

DOI: 10.24850/j-tyca-18-01-04

Artículos

Evaluación de la calidad del agua a través de datos de campo e imágenes satelitales en la Presa Solís, Guanajuato

Assessing water quality through field data and satellite imagery at Solís Dam, Guanajuato

Azucena Pérez-Vega¹, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9683-4207>

Jean François Mas², ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6138-9879>

Rosaura Páez-Bistrain³, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-7019-1058>

Alex Ricardo Caldera-Ortega⁴, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6203-7429>

Yesenia Elena Trejo-Nila⁵, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-7929-7806>

Luisa Fernanda Chávez-Zamora⁶, ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-4309-289X>

¹Universidad de Guanajuato-Departamento de Geomática e Hidráulica, Guanajuato, México, azupv@ugto.mx

²Universidad Nacional Autónoma de México-Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, Morelia, Michoacán, México, jfmas@ciga.unam.mx.

³Universidad Nacional Autónoma de México-Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, Morelia, Michoacán, México, rpaezb@ciga.unam.mx



⁴Universidad de Guanajuato-Departamento de Gestión Pública y Desarrollo, León, Guanajuato, México, arcaldere@ugto.mx

⁵Universidad de Guanajuato-Departamento de Geomática e Hidráulica, Guanajuato, México, ye.trejonila@ugto.mx

⁶Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Michoacán, México, 2148192a@umich.mx

Autora para correspondencia: Azucena Pérez-Vega, azupv@ugto.mx

Resumen

En México existen miles de presas, de las cuales más del 60% presentan agua contaminada o fuertemente contaminada (CONAGUA, 2025a). El presente estudio evaluó la contribución de los índices espectrales derivados de imágenes multiespectrales de Sentinel-2 y datos de muestreo de campo para monitorear la calidad del agua de la presa Solís en Guanajuato. Realizamos dos visitas de campo durante la temporada de secas y lluvias para recolectar muestras de agua de la presa. Estas muestras se utilizaron para medir diversos parámetros de calidad del agua, como la concentración de clorofila, los sólidos suspendidos totales, el pH, la conductividad eléctrica, la dureza, la alcalinidad, la temperatura, la turbidez, el oxígeno disuelto y la transparencia. Varios índices espectrales calculados con base en imágenes Sentinel-2 mostraron correlaciones de Pearson superiores a 0.7 con parámetros de calidad del agua; en particular, el índice Gi033BDA presentó valores de 0.65, 0.71 y 0.75 para los parámetros de sólidos suspendidos totales, turbidez y clorofila, respectivamente. Se ajustó un modelo de regresión lineal entre la concentración de clorofila y el índice Gi033BDA. Usando este modelo

con una serie temporal de imágenes, pudimos observar la dinámica espaciotemporal de la concentración de clorofila en la presa durante 2024. Los resultados permiten desarrollar un sistema de monitoreo de la calidad del agua para la presa Solís, aprovechando las ventajas de los datos de Sentinel-2, específicamente su libre disponibilidad, resolución temporal para un monitoreo preciso y resolución espacial para identificar con precisión fenómenos localizados, como las floraciones de algas.

Palabras clave: calidad del agua, presa, teledetección, vigilancia ambiental, presa Solís, Guanajuato, México.

Abstract

In Mexico, there are thousands of dams, of which more than 60% contain contaminated or heavily contaminated water (CONAGUA, 2025a). This study evaluated the contribution of spectral indices derived from Sentinel-2 multispectral imagery and field sampling data to monitoring water quality at the Solís Dam in Guanajuato. We conducted two field visits during the dry and rainy seasons to collect water samples from the dam. We used these samples to measure various water quality parameters, such as chlorophyll concentration, total suspended solids, pH, electrical conductivity, hardness, alkalinity, temperature, turbidity, dissolved oxygen, and transparency. Several spectral indices computed using Sentinel-2 imagery showed Pearson correlations greater than 0.7 with water quality parameters; in particular, the Gi033BDA index showed values of 0.65, 0.71 and 0.75 for total suspended solids, turbidity, and chlorophyll, respectively. We fitted a linear regression model to the relationship between chlorophyll concentration and the Gi033BDA index. Using this model with a time series of Sentinel images, we observed the

spatiotemporal dynamics of chlorophyll concentration in the reservoir. The results allow for the development of a water quality monitoring system for the Solís Reservoir, leveraging Sentinel-2 data, specifically its free availability, temporal resolution for precise monitoring, and spatial resolution for accurately identifying localized phenomena, such as algal blooms.

Keywords: water quality, dams, remote sensing, environmental monitoring, Solís dam, Guanajuato, Mexico.

Recibido: 13/10/2025

Aceptado: 10/04/2026

Publicado ahead of print: 21/07/2026

1. Introducción

Las presas son construcciones fundamentales para el desarrollo humano y la gestión de los recursos hídricos. Su relevancia radica en los múltiples beneficios que ofrece a la sociedad, destacando desde aspectos ambientales y socioeconómicos, como son: abastecimiento y gestión del agua, generación de energía eléctrica, control de inundaciones, desarrollo económico, recreación y/o turismo, cuidado y conservación de los ecosistemas. Las presas desempeñan un papel fundamental sobre todo en las regiones donde los recursos hídricos son escasos o irregulares.

De acuerdo con el Inventario Nacional de Presas, de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA, 2025b), se tienen registradas aproximadamente 6,500 estructuras, entre presas y bordos. Por su parte, Arreguín-Cortés et al. (2013), con información también proveniente de la

CONAGUA, reportan 836 grandes presas (con cortinas de más de 15 metros) y 4,330 presas pequeñas. No obstante, estos autores señalan que existen alrededor de 8,000 presas y bordos pequeños que no se encuentran registrados. De forma más específica para la cuenca Lerma-Chapala se reporta el mayor número de presas del país con 70 presas (CONAGUA, 2025b).

A pesar de los beneficios derivados de las presas, éstas presentan también importantes desafíos como son: el desplazamiento de las comunidades, la alteración de los ecosistemas, el azolvamiento en el fondo de las presas, los costos mismos de la construcción y el mantenimiento de estas (Martínez et al., 2012). Presentan otras problemáticas acrecentadas por el cambio climático, como una menor cantidad e irregular distribución de las lluvias, altos niveles de evaporación, aumento de temperatura y mayor proliferación bacteriana (Yadava et al., 2023). De acuerdo con los datos de la Red Nacional de Medición de la Calidad del Agua de la CONAGUA, para el periodo 2012-2024, 33% de las 710 presas monitoreadas no cumplían con por lo menos uno de los ocho parámetros de calidad del agua utilizados que incluyen Demanda Bioquímica de Oxígeno a cinco días, Demanda Química de Oxígeno, Sólidos Suspendidos Totales, Coliformes fecales, *Escherichia coli*, Enterococos fecales, porcentaje de saturación de Oxígeno Disuelto y Toxicidad aguda. En 2023 y 2024, esta proporción, basada respectivamente en 60 y 68 presas, rebasa 60% (Mas, 2026). La calidad del agua en las presas se ve afectada por las actividades humanas que vierten nutrientes (nitratos y fosfatos), metales pesados (plomo, mercurio y cadmio), patógenos (coliformes y *Escherichia coli*), residuos sólidos, y contaminantes químicos (agroquímicos) (Martínez et al., 2012). Los parámetros de calidad de agua han sido estandarizados a nivel

internacional por la *National Sanitation Foundation* (Brown, 1977), incluyendo los índices de Demanda Bioquímica de Oxígeno (DBO₅), oxígeno disuelto (OD), coliformes fecales, nitratos (NO₃), pH, cambio de temperatura, sólidos disueltos totales (SDT), fosfatos totales y turbidez (Ariza Restrepo et al., 2023).

El monitoreo de la calidad del agua con base en la toma de muestras *in situ* y posterior análisis de laboratorio requiere una inversión significativa de tiempo y recursos. Por ello, es difícil monitorear un cuerpo de agua de forma sistemática y en la totalidad de su superficie (Espinosa Ramírez, 2018). En las últimas décadas numerosas investigaciones buscaron relacionar parámetros de calidad del agua obtenidos de muestras *in situ* con la respuesta espectral del agua observada en imágenes de satélite (Hellweger & Lall, 2004; Elhag et al., 2019; Yigit Avdan et al., 2019; Ariza Restrepo et al., 2023; Lioumbas et al., 2023). Se propusieron índices espectrales calculados con base en imágenes de satélite relacionados con parámetros de calidad del agua como concentración de clorofila, sólidos totales suspendidos y turbidez, entre los más importantes (Hernández Lozano & Pavón, 2024). Es importante mencionar que actualmente se cuenta con la disponibilidad de datos de percepción remota gratuitos con una alta resolución espacial y temporal para cualquier parte del planeta. Por ello, la percepción remota y las técnicas geoespaciales son consideradas una alternativa viable y de bajo costo para el monitoreo de la calidad del agua (Chawla et al., 2020; Ritchie et al., 2003).

El objetivo del presente estudio es evaluar la aportación de 22 índices espectrales obtenidos con base en imágenes multiespectrales Sentinel-2 combinados con datos de campo para la evaluación de la calidad del agua de la presa Solís, Guanajuato.

1.1. Antecedentes

La subcuenca alta de Lerma-Toluca es reportada como la más contaminada del país. Algunos resultados de monitoreos de Demanda Bioquímica de Oxígeno (DBO₅) en el año 2005 indicaron que, de las muestras de 21 estaciones, ubicadas en su mayoría en el cauce principal del río Lerma, más del 60% de las fuentes superficiales de agua presentan altos niveles de DBO₅ principalmente en la parte alta del río Lerma, Estado de México, observándose una mejor calidad hacia la parte media y baja de la cuenca. Del mismo modo, los resultados del análisis de Demanda Química de Oxígeno (DQO) para el mismo año en 35 de las estaciones de monitoreo de la cuenca indican que más del 70% de los cuerpos de agua monitoreados presentan altos valores de DQO (Cotler et al., 2006).

El volumen de agua almacenada en la presa Solís reviste una gran importancia para el desarrollo agrícola del distrito de riego 011, que abarca los módulos de Acámbaro, Salvatierra, Jaral del Progreso, Cortazar, Valle de Santiago, Salamanca, Irapuato, Abasolo, Huanímaro, Corralejo, La Purísima en Guanajuato y un módulo en Michoacán: Pastor Ortiz. Actualmente, este proyecto constituye la apuesta estratégica del gobierno de Guanajuato para el abastecimiento de agua, después de la cancelación de la presa del Zapotillo en el año 2021. Se presenta como el plan alternativo del gobierno estatal, con el respaldo de la administración federal, para garantizar el suministro de agua a la población de la ciudad de León, la más poblada del estado (1.58 millones de hab) y a las actividades agroindustriales de la parte central de Guanajuato, las cuales representan uno de los pilares fundamentales de su economía.

Actualmente el embalse de la presa Solís tiene un nivel de aguas máximas ordinarias (NAMO) de 800.000 hm³ de acuerdo con el Sistema Nacional de Información del Agua de CONAGUA (2026) y su uso primordial es el riego agrícola; hasta el pasado 09 de diciembre del 2023 la presa Solís mantenía una capacidad de hasta el 100% de su capacidad máxima. La presa abastece aproximadamente 120 mil hectáreas de áreas agrícolas. El promedio de vida útil para la presa Solís se planeó para 50 años a partir de la finalización de su construcción, sin embargo, como consecuencia del continuo mantenimiento por parte de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA), los mecanismos y la infraestructura de la presa Solís se encuentran en muy buenas condiciones. Es por ello, por lo que ésta presa se ha visto como la solución a la crisis de agua en el estado de Guanajuato.

1.2. Parámetros de Calidad de agua

En México, la determinación de la calidad de los cuerpos de agua naturales y artificiales es responsabilidad de la Secretaría de Medio Ambiente y recursos Naturales y Secretaría del Agua y Medio Ambiente a nivel estatal (SEMARNAT y SAMA) bajo la supervisión de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA), las cuales se rigen bajo las normas NOM-127-SSA1-2021 (Secretaría de Salud, 2022), Agua para uso y consumo humano y NOM-001-SEMARNAT-2021 (SEMARNAT, 2022), que establece los límites permisibles de contaminantes en las descargas de aguas residuales para parámetros fisicoquímicos, microbiológicos y radiactivos en los cuerpos de agua.

Algunos de los indicadores considerados para monitorear la calidad del agua destinada al consumo humano en México son:



- pH, es una medida que indica el grado de acidez o alcalinidad del agua. Su escala va de 0 a 14, donde los valores menores a 7 indican acidez, y los superiores, alcalinidad (basicidad). Para el consumo humano y la preservación de la salud de los ecosistemas acuáticos, se considera adecuado un rango de pH entre 6.5 y 8.5. Valores fuera de este intervalo pueden ser indicadores de contaminación o de la presencia de procesos químicos que generan toxicidad.
- Turbidez, es una medida de la claridad relativa del agua. Corresponde al fenómeno físico en el que los materiales en suspensión, como sedimentos, microorganismos o contaminantes, provocan la dispersión y absorción de la luz, reduciendo la cantidad de luz que se transmite a través del agua. Una forma sencilla de evaluarla es mediante el disco de Secchi, que mide la profundidad a la que aún es visible un patrón de colores sumergido, indicando así hasta dónde penetra la luz en la columna de agua.
- Sólidos Suspendidos Totales (SST), se refieren a las partículas sólidas que están suspendidas en el agua, como materia orgánica, minerales, y sedimentos, y son un indicador clave de la turbidez del agua (Samboni Ruiz et al., 2007).
- Concentración de clorofila, es un indicador que mide la cantidad de pigmento fotosintético presente en el agua, reflejando la biomasa de algas y fitoplancton. Valores moderados son propios de ecosistemas acuáticos saludables y productivos. Niveles excesivamente altos suelen indicar eutrofización o proliferación de algas (como florecimientos algales), frecuentemente asociados a contaminación por nutrientes (nitrógeno y fósforo).

1.3. Índices de calidad de agua mediante Sensores Remotos

El uso de índices espectrales derivados de datos de percepción remota inició desde la década de los años setenta y es una herramienta poderosa para evaluar la calidad del agua en ambientes acuáticos (Ritchie et al., 2003). Existen cientos de publicaciones sobre el tema entre las que destacan: Kallio (2000), Toming et al. (2016), Batur & Maktav (2018), Odermatt et al. (2018), Cillero Castro et al. (2020), McEliece et al. (2020), Pizani et al. (2020), Topp et al. (2020), Cruz-Retana et al. (2023), Bangira et al. (2024) y Tesfaye (2024) por mencionar algunas. Dichas contribuciones se apoyan en diversos sensores como los de la plataforma Landsat en sus diferentes versiones (MSS, TM, ETM+, OLI), sensores de satélites de la agencia espacial Europea (Sentinel, ENVISAT MERIS, SPOT) y recientemente de plataformas chinas como Gaofen-1 y Huan Jing (Shang & Shen, 2015; Li et al., 2015).

Gracias al avance tecnológico, existen satélites con sensores hiperespectrales, con cientos de bandas (Sudduth et al., 2005; Kneubühler et al., 2005; Beck et al., 2019; Bhargava et al., 2024). Otra tendencia reciente es la obtención de información sobre calidad del agua a través de Vehículos Aéreos No Tripulados (McEliece et al., 2020; Saikhom & Kalita, 2024). El número de artículos de investigación es más reducido en comparación con los basados en imágenes multiespectrales.

Los índices espectrales de calidad del agua utilizan combinaciones específicas de bandas espectrales para evaluar parámetros de calidad del agua como la turbidez, la concentración de clorofila o la materia orgánica disuelta (Beck et al., 2019; Chawla et al., 2020; Kallio, 2000). Los índices de calidad del agua monitoreados geoespacialmente están a menudo

enfocados a la detección de la floración de algas nocivas como cianobacterianas, las cuales se ha documentado que afectan la salud humana y animal y al mismo tiempo alteran las economías locales (Anderson et al., 2000; Linkov et al., 2009; USEPA, 2012a, 2012b).

2. Materiales y métodos

2.1. Área de estudio

La presa Solís es uno de los principales embalses del estado de Guanajuato, con una capacidad de almacenamiento aproximada de 800 millones de metros cúbicos, destinada al riego agrícola y control de avenidas (CONAGUA, 2026). Se localiza en la subcuenca Lerma-Toluca (Fig.1 a), que forma parte de la cuenca alta del Lerma-Chapala-Santiago. Dicha subcuenca desemboca en el cuerpo de agua de la presa Tepuxtepec y aguas abajo en la presa Solís, esta subcuenca es considerada la más contaminadas de toda la cuenca del Lerma-Chapala (Cotler et al., 2005). Las descargas de los corredores industriales, así como el transporte de agroquímicos por escorrentía desde las extensas superficies con intensa actividad agrícola repercute en la contaminación de los cuerpos de agua cercanos a dichas actividades (Solís, 2017; Ramírez-Sánchez et al., 2025; Torres et al., 2025). Los elevados niveles de contaminación del agua en la presa Solís, derivados de las actividades previamente mencionadas, se ven agravados por la presencia de extensas áreas con cubiertas secundarias y suelos degradados en los estados de México, Michoacán, Guanajuato y Querétaro (Cotler et al., 2005).

La subcuenca de Lerma-Toluca, presenta un gradiente altitudinal de 675 a 4,690 msnm y un área total de 8,656 km². La subcuenca se

encuentra drenada por el río Lerma, el cual nace en las montañas del Estado de México y desemboca en el brazo sur de la presa Solís y en el brazo al norte por el río Tigre (Fig. 1b). Esta subcuenca ha tenido una apropiación importante de los recursos naturales desde tiempos prehispánicos debido a su ubicación geográfica sobre suelos fértiles, y por ser una franja divisoria entre las planicies del norte semiárido y el relieve abrupto al sur (Cotler et al., 2006). Actualmente es un corredor de movilidad entre las ciudades más pobladas del país: la ciudad de México y Guadalajara, lo cual fomenta el crecimiento económico y demográfico de la cuenca (Durán et al., 1999). Las áreas adyacentes a la presa Solís mantienen un clima templado con lluvias de verano. Presenta una precipitación anual de 800 a 1,000 milímetros en la mayoría del área (69%). En las zonas más altas de la subcuenca (6%), la precipitación supera los 1,000 mm y entre los 600 a 800 mm (14%) se encuentra la menor precipitación-(Arreguín Ramos, 2015).

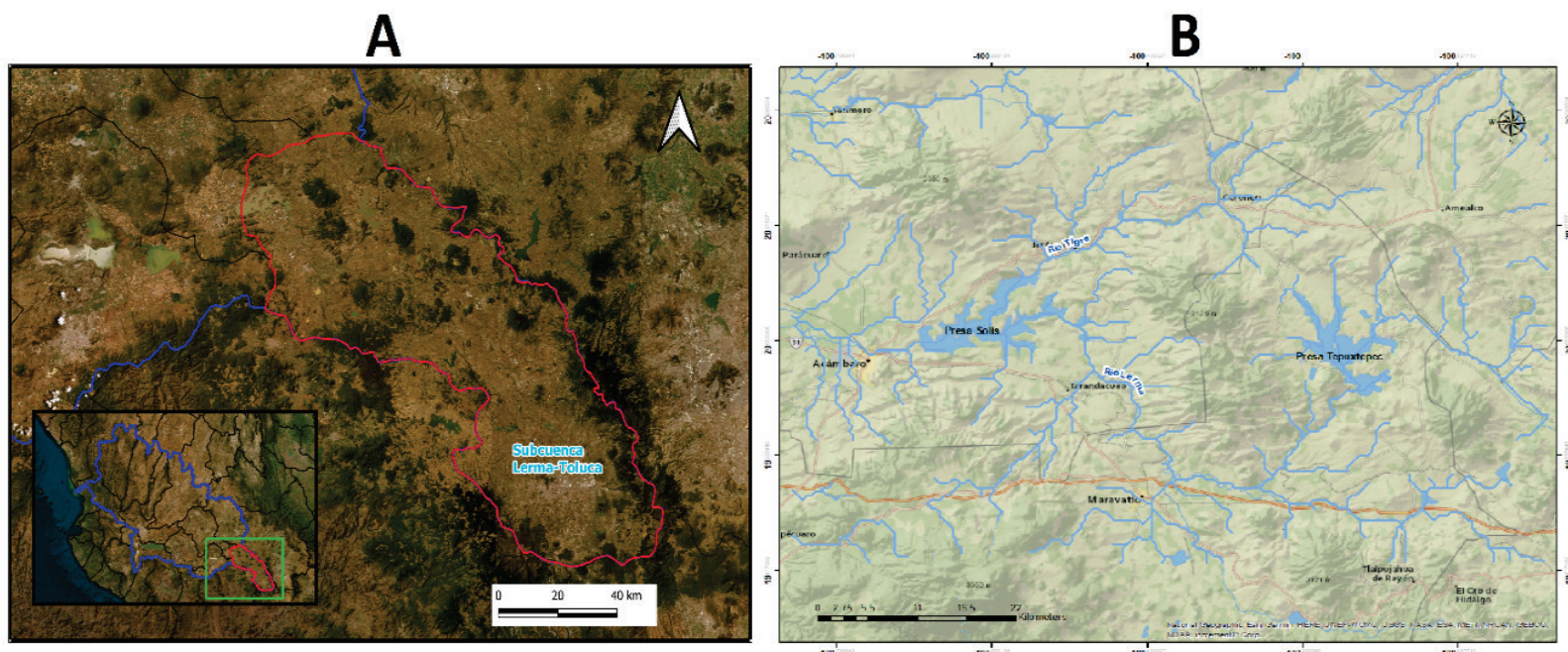


Figura 1. A) Mapa de ubicación de la subcuenca Lerma-Toluca, el polígono azul corresponde a la región hidrológica Lerma-Chapala-Santiago y B) Mapa de la red fluvial de los ríos que desembocan en la presa al sur río Lerma y al norte el río Tigre.

En la subcuenca predominan actividades económicas desarrolladas principalmente en suelos de rocas volcánicas extrusivas donde se establecen actividades agrícolas en la mayor superficie de la subcuenca Lerma-Toluca con un 64.8%, (47.5% agricultura de temporal y un 17.3% de riego). El bosque templado primario y secundario cubren respectivamente 10.8% y 8%, mientras los pastizales suman un 9.7%, seguidos de las superficies urbanas y asentamientos humanos con un 4.4%. Finalmente, se encuentran los cuerpos de agua con un 2% y las selvas bajas caducifolias secundarias degradadas con un 0.3% (INEGI, 2018).

Según el Censo de Población y Vivienda (INEGI, 2020), la subcuenca del Lerma-Toluca presenta una población de más de 3.5 millones de habitantes, correspondiendo casi al 35% de la población total de la cuenca Lerma-Chapala. Entre las cinco ciudades más importantes destacan: Toluca de Lerdo (223,876 hab), San Mateo Atenco (88,734 hab), San Salvador Tizatlalli (70,013 hab), Acámbaro (56,597 hab) y San Pablo Autopan (47,932 hab), perteneciendo sólo Acámbaro al estado de Guanajuato y el resto al estado de México.

2.2. Materiales

Se utilizaron imágenes multiespectrales de la constelación Sentinel-2. Estas imágenes presentan 12 bandas en el visible y el infrarrojo con una resolución espacial de 10, 20 y 60 m dependiendo de la banda espectral (Tabla 1) y una resolución temporal de cinco días. Se usaron imágenes preprocesadas a nivel de reflectancia de la superficie (nivel 2A) que se obtuvieron del Ecosistema del Espacio de Datos Copernicus (<https://dataspace.copernicus.eu>).

El procesamiento de las imágenes, así como los análisis estadísticos, se realizaron con el programa R (R Core Team, 2025) en particular los paquetes CDSE (Karaman, 2025) para la obtención de las imágenes, terra (Hijmans, 2024) para el preprocesamiento de las mismas y waterquality (Johansen et al., 2019) para el cómputo de los índices espectrales de calidad del agua.

Tabla 1. Bandas espectrales del sensor multi-espectral (MSI) (Sentinel-2). Los índices se calcularon con las nueve primeras bandas.

Banda	Longitud de onda (μm)	Resolución (m)
Band 1 - Aerosol costero	0.443	60
Band 2 - Azul	0.49	10
Band 3 - Verde	0.56	10
Band 4 - Rojo	0.665	10
Band 5 - Borde rojo	0.705	20
Band 6 - Borde rojo	0.74	20
Band 7 - Borde rojo	0.783	20
Band 8 - Infrarrojo cercano (IRc)	0.842	10
Band 8A - Infrarrojo cercano (IRc)	0.865	20
Band 9 - Vapor de agua	0.945	60
Band 10 - IR de onda corta - Cirrus	1.375	60
Band 11 - IR de onda corta	1.61	20
Band 12 - IR de onda corta	2.19	20

Durante el muestreo de campo, se utilizó una sonda multiparamétrica HQ40D, un disco de Secchi y una botella Van Dorn de 3 litros de capacidad. Las muestras fueron transportadas en frío al Laboratorio de Análisis de Suelo y Agua del CIGA UNAM en Morelia. En laboratorio se utilizaron un potenciómetro de la marca Metrohm 827 pH lab, un conductímetro OAKTON CON Serie 510, un titulador Metrohm 848 Tritino plus, un turbidímetro 2100N y un espectrómetro UV-Visible.

2.3. Métodos

En una primera etapa, se determinó la localización óptima de los puntos de muestreo y se realizó la toma y el análisis de muestras de agua. En una etapa siguiente, se calcularon índices espectrales con base en las imágenes de satélite y se analizó la correlación entre los valores de diferentes índices y el valor de parámetros de calidad del agua de las muestras, permitiendo seleccionar los índices espectrales que representan mejor estos parámetros. Finalmente, se usaron series de tiempo de imágenes Sentinel-2 para realizar un monitoreo espaciotemporal de algunos parámetros de calidad del agua (ver Figura 2).

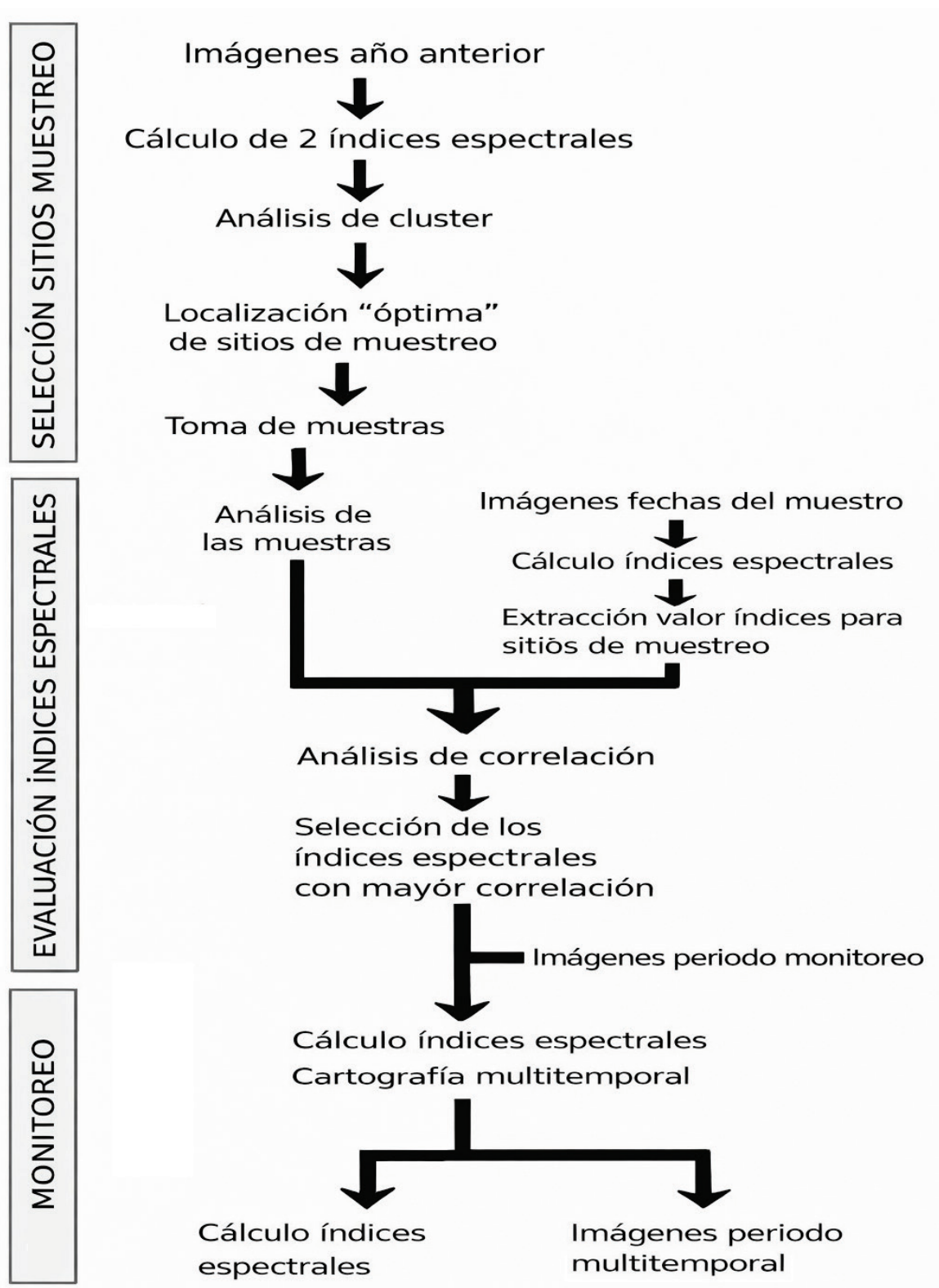


Figura 2. Diagrama de flujo de los principales pasos metodológicos.

2.4. Determinación de la localización de los puntos de muestreo

Es importante que el muestreo represente lo mejor posible la variabilidad espaciotemporal de la calidad del agua, es decir, por ejemplo, algunas áreas con altas concentraciones de clorofila y de sólidos suspendidos y otras con bajas concentraciones. En esta primera etapa, se buscó identificar las áreas que presentaban mejor la variabilidad espectral, y la variabilidad ambiental en relación con parámetros de calidad del agua. Para ello, se seleccionaron todas las imágenes Sentinel-2 con menos de 40% de nube sobre el embalse para los años 2023 y 2024 disponible en el Ecosistema del Espacio de Datos Copernicus utilizando el paquete de R CDSE. Se revisaron las imágenes del período del 1/05/2023-05-01 al 21/04/2024. Se seleccionó la imagen mensual con la menor cubierta de nubes sobre el espejo de agua utilizando la máscara de nube de la banda SCL (Scene Classification Layer), que clasifica los píxeles en categorías, incluyendo nubes, sombras de nubes, nieve, agua y vegetación.

Para cada imagen mensual, se calculó un índice espectral relacionado con la concentración de clorofila usando el modelo tri-banda de Dall’Olmo et al. (2003) modificado por Sòria-Perpinyà et al. (2019), que se puede calcular, en el caso de Sentinel-2, mediante las ecuaciones 1 y 2.

$$TBDO = b_6 * \left(\frac{1}{b_4} - \frac{1}{b_5} \right) \quad (1)$$

$$[Chl - a] = 104.1 * TBDO^2 + 221.1 * TBDO + 2 \quad (2)$$



Donde:

TBDO = modelo tribanda

b_4, b_5, b_6 = bandas 4, 5 y 6 de Sentinel-2

[Chl-a] = estimación de la concentración de clorofila en $\mu\text{g/L}$

Se utilizó la banda 5 para representar la turbidez ya que la banda del borde rojo ("red edge") es útil para estimarla debido a su sensibilidad a la reflectancia de material suspendido en el agua (Ogashawara et al., 2017; Toming et al., 2016).

Se elaboró una pila de las 24 imágenes mensuales (12 relacionadas con turbidez y 12 con concentración de clorofila) y se aplicó una clasificación no supervisada usando el método K-means basado en la distancia euclidiana. El método K-means es un algoritmo de agrupamiento que organiza datos en K grupos, asignando cada punto (aquí cada pixel) al grupo cuyo centro (media) está más cerca, ajustando iterativamente los centros hasta que se estabilizan (Hastie et al., 2009). Busca minimizar la dispersión dentro de cada grupo, permitiendo identificar, en el presente caso, las áreas con un patrón espaciotemporal similar en cuanto a concentración de clorofila y turbidez. Se llevó a cabo el análisis de agrupamiento en 10 clusters de las imágenes mensuales de los índices relacionados con concentración de clorofila y turbidez. Se seleccionaron 20 sitios que permitieran representar la diversidad de los valores de los índices de concentración de clorofila y de sedimentos representados por los diferentes clusters. Para cumplir con este requisito, estos sitios se distribuyeron en el cuerpo principal y los brazos del embalse (Pérez-Vega et al., 2026).

2.5. Muestreo en campo y análisis de los parámetros de calidad del agua

Se realizaron dos salidas de campo, la primera el 3 de junio y la segunda el 21 de septiembre de 2024 para muestrear los 20 sitios mencionados en la sección anterior, las salidas representaron la época de secas y de lluvias. Las muestras de agua se recolectaron en cada sitio, localizado con un GPS, a una profundidad de 20 cm utilizando una botella Van Dorn con capacidad de tres litros. Posteriormente, el contenido se transfirió a recipientes herméticos previamente etiquetados. Las muestras fueron almacenadas de inmediato en una hielera con elementos refrigerantes y resguardadas de la exposición solar, con el fin de conservar su integridad y se trasladaron al laboratorio para evaluar los siguientes índices: concentración de Chl-a ($\mu\text{g/L}$), SST (mg/L), pH, conductividad eléctrica (CE, μS), turbidez (UNT), dureza (mg/L), alcalinidad (mg/L), temperatura, Oxígeno disuelto (ODIS, mg/L) y profundidad del disco de Secchi. El pH, la CE y el ODIS se midieron también in situ.

En laboratorio, la alcalinidad se midió por titulación automática con un titulador Metrohm 848 Tirino plus, usando porciones de 100 mL de muestra y titulando con ácido clorhídrico 0.02 normal, de acuerdo con lo establecido en la norma NMX-AA-036-SCFI-2001 (Secretaría de Economía, 2001a). La dureza total se midió por titulación volumétrica con EDTA y negro de Eriocromo como indicador, como lo indica la norma NMX-AA-072-SCFI-2001 (Secretaría de Economía, 2001b). La turbidez se midió usando un turbidímetro 2100N de HACH, siguiendo la norma NMX-AA-038-SCFI-2001 (Secretaría de Economía, 2001c). Los sólidos suspendidos se determinaron por gravimetría, para lo cual se filtraron entre 250 y 500

mL de muestra al vacío con filtros de fibra de vidrio de 1.2 μm de porosidad, según la norma NMX-AA-034-SCFI-2015 (Secretaría de Economía, 2015). La determinación de la concentración de clorofila se hizo por espectrometría UV-Visible (Holm-Hansen & Riemann, 1978), se llevó a cabo una filtración de 250 a 500 ml de agua al vacío con filtros de fibra de vidrio (Whatman GF/F) y posteriormente la extracción con metanol al 90 % y lecturas de la absorción a 665 y 750 nm. La cuantificación se hizo con base en la ecuación (3) (Holm-Hansen & Riemann, 1978):

$$[\text{Chl} - a] = 12.84 * (A_{665} - A_{750}) * \frac{V_1}{V * L} \quad (3)$$

Donde:

[Chl-a] = concentración de clorofila a ($\mu\text{g/L}$)

A665 y A750 = valores de absorción a 665 y 750 nm

V = volumen de la muestra filtrado en litros

V₁ = volumen del extracto final en mililitros

L = longitud de la celda del espectrofotómetro en centímetros

Todas las mediciones en laboratorio se hicieron por duplicado.

2.6. Cálculo, selección y aplicación de los índices espectrales

Se obtuvieron dos imágenes Sentinel-2 nivel 2-A que fueron tomadas el 2 de junio y el 20 de septiembre de 2024, un día después de la toma de las muestras. Con base en estas imágenes, se calcularon los 22 índices

espectrales de calidad del agua disponibles para Sentinel-2 en el paquete de R water quality. Adicionalmente se calculó el índice de concentración de clorofila usando el modelo tri-banda de Dall'Olmo (ecuaciones 1 y 2) y el NDCI (Normalized Difference Chlorophyll Index, ecuación 4). Un índice de particular interés fue el denominado Gi033BDA (Dall'Olmo et al., 2003, ecuación 5) que es equivalente al TBDO (ecuación 1).

$$NDCI = \frac{b_5 - b_4}{b_5 + b_4} \quad (4)$$

$$Gi033BDA = \left(\frac{1}{b_4} - \frac{1}{b_5} \right) * b_6 \quad (5)$$

Donde:

b_4 , b_5 y b_6 = bandas 4, 5 y 6 de Sentinel-2

A continuación, se calcularon los valores del coeficiente de correlación lineal de Pearson, y su significancia estadística, entre cada índice espectral y los diferentes parámetros de calidad del agua obtenidos de las muestras para las fechas coincidentes. Se escogió el coeficiente lineal de Pearson, y no otros como el coeficiente no paramétrico de Spearman, porque se busca ajustar un modelo de regresión lineal entre parámetros de calidad del agua e índices espectrales.

Una vez identificado el o los índices espectrales con mayor correlación con los parámetros de calidad del agua, se ajustaron modelos de regresión lineal para estimar el valor del parámetro (e.g. concentración de clorofila) a partir del valor del índice espectral (Cruz-Retana et al., 2023). En seguida se calculó el valor de los parámetros utilizando imágenes Sentinel-2 del año 2024 con el fin de observar su dinámica

espacio temporal para toda la extensión de la presa. Para ello, se obtuvieron 59 imágenes con menos de 40% de cubierta de nubes del año 2024 y en un segundo paso, se seleccionó la imagen mensual con menor cobertura de nube sobre el espejo de agua.

3. Resultados

Las figuras 3 y 4 representan las dos imágenes Sentinel-2 tomadas el 2 de junio y el 20 de septiembre de 2024, un día antes de la toma de muestras in situ. Los círculos verdes indican la localización de las muestras.

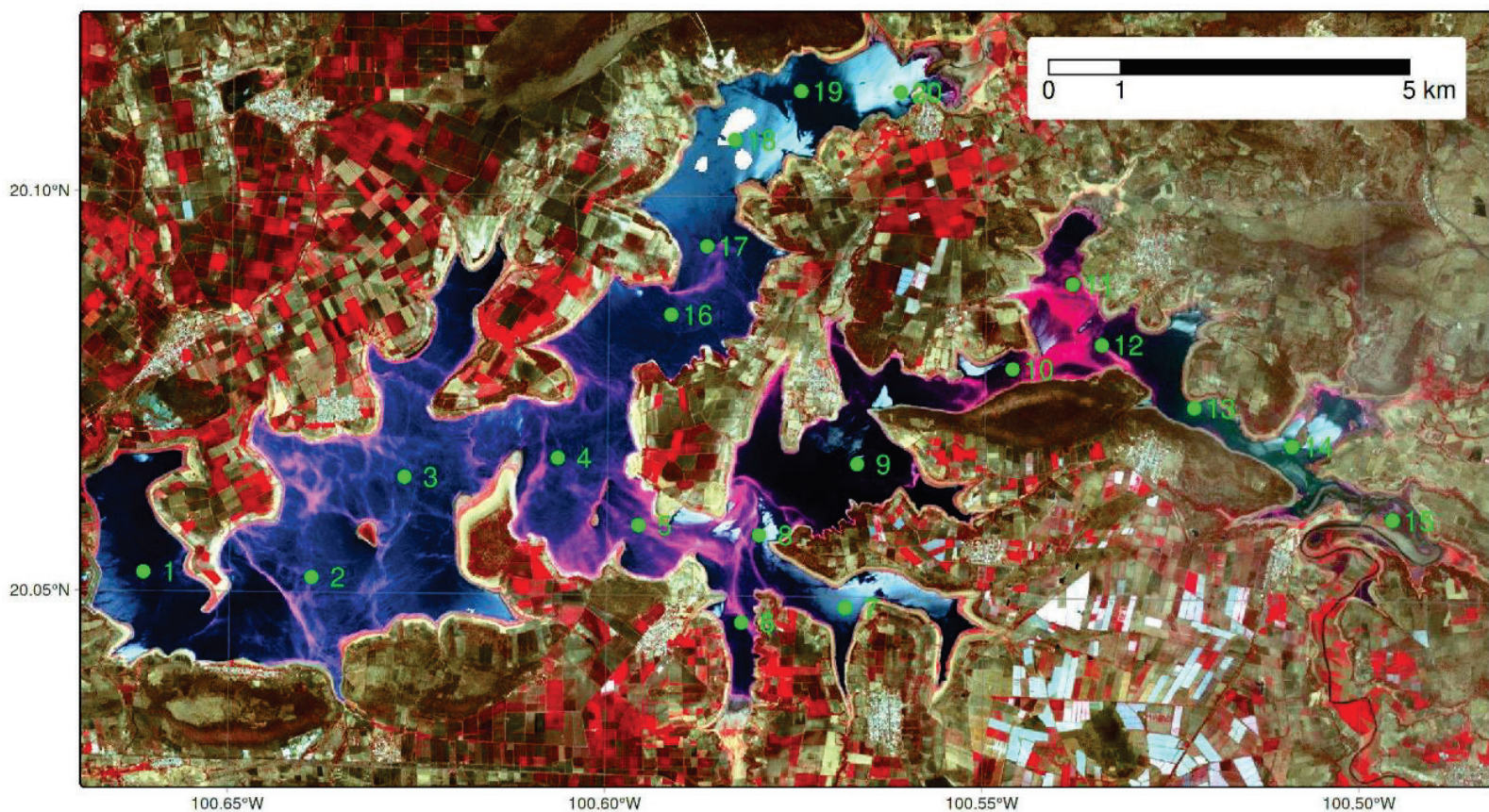


Figura 3. Compuesto de color de imagen Sentinel-2 del 2/06/2024, los puntos verdes representan los sitios de muestreo.

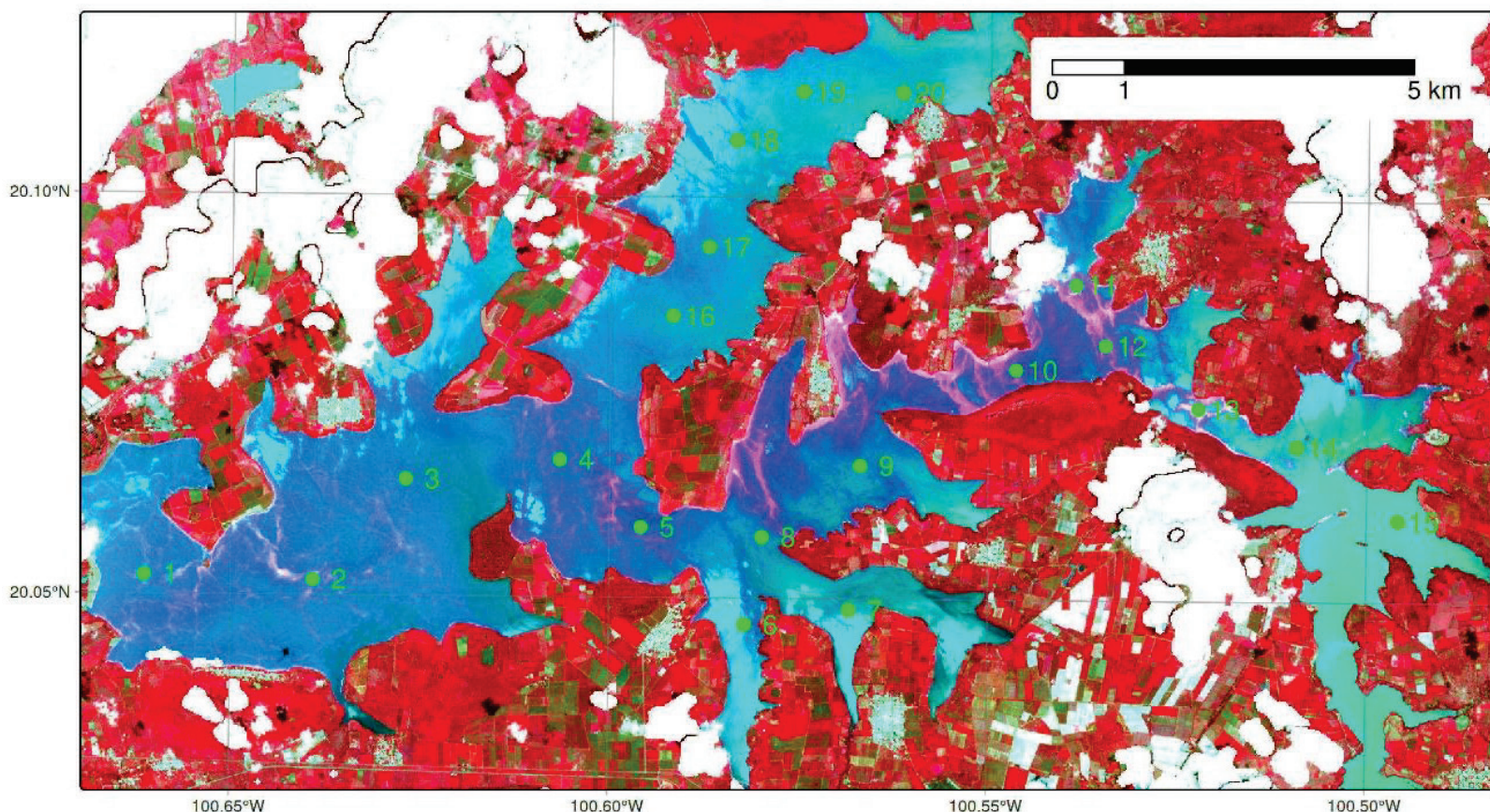


Figura 4. Compuesto de color de imagen Sentinel-2 del 20/9/2024, los puntos verdes representan los sitios de muestreo, los polígonos en color blanco son áreas con cubrimiento de nubes.

La Tabla 2 presenta los valores de los parámetros tomados en campo u obtenidos en laboratorio con base en las muestras de agua. Se puede observar una importante variación de los indicadores. Por ejemplo, la concentración de clorofila (Chla) varía entre 4.7 y 285 $\mu\text{g/L}$, la profundidad del disco de Secchi está entre 10 y 115 cm. En septiembre, durante la temporada de lluvias se presentaron valores de Chla de hasta 285 $\mu\text{g/L}$ (Tabla 3). Se observaron floraciones algales intensas, con agua muy turbia, por ello existe una muy alta correlación entre los valores de

Chla y SST, de Chla y Turbidez, y de Chla y ODIS (Tabla 3). Se observaron en el agua tonalidades verdosas y filamentos de algas muy alargadas (Figura 5) y donde el valor obtenido en campo con el disco de Secchi fue de sólo 10 cm (Tabla 4).

Tabla 2. Datos de campo/laboratorio

Fecha	Estadística	Chla ($\mu\text{g/L}$)	SST (mg/L)	CE (μS)	Turbidez (UNT)	Dureza (mg/L)	Alcalinidad (mg/L)	pH	Temp. ($^{\circ}\text{C}$)	ODIS (mg/L)	Secchi (cm)
03/06/2024	Mínimo	4.7	15.9	510.0	6.5	118.0	203.1	7.9	25.4	4.9	21.0
	Máximo	182.6	75.8	646.0	96.9	138.0	222.0	9.5	28.5	11.4	115.0
	Promedio	54.6	40.2	565.1	48.0	124.3	211.7	9.1	27.2	8.5	53.1
21/09/2024	Mínimo	6.1	17.9	215.0	19.2	71.0	91.3	8.0	23.2	6.2	10.0
	Máximo	285.7	93.2	416.5	152.5	98.0	165.5	9.7	28.6	17.1	80.0
	Promedio	65.9	41.0	311.8	62.1	81.9	132.8	9.3	26.2	9.1	37.7



Figura 5. Áreas de la presa Solís con alta concentración de clorofila entre los puntos de muestreo 10 y 12, salida de campo del 20/09/2024.

Tabla 3. Valores del coeficiente de correlación de Pearson entre parámetros de calidad del agua medidos en campo 02/06/2024. Las correlaciones cuyo valor es superior a 0.7 están resaltadas en letras negritas.

	Chla	SST	pH	CE	Turb	Dureza	Alcal.	Phc	Tc	ODISc	Secchi
Chla	1.00	0.81	0.28	-0.17	0.89	-0.15	-0.11	0.43	-0.09	0.82	-0.48
SST	0.81	1.00	0.02	-0.09	0.86	-0.06	-0.08	0.10	0.03	0.64	-0.63
pH	0.28	0.02	1.00	0.13	0.12	0.13	0.26	0.94	0.30	0.41	0.37
CE	-0.17	-0.09	0.13	1.00	-0.31	0.98	0.96	-0.17	0.47	-0.25	0.32
Turb	0.89	0.86	0.12	-0.31	1.00	-0.29	-0.27	0.31	-0.06	0.72	-0.66
Dureza	-0.15	-0.06	0.13	0.98	-0.29	1.00	0.98	-0.19	0.41	-0.21	0.34
Alcal.	-0.11	-0.08	0.26	0.96	-0.27	0.98	1.00	-0.03	0.41	-0.16	0.37
Phc	0.43	0.10	0.94	-0.17	0.31	-0.19	-0.03	1.00	0.15	0.54	0.29
Tc	-0.09	0.03	0.30	0.47	-0.06	0.41	0.41	0.15	1.00	-0.32	0.21
ODISc	0.82	0.64	0.41	-0.25	0.72	-0.21	-0.16	0.54	-0.32	1.00	-0.46
Secchi	-0.48	-0.63	0.37	0.32	-0.66	0.34	0.37	0.29	0.21	-0.46	1.00

Se evaluó la correlación de Pearson entre los índices espectrales obtenidos de las imágenes Sentinel-2 y los parámetros de calidad del agua obtenidos con base en las muestras de agua. Como se puede observar en la tabla 5, el índice espectral Gi033BDA presenta una correlación considerada elevada de acuerdo con Dancey et al. (2012) y Castro & Mordkoff (2023) (por arriba de 0.7 con nivel de significancia $p\text{-value} < 0.01$) en tres parámetros de calidad de agua derivados de las muestras (Chla, SST y Turbidez).

Otros parámetros, que no están directamente relacionados con propiedades ópticas, como pH o CE por ejemplo, también presentan correlaciones altas con algunos índices espectrales (Tabla 4).

Tabla 4. Valores de correlación máximos obtenidos para cada parámetro de calidad del agua con su valor de significancia, intervalo de confianza y el índice espectral correspondiente derivado de las imágenes Sentinel2 de las fechas 02/06/2024 y 20/09/2024.

Parámetro	Índice espectral	Corr. de Pearson r	Intervalo de confianza de r (95%)	p-value
Chla	Gi033BDA	0.75	[0.54 , 0.87]	< 0.001
SST	Gi033BDA	0.65	[0.39 , 0.81]	< 0.001
pH	TurbLath91RedOverBlue	-0.77	[-0.88 , -0.58]	< 0.001
CE	TurbFrohn09GreenPlusRedBothOverBlue	-0.85	[-0.93 , -0.72]	< 0.001
Turbidez	Gi033BDA	0.71	[0.47 , 0.85]	< 0.001
Dureza	Am09KBBI	-0.82	[-0.91 , -0.66]	< 0.001
Alcalinidad	TurbFrohn09GreenPlusRedBothOverBlue	-0.83	[-0.92 , -0.68]	< 0.001
PhCampo	TurbBow06RedOverGreen	-0.83	[-0.92 , -0.67]	< 0.001
TempCampo	TurbFrohn09GreenPlusRedBothOverBlue	-0.39	[-0.65 , -0.05]	0.026
ODIScamp	Da052BDA	0.79	[0.61 , 0.89]	< 0.001
Secchi	TurbFrohn09GreenPlusRedBothOverBlue	-0.50	[-0.72 , -0.19]	0.003

El índice espectral que mantiene la correlación más alta con los parámetros de calidad del agua más importantes (clorofila, SST, turbidez) es Gi033BDA. Por esta razón, se utilizó este índice para estimar la variabilidad espaciotemporal de la concentración de clorofila con base en una serie de tiempo de imágenes mensuales de 2024. Para ello, se ajustó

un modelo lineal permitiendo predecir la concentración de clorofila a partir del valor del índice *Gi033BDA* (Tabla 5).

Tabla 5. Resultados del modelo de regresión lineal para la concentración de clorofila en función de *Gi033BDA* en la presa Solís.

Predictor	Estimado ($\beta\beta$)	Error Estándar	Intervalo de Confianza (95%)	t	p-valor
Intercepto	24.223	10.051	[3.70, 44.75]	2.410	0.0223
<i>Gi033BDA</i>	57.146	9.201	[38.36, 75.94]	6.211	7.74e-07

Notas: $R^2=0.5625$, $R^2_{ajustado}=0.548$, error residual=45.97.

La figura 6 representa el valor estimado de la concentración de clorofila calculado con las imágenes mensuales con menos nubosidad con base en la ecuación 6.

$$[Chl - a] = 57.15 * Gi033BDA + 24.2 \quad (6)$$

Se puede observar importantes fluctuaciones de los valores de los índices en tiempo y espacio-manteniendo altos valores de concentración de clorofila (hasta 300 $\mu\text{g/L}$) en las desembocaduras de los afluentes del río Lerma de la parte central de la presa durante los meses de enero, marzo y julio, así como el área más alejada de la cortina.

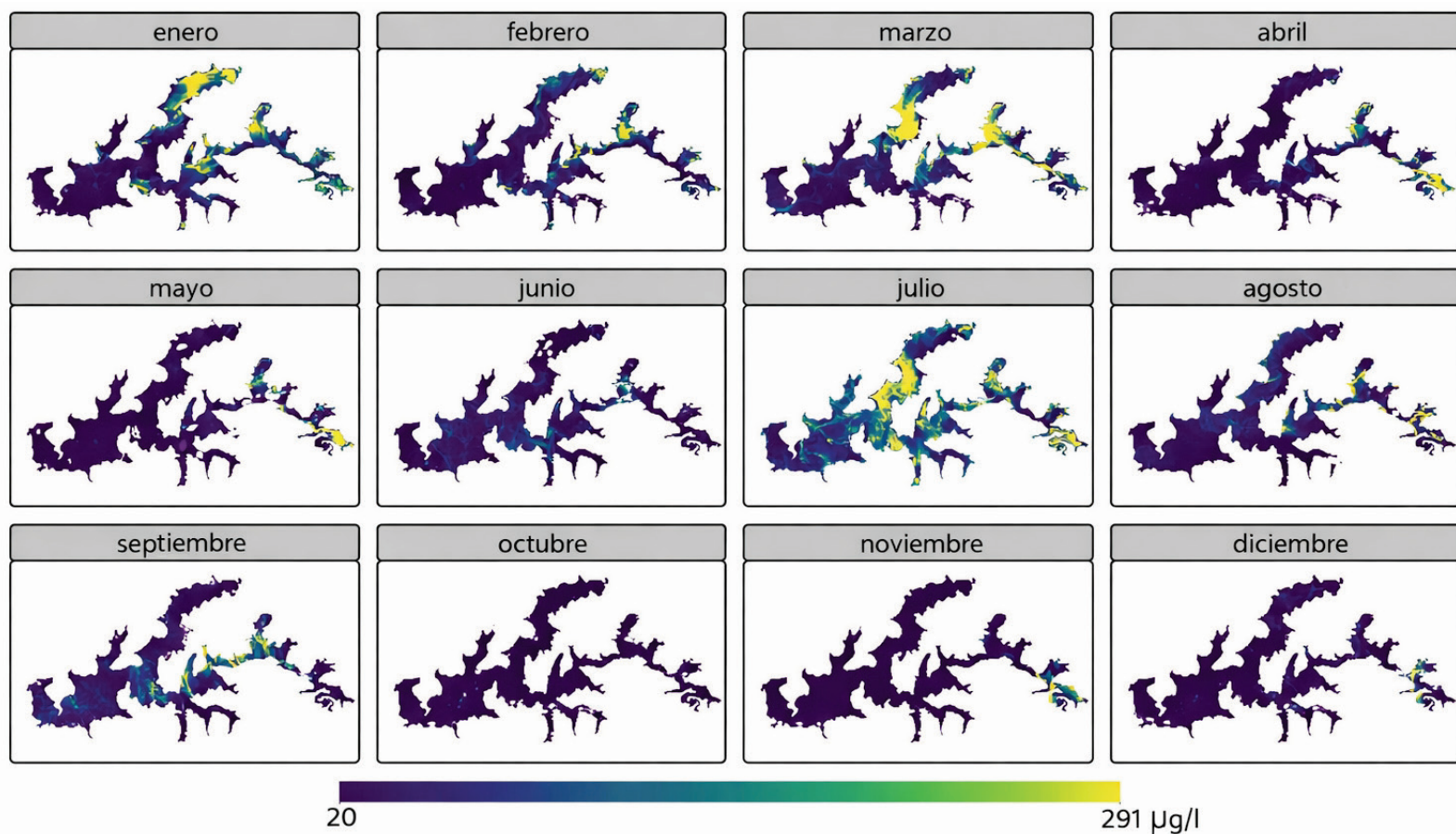


Figura 6. Variación espacial del valor estimado de concentración de clorofila derivado del índice Gi033DBA a lo largo del año 2024 (imágenes mensuales).

Finalmente, se elaboró el mapa del valor promedio de la concentración de clorofila para 2024, donde se puede observar que los valores más elevados, que indican mayor cantidad de clorofila, y también de sedimentos, corresponden en las desembocaduras de los afluentes del río Lerma en la presa, una de las porciones más estrecha de la presa (punto de muestreo 10) y las áreas más someras (Figura 7).

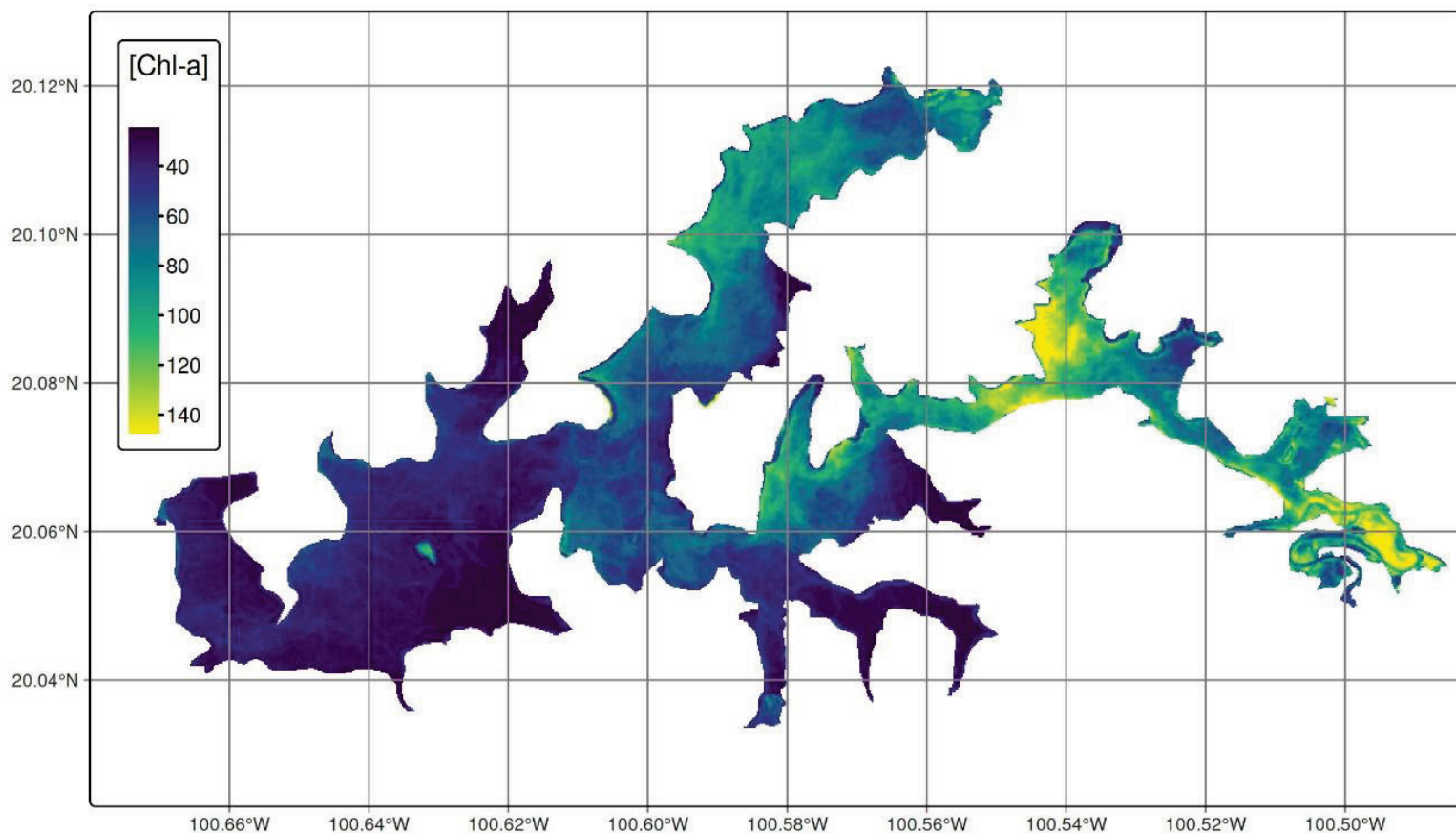


Figura 7. Valor promedio del índice Gi033BDA para 2024 (basado en 59 imágenes).

4. Discusión

De acuerdo con los criterios de Carlson & Simpson (1996) los valores de concentración de clorofila superiores a $20 \mu\text{g/L}$ y la profundidad de Secchi inferior a 200 cm corresponden a cuerpos de agua eutróficos, las concentraciones superiores a $56 \mu\text{g/L}$ y profundidades de Secchi de menos de 50 cm al estado hipertrófico. Prácticamente en ambas fechas, tanto en secas como en lluvias, los valores que obtuvimos en la presa Solís rebasan

generalmente los límites establecidos bajos las normas de calidad de agua para consumo humano, ya que en muchos de los sitios superan el valor de Chla de 20 µg/L.

Comparamos los valores obtenidos en la presa Solís con los obtenidos en cuatro presas de México: la Presa de la Boquilla, en Chihuahua (Rubio Arias et al., 2014), el Lago de Guadalupe, cerca de la Ciudad de México (Aguirre Gómez, 2015), la presa Presa J.A. Alzate en el Estado de México (Cruz-Retana et al., 2023) y la presa de Cointzio en Michoacán (Chávez Zamora et al. 2026). Los resultados muestran que, tanto en concentración de clorofila como en transparencia, la presa Solís presenta un nivel de eutrofización aún mayor que las presas estudiadas por estos autores (Tabla 6).

Tabla 6. Parámetros de calidad del agua y valores encontrados en cuatro presas de México.

Parámetros de calidad	La Boquilla, Chihuahua	Lago de Guadalupe, Edo de México	Presa J.A. Alzate, Edo de México	Presa Cointzio, Michoacán
pH	7.6-9.2	9-11.3 (Febrero) 6.8-7.7 (Septiembre)		7.49-9.06
Oxígeno Disuelto (mg/L)	4.9-12.1-7			3.35-8.43
Conductividad Eléctrica (µS/cm)	173-219			80.80-199.30
SST (mg/L)			33-151-5 (Mayo) 11-35 (Octubre)	3.20 -64.80
Turbidez (UTN)	1.66 - 4.75			3.89-44.40
Dureza (mg/L)	100-150			62-94
Clorofila (µg/L)		6.9-19.1 (febrero) 28.6-112.4 (septiembre)		0.79-27.35
Prof. Secchi (cm)	33-490	110-490 (febrero) 33-100 (septiembre)		10-115

Los índices espectrales en la presa Solís presentan una correlación de Pearson importante con parámetros de calidad del agua como concentración de clorofila, SST y turbidez. Kneubühler et al. (2005) observaron también valores de R^2 muy altos (hasta 0.9) entre concentración de clorofila medida *in situ* y la respuesta espectral de imágenes de satélite en pequeñas presas en la India. Sin embargo, ciertos parámetros presentan correlaciones muy altas ya que representan fenómenos relacionados. Por ejemplo, la turbidez y la cantidad de sólidos suspendidos toman en cuenta la cantidad de clorofila, pero también de partículas inorgánicas. Por consecuencia los índices espectrales utilizados nos brindan información sobre los parámetros de calidad del agua como concentración de clorofila, turbidez y SST, pero no logran separarlos. El uso de datos hiperespectrales, con una muy alta resolución espectral, permite cuantificar de forma más específica clorofila y sedimentos minerales arrastrados por las lluvias utilizando bandas espectrales que corresponden a los picos de absorción de los pigmentos de clorofila y de ciertos minerales (Goyens et al., 2022, Srivastava et al., 2025). Sin embargo, la disponibilidad de datos hiperespectrales es aún muy limitada.

El índice Gi033BDA, basado en el modelo tri-banda propuesto por Dall’Olmo, suele mostrar mejores relaciones con parámetros de calidad del agua porque 1) utiliza tres longitudes de onda estratégicamente ubicadas: dos en regiones donde la absorción y retrodispersión del agua y sus componentes varían de forma distinta, y una tercera que actúa como corrección de fondo, permitiendo reducir el efecto de la materia orgánica disuelta y de la dispersión por partículas no algales, 2) su formulación, basada en combinaciones inversas de reflectancia (ver ecuación 5), disminuye la influencia de la iluminación, la profundidad y el

fondo, factores que suelen introducir ruido en índices espectrales simples como razones de bandas o diferencias normalizadas y, 3) el modelo tri-banda fue concebido específicamente para aguas ópticamente complejas, donde coexisten múltiples componentes (fitoplancton, sedimentos, materia orgánica), a diferencia de muchos índices clásicos desarrollados para aguas claras (Dall’Olmo et al., 2005).

Observamos que parámetros sin relación directa con propiedades ópticas, como el pH, la CE o la alcalinidad, presenten correlaciones con índices espectrales más altos que índices como la concentración de clorofila o la turbidez, que están relacionadas más intuitivamente con las propiedades ópticas. Otros autores como Mishra et al. (2023) reportaron altas correlaciones entre los parámetros de alcalinidad, dureza y CE y los valores espectrales de las imágenes. Es contra intuitivo que parámetros sin propiedad óptica directa muestren mejores correlaciones con sensores remotos, que variables que sí modifican el color del agua. Sin embargo, este fenómeno puede explicarse por las siguientes razones: Es posible que la alta correlación se deba a una covarianza espuria por factores de confusión. Por ejemplo, el PH puede covariar con la profundidad del agua o plumas de sedimentos. Puede también asociarse a floraciones de cianobacterias que modifican la reflectancia. La conductividad podría actuar como proxy de material disuelto ya que suele relacionarse con Carbono Orgánico Disuelto (COD) en aguas continentales. El COD coloreado absorbe fuertemente en el azul, afectando la reflectancia.

La distribución de la clorofila y la transparencia son variables que pueden cambiar espacial y temporalmente debido al viento y las corrientes, a las floraciones de fitoplancton, cuya concentración puede variar rápidamente. Dado que los datos espectrales se tomaron un día antes es probable que estas variaciones debilitaron la correlación entre

los índices espectrales y las mediciones in situ. Adicionalmente, los métodos para medir el pH y la conductividad eléctrica suelen ser más precisos y consistentes que los de clorofila y transparencia. Las mediciones de la concentración de clorofila dependen de fluorómetros o extracción química, lo que puede introducir variabilidad. En cuanto a la transparencia (profundidad de Secchi) es una medición visual subjetiva y manual, que puede tener una precisión menor en comparación con los sensores automatizados utilizados para pH y conductividad.

A pesar de las limitaciones presentadas anteriormente, este estudio muestra el interés de monitorear las presas combinando datos de muestreos y de percepción remota. Las imágenes de satélite permitieron extrapolar espacialmente la información obtenida de los sitios de muestreo, permitiendo identificar áreas con altos niveles de clorofila y turbidez, sobre todo el indicador de clorofila que manifiesta la proliferación de organismos algales donde algunas pueden presentar toxicidad. Determinar el nivel de eutrofización es fundamental para definir el uso del agua, ya sea para consumo humano o para la producción de alimentos. Esto cobra especial relevancia en el caso de la presa Solís, que se perfila como la futura fuente de abastecimiento para las ciudades de León y Celaya, las más pobladas del estado. Sin embargo, no se están considerando los altos costos de potabilización que implicaría utilizar un cuerpo de agua con un grado muy elevado de eutrofización.

Por otro lado, las importantes fluctuaciones presentadas en la serie de tiempo de la concentración de clorofila derivada del índice Gi033BDA (Figura 6), muestra un comportamiento muy dinámico de los parámetros de calidad del agua altamente correlacionados (clorofila, turbidez y SST). Esta dinámica está relacionada al transporte de nutrientes desde los escurrimientos en la temporada de lluvias, los que se aprecian a lo largo

de las márgenes del cuerpo de agua desde el punto 8 al 12 de la figura 3. La extensa superficie dedicada a la agricultura favorece un significativo aporte de sedimentos a los cuerpos de agua, como resultado de la erosión de los suelos desnudos. Esta situación genera problemas asociados tanto a la alta concentración de sólidos en suspensión como a la colmatación del fondo de los embalses. En el caso particular de la presa Solís, esta problemática se ve agravada por la disminución de las precipitaciones, un fenómeno asociado al cambio climático. (Mbonimpa et al., 2014; Williamson et al., 2014).

El uso de la serie de tiempo basada en datos Sentinel-2, con un tiempo de revisita de cinco días, permite un seguimiento temporal muy detallado, favoreciendo identificar aumentos bruscos de ciertos indicadores en tiempo casi real. Cabe mencionar que, desde junio de 2024, la constelación de Sentinel-2 cuenta con un tercer satélite que proporciona imágenes desde septiembre 2024 permitiendo la obtención de aproximadamente 13 imágenes por mes de la misma área, aunque en periodo de lluvias el número de imágenes utilizables (sin nubes) pueden ser considerablemente menor. Existen sensores con una resolución temporal aún mejor (una imagen diaria) como Sentinel-3 o MODIS. Las imágenes de estos sensores tienen una resolución espacial menor (píxeles de 250 a 300 m), las cuales podrían ser utilizables para presas grandes como la presa Solís.

La implementación de un sistema de monitoreo debe considerar las pulsaciones climatológicas de la cuenca, subcuenca o microcuenca, en la que desemboca al cuerpo de agua, como mínimo debe contar con dos muestreos; uno durante el periodo de estiaje y otro cuando inician las primeras lluvias. Otro monitoreo más exhaustivo, debería estar conformado por tres tomas de muestras durante el periodo de estiaje: 1)

cuando la temperatura es la más baja del año (invierno), 2) al inicio del incremento de la temperatura (marzo) y 3) cuando se presentan temperaturas más altas antes de las lluvias (abril) y tres tomas de muestra durante el periodo húmedo, 1) al inicio de las lluvias, 2) en el pico más alto de los valores de precipitación (septiembre) y 3) en la disminución de las precipitaciones (octubre). Una vez calibrado con los datos de campo representativos de esta dinámica temporal, sería posible limitar la cantidad y densidad de los muestreos.

Los modelos empíricos calibrados bajo condiciones específicas como el nuestro suelen mostrar una baja transferibilidad al aplicarse a diferentes entornos geográficos o ecológicos, lo que compromete su generalización y robustez predictiva (Schmidt et al., 2024). Sin embargo, varios autores implementaron con éxito algoritmos empíricos, propuestos originalmente en una región específica a otras partes del mundo (Muhoyi et al., 2022). Por ejemplo, Kowe et al. (2023) reportaron un desempeño satisfactorio al aplicar modelos de clorofila-a, turbidez, SST y Nitrógeno total en embalses africanos, lo que sugiere que, bajo ciertas condiciones, la transferibilidad de los modelos empíricos es viable. Liu et al. (2024) propusieron un modelo con un gran potencial para ser transferido y reutilizado en otros lugares y diferentes períodos de tiempo con predicciones fiables. Xu et al. (2022) evaluaron un modelo de conjunto de múltiples predictores para estimar la clorofila-a (Chl-a). Encontraron que su modelo, calibrado para el lago Harsha (Ohio, Estados Unidos), podía aplicarse con éxito a los lagos Caesar Creek (Ohio, Estados Unidos) y Brookville (Indiana, Estados Unidos), demostrando transferibilidad espacial. Además, un modelo calibrado con datos de octubre de 2016 se aplicó a imágenes de octubre de 2017 y agosto de 2018, mostrando una fuerte transferibilidad temporal. Es por lo tanto probable, que el modelo

de la presa Solís se calibre y pueda aplicarse en el futuro con un muestreo reducido o sin muestro y pueda aplicarse a otras presas eutróficas en ambientes similares. Este punto es el tema de futuras investigaciones. El desarrollo de un sistema de monitoreo de la calidad del agua de las presas de México, basado en datos mínimos tomados in situ e imágenes multiespectrales como las imágenes Sentinel-2, es por lo tanto factible y puede brindar información valiosa para la gestión del agua (Espinoza et al., 2025).

5. Conclusiones

Se encontraron varios índices espectrales, obtenidos con base en imágenes Sentinel-2, que presentaron una correlación alta con parámetros de la calidad del agua, como la concentración de clorofila, los SST y la turbidez. Se identificaron varios elementos como el desfase temporal entre toma de la imagen y de la muestra de agua que pudieran haber mermado las correlaciones, por lo cual se puede pensar que los índices espectrales permiten un seguimiento de la calidad de agua más preciso de lo que sugiere el análisis de correlación.

La disponibilidad y las características de los datos Sentinel-2 son particularmente atractivos para desarrollar un sistema de seguimiento de la calidad del agua de la presa Solís: son datos gratuitos fácilmente accesibles a través de internet, tienen una resolución temporal que permite un seguimiento temporal preciso (6 imágenes mensuales, aunque en periodo de lluvias el número de imágenes utilizables pueden ser considerablemente menor). La resolución espacial, entre 10 y 20 m para las bandas utilizadas en este tipo de estudio, permite identificar precisamente fenómenos localizados como floraciones de algas. Es por lo

tanto muy factible el desarrollo de un sistema de monitoreo de la calidad del agua de presas basado en datos mínimos tomados in situ e imágenes multiespectrales como las imágenes Sentinel-2. Considerando la alta resolución temporal de los datos de Sentinel-2, este sistema podría funcionar como un mecanismo de alerta temprana, capaz de detectar cambios significativos en parámetros de calidad del agua pocos días después de que ocurren.

6. Agradecimientos

Agradecemos el procesamiento de las muestras de agua realizadas en el Laboratorio de Suelos y Agua (LASA) del Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental de la Universidad Nacional Autónoma de México.

7. Financiamiento

Este análisis se llevó a cabo en el ámbito del proyecto Análisis de la Calidad, Cantidad, Gestión y Políticas Públicas ante escenarios de Cambio Climático en la presa Solís, Guanajuato con financiamiento de la Dirección de Apoyo a la Investigación y el Posgrado, Universidad de Guanajuato.

8. Declaración de conflicto de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses relacionado con este manuscrito

9. Declaración de uso de IA

Los autores declaran que se utilizaron Claude 3.7 Sonnet y DeepSeek V3 para verificar el formato APA de las referencias bibliográficas, la coherencia entre citas en el texto y referencias y detectar errores tipográficos, gramaticales y ortográficos. Azucena Pérez Vega y Jean F Mas supervisaron y verificaron los resultados obtenidos con la IA y autorizaron su inclusión en el artículo, haciéndose responsables de su uso.

10. Referencias

- Aguirre Gómez, R. (2015). Análisis espectral del Lago de Guadalupe, mediante imágenes de satélite y datos in situ. *Investigaciones Geográficas*, (86), 15-24. <https://doi.org/10.14350/rig.42338>
- Anderson, D. M., Hoagland, P., Kaoru, Y., & White, A. (2000). *Estimated annual economic impact from harmful algal blooms (HABs) in the United States*. Woods Hole Oceanographic Institution. https://www.whoi.edu/cms/files/Economics_report_18564_23050.pdf
- Ariza Restrepo, J. L., Rodríguez Díaz, Y. J., & Oñate Barraza, H. C. (2023). Índices de calidad y contaminación del agua: una revisión bibliográfica. *Tecnura*, 27(77), 121–140. <https://doi.org/10.14483/22487638.20052>
- Arreguín Ramos, M. (2015). *Propuesta de manejo integral del agua para riego en el Distrito de Riego 011, en Guanajuato* [Tesis de maestría, Universidad Autónoma de Querétaro]. <https://ri-ng.uaq.mx/bitstream/123456789/931/1/RI004036.pdf>

- Arreguín-Cortés, F. I., Murillo-Fernández, R., & Marengo-Mogollón, H. (2013). Inventario nacional de presas. *Tecnología y ciencias del agua*, 4(4), 179-185. <https://revistatyca.org.mx/index.php/tyca/article/view/386>
- Bangira, T., Matongera, T. N., Mabhaudhi, T., & Mutanga, O. (2024). Remote sensing-based water quality monitoring in African reservoirs: Potential and limitations of sensors and algorithms: A systematic review. *Physics and Chemistry of the Earth*, 134, 103536. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2023.103536>
- Batur, E., & Maktav, D. (2018). Assessment of surface water quality by using satellite images fusion based on PCA method in Lake Gala, Turkey. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(5), 2983–2989. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2879024>
- Beck, R., Xu, M., Zhan, S., Johansen, R., Liu, H., Tong, S., Yang, B., Shu, S., Wu, Q., Wang, S., Berling, K., Murray, A., Emery, E., Reif, M., Harwood, J., Young, J., Nietch, C., Macke, D., Martin, M., Stillings, G., Stumpf, R., Su, H., Ye, Z., & Huang, Y. (2019). Comparison of satellite reflectance algorithms for estimating turbidity and cyanobacterial concentrations in productive freshwaters using hyperspectral aircraft imagery and dense coincident surface observations. *Journal of Great Lakes Research*, 45(3), 413-433. <https://doi.org/10.1016/j.jglr.2018.09.001>
- Bhargava, A., Sachdeva, A., Sharma, K., Alsharif, M. H., Uthansakul, P., & Uthansakul, M. (2024). Hyperspectral imaging and its applications: A review. *Heliyon*, 10(12), e33208. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33208>

- Brown, R. M. (1977). National sanitation foundation keeps services, standards current. *Journal of Environmental Health*, 39(5), 382-384. URL: <https://www.jstor.org/stable/44544487>
- Carlson, R. E., & Simpson, J. (1996). *A coordinator's guide to volunteer lake monitoring methods*. North American Lake Management Society.
<https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers?ReferenceID=1696065>
- Castro, L., & Mordkoff, J. T. (2023). Unit 7. Correlational measures. En: *Data analysis in the psychological sciences*. IOWA Pressbooks.
<https://pressbooks.uiowa.edu/data-analysis-in-the-psychological-sciences>
- Chávez Zamora, L. F., Páez Bistrain, R., Pérez-Vega, A., Gómez-Tagle Chávez, A., Álvarez-Jara, M., Villalobos Martínez, R. I., & Mas, J. F. (2026). Estimación de la concentración de clorofila-a y turbidez con imágenes Sentinel-2 en la presa Cointzio, Michoacán, México. *Investigaciones Geográficas*, 119.
<https://doi.org/10.14350/rig.61156>
- Chawla, I., Karthikeyan, L., & Mishra, A. K. (2020). A review of remote sensing applications for water security: Quantity, quality, and extremes. *Journal of Hydrology*, 585, 124826.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124826>
- Cillero Castro, C., Domínguez Gómez, J. A., Delgado Martín, J., Hinojo Sánchez, B. A., Cereijo Arango, J. L., Cheda Tuya, F. A., & Díaz-Varela, R. (2020). An UAV and satellite multispectral data approach to monitor water quality in small reservoirs. *Remote Sensing*, 12(9), 1514. <https://doi.org/10.3390/rs12091514>

- CONAGUA, Comisión Nacional del Agua. (2026). Sistema Nacional de Información del Agua Monitoreo de las Principales Presas de México. <https://sinav30.conagua.gob.mx:8080/Presas/>
- CONAGUA, Comisión Nacional del Agua. (2025a). Indicadores de calidad de agua. <https://www.gob.mx/conagua/articulos/indicadores-de-calidad-del-agua>
- CONAGUA, Comisión Nacional del Agua. (2025b). ¿Sabes cuántas presas y bordos existen en México?. <https://www.gob.mx/conagua/articulos/sabes-cuantas-presas-y-bordos-existen-en-mexico>
- Cotler, A. H., Mazari, H. M., & Anda, S. J. (2006). *Atlas de la Cuenca Lerma-Chapala*. SEMARNAT, Instituto Nacional de Ecología, UNAM, Instituto de Ecología. <http://140.84.163.2:8080/xmlui/handle/publicaciones/163>
- Cotler, H., & Gutiérrez, S. (2005). *Inventario y evaluación de presas de la cuenca Lerma-Chapala*. Instituto Nacional de Ecología. https://agua.org.mx/wp-content/uploads/2010/10/638inventario_y_evaluacion_de_presas_cuenca_lermachapala.pdf
- Cruz-Retana, A., Becerril-Piña, R., Fonseca, C. R., Gómez-Albores, M. A., Gaytán-Aguilar, S., Hernández-Téllez, M., & Mastachi-Loza, C. A. (2023). Assessment of regression models for surface water quality modeling via remote sensing of a water body in the Mexican Highlands. *Water*, 15 (21), 3828. <https://doi.org/10.3390/w15213828>

- Dall'Olmo, G., Gitelson, A. & Rundquist, D. (2003). Towards a unified approach for remote estimation of chlorophyll-a in both terrestrial vegetation and turbid productive waters. *Geophysical Research Letters*, 30(18). <https://doi.org/10.1029/2003GL018065>
- Dall'Olmo, G., Gitelson, A., Rundquist, D., Leavitt, B., Barrow, T. & Holz, J.C. (2005). Assessing the potential of SeaWiFS and MODIS for estimating chlorophyll concentration in turbid productive waters using red and near-infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 96(2): 176-187, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.02.007>
- Dancey, C., Reidy, J., & Rowe, R. (2012). *Statistics for health sciences*. SAGE Publications. <https://archive.org/details/statisticsforhea0000danc/page/n1/mode/2up>
- Durán J.M., Partida, R.E. & Torres, A. (1999). Cuencas hidrológicas y ejes industriales: el caso de la cuenca Lerma-Chapala-Santiago. *Relaciones* XX, (80), 100-129. <https://hdl.handle.net/20.500.14330/CLA01000157200>
- Elhag, M., Gitas, I., Othman, A., Bahrawi, J., & Gikas, P. (2019). Assessment of water quality parameters using temporal remote sensing spectral reflectance in arid environments, Saudi Arabia. *Water*, 11(3), 556. <https://doi.org/10.3390/w11030556>
- Espinosa Ramírez, A. J. (2018). *El agua, un reto para la salud pública: la calidad del agua y las oportunidades para la vigilancia en salud ambiental* [Tesis de doctorado, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio Institucional UNAL. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/63149>

- Espinoza, E., Baltodano, A., & Requena, N. (2025). Spatiotemporal analysis of water quality and optical changes induced by contaminants in Lake Chinchaycocha using Sentinel-2 and in situ data. *Water*, 17(15), 2195. <https://doi.org/10.3390/w17152195>
- Goyens, C., Lavigne, H., Dille, A., & Vervaeren, H. (2022). Using hyperspectral remote sensing to monitor water quality in drinking water reservoirs. *Remote Sensing*, 14(21), 5607. <https://doi.org/10.3390/rs14215607>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). Overview of supervised learning. En: Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (eds.). *The elements of statistical learning* (pp. 9-41). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7_14
- Hellweger, F. L., & Lall, U. (2004). Modeling the effect of algal dynamics on arsenic speciation in Lake Biwa. *Environmental Science & Technology*, 38(24), 6716-6723. <https://doi.org/10.1021/es049660k>
- Hernández Lozano, R., & Pavón, N. P. (2024). Índices para el monitoreo de cuerpos de agua usando sensores remotos. *Acta universitaria*, 34 <http://doi.org/10.15174/au.2024.3814>
- Hijmans, R. (2024). *terra: Spatial data analysis (Version 1.8-5) [Software]*. <https://CRAN.R-project.org/package=terra>
- Holm-Hansen, O., & Riemann, B. (1978). Chlorophyll a determination: improvements in methodology. *Oikos*, Vol.30, No.3 438-447. <https://doi.org/10.2307/3543338>

- INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2018). *Conjunto de datos vectoriales de uso del suelo y vegetación. Escala 1:250 000. Serie VII. Conjunto Nacional [Conjunto de datos]*. <https://www.inegi.org.mx/programas/usyv/>
- INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2020). Censo de Población y Vivienda. <https://censo2020.mx/>
- Johansen, R. A., Reif, M., Emery, E., Nowosad, J., Beck, R., Xu, M., & Liu, H. (2019). *Waterquality: An open-source R package for the detection and quantification of cyanobacterial harmful algal blooms and water quality*. US Army Corps of Engineers, Engineer Research and Development Center. <https://doi.org/10.21079/11681/35053>
- Kallio, K. (2000). Remote sensing as a tool for monitoring lake water quality. En: Heinonen, P. (ed) *Hydrological and limnological aspects of lake monitoring* (pp. 237–240). John Wiley & Sons. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/9780470511121.ch20>
- Karaman, Z. (2025). *CDSE: Copernicus Data Space Ecosystem API Wrapper* [Software]. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.CDSE>
- Kneubühler, M., Gemperli, C., Schläpfer, D., Zah, R., & Itten, K. (2005). Determination of water quality parameters in Indian ponds using remote sensing methods. In Proceedings of 4th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy. New Quality in Environmental Studies. Zurich Open Repository and Archive (ZORA), University of Zurich. <https://www.zora.uzh.ch/server/api/core/bitstreams/c87d058d-d716-4a6c-826d-84d1fc319937/content>

- Kowe, P., Ncube, E., Magidi, J., Musyoka Ndambuki, J., Tendayi Rwasoka, D., Gumindoga, W., Maviza, A., Mavaringana, M. P., & Tshitende Kakanda, E. (2023). Spatial-temporal variability analysis of water quality using remote sensing data: A case study of Lake Manyame. *Scientific African*, 21, e01877. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01877>
- Li, J., Chen, X., Tian, L., Huang, J. & Feng, L. (2015). Improved capabilities of the Chinese high-resolution remote sensing satellite GF-1 for monitoring suspended particulate matter (SPM) in inland waters: Radiometric and spatial considerations. *ISPRS J. Photogramm Remote Sensing*. 106, 145–156. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.05.009>
- Linkov, I., Satterstrom, F. K., Loney, D. & Steevans, J. A. (2009). The Impact of Harmful Algal Blooms on USACE Operations. ANSRP Technical Notes Collection. ERDC/TNANSRP-09-1. Vicksburg, MS: US Army Engineer Research and Development Center. <https://ntrl.ntis.gov/NTRL/dashboard/searchResults/titleDetail/AD A494537.xhtml>
- Lioumbas, J., Christodoulou, A., Katsiapi, M., Xanthopoulou, N., Stournara, P., Spahos, T., Seretoudi, G., Mentis, A., & Theodoridou, N. (2023). Satellite remote sensing to improve source water quality monitoring: A water utility's perspective. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 32. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101042>

- Liu, H., Miliutina, E., Su, H., Beck, R.A., Shu, S., Lu, Y., Xu, M., Henry, J., Wang, L., & Cohen, S. (2024). Spatial Transferability and Temporal Repeatability of Water Quality Remote Sensing Inversion Models for Inland Lakes and Rivers. *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 5060-5062. <https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10642570>
- Martínez Yrizar, A., Búrquez, A., & Calmus, T. (2012). Disyuntivas: impactos ambientales asociados a la construcción de presas. *Región y sociedad*, 24(SPE3), 289-307. <https://doi.org/10.22198/rys2012/0/415>
- Mas, J. F. (2026). Análisis de los indicadores de Calidad del Agua Superficial en México. Proyecto PAPIIT IN112823. UNAM-CIGA. <https://u.pcloud.link/publink/show?code=XZUJCt5ZwK7uPzbc9uzfKMc9vkbadHfSYi0V>
- Mbonimpa, E. G., Yongping, Y., Nash, M. S., & Mehaffey, M. (2014). Sediment and total phosphorous contributors in Rock River watershed. *Journal of Environmental Management*, 133, 214-221. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.11.030>
- McEliece, R., Hinz, S., Guarini, J. M., & Coston-Guarini, J. (2020). Evaluation of nearshore and offshore water quality assessment using UAV multispectral imagery. *Remote Sensing*, 12(14), 2258. <https://doi.org/10.3390/rs12142258>

- Mishra, A. P., Khali, H., Singh, S., Pande, C. B., Singh, R., & Chaurasia, S. K. (2023). An assessment of in-situ water quality parameters and its variation with Landsat 8 level 1 surface reflectance datasets. *International Journal of Environmental Analytical Chemistry*, 103(18), 6344-6366. <https://doi.org/10.1080/03067319.2021.1954175>
- Muhoyi, H., Gumindoga, W., Mhizha, A., Misi, S. N., & Nondo, N. (2022). Water quality monitoring using remote sensing, Lower Manyame Sub-catchment, Zimbabwe. *Water Practice and Technology*, 17(6), 1347–1357. <https://doi.org/10.2166/wpt.2022.061>
- Odermatt, D.; Danne, O.; Philipson, P. & Brockmann, C. (2018). Diversity II water quality parameters from ENVISAT (2002–2012): A new global information source for lakes. *Earth System Science Data*, 10, 1527–1549. <https://doi.org/10.5194/essd-10-1527-2018>
- Ogashawara, I., Mishra, D. R., & Gitelson, A. A. (2017). Remote sensing of inland waters: Background and current state-of-the-art. En: Mishra, D. R., Ogashawara, I., & Gitelson, A. (eds). *Bio-optical modeling and remote sensing of inland waters* (pp. 1–24). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804644-9.00001-X>
- Pérez-Vega, A., Mas, J. F., Delegido, J., & Ruiz-Verdú, A. (2026). Optimizing sampling design for chlorophyll-a estimation in inland waters using Sentinel-2 imagery and spatial clustering. *ISPRS Archives*, 48, 33-40. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-3-W4-2025-33-2026>

- Pizani, F. M., Maillard, P., Ferreira, A. F., & de Amorim, C. C. (2020). Estimation of water quality in a reservoir from Sentinel-2 MSI and Landsat-8 OLI sensors. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3, 401-408. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-3-2020-401-2020>
- R Core Team. (2025). *R: A language and environment for statistical computing [Software]*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Ramírez-Sánchez, H. U., & Fajardo-Montiel, A.L. (2025). Assessment of Pesticide Contamination in the Water of the Santiago River, Mexico. *Asian Journal of Environment & Ecology* 24 (5):396-417. <https://doi.org/10.9734/ajee/2025/v24i5719>
- Ritchie, J. C., Zimba, P. V., & Everitt, J. H. (2003). Remote sensing techniques to assess water quality. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(6), 695–704. <https://doi.org/10.14358/PERS.69.6.695>
- Rubio Arias, H. O., Ortiz Delgado, R., Quintana Martínez, R., Saucedo Terán, R., Ochoa Rivero, J., & Rey Burciaga, N. (2014). Índice de calidad de agua (ICA) en la presa la Boquilla en Chihuahua, México. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, 139-150. <https://doi.org/10.19136/era.a1n2.162>
- Saikhom, V., & Kalita, M. (2024). UAV for remote sensing applications: An analytical review. En: Deka, J. K., Robi, P. S., & Sharma, B. (eds.). *Emerging technology for sustainable development* (Vol. 1061). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-4362-3_6

- Samboni Ruiz, N. E., Carvajal Escobar, Y., & Escobar, J. C. (2007). Revisión de parámetros fisicoquímicos como indicadores de calidad y contaminación del agua. *Ingeniería e investigación*, 27(3), 172-181. <https://doi.org/10.15446/ing.investig.v27n3.14858>
- Schmidt, S. I., Schröder, T., Kutzner, R. D., Laue, P., Bernert, H., Stelzer, K., Friese, K., & Rinke, K. (2024). Evaluating satellite-based water quality sensing of inland waters on basis of 100+ German water bodies using two different processing chains. *Remote Sensing*, 16, 3416. <https://doi.org/10.3390/rs16183416>
- Secretaría de Economía. (2001a). Análisis de agua - determinación de acidez y alcalinidad en aguas naturales, residuales y residuales tratadas - método de prueba (NMX-AA-036-SCFI-2001). <https://platiica.economia.gob.mx/normalizacion/nmx-aa-036-scfi-2001/>.
- Secretaría de Economía. (2001b). Análisis de agua - determinación de dureza total en aguas naturales, residuales y residuales tratadas - método de prueba (NMX-AA-072-SCFI-2001). <https://platiica.economia.gob.mx/normalizacion/nmx-aa-072-scfi-2001/>.
- Secretaría de Economía. (2001c). Análisis de agua determinación de turbiedad en aguas naturales, residuales y residuales tratadas - método de prueba (NMX-AA-038-SCFI-2001). <https://platiica.economia.gob.mx/normalizacion/nmx-aa-038-scfi-2001/>.

- Secretaría de Economía. (2015). Análisis de agua - determinación de sólidos suspendidos totales en aguas naturales, residuales y residuales tratadas - método de prueba (NMX-AA-034-SCFI-2015). <https://platiica.economia.gob.mx/normalizacion/nmx-aa-034-scfi-2015/>
- Secretaría de Salud. (2022). Agua para uso y consumo humano. Límites permisibles de la calidad del agua. (NOM-127-SSA1-2021). <https://platiica.economia.gob.mx/normalizacion/nom-127-ssa1-2021/>
- SEMARNAT, Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. (2022). Límites permisibles de contaminantes en las descargas de aguas residuales en cuerpos receptores propiedad de la nación (NOM-001-SEMARNAT-2021). <https://platiica.economia.gob.mx/normalizacion/nom-001-semarnat-2021/>
- Shang, P., & Shen, F. (2015). Atmospheric Correction of Satellite GF-1/WFV Imagery and Quantitative Estimation of Suspended Particulate Matter in the Yangtze Estuary. *Sensors*, 16, 1997. <https://doi.org/10.3390/s16121997>
- Solís, M. L. (2017). *Impacto de agroquímicos en arroyos de cuencas rurales* [Tesis de doctorado, Universidad Nacional de La Plata]. SEDICI. <https://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/58758>
- Sòria-Perpinyà, X., Urrego, P., Pereira-Sandoval, M., Ruiz-Verdú, A., Peña, R., Soria, J.M., Delegido, J., Vicente, E., & Moreno, J. (2019). Monitoring the ecological state of a hypertrophic lake (Albufera of València, Spain) using multitemporal Sentinel-2 images. *Limnetica*, 38(1), 457-469. <https://doi.org/10.23818/limn.38.26>

- Srivastava, M. K., Gaur, S., Ohri, A., Srivastava, P. K., & Chaturvedi, S. (2025). Hyperspectral remote sensing: Potential prospects in water quality monitoring and assessment. En: *Earth observation for monitoring and modeling land use* (pp. 241–264). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95193-7.00015-4>
- Sudduth, K. A., Jang, G. S., Lerch, R. N., & Sadler, E. J. (2005). Estimating water quality with airborne and ground-based hyperspectral sensing. In 2005 ASAE Annual Meeting (p. 1). *American Society of Agricultural and Biological Engineers*. <https://doi.org/10.13031/2013.19781>
- Tesfaye, A. (2024). Remote sensing-based water quality parameters retrieval methods: a review. *East African Journal of Environment and Natural Resources*, 7, 80-97. <https://doi.org/10.37284/eajenr.7.1.1753>
- Toming, K., Kutser, T., Laas, A., Sepp, M., Paavel, B., & Nõges, T. (2016). First experiences in mapping lake water quality parameters with Sentinel-2 MSI imagery. *Remote Sensing*, 8(8), 640. <https://doi.org/10.3390/rs8080640>
- Topp, S. N., Pavelsky, T. M., Jensen, D., Simard, M., & Ross, M. R. (2020). Research trends in the use of remote sensing for inland water quality science: Moving towards multidisciplinary applications. *Water*, 12(1), 169. <https://doi.org/10.3390/w12010169>
- Torres, E., Ramírez-Anguiano, B. E., & Arroyo-Ortega, I. F. (2025). Environmental pollution in the Alto Atoyac Basin, Mexico: A systematic, spatial, and temporal review of contaminants and monitoring efforts. *Environments*, 12(12), 456. <https://doi.org/10.3390/environments12120456>

- USEPA, United States Environmental Protection Agency. (2012a). *Cyanobacteria and cyanotoxins: Information for drinking water systems* (EPA-810F11001). https://www.epa.gov/sites/default/files/2019-07/documents/cyanobacteria_and_cyanotoxins_fact_sheet_for_pws_final_06282019.pdf.pdf
- USEPA, United States Environmental Protection Agency. (2012b). *The National Lakes Assessment Fact Sheet*. National Aquatic Resource Surveys. <https://www.epa.gov/national-aquatic-resource-surveys/national-lakes-assessment-2012-fact-sheet>
- Williamson, T. N., Christensen, V. G., Richardson, W. G., Frey, J. W., Gellis, A. C., Kieta, K. A., & Fitzpatrick, F. A. (2014). Stream sediment sources in Midwest agricultural basins with land retirement along channel. *Journal of Environmental Quality*, 43, 1624–1634. <https://doi.org/10.2134/jeq2013.12.0521>
- Xu, M., Liu, H., Beck, R. A., Lekki, J., Yang, B., Liu, Y., & Emery, E. (2022). Implementation strategy and spatiotemporal extensibility of multipredictor ensemble model for water quality parameter retrieval with multispectral remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.3045921>
- Yadava, P. K., Kumar, H., Singh, A., Kumar, V., & Verma, S. (2023). Impact of climate change on water quality and its assessment. En: Srivastav, A., Dubey, A., KKhan M. A. (eds). *Visualization Techniques for Climate Change with Machine Learning and Artificial Intelligence* (pp. 39-54). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-99714-0.00002-9>

Yigit Avdan, Z., Kaplan, G., Goncu, S., & Avdan, U. (2019). Monitoring the water quality of small water bodies using high-resolution remote sensing data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(12), 553. <https://doi.org/10.3390/ijgi8120553>