta. . . . .	60
5.3. Ventana de registro. . . . .	60
5.4. Ventana de resultados. . . . .	61

5.5. Ventana para cargar imágenes satelitales. . . . .	62
5.6. Serie temporal del área superficial estimada de la laguna de Cuicocha. . . . .	65
5.7. Variación del área entre fechas. . . . .	66
5.8. Máscara binaria perteneciente a la fecha 27/06/2015. . . . .	67
5.9. Serie temporal del área con ajuste lineal (OLS). . . . .	68
5.10. Máscara NDTI de la laguna de Cuicocha, (a) con nubosidad dentro del cuerpo de agua, (b) sin nubosidad dentro del cuerpo de agua. . . . .	69
5.11. Control de calidad por dispersión. . . . .	70
5.12. Control de calidad NDTI por dispersión. . . . .	71
5.13. Turbidez (NDTI): percentiles altos P70 y P90. . . . .	72

# Índice de tablas

2.1. Bandas espectrales del sensor Landsat-8 [19]. . . . .	11
2.2. Bandas espectrales del sensor Sentinel-2 [25]. . . . .	11
2.3. Ecuaciones de los índices espectrales. . . . .	16
4.1. Comandos utilizados para la selección y filtrado de imágenes satelitales en Google Earth Engine . . . . .	30
4.2. Comandos usados para la gestión de descarga . . . . .	33
4.3. Comparación del área estimada de la laguna utilizando imágenes Sentinel-2 y Landsat-8. . . . .	50
4.4. Comparación de plataformas geoespaciales para la adquisición y procesamiento de imágenes satelitales. . . . .	52
4.5. Comparación de criterios de evaluación entre los dos métodos de segmentación. . . . .	54
5.1. Registro multitemporal del área . . . . .	63
5.2. Fechas descartadas por inspección visual. . . . .	69
5.3. Fechas validadas para el análisis multitemporal. . . . .	71

# Capítulo I

## INTRODUCCIÓN

### 1.1 Planteamiento del problema

Los recursos hídricos a nivel mundial enfrentan graves problemas debido al cambio climático, lo que ha generado alteraciones significativas en su dinámica y comportamiento. Más de 2 mil millones de personas carecen de acceso a agua potable, y la situación empeora debido al aumento de eventos climáticos extremos, como sequías y precipitaciones intensas [1].

En Ecuador, los efectos del cambio climático, como El Niño, afectan gravemente el ciclo hidrológico, alterando las fuentes de agua dulce, como ríos y lagunas, y empeorando la situación de millones de personas. Más del 23 % de la población ecuatoriana no tiene acceso a agua potable segura, y un 60 % de las fuentes hídricas rurales están contaminadas. Además, el retroceso de los glaciares andinos ha disminuido el caudal de los ríos que dependen del deshielo estacional, afectando tanto a las comunidades como a los ecosistemas acuáticos [2].

Las lagunas y otros cuerpos de agua son esenciales en el sistema hidrológico, ya que actúan como reservorios naturales que regulan el caudal de los ríos, contribuyen a la recarga de acuíferos y favorecen la retención de sedimentos. Estos procesos influyen directamente en el abastecimiento de agua potable y la seguridad hídrica de la población. Por ello, los cambios en su extensión, forma y características son indicadores clave del estado de los recursos hídricos. En la provincia de Imbabura, la limitada disponibilidad de datos actualizados dificulta la evaluación del estado de los cuerpos de agua y, en consecuencia, la toma de decisiones informadas para su gestión y conservación. En este contexto, la aplicación de técnicas de visión artificial y análisis de imágenes satelitales permite identificar y cuantificar cambios en los cuerpos de agua, generando información confiable que puede servir como base para el diseño de políticas públicas y estrategias de conservación del recurso hídrico.

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1. General**

Analizar los cambios en los cuerpos de agua de la provincia de Imbabura mediante técnicas de visión artificial.

### **1.2.2. Específicos**

- Comprender técnicas de análisis de cuerpos de agua mediante visión artificial a partir de la literatura científica.
- Desarrollar un algoritmo que permita el procesamiento de imágenes satelitales para la detección de características en los cuerpos de agua.
- Aplicar el algoritmo desarrollado para analizar cambios en el color y tamaño de los cuerpos de agua en Imbabura.

## **1.3 Alcance**

El presente proyecto tiene como alcance analizar los cambios en los cuerpos de agua de la provincia de Imbabura mediante la aplicación de técnicas de visión artificial a imágenes satelitales multitemporales. Para esto, se utilizarán imágenes provenientes de repositorios especializados, las cuales serán sometidas a procesos de preprocesamiento y segmentación mediante métodos avanzados de visión artificial. Además, se evaluarán características como el tamaño y el color de los cuerpos de agua, con el propósito de generar información útil para la gestión y conservación de los recursos hídricos en la región, fomentando su manejo sostenible.

## **1.4 Justificación**

La obtención y análisis de datos sobre los cuerpos de agua permitirá fortalecer el conocimiento sobre la dinámica hídrica de la región, proporcionando datos esenciales que apoyen la creación de estrategias para gestionar de manera más eficaz los recursos hídricos. Este proyecto facilitará el diseño de políticas públicas para la protección y conservación del agua,

contribuyendo al fortalecimiento de la seguridad hídrica regional frente a los efectos del cambio climático y la contaminación.

Desde un enfoque ambiental, el proyecto aborda la necesidad urgente de monitorear los cuerpos de agua afectados por la contaminación, el cambio climático y la expansión de la actividad humana. El análisis multitemporal de imágenes satelitales permitirá identificar cambios en la extensión y características de estos cuerpos, proporcionando información valiosa para prevenir su deterioro y fomentar su conservación.

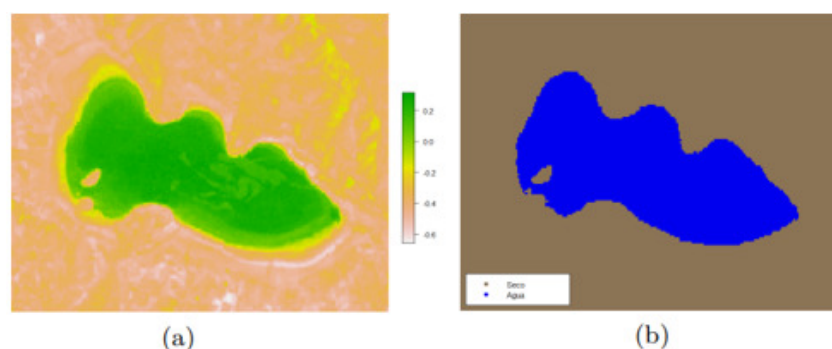
Finalmente, desde una perspectiva de ingeniería, el proyecto impulsa el uso de imágenes satelitales y técnicas avanzadas de procesamiento digital como herramientas confiables para el monitoreo de los recursos hídricos. Esta metodología optimiza la gestión del agua, contribuyendo al desarrollo sostenible y a la resolución de problemas ambientales.

# Capítulo II

## MARCO REFERENCIAL

### 2.1 Antecedentes

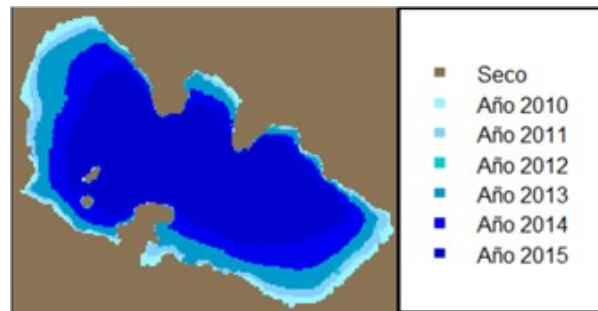
El monitoreo multitemporal de cuerpos de agua mediante teledetección representa una herramienta práctica para medir cómo cambia el espejo de agua a lo largo del tiempo y relacionar esas variaciones con sequías, cambios climáticos y transformaciones del territorio. Bajo este enfoque, los índices espectrales se usan con frecuencia porque facilitan la separación entre agua/no agua y permiten estimar el área a partir del comportamiento espectral en distintas bandas (ver Fig. 2.1). En este contexto, [3] analiza la dinámica del espejo de agua en Perú mediante el uso de imágenes Landsat y la aplicación del índice NDWI. Además, incorpora una validación con matriz de confusión e índice Kappa, así como un análisis para estimar escenarios futuros hacia 2031 y conocer posibles tendencias frente a la variabilidad climática.



**Fig. 2.1.** Delimitación del espejo de agua mediante NDWI: (a) índice NDWI, (b) máscara binaria [4].

De manera similar, [4] analiza el efecto de la sequía sobre la superficie hídrica en la Laguna de Aculeo y el lago Peñuelas durante el periodo 2010–2020. En este estudio se emplean índices espectrales, entre los que destaca el NDWI, junto con la estimación del área mediante conteo de

píxeles y el análisis de componentes principales para resaltar diferencias entre distintas fechas. Los resultados evidencian una disminución continua de la superficie hídrica (ver Fig. 2.2), y destacan la pérdida total del espejo de agua de la Laguna de Aculeo en 2018 y una reducción significativa en el lago Peñuelas. Asimismo, se señala que la estimación final depende en gran medida de la selección de imágenes y del método aplicado.



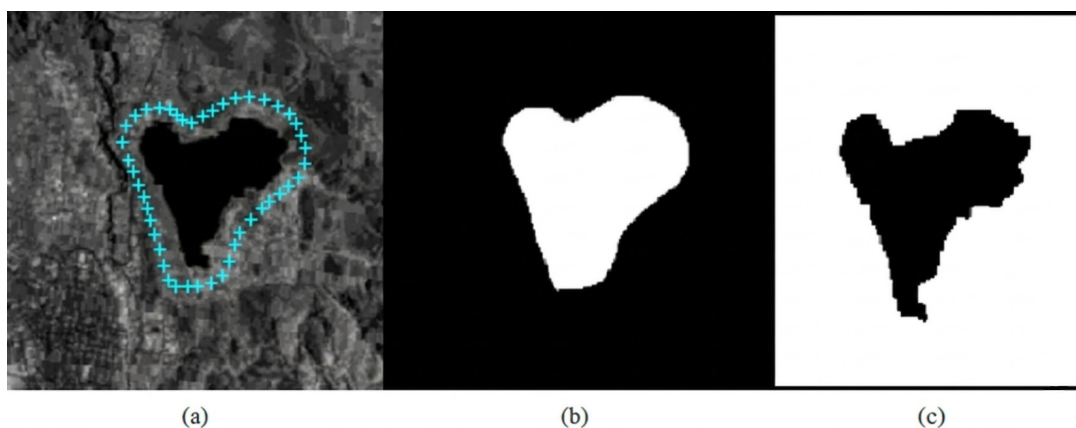
**Fig. 2.2.** Máscaras multitemporales del espejo de agua (Aculeo, 2010–2015) [4].

Sin embargo, el comportamiento de estos índices no es igual en todos los escenarios, especialmente cuando la imagen presenta elementos que pueden confundirse con agua, como zonas urbanas, sombras, suelos húmedos o efectos del relieve. En este sentido, [5] demuestra, en Western Cape, Sudáfrica, que el NDWI permite identificar agua superficial; sin embargo, el MNDWI mejora la separación en entornos urbanos al incorporar información de la banda SWIR. Además, al considerar variables climáticas, el estudio relaciona la reducción del espejo de agua con periodos secos, menor precipitación y mayor evaporación, lo que muestra que Landsat-8 y Sentinel-2 permiten realizar un monitoreo repetitivo y útil para la gestión de los recursos hídricos.

De forma complementaria, varios estudios señalan que los resultados pueden variar de manera significativa según el preprocesamiento de las imágenes, incluyendo la corrección de nubes y sombras, el ajuste de umbrales y la técnica de extracción empleada. Por ello, la comparación de métodos permite mejorar la consistencia entre distintos escenarios y fechas. En este contexto, [6] evalúa reglas de mapeo de agua a partir de series Landsat procesadas en Google Earth Engine y observa una reducción progresiva relacionada principalmente con la precipitación. Asimismo, [7] compara índices como NDWI, MNDWI y variantes de AWEI, además de clasificadores como SVM, KNN, árboles de decisión y máxima verosimilitud, y concluye que no existe un método universalmente superior, ya que el umbral influye directamente en la estimación del

área. De manera semejante, [8] muestra que, en Anhui, China, la combinación de varios índices con técnicas de reducción de ruido, umbralización automática y correcciones de continuidad mejora la delimitación y permite diferenciar agua permanente, estacional y temporal.

Aunque los índices espectrales representan una base sólida, también existen otras alternativas en escenarios en los que la atmósfera o las características de la imagen dificultan el análisis. [9] delimita el cuerpo de agua de la laguna de Yahuarcocha mediante una máscara y aplica una umbralización binaria para separar agua y no agua, automatizando el cálculo del área en diferentes fechas. Este procedimiento se resume en la Fig. 2.3 y sus resultados se respaldan con análisis estadísticos y una tendencia temporal. Por otra parte, cuando la nubosidad es persistente o se requiere una delimitación más rápida, [10] propone el uso de sensores SAR, como Sentinel-1, e incorpora umbrales locales ajustados al tipo de superficie, así como la integración de polarizaciones para mejorar la separación entre agua y no agua frente a los métodos de umbral global.



**Fig. 2.3.** Extracción del espejo de agua mediante umbralización binaria, (a) selección manual del contorno de la región de interés, (b) máscara binaria recortada, (c) resultado final para el cálculo del área [9].

A partir de esta base, la delimitación del espejo de agua también sirve como paso previo para estudiar la calidad del agua, ya que una vez identificada la superficie hídrica, es posible trabajar únicamente dentro del cuerpo de agua y reducir las interferencias del entorno. En este sentido, [11, 12] describen un procedimiento con Sentinel-2 en el que primero se delimita el agua con NDWI y luego se estima la turbidez con NDTI. Estos estudios encuentran mayores concentraciones cerca de las entradas de ríos y de las zonas ribereñas, lo que se explica por el ingreso de sedimentos desde los afluentes y por cambios en las orillas. Además, se recomienda

complementar la interpretación con mediciones de campo para reforzar la confiabilidad de los resultados. De forma similar, [13, 14] plantean que este monitoreo se fortalece mediante correcciones previas y la comparación de varios índices relacionados con el material suspendido y la turbidez, como NDSSI, NSMI, NDTI y MNDWI.

Además de la turbidez, la clorofila-a se considera un parámetro importante para evaluar la calidad del agua, ya que permite identificar incrementos en la presencia de algas. En este contexto, [15] compara Landsat-8 y Sentinel-2 al relacionar mediciones realizadas en campo con información espectral y destaca al NDCI como un índice útil porque aprovecha bandas cercanas al rojo y al red-edge para resaltar cambios vinculados con la clorofila. Asimismo, indica que Sentinel-2 ofrece ventajas por su mayor frecuencia de paso y por contar con bandas red-edge, lo que favorece este tipo de estimación, especialmente en cuerpos de agua pequeños o poco profundos. Por otro lado, [16] señala que varios índices tradicionales se enfocan en un solo fenómeno y pueden generar confusiones en escenas complejas; por ello, propone un índice integrador denominado WAI, orientado a diferenciar agua normal, agua con anomalías y no agua, con resultados más consistentes y menos falsos positivos, lo que lo convierte en una alternativa interesante para realizar seguimientos más frecuentes.

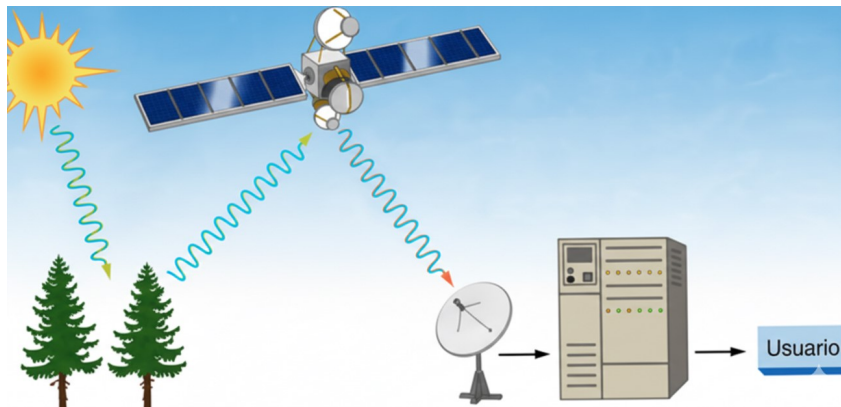
## **2.2 Marco teórico**

En esta sección se analizan los fundamentos teóricos que sirven de base para el desarrollo de la investigación. Se describen conceptos relacionados con la teledetección, las imágenes satelitales, las bandas espectrales, los índices espectrales aplicados a cuerpos de agua. En conjunto, estos temas permiten comprender el enfoque del estudio y respaldan el análisis realizado para la detección y evaluación de cambios en los cuerpos de agua.

### **2.2.1. Teledetección y fundamentos espectrales**

La teledetección comprende un conjunto de técnicas que permiten obtener información de la superficie terrestre, a partir de la energía electromagnética reflejada o emitida por los objetos y registrada por sensores en plataformas de observación [17]. En este proceso intervienen diversos elementos: una fuente de energía, generalmente el Sol en la teledetección óptica; la interacción de la radiación con la atmósfera y la superficie; un sensor que detecta la señal; y un sistema de

procesamiento que la convierte en una imagen digital interpretable para su posterior análisis [18]. De forma general, la radiación solar atraviesa la atmósfera, interactúa con los materiales del terreno y una fracción se refleja hacia el sensor. Posteriormente, la señal capturada se transmite a estaciones terrestres y se transforma en productos que permiten extraer información del territorio. La Fig. 2.4 resume este flujo de adquisición y generación de imágenes.



**Fig. 2.4.** Proceso de teledetección [18].

El análisis de la energía en la teledetección se realiza a lo largo del espectro electromagnético, es decir, en un rango de longitudes de onda que va desde radiaciones de baja energía, como las ondas de radio, hasta radiaciones de alta energía, como los rayos X. Cada región del espectro proporciona información específica sobre las características de la superficie terrestre, ya que los distintos materiales reflejan y absorben la radiación de manera diferente [17]. En el caso de los cuerpos de agua, las bandas más útiles para su estudio son las del visible y el infrarrojo, en especial el infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR). Esto se debe a que el agua, la vegetación y el suelo presentan respuestas espectrales distintas en estas longitudes de onda, lo que permite diferenciar estos elementos con mayor precisión. Estas diferencias constituyen la base para la creación de índices espectrales, como el NDWI, que facilitan la separación entre agua y suelo y permiten una evaluación más detallada de las condiciones hídricas, así como la identificación de áreas afectadas por factores como la turbidez o la presencia de macrófitos acuáticos [19].

Durante el trayecto de la radiación por la atmósfera, se producen fenómenos de absorción y dispersión causados por gases y partículas en suspensión, lo que altera la señal registrada por el sensor. Por esta razón, los sensores operan en ventanas atmosféricas donde la absorción es

menor (ver Fig. 2.5), y en aplicaciones cuantitativas se aplican correcciones radiométricas y atmosféricas para mejorar la consistencia de los resultados [20].

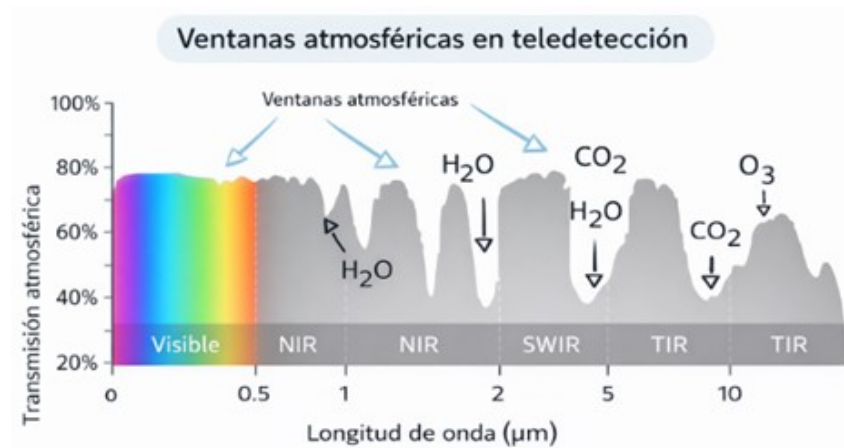


Fig. 2.5. Ventanas atmosféricas utilizadas en teledetección [20].

### 2.2.2. Sensores y fuentes satelitales

Los sensores remotos se dividen en activos y pasivos. Los sensores activos generan y emiten su propia señal, como el Sentinel-1, que utiliza radar de apertura sintética (SAR). Estos sensores registran la energía reflejada por los objetos en la superficie, lo que les permite obtener información sobre la estructura y las propiedades de la superficie terrestre, incluso en condiciones de oscuridad o nubosidad, donde los sensores pasivos ópticos no operan. Por otro lado, los sensores pasivos captan la radiación natural que los objetos reflejan o emiten y son los más utilizados en el monitoreo ambiental debido a su capacidad para capturar imágenes ópticas (ver Fig. 2.6) [21].

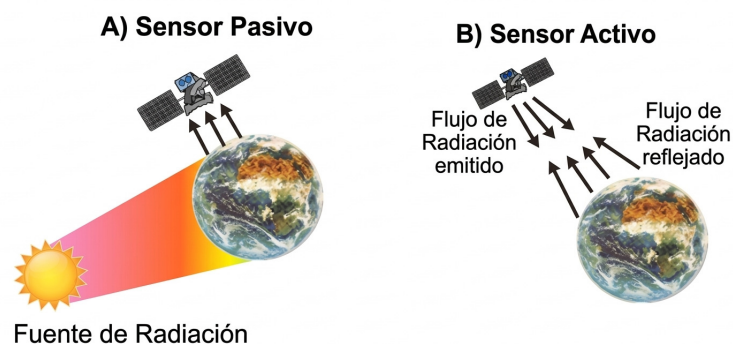


Fig. 2.6. Funcionamiento de sensores pasivos y activos [22].

Las resoluciones de los sensores remotos se dividen en cuatro tipos: espacial, temporal, espectral y radiométrica [23].

- Resolución espacial: determina el tamaño de cada píxel en la imagen satelital. Una mayor resolución espacial permite observar más detalle en las imágenes, lo que resulta útil para identificar características pequeñas de la superficie terrestre.
- Resolución temporal: indica la frecuencia con la que un satélite captura imágenes de una misma área. Cuanto mayor es la resolución temporal, más frecuentes son las observaciones, lo que resulta crucial para el monitoreo de cambios rápidos, como ocurre en la dinámica de los cuerpos de agua.
- Resolución espectral: se refiere a la cantidad y al ancho de las bandas espectrales utilizadas para captar diferentes características de la superficie terrestre. Los satélites con mayor resolución espectral ofrecen más bandas, lo que permite un análisis más detallado de diversas características, como la calidad del agua o la vegetación.
- Resolución radiométrica: describe el número de niveles de intensidad que un sensor puede distinguir. Cuanto mayor es la resolución radiométrica, mayor es la capacidad para detectar diferencias sutiles en la reflectancia de la superficie.

En la Tabla 2.1 se presentan las resoluciones de Landsat-8, mientras que en la Tabla 2.2 se detallan las resoluciones correspondientes a Sentinel-2. Landsat-8 y Sentinel-2 son satélites clave para el monitoreo de la superficie terrestre, aunque presentan diferencias en sus capacidades. Según [24], Sentinel-2 se destaca por su alta resolución espacial y temporal, lo que lo convierte en una opción adecuada para el monitoreo frecuente de la superficie terrestre, especialmente en aplicaciones como la agricultura, las áreas urbanas y el monitoreo de recursos hídricos. Su resolución temporal de 5 días y su capacidad multispectral permiten un análisis más preciso y frecuente de los cuerpos de agua. Por otro lado, Landsat-8 también resulta útil, pero su resolución temporal de 16 días lo hace más adecuado para estudios a gran escala y menos eficaz para captar eventos rápidos, como inundaciones, en comparación con Sentinel-2.

**Tabla 2.1.** Bandas espectrales del sensor Landsat-8 [19].

<b>Banda</b>	<b>Nombre</b>	<b>Longitud de onda (<math>\mu\text{m}</math>)</b>	<b>Resolución espacial (m)</b>
1	Aerosol Costero	0.43 – 0.45	30
2	Azul	0.45 – 0.51	30
3	Verde	0.53 – 0.59	30
4	Rojo	0.64 – 0.67	30
5	Infrarrojo Cercano (NIR)	0.85 – 0.88	30
6	SWIR 1	1.57 – 1.65	30
7	SWIR 2	2.11 – 2.29	30
8	Pancromática	0.50 – 0.68	15
9	Cirros	1.36 – 1.38	30
10	Infrarrojo Térmico (TIRS) 1	10.60 – 11.19	100
11	Infrarrojo Térmico (TIRS) 2	11.50 – 12.51	100

**Tabla 2.2.** Bandas espectrales del sensor Sentinel-2 [25].

<b>Banda</b>	<b>Nombre</b>	<b>Longitud de onda (nm)</b>	<b>Resolución espacial (m)</b>
1	Aerosol costero	443	60
2	Azul	490	10
3	Verde	560	10
4	Rojo	665	10
5	Borde rojo 1	703.9	20
6	Borde rojo 2	740.2	20
7	Borde rojo 3	782.5	20
8	NIR	835.1	10
8A	Borde rojo 4	864.8	20
9	Vapor de agua	945	60
11	Infrarrojo de onda corta (SWIR1)	1613.7	20
12	Infrarrojo de onda corta (SWIR2)	2202.4	20

### 2.2.3. Plataforma de datos geospaciales

Las plataformas de datos geospaciales funcionan como herramientas basadas en la nube que centralizan el acceso, almacenamiento, procesamiento y análisis de grandes volúmenes de información espacial (ver Fig. 2.7). Gracias a su infraestructura robusta para la gestión geoespacial, estas plataformas integran datos provenientes de diversas fuentes, incluyendo sensores remotos pasivos y activos, así como otras tecnologías de observación de la Tierra [26].



Fig. 2.7. Repositorios de imágenes satelitales.

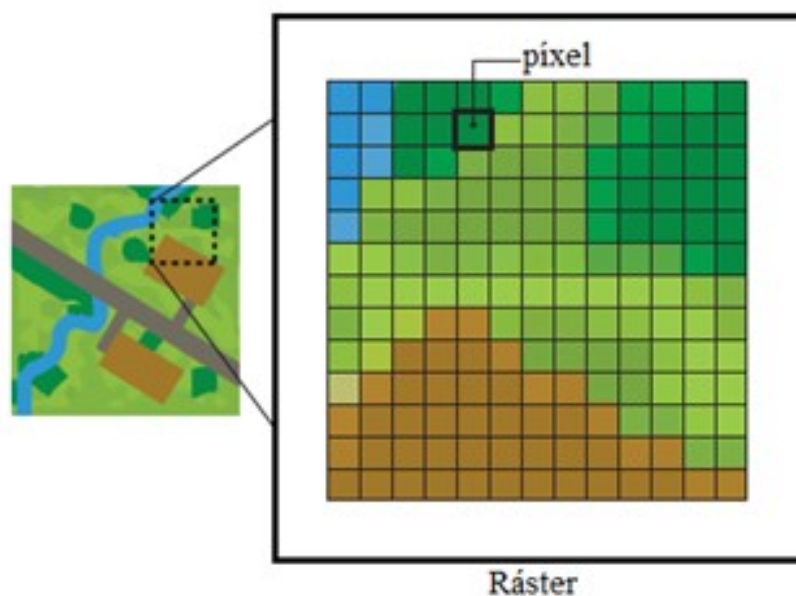
Las imágenes satelitales disponibles a través de las plataformas geospaciales son fundamentales para el monitoreo de los cambios en la superficie terrestre a lo largo del tiempo. Estas plataformas permiten filtrar, visualizar y procesar la información de manera eficiente, lo que favorece su uso en investigaciones que requieren acceso rápido y continuo a datos actualizados. Asimismo, los usuarios pueden utilizarlas en diversas aplicaciones.

Las plataformas geospaciales constituyen herramientas esenciales para acceder a imágenes satelitales y desarrollar su procesamiento y análisis sin requerir infraestructura local avanzada. Este enfoque optimiza la recopilación de datos geospaciales y amplía su aplicación en campos como la agricultura, el monitoreo de desastres, el cambio climático y la gestión de recursos naturales.

### 2.2.4. Imágenes raster georreferenciadas

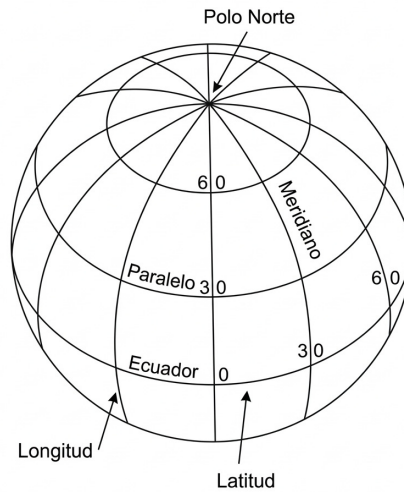
Un píxel es la unidad mínima de una imagen digital y representa la información radiométrica correspondiente a una ubicación específica dentro de la escena. En una imagen de tipo raster,

los píxeles se organizan en una matriz de filas y columnas, donde cada celda corresponde a un píxel individual (ver Fig. 2.8). Cada valor numérico depende de la resolución radiométrica y expresa la intensidad de energía registrada por el sensor en ese punto. En el caso de las imágenes multibanda, cada píxel no almacena un único valor, sino un conjunto de valores asociados a distintas bandas espectrales, cada una correspondiente a un rango específico del espectro electromagnético. De esta manera, una imagen raster multibanda puede entenderse como una matriz en la que cada píxel está compuesto por un vector de valores espectrales, lo que permite caracterizar de forma detallada el comportamiento espectral de los elementos presentes en la superficie terrestre [27].



**Fig. 2.8.** Representación de una imagen raster [28].

Un sistema de coordenadas es esencial para determinar la localización de un punto en la superficie terrestre. Existen dos tipos principales de sistemas de coordenadas utilizados en georreferenciación: los sistemas geográficos y los sistemas proyectados. Los sistemas geográficos utilizan coordenadas como latitud y longitud, las cuales se expresan en grados y se basan en una representación esférica aproximada de la Tierra, como se observa en la Fig. 2.9. Esta figura muestra las principales características de las coordenadas geográficas. En contraste, los sistemas proyectados, como el UTM (Universal Transverse Mercator), utilizan coordenadas cartesianas en metros, adecuadas para áreas más localizadas y precisas para análisis a gran escala [29].



**Fig. 2.9.** Esquema de las coordenadas geográficas: latitud y longitud [29].

Las imágenes georreferenciadas son aquellas en las que se asignan coordenadas geográficas a cada píxel, permitiendo su posicionamiento en un mapa o sistema de información geográfica (SIG). Durante este proceso, cada píxel recibe un valor que lo vincula a un punto específico en la superficie terrestre. El formato GeoTIFF es ampliamente utilizado para almacenar estas imágenes, ya que incluye tanto los valores espectrales como los metadatos sobre la proyección espacial y el sistema de coordenadas.

### 2.2.5. Índices espectrales aplicados a cuerpos de agua

La teledetección emplea múltiples bandas espectrales para capturar longitudes de onda, que luego se combinan en índices que facilitan el análisis de diferentes superficies. Estos índices, basados en ecuaciones matemáticas entre bandas, permiten identificar cambios en el entorno y relaciones entre diversas superficies, como se ilustra en la Fig. 2.10. Entre los índices más utilizados para diferenciar el agua, destacan los siguientes [30]:

- NDWI (Índice de Agua de Diferencia Normalizada): Utiliza bandas verde y NIR para identificar cuerpos de agua, siendo sensible a cambios en el contenido de agua en la vegetación. Los valores mayores a 0 indican la presencia de agua.
- MNDWI (Índice de Agua Modificado de Diferencia Normalizada): Sustituye la reflectancia del infrarrojo cercano por la del infrarrojo medio, mejorando la delimitación de áreas húmedas y reduciendo interferencias urbanas.

- AWEI (Índice de Extracción de Agua Automatizado): Diseñado para la detección precisa de agua superficial, con variantes para áreas con y sin sombras. Ha sido aplicado en el monitoreo de cuerpos de agua y discriminación de superficies acuáticas.



**Fig. 2.10.** Aplicación de los índices espectrales para separar cuerpos de agua [30].

La contaminación del agua implica la introducción de sustancias nocivas en los cuerpos acuáticos, lo que deteriora su calidad y altera el equilibrio ecológico de estos ecosistemas. Aunque estos contaminantes pueden presentarse en bajas concentraciones, su presencia puede generar efectos adversos significativos en los ecosistemas acuáticos y en la salud humana [31].

La calidad del agua se evalúa a partir de sus propiedades físicas, químicas y biológicas. En este contexto, la teledetección satelital se convierte en una herramienta clave para medir parámetros fundamentales, como la clorofila-a, la turbidez, los sedimentos suspendidos, el fósforo total, el contenido orgánico disuelto, la temperatura, la profundidad del disco Secchi y la contaminación por metales pesados [32]. Para evaluar la calidad del agua, se utilizan diversos índices espectrales, entre los que destacan los siguientes:

- Índice de Diferencia Normalizada de Clorofila (NDCI): este índice se utiliza para estimar la concentración de clorofila-a en cuerpos de agua. Se calcula a partir de las bandas espectrales del rojo y del borde rojo, y sus valores oscilan entre -1 y 1. Un valor cercano a 1 indica una alta concentración de clorofila-a, mientras que valores cercanos a 0 indican niveles bajos. El NDCI es particularmente útil para detectar la presencia de algas y estimar la eutrofización en cuerpos de agua, aunque su efectividad puede verse afectada en áreas con alta turbidez [33].
- Índice de Diferencia Normalizada de Turbidez (NDTI): este índice mide la turbidez del agua y se calcula a partir de las bandas espectrales roja y verde. Sus valores oscilan entre -1 y 1. Los valores cercanos a 1 indican aguas turbias, mientras que los valores cercanos a -1

sugieren aguas más claras. El NDTI resulta útil en grandes sistemas fluviales y en cuerpos de agua dinámicos, especialmente en áreas donde los datos de campo son limitados. Sin embargo, su precisión puede verse influenciada por la variabilidad de los sedimentos suspendidos [34].

Las ecuaciones correspondientes a los índices mencionados se encuentran detalladas en la Tabla 2.3.

**Tabla 2.3.** Ecuaciones de los índices espectrales.

<b>Índice</b>	<b>Fórmula</b>
AWEI	$4 \times (\text{Verde} - \text{SWIR}_1) - 0,25 \times \text{NIR} + 2,75 \times \text{SWIR}_2$
NDWI	$\frac{\text{Verde} - \text{NIR}}{\text{Verde} + \text{NIR}}$
MNDWI	$\frac{\text{Verde} - \text{SWIR}_1}{\text{Verde} + \text{SWIR}_1}$
NDCI	$\frac{\text{Borde rojo} - \text{Rojo}}{\text{Borde rojo} + \text{Rojo}}$
NDTI	$\frac{\text{Rojo} - \text{Verde}}{\text{Rojo} + \text{Verde}}$

# Capítulo III

## MARCO METODOLÓGICO

### 3.1 Enfoque y tipos de investigación

En este trabajo de titulación se emplea una investigación aplicada, ya que su propósito es resolver un problema específico: analizar los cambios en los cuerpos de agua de la provincia de Imbabura mediante técnicas de visión artificial. Esta investigación incluye enfoques documentales y experimentales para abordar el problema desde distintas perspectivas [35].

La investigación documental permite identificar las técnicas de visión artificial más adecuadas, a partir del análisis de libros, artículos científicos y trabajos previos. Posteriormente, se desarrolla un algoritmo para el procesamiento de las imágenes, integrando métodos que aseguran la detección precisa de cambios en el tamaño y el color.

Asimismo, se realiza una investigación experimental para validar el funcionamiento del algoritmo y analizar los resultados obtenidos. Este proceso incluye pruebas de rendimiento, así como la interpretación de los datos.

### 3.2 Diseño de la investigación

El presente proyecto se estructura a partir de diversas actividades orientadas al cumplimiento de los objetivos propuestos. De este modo, se documenta paso a paso el procedimiento utilizado para analizar los cambios en los cuerpos de agua a través de visión artificial.

#### 3.2.1. Fase 1: Adquisición de la información

Mediante investigación documental, se realiza una revisión exhaustiva de las técnicas de visión artificial más adecuadas para el análisis de cuerpos de agua, utilizando imágenes satelitales y datos derivados de la teledetección.

### **Actividad 1: *Revisión de metodologías de análisis***

Se investigan las metodologías utilizadas en visión artificial para analizar cuerpos de agua. El objetivo es identificar las técnicas y los algoritmos más efectivos para el procesamiento de imágenes satelitales, que permitan diferenciar el agua de otras superficies y evaluar otros indicadores relevantes.

### **Actividad 2: *Identificación de métodos aplicables al estudio***

A partir de la revisión de la literatura se identifican los métodos más utilizados para la segmentación y el análisis de cuerpos de agua en imágenes satelitales. En esta etapa se analizan sus características generales, así como sus ventajas y limitaciones, con el propósito de determinar los enfoques que pueden aplicarse al caso de estudio.

## **3.2.2. Fase 2: Obtención de imágenes satelitales**

Esta fase se centra en la adquisición de las imágenes satelitales necesarias para realizar el análisis de los cuerpos de agua en la región de Imbabura. El objetivo es obtener datos geoespaciales que permitan aplicar técnicas de visión artificial para el monitoreo de estos cuerpos de agua, identificar áreas de agua y evaluar parámetros como la turbidez.

### **Actividad 1: *Identificación de fuentes de imágenes satelitales***

En esta actividad se identifican las fuentes más adecuadas de imágenes satelitales para el análisis, teniendo en cuenta los requisitos específicos del estudio, como la resolución espacial y temporal, además de la disponibilidad de bandas espectrales relevantes. Se considera principalmente el uso de imágenes de los satélites Sentinel-2 y Landsat-8, debido a su alta disponibilidad y a la cobertura geográfica global que ofrecen.

### **Actividad 2: *Selección de imágenes satelitales***

Una vez identificadas las fuentes, se establecen los criterios clave para elegir las imágenes, como la resolución espacial, que debe ser lo suficientemente alta para detectar los cuerpos de agua con claridad, y la cobertura temporal, mediante la selección de imágenes correspondientes a las fechas relevantes del estudio. También se considera la cobertura de nubes, priorizando

aquellas imágenes con mínima presencia de nubosidad para asegurar la visibilidad de los cuerpos de agua y la precisión del análisis.

### **Actividad 3: Almacenamiento y formato de las imágenes**

Las imágenes preprocesadas se guardan en formato GeoTIFF. Además, a cada imagen se le asigna un nombre basado en la fecha de adquisición. Posteriormente, todas las imágenes se almacenan en una sola carpeta para facilitar su organización y acceso.

### **3.2.3. Fase 3: Preprocesamiento de las imágenes satelitales**

En esta fase se realizan las operaciones necesarias para preparar las imágenes satelitales antes de su análisis. El objetivo del preprocesamiento es organizar la información contenida en las imágenes y eliminar elementos que puedan afectar el procesamiento posterior. Para ello se aplican procedimientos orientados a identificar correctamente las bandas espectrales y reducir la influencia de nubes en las imágenes.

#### **Actividad 1: Preparación de las bandas espectrales**

Las imágenes satelitales contienen varias bandas espectrales que representan distintas regiones del espectro electromagnético. En esta actividad se identifican y organizan las bandas presentes en la imagen, indicando en el programa qué banda corresponde a cada región espectral. Esto permite que la información espectral sea interpretada correctamente en las etapas posteriores del procesamiento.

#### **Actividad 2: Filtrado de nubes**

En esta actividad se aplica un filtro para identificar y eliminar los píxeles afectados por la presencia de nubes. Este procedimiento permite reducir la interferencia que estos elementos pueden generar en el análisis de las imágenes satelitales.

### **3.2.4. Fase 4: Implementación del algoritmo**

Esta fase se centra en la implementación del algoritmo que procesa las imágenes satelitales recopiladas, con el objetivo de analizar los cuerpos de agua en la región de Imbabura. El

algoritmo se encarga de la segmentación de las imágenes, la identificación de áreas de agua y el cálculo de los parámetros necesarios.

#### **Actividad 1: *Diseño del algoritmo***

Tomando en cuenta la información recopilada en la fase 1, se establecen las técnicas y el flujo general de trabajo, con énfasis en la segmentación de las imágenes y en el cálculo de los parámetros requeridos.

#### **Actividad 2: *Desarrollo del código***

En esta actividad se desarrolla el código del algoritmo. Este incluye la importación de las imágenes preprocesadas en el formato adecuado y la aplicación de técnicas de segmentación para diferenciar las áreas de agua de otras superficies. Además, el algoritmo calcula el área cubierta por agua y otros parámetros relevantes a partir de las áreas segmentadas.

#### **Actividad 3: *Pruebas y validación***

Se realizan pruebas para asegurar que el algoritmo funcione correctamente. Estas pruebas verifican que el algoritmo identifique de manera adecuada las áreas de agua y calcule los parámetros con precisión. Los resultados obtenidos se validan mediante la comparación con datos reportados en estudios previos.

#### **Actividad 4: *Optimización del algoritmo***

Después de las pruebas iniciales, se optimiza el algoritmo para mejorar su rendimiento. Para ello, se ajustan los parámetros de segmentación con el fin de aumentar la precisión en la identificación de las áreas de agua.

### **3.2.5. Fase 5: Análisis de los resultados obtenidos**

En esta fase se evalúan y analizan los resultados obtenidos a partir del algoritmo implementado en las fases anteriores. El objetivo es identificar y analizar las variaciones en los cuerpos de agua a lo largo del tiempo, utilizando las imágenes satelitales procesadas. Este

análisis se centra en la comparación de los resultados obtenidos en diferentes períodos, con el fin de comprender cómo cambian los cuerpos de agua a través del tiempo.

**Actividad 1: *Evaluación de las variaciones en el área***

Se analiza cómo cambia el área del cuerpo de agua a lo largo del tiempo mediante resultados obtenidos en distintas fechas. Posteriormente, se identifican los períodos en los que se presentan aumentos o disminuciones significativas del área.

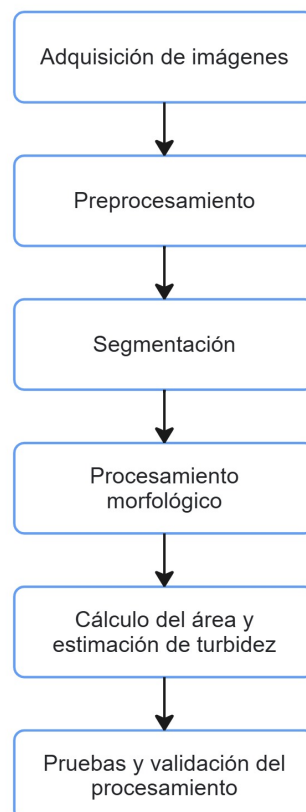
**Actividad 2: *Análisis de la calidad del agua a partir de la turbidez***

Después del análisis del área, se evalúan los cambios en la turbidez a lo largo del tiempo. Se comparan los valores de turbidez obtenidos en distintos períodos a partir de las imágenes procesadas y se registran las variaciones observadas entre fechas.

# Capítulo IV

## DESARROLLO Y VALIDACIÓN

En el presente capítulo se exponen los resultados derivados del procesamiento de imágenes satelitales aplicado al estudio de cuerpos de agua. El procedimiento general seguido en esta etapa se resume en la Fig. 4.1. El área de estudio corresponde a la Laguna de Cuicocha, ubicada en la provincia de Imbabura, en la cual se analizan las variaciones en el área y la turbidez del cuerpo de agua en diferentes periodos temporales.



**Fig. 4.1.** Diagrama de flujo general del procedimiento empleado.

## **4.1 Adquisición de imágenes**

### **4.1.1. Evaluación de sensores pasivos**

En estudios previos se identifican varios sensores pasivos que permiten obtener imágenes satelitales; entre ellos destacan principalmente Landsat-8 y Sentinel-2. El análisis se enfoca en la resolución espacial y temporal que ofrecen, ya que estos aspectos son importantes para estudiar cuerpos de agua en diferentes periodos. Para este trabajo se requieren las bandas azul, verde, roja, NIR y SWIR, debido a que proporcionan la información necesaria para calcular índices espectrales como el NDWI, utilizado en la segmentación del cuerpo de agua.

Sentinel-2 dispone de imágenes desde 2015 hasta la actualidad y ofrece una resolución espacial de 10 m en algunas bandas, lo que permite observar con mayor detalle la superficie de la laguna. Además, cuenta con una resolución temporal aproximada de 5 días, lo que favorece un seguimiento más frecuente. Sin embargo, en varias escenas de la zona de estudio se observa presencia de nubes, lo que limita su uso en ciertos periodos. Por otro lado, Landsat-8 proporciona imágenes desde 2013 hasta la actualidad y presenta una resolución espacial de 30 m, adecuada para realizar análisis multitemporales y disponer de una cobertura histórica más amplia. Asimismo, este sensor posee una resolución temporal de 16 días, lo que permite realizar un seguimiento periódico de los cambios en la superficie del cuerpo de agua [36].

### **4.1.2. Evaluación de plataformas geoespaciales**

Se revisan distintas plataformas que permiten acceder a colecciones de imágenes satelitales. El objetivo es identificar las características, ventajas y limitaciones de cada entorno para determinar su utilidad. En esta evaluación se consideran dos plataformas ampliamente utilizadas en el ámbito geoespacial: USGS EarthExplorer y Google Earth Engine.

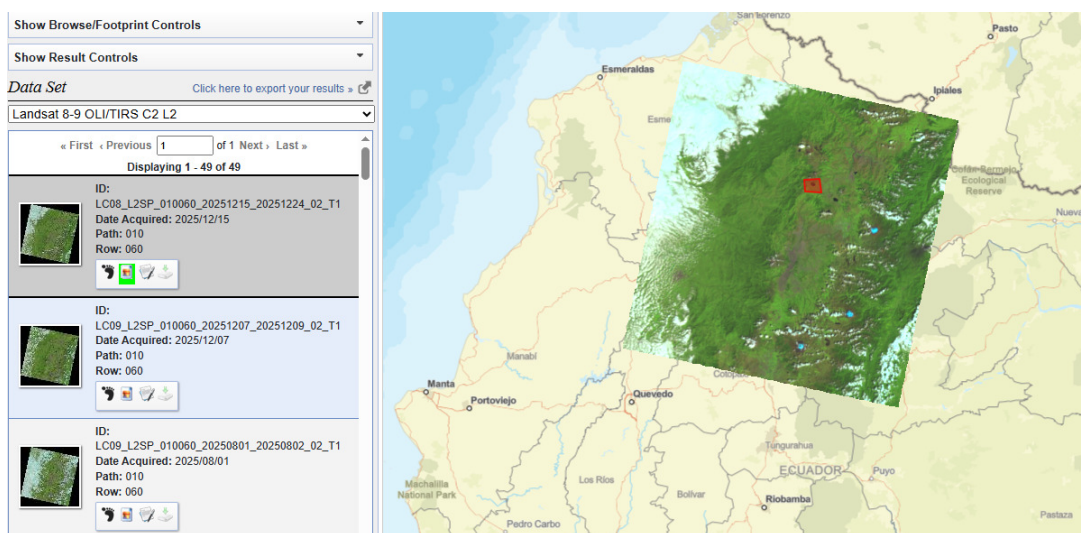
#### **4.1.2.1. USGS EarthExplorer**

Es una plataforma ampliamente utilizada para acceder a imágenes satelitales, especialmente de la misión Landsat. Gestionada por el U.S. Geological Survey (USGS), ofrece acceso gratuito a diversos datos geoespaciales utilizados en investigaciones y aplicaciones de teledetección. Además de Landsat, incluye información proveniente de otras misiones de observación de la

Tierra. Sin embargo, no gestiona directamente colecciones del sensor Sentinel-2, ya que estas imágenes se distribuyen principalmente a través de las plataformas del programa Copernicus.

Una ventaja importante de EarthExplorer es su capacidad para realizar búsquedas específicas según ubicación, fecha y cobertura de nubes. No obstante, la plataforma puede resultar menos intuitiva para usuarios inexpertos y requiere cierta familiarización para aprovechar plenamente sus funciones.

Una limitación relevante es que las imágenes se entregan como escenas completas, ya que los satélites organizan la superficie terrestre mediante una cuadrícula global predefinida. Esta estructura corresponde al sistema path/row, que divide la superficie terrestre en franjas fijas: verticales (path) y horizontales (row). En la Fig. 4.2 se muestra la escena completa descargada mediante este sistema, donde el área de estudio se representa con un cuadro rojo.



**Fig. 4.2.** Imagen satelital de Landsat-8 obtenida de la plataforma USGS EarthExplorer.

Si el área de interés se distribuye en varias escenas de esta cuadrícula global, es necesario descargar múltiples imágenes adyacentes y combinarlas para crear un mosaico satelital. Este proceso permite abarcar de manera continua la región de estudio.

#### **4.1.2.2. Google Earth Engine**

Google Earth Engine es una plataforma de procesamiento y análisis de datos geospaciales. Gestionada por Google, proporciona acceso a colecciones históricas y actuales de sensores como Landsat, MODIS y Sentinel, organizadas en un entorno que facilita la consulta, el procesamiento

y la visualización de información geoespacial a escala global. Además, integra herramientas para la gestión y exportación de datos, lo que facilita el análisis multitemporal de la superficie terrestre.

Una de sus principales ventajas es la posibilidad de realizar el preprocesamiento de las imágenes dentro de la misma plataforma. Entre las operaciones disponibles se encuentran el recorte al área de interés, el filtrado por porcentaje de nubosidad, la selección temporal de escenas y la generación de mosaicos. Las imágenes pueden exportarse en formato GeoTIFF y es posible descargar únicamente las bandas necesarias para el estudio, lo que optimiza el manejo de la información. Asimismo, el entorno de programación en JavaScript y Python permite automatizar estos procesos, favoreciendo la generación de series temporales entre diferentes fechas. La imagen preprocesada correspondiente al área de estudio se presenta en la Fig. 4.3.



**Fig. 4.3.** Visualización del área de estudio y exportación de la imagen preprocesada mediante Google Earth Engine.

Como limitación, el uso completo de la plataforma requiere conocimientos de programación, ya que la mayoría de los procesos se ejecutan mediante scripts. Además, la disponibilidad y la resolución espacial de algunos productos dependen del catálogo accesible dentro del sistema, lo que puede limitar el acceso a ciertos datos de alta resolución. A pesar de ello, la integración de

almacenamiento, procesamiento y exportación de información en un mismo entorno la convierte en una herramienta eficiente para el análisis multitemporal de cuerpos de agua.

### **4.1.3. Proceso de obtención de datos**

El proceso de obtención de imágenes satelitales presenta una estructura similar en la mayoría de plataformas geospaciales utilizadas para acceder a datos de observación de la Tierra. Generalmente incluye la definición del área de interés, la búsqueda y filtrado de imágenes según criterios temporales o de cobertura de nubes, la selección de las escenas más adecuadas y su posterior descarga.

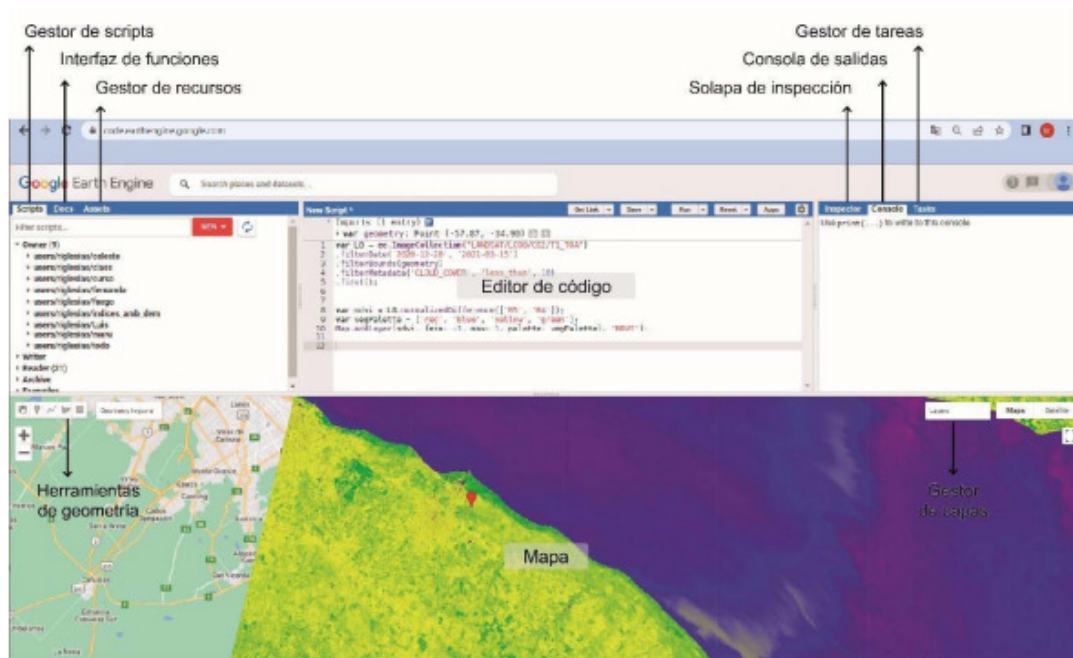
Aunque este procedimiento puede realizarse en distintas plataformas, en este trabajo se utiliza como referencia la plataforma Google Earth Engine para ilustrar las etapas del proceso.

#### **4.1.3.1. Editor de códigos de Google Earth Engine**

El acceso a las colecciones de imágenes satelitales se realizó mediante el editor de códigos de Google Earth Engine, una plataforma que permite consultar grandes repositorios de datos de observación de la Tierra. Dentro de esta plataforma existe un apartado denominado Datasets, donde se organizan diferentes colecciones de imágenes según el sensor satelital y la misión de adquisición. En estas colecciones fue posible explorar diversos programas satelitales y revisar la información disponible asociada a cada uno de ellos.

Entre las colecciones disponibles se encuentran datos provenientes de misiones satelitales como Sentinel-2 y Landsat-8, cuyos productos incluyen imágenes de reflectancia de superficie. Estos productos han sido sometidos previamente a distintos procesos de corrección durante su procesamiento oficial, entre los que se incluyen calibraciones radiométricas y correcciones atmosféricas. Esto permite disponer de información previamente preparada para su análisis.

Una vez localizada la colección de interés, es posible consultar información técnica relevante como las bandas espectrales disponibles, la resolución espacial y la frecuencia temporal de adquisición. Además, la plataforma permite acceder al editor de código mediante la opción *Open in Code Editor*. Al seleccionar esta opción se abre el entorno de programación y se genera automáticamente un script que permite visualizar, filtrar y manipular las imágenes dentro del entorno de trabajo (ver Fig. 4.4).



**Fig. 4.4.** Editor de códigos GEE [37].

Para utilizar el editor y gestionar las colecciones de datos es necesario iniciar sesión con una cuenta de Google. Este entorno facilita el acceso a las librerías de imágenes satelitales y permite preparar los datos que serán utilizados en las etapas posteriores.

#### 4.1.3.2. Definición del área de estudio

La región de interés se delimita mediante coordenadas geográficas dentro de la plataforma de análisis, lo que permite establecer el espacio sobre el cual se realizará el procesamiento de las imágenes satelitales. Estos valores pueden ajustarse dependiendo de la zona que se desee analizar, lo que permite adaptar el procedimiento a diferentes regiones sin modificar la estructura general del proceso.

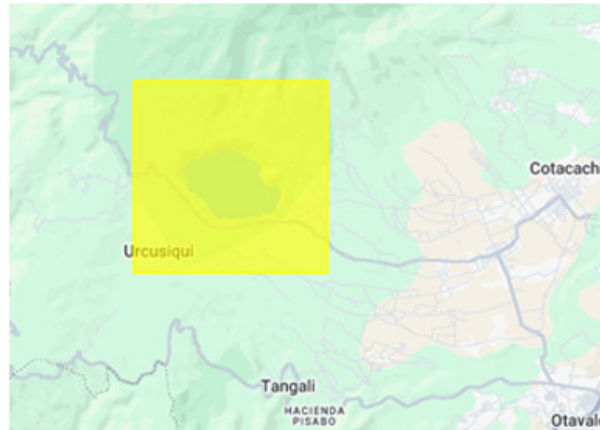
En este trabajo se analiza la laguna de Cuicocha, ubicada en la provincia de Imbabura. La delimitación se realiza mediante una geometría rectangular definida por dos puntos geográficos: el vértice superior izquierdo (longitud  $-78,390720$ , latitud  $0,276994$ ) y el vértice inferior derecho (longitud  $-78,334243$ , latitud  $0,332526$ ). La Fig. 4.5 muestra: (a) las coordenadas utilizadas en el código de Google Earth Engine para definir la región de análisis y (b) la representación del área seleccionada, indicada mediante un recuadro amarillo en el mapa de la plataforma.

```

1 // 1) Área de estudio
2 var area = ee.Geometry.Rectangle([
3   -78.390720,
4   0.276994,
5   -78.334243,
6   0.332526
7 ]);

```

(a)



(b)

**Fig. 4.5.** Zona geográfica del estudio, (a) código utilizado en GEE para definición de área, (b) representación del área en el mapa de la plataforma.

#### 4.1.3.3. Búsqueda y filtrado de imágenes satelitales

La búsqueda de imágenes satelitales se realiza mediante la consulta de las colecciones disponibles para cada misión dentro de la plataforma geoespacial utilizada. A partir de estas colecciones se aplican distintos criterios de filtrado que permiten reducir el conjunto de escenas candidatas antes de su revisión.

Los parámetros de búsqueda pueden variar según la plataforma empleada; sin embargo, en la mayoría de los sistemas se aplican procedimientos similares. En primer lugar, se accede a la colección de imágenes correspondiente a la misión satelital. En este trabajo se utilizan las colecciones LANDSAT/LC08/C02/T1\\_L2 para Landsat-8 y COPERNICUS/S2\\_SR\\_HARMONIZED para Sentinel-2. Ambas colecciones corresponden a productos de reflectancia de superficie que han sido previamente preprocesados por las agencias responsables de cada misión, incluyendo correcciones atmosféricas y ajustes radiométricos que permiten representar de forma más precisa la reflectancia de la superficie terrestre. Este tipo de productos resulta adecuado para el cálculo de índices espectrales y el análisis multitemporal.

Posteriormente, se aplica un filtro espacial que limita la búsqueda a las escenas que

intersectan el área de interés previamente definida. Una vez delimitada la zona de análisis, se establece un filtro temporal que restringe las imágenes al intervalo de fechas definido para la búsqueda, lo que permite reducir el número de escenas disponibles dentro de la colección.

Con el objetivo de disminuir la cantidad de imágenes que deben revisarse manualmente, también se aplica un filtro de cobertura nubosa utilizando la información reportada en los metadatos de cada escena. En este trabajo se emplea un umbral del 50 %, lo que permite seleccionar imágenes con mayor probabilidad de presentar visibilidad suficiente en la región analizada sin reducir de manera significativa la disponibilidad de fechas. Además, utilizar un umbral más estricto (por ejemplo, 10 %) no garantiza necesariamente una escena útil, ya que incluso una nube pequeña puede ubicarse sobre el área de interés. Por esta razón, el valor del 50 % se considera un punto intermedio entre disponibilidad de imágenes y calidad visual para el análisis.

Finalmente, las escenas que cumplen con estos criterios se ordenan cronológicamente según su fecha de adquisición, lo que facilita su revisión posterior y la comparación entre diferentes momentos de observación.

En el caso de Google Earth Engine, el proceso de búsqueda y filtrado se implementa mediante un script que define el área de estudio, el intervalo temporal, el umbral de nubosidad y el orden temporal de la colección. De esta manera se obtiene un conjunto de imágenes filtradas espacial y temporalmente listo para su posterior selección. La Fig. 4.6 muestra el fragmento de código empleado en Google Earth Engine para realizar la búsqueda y filtrado de imágenes, mientras que la Tabla 4.1 resume los comandos utilizados durante este proceso.

```
13 // 3) Colección Sentinel-2 Surface Reflectance
14 var s2 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED')
15     .filterBounds(area)
16     .filterDate(start, end)
17     .filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 50))
18     .sort('system:time_start');
```

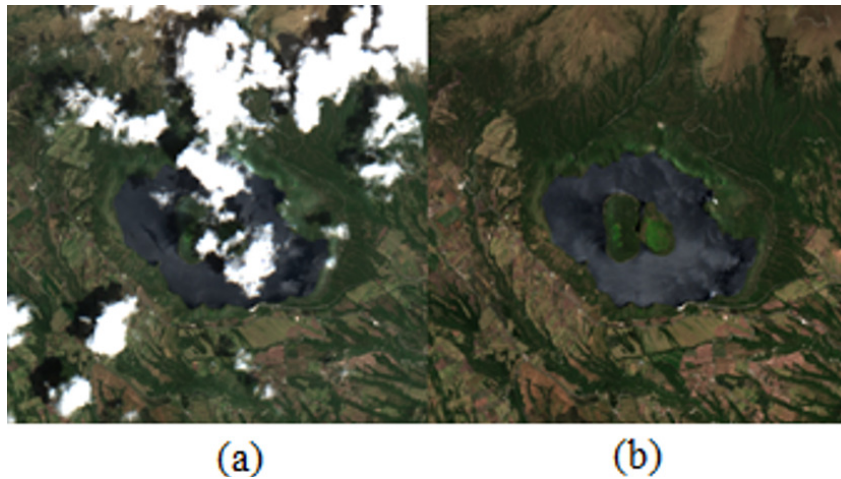
**Fig. 4.6.** Fragmento del código para descargar imágenes satelitales Sentinel-2 en GEE (búsqueda y filtrado).

**Tabla 4.1.** Comandos utilizados para la selección y filtrado de imágenes satelitales en Google Earth Engine

Comando en Google Earth Engine	Tipo de operación	Descripción funcional
<code>ee.ImageCollection('COPE RNICUS/S2_SR_HARMONIZED')</code>	Carga de colección	Accede a la colección de imágenes Sentinel-2 Surface Reflectance armonizada disponible en Google Earth Engine, la cual incluye corrección atmosférica.
<code>ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')</code>	Carga de colección	Accede a la colección de imágenes Landsat-8 Level-2, que proporciona productos con corrección atmosférica.
<code>filterBounds(area)</code>	Filtro espacial	Selecciona únicamente las imágenes cuya cobertura espacial intersecta el área de estudio definida.
<code>filterDate(start,end)</code>	Filtro temporal	Restringe la colección de imágenes al periodo temporal de estudio definido.
<code>filter(ee.Filter.lt('CLOUD_PIXEL_PERCENTAGE'))</code>	Filtro de calidad	Filtra las imágenes eliminando aquellas cuya cobertura de nubes supera el umbral establecido.
<code>sort('system:time_start')</code>	Organización temporal	Ordena las imágenes cronológicamente según su fecha de adquisición.

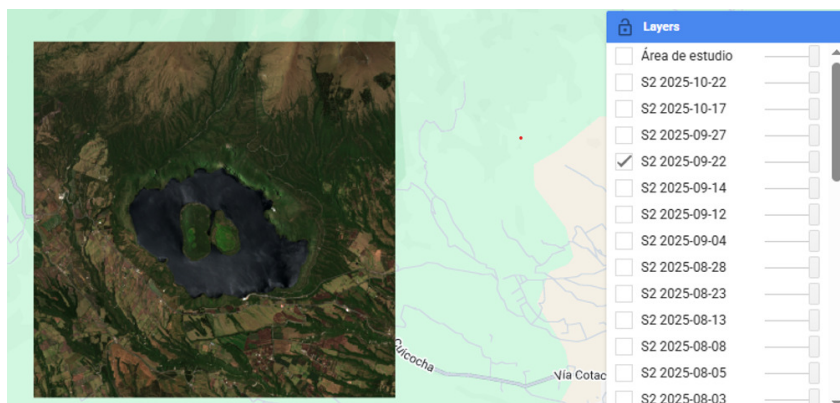
#### 4.1.3.4. Selección y almacenamiento de las imágenes satelitales

Aunque previamente se aplican filtros automáticos basados en el área de estudio, el rango temporal y el porcentaje de nubosidad, algunas escenas aún pueden presentar nubes sobre la zona de interés. Por esta razón, se realiza una selección visual adicional de las imágenes. Como se muestra en la Fig. 4.7: (a), en ciertos casos la nubosidad se sitúa sobre el área de estudio e impide observarla con claridad, por lo que dichas imágenes se descartan; (b) presenta una escena correspondiente al mismo periodo sin interferencias significativas, lo que la hace adecuada para continuar con el procesamiento.



**Fig. 4.7.** Imágenes satelitales obtenidas de GEE, (a) Imagen de Sentinel-2 con nubosidad, (b) Imagen de Sentinel-2 sin nubosidad.

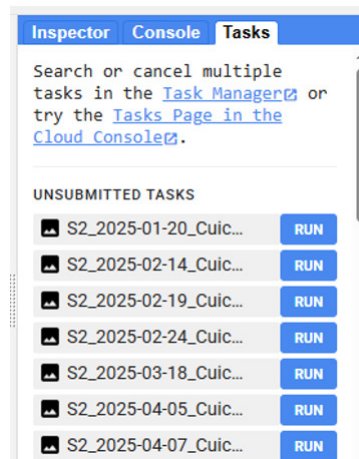
Con base en esta situación, se lleva a cabo la selección final de las escenas en el mapa del editor de código de Google Earth Engine. Para ello, se despliega el gestor de capas (ver Fig. 4.8), donde se muestra un listado de las escenas disponibles dentro del periodo de estudio que cumplen los parámetros previamente definidos, tales como el área de estudio, el rango temporal y el umbral de nubosidad. En esta etapa, el criterio principal consiste en verificar la fecha de adquisición y confirmar que la zona de interés sea claramente visible, descartando aquellas escenas en las que la presencia de nubes interfiera con el área analizada. Además, se observa que las escenas correspondientes a la época seca (verano) presentan menor presencia de nubosidad, por lo que resultan más adecuadas para el análisis.



**Fig. 4.8.** Gestor de capas en GEE.

Una vez seleccionada la imagen de interés, se continúa con el proceso de exportación desde

el gestor de tareas del entorno de Google Earth Engine (pestaña Tasks), como se muestra en la Fig. 4.9. En este apartado se presenta un listado de las exportaciones generadas, identificadas según el nombre asignado a cada imagen. Desde este gestor se inicia la tarea de exportación, lo que abre una ventana de configuración donde se define el destino de salida del archivo. En este caso, la exportación se realiza hacia Google Drive, lo que permite posteriormente descargar los archivos al equipo local para su almacenamiento y procesamiento.



**Fig. 4.9.** Gestor de tareas en GEE.

Es importante señalar que el método de descarga de imágenes satelitales depende de la plataforma geoespacial utilizada. En el caso de Google Earth Engine, la exportación se configura directamente en el script antes de ejecutarse desde el gestor de tareas, con el fin de asegurar que el archivo generado sea compatible con las etapas posteriores de análisis. En este proceso, e independientemente de la plataforma empleada, se establece que la imagen exportada incluya únicamente las bandas necesarias para el estudio (rojo, verde, azul, NIR y SWIR). Asimismo, se define un nombre de archivo que incorpore la fecha correspondiente a la imagen, lo que facilita la identificación y organización de los datos descargados.

En el caso de Google Earth Engine, además se especifica la carpeta de destino en Google Drive (Sentinel2\_Export), el sistema de referencia espacial utilizado (EPSG:4326), la región de recorte correspondiente al área de estudio y una resolución espacial de exportación de 10 m, acorde con las bandas empleadas. De esta manera, las imágenes quedan preparadas para su descarga y posterior procesamiento local, manteniendo consistencia espacial entre los datos. En la Tabla 4.2 se resumen los comandos utilizados durante la descarga, mientras que en la

Fig. 4.10 se presenta el fragmento de código empleado para configurar la exportación.

**Tabla 4.2.** Comandos usados para la gestión de descarga

Comando en Google Earth Engine	Tipo de operación	Descripción funcional
Export.image.toDrive( ... )	Exportación	Inicia el proceso de exportación de una imagen desde Google Earth Engine hacia Google Drive.
image:img.select(bandsForStudy)	Selección de contenido	Exporta únicamente las bandas definidas para el estudio, evitando incluir información innecesaria.
fileNamePrefix:'S2_'+date+'_Cuicocha'	Nombre de archivo	Define el nombre con el que se guardará el archivo exportado.
folder:'Sentinel2_Export'	Destino de almacenamiento	Especifica la carpeta de Google Drive donde se guardará el archivo exportado.
region:area	Recorte espacial	Delimita la exportación al área de estudio, evitando exportar toda la escena completa.
scale:10	Resolución espacial	Define la resolución del archivo exportado, acorde a las bandas utilizadas en el análisis.
crs:'EPSG:4326'	Referencia espacial	Establece el sistema de coordenadas en el que se exportará la imagen.

```

47  var bandsForStudy = ['B2', 'B3', 'B4', 'B8', 'B11'];
48  // Azul, Verde, Rojo, NIR, SWIR1
49
50  // Exportación con valores originales (sin modificar)
51  Export.image.toDrive({
52    image: img.select(bandsForStudy).clip(area),
53    description: 'S2_' + date + '_Cuicocha',
54    fileNamePrefix: 'S2_' + date + '_Cuicocha',
55    folder: 'Sentinel2_Export',
56    region: area,
57    scale: 10,
58    crs: 'EPSG:4326',
59    maxPixels: 1e13
60  });
61  }

```

**Fig. 4.10.** Código para descargar imágenes satelitales en GEE.

Como resultado del proceso de selección, filtrado y descarga realizado en Google Earth Engine, se conformó un conjunto de imágenes satelitales multitemporales consistentes y comparables entre sí. Las escenas seleccionadas cumplen con los criterios definidos de cobertura nubosa, delimitación espacial y calidad visual.

Cada imagen descargada contiene cinco bandas espectrales (azul, verde, rojo, NIR y SWIR). Independientemente de si la imagen proviene de Sentinel-2 o Landsat, las bandas se organizan en el mismo orden, lo que permite mantener uniformidad en el procesamiento. Este conjunto de datos permite observar con claridad la superficie de la laguna de Cuicocha y constituye la base para el estudio.

## 4.2 Preprocesamiento

El preprocesamiento de las imágenes satelitales constituye una etapa fundamental dentro del flujo de trabajo del análisis geoespacial, ya que permite preparar los datos antes de aplicar los diferentes métodos de procesamiento.

### 4.2.1. Lectura de bandas espectrales

La lectura de las bandas espectrales contenidas en la imagen satelital se realiza mediante herramientas de procesamiento de datos raster en el entorno de programación Python, utilizando la librería Rasterio [38], la cual permite la lectura y manipulación de archivos raster geoespaciales.

Durante esta etapa, las bandas se cargan individualmente en el entorno de procesamiento y se almacenan en estructuras numéricas que permiten manipular los valores de cada píxel (ver Fig. 4.11). Este procedimiento facilita la aplicación de operaciones matemáticas y algoritmos de análisis sobre la información contenida en la imagen.

```
blue = src.read(5).astype("float32") # B2
green = src.read(1).astype("float32") # B3
red = src.read(4).astype("float32") # B4
nir = src.read(2).astype("float32") # B8
swir1 = src.read(3).astype("float32") # B11
```

**Fig. 4.11.** Lectura de las bandas de una imagen satelital mediante rasterio.

### 4.2.2. Verificación y reproyección del sistema de referencia espacial

Se realiza la verificación del sistema de referencia espacial asociado a la imagen satelital con el fin de asegurar que los datos se encuentren correctamente georreferenciados. Este paso es importante para garantizar la coherencia espacial de la información y evitar posibles

desplazamientos o inconsistencias en el análisis geográfico.

En aquellos casos en que la imagen no se encuentra en un sistema de coordenadas proyectado, se aplica un proceso de reproyección hacia un sistema de referencia espacial adecuado para la zona de estudio. Este procedimiento permite transformar las coordenadas manteniendo la relación espacial entre los píxeles y su ubicación geográfica.

## 4.3 Segmentación

En esta etapa se realiza la segmentación de las imágenes satelitales con el fin de delimitar el cuerpo de agua, para lo cual se emplean las imágenes obtenidas en las etapas anteriores. Los métodos descritos en estudios previos emplean la segmentación por umbralización, pero difieren en el tipo de umbral aplicado: el primero, presentado en [9], realiza una umbralización manual sobre una imagen en escala de grises, asignando únicamente dos valores, agua y no agua; el segundo, descrito en [4], utiliza umbralización basada en índices espectrales, combinando valores de distintas bandas para resaltar la presencia de agua en la escena.

### 4.3.1. Segmentación por umbralización en escala de grises

En [9] se aborda la segmentación por umbralización en escala de grises, cuyo propósito es transformar la imagen satelital recortada al área de interés en una imagen binaria (blanco y negro) que permite separar la zona de agua del fondo. En dicho estudio, el umbral no se fija de manera arbitraria: inicialmente se seleccionan 20 imágenes con alta claridad y, a partir de ellas, se relaciona el valor de luminosidad GRAY de un punto de referencia con un rango de umbrales y su valor promedio.

Con esta información se construye un modelo lineal que estima el umbral en función de la luminosidad del punto de referencia. Por ejemplo, para la Laguna de Yahuarcocha se plantea una relación del tipo  $y = m(x - x_1) + y_1$ , donde  $x$  corresponde a la luminosidad y  $y$  al umbral.

El propio trabajo señala que este procedimiento requiere un conjunto amplio y consistente de imágenes para ajustar adecuadamente el modelo.

Dado que en el presente estudio sobre la laguna de Cuicocha no se dispone de un número suficiente de escenas comparables para realizar dicho ajuste, se opta por aplicar el método de Otsu, implementado a través de la librería OpenCV [39], el cual determina automáticamente un

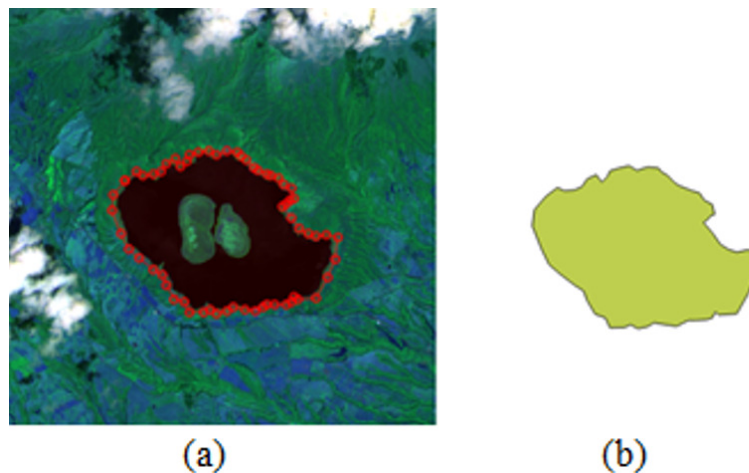
umbral óptimo a partir de la distribución estadística de intensidades de la imagen. Aunque este método puede ser menos preciso que un ajuste manual al separar áreas aisladas, su principal ventaja en este contexto es la automatización y consistencia del umbral en el procesamiento multitemporal.

La implementación del método se realiza en el lenguaje de programación Python, debido a su facilidad para trabajar con datos ráster y vectoriales, automatizar cálculos y aplicar técnicas de procesamiento digital de imágenes. Para el tratamiento de las imágenes satelitales se utilizan bibliotecas como Rasterio [38] y NumPy [40], que permiten la lectura y manipulación de los datos. Adicionalmente, OpenCV [39] y scikit-image [41] se emplean para aplicar técnicas de procesamiento de imágenes, tales como filtrado y operaciones morfológicas, que contribuyen a mejorar la calidad de la segmentación.

Para la implementación de este método, también es necesario ampliar el preprocesamiento descrito anteriormente, incorporando algunas operaciones adicionales que permiten preparar la imagen para su análisis en escala de grises. Estas operaciones tienen como objetivo reducir la influencia de elementos externos al cuerpo de agua y resaltar las características espectrales que facilitan la posterior separación entre agua y fondo.

En primer lugar, se delimita de forma manual el área de interés mediante un polígono generado en el software QGIS (ver Fig. 4.12). Este polígono define el contorno aproximado del cuerpo de agua y se utiliza como región de interés (ROI), permitiendo concentrar el análisis únicamente en la zona donde se encuentra la laguna y excluir elementos del entorno que podrían afectar el proceso de segmentación.

Este recorte es necesario porque el proceso de umbralización en escala de grises clasifica los píxeles según su intensidad. Para separar el agua del resto de la imagen se requieren dos rangos de valores: uno asociado al agua y otro al fondo. Cuando se analiza toda la escena, elementos como el suelo, la vegetación o las sombras introducen valores adicionales que se superponen con los del agua y dificultan la separación.



**Fig. 4.12.** Definición del área de interés (ROI) en la laguna de Cuicocha, (a) delimitación sobre la imagen satelital, (b) polígono de referencia.

En particular, las sombras pueden presentar intensidades similares a las del agua oscura, lo que provoca errores de clasificación. Al trabajar únicamente dentro del polígono, los valores analizados representan mejor la laguna, por lo que la segmentación entre “agua” y “no agua” resulta más confiable.

El polígono vectorial generado en QGIS se integra mediante GeoPandas [42], lo que permite leer el archivo shapefile y ajustar su sistema de coordenadas para que coincida con el de la imagen.

Con el entorno de trabajo configurado en Python, se definen las rutas de acceso a la imagen satelital en formato GeoTIFF y al polígono vectorial generado en QGIS que delimita la laguna. A continuación, el polígono se transforma en una máscara binaria a nivel de píxel mediante un proceso de rasterización. Este procedimiento genera una matriz con las mismas dimensiones que la imagen, en la que cada posición representa un píxel: aquellos que se encuentran dentro del polígono se marcan como válidos (True), mientras que los que quedan fuera se consideran no válidos (False). De esta manera, aunque la imagen conserva su forma rectangular, los cálculos posteriores se realizan únicamente dentro del área delimitada, concentrando el análisis en la zona correspondiente al cuerpo de agua. El código correspondiente se muestra en la Fig. 4.13.

```

# -----
# Rutas de entrada
# -----
img_path = r"C:\Users\LENOVO\Downloads\sentinel_laguna"
shp_path = r"C:\Users\LENOVO\Downloads\poligonoLagunaC.shp"
# -----
# Cargar polígono (Laguna)
# -----
roi_gdf = gpd.read_file(shp_path)

# -----
# Abrir imagen satelital y rasterizar polígono a máscara ROI
# -----
with rasterio.open(img_path) as src:

    # Reproyectar el polígono al CRS del raster si es necesario
    roi_proj = roi_gdf.to_crs(src.crs) if roi_gdf.crs != src.crs else roi_gdf

    # Crear máscara binaria (True dentro, False fuera) del mismo tamaño que el raster
    roi_mask = geometry_mask(
        geometries=roi_proj.geometry,      # geometrías del polígono
        transform=src.transform,           # relación coordenadas + píxeles
        invert=True,                       # True dentro del polígono
        out_shape=(src.height, src.width)  # mismo alto y ancho del raster
    )

```

**Fig. 4.13.** Generación de la máscara ROI a partir del polígono.

Posteriormente, se seleccionan las bandas espectrales B2, B3, B4, B8 y B11, las cuales se combinan mediante una suma ponderada para generar una imagen sintética en escala de grises. En esta combinación, las bandas del visible (B2–azul, B3–verde y B4–rojo) aportan información relacionada con el brillo de la superficie. Por su parte, las bandas infrarrojas (B8 en el infrarrojo cercano, NIR, y B11 en el infrarrojo de onda corta, SWIR) se restan en la combinación, ya que el agua absorbe fuertemente en estas longitudes de onda y, por ello, presenta valores de reflectancia menores que el suelo o la vegetación (ver Fig. 4.14).

```

# -----
# Lectura de bandas y combinación lineal ponderada (imagen sintética en grises)
# -----
B2 = src.read(1).astype("float32") # Azul
B3 = src.read(2).astype("float32") # Verde
B4 = src.read(3).astype("float32") # Rojo
B8 = src.read(4).astype("float32") # NIR
B11 = src.read(5).astype("float32") # SWIR1

GRAY = (
    0.30 * B2 +
    0.30 * B3 +
    0.20 * B4 -
    0.10 * B8 -
    0.10 * B11
)

```

**Fig. 4.14.** Construcción de la imagen en escala de grises.

Para mejorar la estabilidad del procesamiento, la imagen se normaliza utilizando únicamente

los valores de intensidad dentro del área de interés delimitada por el polígono. A partir de estos valores se calcula un rango representativo mediante percentiles, lo que reduce la influencia de valores extremos. Posteriormente, la imagen se convierte a formato de 8 bits. Finalmente, se aplica CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), un método de ecualización adaptativa que mejora el contraste local en distintas zonas de la imagen sin incrementar excesivamente el ruido. Este procedimiento permite una separación más clara entre “agua” y “no agua”, manteniendo el análisis restringido al interior del polígono (ver Fig. 4.15).

```
# -----  
# Normalización  
# -----  
vals = GRAY[roi_mask]  
vals = vals[np.isfinite(vals)]  
  
vmin, vmax = np.percentile(vals, (2, 98))  
GRAY_clip = np.clip(GRAY, vmin, vmax)  
  
GRAY_8 = np.zeros_like(GRAY_clip, dtype=np.uint8)  
GRAY_8[roi_mask] = ((GRAY_clip[roi_mask] - vmin) / (vmax - vmin) * 255.0).astype(np.uint8)  
  
# -----  
# CLAHE (mejora de contraste local sin amplificar ruido)  
# -----  
median8 = int(np.median(GRAY_8[roi_mask]))  
tmp = GRAY_8.copy()  
tmp[~roi_mask] = median8  
  
clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8, 8))  
GRAY_clahe = clahe.apply(tmp)
```

**Fig. 4.15.** Código para la normalización y realce de contraste.

Con este proceso se obtiene una imagen binaria en la que el agua y el fondo quedan claramente diferenciados, lo que facilita su identificación, como se observa en la Fig. 4.16.



**Fig. 4.16.** Imagen en escala de grises con normalización y realce de contraste.

Posteriormente, se aplica el método de Otsu para determinar automáticamente el umbral que separa el agua del fondo a partir de la imagen preprocesada. Este método calcula el valor de corte a partir de la distribución estadística de las intensidades de la imagen [39]. En el presente estudio, el cálculo se realiza únicamente con los píxeles contenidos dentro de la región de interés, de modo que el umbral se obtiene a partir de la distribución real de intensidades del cuerpo de agua.

A partir de este valor se genera la imagen binaria del cuerpo de agua, donde los píxeles clasificados como agua quedan claramente diferenciados del resto, evitando que las zonas externas al polígono influyan en el resultado. El fragmento de código utilizado en este procedimiento se presenta en la Fig. 4.17, mientras que el resultado de la segmentación se muestra en la Fig. 4.18.

```
# -----  
# OTSU SOLO dentro del polígono  
# -----  
thr = threshold_otsu(GRAY_clahe[roi_mask])  
otsu_mask = np.zeros_like(GRAY_clahe, dtype=np.uint8)  
  
# Si el agua es más oscura en GRAY_clahe  
otsu_mask[roi_mask] = (GRAY_clahe[roi_mask] < thr).astype(np.uint8) * 255  
  
# Si te sale invertido, cambia la línea anterior por esta  
# otsu_mask[roi_mask] = (GRAY_clahe[roi_mask] > thr).astype(np.uint8) * 255  
  
otsu_mask[~roi_mask] = 0 # fuera del polígono = fondo siempre
```

**Fig. 4.17.** Código para umbralización de Otsu en la región de interés.



**Fig. 4.18.** Segmentación con umbralización de Otsu.

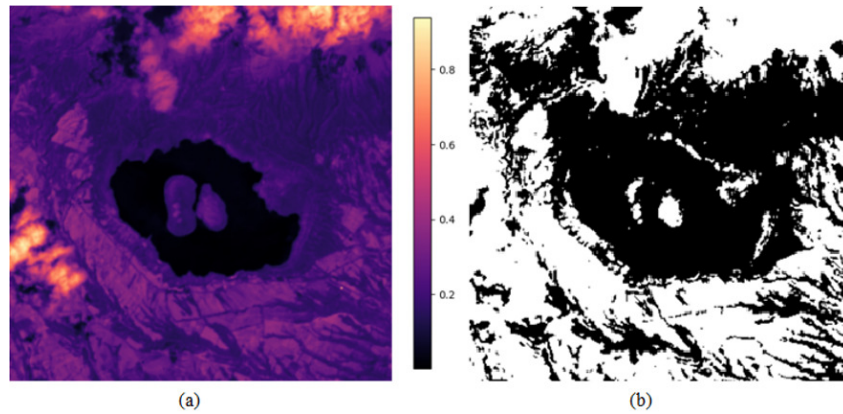
### 4.3.2. Segmentación por índices espectrales

En [4], la segmentación de cuerpos de agua se realiza mediante índices espectrales que transforman la imagen multibanda original en una nueva representación en la que cada píxel adquiere un valor numérico que facilita la diferenciación entre agua y otras coberturas superficiales. En este enfoque se emplean principalmente los índices NDWI y MNDWI, los cuales se calculan a partir de relaciones normalizadas entre bandas espectrales (Green, NIR para NDWI; Green, SWIR para MNDWI). Como resultado, se obtiene una imagen con valores aproximados entre -1 y 1, lo que permite separar los píxeles de agua y no agua según su signo o magnitud.

Con el fin de evaluar el desempeño de estos índices, en [4] se analiza su comportamiento en la delimitación de cuerpos de agua. A partir de este análisis se observa que el MNDWI tiende a introducir ruido y a generar píxeles mal clasificados, mientras que el NDWI ofrece resultados más consistentes y una delimitación más clara. Debido a este comportamiento, el estudio prioriza el uso del NDWI para el análisis.

Una vez realizado el preprocesamiento descrito anteriormente, para este método se incorpora un filtro de nubes con el propósito de evitar que la nubosidad afecte la detección del agua durante la segmentación.

Para implementar este filtrado se analiza la respuesta espectral en la banda del infrarrojo de onda corta (SWIR1). En esta región del espectro, las nubes suelen presentar valores de reflectancia más elevados que el agua, lo que permite identificarlas dentro de la imagen. En la Fig. 4.19(a) se muestra la visualización de la banda SWIR1, donde las zonas con mayor intensidad tonal se asocian principalmente con la presencia de nubosidad.



**Fig. 4.19.** Filtro de nubes, (a) visualización del índice SWIR, (b) máscara con filtro de nubes.

A partir de la respuesta espectral en SWIR1, se aplica un filtrado por umbral para identificar y excluir los píxeles afectados por nubosidad. Se adopta el criterio  $SWIR1 > 0.20$ , con el que se genera una máscara binaria de nubes. En esta matriz booleana, los píxeles que superan el umbral se marcan como True (posibles nubes), mientras que los valores menores o iguales a 0.20 se consideran False (regiones válidas).

El valor del umbral puede ajustarse según las características de la escena y la intensidad de reflectancia observada en la banda SWIR. Esto se debe a que el brillo de las nubes puede variar entre diferentes imágenes, dependiendo de las condiciones de iluminación, la presencia de bruma o las características de la superficie terrestre. Por esta razón, el umbral seleccionado puede modificarse con el fin de mejorar la identificación de píxeles asociados a nubosidad y evitar que estos influyan en el proceso de segmentación. La máscara obtenida se muestra en la Fig. 4.19(b).

Con la imagen correctamente preprocesada, se procede a la etapa de segmentación mediante el cálculo del índice NDWI, cuya expresión se presenta en la Tabla 2.3. En la implementación se añade un término muy pequeño  $\varepsilon$  en el denominador con el fin de evitar divisiones por cero y mantener la estabilidad numérica sin alterar de forma significativa los valores del índice (ver Fig. 4.20).

```

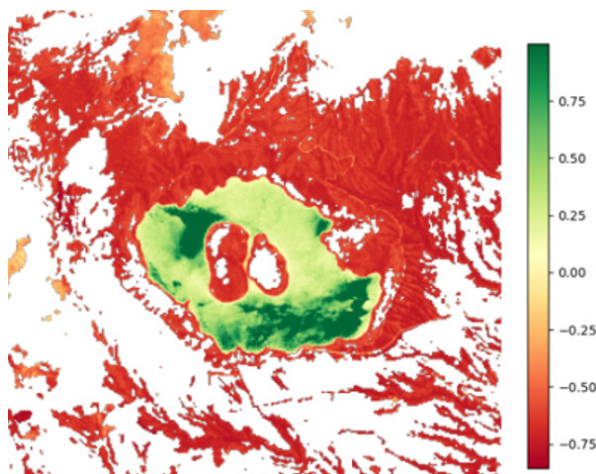
# =====
# MÁSCARA DE NUBES
# =====
cloud_mask = swir1 > 0.20

# =====
# NDWI
# =====
eps = 1e-6
NDWI = (green - nir) / (green + nir + eps)
NDWI[cloud_mask] = np.nan

```

**Fig. 4.20.** Implementación del filtrado por nubosidad y cálculo del índice NDWI.

Si se desea emplear el índice MNDWI, se utiliza la expresión indicada también en la Tabla 2.3, sustituyendo la banda NIR por la banda SWIR. El resultado obtenido del NDWI, una vez aplicado el filtro de nubes descrito previamente, se muestra en la Fig. 4.21.



**Fig. 4.21.** NDWI con filtro de píxeles nublados.

Una vez calculado el NDWI y excluidas las zonas afectadas por nubosidad, se aplica una umbralización global de valor fijo para transformar el índice en una imagen binaria de agua y no agua. En la literatura se establece que el NDWI presenta valores en el rango de  $-1$  a  $1$  y que, bajo condiciones favorables, los valores cercanos o superiores a  $0$  suelen asociarse con superficies de agua, mientras que los valores negativos corresponden a otras coberturas.

Sin embargo, en la escena analizada este criterio no resulta suficiente, ya que las sombras generadas por los islotes dentro de la laguna modifican la respuesta espectral y producen valores de NDWI que dificultan la separación entre clases. Por esta razón, se evalúan umbrales por debajo de cero y se determina que  $T = -0,3$  proporciona la mejor diferenciación visual y

espacial del cuerpo de agua. En consecuencia, todo píxel que cumple  $NDWI > T$  se clasifica como agua, obteniéndose así la máscara binaria inicial del cuerpo de agua (véase Fig. 4.22).

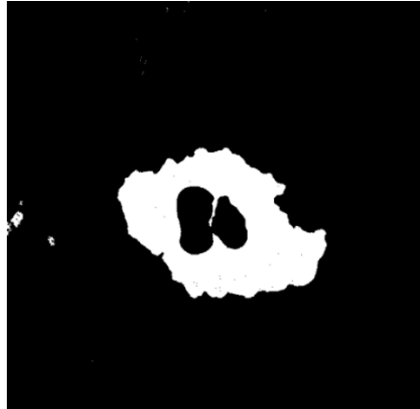


Fig. 4.22. Segmentación a partir de la umbralización del índice espectral NDWI.

## 4.4 Procesamiento morfológico

Una vez obtenida la máscara binaria del cuerpo de agua mediante el proceso de segmentación se aplican operaciones adicionales con el fin de mejorar la calidad del resultado. La segmentación inicial puede presentar imperfecciones como píxeles aislados, pequeñas regiones mal clasificadas o huecos dentro del área identificada como agua.

Para reducir estos efectos y obtener una representación más consistente del cuerpo de agua, se aplican operaciones de *procesamiento morfológico* sobre la imagen binaria. Estas operaciones permiten eliminar ruido, rellenar pequeñas discontinuidades y mejorar la continuidad de los bordes del objeto segmentado.

La implementación de estas operaciones se realiza utilizando funciones de la biblioteca *scikit-image*, una herramienta ampliamente utilizada en Python para el procesamiento de imágenes y el análisis de datos visuales [41]. En este trabajo se emplean tres operaciones principales: eliminación de objetos pequeños, relleno de huecos y cierre morfológico.

### 4.4.1. Eliminación de objetos pequeños

La primera operación consiste en eliminar pequeñas regiones aisladas que no pertenecen realmente al cuerpo de agua. Estas regiones suelen aparecer como resultado de variaciones en la reflectancia de la superficie o errores durante la segmentación.

Para este propósito se utiliza la función `remove_small_objects`, la cual elimina todos los objetos cuya área es menor que un tamaño mínimo predefinido. En este caso se establece un umbral de 300 píxeles, por lo que cualquier región inferior a este valor se considera ruido y se elimina de la máscara binaria.

#### 4.4.2. Relleno de huecos

Después de eliminar los objetos pequeños, es posible que dentro de la región de agua permanezcan pequeñas cavidades o huecos. Estos pueden generarse por sombras, reflejos o variaciones espectrales presentes en la escena.

Para corregir este problema se aplica la función `remove_small_holes`, la cual rellena automáticamente las cavidades internas cuya área es menor que un valor determinado. En el presente trabajo se utiliza un umbral de 200 píxeles, lo que permite completar pequeñas discontinuidades dentro del cuerpo de agua.

#### 4.4.3. Cierre morfológico

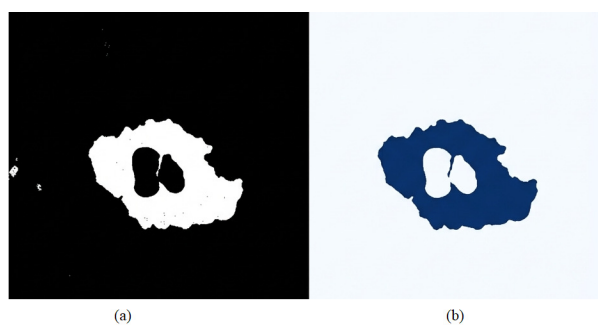
Finalmente, se aplica una operación de *cierre morfológico* (`binary_closing`) utilizando un elemento estructurante circular con radio de 2 píxeles (`disk(2)`).

El cierre morfológico consiste en una dilatación seguida de una erosión, lo que permite cerrar pequeñas discontinuidades en los bordes, conectar regiones cercanas y generar contornos más suaves y continuos en la máscara resultante.

La aplicación de estas operaciones permite obtener una máscara binaria más limpia y consistente del cuerpo de agua. Se reduce la presencia de ruido y se mejora la continuidad de los bordes. La implementación del procesamiento morfológico se muestra en la Fig. 4.23, mientras que el resultado obtenido después de aplicar estas operaciones se presenta en la Fig. 4.24.

```
water_clean = morphology.remove_small_objects(water_mask, min_size=300)
water_clean = morphology.remove_small_holes(water_clean, area_threshold=200)
water_clean = morphology.binary_closing(water_clean, footprint=morphology.disk(2))
```

**Fig. 4.23.** Código utilizado para el procesamiento morfológico.



**Fig. 4.24.** Máscara binaria del cuerpo de agua, (a) resultado inicial de la segmentación, (b) resultado después del procesamiento morfológico.

## 4.5 Cálculo del área y estimación de turbidez

### 4.5.1. Cálculo del área superficial

Para el cálculo del área superficial del cuerpo de agua, en [9] se propone estimar el área a partir del conteo de píxeles segmentados y la resolución espacial del sensor. En el presente trabajo se aplica el mismo principio; sin embargo, en lugar de utilizar únicamente la resolución nominal del sensor, se obtiene el tamaño real del píxel directamente desde los metadatos del archivo GeoTIFF. Este enfoque resulta más consistente, ya que utiliza la geometría efectiva de la imagen procesada.

Como se describió en la etapa de preprocesamiento, la imagen se re proyecta previamente a un sistema de coordenadas proyectado (UTM), lo que permite expresar el tamaño del píxel en unidades métricas. De esta manera, es posible estimar el área real del cuerpo de agua a partir de la máscara binaria.

Para transformar el número de píxeles clasificados como agua en una medida de área real, se considera la superficie que representa cada píxel en el terreno. Este valor se obtiene a partir de la resolución espacial del ráster registrada en los metadatos del archivo GeoTIFF, donde se especifica el tamaño del píxel en las direcciones horizontal y vertical.

De esta manera, el área correspondiente a cada píxel se calcula mediante la Ec. 4.1:

$$A_{px} = w_{px} \times h_{px} \quad (4.1)$$

donde  $w_{px}$  corresponde al tamaño del píxel en la dirección horizontal y  $h_{px}$  al tamaño del

píxel en la dirección vertical.

Posteriormente, el área total del cuerpo de agua se determina mediante la Ec. 4.2:

$$A_{m^2} = N_{agua} \times A_{px} \quad (4.2)$$

donde  $N_{agua}$  representa el número de píxeles clasificados como agua en la máscara binaria.

Para expresar el resultado en kilómetros cuadrados se aplica la conversión indicada en la Ec. 4.3:

$$A_{km^2} = \frac{A_{m^2}}{10^6} \quad (4.3)$$

De esta forma se obtiene una estimación directa del área superficial de la laguna para la escena analizada (véase Fig. 4.25).

```
# =====  
# CÁLCULO DE ÁREA  
# =====  
pixel_width = abs(transform.a)  
pixel_height = abs(transform.e)  
pixel_area_m2 = pixel_width * pixel_height  
  
num_pixels = np.sum(water_clean)  
area_km2 = (num_pixels * pixel_area_m2) / 1_000_000
```

**Fig. 4.25.** Código para el cálculo de área mediante conteo de píxeles.

Cabe destacar que el área por píxel obtenida a partir de los metadatos es de 99.48 m<sup>2</sup>, mientras que, al considerar únicamente la resolución nominal del sensor, se asumiría un área aproximada de 100 m<sup>2</sup> por píxel. La diferencia entre ambos valores es mínima ( $\approx 0,52\%$ ), por lo que ambas aproximaciones producen resultados muy similares en el cálculo del área. No obstante, en este trabajo se utiliza el valor obtenido directamente de los metadatos del GeoTIFF, ya que corresponde al tamaño real del píxel con el que se almacena la imagen. Esto permite mantener un criterio consistente en el cálculo y evita posibles errores si en otras escenas el tamaño de píxel varía ligeramente o si la imagen es generada con una malla espacial diferente.

## 4.5.2. Estimación de turbidez

En [4], la turbidez del cuerpo de agua se estima a partir de la reflectancia registrada en las bandas visibles de la imagen satelital. La presencia de partículas en suspensión y otros elementos ópticamente activos modifica la forma en que el agua refleja la radiación, especialmente en las bandas roja y verde. Estas variaciones permiten analizar cambios en la turbidez mediante el Índice de Diferencia Normalizada de Turbidez (NDTI).

El NDTI se calcula utilizando la expresión presentada en la Tabla 2.3, donde se emplean las reflectancias de las bandas roja y verde. En la implementación se añade un término muy pequeño  $\varepsilon$  en el denominador con el fin de evitar divisiones por cero y mantener la estabilidad numérica durante el cálculo.

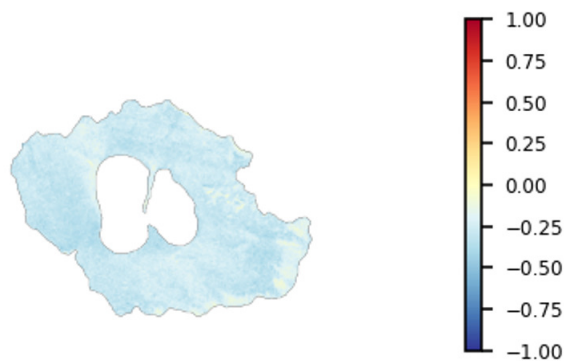
Para garantizar que el análisis se realice únicamente sobre el cuerpo de agua, el NDTI se evalúa exclusivamente en los píxeles clasificados como agua mediante la máscara binaria obtenida en la etapa de segmentación. De esta manera, se evita que otras coberturas superficiales influyan en la estimación del índice. El código utilizado para calcular el NDTI se presenta en la Fig. 4.26.

```
# =====  
# NDTI (Turbidez) + Estadísticas SOLO EN AGUA  
# =====  
# Fórmula: (Rojo - Verde) / (Rojo + Verde)  
NDTI = (red - green) / (red + green + eps)  
  
# Enmascarar nubes  
NDTI[cloud_mask] = np.nan  
  
# Quedarse SOLO con agua (máscara final)  
NDTI_water = np.where(water_clean, NDTI, np.nan)
```

Fig. 4.26. Código para el cálculo del NDTI.

El NDTI suele presentar valores en un rango aproximado entre  $-1$  y  $1$ . Valores cercanos a cero indican aguas relativamente claras, mientras que valores positivos más elevados reflejan un aumento en la presencia de partículas en suspensión, por lo tanto, mayor turbidez. En general, cuanto más se aproxima el índice a valores positivos altos, mayor es la turbidez del agua; por el contrario, valores negativos o cercanos a cero se asocian con aguas más limpias o con menor concentración de material suspendido. Esta escala permite interpretar de forma comparativa la turbidez en diferentes zonas del cuerpo de agua y facilita la identificación de áreas con mayor

presencia de sedimentos o materia en suspensión (ver Fig. 4.27).



**Fig. 4.27.** Mapa del índice NDTI en la laguna de Cuicocha.

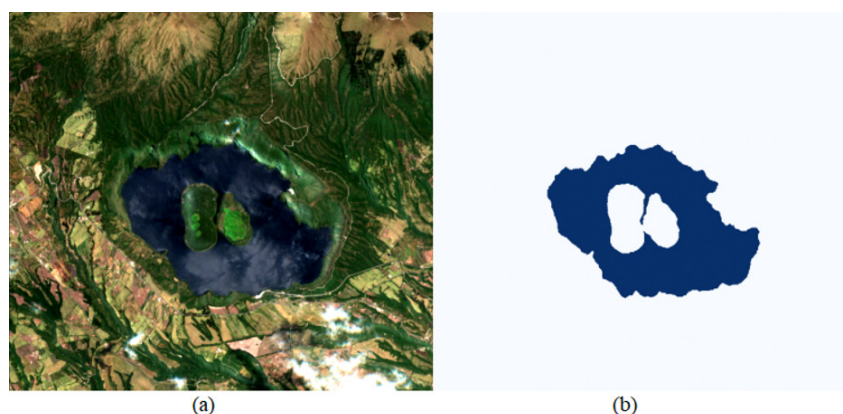
## **4.6 Pruebas y validación del procesamiento**

### **4.6.1. Prueba 1: Desempeño de sensores satelitales**

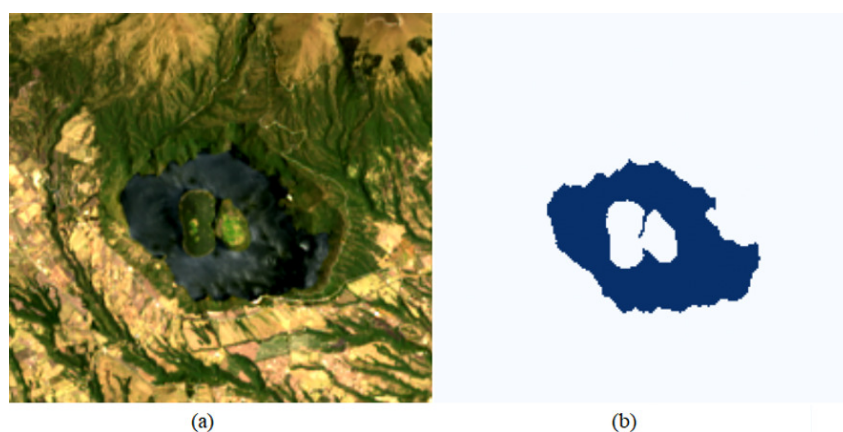
El objetivo de esta prueba es analizar el desempeño de distintos sensores satelitales en la detección y delimitación del cuerpo de agua de la laguna Cuicocha mediante técnicas de segmentación de imágenes. Para ello, se emplean imágenes obtenidas por los satélites Sentinel-2 y Landsat-8, seleccionados debido a la disponibilidad abierta de sus datos y a su uso frecuente en estudios de teledetección ambiental.

Las escenas utilizadas se seleccionan procurando que correspondan a fechas cercanas y presenten condiciones de iluminación similares, con el fin de reducir variaciones externas que puedan afectar el análisis. Posteriormente, se aplica el mismo algoritmo de segmentación a cada imagen para identificar el área correspondiente al cuerpo de agua.

En la Fig. 4.28 se presenta la imagen satelital obtenida por el sensor Sentinel-2, donde se muestra la escena original y el resultado del proceso de segmentación aplicado para identificar el cuerpo de agua. De manera similar, la Fig. 4.29 muestra la imagen correspondiente al sensor Landsat-8 junto con el resultado de la segmentación obtenida mediante el mismo procedimiento.



**Fig. 4.28.** Imagen satelital de Sentinel-2, (a) imagen original, (b) resultado de segmentación.



**Fig. 4.29.** Imagen satelital de Landsat-8, (a) imagen original, (b) resultado de segmentación.

Los resultados obtenidos al aplicar el proceso de segmentación a las imágenes de ambos sensores se presentan en la Tabla 4.3.

**Tabla 4.3.** Comparación del área estimada de la laguna utilizando imágenes Sentinel-2 y Landsat-8.

Sensor	Fecha	Resolución	Píxeles de agua	Área estimada
Sentinel-2	12/08/2023	10 m	38,656	3.87 km <sup>2</sup>
Landsat-8	20/08/2023	30 m	38,882	3.89 km <sup>2</sup>

Se observa que en la Fig. 4.28 los bordes de la laguna se identifican con mayor claridad, mientras que en la Fig. 4.29 los límites del cuerpo de agua presentan una apariencia más pixelada y menos definida. Esta diferencia se relaciona con la resolución espacial de ambos sensores.

A pesar de esta diferencia, al analizar los resultados presentados en la Tabla 4.3, las estimaciones del área de la laguna obtenidas con ambos sensores muestran valores muy similares. La diferencia observada es de 226 píxeles, lo que representa aproximadamente un 0.58 % de diferencia porcentual. Este resultado indica que tanto Sentinel-2 como Landsat-8 permiten obtener estimaciones comparables para la delimitación del cuerpo de agua.

Otro aspecto relevante corresponde a la resolución temporal de los sensores. Sentinel-2 cuenta con un periodo de revisita aproximado de 5 días, mientras que Landsat-8 presenta un ciclo de revisita cercano a los 16 días. Debido a esta diferencia, las fechas de adquisición de las imágenes no siempre coinciden; sin embargo, el uso combinado de ambos sensores incrementa la probabilidad de disponer de escenas con menor presencia de nubosidad y mejora la continuidad temporal de las observaciones.

Con base en estos resultados, en el presente trabajo se decide emplear imágenes provenientes de ambos sensores para el análisis multitemporal del área de la laguna. La integración de Sentinel-2 y Landsat-8 permite aprovechar el mayor nivel de detalle de Sentinel-2 y, al mismo tiempo, ampliar la disponibilidad temporal de imágenes mediante la serie Landsat-8, lo que facilita un monitoreo más continuo y confiable del cuerpo de agua.

#### **4.6.2. Prueba 2: Comparación de plataformas geoespaciales**

El objetivo de esta prueba es comparar distintas plataformas geoespaciales utilizadas para la adquisición y preparación de imágenes satelitales empleadas en el análisis del cuerpo de agua. Para ello se consideran dos plataformas ampliamente utilizadas en aplicaciones de teledetección: USGS EarthExplorer y Google Earth Engine. Ambas permiten el acceso a imágenes satelitales del programa Landsat y a otros conjuntos de datos geoespaciales.

La comparación se realiza considerando diversos criterios relacionados con el flujo de trabajo necesario para obtener y preparar las imágenes satelitales. Entre los aspectos evaluados se incluyen la facilidad de uso de la plataforma, el acceso a las imágenes, el tipo de preprocesamiento requerido, el manejo del área de estudio, la automatización del procesamiento, los requerimientos de hardware, la gestión de grandes volúmenes de datos y el tamaño de los archivos descargados.

Los resultados de la comparación entre las plataformas evaluadas se presentan en la Tabla 4.4, donde se resumen las principales características operativas y técnicas de cada plataforma.

**Tabla 4.4.** Comparación de plataformas geoespaciales para la adquisición y procesamiento de imágenes satelitales.

<b>Criterio</b>	<b>USGS EarthExplorer</b>	<b>Google Earth Engine</b>
Facilidad de uso	Fácil de usar mediante interfaz web	Requiere conocimientos básicos de programación
Colecciones disponibles	Landsat disponible; no dispone de colección Sentinel	Landsat y Sentinel disponibles dentro de la plataforma
Preprocesamiento de imágenes	Procesamiento local	Procesamiento en la nube
Manejo del área de estudio	Requiere crear mosaicos de varias escenas	Recorte y mosaico automático
Automatización del procesamiento	Limitada	Alta mediante scripts
Procesamiento multitemporal	Requiere procesamiento manual de múltiples escenas	Permite análisis multitemporal automatizado
Requerimientos de hardware	Depende del equipo local	No requiere alto rendimiento local
Gestión de grandes volúmenes de datos	Limitada por almacenamiento local	Optimizada para grandes volúmenes
Tamaño de archivos	Escenas de aproximadamente 400–500 MB por imagen	Exportación solo del área y bandas necesarias
Exportación de datos	Descarga manual de archivos	Exportación directa desde la plataforma

A partir de la comparación presentada en la Tabla 4.4, se observan diferencias importantes entre las plataformas evaluadas en relación con el acceso, procesamiento y gestión de las imágenes satelitales. Aunque USGS EarthExplorer permite acceder de forma gratuita a imágenes del programa Landsat, la plataforma no dispone de una colección directa de imágenes del sensor Sentinel-2, uno de los sensores considerados en este estudio. Además, el flujo de trabajo requerido para utilizar estas imágenes implica varios pasos adicionales que deben realizarse de manera local.

En esta plataforma, las imágenes se descargan como escenas completas organizadas según el sistema path/row, lo que implica que, cuando el área de estudio se encuentra distribuida en más de una escena, es necesario descargar múltiples archivos y posteriormente generar un mosaico

para cubrir toda la región de interés. Además, cada escena puede tener un tamaño aproximado de 500 MB, lo que incrementa el tiempo de descarga y los requerimientos de almacenamiento cuando se trabaja con múltiples imágenes.

Asimismo, el preprocesamiento de las imágenes obtenidas desde USGS EarthExplorer debe realizarse mediante software especializado de análisis geoespacial, como ArcGIS o QGIS. Este proceso incluye tareas como la generación de mosaicos, el recorte del área de estudio, la conversión de los valores digitales a reflectancia y la integración de las bandas espectrales en un archivo multibanda. Estas actividades incrementan el tiempo de preparación de los datos y dependen de la capacidad de procesamiento del equipo local.

Por otro lado, Google Earth Engine ofrece un entorno de trabajo integrado que permite acceder a colecciones de imágenes satelitales y realizar el procesamiento directamente en la nube. Dentro de esta plataforma es posible filtrar imágenes por fecha, porcentaje de nubosidad y área de estudio, así como generar mosaicos y exportar únicamente las bandas espectrales necesarias para el análisis. Además, la disponibilidad de colecciones de sensores como Landsat y Sentinel permite trabajar con diferentes fuentes de datos dentro de un mismo entorno.

Otra ventaja relevante de Google Earth Engine es la posibilidad de automatizar el procesamiento mediante scripts, lo que facilita el análisis de grandes volúmenes de información y la generación de series temporales comparables entre diferentes fechas. Este enfoque reduce significativamente el tiempo de procesamiento y evita la necesidad de realizar tareas repetitivas de manera manual.

Considerando estos aspectos, se determina que Google Earth Engine ofrece un flujo de trabajo más eficiente para la adquisición y preparación de las imágenes satelitales utilizadas en este estudio. La integración del acceso a datos, el preprocesamiento en la nube y la automatización del análisis permiten optimizar el manejo de grandes volúmenes de información y facilitan la realización de análisis multitemporales del cuerpo de agua.

### **4.6.3. Prueba 3: Validación de métodos de segmentación**

Con el fin de validar y seleccionar el método más adecuado para delimitar la laguna de Cuicocha, se evalúan dos métodos de segmentación: la umbralización automática de Otsu sobre una imagen en escala de grises y la segmentación basada en el índice espectral NDWI utilizando un umbral fijo.

Ambos métodos se aplican sobre la misma escena con el objetivo de generar una máscara binaria del lago, en la que los píxeles correspondientes al agua se diferencian del resto de la imagen. Posteriormente, las máscaras obtenidas se someten a operaciones de limpieza morfológica, con el fin de eliminar píxeles aislados, reducir el ruido y mejorar la continuidad de los contornos.

La principal diferencia entre los métodos radica en la forma en que se determina el umbral de segmentación. En el primer caso, el umbral se calcula automáticamente a partir de la distribución de intensidades de la imagen preprocesada. En el segundo caso, el umbral se aplica directamente sobre el índice NDWI, el cual resalta la presencia de agua a partir de la diferencia de reflectancia entre las bandas verde y del infrarrojo cercano.

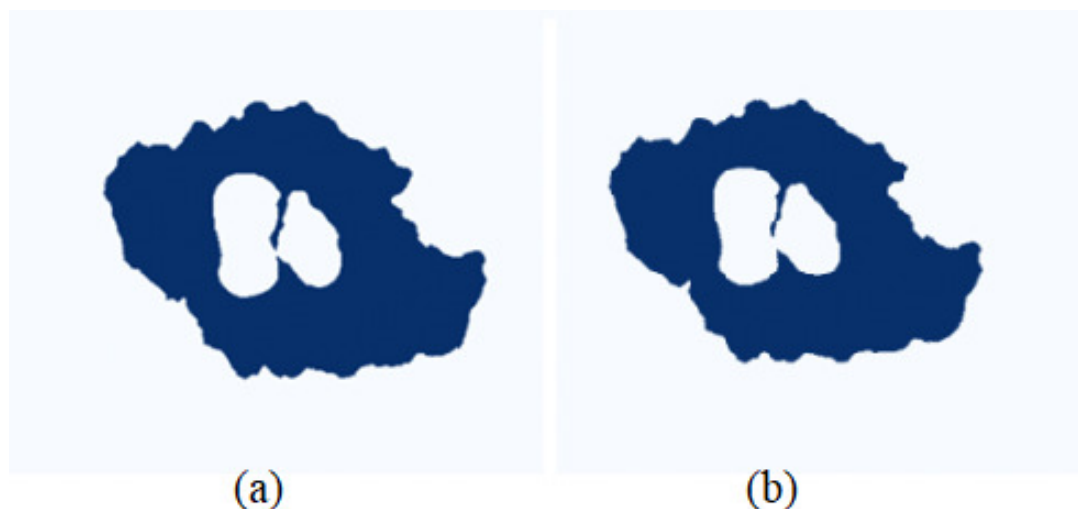
Finalmente, para interpretar los resultados obtenidos se toma como referencia el área reportada para la Laguna de Cuicocha. De acuerdo con [43], este cuerpo de agua posee una superficie aproximada de 3.78 km<sup>2</sup>, valor que se utiliza como punto de comparación para evaluar la coherencia de las estimaciones obtenidas mediante las imágenes satelitales.

A partir de la aplicación de ambos métodos sobre la misma imagen, los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 4.5. En esta tabla se comparan algunos aspectos del proceso de segmentación, junto con el área estimada del cuerpo de agua obtenida con cada método.

**Tabla 4.5.** Comparación de criterios de evaluación entre los dos métodos de segmentación.

<b>Criterio de evaluación</b>	<b>Método 1</b>	<b>Método 2</b>
Resolución espacial	Se mantiene la malla original del ráster.	Se mantiene la malla original del ráster.
Sistema de referencia	Se conserva el CRS original; el polígono se ajusta al ráster.	Se conserva el CRS original; el polígono se ajusta al ráster.
Reducción de ruido	Limpieza morfológica posterior; contornos continuos y estables.	Limpieza morfológica posterior; buena continuidad, especialmente en bordes irregulares.
Reproducibilidad	Alta, siempre que se use imágenes con las mismas coordenadas.	Alta, pero puede requerir reajuste del umbral si cambian las condiciones radiométricas.
Sensibilidad a sombras	Puede verse afectado por la distribución global de intensidades.	Generalmente robusto por ser índice normalizado.
Área estimada	3.962 km <sup>2</sup> (39 620 píxeles)	3.8451 km <sup>2</sup> (38 451 píxeles)

Con el fin de complementar este análisis, en la Fig. 4.30 se muestran las imágenes resultantes de la segmentación para cada método. Estas figuras permiten observar la delimitación del cuerpo de agua generada a partir de las máscaras binarias y facilitan la comparación visual de los contornos obtenidos.



**Fig. 4.30.** Resultados de segmentación para la delimitación de la laguna de Cuicocha, (a) umbralización automática de Otsu, (b) segmentación basada en el índice espectral NDWI.

A partir de los resultados presentados en la Tabla 4.5, se observa que ambos métodos permiten delimitar el cuerpo de agua y generar máscaras binarias reproducibles. En ambos casos se conserva la resolución espacial del ráster y el sistema de referencia de coordenadas, lo que garantiza la coherencia geométrica entre la imagen satelital y la máscara obtenida. Además, en los dos procedimientos se aplican operaciones de limpieza morfológica posteriores a la segmentación, con el fin de eliminar píxeles aislados y mejorar la continuidad de los contornos del lago.

Sin embargo, se identifican diferencias en el comportamiento de cada método frente a variaciones radiométricas presentes en la escena. El método basado en la umbralización automática de Otsu depende de la distribución global de intensidades de la imagen, por lo que puede verse afectado por la presencia de nubes, sombras o cambios de iluminación que modifican el histograma. En la Fig. 4.30(a) se observa que el contorno del lago presenta una delimitación ligeramente más extensa y con algunas irregularidades en los bordes, lo que sugiere la inclusión de píxeles cercanos al límite del agua con intensidades similares.

En contraste, la segmentación basada en el índice espectral NDWI muestra una delimitación más compacta y uniforme del cuerpo de agua. Como se observa en la Fig. 4.30(b), los bordes presentan una forma más consistente, lo que indica una mejor diferenciación entre los píxeles de agua y la superficie circundante. Además, este método resulta más simple de aplicar y presenta mayor estabilidad frente a variaciones radiométricas dentro de la escena.

Estas diferencias también se reflejan en la estimación del área. El método basado en Otsu obtiene un valor de 3.962 km<sup>2</sup>, mientras que el método basado en NDWI estima un área de 3.8451 km<sup>2</sup>. Para evaluar la cercanía de estos resultados con el valor de referencia reportado para la laguna de Cuicocha, se calcula el error relativo porcentual (ERP) mediante la expresión:

$$ERP = \left| \frac{A_{est} - A_{ref}}{A_{ref}} \right| \times 100 \quad (4.4)$$

donde  $A_{est}$  corresponde al área estimada y  $A_{ref}$  al valor de referencia.

Como criterio de aceptación se adopta  $ERP < 5\%$ , ya que estudios como el de [44] indican que, cuando la delimitación del agua es adecuada y la calidad de la imagen es favorable, el error suele mantenerse por debajo de este umbral. Bajo este criterio, el método de Otsu presenta un ERP de 4.81 %, mientras que el método basado en NDWI obtiene un ERP de 1.72 %. Por lo tanto, ambos métodos se consideran aceptables; no obstante, la segmentación basada en NDWI muestra el menor error y una mejor aproximación al valor de referencia.

En conjunto, los resultados evidencian que ambos métodos permiten delimitar el cuerpo de agua de forma consistente. Sin embargo, el método basado en NDWI presenta contornos más estables y una estimación de área más cercana al valor de referencia, por lo que se selecciona como el procedimiento principal para la delimitación del cuerpo de agua en el presente estudio.

# Capítulo V

## IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS

### 5.1 Implementación de la herramienta para el análisis multitemporal

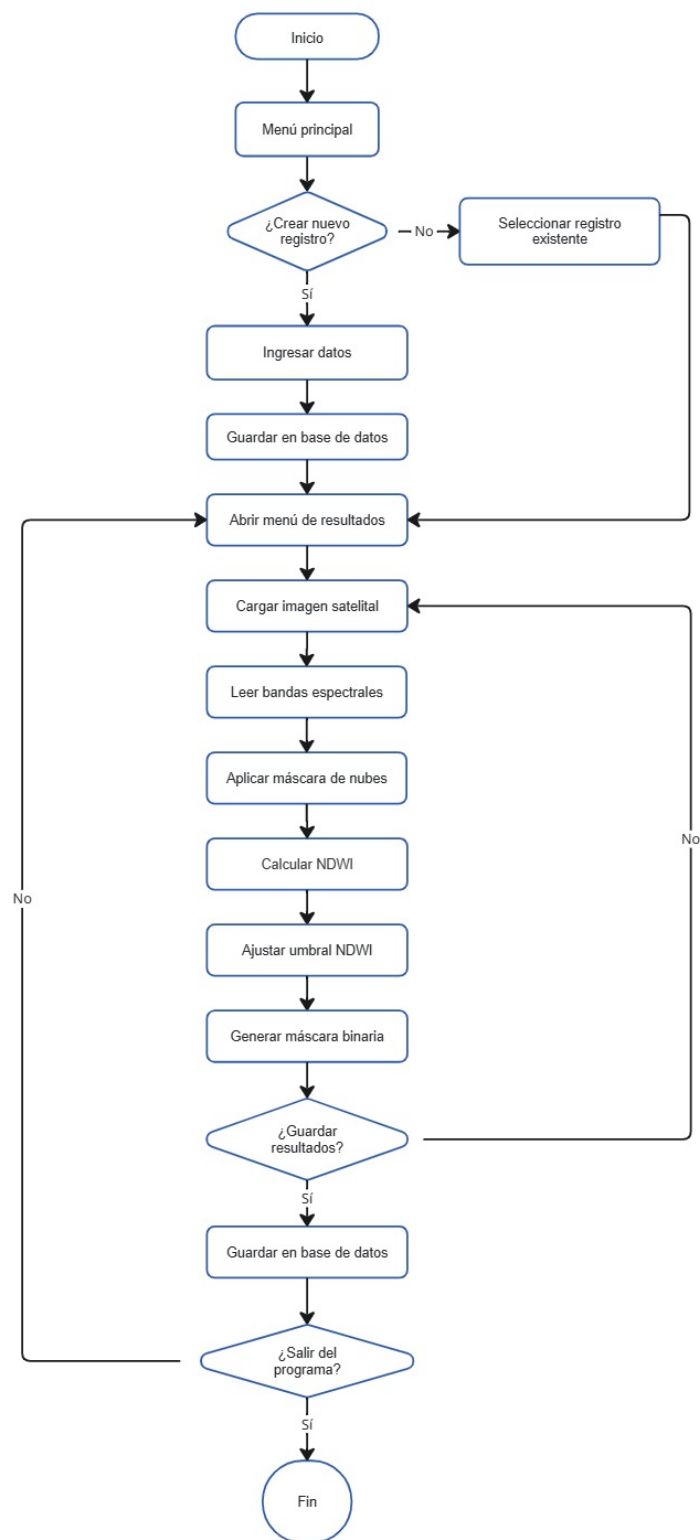
#### 5.1.1. Integración de los métodos validados

A partir de los resultados obtenidos en las pruebas comparativas, la herramienta final integra los elementos que presentan el mejor desempeño en cada etapa del procesamiento de imágenes satelitales. Para la adquisición de datos se emplean los sensores Landsat-8 y Sentinel-2, seleccionados por su resolución espacial y cobertura temporal, junto con la plataforma geoespacial Google Earth Engine, que facilita la gestión y el procesamiento eficiente de grandes volúmenes de imágenes. En la etapa de segmentación, se aplica la umbralización mediante índices espectrales NDWI, que demuestra mayor precisión en la delimitación del cuerpo de agua y genera máscaras binarias confiables. La combinación de estos elementos con el preprocesamiento y el posterior procesamiento morfológico permite automatizar el análisis, mejorar la continuidad de los contornos y garantizar la consistencia en los resultados, constituyendo la base del funcionamiento de la herramienta desarrollada.

#### 5.1.2. Flujo de procesamiento de la herramienta final

El flujo de procesamiento de la herramienta final está diseñado para guiar de manera ordenada todas las acciones que el usuario realiza desde la adquisición de imágenes hasta la obtención de resultados. La herramienta se desarrolla en Spyder Python y, para el diseño de la interfaz gráfica, se utiliza Qt Designer, garantizando un entorno interactivo y fácil de usar. El código fuente de la aplicación se encuentra disponible en el repositorio de GitHub del proyecto [45]. Tal como se

observa en el diagrama de flujo (ver Fig. 5.1).



**Fig. 5.1.** Diagrama de flujo de la estructura de la herramienta.

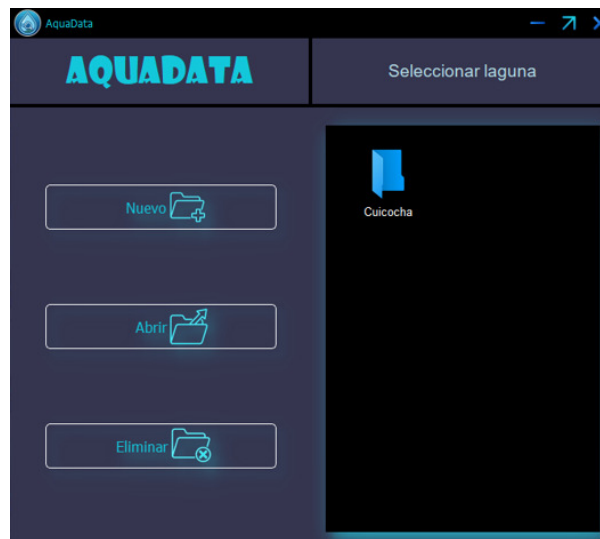
La aplicación inicia en un menú principal, donde el usuario puede crear un nuevo registro o seleccionar uno existente. Cada registro corresponde a una laguna, y la información asociada se almacena en una base de datos local en formato Excel, permitiendo guardar y organizar los datos de manera eficiente. En caso de crear un nuevo registro, se ingresan los datos de la laguna y se guardan en la base de datos; posteriormente, se accede al menú de resultados, desde el cual se cargan las imágenes satelitales y se ejecutan los procesos de lectura de bandas espectrales y aplicación de la máscara de nubes. A continuación, se calcula el NDWI y se ajusta el umbral correspondiente para generar la máscara binaria del cuerpo de agua. El usuario puede decidir guardar los resultados, que se almacenan nuevamente en la base de datos, y finalmente elegir si desea salir de la aplicación.

Este flujo permite que todas las etapas del análisis estén conectadas de manera lógica, asegurando que la herramienta funcione de manera automatizada, eficiente y consistente.

### **5.1.3. Módulos funcionales de la herramienta**

El programa se diseña como una aplicación de escritorio organizada en ventanas funcionales, con el objetivo de guiar al usuario desde la gestión de proyectos hasta la visualización y el análisis de resultados, manteniendo un flujo de trabajo claro y repetible. En total, la herramienta consta de cuatro ventanas principales, cada una orientada a una etapa específica del proceso: administración de proyectos, creación de un nuevo proyecto, carga y configuración de imágenes, y análisis y visualización de resultados.

La primera ventana corresponde al menú principal, que actúa como punto de inicio y gestor de proyectos. En esta interfaz se presentan las opciones de gestión, junto con un panel donde se muestran los proyectos disponibles. En el contexto del estudio, cada proyecto representa una laguna o cuerpo de agua analizado, como se observa en la Fig. 5.2.



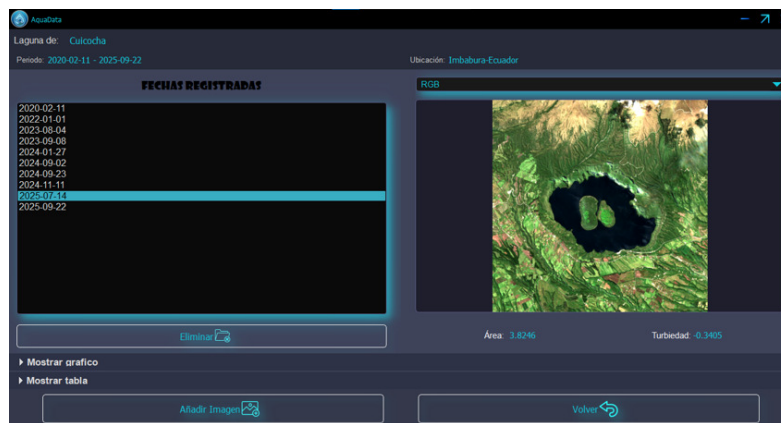
**Fig. 5.2.** Ventana principal de la herramienta.

La segunda ventana corresponde al módulo de creación de proyecto, donde se registra y configura la información general de la laguna, dejando preparado el entorno para incorporar imágenes y generar resultados de manera ordenada. En esta etapa, el programa genera automáticamente un archivo Excel con dos hojas: una destinada al registro de las lagunas y otra al almacenamiento de los datos obtenidos de cada imagen procesada. Para mantener la trazabilidad y evitar duplicaciones, antes de cargar una escena satelital se asigna un código identificador, el cual se utiliza como referencia dentro del archivo y permite asociar cada imagen con sus resultados de forma consistente, como se muestra en la Fig. 5.3.



**Fig. 5.3.** Ventana de registro.

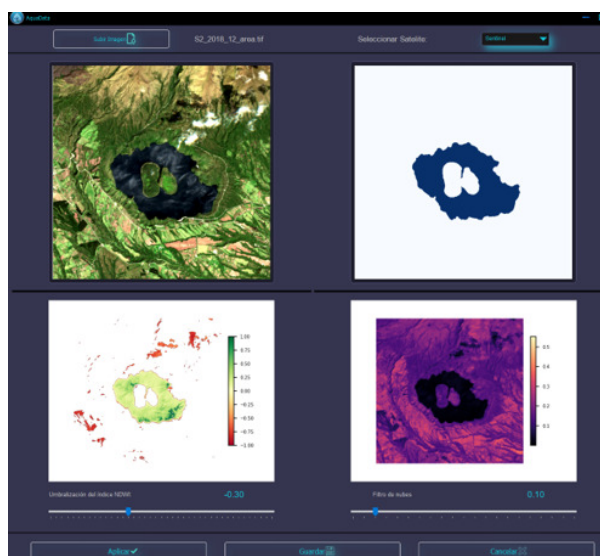
La tercera ventana corresponde al módulo de análisis y resultados, donde se organiza la información procesada y se facilita la comparación temporal. En esta sección se presenta una tabla con las imágenes incorporadas, ordenadas por fecha, y un panel de visualización que muestra de forma directa los productos principales: la imagen original, la máscara segmentada del cuerpo de agua y la imagen con el índice NDTI aplicado. Además, esta ventana integra apartados complementarios: uno para consultar una tabla consolidada con el área estimada, el número de píxeles y los valores estadísticos del NDTI, como promedios y percentiles; y otro para visualizar gráficas que apoyan el análisis multitemporal y la interpretación de tendencias entre diferentes fechas, como se observa en la Fig. 5.4.



**Fig. 5.4.** Ventana de resultados.

La cuarta ventana corresponde al módulo de carga y configuración de la imagen satelital. En esta sección se selecciona la escena que será analizada, una imagen por ejecución. Las imágenes obtenidas desde Google Earth Engine contienen cinco bandas espectrales organizadas en el orden azul, verde, rojo, infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo de onda corta (SWIR). Por esta razón, no es necesario especificar manualmente el satélite de origen durante la carga. El sistema asume esta estructura de bandas, por lo que, si la imagen presenta un orden diferente, la carga y el procesamiento no se ejecutan correctamente.

Asimismo, en esta ventana se definen los umbrales iniciales para el filtrado de nubes y para el índice NDWI. Adicionalmente, se incorporan controles deslizantes que permiten ajustar estos parámetros cuando las condiciones de la escena requieren una calibración manual, con el fin de mejorar la calidad de la segmentación, como se aprecia en la Fig. 5.5.



**Fig. 5.5.** Ventana para cargar imágenes satelitales.

En conjunto, la herramienta automatiza y estandariza el procesamiento de escenas satelitales para la delimitación del cuerpo de agua y la estimación de turbidez, reduciendo la intervención manual y facilitando la comparación entre fechas mediante resultados consolidados, tales como tablas, visualizaciones y archivos exportables. Para su uso, se sigue el flujo de trabajo establecido: crear o abrir el proyecto de la laguna, cargar la imagen, ejecutar el procesamiento con los umbrales por defecto y, si la segmentación no resulta representativa, ajustar los controles deslizantes hasta obtener una máscara coherente con la escena. Finalmente, se revisan los valores de área y NDTI, y se exporta el registro a formato Excel para su análisis multitemporal.

Como parte de los productos generados, la herramienta guarda la imagen de segmentación binaria en formato `.tif` como un archivo independiente. Este resultado permite revisar visualmente la delimitación obtenida en cada fecha y compararla con las demás imágenes dentro del análisis temporal. Además, la conservación de estas máscaras segmentadas puede resultar útil en trabajos posteriores.

## 5.2 Resultados del análisis multitemporal

Se analizan los cambios de la laguna de Cuicocha durante el periodo 2013–2025 mediante imágenes satelitales de las misiones Landsat y Sentinel, seleccionando una imagen representativa por cada año. Esta serie permite evaluar tanto la variación del contorno del lago como el

comportamiento de la turbidez estimada a lo largo del tiempo, a partir de un procedimiento homogéneo de segmentación. Debido a la resolución espacial de Landsat, los bordes del cuerpo de agua pueden presentarse menos definidos, lo que puede generar pequeñas diferencias en la delimitación. Sin embargo, el comportamiento temporal del área se mantiene consistente, lo que permite realizar análisis estadísticos confiables para todo el periodo de estudio.

La laguna de Cuicocha se ubica dentro de una caldera volcánica formada por una erupción del volcán Cotacachi hace aproximadamente 3.100 años. Su superficie aproximada es de 3,78 km<sup>2</sup>. En su interior se encuentran los islotes Yerovi y Teodoro Wolf, formados por domos de lava. Además, todo el sitio pertenece a la Reserva Ecológica Cotacachi-Cayapas, por lo que constituye un entorno de alto interés natural y turístico [43].

### 5.2.1. Resultados del área superficial

Para el análisis multitemporal del área superficial de la laguna de Cuicocha se obtienen 14 mediciones correspondientes al periodo 2013–2025, donde cada registro incluye la fecha de adquisición y el área estimada, expresada en km<sup>2</sup>, calculada a partir de la máscara binaria final del cuerpo de agua. Los datos se organizan cronológicamente y se presentan en la Tabla 5.1.

**Tabla 5.1.** Registro multitemporal del área

Fecha	Área (km <sup>2</sup> )
11/10/2013	4,025
10/07/2014	3,789
27/06/2015	3,642
20/11/2016	4,005
23/01/2017	3,939
23/12/2018	3,870
25/08/2019	3,829
22/03/2020	3,870
02/11/2021	3,846
01/01/2022	3,862
04/08/2023	3,849
03/06/2024	3,794
24/06/2024	3,784
14/07/2025	3,825

A partir de los datos presentados en la Tabla 4.4, se analiza el comportamiento general del área superficial durante el periodo 2013–2025. En conjunto, el área estimada muestra variaciones pequeñas a lo largo del tiempo. Los valores oscilan entre 3,642 km<sup>2</sup> (27/06/2015) y 4,025 km<sup>2</sup> (11/10/2013), lo que representa una diferencia total de 0,383 km<sup>2</sup>. El valor promedio del periodo es de 3,852 km<sup>2</sup> y la mediana corresponde a 3,848 km<sup>2</sup>, lo que indica que la mayoría de los datos se concentra alrededor de un mismo valor central.

Para evaluar cuánto varían los datos con respecto al promedio se calcula la desviación estándar, utilizando la expresión:

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (5.1)$$

donde  $x_i$  es el área en cada fecha,  $\bar{x}$  es el promedio del conjunto y  $n$  es el número de observaciones. Esta medida indica qué tan dispersos se encuentran los valores con respecto a la media: mientras menor es la desviación estándar, más similares son los datos entre sí. En este caso, la desviación estándar obtenida, 0,096 km<sup>2</sup>, muestra que las variaciones del área son pequeñas.

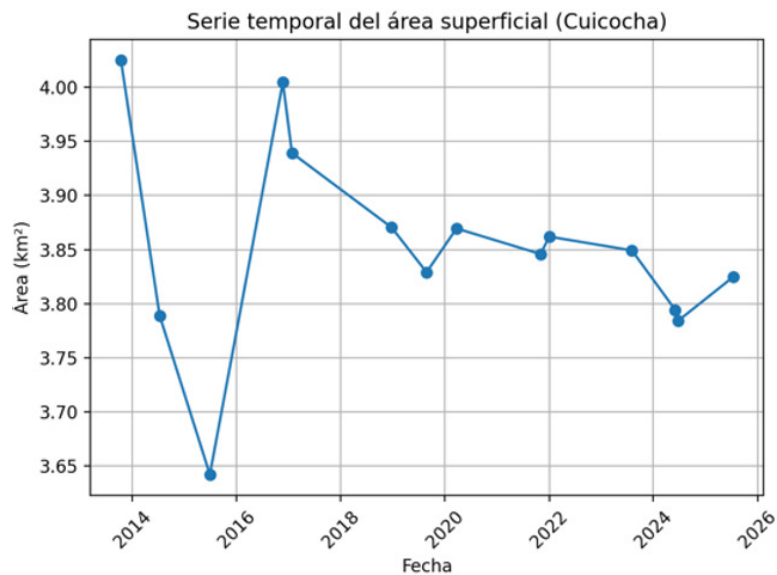
Además, se calcula el coeficiente de variación, que relaciona la desviación estándar con el valor promedio para expresar la variabilidad en términos relativos:

$$CV = \frac{s}{\bar{x}} \times 100 \% \quad (5.2)$$

El coeficiente de variación obtenido, 2,48 %, indica que la variación del área es baja en comparación con su valor medio, lo que confirma que el tamaño del lago se mantiene relativamente estable durante el periodo analizado. En conjunto, estas medidas muestran que, aunque existen diferencias entre algunas fechas, los cambios se mantienen dentro de un rango reducido, sin evidenciar variaciones extremas ni tendencias prolongadas.

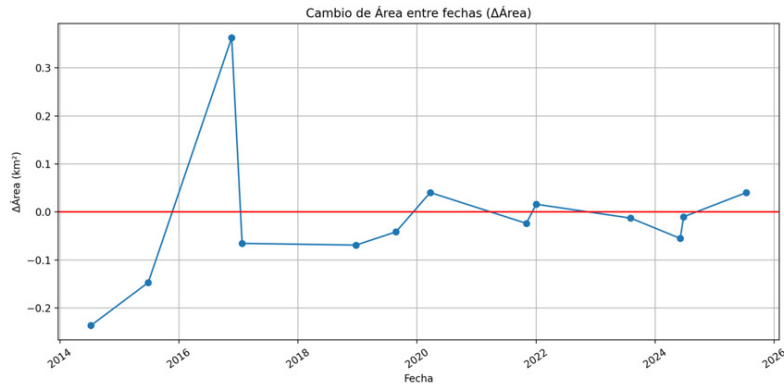
La Fig. 5.6 presenta la serie temporal del área superficial estimada de la Laguna de Cuicocha para el periodo 2013–2025. En ella se observa que el área del lago se mantiene relativamente estable en el tiempo, con variaciones moderadas entre años consecutivos. Se identifica una disminución marcada entre 2013 y 2015, seguida de una recuperación en 2017, donde el área alcanza nuevamente valores cercanos al máximo del periodo. A partir de 2018, el

comportamiento es más uniforme, con pequeñas fluctuaciones alrededor del valor promedio y sin cambios abruptos sostenidos.



**Fig. 5.6.** Serie temporal del área superficial estimada de la laguna de Cuicocha.

En la Fig. 5.7, los cambios de área entre fechas consecutivas permiten identificar comportamientos inusuales dentro de la serie temporal. Entre mediciones consecutivas, la caída más grande del área se presenta entre el 11/10/2013 y el 10/07/2014, con una variación aproximada de  $-0,236 \text{ km}^2$ , mientras que el incremento más grande se observa entre el 27/06/2015 y el 20/11/2016, con una variación aproximada de  $+0,363 \text{ km}^2$ . Sin embargo, el registro que requiere mayor atención es el del 27/06/2015, ya que corresponde al valor mínimo de toda la serie, con un área de  $3,642 \text{ km}^2$ , y además muestra una diferencia marcada respecto a las mediciones cercanas. Esta situación sugiere que dicho valor podría corresponder a un dato atípico. Para verificarlo, se aplica un análisis estadístico de detección de valores atípicos.



**Fig. 5.7.** Variación del área entre fechas.

Para identificar posibles valores atípicos en la serie temporal del área superficial, se aplica el criterio IQR (*Interquartile Range*, o rango intercuartílico), basado en los cuartiles Q1 (P25) y Q3 (P75). Con el conjunto completo de mediciones ( $n = 14$ ), se obtiene  $Q1 = 3,802 \text{ km}^2$  y  $Q3 = 3,870 \text{ km}^2$ , por lo que:

$$IQR = Q3 - Q1 = 0,068 \text{ km}^2 \quad (5.3)$$

A partir de este valor se definen los límites de aceptación:

$$L_{\text{inf}} = Q1 - 1,5 \cdot IQR \quad (5.4)$$

$$L_{\text{sup}} = Q3 + 1,5 \cdot IQR \quad (5.5)$$

Con ello, se obtiene un límite inferior de  $3,699 \text{ km}^2$  y un límite superior de  $3,973 \text{ km}^2$ . Bajo este criterio, cualquier valor ubicado por debajo del límite inferior o por encima del superior se considera potencialmente atípico y requiere una revisión adicional junto con la imagen original y la máscara final de segmentación.

Al revisar la escena del 27/06/2015, se observa que el valor de área asociado,  $3,642 \text{ km}^2$ , se encuentra por debajo del límite inferior y, además, presenta un problema de segmentación. En esta imagen, la reflectancia de la escena no permite delimitar correctamente la zona correspondiente a los islotes, como se muestra en la Fig. 5.8. Esta situación altera el contorno final y genera una estimación de área no representativa. Por esta razón, el registro de 2015 se

excluye del análisis estadístico final, con el fin de evitar que un error de segmentación afecte la interpretación multitemporal.



**Fig. 5.8.** Máscara binaria perteneciente a la fecha 27/06/2015.

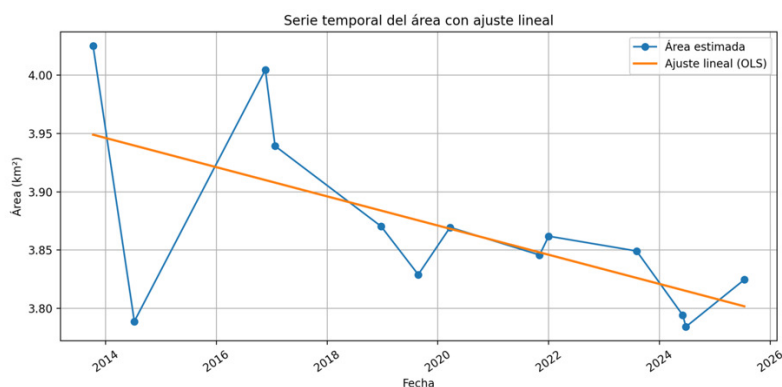
Luego de excluir esta medición, el conjunto depurado queda conformado por  $n = 13$  valores. Con estos datos se recalculan los parámetros del criterio IQR y se obtiene  $Q1 = 3,825 \text{ km}^2$ ,  $Q3 = 3,870 \text{ km}^2$  e  $IQR = 0,046 \text{ km}^2$ , con límites actualizados de  $3,756 \text{ km}^2$  y  $3,939 \text{ km}^2$ . Asimismo, los estadísticos globales de la serie depurada son: media =  $3,868 \text{ km}^2$ , mediana =  $3,849 \text{ km}^2$ , mínimo =  $3,784 \text{ km}^2$ , máximo =  $4,025 \text{ km}^2$ , desviación estándar =  $0,077 \text{ km}^2$  y coeficiente de variación =  $2,00 \%$ . Estos resultados indican que el área superficial de la laguna de Cuicocha presenta una variabilidad baja durante el periodo 2013–2025.

Para evaluar si el área superficial presenta una tendencia general a lo largo del tiempo, más allá de fluctuaciones puntuales, se realiza un análisis temporal sobre la serie depurada ( $n = 13$ , tras excluir el registro del 27/06/2015 por inconsistencias de segmentación). En primer lugar, se aplica un ajuste lineal por mínimos cuadrados ordinarios (OLS), en el que cada fecha se transforma en una variable numérica de tiempo y se estima una recta del tipo:

$$A(t) = \beta_0 + \beta_1 t \quad (5.6)$$

donde  $\beta_1$  representa la tasa promedio de cambio del área y se expresa en  $\text{km}^2/\text{año}$  para facilitar la interpretación. El ajuste produce una pendiente de  $-0,0125 \text{ km}^2/\text{año}$ , con  $p = 0,022$  y  $R^2 = 0,391$ , lo que indica una tendencia general de disminución del área durante el periodo analizado. Este resultado se presenta en la Fig. 5.9, donde la recta resume el comportamiento

global de la serie sin depender únicamente de variaciones puntuales entre fechas.



**Fig. 5.9.** Serie temporal del área con ajuste lineal (OLS).

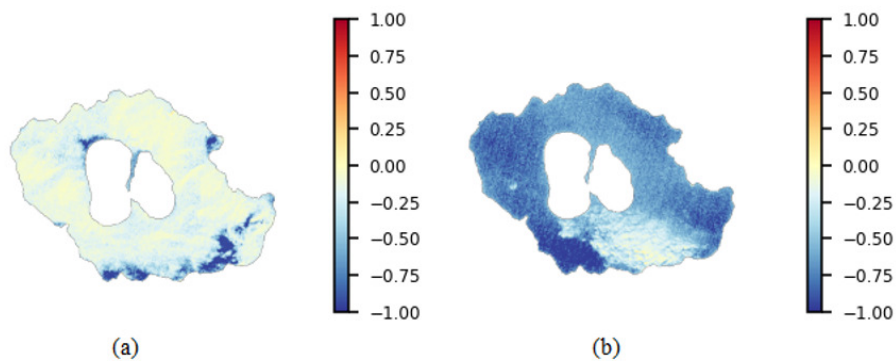
El análisis multitemporal del área superficial de la laguna de Cuicocha indica que, durante el periodo 2013–2025, el espejo de agua presenta una variabilidad baja. La serie depurada muestra una media de 3,868 km<sup>2</sup>, una mediana de 3,849 km<sup>2</sup> y un coeficiente de variación de 2,00 %, lo que evidencia una dispersión reducida entre las mediciones. Aunque los valores oscilan entre 3,784 km<sup>2</sup> y 4,025 km<sup>2</sup>, y el ajuste lineal sugiere una tendencia general descendente, la magnitud de esta reducción es pequeña en términos globales. Por ello, los resultados indican que el área superficial se mantiene relativamente constante a lo largo del periodo analizado, con una leve disminución que también puede estar influida, en parte, por pequeñas variaciones asociadas al proceso de segmentación.

### 5.2.2. Resultados del análisis de calidad del agua mediante turbidez

El análisis de turbidez en la laguna de Cuicocha se realiza a partir de escenas satelitales procesadas previamente, empleando el índice NDTI calculado únicamente sobre la región segmentada como agua. Sin embargo, durante la inspección de las imágenes se observa que, en múltiples fechas, la laguna presenta bruma o neblina, como se muestra en la Fig. 5.10. Esta condición modifica la reflectancia registrada por el sensor y puede introducir píxeles con valores anómalos dentro del cuerpo de agua, lo que genera sobreestimaciones o subestimaciones locales del índice.

Por esta razón, el análisis estadístico de turbidez se plantea con un enfoque robusto, priorizando el uso de percentiles en lugar de depender únicamente de promedios o valores

extremos. En particular, para cada fecha se obtiene la distribución de NDTI dentro del polígono de agua y se reportan P25, P50, P75 y P90, los cuales representan el comportamiento típico del índice y reducen la influencia de píxeles afectados por bruma, sombras o reflectancia atípica.



**Fig. 5.10.** Máscara NDTI de la laguna de Cuicocha, (a) con nubosidad dentro del cuerpo de agua, (b) sin nubosidad dentro del cuerpo de agua.

### 5.2.2.1. Depuración por inspección visual

Como primer filtro, se realiza una revisión visual de las escenas y de los productos generados, es decir, la máscara y el mapa NDTI. A partir de esta revisión se descartan las fechas 2013, 2016, 2018, 2019 y 2020, debido a que la nubosidad cubre la totalidad de la laguna, lo que invalida la interpretación del NDTI en esas escenas. En estos casos, aunque los percentiles podrían no variar significativamente, el valor estimado no representa la turbidez del agua, sino la respuesta espectral asociada a las nubes, por lo que se evita incluirlos en el análisis multitemporal, adicionalmente, se mantiene el descarte de 2015. La Tabla 5.2 presenta las fechas descartadas.

**Tabla 5.2.** Fechas descartadas por inspección visual.

Fecha	ndti_media	ndti_mediana	P10	P25	P70	P90
11/10/2013	-0.091	-0.082	-0.145	-0.108	-0.062	-0.042
20/11/2016	-0.17	-0.162	-0.267	-0.206	-0.119	-0.091
23/12/2018	-0.197	-0.146	-0.367	-0.214	-0.098	-0.066
25/08/2019	-0.124	-0.114	-0.185	-0.147	-0.087	-0.065
22/03/2020	-0.111	-0.107	-0.174	-0.141	-0.077	-0.055
27/06/2015	-0.337	-0.351	-1.684	-0.851	-0.194	-0.135

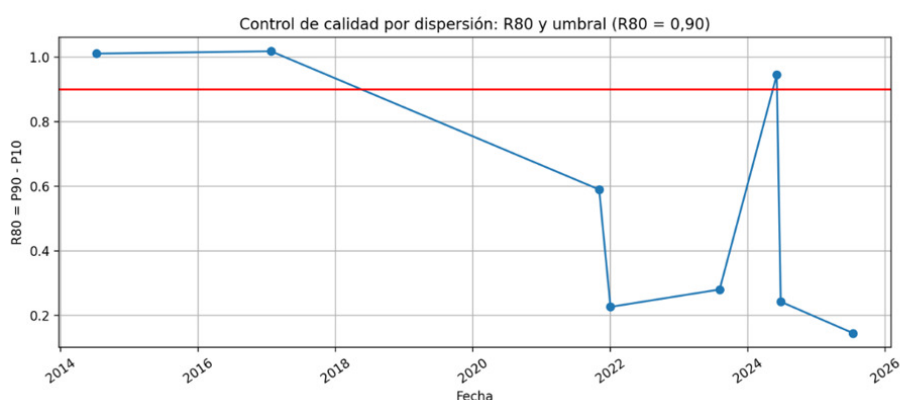
### 5.2.2.2. Control de calidad por dispersión usando percentiles

Una vez eliminadas las escenas con nubosidad total, se aplica un control adicional para evaluar la variabilidad interna del índice NDTI dentro del cuerpo de agua. Para ello se utiliza el indicador:

$$R80 = P90 - P10 \quad (5.7)$$

Este indicador representa la amplitud del 80 % central de los valores de NDTI, es decir, la diferencia entre los valores bajos y altos predominantes dentro de la laguna. Su función es detectar fechas en las que existe una dispersión excesiva del índice, situación que puede estar asociada a efectos no deseados, como bruma atmosférica, sombras o mezcla de píxeles en los bordes del cuerpo de agua.

En este estudio se adopta un umbral práctico de  $R80 \geq 0,90$  como criterio de alta dispersión. Las escenas que superan este valor presentan distribuciones muy extendidas del NDTI, lo que reduce su confiabilidad para el análisis multitemporal. Aplicando este criterio, se descartan adicionalmente las escenas correspondientes a 2014, 2017 y 03/06/2024, debido a la elevada variabilidad interna observada en el cuerpo de agua. La Fig. 5.11 presenta la evolución del indicador R80 junto con el umbral establecido, permitiendo identificar de forma visual las fechas que deben excluirse o analizarse con precaución.



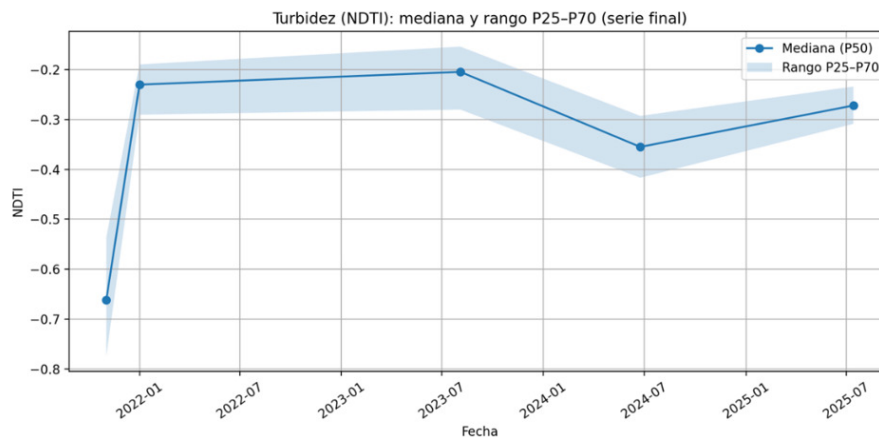
**Fig. 5.11.** Control de calidad por dispersión.

Tras aplicar los filtros, la serie final queda conformada por cinco fechas válidas, las cuales se muestran en la Tabla 5.3. Para cada fecha se interpreta la turbidez a partir de la mediana y del

rango central P25–P70, ya que estas medidas son menos sensibles a valores extremos y permiten comparar escenas bajo condiciones atmosféricas variables. La Fig. 5.12 presenta la evolución temporal de la mediana del NDTI y la banda P25–P70, mostrando tanto el valor representativo como la variabilidad interna.

**Tabla 5.3.** Fechas validadas para el análisis multitemporal.

Fecha	Media NDTI	Mediana NDTI	P10	P25	P70	P90	R80
02/11/2021	-0.634	-0.662	-0.889	-0.774	-0.537	-0.299	0.59
01/01/2022	-0.251	-0.230	-0.386	-0.290	-0.189	-0.160	0.226
04/08/2023	-0.237	-0.204	-0.398	-0.280	-0.154	-0.118	0.28
24/06/2024	-0.354	-0.355	-0.472	-0.417	-0.293	-0.229	0.243
14/07/2025	-0.270	-0.272	-0.341	-0.308	-0.234	-0.196	0.145

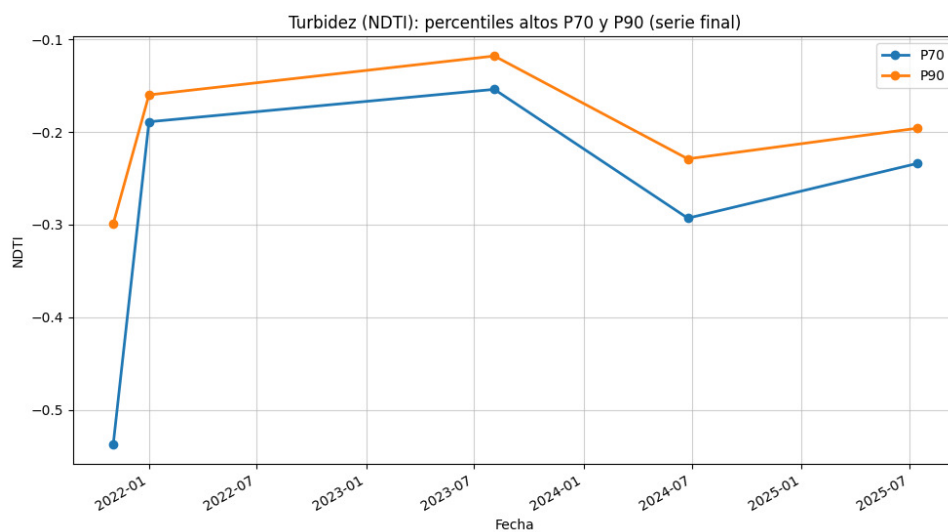


**Fig. 5.12.** Control de calidad NDTI por dispersión.

En la serie final, la mediana del NDTI varía aproximadamente entre  $-0,662$  (02/11/2021) y  $-0,204$  (04/08/2023), con una mediana global cercana a  $-0,272$ . Considerando la escala adoptada, donde  $-1$  corresponde a condiciones más claras y  $+1$  a condiciones más turbias, estos resultados indican que, en las fechas válidas, predominan valores negativos, compatibles con condiciones relativamente claras, aunque con diferencias entre años. En particular, 02/11/2021 presenta los valores más negativos, por lo que se interpreta como el escenario más claro dentro de la serie, mientras que 04/08/2023 muestra valores menos negativos, lo que sugiere un incremento relativo de turbidez respecto al resto de fechas analizadas.

Con el fin de resaltar las zonas del cuerpo de agua que presentan mayor turbidez relativa, también se analiza la evolución de los percentiles P70 y P90 del NDTI. Estos percentiles representan los valores más altos dentro de la distribución, pero sin depender del valor máximo, que suele ser más sensible al ruido o a efectos puntuales. En la serie, el P90 varía aproximadamente entre  $-0,299$  (02/11/2021) y  $-0,118$  (04/08/2023). Como los valores menos negativos indican mayor turbidez relativa, se observa que en 2023 se registran las condiciones más turbias dentro de las fechas válidas, mientras que en 2021 predominan valores más negativos, asociados a una condición más clara del agua en la Laguna de Cuicocha.

Este análisis permite comparar de forma directa la condición más turbia del sistema entre diferentes fechas, incluso cuando la mediana no refleja cambios locales dentro del cuerpo de agua. La Fig. 5.13 muestra el comportamiento temporal de P70 y P90, facilitando la identificación visual de los periodos con mayor turbidez relativa.



**Fig. 5.13.** Turbidez (NDTI): percentiles altos P70 y P90.

El análisis de turbidez de la Laguna de Cuicocha, basado en el índice NDTI, muestra que el cuerpo de agua presenta valores negativos durante el periodo 2021–2025, lo que corresponde a condiciones de baja turbidez y aguas relativamente claras. En este intervalo, la mediana del NDTI varía entre  $-0,662$  (02/11/2021) y  $-0,204$  (04/08/2023), sin evidenciar cambios bruscos hacia condiciones de mayor turbidez.

De manera complementaria, la dispersión interna de los valores, evaluada mediante el rango

P25–P70 y el indicador R80, se mantiene en niveles moderados y sin extremos marcados. Esto indica que la variabilidad entre las fechas válidas es reducida y que no se observan alteraciones importantes en la turbidez a lo largo de la serie analizada.

En conjunto, los resultados permiten concluir que la laguna de Cuicocha mantiene condiciones de agua relativamente clara durante el periodo estudiado, sin evidencias de incrementos significativos de turbidez. En este sentido, el comportamiento del NDTI sugiere una buena calidad del agua en términos de transparencia y baja presencia de partículas suspendidas.

# Capítulo VI

## CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJO A FUTURO

### 6.1 Conclusiones

Se concluye que el uso de imágenes satelitales multitemporales y técnicas de visión artificial permite analizar cambios en los cuerpos de agua de la provincia de Imbabura de manera efectiva, especialmente en variables como el área superficial y la turbidez. A partir del caso de estudio desarrollado en la laguna de Cuicocha, se comprueba que este enfoque proporciona información útil para el monitoreo ambiental y establece un procedimiento base que puede adaptarse al análisis de otros cuerpos de agua de la provincia.

La revisión de literatura permitió identificar que los índices espectrales constituyen una base sólida para la delimitación de cuerpos de agua en imágenes satelitales y para el análisis de sus variaciones en el tiempo. Asimismo, el estudio comparativo de sensores y plataformas permitió establecer que Sentinel-2 y Landsat-8 ofrecen condiciones adecuadas para este tipo de análisis, mientras que Google Earth Engine destaca como la plataforma más práctica para la búsqueda, filtrado y preparación de imágenes, al integrar estas etapas en un mismo entorno de trabajo.

El algoritmo implementado permite delimitar la laguna de forma constante en las fechas analizadas. El uso de índices espectrales proporciona resultados más estables, incluso cuando cambian las condiciones de iluminación o se presentan efectos atmosféricos, por lo que constituye una opción adecuada para la detección de agua en imágenes satelitales.

La aplicación del algoritmo en la laguna de Cuicocha muestra que el cuerpo de agua mantiene una extensión relativamente estable durante el periodo evaluado, con variaciones moderadas y sin cambios bruscos en su superficie. De manera complementaria, el análisis de turbidez presenta

valores asociados a agua clara y sin incrementos sostenidos de importancia, lo que indica que, en las fechas analizadas, no se evidencia un deterioro progresivo en esta variable.

El trabajo deja un procedimiento estructurado que puede servir como referencia para el monitoreo de cuerpos de agua en Imbabura mediante visión artificial. Aunque la validación se realiza en la laguna de Cuicocha, la metodología desarrollada puede aplicarse a otros lagos, lagunas o embalses de la provincia, siempre que se disponga de imágenes satelitales adecuadas y se consideren las particularidades de cada caso. Además, se reconocen limitaciones asociadas a la nubosidad, a la resolución espacial de los sensores y al hecho de que la evaluación de la calidad del agua se centra únicamente en la turbidez.

## **6.2 Recomendaciones**

Se recomienda realizar mediciones de campo para validar los resultados obtenidos a partir de las imágenes satelitales y ajustar la interpretación de los índices espectrales de acuerdo con las condiciones locales del cuerpo de agua.

Es importante realizar un monitoreo periódico de los cuerpos de agua utilizando imágenes satelitales de distintas fechas y aplicando los mismos criterios de procesamiento, para mejorar el seguimiento temporal del área superficial y la turbidez.

Conviene seleccionar imágenes con baja nubosidad y buena visibilidad atmosférica, ya que estas condiciones reducen interferencias en el procesamiento y aumentan la confiabilidad de los resultados.

Asimismo, se recomienda ajustar los parámetros de segmentación y análisis según las características de cada cuerpo de agua, debido a que factores como el entorno, la presencia de sombras y la resolución espacial de la imagen influyen en la delimitación final.

### **6.3 Trabajo a futuro**

Como trabajo a futuro, se plantea aplicar el procedimiento propuesto a otros cuerpos de agua de la provincia de Imbabura, con el fin de analizar su comportamiento en diferentes condiciones ambientales y geográficas. Esto permite ampliar el alcance del estudio y comparar los cambios en distintos lagos, lagunas o embalses de la provincia.

También queda pendiente ampliar el análisis de la calidad del agua mediante la incorporación de otros índices espectrales, además de la turbidez, para obtener una evaluación más completa del estado de los cuerpos de agua. Esto se debe a que la turbidez, por sí sola, no refleja todos los procesos o alteraciones que pueden presentarse en un ecosistema acuático. Existen otros parámetros que también influyen en la calidad del agua, como la presencia de clorofila, sedimentos suspendidos, materia orgánica o nutrientes, los cuales pueden aportar información complementaria sobre el estado del cuerpo de agua.

Además, la herramienta desarrollada guarda las imágenes binarias generadas durante la segmentación, por lo que estas pueden utilizarse en el futuro como base para entrenar un modelo de inteligencia artificial orientado a la identificación automática de agua en imágenes satelitales. Esto abre la posibilidad de mejorar la automatización del proceso y de contar con sistemas más robustos para el monitoreo de cuerpos de agua.

# Bibliografía

- [1] United Nations, *Water – at the center of the climate crisis*, Accessed: Oct. 31, 2025, ene. de 2023. dirección: <https://www.un.org/en/climatechange/science/climate-issues/water>
- [2] R. del Carmen Díaz Burgos, M. E. M. Macas y O. A. C. Haro, «Efectos del cambio climático en la calidad de agua y la salud pública en Ecuador. Revisión bibliográfica,» *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, vol. 9, n.º 1, págs. 11 742-11 759, mar. de 2025, ISSN: 2707-2207. DOI: [10.37811/cl\\_rcm.v9i1.16751](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i1.16751)
- [3] E. B. Castillo, D. C. Aliaga, R. G. Servan y J. P. Culqui, «Análisis espacio-temporal de cuerpos de agua y su predicción al 2031 en Amazonas, Perú,» *Revista de Investigación Hatun Yachay Wasi*, vol. 4, n.º 1, págs. 7-23, dic. de 2025, ISSN: 2955-8255. DOI: [10.57107/HYW.V4I1.81](https://doi.org/10.57107/HYW.V4I1.81)
- [4] N. M. Fuentes, «Detección de cambios en cuerpos de agua mediante imágenes satelitales multitemporales.» Tesis de pregrado, Universidad de Valparaíso, dic. de 2021. dirección: <http://repositoriobibliotecas.uv.cl/handle/uvsci/3954>
- [5] T. D. Bhaga, T. Dube, M. D. Shekede y C. Shoko, «Investigating the effectiveness of Landsat-8 OLI and Sentinel-2 MSI satellite data in monitoring the effects of drought on surface water resources in the Western Cape Province, South Africa,» *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 32, pág. 101 037, nov. de 2023, ISSN: 2352-9385. DOI: [10.1016/j.rsase.2023.101037](https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101037)
- [6] Y. Fu et al., «Monitoring Long-Term Spatiotemporal Changes in Iran Surface Waters Using Landsat Imagery,» *Remote Sensing 2022, Vol. 14, Page 4491*, vol. 14, n.º 18, pág. 4491, sep. de 2022, ISSN: 20724292. DOI: [10.3390/rs14184491](https://doi.org/10.3390/rs14184491)
- [7] K. Kirby, S. Ferguson, C. D. Rennie, J. Cousineau e I. Nistor, «Identification of the best method for detecting surface water in Sentinel-2 multispectral satellite imagery,» *Remote*

- Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 36, n.º 4/W3-2022, pág. 101 367, nov. de 2024, ISSN: 23529385. DOI: [10.1016/j.rsase.2024.101367](https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101367)
- [8] B. Zhao y L. Wang, «Surface water monitoring from 1984 to 2021 based on Landsat time-series images and Google Earth Engine,» *Heliyon*, vol. 10, n.º 17, e36660, sep. de 2024, ISSN: 24058440. DOI: [10.1016/j.heliyon.2024.e36660](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36660)
- [9] C. I. L. Chagalombo, «Diseño e implementación de un sistema que evalúe la variación del área de una laguna y un nevado del ecuador mediante procesamiento de imágenes satelitales.» Tesis de pregrado, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, sep. de 2021. dirección: <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/20643>
- [10] J. Tan et al., «A Self-Adaptive Thresholding Approach for Automatic Water Extraction Using Sentinel-1 SAR Imagery Based on OTSU Algorithm and Distance Block,» *Remote Sensing 2023, Vol. 15, Page 2690*, vol. 15, pág. 2690, 10 mayo de 2023, ISSN: 20724292. DOI: [10.3390/rs15102690](https://doi.org/10.3390/rs15102690) dirección: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/10/2690/htm%20https://www.mdpi.com/2072-4292/15/10/2690>
- [11] M. D. R. Dewantoro, M. Ulfa y B. D. Supatmanto, «Water Turbidity Mapping Using Sentinel-2A Imagery and Cloud Based Google Earth Engine in Saguling Reservoir,» *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 1343, n.º 1, pág. 012 027, mayo de 2024, ISSN: 17551315. DOI: [10.1088/1755-1315/1343/1/012027](https://doi.org/10.1088/1755-1315/1343/1/012027)
- [12] P. Abel Nugraha Ardyan y Redondo, «Water Turbidity Qualitative Analysis Based on Sentinel Imagery in Jeneberang River Downstream, Makassar, South Sulawesi,» *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 1525, n.º 1, pág. 012 028, jul. de 2025, ISSN: 17551315. DOI: [10.1088/1755-1315/1525/1/012028](https://doi.org/10.1088/1755-1315/1525/1/012028)
- [13] R. Sankaran, J. A. Al-Khayat, A. J. M. E. Chatting, F. N. Sadooni y H. A.-S. Al-Kuwari, «Retrieval of suspended sediment concentration (SSC) in the Arabian Gulf water of arid region by Sentinel-2 data,» *Science of The Total Environment*, vol. 904, n.º 3, pág. 166 875, dic. de 2023, ISSN: 18791026. DOI: [10.1016/j.scitotenv.2023.166875](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.166875)
- [14] C. J. A. Medina, «Análisis del estado de la calidad del agua en dos zonas de concentración de distritos mineros priorizados por el IDEAM (río Nechí y río Atrato), a partir de valores

- estimados en imágenes satelitales.» Tesis de pregrado, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, dic. de 2022. dirección: <http://hdl.handle.net/11349/28813>
- [15] B. Karimi, S. H. Hashemi y H. Aghighi, «Application of Landsat-8 and Sentinel-2 for retrieval of chlorophyll-a in a shallow freshwater lake,» *Advances in Space Research*, vol. 74, n.º 1, págs. 117-129, jul. de 2024, ISSN: 18791948. DOI: [10.1016/j.asr.2024.03.056](https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.03.056)
- [16] H. Wei et al., «A remote sensing index for the detection of multi-type water quality anomalies in complex geographical environments,» *International Journal of Digital Earth*, vol. 17, n.º 1, 2024, ISSN: 17538955. DOI: [10.1080/17538947.2024.2313695](https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2313695)
- [17] D. V. Chuco Soto, «La Teledetección como herramienta para la agricultura y el riego,» Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Educación, sep. de 2021. dirección: <https://repositorio.une.edu.pe/handle/20.500.14039/9407>
- [18] Comisión Europea, «Fundamentos de teledetección aplicada,» Programa Copernicus, 2018, Proyecto cofinanciado por la Comisión Europea, Framework Partnership Agreement 275/G/GRO/COPE/17/10042.
- [19] V. O. Delgado Inga e I. I. Mogrovejo Barrera, «Teledetección espacial mediante la aplicación de imágenes satelitales tipo Aster L1t, Landsat 8 Oli y Sentinel 2 en zonas de alteración hidrotermal,» Tesis de pregrado, Universidad del Azuay, 2021. dirección: <http://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/11326>
- [20] A. Andreu, E. Carpintero y M. P. González-Dugo, *Teledetección para Agricultura*, I. de Investigación y Formación Agraria y Pesquera (IFAPA) Junta de Andalucía, ed. 2021, pág. 41. dirección: <https://www.juntadeandalucia.es/agriculturaypesca/ifapa/servifapa/registro-servifapa/bdac6055-21a9-4dd7-8cba-06a3e9d67873>
- [21] E. Vasquez-Dolande, E. Morales y M. Achkar, «Evaluación del uso de sensores remotos para identificar manchas de crudo en áreas costa afuera del Uruguay,» *Boletín de Geología*, vol. 43, n.º 2, págs. 185-202, 2021, ISSN: 0120-0283. DOI: [10.18273/REVBOL.V43N2-2021010](https://doi.org/10.18273/REVBOL.V43N2-2021010) dirección: [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0120-02832021000200185&lng=en&nrm=iso&tlng=es%20http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_abstract&pid=S0120-02832021000200185&lng=en&nrm=iso&tlng=es](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-02832021000200185&lng=en&nrm=iso&tlng=es%20http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0120-02832021000200185&lng=en&nrm=iso&tlng=es)

- [22] D. C. O. Rojas y D. F. A. Acosta, «Desarrollo de un sistema de tratamiento y geo-posicionamiento satelital de imágenes para análisis de cultivos mediante conceptos de agricultura de precisión,» Tesis de pregrado, Universidad de los Llanos, 2016. dirección: <https://repositorio.unillanos.edu.co/handle/001/4435>
- [23] H. Rojo, J. L. Cuellar y O. Cruz Álvarez, «Teledetección y automatización en la agricultura del futuro,» *Elementos*, vol. 133, págs. 79-84, ene. de 2024.
- [24] D. Phiri, M. Simwanda, S. Salekin, V. R. Nyirenda, Y. Murayama y M. Ranagalage, «Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review,» *Remote Sensing 2020, Vol. 12, Page 2291*, vol. 12, n.º 14, pág. 2291, jul. de 2020, ISSN: 20724292. DOI: [10.3390/rs12142291](https://doi.org/10.3390/rs12142291)
- [25] Google Earth Engine. «Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A (SR),» Google for Developers, visitado 9 de mar. de 2026. dirección: [https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS\\_S2\\_SR\\_HARMONIZED](https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S2_SR_HARMONIZED)
- [26] Y. Loukili, Y. Lakhri y S. E. B. Ali, «Geospatial Big Data Platforms: A Comprehensive Review,» *KN - Journal of Cartography and Geographic Information 2022 72:4*, vol. 72, n.º 4, págs. 293-308, sep. de 2022, ISSN: 25244965. DOI: [10.1007/s42489-022-00121-7](https://doi.org/10.1007/s42489-022-00121-7)
- [27] S. Marschner et al., «Fundamentals of Computer Graphics,» *Fundamentals of Computer Graphics*, jul. de 2021. DOI: [10.1201/9781003050339](https://doi.org/10.1201/9781003050339)
- [28] Safe Software. «Raster,» Safe Software Inc., visitado 9 de mar. de 2026. dirección: [https://docs.safe.com/fme/2020.0/html/FME\\_Desktop\\_Documentation/FME\\_Workbench/!FME\\_Geometry/Raster.htm](https://docs.safe.com/fme/2020.0/html/FME_Desktop_Documentation/FME_Workbench/!FME_Geometry/Raster.htm)
- [29] G. Torres Román, «Sistema de geolocalización y mapeado para la gestión de incendios forestales,» Trabajo Fin de Máster, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 2021. visitado 9 de mar. de 2026. dirección: <https://acedacris.ulpgc.es/handle/10553/112297>
- [30] R. H. Lozano y N. Pavón, «Índices para el monitoreo de cuerpos de agua usando sensores remotos,» *Acta Universitaria*, vol. 34, págs. 1-19, mar. de 2024, ISSN: 2007-9621. DOI: [10.15174/AU.2024.3814](https://doi.org/10.15174/AU.2024.3814)

- [31] G. Kaplan et al., «The role of remote sensing in the evolution of water pollution detection and monitoring: A comprehensive review,» *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, vol. 136, pág. 103 712, dic. de 2024, ISSN: 14747065. DOI: [10.1016/j.pce.2024.103712](https://doi.org/10.1016/j.pce.2024.103712)
- [32] I. Chawla, L. Karthikeyan y A. K. Mishra, «A review of remote sensing applications for water security: Quantity, quality, and extremes,» *Journal of Hydrology*, vol. 585, pág. 124 826, jun. de 2020, ISSN: 0022-1694. DOI: [10.1016/J.JHYDROL.2020.124826](https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2020.124826)
- [33] A. G. Lopez, «Assessing the Use of Normalized Difference Chlorophyll Index to Estimate Chlorophyll-A Concentrations Using Landsat 5 TM and Landsat 8 OLI Imagery in the Salton Sea, California,» Master's Thesis, University of Southern California, 2023.
- [34] J. Nontapon et al., «Monitoring Water Turbidity in the Chiang Rai Reach of the Mekong River Using Sentinel-2 NDTI,» *RMUTL Engineering Journal*, vol. 10, n.º 2, págs. 60-68, dic. de 2025, ISSN: 3027-7434. DOI: [10.14456/rmutlengj.2025.14](https://doi.org/10.14456/rmutlengj.2025.14)
- [35] E. E. Gallardo Echenique, *Metodología de la investigación: manual autoformativo interactivo*. Universidad Continental, 2017. visitado 10 de mar. de 2026. dirección: <https://repositorio.continental.edu.pe/handle/20.500.12394/4278>
- [36] Google. «Google Earth Engine.» Plataforma de análisis geoespacial en la nube, visitado 11 de mar. de 2026. dirección: <https://earthengine.google.com/>
- [37] M. d. R. Iglesias, «Primeros pasos en Google Earth Engine (GEE),» en *Teledetección y sistemas de información geográfica. Fundamentos teóricos y ejemplos de aplicaciones para las ciencias naturales*, S. E. Torrusio, M. R. Derguy y A. A. Lamaro, eds., Editorial de la Universidad Nacional de La Plata (EDULP), 2025, págs. 80-84. dirección: <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/182508>
- [38] S. Gillies et al., *Rasterio: Geographic Raster I/O for Python*, <https://github.com/rasterio/rasterio>, Accessed: 2026-03-14, 2013.
- [39] G. Bradski, «The OpenCV Library,» *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000.
- [40] C. R. Harris, K. J. Millman, S. J. van der Walt et al., «Array programming with NumPy,» *Nature*, vol. 585, págs. 357-362, 2020. DOI: [10.1038/s41586-020-2649-2](https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2)

- [41] S. van der Walt, J. L. Schönberger, J. Nunez-Iglesias et al., «scikit-image: Image processing in Python,» *PeerJ*, vol. 2, e453, 2014. DOI: [10.7717/peerj.453](https://doi.org/10.7717/peerj.453)
- [42] K. Jordahl et al., *GeoPandas: Python tools for geographic data*, <https://geopandas.org>, Accessed: 2026-03-14, 2014.
- [43] La Tribu del Lago. «Laguna de Cuicocha.» Consultado: 16-03-2026. dirección: <https://latribudellago.com/laguna-de-cuicocha/>
- [44] Z. Jiang, W. Jiang, Z. Ling, X. Wang, K. Peng y C. Wang, «Surface Water Extraction and Dynamic Analysis of Baiyangdian Lake Based on the Google Earth Engine Platform Using Sentinel-1 for Reporting SDG 6.6.1 Indicators,» *Water*, vol. 13, n.º 2, pág. 138, 2021. DOI: [10.3390/w13020138](https://doi.org/10.3390/w13020138)
- [45] X. E. Arteus, *Herramientas de análisis para cuerpos de agua*, <https://github.com/Arteus18/herramientas-de-analisis-para--cuerpos-de-agua>, Repositorio en GitHub, consultado el 16 de marzo de 2026, 2026.

# Anexos

## Algoritmos y código fuente del proyecto

En el repositorio público del proyecto, disponible en GitHub [45], se almacenan los recursos desarrollados durante la investigación. Entre ellos se incluyen el script de Google Earth Engine para la descarga de imágenes Landsat y Sentinel, los notebooks correspondientes a los métodos de segmentación propuestos y la herramienta final para el análisis multitemporal de cuerpos de agua.

Este material se mantiene organizado y documentado con el fin de facilitar la reproducibilidad del trabajo, la validación de la metodología aplicada y la revisión del funcionamiento de la herramienta desarrollada.