Espectroscopía óptica in situ para la estimación de parámetros de calidad del agua cruda de la PTAP “El Retiro”

Presentado por:

Camilo Reyes Ochoa

Director:

Ing. Aldemar Reyes Trujillo, M.Sc. Ph.D.

Codirectores:

Ing. Juan Pablo Rivera Caicedo, M.Sc. Ph.D.

Ing. Jorge Latorre Montero, M.Sc.



Universidad del Valle

Facultad de Ingeniería, sede Meléndez

Escuela De Recursos Naturales Y Del Ambiente

Programa De Ingeniería Sanitaria Y Ambiental - 3754

Santiago de Cali, 2025

Resumen

Este trabajo de investigación se centra en la evaluación de métodos de espectroscopía óptica *in situ* para la estimación de parámetros de calidad del agua cruda en la PTAP "El Retiro", ubicada en el municipio de Santiago de Cali. Ante la creciente contaminación de cuerpos de agua por el desarrollo urbano, actividades humanas y deficiencias en la gestión ambiental, se propone el uso de tecnologías hiperespectrales como alternativa a los métodos convencionales de monitoreo de calidad de agua, los cuales resultan costosos, lentos y limitados en cobertura espaciotemporal.

El estudio analiza específicamente los parámetros de pH, turbidez, amonio, nitrato y clorofila-a, seleccionados por su relevancia ambiental y sanitaria. Se recolectaron 102 muestras a lo largo de dos meses, utilizando sensores hiperespectrales (STS-VIS y STS-NIR) y métodos analíticos de laboratorio para validar los resultados. Además, se aplicaron algoritmos de aprendizaje automático (PLS, SVR y GPR) y técnicas de procesamiento estadístico y espectral (Savitzky-Golay, análisis de correlación de Pearson) para construir modelos de estimación.

Los resultados evidencian que el agua del río Pance presenta buena calidad y que las tecnologías hiperespectrales tienen potencial para identificar patrones espectrales asociados a los parámetros fisicoquímicos del agua. No obstante, se reconocen desafíos como el sobreajuste en los modelos, la necesidad de bases de datos más amplias y la importancia de continuar la investigación en esta línea para lograr herramientas robustas de monitoreo en tiempo real, contribuyendo así a una gestión sostenible del recurso hídrico.

Palabras clave: Calidad del agua, Machine Learning, Evaluación Espectral, Partial least squares regression (PLS), Support vector regression (SVR), Gaussian processes regression (GPR), Correlación Pearson, Espectroscopía, Reflectancia, Amonio, Clorofila, Nitratos, Turbiedad, pH.

Agradecimientos

En primer lugar, agradezco a Dios por darme la fortaleza, las oportunidades y la perseverancia para culminar esta etapa tan importante de mi vida.

A mi familia, gracias por ser el pilar fundamental en este camino. A mi mamá, Sariyei Ochoa Delgado, y a mi papá, Aldemar Reyes Trujillo, por ser mis guías incondicionales, por su amor, apoyo y por enseñarme, con su ejemplo, a nunca rendirme y a dar siempre lo mejor de mí. A mi hermana, María del Mar Reyes Ochoa, por inspirarme cada día a ser una mejor persona y a convertirme en un referente para ella. Todo esto también es por y para ustedes.

Agradezco de manera muy especial a los profesores Jorge Latorre Montero y Juan Pablo Rivera Caicedo por su invaluable guía y acompañamiento en la elaboración de este trabajo. Su conocimiento, paciencia y dedicación fueron fundamentales para el desarrollo y éxito de esta investigación.

Quiero recalcar y expresar un agradecimiento muy profundo a mis amigos y futuros colegas de carrera. Su apoyo constante, su compañerismo incondicional y su motivación han sido absolutamente cruciales. Gracias por acompañarme en cada momento difícil, por las risas, por la ayuda mutua en los estudios y por ser esa fuerza que me impulsó a seguir adelante en esta carrera. Su presencia y amistad han sido clave para superar los desafíos y para disfrutar cada paso de este camino. Este logro también es suyo.

Agradezco profundamente a la PTAP “El Retiro” por el apoyo brindado para la realización de este trabajo de grado, por abrirme sus puertas y permitirme aplicar mis conocimientos en un entorno real de aprendizaje.

A Catherine Gómez, laboratorista del LASA, por su paciencia, dedicación y disposición para enseñarme y acompañarme en el proceso de laboratorio, aportando de forma significativa a mi formación.

A todos, gracias por hacer parte de este logro. Este trabajo también les pertenece.

Tabla de contenido

1. Introducción..... 1
2. Planteamiento del problema..... 2
3. Justificación..... 5
4. Objetivos..... 7
4.1. Objetivo general..... 7
4.2. Objetivos específicos..... 7
5. Marco teórico..... 8
5.1. Fuente superficial..... 8
5.2. Calidad del agua..... 8
5.3. Propiedades ópticas del agua..... 9
5.4. Espectroscopía..... 9
5.5. Firmas espectrales..... 10
5.6. Machine learning..... 11
5.7. Correlación Pearson..... 12
5.8. Filtro Savitzky-Golay..... 13
5.9. Validación Cruzada..... 13
6. Estado del arte..... 14
7. Metodología..... 35
7.1. Localización área de estudio y características de la PTAP..... 35
7.2. Muestreo y adquisición de datos..... 37
7.3. Recolección de datos..... 40
7.3.1. Métodos convencionales..... 41
7.3.2. Métodos de espectroscopia óptica..... 42
7.4. Correlaciones y modelos de estimación..... 44
8. Resultados y discusión..... 46
8.1. Caracterización de las propiedades fisicoquímicas del agua..... 46
8.2. Caracterización hiperespectral del cuerpo de agua..... 53
8.3. Correlación entre parámetros de calidad de agua e información espectral..... 54
8.4. Elaboración y validación de modelos de estimación entre parámetros de calidad del agua y la información espectral..... 57
8.4.1. Partial least squares regression (PLS)..... 57
8.4.2. Support vector regression (SVR)..... 59
8.4.3. Gaussian processes regression (GPR)..... 61
9. Conclusión..... 65
10. Referencias..... 67
11. Anexos..... 74

Tabla de figuras

Figura 1. Características de reflectancia espectral del agua clara y turbia dentro del rango espectral visible e infrarrojo cercano..... 11
Figura 2. Unidades de tratamiento..... 36
Figura 3. Reservorio PTAP “El Retiro”..... 37
Figura 4. Distribución espacial de los puntos de muestreo en el reservorio de la PTAP “El Retiro”..... 38
Figura 5. Medición in situ de reflectancia espectral..... 39
Figura 6. Recolección de muestras de agua..... 40
Figura 7. Micro espectrómetro STS-VIS..... 42
Figura 8. Micro espectrómetro STS-NIR..... 43
Figura 9. WS-1-SL White Reflectance Standard..... 43
Figura 10. Posición de sensores sobre el cuerpo de agua..... 44
Figura 11. Variación temporal del pH en el reservorio..... 47
Figura 12. Variación temporal de la turbiedad en el reservorio..... 47
Figura 13. Variación temporal de amonio en el reservorio..... 47
Figura 14. Variación temporal de nitrato en el reservorio..... 48
Figura 15. Variación temporal de la clorofila en el reservorio..... 48
Figura 16. Distribución estadística del pH..... 49
Figura 17. Distribución estadística de la turbiedad..... 50
Figura 18. Precipitación diaria febrero y marzo (a) CDEA EL TOPACIO; (b) PANCE – CHORRERA DEL INDIO; (c) LA ARGENTINA..... 50
Figura 19. Distribución estadística de amonio..... 51
Figura 20. Distribución estadística de nitrato..... 52
Figura 21. Distribución estadística de clorofila..... 53
Figura 22. Caracterización espectral (a) Datos espectrales crudos; (b) Datos espectrales preprocesados..... 54
Figura 23. Curvas de correlación entre parámetros de calidad de agua y firmas espectrales..... 55
Figura 24. Identificación de película grasa superficial..... 56
Figura 25. Desempeño del modelo partial least squares regression (PLS) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales crudos..... 58
Figura 26. Desempeño del modelo partial least squares regression (PLS) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales preprocesados..... 59
Figura 27. Desempeño del modelo support vector regression (SVR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales crudos..... 60

Figura 28. Desempeño del modelo support vector regression (SVR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales preprocesados..... 61
Figura 29. Desempeño del modelo gaussian processes regression (GPR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales crudos..... 62
Figura 30. Desempeño del modelo gaussian processes regression (GPR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales preprocesados..... 63
Figura 31. Extracción de clorofila..... 76
Figura 32. Determinación de amonio y nitrato..... 80
Figura 33. Medición de pH..... 82
Figura 34. Medición de turbidez..... 83

1. Introducción

Desde el comienzo de la historia, las fuentes superficiales de agua como los ríos han desempeñado un papel fundamental en el desarrollo de las civilizaciones. El abastecimiento del recurso hídrico es de gran relevancia para una ciudad, dado que suple las necesidades de agua potable, genera energía, respalda la producción industrial y contribuye al entorno paisajístico, por esta razón las ciudades más importantes se establecieron en proximidad a los ríos (Hou et al., 2022; Miao et al., 2020; Yang et al., 2022). En la actualidad, debido a la expansión urbana, el crecimiento exponencial de la población y actividades empresariales ha desencadenado una seria contaminación del agua. Asimismo, este problema se agrava al considerar que más del 40% de la población mundial reside en zonas costeras y a lo largo de riberas de ríos, y esta fracción se encuentra en continuo aumento (Gholizadeh et al., 2016; Miao et al., 2020).

En el presente, la gestión eficiente de los recursos hídricos reviste relevancia crítica para garantizar la salud y el bienestar de las comunidades. La calidad de este recurso es uno de los problemas globales de mayor trascendencia a los que se enfrenta la humanidad (Cao et al., 2022). El detrimento de la calidad del agua se ha convertido en una preocupación a nivel global, generando impactos negativos incluso en comunidades con una relativa abundancia de recursos hídricos (Rahat et al., 2023).

En este contexto, mantener un monitoreo constante de la calidad de las fuentes hídricas superficiales adquiere significación estratégica, dado que su estado se encuentra estrechamente vinculado con la salud pública y del ecosistema circundante. El creciente interés en la supervisión de cambios en la calidad del agua mediante técnicas de teledetección resalta la relevancia de su monitoreo y preservación, dada su importancia para las necesidades diarias de la población. Este vínculo entre la vigilancia de las fuentes hídricas y la sostenibilidad es esencial tanto para la protección del medio ambiente como para la salud pública (Zhang et al., 2020).

Es de gran valor disponer de métodos de medición avanzados y precisos para garantizar la salud pública y administrar de manera efectiva los riesgos. Por esta razón, el monitoreo de la calidad del agua se presenta como una herramienta fundamental, cuyo principal objetivo es identificar y vigilar las áreas propensas a la contaminación con el fin de salvaguardar la seguridad del recurso. Sin embargo, los métodos convencionales de monitoreo de parámetros de calidad del agua presentan limitaciones notables: implican la elección de puntos de muestreo fijos, la recolección periódica de muestras y su análisis en laboratorio, lo que exige un alto esfuerzo operativo y no permite obtener datos correspondientes al mismo periodo. Además, restringe el monitoreo constante y en tiempo real de puntos específicos, lo que evidencia la necesidad de adoptar métodos más eficientes y oportunos (Cao et al., 2022).

En busca de mejorar la calidad y monitoreo constante de los datos de calidad de agua, se deben impulsar métodos alternativos como las tecnologías de teledetección, las cuales se clasifican en tres categorías según las plataformas de monitoreo: tecnología de teledetección espacial, tecnología de teledetección aérea y tecnología de teledetección terrestre (Hou et al., 2022), ya que estas tecnologías cuentan con una extensa experiencia en la valoración de la calidad ambiental y ha evidenciado una utilidad importante para observar la dinámica espacial y temporal de la calidad de agua superficial (Gholizadeh et al., 2016; Ritchie et al., 2003), se considera que es una estrategia eficiente para realizar tareas en áreas pequeñas y medianas, siendo particularmente adecuada para cuerpos de agua extensos, gracias a su excelente resolución tanto espacial como espectral (Huang et al., 2023; Olmanson et al., 2013).

Estos sensores realizan mediciones de la cantidad de radiación, en diversas longitudes de onda, reflejada desde la superficie del agua. Estos reflejos pueden emplearse directa o indirectamente para estimar distintos indicadores de calidad del agua, como sólidos suspendidos totales (SST), concentración de clorofila-a, turbidez, fósforo total (TP), temperatura, pH, carbono orgánico disuelto (COD), nitratos etc. Las características espectrales del agua y de los contaminantes están relacionados con las propiedades hidrológicas, biológicas y químicas del cuerpo de agua, entre otros factores (Usali & Hasmadi Ismail, 2010).

En el presente trabajo de investigación, se utilizará la tecnología de teledetección terrestre hiper-espectral, ya que este enfoque supera a la teledetección espacial en términos de precisión en la estimación cuantitativa de los parámetros de calidad del agua, presentándose como una herramienta importante para el monitoreo de la calidad del agua. En comparación con los dos métodos de monitoreo previamente mencionados, la tecnología de monitoreo del espectro terrestre para el seguimiento de la calidad del agua ha experimentado un amplio uso gracias a su portabilidad, flexibilidad y alta precisión, lo que la hace adecuada para el monitoreo de fuentes puntuales a diferentes escalas (Hou et al., 2022).

2. Planteamiento del problema

Dada la vulnerabilidad de los entornos de los ríos y otras masas de agua, cualquier alteración en estos ecosistemas estratégicos por actividades humanas, puede poner en peligro los hábitats de peces y otros organismos acuáticos. Este riesgo se incrementa considerando que más del 40% de la población mundial reside en zonas costeras y a lo largo de las riberas de ríos. Por lo tanto, la protección y preservación de estos entornos son cruciales, especialmente en un contexto de expansión urbana y rápido crecimiento poblacional, donde la contaminación del agua se ha convertido en un problema grave. La pertinencia de un suministro de agua urbano sostenible también resalta la necesidad de monitorizar y comprender de manera constante la calidad de los

recursos hídricos existentes y sus cuencas. Así, asegurar la calidad del agua se vuelve fundamental para abordar los desafíos ambientales del siglo XXI (Gholizadeh et al., 2016).

La protección de los ecosistemas hídricos es un desafío apremiante, que se ha vuelto aún más relevante en el marco de la reciente jurisprudencia ambiental. Este es el caso de ecosistemas estratégicos como el río Pance, cuya relevancia ha sido judicialmente reconocida al ser declarado sujeto de derechos por parte del Juez Tercero de Ejecución de Penas y Medidas de Seguridad. A pesar de esta protección legal, su calidad y seguridad están comprometidas por múltiples factores.

El estado del río Pance es objeto de constante monitoreo y planificación por parte de las autoridades ambientales locales. La Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC) ha elaborado el Plan de Ordenamiento del Recurso Hídrico (PORH) para la cuenca del río Pance, el cual identifica y prioriza las problemáticas asociadas a la calidad y cantidad del agua, así como las presiones antrópicas que afectan el ecosistema (CVC, 2023). En el contexto local, las dificultades que afectan la calidad del río Pance surgen debido a la descarga de aguas residuales sin tratamiento, la escorrentía agrícola con arrastre de contaminantes, la deposición de residuos sólidos y las alteraciones en el uso del suelo circundante, producto en gran medida de las carencias y limitaciones socioeconómicas, de bienestar y educativas presentes en la comunidad aledaña. Estas limitaciones se traducen en prácticas inadecuadas de manejo de residuos, falta de infraestructura sanitaria y una baja conciencia ambiental sobre la importancia de la conservación del recurso hídrico. Además, la escasa identidad y sentido de pertenencia con el entorno, junto con los conflictos de intereses económicos generados por el predominante desarrollo urbanístico en esta zona de la ciudad, exacerban los impactos negativos sobre la calidad y seguridad del recurso hídrico.

La ausencia de un sistema educativo robusto y de una conciencia ambiental arraigada entre los actores directos e indirectos de estas problemáticas se convierte en un factor agravante y detonante. Esta carencia impide, en primer lugar, la recuperación y preservación efectiva de la zona y sus recursos naturales, tanto a nivel local, regional como nacional, y para las generaciones venideras. En la ausencia de normas claras y aceptadas, se instaura una anarquía en la que cada individuo actúa según su propio criterio, contraviniendo los principios de la gobernabilidad. La existencia de reglas acordadas, fundamentadas y equitativas, por otro lado, reduce el espacio para conflictos y proporciona un mecanismo para resolverlos cuando surgen (Palacios, 2022).

Debido a su gran diversidad hídrica, paisajística y de fauna y flora, el río Pance se reconoce como una fuente hídrica con las mejores condiciones para la recreación, esparcimiento y turismo en la ciudad. Sin embargo, el turismo se ha convertido en la actividad económica que mayor impacto ambiental negativo genera sobre el río, debido a la falta de organización y concientización en este sector. Este impacto es en gran medida consecuencia de la transformación social del entorno, desencadenando una serie de conflictos socioambientales que

aumentan la tensión entre los intereses y las influencias en el manejo, uso y propiedad del agua y el suelo (Palacios, 2022).

El crecimiento de nuestras ciudades continúa generando consecuencias que se reflejan en la afectación de los sistemas e infraestructuras hidrosanitarias existentes. Estas consecuencias son resultado de la falta de buenas políticas públicas de saneamiento y planeación, sumado a la falta de educación y cultura ambiental entre los ciudadanos, lo que resulta en la afectación directa de los recursos naturales (Palacios, 2022).

La contaminación de las fuentes de agua es uno de los problemas ambientales más antiguos, y está estrechamente relacionada con el crecimiento de las ciudades y su población, las cuales en nuestro país han surgido siempre junto a los ríos. Factores como el manejo inadecuado de grandes volúmenes de residuos sólidos y orgánicos, el vertido de aguas sin tratamiento, el uso de agroquímicos, el turismo desorganizado y no controlado afectan la calidad del agua y alteran su composición natural. Como resultado, la fauna, la flora, los ecosistemas y la propia comunidad se ven impactados de manera directa (Palacios, 2022). Es por esta razón que la determinación precisa y monitoreo continuo de los parámetros de calidad de agua es esencial para la toma de decisiones informadas sobre su uso y conservación. Tradicionalmente, se han utilizado métodos fisicoquímicos para evaluar la calidad del agua, lo que proporciona información valiosa, sin embargo, debido al crecimiento exponencial de la población y la urbanización acelerada, se torna difícil abordar estas necesidades, ya que la recopilación de datos in situ sólo ofrecen estimaciones específicas de la calidad de las condiciones del agua en momentos y lugares particulares, siendo prácticamente imposible obtener información detallada sobre las variaciones espaciales y temporales de los índices de calidad en extensas masas de agua (X. Cai et al., 2023; Gholizadeh et al., 2016; Yang et al., 2022).

La monitorización, pronóstico y manejo integral de extensas masas de agua enfrentan desafíos importantes, como la inaccesibilidad debido a la topografía, también, la precisión y exactitud de los datos obtenidos en el sitio de medición pueden ser motivo de incertidumbre, debido a posibles errores en la recolección de muestras en el campo y en los procedimientos de laboratorio. La evaluación convencional de la calidad del agua se fundamenta principalmente en la realización de pruebas y análisis de laboratorio una vez que se han recopilado muestras de agua en el entorno, la cual su principal dificultad es que son procesos lentos y limitados en aspectos de mano de obra y en términos de cobertura espacio temporal asociada con el muestreo in situ (J. Cai et al., 2022; X. Cai et al., 2023; Gholizadeh et al., 2016; Hou et al., 2022).

En nuestro contexto existen deficiencias en la evaluación de métodos alternativos, para estimar parámetros de calidad del agua. A diferencia de los métodos tradicionales, permiten hacer campañas de monitoreo en tiempo real, reducir costos de operación, disminución de uso de reactivos y por consiguiente reducir los riesgos de contaminación.

Teniendo claro el panorama, se hace necesario realizar investigaciones que evalúen métodos alternativos para la caracterización de la calidad de agua de una fuente superficial mediante datos hiperespectrales. Esta investigación tiene como objetivo principal evaluar métodos de espectroscopía óptica para estimar parámetros de calidad del agua. Además, se busca construir correlaciones y modelos de estimación entre parámetros de calidad del agua y la información espectral que permitan generar una base sólida para la toma de decisiones inmediatas en la gestión de los recursos hídricos.

¿Cómo pueden los datos hiperespectrales ser efectivamente utilizados para caracterizar y monitorizar la calidad del agua en fuentes superficiales, cuál es la precisión y confiabilidad de los resultados obtenidos a través de esta técnica en comparación con los métodos tradicionales de evaluación de la calidad del agua?

3. Justificación

Esta investigación se centra en la utilización de datos hiperespectrales para caracterizar y monitorear la calidad del agua en fuentes superficiales, dado que la calidad del agua es de suma importancia para las comunidades y los ecosistemas, por tal razón a nivel mundial se han generado políticas a favor de la gestión sostenible de la calidad de agua y la preservación del medio ambiente. En el contexto colombiano, la reglamentación sanitaria y ambiental, tanto para agua cruda como tratada, es un componente clave para la protección de los recursos hídricos. Normas como el Reglamento Técnico del Sector de Agua Potable y Saneamiento Básico (RAS) son fundamentales para asegurar que el agua cumpla con los estándares de calidad necesarios para su uso seguro y sostenible.

Abordar esta rama del conocimiento no solo mejorará la capacidad de gestionar eficazmente los recursos hídricos, sino que también fomentará el desarrollo de tecnologías y metodologías aplicables a nuestro contexto como sociedad, donde la demanda de agua de alta calidad es un asunto de máximo interés.

La detección espectral es fundamental en los ámbitos del análisis de propiedades fisicoquímicas y supervisión ambiental. Esta tecnología no solo proporciona información esencial en estos campos, sino que también revela sutilezas en las propiedades del agua que los métodos convencionales no pueden capturar. Además, los datos hiperespectrales presentan un enorme potencial en nuevas áreas como la inteligencia artificial (Machine learning, Deep learning, Redes neuronales, etc.) (Wen et al., 2022).

Los contaminantes pueden estar presentes tanto en sistemas de aguas naturales, superficiales y subterráneas, como en aguas tratadas, en concentraciones tan altas que modifican las

características físicas del agua o en niveles tan bajos que resultan imperceptibles. Las técnicas espectroscópicas, que se basan en la interacción entre la materia y la radiación electromagnética, son capaces de detectar incluso concentraciones mínimas del compuesto de interés, llegando a contar los átomos de una sustancia específica en una muestra. Estas técnicas han permitido desarrollar métodos de análisis que permiten una caracterización confiable de los sistemas de aguas naturales y la detección de trazas de contaminantes en cuerpos de agua. Esta capacidad para identificar detalles imperceptibles es especialmente crucial para evaluar la calidad del agua (Narvaez Brito et al., 2021).

"El monitoreo de la calidad del agua es una herramienta esencial para determinar y controlar áreas propensas a la contaminación y conservar la seguridad del agua potable" (Salem et al., 2017). Los métodos convencionales de monitoreo de la calidad de agua implican seleccionar ubicaciones estratégicas para la toma de muestras, recolectarlas en intervalos regulares y analizarlas posteriormente en el laboratorio. Sin embargo, este enfoque no permite obtener datos precisos en tiempo real. Además, este procedimiento suele ser costoso, laborioso, generador de residuos peligrosos y demanda de tiempo (Cao et al., 2022).

La elección de los parámetros de amonio, nitratos, clorofila, pH y turbidez para este estudio se basa en la evidencia científica que respalda su eficacia en el uso de tecnología hiperespectral. Según la literatura, estos parámetros han demostrado ofrecer los mejores resultados en la evaluación de la calidad del agua mediante métodos espectroscópicos. Estos indicadores no solo proporcionan mediciones precisas de la calidad del agua, sino que su monitoreo es crucial para prevenir diversos problemas de salud pública.

El amonio y los nitratos son indicadores clave de la contaminación del agua con desechos orgánicos y fertilizantes, cuya falta de control puede resultar en concentraciones elevadas y problemas como la metahemoglobinemia en lactantes (Swistock, 2023). La clorofila, por otro lado, indica la presencia de algas, y sin un monitoreo adecuado, puede conducir a eutrofización y floraciones algales tóxicas, afectando tanto la potabilidad del agua como los ecosistemas acuáticos.

El pH es un parámetro esencial en la caracterización del agua, ya que desviaciones notables respecto al rango neutro pueden reflejar contaminación química y reducir la eficacia de los tratamientos. En agua cruda, este parámetro regula los equilibrios químicos, en particular el sistema carbonato, y condiciona la solubilidad de metales y la formación de precipitados. El intervalo óptimo para la vida acuática se sitúa típicamente entre 6 y 9, siendo un rango estrecho cuya alteración puede comprometer la calidad del recurso y su desempeño en los procesos de potabilización (Cirelli, 2012).

La turbidez del agua, que mide su claridad, es un parámetro fundamental, ya que una alta turbidez puede proteger a los patógenos de la desinfección, incrementando el riesgo de enfermedades transmitidas por el agua. Este parámetro se utiliza habitualmente en aguas naturales como indicador de la presencia de sólidos, especialmente de tipo coloidal. Su origen puede deberse a la erosión y transporte de partículas finas como arcillas, fragmentos de roca y materiales del lecho, así como al aporte de fibras vegetales o descargas de aguas residuales domésticas e industriales (Cirelli, 2012).

Por lo tanto, estos parámetros son esenciales no solo para una evaluación precisa de la calidad del agua, sino también para garantizar la salud pública y la integridad del medio ambiente. El uso de tecnología hiperespectral para monitorear estos parámetros ofrece una herramienta precisa y efectiva para la gestión sostenible de los recursos hídricos, asegurando un suministro seguro y de alta calidad de agua para las comunidades, es por esto que la presente investigación se centrará en aprovechar el potencial de los métodos espectroscópicos para desarrollar un método de evaluación de la calidad del agua que permita obtener datos confiables en tiempo real. Esto no solo permitirá profundizar en la comprensión de la tecnología, sino que también aportará de manera significativa a la automatización de los procesos, disminuyendo el riesgo de errores humanos, optimizando la eficiencia en la evaluación, reduciendo los costos operativos, minimizando la generación de residuos y favoreciendo la replicabilidad del método en diversos contextos.

4. Objetivos

4.1. Objetivo general

Aplicar espectroscopía óptica in situ para la estimación de parámetros de calidad del agua cruda en la PTAP “El Retiro”.

4.2. Objetivos específicos

- Caracterizar la calidad de agua a partir de parámetros cuantificados por métodos convencionales para el conocimiento del estado de la fuente (pH, turbidez, clorofila, nitratos y amonio).
- Caracterizar a partir de datos hiperespectrales la fuente o cuerpo de agua objeto de estudio para el análisis de las propiedades ópticas del agua (pH, turbidez, clorofila, nitratos y amonio).
- Construir correlaciones y modelos de estimación entre parámetros de calidad del agua y la información espectral para la toma de decisiones en tiempo real.

5. Marco teórico

5.1. Fuente superficial

Las fuentes superficiales son aquellas que se encuentran circulando o en reposo sobre la superficie de la tierra, esta se produce por la escorrentía generada a partir de las precipitaciones o por el afloramiento de aguas subterráneas. Se pueden clasificar como:

- **Fuentes lóticas:** Son las que se encuentran en constante movimiento en una misma dirección, tales como ríos, arroyos, etc.
- **Fuentes lénticas:** Son las que se encuentran quietas o estancadas tales como lagos, lagunas, charcos, humedales, etc.

5.2. Calidad del agua

Según Arboleda Valencia (2000), antes de establecer normas sobre la calidad del agua de consumo, es crucial definir metas y costos. Básicamente, el suministro de agua debe cumplir dos condiciones: no debe representar peligro para la salud o la vida de los consumidores, y el sistema debe ser operable a un costo razonable. Aunque estas condiciones generan conflictos, cualquier normativa debe considerar ambos factores. Para cumplir con la primera condición, el agua no debe contener microorganismos patógenos ni sustancias nocivas para la salud, siendo esto imperativo. Para cumplir con la segunda, las características del agua deben asegurar que no cause daños a la red de distribución, a las industrias ni a la economía privada, sin requerir un tratamiento excepcionalmente costoso.

De acuerdo con Vargas (2004), la calidad del agua es un concepto relativo que cobra importancia universal cuando se vincula con un uso específico del recurso hídrico. Es decir, un cuerpo de agua que es lo suficientemente limpio para sustentar la vida de los peces puede no ser apto para la natación, y un agua considerada segura para el consumo humano puede no ser adecuada para fines industriales. La idoneidad del agua para un propósito particular se determina en función de su uso previsto, y se considera contaminada cuando sufre cambios que afectan su utilidad real o potencial.

La evaluación de la calidad del agua implica el uso de técnicas analíticas específicas, centrándose en procesos de muestreo precisos y la aplicación de unidades y terminología adecuadas. Para interpretar los resultados de manera precisa, es esencial realizar análisis estadísticos que consideren la correlación de iones y los factores que influyen en el comportamiento de los componentes del agua (Vargas, 2004).

5.3. Propiedades ópticas del agua

La reflectividad del agua es relativamente baja y tiende a disminuir a medida que la longitud de onda aumenta. Diversos factores, como el contenido de clorofila, materiales en suspensión, la rugosidad superficial y la profundidad, afectan esta propiedad. El agua clara demuestra notables capacidades de transmisión de energía electromagnética en el espectro visible y de absorción en el infrarrojo. Su reflectancia presenta un pico en la región verde y disminuye hacia el infrarrojo, lo que facilita la distinción entre áreas con suelo y agua, ya sea en costas, lagos o ríos (Córdova, 2018).

La capacidad de penetración de la luz en el agua está condicionada por la longitud de onda del espectro. En aguas claras, la profundidad de penetración puede alcanzar los 10 metros entre 0.5 y 0.6 μm de longitud de onda, pero disminuye a unos 80 centímetros en 0.8 y 1.1 μm. En aguas no claras, que contienen elementos en suspensión o presentan turbidez, la reflectancia se ve influenciada por el tipo de turbidez presente. Cuando hay fitoplancton en el agua, se observan variaciones en la reflectancia, con un aumento en la región verde debido a la presencia de clorofila y una disminución en la región azul. Por otro lado, si se trata de sedimentos inorgánicos, la reflectividad aumenta especialmente en la región roja (Córdova, 2018).

5.4. Espectroscopía

La espectroscopía es una técnica de detección cercana que se basa en la captación de la radiación electromagnética reflejada por la materia. Esta técnica se aplica en las regiones visible (Vis: 400–700 nm), infrarroja cercana (NIR: 701–1100 nm) e infrarroja de onda corta (SWIR: 1101–2500 nm) del espectro electromagnético y se asocia con métodos quimiométricos, además con los métodos espectroscópicos es posible tener una reducción de costos de alrededor del 90% en comparación con los métodos convencionales de monitoreo de la calidad del agua, debido a la disminución en el uso de insumos de laboratorio, el menor requerimiento de personal para la toma y transporte de muestras, la reducción del tiempo de procesamiento y la eliminación de gran parte de la logística asociada al muestreo (Báscones et al., 2020; Demattê et al., 2019; Meneses Suárez, 2022; O'Rourke & Holden, 2011).

La técnica de espectroscopía de reflectancia difusa, conocida por sus siglas en inglés como DRIFTS (reflectancia difusa en la espectroscopía de transformada de Fourier), se enfoca en la radiación reflejada y dispersa desde las superficies internas hasta una profundidad específica del material (Meneses Suárez, 2022).

5.5. Firmas espectrales

La proporción de la energía incidente que se refleja, absorbe y transmite depende de las propiedades del material observado. Debido a las variaciones en esta proporción en diferentes bandas del espectro electromagnético, es crucial comprender el comportamiento de los materiales en distintas longitudes de onda para lograr una discriminación precisa entre ellos, especialmente cuando presentan divergencias espectrales. En el espectro visible, la variación en el comportamiento de objetos en la superficie terrestre para diferentes longitudes de onda se manifiesta en el fenómeno del color, donde un objeto se percibe como azul si refleja intensamente la energía en ese rango de longitudes de onda y poco en el resto (Meneses Suárez, 2022; Villegas, 2008).

Las firmas espectrales, representativas de cómo una cubierta específica refleja o emite energía a diferentes longitudes de onda, son curvas específicas obtenidas en laboratorio para los principales materiales terrestres. Estas curvas tienen en el eje de las "X" las longitudes de onda y en el eje de las "Y" la reflectividad espectral, definida como la relación entre el flujo energético incidente y el reflejado por la superficie. Algunas de estas curvas exhiben una respuesta uniforme en diversas longitudes de onda, mientras que otras muestran un comportamiento más selectivo (Meneses Suárez, 2022; Villegas, 2008).

El comportamiento de un material o mezcla de materiales en el espectro electromagnético no solo está influenciado por sus propias características, sino también por factores externos que alteran su comportamiento espectral teórico. Algunos de estos factores incluyen:

- Ángulo de iluminación solar.
- Modificaciones que el relieve introduce en el ángulo de iluminación.
- Influencia de la atmósfera.
- Variaciones medioambientales en la cubierta.
- Ángulo de observación.

La superficie terrestre no posee un comportamiento espectral uniforme que permita distinguirla de manera inequívoca frente a otros tipos de cobertura. En su lugar, cada material presenta una respuesta espectral variable en torno a un patrón distintivo conocido como firma o signatura espectral, el cual está influenciado por diversos factores físicos, químicos y ambientales (Meneses Suárez, 2022; Villegas, 2008). En el caso del agua, por ejemplo, esta firma se caracteriza por una alta reflectancia en la región del verde del espectro visible, la cual disminuye progresivamente hacia longitudes de onda mayores, alcanzando valores cercanos a cero en el infrarrojo cercano. Si bien este patrón puede variar en función de condiciones como la turbidez, la relación general de reflectancia entre las bandas suele mantenerse constante. La **Figura 1** ilustra una firma espectral típica de un cuerpo de agua, evidenciando este comportamiento característico (Malinowski et al., 2015).

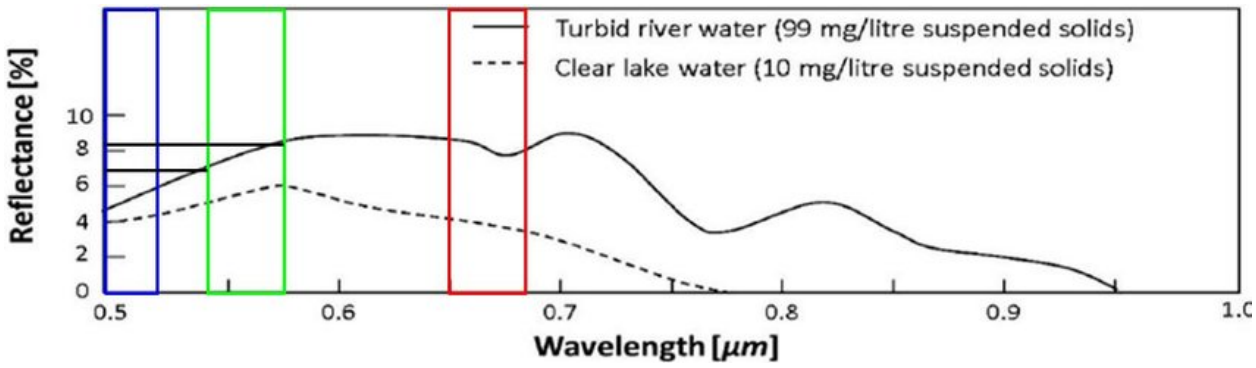


Figura 1. Características de reflectancia espectral del agua clara y turbia dentro del rango espectral visible e infrarrojo cercano

Fuente: (Malinowski et al., 2015)

5.6. Machine learning

El machine learning (ML) se presenta como una herramienta estadística eficaz para la regresión y clasificación de sistemas no lineales. Estos sistemas pueden ser altamente multivariados, involucrando desde unas pocas hasta literalmente miles de variables. En el contexto del ML, se construye un conjunto completo de ejemplos de entrenamiento que abarca extensamente el espacio de parámetros del sistema. Por lo general, se reserva un subconjunto aleatorio de datos para una validación independiente. Este enfoque resulta ideal para abordar problemas donde nuestro conocimiento teórico aún es incompleto, pero contamos con una cantidad significativa de observaciones y otros datos. En un escenario ideal, el aprendizaje automático sería innecesario si tuviéramos una comprensión teórica completa (Lary et al., 2016).

El ML por otro lado, se presenta como una herramienta destinada a mejorar el análisis de datos con el objetivo de realizar predicciones futuras, ya sea implementando nuevos sistemas o perfeccionando los existentes. Este proceso se lleva a cabo mediante algoritmos que se apoyan en información tanto antigua como reciente, facilitando así el funcionamiento óptimo del sistema abordado (Hinestroza, 2018).

La finalidad principal es lograr el aprendizaje autónomo de las máquinas o sistemas que actualmente nos asisten. Este aprendizaje se clasifica en tres tipos de algoritmos:

- **Aprendizaje supervisado:** implica etiquetar conjuntos de datos para detectar patrones, que luego se utilizan para etiquetar nueva información.

- **Aprendizaje no supervisado:** se aplica cuando algún conjunto de datos no tiene etiquetas, y la única forma de organizarlos es mediante la revisión de similitudes o diferencias que permitan su diferenciación.
- **Aprendizaje de refuerzo:** se utiliza cuando los datos del sistema no están etiquetados inicialmente. Después de realizar varias acciones a lo largo de un período, el sistema recibe retroalimentación mediante actualizaciones.

El aprendizaje automático ha evidenciado su utilidad en una amplia gama de aplicaciones que abarcan diversas áreas del sistema terrestre, como la tierra, el océano y la atmósfera, y va más allá. Estas aplicaciones incluyen desde el uso de algoritmos de aprendizaje automático con datos de reflectancia hiperespectral in situ para evaluar la calidad integral del agua de los ríos urbanos, hasta la creación de nuevos productos, corrección de sesgos y optimización de códigos. Los tipos de algoritmos de aprendizaje automático comúnmente utilizados abarcan redes neuronales artificiales (ANN), máquinas de vectores de soporte (SVM), mapas autoorganizados (SOM), árboles de decisión (DT), métodos de conjunto como bosques aleatorios, razonamiento basado en casos, neuro-difuso (NF), algoritmo genético (GA), splines de regresión adaptativa multivariada (MARS), entre otros (Lary et al., 2016).

Estos enfoques tienen como objetivo principal avanzar hacia el aprendizaje autónomo de las máquinas, mejorando su capacidad para adaptarse y tomar decisiones de manera inteligente (Hinestroza, 2018).

5.7. Correlación Pearson

El coeficiente de correlación producto-momento de Pearson es una medida de dependencia lineal que existe entre dos variables. Para variables aleatorias univariadas X e Y, el coeficiente se define como:

$$r_{Pearson}(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_1-\underline{x})(y_1-\underline{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_1-\underline{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_1-\underline{y})^2}}$$

Este coeficiente toma valores en el rango de -1 a 1. Un valor de 1 indica una dependencia lineal positiva perfecta, mientras que un valor de -1 implica una dependencia lineal negativa perfecta. Por otro lado, un valor de $r_{Pearson} = 0$ sugiere que no existe una relación lineal entre las variables.

Es importante señalar que un valor de $r_{Pearson}$ entre -1 y 1, sin ser exactamente estos extremos, indica una relación lineal imperfecta. Sin embargo, esto no implica necesariamente que las variables no estén relacionadas; podrían estar asociadas de manera no lineal (Santos et al., 2013).

5.8. Filtro Savitzky-Golay

El filtro de Savitzky-Golay es una técnica de suavizado que aplica un ajuste polinomial por mínimos cuadrados a una serie de datos, con el objetivo de reducir el ruido sin distorsionar elementos clave de la señal, como los picos o los bordes. A diferencia de métodos más simples como el promedio móvil, este filtro destaca por su capacidad para conservar tanto la forma como la amplitud de las características de interés, lo que lo hace especialmente adecuado para áreas como la espectroscopía, el análisis químico y el procesamiento de señales (Savitzky & Golay, 1964).

Su funcionamiento se basa en desplazar una ventana móvil a lo largo de los datos, dentro de la cual se ajusta un polinomio de determinado grado. El valor central de esta ventana se reemplaza por el valor estimado a partir del polinomio ajustado. Este procedimiento no solo permite suavizar la señal, sino también calcular derivadas, lo cual resulta útil en análisis más complejos (Savitzky & Golay, 1964).

En esencia, el filtro consiste en ajustar un polinomio a segmentos consecutivos de datos y utilizar el punto medio de la curva ajustada como nuevo valor suavizado. Una de sus principales ventajas es que logra reducir el ruido preservando las características originales del espectro, como la forma general de la curva de reflectancia (Savitzky & Golay, 1964; Reyes-Trujillo et al., 2021).

$$x_j = \frac{1}{N} \sum_{h=-k}^{k} Chx_{j+h}$$

Donde x_j es el nuevo valor, N es un coeficiente de normalización, k es el tamaño del espacio en cada lado de j y Ch son coeficientes calculados previamente, que dependen del orden seleccionado.

5.9. Validación Cruzada

En teledetección, la validación cruzada se utiliza extensamente para verificar y confirmar la precisión de los algoritmos de clasificación y modelos de predicción. El propósito es medir la generalización del modelo entrenado en un conjunto de datos desconocido, lo que facilita la

estimación de su desempeño en contextos reales (Cerrillo et al., 2024). Existen múltiples técnicas de validación cruzada en teledetección, sin embargo, los más comunes son:

- **Validación cruzada por separación temporal (Time Series Cross-Validation)**, donde los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento y prueba según una división temporal. Esto es especialmente útil cuando se trabaja con imágenes de series temporales, ya que permite verificar la capacidad de generalización del modelo a diferentes momentos.
- **Validación cruzada K-fold (K-fold Cross-Validation)**, donde los datos se dividen en K subconjuntos (folds) aproximadamente del mismo tamaño. El modelo se entrena K veces utilizando un subconjunto diferente como conjunto de prueba en cada iteración; los K resultados se promedian para obtener una estimación general de la precisión del modelo. Es una técnica eficiente que utiliza todos los datos, tanto para entrenamiento como para prueba.
- **Validación cruzada Leave One Out (LOO)**, que es una variante de la validación cruzada K-fold donde K es igual al número de muestras en el conjunto de datos. Es decir, en cada iteración, se utiliza un solo punto como conjunto de prueba y el resto se utiliza para entrenar el modelo. Esta operación se repite hasta que todas las muestras han sido utilizadas para prueba. La validación cruzada LOO puede ser útil cuando se dispone de un número limitado de muestras.
- **Validación cruzada estratificada**, si se tiene un conjunto de datos desequilibrado y algunas clases están subrepresentadas. La validación cruzada estratificada asegura que cada fold tenga una proporción aproximada de cada clase para que el modelo se evalúe de manera más equitativa.

Los métodos de validación cruzada son una herramienta fundamental para evaluar la precisión del modelo de clasificación en teledetección y que proporciona una medida más realista del rendimiento del algoritmo cuando se aplica a los datos no utilizados durante el entrenamiento (Cerrillo et al., 2024).

6. Estado del arte

El estado del arte revisado comprende un total de 36 estudios científicos publicados entre 2010 y 2025, con una tendencia creciente en los últimos años: el 75 % de las publicaciones se concentran entre 2019 y 2025, lo cual refleja un interés creciente en el uso de tecnologías ópticas e inteligencia artificial para el monitoreo de calidad del agua.

Los estudios analizados se enfocan en el desarrollo e implementación de metodologías basadas en espectroscopía óptica, principalmente en las regiones visible (VIS), infrarroja cercana (NIR), junto con técnicas estadísticas y de aprendizaje automático. Los parámetros más evaluados incluyen clorofila-a, turbiedad, oxígeno disuelto, amonio y nitrato, todos de importancia para la

evaluación del estado trófico y la gestión de cuerpos de agua. Uno de los objetivos comunes entre los estudios es el diseño de sistemas de monitoreo en tiempo real, no invasivos y con capacidad de generar alertas tempranas.

Desde el punto de vista metodológico, se observa una predominancia del uso de modelos de regresión multivariante, como la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR), así como algoritmos de aprendizaje automático como random forest, redes neuronales y máquinas de soporte vectorial (SVM). Asimismo, se aplican técnicas de preprocesamiento espectral que incluyen suavizado, normalización, reducción de ruido, selección de bandas y transformaciones matemáticas. Los modelos se evalúan con métricas como el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE).

Los resultados demuestran que existe una alta correlación entre ciertas bandas del espectro electromagnético y parámetros fisicoquímicos del agua, particularmente cuando se utilizan modelos estadísticos avanzados para el análisis espectral. Esto permite obtener estimaciones rápidas y precisas, adecuadas para aplicaciones de monitoreo ambiental en campo.

Tabla 1. Revisión de literatura.

	TÍTULO	AUTORES	AÑO	RESUMEN	RESULTADOS
1	Comparative analysis of water quality inversion effects of PLS, RF, and Lasso models based on ground hyperspectral data of Fuyang River in Handan.	Hou et al.	2022	Este estudio analiza la estimación de parámetros de calidad del agua en el río Fuyang usando datos hiperespectrales y tres modelos de inversión: PLS, Random Forest (RF) y Lasso. Los resultados muestran que PLS tiene buena precisión, pero menor generalización; RF ofrece mejor predicción y universalidad; y Lasso presenta alta precisión para contaminantes orgánicos, pero baja para sólidos suspendidos y amonio. Los datos hiperespectrales permiten un monitoreo preciso y a gran escala, y los métodos de aprendizaje automático (RF y Lasso) superan al modelo tradicional PLS en exactitud y robustez. Futuras investigaciones buscarán ampliar datos y mejorar la sensibilidad temporal y espacial del modelo para optimizar la evaluación de la calidad del agua en entornos urbanos	La evaluación de modelos para parámetros de calidad de agua mostró que el modelo PLS presenta un coeficiente de determinación en predicción (R^2p) entre 0.74 y 0.80 para COD, TN y TP, con mejores resultados especialmente en TN ($R^2p = 0.796$), aunque con valores inferiores para Turbidez (0.573) y sólidos suspendidos (SS), y un desempeño peor en NH4-N; además, la estabilidad del PLS es baja debido a una diferencia significativa entre los valores de entrenamiento (Rc) y prueba (Rp). El modelo Random Forest (RF) mejora el R^2p al seleccionar variables hasta cierto punto, logrando un R^2p superior al R^2c para COD con excelente ajuste (var explained = 68.56%) y buen rendimiento en SS y NH4-N, aunque para Turbidez y SS el R^2p disminuye al aumentar el número de variables; en general, RF muestra mejor capacidad de predicción y robustez que PLS. Por su parte, el modelo Lasso alcanza un R^2p superior a 0.8 para COD, TN y TP, con una diferencia baja entre Rc y Rp (<0.1), lo que indica alta precisión y generalización; sin embargo, para Turbidez (R^2p=0.658), SS (0.139) y NH4-N los resultados son limitados; destaca por su eficiente selección de variables, aunque con restricciones para algunos parámetros como SS y NH4-N
2	High precision water quality retrieval in Dianchi Lake using Gaofen 5 data and machine learning methods.	Feng et al.	2025	Este estudio emplea datos hiperespectrales del satélite Gaofen 5 (GF-5) para analizar la calidad del agua en el Lago Dianchi. Se desarrolló un método de preprocesamiento espectral (SG-SNV) junto con técnicas de inversión óptima basadas en aprendizaje automático para predecir con alta precisión 6 indicadores clave de calidad del agua: demanda química de oxígeno (CODcr), nitrógeno amoniacal (NH3-N), fósforo total (TP), nitrógeno total (TN), pH y clorofila (Chl). Se compararon tres modelos: Back Propagation basado en algoritmo genético NSGA-II optimizado (BP-NGA), Máquina de soporte vectorial mejorada (SVR mejorada) y un modelo clásico de Bosque Aleatorio (RF). Los resultados indican un alto grado de precisión y capacidad de monitoreo regional y estacional. El estudio ofrece recomendaciones para la gestión ambiental en la zona.	Los modelos de inversión desarrollados para los seis indicadores de calidad del agua en el Lago Dianchi mostraron altos niveles de precisión. Para CODcr, los tres modelos alcanzaron R^2 superiores a 0.88, aunque la SVR mejorada tuvo un MSE mayor de 15.86. En NH3-N, se logró un R^2 máximo de 0.99 y un MSE mínimo de 2.65×10^{-3}, mostrando gran exactitud. Para TN, el R^2 mínimo fue 0.89 con un MSE máximo de 0.65, mientras que TP presentó R^2 mínimos de 0.94 y MSE hasta 2.70×10^{-4}. El pH tuvo un desempeño algo inferior, con máximo R^2 de 0.92 y MSE de 0.16, destacándose el modelo RF para su predicción. Finalmente, para Clorofila, el modelo BP-NGA presentó menor rendimiento, con valores de R^2 bajos y mayor error, siendo la SVR mejorada más adecuada. Estos resultados evidencian la robustez de los modelos para estimar con alta precisión la calidad del agua en este lago

3	In situ hyperspectral reflectance sensing for mixed water quality monitoring: Insights from the RUT agricultural irrigation district.	Benavides-Bolaños et al.	2025	El monitoreo de la calidad del agua en sistemas de irrigación agrícola tropical presenta retos debido a la alta dinámica y heterogeneidad de las fuentes mixtas (efluentes servidos, agua de lluvia y agua de río). Los métodos tradicionales de muestreo y análisis en laboratorio son precisos pero lentos y de baja cobertura espacial-temporal. Esta investigación aplicó sensores hiperespectrales in situ (450–900 nm) durante tres campañas de campo entre octubre y diciembre de 2024 en un canal abierto en La Unión, Colombia, que recibe mezcla de aguas residuales y río Cauca, para evaluar la correlación espectral con parámetros clave (pH, turbidez, nitratos, clorofila-a). Se emplearon análisis de correlación de Pearson y modelos de regresión Random Forest para identificar regiones espectrales relevantes y estimar la calidad del agua. Aunque hubo asociaciones espectrales significativas para nitratos, la complejidad óptica del sistema mixto limitó la precisión en parámetros como turbidez y clorofila-a. Los autores recomiendan ampliar el muestreo tanto espacial como temporalmente, incorporar más variables y validar en otros contextos agrícolas para mejorar la aplicación de técnicas hiperespectrales en el monitoreo sostenible de aguas mixtas.	El análisis de correlación de Pearson mostró para nitratos correlaciones positivas máximas en 500 nm ($r \approx 0.76$) y 700 nm ($r \approx 0.85$), y negativa en 850 nm ($r \approx -0.88$), evidenciando la mejor sensibilidad espectral para este parámetro. El pH presentó correlaciones débiles y dispersas, con máximo $r \approx 0.51$. La turbidez y la clorofila-a, pese a ser ópticamente activas, mostraron correlaciones débiles, atribuidas a la complejidad óptica y la heterogeneidad de la matriz hídrica. La regresión Random Forest identificó regiones espectrales clave, pero sus modelos tuvieron rendimiento limitado: valores R^2 de 0.51 para pH, indicando moderada explicación de varianza; y negativos para clorofila-a ($R^2 \approx -1.30$), evidenciando mala predicción. El error cuadrático medio (RMSE) osciló entre 0.41 y 1.51 según los parámetros, reflejando dificultades en modelar sistemas mixtos espacial y temporalmente heterogéneos. Estos resultados iniciales constituyen líneas base para mejorar métodos hiperespectrales en monitoreo complejo.
4	A Comprehensive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques.	Gholizadeh et al.	2016	El artículo aborda la necesidad crítica de monitorear de manera eficiente la calidad del agua, dado el aumento de actividades antropogénicas y la degradación ambiental de cuerpos de agua. Se realiza una revisión exhaustiva de las técnicas de teledetección utilizando sensores tanto espaciales como aéreos para estimar once parámetros claves de calidad del agua incluyendo clorofila-a, sólidos suspendidos totales, materia orgánica disuelta, oxígeno disuelto, demanda bioquímica y química de oxígeno, temperatura, entre otros. La metodología se basa en analizar y contrastar la literatura disponible, sensores y modelos radiométricos usados para cuantificar dichos parámetros. Se concluye que la teledetección es una herramienta valiosa para la monitorización espacial y temporal de la calidad del agua; sin embargo, existen limitaciones relativas a parámetros como DO, BOD y COD que presentan bajos niveles de confianza en la estimación, requiriendo necesariamente calibración con datos in situ y validación constante. Se destaca también el alto potencial de sensores hiperespectrales para mejorar la precisión y ampliar la cantidad de parámetros monitoreables.	Los resultados compilados evidencian que los modelos remotos para parámetros opticamente activos —como la clorofila-a (chl-a), sólidos suspendidos totales (TSS), materia orgánica disuelta coloreada (CDOM), turbidez y profundidad medida por disco de Secchi (SDD)— presentan buena correlación con datos in situ. Por ejemplo, modelos basados en bandas espectrales del Landsat TM o MODIS logran coeficientes de determinación (R^2) en rangos de 0.7 a 0.9 para chlorophyll-a, demostrando precisión razonable en estimaciones supervisadas. En cuanto a la demanda bioquímica de oxígeno (BOD), demanda química de oxígeno (COD) y oxígeno disuelto (DO), los valores predictivos son menos confiables, con modelos que raramente superan $R^2 = 0.6$, debido a la baja respuesta espectral directa, aumento del ruido y dependencia de factores no ópticos. La teledetección hiperespectral, como la obtenida por sensores HICO o Proba, muestra mejoras en la detección de dichos parámetros gracias a bandas estrechas contiguas (hasta 200 canales), aumentando la precisión pero aún requiere combinación con muestras in situ para calibración. El monitoreo espacial y temporal facilitado por los satélites permite un mapeo efectivo y detección temprana de cambios en calidad, pero la necesidad de combinar métodos tradicionales con remotos es imperativa para garantizar fiabilidad y cobertura.

5	Feasibility of Using Hyperspectral Sensing for Monitoring Turbidity and Total Suspended Solids in Inland Waters: A Case Study in Wu River Basin, Taiwan.	Chang et al.	2014	El estudio aborda la necesidad de métodos eficientes, precisos y prácticos para monitorear la calidad del agua (principalmente turbidez y sólidos suspendidos totales - TSS) en ríos con alta concentración de partículas sedimentarias. La metodología combinó medidas in situ de reflectancia espectral usando un espectrorradiómetro portátil junto con análisis de laboratorio para determinar valores reales de turbidez y TSS en muestras del río Wu y otros afluentes en Taiwán, abarcando un espectro de 350-1050 nm. Los datos (160 muestras) se analizaron mediante regresión múltiple (MR) y redes neuronales artificiales (ANN), modelando la función de transferencia entre reflectancia y parámetros de calidad del agua. Se encontraron correlaciones significativas entre reflectancia y los parámetros monitoreados, especialmente en longitudes de onda entre 700 y 900 nm. La ANN mostró mejor capacidad para captar la no linealidad en la relación, superando a MR en predicción de TSS, mientras que ambas aproximaciones fueron similares para turbidez. El estudio concluye que las técnicas basadas en sensores hiperespectrales son viables para monitoreo rápido y no invasivo de aguas turbias, pero que las propiedades específicas de sedimentos y ópticas del área afectan los modelos, por lo cual se requieren ajustes locales.	En las comparaciones para los datos del Cuenca Wu y el Río Maoiuo, los coeficientes de determinación (R^2) para regresión múltiple (MR) fueron 0.58 (Wu) y 0.45 (Maoiuo) para TSS, y 0.88 (Wu) y 0.82 (Maoiuo) para turbidez. Por otro lado, la Red Neuronal Artificial (ANN) alcanzó R^2 de 0.66 (Wu) y 0.36 (Maoiuo) para TSS, y 0.87 (Wu) y 0.86 (Maoiuo) para turbidez, mostrando mejor desempeño especialmente para turbidez y evidencia de limitaciones para TSS en validación externa debido a variabilidad en tipos de sedimentación. El modelo de regresión múltiple para turbidez más exitoso combinó bandas en azul y en el infrarrojo cercano, con R^2 de 0.88 y un error estándar de estimación (SEE) de 62 NTU, mostrando ajuste alto y bajo error. Análisis de correlación indicó que turbidez estaba más fuertemente correlacionada a la reflectancia espectral que TSS (r^2=0.87 vs 0.66 con ANN). Además, se halló que el rango óptimo para medición estaba entre 700-900 nm para ambas variables, con deterioro en predicción para valores de TSS mayores a 800 mg/L y turbidez mayores a 600 NTU debido a no linealidad. La ANN mostró mejor capacidad para modelar estas relaciones no lineales, con R^2 superiores en entrenamiento, mientras que MR pudo tener ventaja en relaciones lineales. En resumen, ANN mejoró la precisión para TSS (R^2=0.66 vs 0.58 con MR) y fue comparable para turbidez, resaltando la utilidad de técnicas de aprendizaje automático para monitoreo óptico.
6	Long-Term Agroecosystem Research in the Central Mississippi River Basin: Hyperspectral Remote Sensing of Reservoir Water Quality.	Sudduth et al.	2015	El estudio aborda la dificultad para monitorear parámetros de calidad del agua en grandes cuerpos acuáticos, debido a la cuestión espacial y temporal y el costo de muestreos tradicionales. Se estudió la factibilidad y precisión del uso de datos hiperespectrales proximales y aéreos para estimar parámetros como clorofila a (Chl-a), turbidez, nitrógeno (total N, nitrato NO3–N, amonio NH4–N) y fósforo (total P, fosfato PO4–P) en Mark Twain Lake, Missouri. Se aplicaron métodos basados en índices espectrales y modelos estadísticos de espectro completo mediante regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR). Se evaluó la transferibilidad temporal de los modelos calibrados, es decir, su capacidad para aplicarse en fechas distintas sin nuevos datos de calibración. Los resultados mostraron que los modelos con espectro completo fueron más precisos que los índices previos para Chl-a y turbidez, pero modelos pre-existentes calibrados biológicamente fueron más transferibles temporalmente. El uso de datos aéreos produjo estimaciones ligeramente menos precisas que las proximales, pero resultó viable para monitoreo espacial. Se concluye que para parámetros opticamente activos (Chl-a, turbidez), la transferencia temporal es razonable, pero para nutrientes (no ópticamente activos) la transferencia es débil, requiriendo calibración en cada fecha; además, limitaciones técnicas y costo restringen el uso operativo extendido del método.	Todos los parámetros, excepto NH4-N (R^2=0.43), fueron estimados con alta precisión usando PLSR aplicado a reflectancia proximal con rango 355-925 nm, alcanzando $R^2 \geq 0.7$. Los mejores ajustes fueron para nitrógeno total y nitrato ($R^2 \geq 0.90$). Para Chl-a y turbidez, el modelo de espectro completo dio resultados superiores (RMSEs por ejemplo 9.7 mg/L para Chl-a en test set; RMSE 7.1 NTU para turbidez), pero la transferencia temporal mostró errores hasta 4 veces mayores que con calibración específica por fecha, reflejando necesidad de muestreos de calibración en cada evento. Aéreas a partir de imágenes hiperespectrales evidenciaron precisión solo ligeramente menor a la proximal para Chl-a y turbidez ($R^2 \geq 0.85$ ambos), con precisión intermedia para N y P totales y fosfato, y baja para formas disueltas de N (NO3–N y NH4–N). Modelos previos de bandas específicas fueron menos predictivos que PLSR con todos los datos, pero mejoraron en prueba independiente (fecha distinta). Parámetros turbidez y Chl-a fueron más temporariamente transferibles que nutrientes. Ejemplo de métricas (del modelo leave-one-date-out, test set 30 agosto 2004): Chl-a R^2=0.70, RMSE=12.8 mg/L; turbidez R^2=0.86, RMSE=14.3 NTU; total N R^2=0.90, RMSE=0.19 mg/L; NO3–N R^2=0.91, RMSE=0.11 mg/L; NH4–N R^2=0.43, RMSE=0.03 mg/L; total P R^2=0.84, RMSE=0.04 mg/L; PO4–P R^2=0.77, RMSE=0.03 mg/L.

7	Recent Advances of Ultraviolet-Visible (UV-Vis) Spectroscopy Techniques for Water Quality Detection.	Gao et al.	2020	Debido a la creciente contaminación del agua, es necesario desarrollar métodos rápidos y precisos para determinar parámetros clave de calidad del agua, tales como la demanda química de oxígeno (COD), presencia de metales pesados, nitratos y carbono orgánico disuelto (DOC). El estudio revisa el principio espectroscópico UV-Vis para la detección de estos parámetros y presenta un análisis exhaustivo del procesamiento y modelado de datos espectrales, incluyendo técnicas de preprocesamiento, selección de longitudes de onda características y aplicación de métodos estadísticos y de aprendizaje automático para construir modelos predictivos (como PLSR, SVR, ELM entre otros). Se destacan las limitaciones actuales, principalmente en el límite de detección y la dificultad para aplicar estas técnicas en entornos complejos de campo, debido a interferencias y variabilidad de los contaminantes. El artículo también enfatiza la necesidad futura de miniaturización e integración de instrumentos para lograr detección rápida y precisa en escenarios reales, incluyendo la posibilidad de combinar UV-Vis con otras tecnologías espectroscópicas (como Raman o infrarrojo cercano). En conclusión, UV-Vis ofrece un método prometedor para la detección rápida cualitativa y cuantitativa de contaminantes en agua, aunque se requieren avances en instrumentación y validación en campo para su plena aplicación práctica.	Los modelos evaluados para la predicción de parámetros de calidad de agua emplearon indicadores estándar como el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio de la raíz (RMSE). Por ejemplo, para la determinación de COD, varios trabajos obtuvieron valores de R^2 que superan el 0.9, evidenciando una excelente correlación entre absorbancia y concentración. Para metales pesados, los modelos mostraron R^2 y RMSE variables, dependiendo del tipo de metal y el pretratamiento, con rangos de R^2 entre 0.85 y 0.95 y RMSE que en algunos casos lograron estar por debajo del límite seguro ambiental. En la detección de nitratos, los modelos combinando selección óptima de longitudes de onda y regresión PLSR alcanzaron R^2 cercanos a 0.92 y errores bajos. De igual forma, para DOC, los modelos basados en SVR y ELM mostraron R^2 superiores a 0.9 con RMSE aceptables. Sin embargo, es importante resaltar que la mayoría de estos resultados provienen de experimentos de laboratorio con muestras controladas, y la aplicación en entornos reales presenta desafíos debido a la complejidad y mezcla de contaminantes. Las técnicas de fusión multisensorial y la integración con otras espectroscopías fueron propuestas para mejorar la precisión y robustez en detección rápida. Asimismo, el trabajo enfatiza la necesidad de una evaluación consistente mediante R^2 y RMSE para comparar modelos y seleccionar los óptimos según el parámetro a medir.
8	A study on water quality parameters estimation for urban rivers based on ground hyperspectral remote sensing technology.	Hou et al.	2022	El estudio aborda los problemas existentes en la estimación de parámetros de calidad del agua mediante tecnología de teledetección hiperespectral terrestre, destacando la limitación en la variedad de indicadores invertidos y la escasa precisión. Se recolectaron datos espectrales y químicos de seis parámetros de calidad del agua (Turbidez (Turb), Sustancias suspendidas (SS), Demanda química de oxígeno (COD), NH_4-N, Nitrógeno total (TN), y Fósforo total (TP)) en el río Fuyang, Handan. Se aplicaron técnicas de preprocesamiento espectral y tres modelos de regresión: Partial Least Squares (PLS), Random Forest (RF) y Lasso. Los modelos se evaluaron con validación cruzada leave-one-out y análisis de coeficientes de determinación (R^2) y error cuadrático medio (RMSEP). Se concluyó que PLS tiene buena precisión en Turb, COD, NH_4-N, TN y TP, pero menor generalización; RF presenta mejor universalidad y precisión para Turb, SS, COD, NH_4-N y TP; Lasso es más efectivo para contaminantes orgánicos COD, TN y TP, pero menos para SS y NH_4-N. La combinación de RF y Lasso aporta un balance en aplicaciones y precisión; se destaca la superioridad de los métodos no lineales y la utilidad del sensor hiperespectral para monitoreo multiespectral y multicomponente.	Los resultados cuantitativos obtenidos (Tabla 6 y 7 en el documento) para la evaluación con datos de predicción (test) fueron: Para PLS, los valores de coeficiente de determinación (R^2p) fueron: Turbidez (Turb) 0.638, Sustancias Suspendidas (SS) 0.430, COD 0.899, NH_4-N 0.128, TN 0.318 y TP 0.744; el RMSEP disminuiría según el modelo y número de variables. Para RF, se observó mayor precisión y robustez con diferentes números de variables predictoras: con 50 variables seleccionadas, R^2p fueron Turb 0.965, SS 0.952, COD 0.973, NH_4-N 0.952, TN 0.950 y TP 0.977, mostrando una mejora notable frente a PLS. Lasso presentó mejores resultados en parámetros orgánicos con R^2p para COD, TN y TP notoriamente altos, mientras que tuvo resultados pobres para SS y NH_4-N. Estas métricas reflejan ajustes y predicciones robustas, donde RF y Lasso se complementan, con RF sobresaliendo en universalidad para parámetros físicos y Lasso para contaminantes orgánicos. Se destaca que la transformación espectral primero diferencial del recíproco logarítmico tras suavizado SG optimizó la extracción de información para Turb, COD, NH_4-N y TP; mientras que la primera derivada del espectro suavizado fue mejor para SS y TN.

9	Modeling Water Quality Parameters Using Landsat Multispectral Images: A Case Study of Erlong Lake, Northeast China.	Shaibah et al.	2021	El estudio aborda la necesidad de monitoreo eficiente y continuo de la calidad del agua en Erlong Lake, una fuente importante de agua potable en Jilin, China. Con base en imágenes multiespectrales de Landsat TM5, ETM7 y OLI8 de los años 2000, 2001, 2002 y 2020 para los meses de mayo, julio, agosto y septiembre (y octubre en 2020), se aplicaron correcciones radiométricas y atmosféricas para garantizar la precisión en la reflectancia terrestre. Se usaron análisis estadísticos de correlación entre parámetros químicos in situ (V-phenol, oxígeno disuelto (DO), NH4-N, NO3-N) y combinaciones de bandas espectrales (azul, verde, rojo, NIR) para desarrollar modelos empíricos mediante regresión. El estudio concluye que es viable monitorear y estimar concentraciones de contaminantes y parámetros de calidad de agua a partir de datos satelitales, con fuertes correlaciones (excepto para el oxígeno disuelto), ofreciendo así herramientas valiosas para el monitoreo ecológico y la gestión del recurso hídrico. Se recomienda explorar modelos basados en redes neuronales para optimizar la estimación futura.	Los modelos desarrollados demostraron un desempeño estadístico destacado: para V-phenol, el coeficiente de determinación R^2 fue 0.979 con un RMSE de 0.050; para NH4-N, R^2 = 0.954 y RMSE = 0.525; para NO3-N, R^2 = 0.992 con RMSE = 0.992; mientras que, para DO, el modelo mostró menor ajuste con R^2 = 0.619 y RMSE = 1.390. Los valores medios mensuales de laboratorio y modelo para V-phenol en fechas puntuales fueron comparables — por ejemplo, el 19 de octubre de 2020 la concentración promedio medida fue 0.0761 mg/L frente a 0.0186 mg/L estimado por el modelo. Para NO3-N, los valores in situ el 18 de septiembre de 2000 fueron 0.9400 mg/L con modelado de 1.1680 mg/L, y en octubre de 2020, valores aumentaron a 9.5714 mg/L (medición) frente a 4.8026 mg/L (modelo). En general, los modelos reflejaron tendencias temporales similares a los datos in situ para V-phenol, NH4-N y NO3-N, confirmando la aplicabilidad del enfoque. El parámetro DO mostró una menor correlación, indicando limitaciones para su monitoreo remoto con las bandas Landsat usadas.
10	Hyperspectral Remote Sensing of Water Quality Parameters in the Ohio River Basin.	Shafique et al.	n.d.	El estudio aborda la necesidad de métodos eficientes y aplicables para monitorear parámetros de calidad de agua (clorofila a, turbidez, fósforo total) en grandes ríos mediante tecnologías de detección remota hiperespectral. Se utilizó el sensor Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) sobre el Great Miami River (GMR) en 1999 y posteriormente en 2001 sobre el Ohio River, con muestras de agua y espectrómetros portátiles para calibrar y validar las relaciones espectrales. Se analizaron reflectancias, se desarrollaron índices espectrales y modelos de regresión lineal para estimar la concentración de clorofila a, turbidez y fósforo total. Se evaluó la aplicabilidad de los índices desarrollados en un río a otro, identificando alta confiabilidad para clorofila a, pero necesidad de ajustes para turbidez y fósforo. Las conclusiones sugieren la viabilidad del monitoreo hiperespectral aéreo y la potencialidad futura de datos satelitales, como los del satélite Hyperion, para la evaluación amplia y costo-eficiente de la calidad de agua, especialmente para indicadores de eutrofización en grandes sistemas fluviales.	Los valores del coeficiente de determinación (R^2) entre los datos observados en campo y las estimaciones remotas superaron 0.9 para la clorofila a y turbidez, indicando alta precisión en los modelos desarrollados. Se identificaron las longitudes de onda más adecuadas para clorofila a: 675 nm y 705 nm. Los índices espectrales para clorofila a desarrollados en el GMR fueron aplicables al Ohio River sin necesidad de modificación, demostrando el carácter único de la firma espectral de la clorofila a y su buena correlación con los datos remotos. En cambio, para turbidez y fósforo total fue necesario refinar los modelos, debido a diferencias ambientales entre los ríos, limitando la universalidad inicial de dichos índices. Además, se demostró la factibilidad de estimar niveles relativos de clorofila a en grandes ríos sin disponibilidad rutinaria de datos de campo, lo cual es crucial para aplicaciones operacionales en sistemas extensos donde las observaciones in situ son limitadas temporal y espacialmente. Se resalta que, a pesar de la menor resolución espacial de Hyperion (30 m frente a 2 m del CASI), el uso de datos satelitales podría ser más coste-efectivo y tan confiable para detección a gran escala de la calidad del agua.

11	Estimation of water quality by UV/Vis spectrometry in the framework of treated wastewater reuse.	Carré et al.	2017	El estudio investiga el potencial de la espectrometría UV/Vis como método complementario para el monitoreo rutinario de la producción de agua regenerada de calidad adecuada para su reutilización. Como problema, se destaca la limitación de la frecuencia y coste de métodos convencionales, lo que puede generar falta de detección de anomalías a corto plazo en indicadores clave. La metodología utiliza modelos de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR) para correlacionar absorbancias en un rango amplio de longitudes de onda con parámetros de calidad del agua (TSS, turbidez, COD, nitratos). Se generan muestras artificiales simulando fugas de lodos para ampliar el rango de variabilidad y robustecer los modelos. Los modelos se calibran y luego se validan con conjuntos de datos independientes. Las conclusiones señalan que la espectrometría UV/Vis ofrece una herramienta accesible, robusta, y adecuada para control continuo, con sensibilidad compatible con las normativas de calidad de agua regenerada, lo cual permite aumentar la frecuencia de monitorización y reducir costos.	Los modelos PLSR para COD, TSS y turbidez presentaron coeficientes de determinación predictivos (R^2_pred) de 0.80, 0.86 y 0.96 respectivamente, mostrando buena capacidad predictiva. Para nitratos se obtuvo una alta correlación con un modelo de regresión lineal simple basado en absorbancia a 208 nm con R^2_pred = 0.95. La inclusión de datos artificiales mejoró significativamente la robustez de todos los modelos. Se observó que, para COD, una regresión simple a una única longitud de onda (~373-374 nm) puede ofrecer resultados cercanos al modelo PLSR completo. Los modelos permitieron detectar disfunciones en la planta durante la validación temporal (4 semanas). Para TSS, el modelo PLSR con dos componentes presentó un Q^2_cum de 0.90, confirmando la fiabilidad en la predicción. Esto implica que la evaluación continua mediante espectrometría UV/Vis es factible y sensible para el monitoreo online de calidad en efluentes tratados.
12	Retrieval of water quality parameters from hyperspectral images using hybrid Bayesian probabilistic neural network.	Zhang et al.	2020	El estudio aborda la necesidad crítica de monitorear parámetros de calidad del agua (fósforo, nitrógeno, demanda química de oxígeno - COD, demanda bioquímica de oxígeno - BOD y clorofila-a) con alta precisión. Propone un modelo híbrido de red neuronal probabilística bayesiana (BPNN) mejorada, que combina la ingeniería de características con aprendizaje profundo para utilizar reflectancias hiperespectrales captadas por vehículo aéreo no tripulado (UAV). La metodología incluye recolección concurrente de datos de campo y vuelo UAV para minimizar sesgos en la reflectancia, un modelo de transferencia para calibrar datos UAV con mediciones ASD en tierra y el empleo de análisis multivariado y desmezcla espectral para extraer información significativa. Las conclusiones destacan la eficacia del modelo para realizar predicciones precisas y en gran escala, facilitando además la localización de fuentes de contaminación.	Los resultados muestran coeficientes de determinación (R^2) superiores a 0.9 para todos los parámetros, significativamente mayores que los valores usuales entre 0.6 y 0.8 de métodos convencionales y análisis probabilístico bayesiano estándar. El error porcentual medio absoluto (MPAE) varió entre 4% (nitrógeno) y 10% (COD). Los errores cuadráticos medios de predicción (RMSE) fueron: fósforo 0.03 mg/L, nitrógeno 0.28 mg/L, COD 3.28 mg/L, BOD 0.49 mg/L y clorofila-a 0.75 µg/L. Estos indicadores reflejan una precisión sobresaliente a pesar del reducido tamaño de datos de entrenamiento, superando a modelos de aprendizaje profundo previos y siendo además más eficientes en tiempo. Esto permite descomponer las firmas hiperespectrales para cuantificar, con alta fidelidad, los niveles de cada parámetro y realizar un monitoreo detallado y a gran escala, que incluye la identificación de posibles puntos de contaminación.

13	Quantitative estimation of wastewater quality parameters by hyperspectral band screening using GC, VIP and SPA.	Xing et al.	2019	El estudio aborda la necesidad de mejorar la precisión en la estimación de parámetros de calidad del agua residuales utilizando espectroscopía VIS-NIR. Se utilizaron seis parámetros de calidad del agua: demanda química de oxígeno (COD), demanda bioquímica de oxígeno (BOD), amoníaco (NH3-N), sustancias disueltas totales (TDS), dureza total (TH) y alcalinidad total (TA). Se recolectaron 87 muestras de aguas residuales de diferentes etapas de tratamiento, aplicando tres métodos de selección de bandas espectrales: correlación gris (GC), importancia variable en proyección (VIP) y análisis de pares de conjuntos (SPA). Se compararon dos métodos de modelado, regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR) y máquina de aprendizaje extremo (ELM). Las conclusiones destacan que la selección de bandas mejora sustancialmente la precisión del modelo, con GC sobresaliendo en la reducción de redundancia, VIP en la preservación de información y SPA logrando un equilibrio óptimo entre ambas. Los modelos ELM generalmente entregaron mejores predicciones que PLSR, con variaciones significativas en precisión dependiendo del parámetro evaluado.	Los resultados cuantitativos indicaron que los mejores modelos obtenidos fueron principalmente con ELM usando bandas seleccionadas por GC y SPA. Los parámetros COD, BOD, NH3-N y TA mostraron altos rendimientos con valores de RPD (Ratio de Desempeño del Modelo) de 4.69, 6.192, 6.596 y 3.651 respectivamente, indicando excelente capacidad predictiva (RPD > 3.0). NH3-N fue el parámetro con mejor poder predictivo. Por otro lado, TH y TDS presentaron precisión menor y resultados relativamente pobres. La validación de los modelos indicó que para COD se usó el modelo GC-PLSR; para BOD y NH3-N, GC-ELM; mientras que para TDS, TA y TH, SPA-ELM proporcionó una mejor predicción. En general, tanto PLSR como ELM demostraron ser adecuados, pero ELM tuvo mejores valores en predicción, con cinco de seis parámetros óptimos usando este método. Las técnicas de selección de bandas GC eliminaron hasta un 97% de bandas redundantes, VIP conservó la mayor cantidad de información y SPA equilibró ambas características. Además, el espectro procesado y la selección de bandas sensibles permitieron superar los desafíos de ruido e interferencia habitual en datos espectrales de aguas residuales.
14	Predicting Optical Water Quality Indicators from Remote Sensing Using Machine Learning Algorithms in Tropical Highlands of Ethiopia.	Leggesse et al.	2023	La degradación de la calidad del agua en cuerpos de agua dulce es un problema global, especialmente en África donde la falta de datos y el alto costo del monitoreo tradicional dificultan evaluar la calidad. El estudio evaluó seis algoritmos de aprendizaje automático (ANN, SVM, RF, XGB, AB y GB) integrados con imágenes satelitales Landsat 8 para predecir tres parámetros ópticos de calidad del agua (turbidez-TUR, sólidos disueltos totales-TDS y clorofila a-Chl-a) en el lago Tana, Etiopía, un área con escasos datos y difícil acceso. Se usaron técnicas como validación cruzada K-fold y muestreo estratificado para compensar las limitaciones de datos. Se desarrollaron modelos relativamente precisos que permiten monitorear calidad del agua de forma eficiente y económica en grandes cuerpos de agua interiores, recomendando el uso de XGB para Chl-a y RF para TDS y TUR. Además, se generaron mapas espaciales mensuales que pueden informar políticas de manejo y conservación del recurso.	Para Chl-a, el algoritmo XGBoost obtuvo el mejor desempeño con $R^2 = 0.78$, NSE = 0.78, MARE = 0.082 y RMSE = 9.79 µg/L. Para TDS, Random Forest fue el más preciso con $R^2 = 0.79$, NSE = 0.80, MARE = 0.082 y RMSE = 12.30 mg/L. En cuanto a TUR, Random Forest también lideró con $R^2 = 0.80$, NSE = 0.81, MARE = 0.072 y RMSE = 7.82 NTU. Se enfrentaron retos relacionados a la cantidad y frecuencia de muestreos, y la resolución espacial de los datos, superados parcialmente con estrategia de validación cruzada y muestreo espaciotemporal. Los resultados sugieren que métodos de ensamblaje ML aplicados a datos satelitales son altamente prometedores para el monitoreo regular en Lagos tropicales complejos y otras masas de agua continentales.

15	Monitoring inland water quality using remote sensing: potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing.	Sagan et al.	2020	El estudio aborda los avances recientes y limitaciones en el monitoreo remoto de la calidad del agua en aguas interiores mediante el uso de sensores proximales y satelitales. Se examinan métodos diversos para la cuantificación de indicadores de calidad del agua, incluyendo parámetros ópticamente activos (como BGA-PC, clorofila-a, fDOM, turbidez y TSS) y no ópticamente activos (DO, nitrógeno, fósforo, y conductividad específica). Se comparan técnicas basadas en índices espectrales, métodos empíricos (PLSR, SVR, ELM, DNN) y estimaciones bio-ópticas utilizando datos empíricos de lagos y ríos del medio oeste de EE. UU. El trabajo destaca la superioridad de los métodos de aprendizaje automático, especialmente de aprendizaje profundo, para proporcionar estimaciones más precisas frente a los enfoques tradicionales. También se subraya el potencial de la fusión multitensor y la constelación virtual satelital para mejorar la cobertura temporal y la precisión del monitoreo.	Los resultados en el análisis aplicado a datos satelitales (Landsat-8 y Sentinel-2 emparejados con datos in-situ) mostraron coeficientes de determinación R^2 relativamente bajos para parámetros como BGA-PC (0.07) y Clorofila-a (0.11), indicando dificultad para estimar parámetros ópticamente complejos con índices simples (NDCI). Para sólidos en suspensión totales (TSS) se obtuvo R^2 de 0.40, y para fDOM y turbidez valores modestos de R^2 (0.18 y 0.08 respectivamente). El oxígeno disuelto (DO) presentó un R^2 de 0.12. Los errores medios absolutos (MAD) oscilaron desde 1.53 para BGA-PC hasta 18.93 para turbidez, con errores cuadráticos medios (MSE) y errores cuadráticos medios raíz (RMSE) también reportados que denotan variabilidad alta en modelos basados en índices simples. Sin embargo, el estudio concluyó que los métodos empíricos basados en aprendizaje automático, en particular redes neuronales profundas, superaron significativamente estos resultados, logrando mejor precisión cuando hay data suficiente para entrenamiento. Además, la fusión de datos satelitales incrementó la frecuencia de monitoreo y redujo las brechas temporales. Se destacan también necesidades futuras: mejor detección de anomalías, estimación indirecta de variables no ópticas con alta resolución espectral, mejora en corrección atmosférica y uso de redes neuronales convolucionales que operen directamente con datos de reflectancia sin necesidad de ingeniería de características.
16	Hyperspectral remote sensing technology for water quality monitoring: knowledge graph analysis and Frontier trend.	Ma et al.	2023	El trabajo analiza el estado actual y tendencias de la tecnología de teledetección hiperespectral para la monitorización de la calidad del agua, usando un análisis bibliométrico de 564 publicaciones desde 1994. Se aborda el problema de la variabilidad en escenarios de monitoreo, fuentes de datos, parámetros de calidad de agua y algoritmos, haciendo especial énfasis en la aplicación de UAVs y algoritmos de aprendizaje automático para mejorar la precisión y viabilidad del monitoreo. La metodología incluye análisis con software VOSviewer y CiteSpace para extraer patrones y tendencias. Se concluye que la miniaturización, integración y la inteligencia artificial, especialmente el aprendizaje automático aplicado sobre datos hiperespectrales adquiridos por UAV, constituyen la dirección futura del área, con fuerte potencial para la mejora continua vía reducción de costos y evolución de algoritmos.	En varios estudios evaluados, el aprendizaje automático mostró ventajas claras en la predicción de parámetros de calidad en escenarios urbanos y naturales. Por ejemplo, para el cálculo de concentración de clorofila y sólidos suspendidos, los modelos basados en machine learning lograron una mayor correlación y menor error de predicción comparados con métodos tradicionalmente usados (Lin et al., 2019). Específicamente, se reportan altos coeficientes de correlación (R^2) y bajos valores de error cuadrático medio (RMSE), aunque los valores exactos varían según el escenario y algoritmo. En monitoreo de aguas urbanas, modelos de aprendizaje automático permitieron clasificar parámetros con mejor precisión, además de detectar contaminantes en aguas negras usando UAV como fuente de datos (Wei et al., 2019; Hou et al., 2022); en estudios, se obtuvo concordancia con mediciones de laboratorio indicativa de alta confiabilidad. Para lagos, la evaluación de brotes de cianobacterias basada en índices espectrales mejoró la rapidez y precisión del monitoreo (Pyo et al., 2021). La combinación de plataformas hiperespectrales y técnicas de inteligencia artificial es un hallazgo constante y principio metodológico clave.
17	Evaluation of surface water quality using UAV and Sentinel-2 multispectral data: correlation and predictive modeling of optical and non-optical parameters in Ukkadam Lake,	Rahul et al.	2022	El estudio aborda la dificultad y costos asociados con la medición tradicional in situ de parámetros de calidad del agua superficial (SWQPs), proponiendo el uso combinado de datos multiespectrales de Sentinel-2 y drones UAV para estimar parámetros ópticos y no ópticos de la calidad del agua en la laguna Ukkadam, India. Se empleó la regresión escalonada para correlacionar la reflectancia obtenida con los resultados de laboratorio de 16 puntos de muestreo simultáneos, desarrollando algoritmos para predecir turbidez, sólidos suspendidos totales (TSS), carbono orgánico total (TOC), demanda química de oxígeno (COD), demanda bioquímica de oxígeno (BOD) y oxígeno disuelto (DO). Los modelos se validaron con un 25% de los datos in situ, mostrando alta precisión y recomendando el uso de datos satelitales y UAV para el monitoreo continuo y económico de lagos grandes.	Los modelos de regresión escalonada basados en Sentinel-2 mostraron un coeficiente de determinación (R^2) mayor a 0.8 para todos los parámetros evaluados (DO, BOD, TOC, turbidez, COD, TSS), validándose con un 25% de muestras. Los valores específicos incluyen R^2 superiores a 0.8 indicando fuerte correlación entre predicciones y mediciones. Los modelos UAV también presentaron $R^2 > 0.80$ para TSS, TOC y COD. La tabla 5 y 6 (pp. 15 y 16) resumen la validación de predicciones y mediciones, confirmando la eficacia de los modelos para estimar parámetros tanto ópticos como no ópticos con precisión razonable. Además, se generaron mapas espaciales de distribución de estos parámetros que evidencian la aplicabilidad para monitoreo local.

	Coimbatore, India.				
18	Using Hyperspectral Remote Sensing to Monitor Water Quality in Drinking Water Reservoirs.	Goyens et al.	2022	El estudio aborda la problemática de los blooms algales en un reservorio de agua potable, que afectan la calidad del agua y su producción. Se implementa el sistema HYPSTAR, un sensor hiperespectral instalado en el reservorio Blankaart (Bélgica), para monitorear a alta resolución temporal los parámetros opticos relacionados con la calidad del agua, principalmente la concentración de clorofila-a (Chl a) y materia particulada en suspensión (SPM). Se validan sus mediciones con datos de muestreos in situ y se desarrollan y mejoran algoritmos para la estimación de Chl a y SPM a partir de reflectancia espectral. Además, se investiga la capacidad para detectar la pigmentación acerosa de cianobacterias (ficocianina). Se concluye que la alta resolución temporal y la automatización permiten un monitoreo eficaz y temprano de blooms algales, complementando las imágenes satelitales para cobertura espacial y validación de correcciones atmosféricas, lo que facilita la gestión operativa de la calidad del agua.	Los resultados muestran que las mediciones de HYPSTAR, tras un riguroso control de calidad (2988 espectros válidos de 8116), permiten detectar variaciones temporales pequeñas en Chl a y SPM a lo largo de largos periodos, con bajo requerimiento de personal. Los algoritmos utilizados permitieron obtener concentraciones de Chl a y SPM acordes con los valores de muestreo in situ, mejorando la detección de parámetros fiables en aguas interiores. Se demostró la factibilidad del monitoreo de ficocianina, aunque con datos limitados. Por ejemplo, las comparaciones entre reflectancia por HYPSTAR y datos satelitales Sentinel-2B y Landsat-9 indicaron variabilidad espacial significativa, confirmando la necesidad de una alta resolución para el seguimiento en el reservorio. Asimismo, se subraya la utilidad de los datos para validar algoritmos de corrección atmosférica, incluyendo corrección de efectos de adyacencia que afectan la calidad de imágenes en cuerpos de agua pequeños. En términos cuantitativos, se observó que los algoritmos adaptados para Chl a y SPM presentaron buena correlación con los datos de campo, aunque no se presentan valores numéricos exactos en el texto para cada parámetro. La integración del método hiperespectral con imágenes satelitales ofrece una herramienta robusta para alertar y gestionar eventos de bloom algal en tiempos oportunos.
19	Assessing Water Quality of Burullus Lake Using Sentinel-2 Images and Regression Models.	Hossen et al.	2022	El estudio plantea la necesidad de desarrollar una metodología de bajo costo para monitorear la calidad del agua de Lagos costeros afectados por descargas de aguas residuales. Para ello, se usaron imágenes satelitales Sentinel-2 adquiridas simultáneamente con mediciones de campo en 12 sitios del Lago Burullus en agosto de 2015 y noviembre de 2016. Se aplicaron modelos de regresión estadísticos para correlacionar reflectancias y razones de bandas con parámetros de calidad del agua (SDT, Chl-a, TN, TP y salinidad). Posteriormente, las ecuaciones de regresión se usaron como expresiones raster en un calculador para construir mapas distribuidos de calidad del agua. Se concluye que los parámetros tanto ópticos como no ópticos se correlacionan razonablemente bien con datos de Sentinel-2, haciendo viable esta técnica como herramienta de monitoreo económico y preciso.	Los coeficientes de determinación (R^2) obtenidos para los modelos de regresión entre las relaciones de bandas de Sentinel-2 y parámetros de calidad del agua oscilaron entre 0.52 y 0.83, indicando correlaciones desde moderadas hasta fuertes: para SDT se usó B6/B7, para Clorofila-a B7/B8, para nitrógeno total (TN) B8A, para fósforo total (TP) B8/B3 y para salinidad B3/B8. El error cuadrático medio normalizado (NRMSE) entre las mediciones de campo y los valores estimados por modelo varió entre 0.12 y 0.34, mostrando una precisión aceptable. Por ejemplo, para TP, el R^2 fue 0.73 con un NRMSE de 0.15 (calibración) y 0.16 (validación). En general, la calidad del ajuste y precisión permiten usar estas ecuaciones para monitorear la calidad del agua con razonable exactitud a nivel espacial en el lago.

20	Assessment of Lake Water Quality by Using Landsat 8 Satellite Data for Seasonal Variations: A Case Study of Manchar Lake.	Muhammad Imran	2022	El estudio aborda la falta de monitoreo regular de la calidad del agua en Manchar Lake, Pakistán, un lago socioeconómicamente importante pero degradado por actividades antropogénicas. La investigación desarrolla modelos estacionales cuantitativos para tres parámetros de calidad de agua con propiedades ópticas: sólidos disueltos totales (TDS), sólidos suspendidos totales (TSS) y turbidez. Utilizando imágenes satelitales Landsat 8 OLI atmosféricamente corregidas y 21 muestras de campo obtenidas en pre-monsoon, monsoon y post-monsoon, se aplicó análisis de regresión (lineal, logarítmico, polinómico de primer y segundo grado) para correlacionar reflectancia espectral con mediciones en sitio. Se validaron los modelos con seis muestras adicionales y se concluyó que estas herramientas remotas pueden proporcionar un mecanismo eficiente para el monitoreo y manejo del lago, con la recomendación de ajustarlos según variaciones estacionales y locales.	Los modelos para TDS lograron coeficientes de determinación (R^2) de 0.9731 (pre-monsoon), 0.7359 (monsoon) y 0.7969 (post-monsoon). Para TSS, los valores fueron 0.7721, 0.8561 y 0.5868 respectivamente, mientras que para la turbidez se obtuvieron 0.4807 (pre-monsoon), 0.5212 (monsoon) y 0.6404 (post-monsoon), indicando menor desempeño en turbidez comparado con los otros parámetros. La validación mostró error cuadrático medio máximo/mínimo (RMSE) para TDS de 515/246.9 mg/L, para TSS de 9.53/8.78 mg/L y para turbidez de 27.99/13.86 NTU. En general, los modelos tienden a sobreestimar concentraciones bajas y subestimar concentraciones altas para los tres parámetros en casi todas las temporadas. Estas variaciones reflejan cambios estacionales en la dinámica del lago, como mayor dilución de sólidos disueltos en monzón y incremento de sólidos suspendidos y turbidez por arrastre de sedimentos.
21	Análisis multiespectral para la estimación de la turbidez como indicador de la calidad del agua en embalses del estado de Chihuahua, México.	Amado-Alvarez et al.	2019	El estudio aborda la degradación de recursos hídricos por actividad urbana, industrial y agrícola en embalses clave del estado de Chihuahua: Presa Las Vírgenes, Lago Colina y Presa La Boquilla. Se plantea usar datos espectrales obtenidos por el sensor Thematic Mapper (TM) del satélite Landsat 5 para estimar la turbidez del agua, un parámetro clave en la calidad del agua. La metodología incluyó la toma de muestras físicas y químicas (Turbidez, pH, Oxígeno Disuelto, Nitratos, Sólidos Totales Disueltos, Temperatura) y el análisis espectral de las bandas TM1 a TM7, incluyendo cocientes entre bandas (TM1/TM2, TM2/TM3, TM3/TM4, y suma ponderada Vis_NIR=(TM1+TM2+TM3)/TM4). Se usaron 30 modelos de regresión lineal para establecer la correlación entre reflectancia satelital y turbidez. Los resultados indicaron que el cociente entre las bandas TM2/TM3 tuvo la mejor correlación negativa con la turbidez ($r = -0.80$, $p < 0.01$), mientras que las bandas TM2, TM3 y TM4 por separado mostraron correlaciones positivas cercanas a 0.7. Se concluyó que la técnica multiespectral es viable para estimar la turbidez y, por extensión, la calidad del agua en cuerpos hídricos, facilitando monitoreo ambiental eficiente a gran escala.	La correlación bivariada de Pearson mostró que el mejor predictor fue el cociente TM2/TM3 con un coeficiente de -0.80 y significancia estadística bilateral $p < 0.01$, indicando una fuerte relación inversa con turbidez. Las bandas espectrales TM2, TM3 y TM4 presentaron valores de correlación alrededor de +0.7, también con alta significancia. La selección de modelos de regresión lineal para las bandas individuales y sus cocientes se basó en un criterio de $R^2 > 0.6$, siendo esto el umbral para considerar un buen ajuste. En total, 30 modelos fueron evaluados y los modelos basados en bandas 2 (0.52 - 0.60 µm) y 3 (0.63 - 0.69 µm) aportaron las mayores correlaciones a la turbidez. La información de reflectancia fue estimada en ventanas de 3x3 píxeles (90 x 90 m) para cada punto de muestreo, validando espacialmente los datos in situ. Los parámetros físico-químicos medidos en laboratorio y con instrumentos portátiles se integraron para validar los modelos predictivos, confirmando que la turbidez fue el parámetro con mejor ajuste en las regresiones lineales.

22	Using hyperspectral remote sensing to estimate chlorophyll-a and phycocyanin in a mesotrophic reservoir.	Li et al.	2010	Este estudio aborda la problemática del monitoreo y estimación precisa de las concentraciones de pigmentos acuáticos, específicamente clorofila-a (chl-a) y ficocianina (PC), en reservorios mesotróficos, dada la importancia de detectar proliferaciones de cianobacterias que afectan la calidad del agua. Se utilizó un espectrómetro aéreo hiperespectral AISA para adquirir imágenes junto con muestreos in situ durante el vuelo para calibrar los datos. Se analizaron múltiples índices espectrales derivados de la reflectancia hiperespectral para establecer relaciones con las concentraciones medidas de chl-a y PC, evaluando diferentes modelos estadísticos (exponencial, lineal, polinomial, potencia) buscando los mejores coeficientes de determinación (R^2) y mínimos errores (RMSE). Como conclusión, el estudio confirmó la capacidad de la teledetección hiperespectral para estimar de forma confiable los pigmentos evaluados, con especial énfasis en la eficiencia de ciertos índices en el rango visible e infrarrojo cercano, contribuyendo a herramientas robustas para monitoreo ambiental y toma de decisiones en la gestión del agua.	Para clorofila-a, el índice espectral que presentó la mejor correlación fue la razón de reflectancia R_704 / R_675, con un coeficiente de determinación R^2 de 0.78 (página 9), ajustado mediante un modelo polinomial de segundo orden expresado por $y = -39.42x^2 + 28.77x - 3.18$, donde se usan transformaciones logarítmicas en base 10. La raíz del error cuadrático medio (RMSE) asociado fue de 13.3 µg/l (página 10). En cuanto a la ficocianina, la mejor estimación se obtuvo a partir de la reflectancia en la depresión espectral cerca de 628 nm, mostrando un R^2 de 0.80 (página 2). Los modelos evaluados fueron comparados también en términos de interferencias causadas por elementos opticamente activos como los sedimentos en suspensión, destacando que las razones de bandas resultaron más robustas frente a estas interferencias que las métricas basadas en alturas o áreas de reflectancia. La calibración atmosférica se implementó utilizando técnica de línea empírica con reflectancias in situ, garantizando la fiabilidad de los índices espectrales con respecto a las concentraciones reales medidas en muestreos. En conjunto, estos resultados demuestran la viabilidad de usar imágenes hiperespectrales para el monitoreo eficiente y cuantitativo de pigmentos indicadores de blooms cianobacterianos en reservorios mesotróficos.
23	Técnicas espectroscópicas utilizadas para determinar la calidad del agua.	Ibáñez et al.	2021	Se aborda la creciente preocupación por la conservación de los recursos hídricos y la necesidad de detectar contaminantes en diferentes matrices acuáticas. Se realiza una revisión bibliográfica de 49 documentos (libros, normas, reportes técnicos, patentes, revistas especializadas, memorias de conferencias y tesis doctorales) usando palabras clave relacionadas con calidad del agua y técnicas espectroscópicas (T5, T6). El estudio destaca técnicas como la espectrometría de masas, espectroscopía de absorción atómica, espectroscopía UV-Visible y espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier, que ofrecen análisis de alta sensibilidad y confiabilidad para detectar contaminantes orgánicos e inorgánicos en niveles regulados por normativas ambientales ecuatorianas (T8, T9). Entre las conclusiones se enfatiza el uso extendido de la espectroscopía UV-Visible, especialmente la colorimetría, para la detección de metales, aniones y contaminantes en diversas condiciones de aguas, así como la preferencia creciente por la espectrometría de masas para contaminantes emergentes en bajas concentraciones (T2).	Se identificaron 15 parámetros de calidad del agua susceptibles de análisis espectroscópico, incluyendo aluminio, amoníaco, cianuros, cinc, cloro residual, cobre, cromo, fenoles monohídricos, hierro, manganeso, plomo, selenio, nitritos, nitratos y Demanda Química de Oxígeno (DQO) (T3). Valores normativos para evaluación incluyen oxígeno disuelto >80% de saturación; plomo y selenio con límites máximos de 0.001 mg/L; plata 0.01 mg/L; nitritos 0.2 mg/L; nitratos 13 mg/L; DQO 40 mg/L; Demanda Bioquímica de Oxígeno (DBO5) 20 mg/L; sólidos suspendidos totales con incremento máximo del 10% a la condición natural (T4). La espectroscopía de absorción atómica mostró alta resolución para detección incluso en trazas, mientras que la espectrometría de masas permite la identificación precisa de contaminantes orgánicos emergentes como ibuprofeno, naproxen, triclosán y bisfenol A con límites de detección en el rango de 0.25 a 1.00 ng/L (T1, T2). Además, la espectroscopía infrarroja se emplea para detectar contaminantes orgánicos como hidrocarburos totales de petróleo (THP), grasas y aceites, aunque ha sido parcialmente reemplazada por espectrometría de masas debido a mayor resolución (T1). La técnica colorimétrica ha mostrado utilidad para determinar metales pesados mediante reacción química que produce compuestos coloreados, y el análisis UV-Visible es ampliamente usado para metales, aniones y radicales (T3, T2).
24	Zheng, Y., et al. (2024). Research progress in surface water quality monitoring based on remote	Zheng et al.	2024	El estudio aborda la importancia de la monitorización dinámica de la calidad del agua superficial para la protección ambiental. Se revisan plataformas de datos, métodos de inversión y modelos para recuperarse parámetros de calidad de agua mediante teledetección, incluyendo modelos analíticos, empíricos, semi-empíricos y de inteligencia artificial, con especial énfasis en el uso de datos hiperespectrales. Se concluye que, aunque se ha avanzado, persisten desafíos como la complejidad óptica del agua, la necesidad de modelos más universales y	Los resultados muestran que los modelos empíricos y semi-empíricos dependen mucho de datos de campo, lo que limita su generalización espacio-temporal. Los métodos teóricos y de inteligencia artificial, especialmente redes neuronales bayesianas y aprendizaje profundo, alcanzan alta precisión en parámetros como fósforo total (TP) y nitrógeno total (TN) con coeficientes de correlación superiores a 0.9. Modelos basados en XGBoost, Random Forest, máquinas de soporte vectorial y otras técnicas fusionadas mejoran la exactitud para clorofila a (Chl-a) y oxígeno disuelto (DO), aunque requieren gran cantidad de datos y pueden sobreajustar. Se reporta R^2 para TP y TN entre 0.8 y 0.84 usando Landsat 8 OLI con modelos empíricos y buenos resultados en regresión profunda y modelos bayesianos, facilitando

	sensing technology.			la influencia atmosférica en la señal remota, recomendando el desarrollo de modelos transferibles y de alta resolución temporal y espacial.	la monitorización a gran escala y localización de fuentes de contaminación. Se resalta la necesidad de optimizar la corrección atmosférica y contemplar la variabilidad estacional y regional.
25	Monitoring water quality in Singapore reservoirs with hyperspectral remote sensing technology.	Liew et al.	2019	El estudio aborda la limitación de los métodos convencionales de muestreo que son costosos, laboriosos y con cobertura espacial restringida para monitorear la calidad del agua en embalses. Se propone un sistema remoto basado en imágenes hiperespectrales (450-750 nm, resolución espectral de 15 nm) montado en edificios altos para lograr amplia cobertura y alta frecuencia de muestreo. Se desarrollan algoritmos basados en modelos semiempíricos y físicos para recuperar parámetros ópticos relacionados con la absorción y retrodispersión que permiten estimar la concentración de clorofila-a (Chl-a), turbidez y absorción de materia orgánica disuelta coloreada (CDOM). Destaca la mejora de un modelo convencional para la absorción del fitoplancton, reemplazándolo con un modelo de picos Gaussianos para adaptarse mejor a fitoplancton de agua dulce. Las correlaciones entre valores medidos en laboratorio y sensores remotos mostraron coeficientes de determinación altos, validando la metodología que no requiere mediciones in-situ para la recuperación directa de parámetros.	Para clorofila-a, el modelo de regresión basado en el parámetro P674 mostró una correlación con $R^2 > 0.8$ al comparar valores derivados por sensores remotos y laboratorio en 100 muestras (20 excursiones de campo en 5 sitios). Para turbidez, la regresión con el parámetro X550 también arrojó $R^2 > 0.8$, normalizando valores respecto al promedio. La absorción CDOM medida espectrofotométricamente (a 440 nm) comparada con la obtenida por sensores mostró un R^2 de 0.677 tras eliminar siete valores atípicos. Se observó que el modelo a picos Gaussianos reproduce mejor las características de absorción fina del fitoplancton de agua dulce que el modelo convencional de fitoplancton de agua marina, como se evidenció en el ajuste de espectros reflectantes (Figura 3). En resumen, los modelos físicos empleados permitieron una recuperación cuantitativa de los parámetros Chl-a y turbidez con alta precisión sin necesidad de calibración in-situ directa.
26	Water Turbidity Retrieval Based on UAV Hyperspectral Remote Sensing.	Cui et al.	2022	El estudio aborda la monitorización del parámetro de turbidez en aguas interiores mediante tecnología hiperespectral montada en un UAV. Se establecieron 29 soluciones estándar de turbidez (0 - 360 NTU) preparadas manualmente para calibrar el sensor hiperespectral. Se seleccionaron bandas espectrales sensibles correlacionadas con la turbidez y se construyeron modelos estadísticos para recuperar valores de turbidez: modelo de banda única, modelo de razón de bandas, modelo de razón normalizada y modelo de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS). Posteriormente, los modelos fueron verificados con datos de campo simultáneos obtenidos mediante vuelos UAV y muestreo de agua. Se concluye que los modelos PLS y de razón de bandas son los que mejor predicen la turbidez, con aplicaciones prácticas para pequeños cuerpos de agua como estanques de acuicultura y canales de riego en la región estudiada (Distrito Dawa, Panjin, China).	Se evaluaron los modelos de recuperación mediante coeficiente de determinación (R^2), error cuadrático medio (RMSE), error medio sesgado (MBE) y error porcentual absoluto medio (MAPE). Para el modelo de banda única se obtuvo R^2=0.86, RMSE=4 NTU, MBE=5.66 NTU, y MAPE=28.54%. El modelo de razón de bandas mostró una mejor precisión con R^2=0.92, RMSE=3.67 NTU, MBE=5.23 NTU, y MAPE=12.93%. El modelo de razón normalizada tuvo R^2=0.87, RMSE=8.82 NTU, MBE=3.61 NTU, y MAPE=20.26%. Finalmente, el modelo PLS con 161 bandas espectrales fue el más preciso con R^2=0.98, RMSE=6.09 NTU, MBE=3.81 NTU, y MAPE=15.4%. En la validación con 18 puntos de muestreo, el modelo de razón de bandas y PLS lograron R^2 de 0.65 y 0.72 respectivamente, con MAPE de 22.46% y 19.35%, mostrando que ambos modelos pueden estimar la turbidez en diferentes cuerpos de agua con buena precisión aunque con una ligera sobreestimación en valores predichos. La turbidez estimada en el área de estudio fluctuó entre 5 y 300 NTU, siendo la mayoría de valores entre 5 y 80 NTU, consistente con las observaciones de campo.

27	Water Quality Retrieval from ZY1-02D Hyperspectral Imagery in Urban Water Bodies and Comparison with Sentinel-2.	Yang et al.	2022	El estudio aborda la dificultad de recuperar parámetros de calidad de agua no ópticamente activos (como oxígeno disuelto - DO, índice de permanganato - CODMn, y fósforo total - TP) desde imágenes satelitales debido a sus débiles características espectrales. Se utiliza una metodología basada en el modelado con datos in situ y aprendizaje automático para invertir estos parámetros a partir de imágenes hiperespectrales del satélite chino ZY1-02D y compararlas con las obtenidas de Sentinel-2. Se calibra y entrena cuatro modelos de aprendizaje automático empleando reflectancia simulado a partir de datos in situ, y se evalúa la aplicabilidad de los modelos en diferentes localizaciones (Shanghai y Lago Taihu) y tiempos. Finalmente, se valida la precisión y consistencia de los productos derivados del ZY1-02D frente a Sentinel-2; concluyen que los modelos con ZY1-02D, gracias a su mayor resolución espectral, ofrecen mejor desempeño y concordancia alta en parámetros no ópticamente activos, siendo prometedor para monitoreo en cuerpos de agua urbanos. También se advierten potenciales incertidumbres en ríos pequeños.	Para cada parámetro y sensor se evaluó el desempeño de los modelos mediante coeficiente de determinación (R^2), error porcentual absoluto medio (MAPE, %) y raíz del error cuadrático medio (RMSE, mg/L). Tabla 5 presenta los resultados de los cuatro modelos (SVR, PLSR, KNN, XGBoost) usando reflectancia simulada para Sentinel-2 y ZY1-02D: DO: El mejor desempeño fue con XGBoost con R^2=0.53 (igual para ambos sensores). El MAPE estuvo entre 22.12%-28.24% y RMSE entre 1.67-1.98 mg/L dependiendo del modelo. CODMn: SVR logró R^2=0.71 en Sentinel-2 y 0.68 en ZY1-02D, con un MAPE aproximado de 18% y RMSE cerca de 0.91 mg/L. Otros modelos tuvieron R^2 entre 0.58 y 0.66. TP: Los resultados fueron más bajos, con mejores R^2 de alrededor de 0.46 a 0.48, MAPE de aproximadamente 37%-47% y RMSE alrededor de 0.07-0.09 mg/L. La validación en Lago Taihu mostró que CODMn estimado fue similar al in situ, DO fue subestimado, y TP sobreestimado. La comparación directa de productos entre ZY1-02D y Sentinel-2 reveló un alto acuerdo para CODMn, mientras que para DO ZY1-02D subestimó respecto a Sentinel-2, y TP presentó dificultades atribuibles a corrección atmosférica. El MAPE final reportado para ZY1-02D fue 24.28% para DO, 18.44% para CODMn y 37.04% para TP con RMSE de 1.67, 0.96 y 0.07 mg/L respectivamente. La consistencia y precisión de ZY1-02D lo posicionan como un sensor prometedor para monitoreo de calidad del agua en entornos urbanos con parámetros no ópticamente activos.
28	Use of Remote Sensing and GIS in Monitoring Water Quality.	Norsaliza Usali & Mohd Hasmadi Ismail	2010	El estudio aborda la problemática del deterioro de la calidad del agua derivado del aumento de actividades industriales y antropogénicas en áreas urbanas de Malasia. Se utiliza la tecnología de teledetección y GIS para monitorizar parámetros de calidad del agua como turbidez, sólidos suspendidos totales (TSS), materia orgánica disuelta, y fitoplancton. La metodología incluye la correlación de datos in situ con imágenes satelitales (Landsat TM, Tiungsat-1), aplicación de algoritmos de reflectancia para estimar parámetros de calidad y modelado mediante GIS para zonas potenciales de aguas subterráneas y análisis espacial. Concluye que el uso combinado de estas tecnologías es costo-efectivo, permite obtener mapas de calidad del agua y puede apoyar la gestión sostenible y política hídrica en Malasia.	Los modelos desarrollados utilizaron bandas específicas de Landsat (TM3 y TM4) para estimar turbidez con valores encontrados en los embalses de Semenyih y Langat de 5.0 NTU y 7.0 NTU respectivamente, considerados bajos y seguros para uso público. En Penang, mediante análisis correlacionado de imágenes Tiungsat-1 y Landsat TM, se logró una alta correlación para estimar sólidos suspendidos totales (TSS). Sultan et al. (2004) desarrollaron un algoritmo basado en cámara digital para mapear turbidez en aguas superficiales costeras, destacando la precisión obtenida para la distribución espacial de TSS. Los resultados mostraron que los sensores satelitales pueden monitorear múltiples parámetros como clorofila-a, sedimentos suspendidos, y profundidad del disco Secchi con información temporal y espacial amplia. Se evidencia también que el modelo GIS para zonas potenciales de agua subterránea es efectivo en terrenos de roca dura pero menos en suelos aluviales. Se recalca la importancia del uso de bandas espectrales específicas y el desarrollo continuo de algoritmos de alta resolución, con mención especial al avance de imágenes hiperespectrales que pueden registrar más de 200 canales espectrales para mayor precisión.

29	Remote sensing based water quality assessment for urban rivers: a study in Linyi development area. Environmental Science and Pollution	Miao et al.	2019	El estudio aborda la evaluación de la calidad del agua en dos ríos urbanos principales en el área de desarrollo de Linyi, China, donde la contaminación del agua es un problema crítico debido al rápido desarrollo urbano y la insuficiente infraestructura. Se propone un enfoque novedoso que combina el índice sintético Canadian Water Quality Index (CWQI), adaptado a la norma nacional china (GB3838-2002), con técnicas de teledetección (Landsat-8), para ampliar la evaluación espacial y temporal del agua. Se seleccionaron 11 parámetros de calidad del agua mediante análisis factorial para el cálculo del CWQI. Se construyeron modelos de regresión lineal que correlacionan los valores del índice con las bandas espectrales del satélite, con preferencia por la banda roja (Red). Se concluye que la técnica propuesta representa adecuadamente el patrón real de calidad del agua y puede aplicarse a otras regiones con datos de monitoreo. Se reconocen limitaciones como la disponibilidad limitada de datos y la simplicidad de los modelos lineales, sugiriendo el empleo de técnicas avanzadas y mayor recolección de datos en futuros estudios.	Los modelos de regresión lineal desarrollados para el CWQI basados en datos de teledetección mostraron altos coeficientes de determinación (r^2) de 0.822 para el río Yi y 0.804 para el río Shu. La validación con dos conjuntos de datos de prueba (cinco muestras cada uno) dio coeficientes de correlación (r) de 0.925 para el río Yi y 0.937 para el río Shu, evidenciando fuerte concordancia entre valores medidos y predichos. Se generaron mapas de distribución espacial del CWQI para ambos ríos, identificando además que la calidad del agua es inferior en la zona downstream, lo que requiere especial atención en seguimientos futuros. Para la selección de parámetros en el CWQI, se usaron 11 parámetros principales: COD_Cr, COD_Mn, BOD_5, NH_3-N, TP, DO, Fenol Volátil, Flúor, pH, Sulfuro y Petróleo. Cada parámetro fue analizado mediante análisis factorial para determinar su influencia. El cálculo del CWQI incluyó tres factores: alcance (scope), frecuencia y amplitud, basados en criterios del estándar GB3838-2002 adaptados al contexto chino. Se indican los valores y fórmulas empleadas para calcular cada componente del índice (página 6). Asimismo, el análisis factorial mostró que cinco factores principales explican el 76.845 % de la variabilidad, sustentando la selección de parámetros. Finalmente, se ajustaron modelos lineales entre las reflectancias de la banda roja de Landsat-8 y el CWQI, con resultados estadísticos favorables, lo cual respalda la viabilidad del uso conjunto de índice y teledetección para monitoreo de calidad del agua de ríos urbanos.
30	Deep learning based regression for optically inactive inland water quality parameter estimation using airborne hyperspectral imagery.	Niu et al.	2021	El estudio aborda la dificultad de estimar parámetros de calidad de agua opticamente inactivos (como metales pesados y compuestos orgánicos: Zn, Cd, Ni, CODMn, TN, TP y NH3–N) en cuerpos de agua interiores, usando imágenes hiperespectrales aéreas. Se desarrollaron dos modelos de regresión basados en deep learning: pixel_DNNR y patch_DNNR, que explotan características espectrales y espaciales para mejorar la precisión de estimación comparados con métodos tradicionales como PLSR y SVR. Se recopilaron 60 muestras de agua en el río Guanhe (China) con muestreos sincronizados con las imágenes. Las conclusiones indican que los modelos de deep learning superaron notablemente los métodos tradicionales, sobre todo el modelo patch_DNNR, que mostró una alta precisión para todos los parámetros estudiados, y que los mapas espaciales derivados reflejan correctamente el estado real de contaminación, útiles para monitoreo y gestión ambiental.	Los resultados evaluaron cuatro métodos: PLSR, SVR, pixel_DNNR y patch_DNNR. Para Zinc (Zn), patch_DNNR tuvo un R^2 entrenamiento (Rc^2) de 0.9509 y de prueba (Rp^2) de 0.8828, con error cuadrático medio (MSEp) de 1.896 y error absoluto medio (MAEp) de 0.7981, y desviación relativa de predicción (RPD) 2.7279, superando ampliamente PLSR (Rp^2=0.4404, RPD=1.4124). Cadmio (Cd) mostró para patch_DNNR Rc^2=0.6961 y Rp^2=0.7209, con MSEp=0.0001, MAEp=0.0051 y RPD=1. Los valores para Ni no se presentan para SVR, pero pixel_DNNR y patch_DNNR mostraron mejor desempeño que PLSR. Para parámetros orgánicos, CODMn con patch_DNNR alcanzó Rp^2>0.8 (exactos valores no especificados detalladamente en la tabla), TN y TP mostraron Rp^2 mayores a 0.8, confirmando alta correlación y precisión en estimación. El modelo patch_DNNR mostró mejor desempeño especial en Zn, CODMn, TN, TP, con Rp^2>0.8 consistentemente. Se generaron mapas temáticos que reflejaron distribución espacial coherente con las fuentes de contaminación identificadas en áreas industriales y residenciales.

31	Airborne hyperspectral remote sensing to assess spatial distribution of water quality characteristics in large rivers: The Mississippi River and its tributaries in Minnesota.	Leif et al.	2013	El estudio aborda la problemática de la evaluación espacial detallada de la calidad del agua en grandes ríos con propiedades ópticas complejas, específicamente en el río Mississippi y sus tributarios en Minnesota. Se empleó la teledetección hiperespectral aérea para capturar imágenes con alta resolución espectral y espacial durante tres campañas en agosto (2004, 2005, 2007) bajo condiciones despejadas. Paralelamente se tomaron muestras de agua en campo para calibrar y validar los modelos predictivos relacionados con clorofila a (chl a), sólidos suspendidos totales (TSS), sólidos no volátiles suspendidos (NVSS), turbidez y claridad del agua medida con turbidez y turbidez con tubo (T-tube). Se identificaron características espectrales asociadas a diferentes propiedades ópticas inherentes (IOPs) y se desarrollaron regresiones múltiples para mapear a nivel de pixel las variables de calidad. Los resultados concluyen que la teledetección hiperespectral aérea es eficaz para capturar la heterogeneidad espacial de la calidad del agua en sistemas fluviales con mezclas complejas de fitoplancton y sedimentos inorgánicos, permitiendo distinguir y mapear estos parámetros de manera independiente y precisa, con bajo costo y alta cobertura espacial en comparación con métodos convencionales.	Los modelos predictivos desarrollados mostraron fuertes relaciones estadísticas para distintos parámetros. Para la clorofila a (chl a) y sólidos volátiles suspendidos (VSS), los coeficientes de determinación (r^2) oscilaron entre 0.73 y 0.94, utilizando las relaciones espectrales que incluían pico de dispersión en el borde rojo (~700 nm) y absorciones específicas a ~670, 592 y 620 nm. Para sólidos suspendidos totales (TSS), turbidez y claridad medida con T-tube, la mejor relación espectral fue con la reflectancia en 705 nm, mostrando valores de r^2 entre 0.77 y 0.93. En variables minerales, como sólidos no volátiles suspendidos (NVSS) y la relación NVSS:TSS, la combinación de modelos para TSS y chl a corrigió la interferencia de fitoplancton en la dispersión, alcanzando r^2 entre 0.73 y 0.97, considerado el modelo más robusto. Además, el análisis espacial a través de mapas de calidad reveló patrones detallados de heterogeneidad en turbidez y clorofila, como los efectos de confluencias de ríos y zonas de remanso, demostrando que la técnica supera a las muestras puntuales tradicionales en información capturada y cobertura.
32	Using Machine Learning Algorithms With In Situ Hyperspectral Reflectance Data to Assess Comprehensive Water Quality of Urban Rivers.	Cai et al.	2022	El estudio aborda la dificultad de obtener evaluaciones integrales de la calidad del agua en ríos urbanos debido a la complejidad y variabilidad del espectro óptico. Se propone un nuevo índice de calidad del agua (WQI) basado en cuatro parámetros clave (NH_4^+-N, TP, COD y SS) seleccionados por su relevancia y fácil medición. Para la estimación del WQI a partir de datos hiperespectrales in situ, se aplican dos algoritmos de machine learning: Random Forest (RF) y redes neuronales convolucionales unidimensionales (1D-CNN). Se recopilaron 382 muestras simultáneamente de reflectancia hiperespectral y análisis de laboratorio en ríos urbanos en Zhongshan, China. La metodología incluye normalización de parámetros, identificación de variables esenciales (longitudes de onda relevantes) mediante RF para optimización y evaluación del desempeño de ambos modelos en predicción de WQI. Las conclusiones destacan que 1D-CNN supera significativamente a RF en precisión, robustez ante ruido y capacidad para discriminar niveles altos de contaminación con resultados optimizados sin requerir preprocesamiento complejo. Se sugiere para futuros trabajos optimización arquitectónica y combinación con datos satelitales para mejora integral del monitoreo.	Los modelos RF y 1D-CNN demostraron eficacia en la estimación del WQI usando reflectancia hiperespectral. La métrica principal reportada para el mejor modelo 1D-CNN fue un error cuadrático medio (RMSE) de 0.574 y un coeficiente de determinación R^2 de 0.87, evidenciando alta precisión en la predicción. El modelo 1D-CNN mostró mejor recuperación del WQI, especialmente para muestras con índices bajos y altos, siendo además robusto frente a ruido añadido aleatoriamente (±3% y ±5%), sin pérdida significativa de desempeño. La evaluación de importancia por RF permitió reducir el número de longitudes de onda esenciales manteniendo un buen nivel predictivo. La insensibilidad a suavizados del espectro indica que el ruido del dato original no afecta considerablemente los modelos. La combinación de reflectancia hiperespectral y aprendizaje profundo 1D-CNN se confirma como un método rápido y preciso para monitoreo de calidad de agua en ríos urbanos sin requerir complejos procesos previos.

33	Remote sensing-enabled machine learning for river water quality modeling under multidimensional uncertainty.	Rahat et al.	2023	El estudio aborda la problemática de la escasez de datos de calidad del agua a nivel de campo y la dificultad para modelar la calidad del agua en ríos debido a la complejidad de los factores que influyen (clima, uso de suelo, características de la cuenca). La metodología propone un enfoque basado en aprendizaje automático con redes LSTM (Long Short-Term Memory) integrando datos remotos (MODIS) y características espaciales de la cuenca para la simulación de concentración diaria de Sólidos Suspendidos Totales (TSS) a alta resolución espacial (250 m) y temporal (diaria). Se destacan las capacidades del modelo para capturar la variabilidad espacial y temporal, especialmente en condiciones extremas como inundaciones, superando las limitaciones de los registros de datos tradicionales. El enfoque es generalizable y puede adaptarse a otras regiones y variables de calidad del agua.	El modelo LSTM mostró un buen desempeño para la predicción de TSS en múltiples estaciones a lo largo del Río Ohio. Se logró simular la concentración diaria de TSS con alta resolución espacial frente a las observaciones bi-semanales limitadas de ORSANCO, expandiendo la cobertura temporal y espacial. Los resultados destacados incluyen la capacidad para detectar cambios significativos en la calidad del agua vinculados a eventos climáticos extremos y variaciones en el uso del suelo. Se reportan valores de correlación y desempeño del modelo por estación, evidenciando una mejora sustancial frente a métodos convencionales (aunque en el texto no se especifican valores numéricos concretos, se menciona que la precisión es suficiente para monitoreo a largo plazo). La modelación fue respaldada con la inclusión de incertidumbre mediante técnicas como dropout en las capas densas y consideraciones process-informed que incorporan conocimiento sobre cuencas y variables hidrometeorológicas.
34	Remote sensing identification of urban water pollution source types using hyperspectral data.	Cai et al.	2023	El estudio aborda la problemática de la degradación de la calidad del agua en áreas urbanas debido a contaminantes variados, y la necesidad de una identificación oportuna y precisa de las fuentes de contaminación (PS) para mejorar la gestión y restauración hídrica. Se utilizó espectroscopía de fluorescencia 3D (EEM) de materia orgánica disuelta (DOM) combinada con análisis factorial paralelo (PARAFAC) para obtener siete componentes fluorescentes (C1–C7). Mediante análisis de conglomerados jerárquicos (HCA) de estos componentes junto con índices de fluorescencia (HIX, BIX, FI) a partir de 337 muestras de agua contaminada, se identificaron cuatro tipos principales de fuentes contaminantes: PS1 (aguas residuales domésticas), PS2 (entrada terrestre), PS3 (agrícola y algal) y PS4 (aguas residuales industriales). Posteriormente se desarrolló un algoritmo de identificación para imágenes hiperespectrales obtenidas por UAV que utiliza parámetros ópticos como el índice de humificación (HIX), la absorción de DOM a 254 nm (CDOM(254)), concentración de clorofila-a (Chl-a) y ángulo de matiz (α) para diferenciar las fuentes con una precisión superior al 70%. Esto demuestra el potencial de la teledetección para apoyo a decisiones en manejo ambiental urbano.	Se observaron diferencias significativas entre las cuatro fuentes PS en términos de características ópticas y fluorescentes. PS1 mostró valores medios elevados de α (217.16°) y ángulo de matiz (FUI = 14), con Chl-a menor (28.70 μg/L) y alta materia suspendida total (TSM = 61.35 mg/L). La absorción análica a 440 nm (a_nap) fue alta en PS1 (4.19 m^{-1}) y absórbica fósforo a 440 nm (a_ph) fue alta en PS3 (3.00 m^{-1}). El índice de humificación (HIX) fue máximo en PS2 (5.24), seguido de PS1 (2.74), PS3 (2.46) y PS4 (1.09); BIX mostró tendencia inversa, indicando menor actividad microbiana con mayor humificación. Se obtuvieron cuatro clases vía HCA basadas en C1–C7, HIX, BIX, FI. La precisión del algoritmo desarrollado para diferenciar PS en imágenes UAV fue >70% en conjuntos independientes y puntos de muestreo sincronizados. Este identificador aplicó umbrales del HIX para distinguir PS2 y PS4 mediante CDOM(254) y separó PS1 y PS3 usando α y concentración de Chl-a calculada con un modelo de tres bandas. Los resultados concordaron con datos reales de muestreo en tres ríos estudiados en Nanjing, validando la robustez del método.
35	Remote retrieval of dissolved organic carbon in rivers using a hyperspectral drone system.	Guo et al.	2024	El estudio plantea la dificultad de monitorear la concentración de carbono orgánico disuelto (DOC) en ríos debido a la alta heterogeneidad espacial y temporal, y a la limitada resolución espacial y problemas atmosféricos de sensores satelitales. Para superar esto, se empleó un sistema UAV con imagen hiperespectral para capturar datos multiespectrales en 8 tributarios principales y zonas ribereñas del Lago Chaohu, China. Se recogieron además datos de parámetros ambientales y de calidad del agua (clorofila-a y materia particulada suspendida). Se construyeron 3 modelos de regresión basados en Random Forest (RFR):	La concentración de DOC mostró correlaciones significativas con reflectancias en bandas específicas del azul (402, 429-438, 440-451 y 458-462 nm) con coeficientes de correlación al cuadrado (r^2) entre 0.11 y 0.13, y en el rojo (620-621 y 623-693 nm) con r^2 de 0.12 a 0.20 ($p<0.05$). Par ámentos como clorofila-a, materia particulada suspendida (SPM), velocidad del viento y temperatura con un retraso de 3 días también mostraron correlación significativa con DOC. Evaluando los 3 modelos de RFR: RFR-R (solo reflectancia), RFR-P (solo parámetros ambientales), y RFR-RP (combinado), se observó que RFR-R tuvo el peor desempeño. El RFR-P mejoró la precisión, pero el mejor desempeño fue para RFR-RP con un coeficiente de determinación (r^2) de 0.64, Error Cuadrático Medio (RMSE) de 0.30 mg/L y Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) de 7.02%, superando a los otros modelos y seis modelos empíricos

				RFR-R (datos espectrales RS), RFR-P (parámetros de calidad ambiental), y RFR-RP (combinación de ambos). El objetivo fue evaluar la capacidad de estos modelos para estimar con precisión la concentración de DOC y evaluar la aplicabilidad regional para ampliar el monitoreo. Se concluyó que el modelo RFR-RP que integra datos espectrales y parámetros ambientales logra la mejor precisión y puede apoyar en futuras aplicaciones satelitales hiperespectrales para un monitoreo integral a escala regional.	existentes evaluados. El modelo fue aplicado en un río diferente (Meijiao) evidenciando buena capacidad de migración del modelo, basado en la distribución de datos y error predictivo. La concentración promedio más alta de DOC (8.19 mg/L) se registró en la zona noreste del Lago Chaohu, seguida por noroeste y oeste (7.13 mg/L), y la más baja fue en el sur (6.70 mg/L). Estos resultados demuestran la viabilidad del monitoreo de DOC en ríos mediante sensores hiperespectrales embarcados en UAVs, con ayuda de algoritmos de aprendizaje automático.
36	Recuperación de la concentración de Clorofila a en cuerpos de agua continentales a partir de imágenes hiperespectrales ZY-1 02D.	Yao et al.	2022	El estudio aborda la necesidad de monitorear con precisión la concentración de clorofila-a (Chla), un indicador clave de la eutrofización en cuerpos de agua continentales, mediante observaciones satelitales hiperespectrales. Se utilizó el satélite chino ZY-1 02D, equipado con un sensor avanzado (AHSI) con 166 bandas espectrales y 30 m de resolución espacial. Durante 2020 se realizaron experimentos de campo sincronizados con el paso del satélite en tres sitios: Lago Taihu, Represa Xiaolangdi y Reserva de Yuqiao, con un total de 46 puntos de muestreo donde se midieron espectros in situ y concentraciones de Chla mediante espectrofotometría tras extracción con etanol caliente. La metodología incluyó la extracción de reflectancia remota corregida atmosféricamente usando el módulo FLAASH en ENVI, y la aplicación de cinco modelos semiempríricos basados en índices espectrales: Band Ratio (BR), Normalized Difference Chlorophyll Index (NDCI), Three-Band Index (TBI), Enhanced Three-Band Index (ETBI) y Baseline Height (BH). Los parámetros de modelos se optimizaron usando datos concurrentes de campo y satélite. El análisis concluye que la banda de relación 705/671 nm es la más eficaz para estimar Chla, con una buena concordancia entre reflectancias satelitales y de campo en 671 y 705 nm, aunque las bandas 731 y 748 nm presentaron mayor incertidumbre por ruido. Se destaca la necesidad de mejorar las técnicas de corrección atmosférica y reducción de ruido para futuras aplicaciones y recomienda el desarrollo de constelaciones hiperespectrales para monitoreo continuo.	En la evaluación de la precisión de la reflectancia remota derivada de la imagen ZY-1 02D en 46 puntos de muestreo, las bandas de 671 y 705 nm presentaron alta correlación con mediciones in situ (AURE de 22.1% y 25.8% respectivamente, y coeficientes de determinación R^2 alrededor de 0.8). Para la estimación de la concentración de Chla, el modelo basado en el índice de razón de bandas 705/671 nm logró la mejor precisión con $R^2 = 0.78$, un Error Relativo Medio Sin Sesgo (AURE) del 13.5%, y un Root Mean Square Error (RMSE) de 4.5 mg/m^3. Por contraste, los modelos basados en ETBI y BH mostraron baja precisión en la estimación de Chla, reflejando menores valores de R^2 y mayores errores. La investigación señala que las bandas de longitud de onda más largas (731 nm y 748 nm) tienen mayor incertidumbre debido al ruido de imagen. Los resultados indican que el satélite ZY-1 02D es una herramienta prometedora para la vigilancia de la calidad del agua en cuerpos continentales mediante modelos semiempríricos basados en índices espectrales optimizados con datos de campo concurrentes.

37	Monitoring water quality of the Haihe River based on ground-based hyperspectral remote sensing.	Cao et al.	2022	El río Haihe, un río controlado por esclusas en el norte de China, presenta cambios en su flujo y factores hidrológicos que dificultan el monitoreo continuo y preciso de la calidad del agua. Los métodos tradicionales resultan limitados para obtener datos en tiempo real y de resolución espacial adecuada. Por ello, se utilizó un sistema hiperespectral terrestre con alta resolución espectral (2.4 nm) instalado en la orilla del río para capturar reflectancias remotas continuamente. Se recolectaron 111 muestras de agua de mayo a agosto de 2021 y se midieron parámetros claves relacionados con eutrofización y floraciones algales: clorofila-a, ficocianina, sedimentos totales en suspensión, nitrógeno total, fósforo total, amonio, nitrato y pH. Los datos espectrales se modelaron mediante redes neuronales BP para predecir los parámetros, y se validaron con muestras reales. Las conclusiones muestran que el sistema es viable con alta precisión ($R^2 > 0.8$ en la mayoría de los casos), aportando un método efectivo para la monitorización continua que puede integrarse a sistemas de alerta temprana y manejo ambiental.	Los resultados del modelo de entrenamiento indican coeficientes de determinación (R^2) mayores a 0.9 para Chl-a (clorofila-a), TSS (sedimentos en suspensión), TN (nitrógeno total), TP (fósforo total), NH_4-N (amonio), NO_3-N (nitrato) y pH, siendo PC (ficocianina) ligeramente inferior con $R^2 = 0.87$. En la validación, los parámetros TSS y NO_3-N mostraron valores R^2 inferiores a 0.8, específicamente 0.77 para TSS y 0.78 para NO_3-N, mientras que Chl-a, PC, TN, TP y NH_4-N mantuvieron R^2 superiores a 0.8 con valores de 0.86, 0.88, 0.87, 0.88, y 0.87 respectivamente. El pH presentó un ajuste menor con $R^2 = 0.65$. El mejor ajuste se observó para TN con $R^2 = 1$ y RMSE de 0.0012 mg/L en entrenamiento, indicando alta precisión. En general, el rendimiento de la validación estuvo por encima del 70% para la mayoría de los parámetros, evidenciando robustez y aplicabilidad del enfoque basado en espectroscopía hiperespectral y redes neuronales para el monitoreo del agua del río Haihe.

Los estudios revisados demuestran una alta correlación entre ciertas bandas del espectro electromagnético y parámetros fisicoquímicos del agua, especialmente cuando se utilizan modelos estadísticos avanzados para el análisis de los datos espectrales. La integración de estos modelos con tecnologías de sensado óptico permite obtener estimaciones rápidas y precisas, lo cual resulta especialmente útil para el monitoreo ambiental en campo.

La clorofila-a es uno de los parámetros más estudiados y con mejor desempeño en estimaciones espectrales. Su comportamiento óptico se refleja en la región entre 665 y 750 nm, donde presenta propiedades claras de absorción y reflexión. La mayoría de los trabajos reportan coeficientes de determinación (R^2) superiores a 0.85 al emplear modelos como regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR), random forest y redes neuronales. Valores elevados de R^2 indican que el modelo estadístico o de regresión explica una proporción significativa de la variabilidad observada en los datos, lo que permite una discriminación precisa y estimaciones robustas, tanto en condiciones de laboratorio como en entornos de campo.

La turbiedad también exhibe un comportamiento espectral notable, con incrementos en la reflectancia en las regiones del visible y del infrarrojo cercano (NIR). Varios estudios logran correlaciones sólidas entre la turbiedad y la señal espectral, alcanzando valores de R^2 entre 0.80 y 0.95 en modelos calibrados. Este parámetro se estima con alta fiabilidad y es comúnmente utilizado como variable de referencia para validar modelos espectrales debido a su comportamiento óptico consistente.

A diferencia de la clorofila-a y la turbiedad, el pH no posee una firma espectral directa, lo cual dificulta su estimación mediante técnicas ópticas. Sin embargo, algunos estudios han explorado su correlación indirecta con variables espectrales asociadas a procesos biogeoquímicos, como la actividad fotosintética o la presencia de compuestos orgánicos disueltos. En estos casos, se reportan valores moderados de R^2 entre 0.60 y 0.75, especialmente al emplear modelos complejos como redes neuronales profundas y análisis multicomponente.

El amonio representa uno de los mayores retos para la espectroscopía óptica, debido a su baja absorbancia directa y a la interferencia generada por otros compuestos presentes en el agua. Los estudios revisados reportan en general valores de R^2 por debajo de 0.70, aunque se logran algunas mejoras mediante técnicas de selección de variables y normalización avanzada. No obstante, la precisión tiende a disminuir en condiciones naturales, lo que limita su aplicabilidad en escenarios de monitoreo en campo.

La estimación del nitrato presenta mejores resultados en medios controlados, alcanzando en algunos estudios valores de R^2 de hasta 0.80. Sin embargo, en condiciones reales, su estimación es menos precisa debido a la interferencia de solutos como la materia orgánica y otros nutrientes

disueltos. Este comportamiento ha sido reportado incluso en estudios que aplican modelos de regresión no lineal y redes neuronales, donde la precisión es altamente dependiente de las condiciones del entorno.

7. Metodología

7.1. Localización área de estudio y características de la PTAP

La presente investigación se desarrolló en las instalaciones de la Planta de Tratamiento de Agua Potable (PTAP) “El Retiro”, ubicada en la comuna 22 del municipio de Santiago de Cali, Colombia, en las coordenadas geográficas 3°20'33"N y 76°32'23"W, a una altitud de 1069 msnm. Esta zona presenta una precipitación media anual de 1483 mm y se caracteriza por tener dos períodos secos (enero-febrero y julio-agosto) y dos períodos lluviosos (marzo-mayo y finales de septiembre hasta mediados de diciembre). Durante los meses secos, la frecuencia de precipitaciones es de aproximadamente seis días al mes, mientras que en los meses lluviosos puede alcanzar hasta dieciocho días mensuales (IDEAM, n.d.).

La temperatura media anual es de 23.9 °C. En promedio, la temperatura máxima al mediodía oscila entre 30 y 31 °C, y la temperatura mínima en las primeras horas de la mañana varía entre 19 y 20 °C. La exposición solar alcanza aproximadamente cuatro horas diarias durante la temporada lluviosa, aumentando hasta seis horas en los meses secos (IDEAM, n.d.). La humedad relativa disminuye levemente durante los períodos secos, registrando valores inferiores al 70 %, mientras que en los períodos lluviosos puede alcanzar entre 75 % y 76 % (IDEAM, n.d.).

La PTAP “El Retiro” emplea tecnología de filtración en múltiples etapas (FiME) para el tratamiento del agua cruda. Actualmente, cuenta con 19 filtros operativos, el recorrido de tratamiento que lleva el agua dentro de la PTAP se observa en la **Figura 2**.

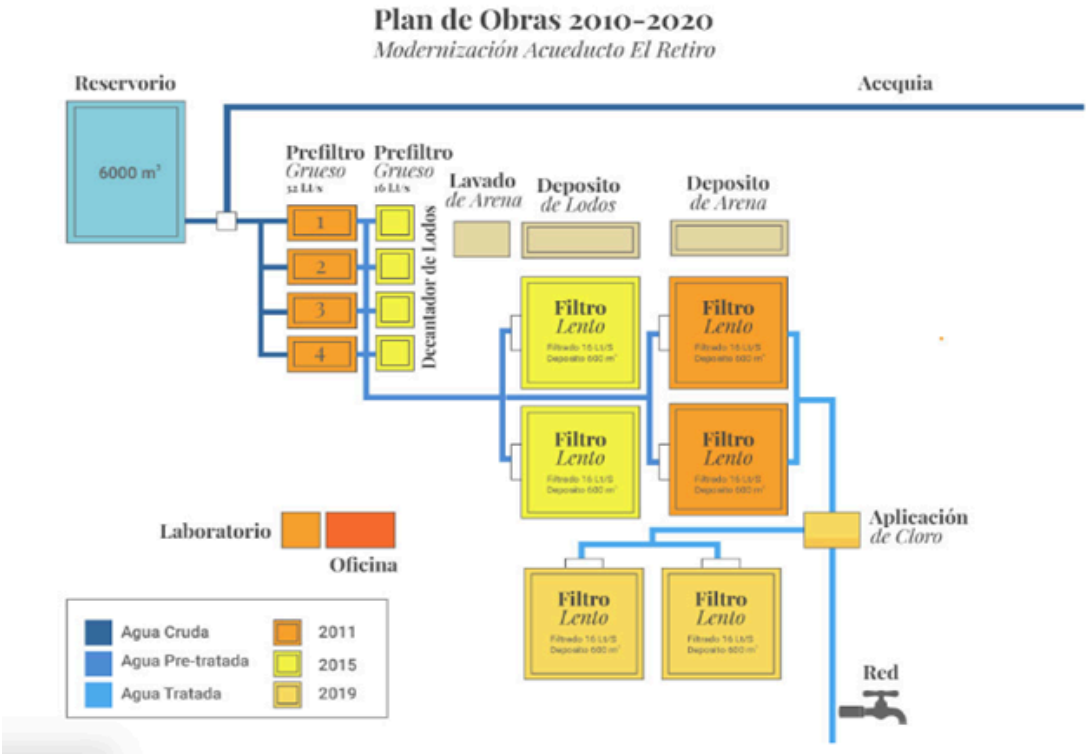


Figura 2. Unidades de tratamiento.

Fuente: (Junta De Acción Comunal El Retiro, 2021).

El proceso de tratamiento inicia en la estructura de captación ubicada aproximadamente a 3 km aguas arriba, en el sector de "La Riverita", donde un trincho redirige el flujo de agua hacia la planta. En la entrada de la PTAP se encuentra un sedimentador provisto de rejillas que impiden el ingreso de materiales sólidos grandes como ramas, hojas o plásticos. En este punto se han instalado sensores para monitoreo continuo de pH y turbidez. En caso de que se detecten valores bajos de pH o alcalinidad, se adiciona bicarbonato de sodio como corrector; asimismo, si la turbidez supera las 25 UNT, se activa el cierre de la compuerta de entrada para prevenir afectaciones en el tratamiento.

A continuación, el agua es almacenada en un reservorio con capacidad de 6000 m³ (**Figura 3**), el cual permite un suministro constante y facilita procesos de autodepuración, reduciendo así la carga orgánica proveniente de la fuente. Este reservorio alberga especies piscícolas que contribuyen al control del crecimiento de algas sin afectar negativamente la calidad del agua.



Figura 3. Reservorio PTAP "El Retiro".

Fuente: Elaboración propia.

7.2. Muestreo y adquisición de datos

Entre el 4 de febrero y el 19 de marzo de 2025, se recolectaron un total de 102 muestras de agua cruda del reservorio de la Planta de Tratamiento de Agua Potable (PTAP) El Retiro, con el objetivo de caracterizar sus condiciones de calidad. Para asegurar una cobertura espacial representativa del sistema, se establecieron cinco puntos de muestreo distribuidos estratégicamente a lo largo del reservorio (**Figura 4**), permitiendo captar posibles variaciones en los parámetros de interés a lo largo del cuerpo de agua.

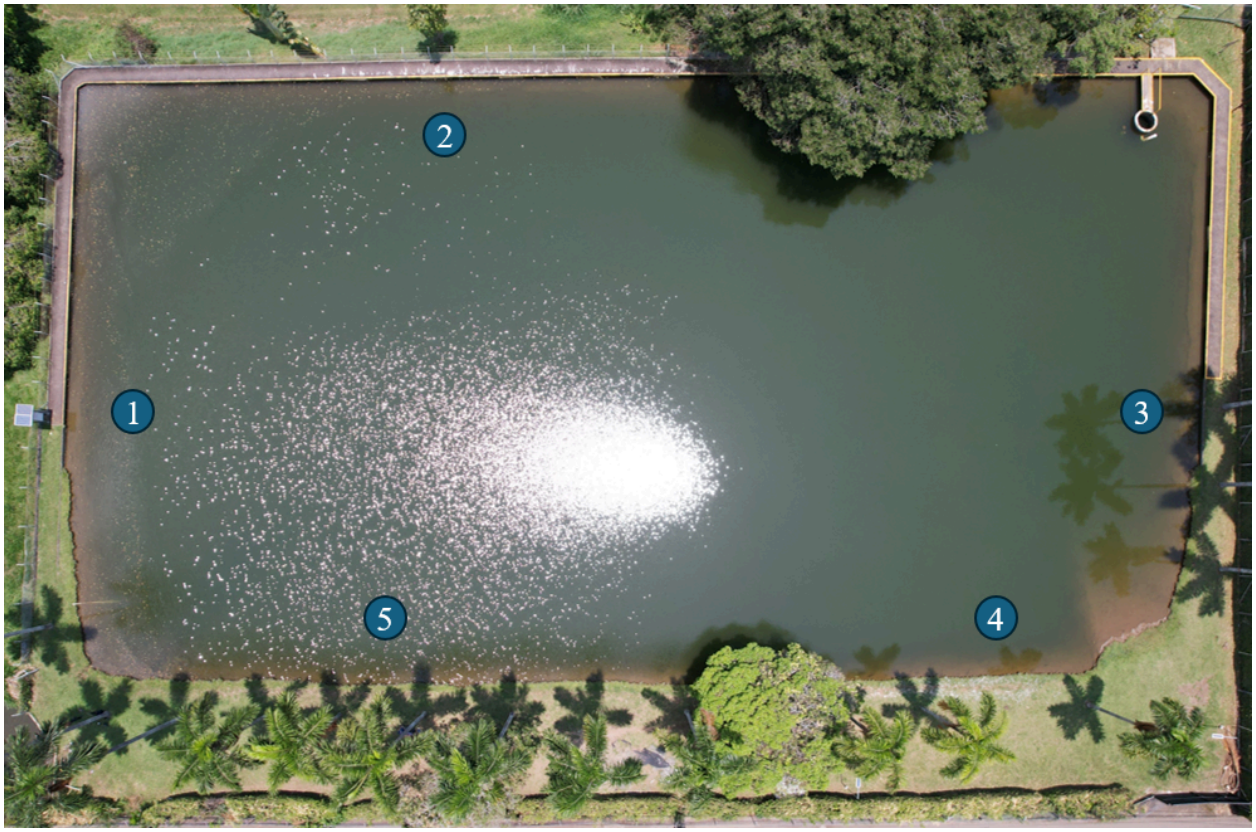


Figura 4. Distribución espacial de los puntos de muestreo en el reservorio de la PTAP "El Retiro".
Fuente: Elaboración propia.

En cada punto de muestreo se realizaron mediciones in situ de reflectancia espectral utilizando espectrómetros portátiles Ocean View STS (**Figura 5**), uno en el rango visible (350–800 nm) y otro en el infrarrojo cercano (650–1100 nm). Estas mediciones permitieron registrar la respuesta espectral del agua en el momento de la recolección, facilitando posteriores análisis de correlación con los parámetros fisicoquímicos.



Figura 5. Medición in situ de reflectancia espectral.
Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente, se recolectó una muestra de un litro de agua en cada punto (**Figura 6**), la cual fue almacenada en botellas de vidrio color ámbar previamente lavadas y enjuagadas con agua del mismo sitio de muestreo. Este tipo de envase se utilizó con el propósito de minimizar la degradación de los compuestos sensibles a la luz, como la clorofila. Las muestras se conservaron en condiciones de refrigeración a una temperatura aproximada de 4 °C, con el fin de preservar sus propiedades fisicoquímicas hasta el momento del análisis de laboratorio.



Figura 6. Recolección de muestras de agua.
Fuente: Elaboración propia.

Las determinaciones de pH y turbidez se realizaron inmediatamente en las instalaciones de la PTAP El Retiro, utilizando medidores calibrados previamente. Las muestras restantes fueron transportadas al Laboratorio de Aguas y Suelos Agrícolas de la Universidad del Valle, donde se efectuaron, en una única jornada analítica, los análisis correspondientes a las concentraciones de amonio, nitrato y clorofila, además de una segunda medición de pH. La concentración de clorofila se determinó mediante el método espectrofotométrico, mientras que amonio y nitrato fueron cuantificados por destilación y arrastre de vapor, siguiendo estrictamente los protocolos establecidos.

Esta estrategia metodológica buscó garantizar la integridad de las muestras, reducir el error asociado a la manipulación y asegurar la confiabilidad de los resultados obtenidos, los cuales servirán como base para el análisis comparativo con la información espectral recolectada in situ.

7.3. Recolección de datos

Para dar cumplimiento a los objetivos planteados, la recolección de datos constituye una etapa fundamental dentro de la metodología, ya que permite obtener datos representativos y confiables sobre la calidad del agua del reservorio. Esta etapa se abordará desde un enfoque mixto,

integrando tanto métodos analíticos convencionales como técnicas espectrales in situ, lo cual permitirá realizar una caracterización integral del cuerpo de agua en estudio.

7.3.1. Métodos convencionales

Con el fin de dar cumplimiento al primer objetivo específico, se llevó a cabo la caracterización de la calidad del agua mediante métodos convencionales de análisis fisicoquímico y biológico. Para ello, se siguieron los lineamientos metodológicos establecidos en las guías del Instituto CINARA, el manual Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater y los protocolos del Laboratorio de Aguas y Suelos Agrícolas de la Universidad del Valle.

La toma de muestras se efectuó en cinco puntos estratégicamente seleccionados dentro del reservorio de agua cruda de la Planta de Tratamiento de Agua Potable (PTAP) El Retiro, recolectando cinco muestras diarias. Dichas muestras fueron almacenadas, preservadas y transportadas bajo condiciones controladas, con el fin de garantizar la estabilidad e integridad de los parámetros fisicoquímicos y biológicos objeto de análisis.

Los parámetros evaluados incluyen el potencial de hidrógeno (pH), determinado mediante un potenciómetro Premium Series PH60 pH Tester; la turbiedad, medida con un turbidímetro portátil 2100Q; así como las concentraciones de amonio y nitrato, determinadas mediante el método de destilación y arrastre de vapores, utilizando una unidad de destilación para nitrógeno (Kjeldahl). Adicionalmente, la concentración de clorofila-a fue cuantificada empleando el método 10150 B del manual Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater, basado en la determinación espectrofotométrica de clorofila-a. La descripción detallada de cada procedimiento se presenta en los **Anexos 1, 2 y 3**.

La exactitud y precisión de los métodos se verificaron mediante la calibración previa de los equipos con patrones certificados y soluciones estándar, la inclusión de blancos y muestras duplicadas en los análisis de amonio y nitrato, así como la ejecución de replicados y la verificación de lecturas espectrofotométricas contra estándares de referencia para clorofila-a, garantizando la trazabilidad y confiabilidad de los resultados.

Cada análisis se realizó siguiendo protocolos y metodologías estandarizadas, empleando técnicas analíticas específicas como la potenciometría, la nefelometría, la destilación con arrastre de vapor y la espectrofotometría UV-Vis, según la naturaleza del parámetro evaluado.

Esta información será fundamental para establecer las condiciones base del cuerpo de agua y servirá como referencia para la validación de los modelos desarrollados a partir de la información espectral.

7.3.2. Métodos de espectroscopia óptica

Con el fin de dar cumplimiento al segundo objetivo específico, se llevará a cabo la caracterización espectral del agua cruda del reservorio mediante el uso de micro espectrómetros hiperespectrales STS-VIS y STS-NIR, desarrollados por Ocean Optics. Estos dispositivos destacan por su portabilidad, precisión y adaptabilidad en condiciones de campo.

El STS-VIS (**Figura 7**), es un sensor compacto que opera en un rango espectral de 350 a 800 nm y cuenta con una resolución óptica de 1,5 nm, una relación señal-ruido superior a 1500:1 y un amplio rango dinámico de 4600:1. Incorpora un diseño óptico único con un detector de matriz CMOS, lo que le permite realizar mediciones desde la absorción de baja concentración hasta la caracterización de fuentes de luz de alta intensidad, como láseres. Este sensor también ofrece una alta estabilidad térmica, baja deriva de línea base y una exactitud en la longitud de onda de ±0,13 nm, garantizando así la fiabilidad de los datos en entornos ambientales cambiantes (Ocean Optics, n.d.-b).



Figura 7. Micro espectrómetro STS-VIS.
Fuente: Ocean Optics.

De manera complementaria, se empleará el STS-NIR (**Figura 8**), sensor que comparte las mismas características estructurales del STS-VIS, incluyendo el diseño óptico y el detector CMOS, pero con un rango espectral extendido de 650 a 1100 nm. El STS-NIR ofrece también una alta reproducibilidad entre unidades, lo cual lo hace especialmente adecuado para integraciones en dispositivos portátiles y aplicaciones de monitoreo remoto en campo (Ocean Optics, n.d.-a).



Figura 8. Micro espectrómetro STS-NIR.
Fuente: Ocean Optics.

Ambos sensores han sido diseñados para personalizarse de acuerdo con las condiciones específicas de uso, y son aptos para su implementación en exteriores durante periodos prolongados. Además, permiten la adquisición de datos en tiempo real mediante conexión en línea (Cao et al., 2022).

Para la adquisición de datos, se diseñó una grilla de muestreo sobre el reservorio, en la cual se identificaron cinco puntos de medición. Los sensores fueron ubicados en dichos puntos durante el intervalo horario comprendido entre las 10:00 a.m. y 1:00 p.m., periodo en el que se presenta la mayor intensidad de radiación solar, lo cual es fundamental para reducir interferencias y mejorar la precisión de las mediciones espectrales.

Previamente a cada sesión de medición, se llevó a cabo la calibración de los sensores mediante el uso de un blanco de referencia (**Figura 9**), siguiendo los protocolos establecidos por el fabricante. Esta calibración fue fundamental para asegurar la precisión en la adquisición de las firmas espectrales.



Figura 9. WS-1-SL White Reflectance Standard.
Fuente: Ocean Optics.

Asimismo, con base en lo reportado en la literatura, se definió que la distancia óptima entre el sensor y la superficie del agua debía ser de aproximadamente 50 cm, lo que permitió reducir las interferencias asociadas a reflexiones indeseadas y mejorar la calidad de los datos. Para optimizar aún más la toma de mediciones, a ambos sensores se les incorporó un lente adicional de 8°, diseñado para restringir el campo de visión y minimizar la captación de luz difusa, lo que mejora la resolución espacial de las señales espectrales registradas (**Figura 10**). Este lente, que limita la visión a un área aproximada de 38.5 cm², constituye un aditamento externo al sensor y se acopla mediante un sistema de rosca, garantizando una fijación estable y precisa durante las mediciones.



Figura 10. Posición de sensores sobre el cuerpo de agua.
Fuente: Elaboración propia.

7.4. Correlaciones y modelos de estimación

Con el propósito de cumplir con el tercer objetivo específico del presente estudio, se llevó a cabo un procesamiento y análisis de datos espectrales, orientado a la construcción de correlaciones y modelos de estimación entre las firmas espectrales obtenidas *in situ* y los parámetros fisicoquímicos de calidad del agua (pH, turbiedad, amonio, nitrato y clorofila a), con el fin de facilitar la toma de decisiones en tiempo real.

Una vez finalizadas las campañas de medición espectral, se procedió a organizar la base de datos resultante. El software de control y programación de los microespectrómetros STS fue configurado previamente para capturar cinco lecturas consecutivas por cada punto de muestreo. En este sentido, como primer paso se calculó el promedio de esas cinco lecturas, considerando

dicho valor como representativo de cada medición puntual. Posteriormente, se consolidó la base de datos con los promedios espectrales obtenidos, integrando además los valores correspondientes a los parámetros de calidad del agua medidos de manera convencional.

A la base de datos de calidad de agua consolidada se le aplicó un análisis estadístico descriptivo con el objetivo de caracterizar la variabilidad de los parámetros de calidad del agua. Este análisis incluyó el cálculo de medidas de tendencia central (media, mediana, moda), dispersión (rango, varianza, desviación estándar, coeficiente de variación), distribución (asimetría y curtosis), así como valores de posición (cuartiles Q1, Q2 y Q3). Además, se generaron representaciones gráficas como histogramas y diagramas de caja (*boxplots*) para visualizar el comportamiento de cada variable, identificar posibles valores atípicos y evaluar la distribución de los datos.

Con el objetivo de mejorar la calidad y consistencia de las firmas espectrales, y reducir el ruido instrumental y ambiental, se eliminaron las longitudes de onda con mayor presencia de interferencias. Posteriormente, la base de datos se delimitó al rango espectral comprendido entre 400 y 821 nm. Una vez seleccionadas las longitudes de onda relevantes, se desarrolló un código en Python para aplicar el filtro de Savitzky-Golay, utilizando una ventana de 11 puntos y un polinomio de grado 3. En cuanto a la base de datos de calidad del agua, se aplicó la transformada logarítmica en base 10 a cada uno de los parámetros medidos, con el propósito de reducir su varianza.

Una vez obtenida la base de datos procesada (**Anexo 4**), se desarrolló un segundo script en Python, cuyo propósito fue analizar las correlaciones estadísticas entre los valores de reflectancia a distintas longitudes de onda y los parámetros de calidad del agua. Para ello, se aplicó el método de correlación: Pearson, que evalúa relaciones lineales. El análisis permitió identificar qué rangos espectrales presentan mayor sensibilidad a cada parámetro, lo cual sirvió como base para el desarrollo de modelos de predicción.

Para la construcción de los modelos de estimación se emplearon algoritmos de aprendizaje automático, seleccionados por su capacidad para capturar relaciones complejas y no lineales entre las variables dependientes (parámetros de calidad del agua) e independientes (datos espectrales). En este estudio, se utilizaron específicamente Partial Least Squares Regression (PLSR), Support Vector Regression (SVR) y Gaussian Processes Regression (GPR). Este enfoque ha demostrado ser eficaz en estudios recientes sobre calidad del agua, ofreciendo resultados más robustos frente a la variabilidad natural de los datos (Cao et al., 2022; Lary et al., 2016).

Adicionalmente, se integró el uso del software ARTMO (Automated Radiative Transfer Models Operator), una herramienta modular con interfaz gráfica que facilita la implementación y validación de modelos de transferencia radiativa y rutinas de recuperación espectral. Esta plataforma permite evaluar la interacción de la radiación electromagnética con diferentes medios y ha sido ampliamente utilizada para la estimación de variables biofísicas en ambientes acuáticos

y terrestres (Rivera Caicedo, 2014). Su versatilidad y compatibilidad con diferentes tipos de sensores ópticos lo convierten en un aliado clave para la obtención de variables estimadas a partir de firmas espectrales.

En conjunto, estos procedimientos y herramientas analíticas permitirán no solo generar modelos precisos de estimación, sino también avanzar hacia sistemas de monitoreo y toma de decisiones en tiempo real basados en espectroscopía óptica, optimizando así la gestión de los recursos hídricos.

8. Resultados y discusión

8.1. Caracterización de las propiedades fisicoquímicas del agua

La caracterización de la calidad del agua del reservorio de la PTAP "El Retiro" se realizó mediante la medición de los parámetros pH, turbiedad, amonio, nitrato y clorofila. Los resultados obtenidos se presentan en las **Figuras 11, 12, 13, 14 y 15**, donde se muestra el comportamiento de cada parámetro a lo largo del periodo de medición, comprendido entre el 4 de febrero y el 19 de marzo de 2025. Cabe destacar que los resultados obtenidos pueden considerarse confiables, dado que muestran una alta similitud con los datos reportados en el Plan de Ordenamiento del Recurso Hídrico (PORH) del río Pance, elaborado por la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca en diciembre de 2023.

Asimismo, los resultados evidencian una buena calidad del afluente que llega a la planta de tratamiento, cumpliendo con lo establecido en el Decreto 1076 de 2015 y la Resolución 2115 de 2007. No se registraron valores que indiquen condiciones preocupantes o potenciales problemáticas. Esto sugiere un manejo adecuado de la fuente hídrica y refleja la implementación de buenas prácticas por parte de la PTAP "El Retiro" en la protección y conservación del recurso.

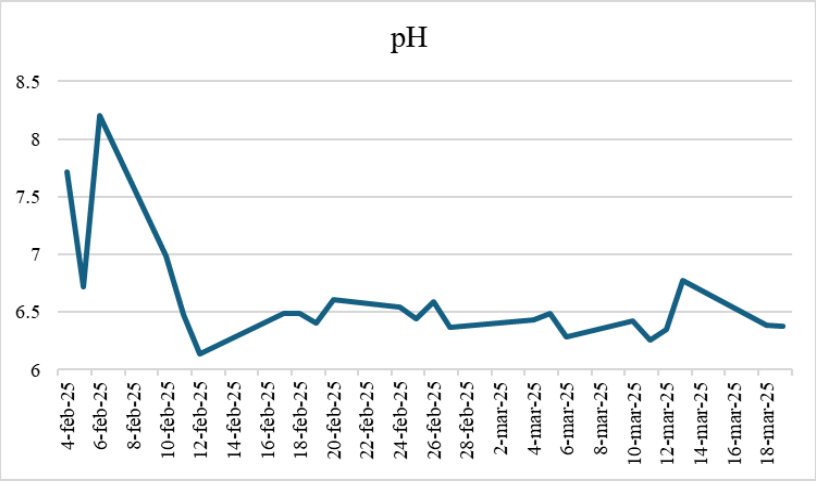


Figura 11. Variación temporal del pH en el reservorio.
Fuente: Elaboración propia.

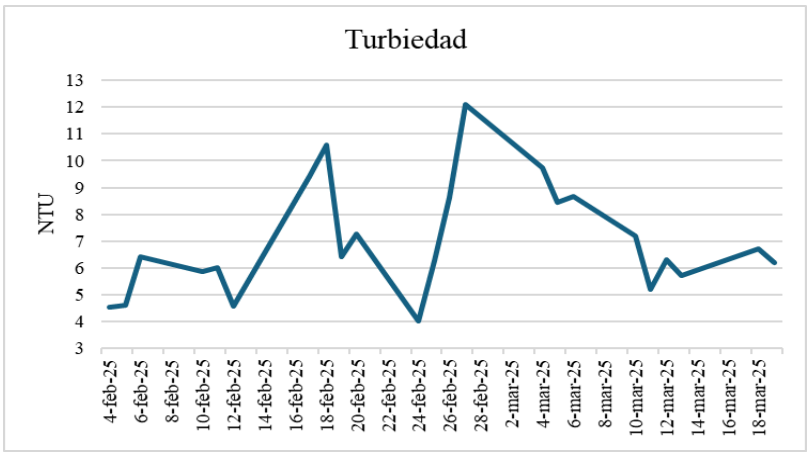


Figura 12. Variación temporal de la turbiedad en el reservorio.
Fuente: Elaboración propia.

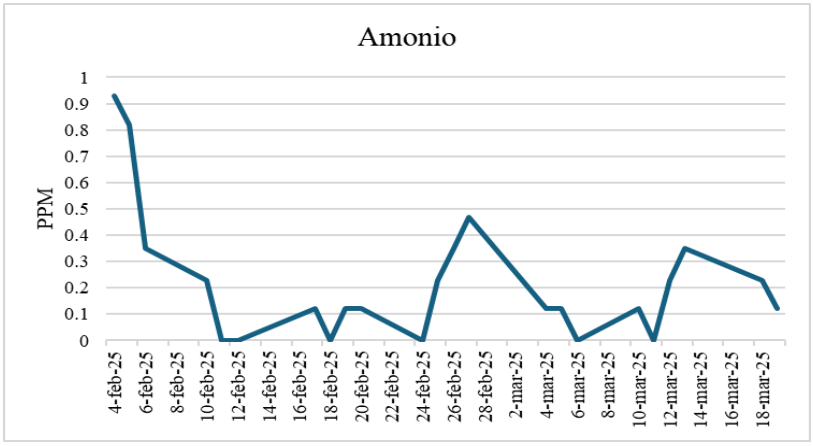


Figura 13. Variación temporal de amonio en el reservorio.
Fuente: Elaboración propia.

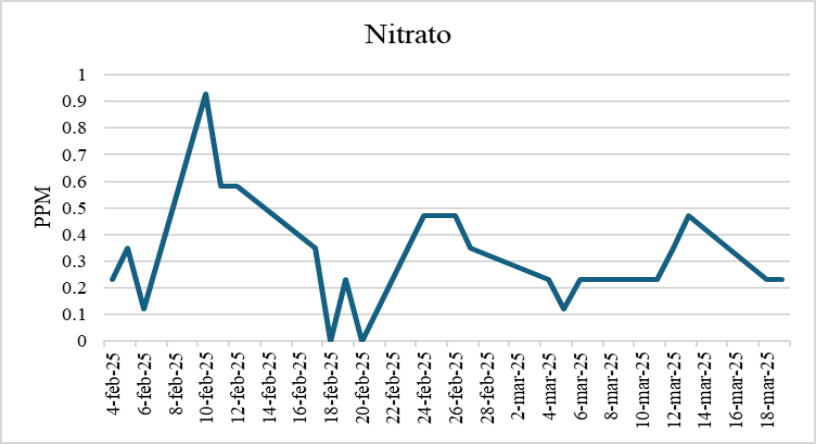


Figura 14. Variación temporal de nitrato en el reservorio.
Fuente: Elaboración propia.

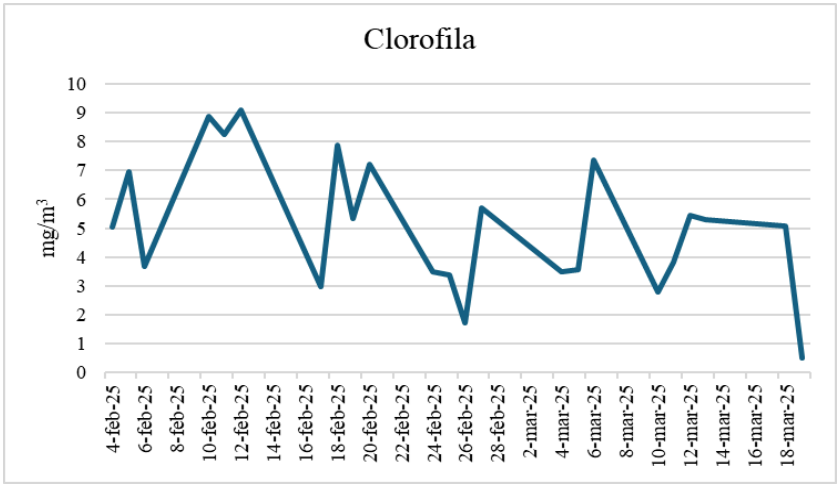


Figura 15. Variación temporal de la clorofila en el reservorio.
Fuente: Elaboración propia.

El valor promedio del pH fue de 6.49 unidades, con una mediana de 6.40 lo cual sugiere que el 50% de los datos se encuentra por debajo de este valor, el coeficiente de variación fue de 5.79% lo que representa una variabilidad baja relativa al valor promedio. El coeficiente de asimetría positivo (3.23) y la curtosis elevada (11.30) evidencian la presencia de algunos valores puntuales superiores, probablemente asociados a eventos atípicos como vertimientos localizados. El análisis de boxplots (**Figura 16**) confirma la presencia de outliers, que pueden afectar la distribución, pero no alteran la tendencia general del parámetro.

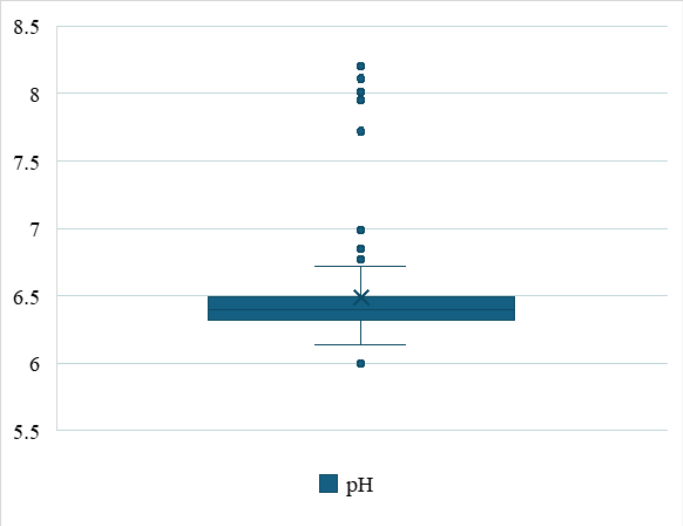


Figura 16. Distribución estadística del pH.
Fuente: Elaboración propia.

La turbiedad del agua en el reservorio mostró una media de 6.83 NTU y una mediana de 6.35 NTU, lo que indica una leve asimetría positiva en la distribución de los datos. Este parámetro registró la mayor varianza (4.05) entre las variables analizadas y un coeficiente de variación del 29.47% sugiriendo una variabilidad de moderada a alta. El coeficiente de asimetría (0.66) confirma la presencia de valores atípicos superiores, asociados a eventos puntuales. Considerando estas métricas estadísticas, se observó una elevada dispersión en los valores extremos (**Figura 17**). Esta dispersión está posiblemente vinculada a episodios de lluvia intensa ocurridos durante el período de muestreo, que abarcó del 4 de febrero al 19 de marzo de 2025.

La **Figura 18** ilustra estas precipitaciones, donde las líneas verticales rojas delimitan el período de muestreo, durante el período de muestreo, las estaciones de la CVC ubicadas en la parte alta de la cuenca del río Pance registraron los siguientes niveles de precipitación:

- **Estación CDEA EL TOPACIO (Figura 18a):** Se presentó una precipitación promedio de 15.89 mm, con un evento máximo de 64,20 mm
- **Estación PANCE – CHORRERA DEL INDIO (Figura 18b):** Esta estación registró una precipitación promedio de 14.96 mm, alcanzando un evento máximo de 60.60 mm.
- **Estación LA ARGENTINA (Figura 18c):** La precipitación promedio en esta estación fue de 15.99 mm, con un evento máximo de 65.40 mm.

Estos datos específicos del periodo de muestreo (del 4 de febrero al 19 de marzo de 2025) son cruciales para entender la dinámica hídrica en la cuenca y su posible relación con otros parámetros del río durante ese lapso. Es importante destacar que los eventos máximos de precipitación en todas las estaciones se registraron el 28 de febrero. Esto coincide directamente con la **Figura 16**, la cual muestra que la variación temporal de la turbiedad en el reservorio alcanzó su nivel máximo el mismo 28 de febrero, llegando a valores de 12.10 NTU. Esta correlación subraya la influencia directa de las lluvias intensas en el aumento de la turbiedad del agua en el reservorio.

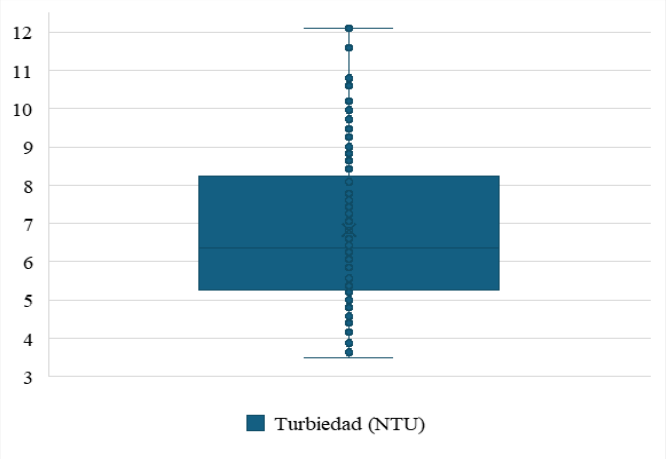


Figura 17. Distribución estadística de la turbiedad.
Fuente: Elaboración propia.

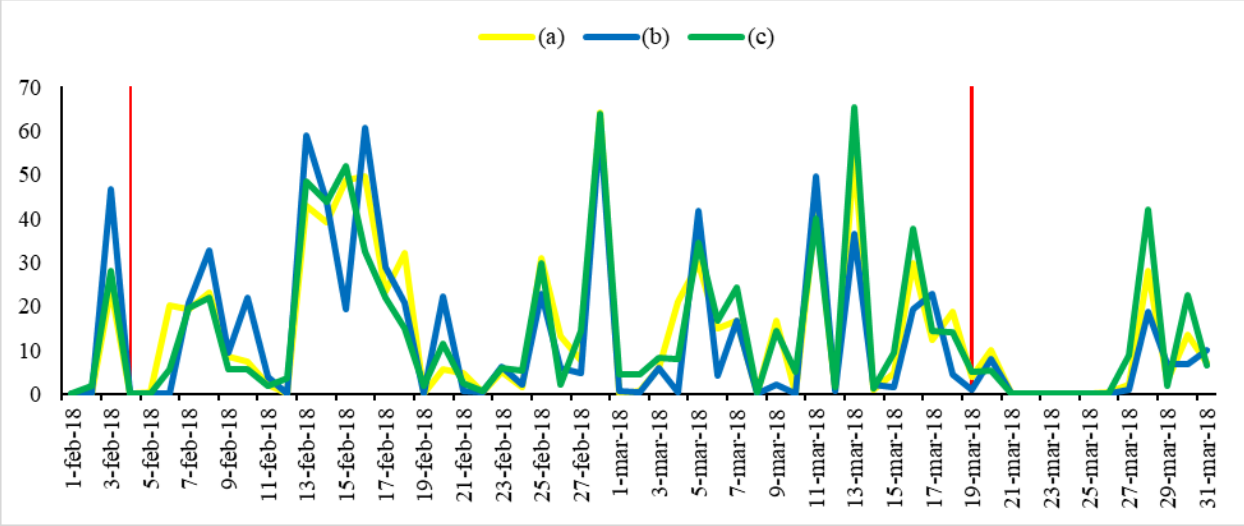


Figura 18. Precipitación diaria febrero y marzo (a) CDEA EL TOPACIO; (b) PANCE – CHORRERA DEL INDIO; (c) LA ARGENTINA.
Fuente: Elaboración propia.

En relación con la concentración de amonio, se obtuvo una media de 0,17 ppm y una mediana de 0,12 ppm, lo que indica una marcada asimetría positiva en la distribución de los datos. Asimismo, se evidenció una alta variabilidad (**Figura 19**), reflejada en un coeficiente de variación del 90,37%, el más elevado entre los parámetros analizados. Esta dispersión sugiere la presencia de valores significativamente superiores, los cuales podrían estar asociados a eventos puntuales de contaminación, como descargas no controladas, o a procesos biológicos irregulares que alteran la concentración de este compuesto en el agua.

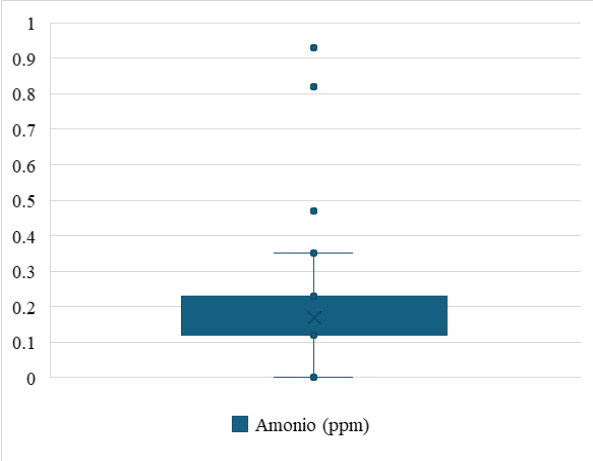


Figura 19. Distribución estadística de amonio.
Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la concentración de nitratos, se registró una media de 0.37 ppm y una mediana de 0.35 ppm, lo que demuestra una distribución casi simétrica. Sin embargo, se evidencia una alta variabilidad, reflejada con un coeficiente de variación del 53.69%. Es importante destacar el valor del coeficiente de asimetría (1.10) ya que este valor sugiere la presencia de valores extremos, estos valores extremos evidenciados en la **Figura 20**, podrían estar relacionadas con aportes externos de fuentes antropogénicas. En el contexto del río Pance, las causas más probables incluyen:

- Vertimientos de aguas residuales domésticas.
- Escorrentías provenientes de actividades agrícolas y pecuarias en la cuenca.
- El impacto del turismo y la recreación no controlada, que pueden generar una mayor carga de contaminantes (Palacios, 2022).

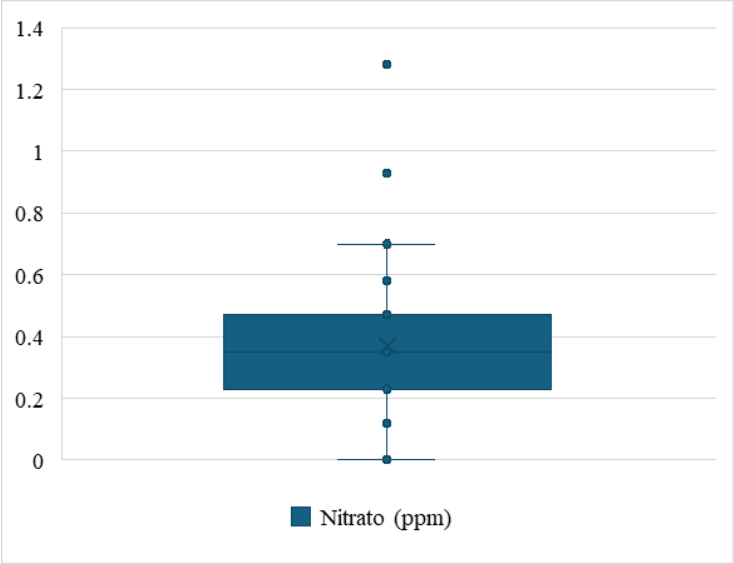


Figura 20. Distribución estadística de nitrato.
Fuente: Elaboración propia.

Por último, los valores de clorofila-a registrados en el reservorio mostraron una media de 4.34 mg/m^3 y una mediana de 3.98 mg/m^3. Estos resultados coinciden con los rangos reportados en la caracterización de calidad y cantidad de agua del río Pance, elaborada por la CVC e incluidos en el Plan de Ordenamiento del Recurso Hídrico (PORH) del río Pance. Generalmente, estos valores se consideran normales o bajos, sugiriendo una condición no eutrofizada del cuerpo de agua, lo que es coherente con los datos de nitrógeno presentados anteriormente.

La distribución de los datos de clorofila-a es ligeramente asimétrica positiva, y se observa un alto grado de variabilidad, evidenciado por un coeficiente de variación de 54.11%. Además, una curtosis negativa (-0.44) y un coeficiente de asimetría de 0.46 indican una distribución levemente achatada. El rango intercuartílico de 2.62 también demuestra una amplia dispersión de los valores centrales, como se puede apreciar en la **Figura 21**. La coherencia entre los niveles de clorofila-a y los datos de amonio y nitratos refuerza la validez de los resultados y permite inferir que, los procesos de eutrofización no son predominantes en el reservorio.

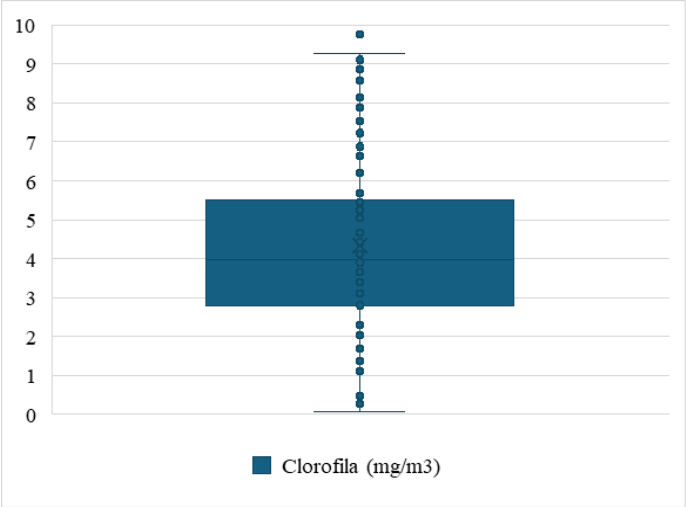


Figura 21. Distribución estadística de clorofila.
Fuente: Elaboración propia.

8.2. Caracterización hiperespectral del cuerpo de agua

Las curvas espectrales del reservorio de la PTAP "El Retiro" corresponden a muestras típicas de cuerpos de agua (**Figura 22**). En la **Figura 22a** se presentan las 102 firmas espectrales promedio. Estas se obtuvieron, de un total de 510 firmas, con 5 lecturas tomadas en cada uno de los cinco puntos de muestreo. Posteriormente estas 5 mediciones fueron promediadas para obtener una representación de la reflectancia en cada punto.

Una vez recolectados los datos, se realizó el preprocesamiento de las firmas espectrales. Para ello, se aplicó el filtro de Savitzky-Golay con una ventana de 11 puntos y un polinomio de grado 3. Este filtro se seleccionó por su capacidad para conservar la información clave de las firmas espectrales sin introducir distorsiones. El resultado de este preprocesamiento se muestra en la **Figura 22b**.

El análisis del comportamiento de las curvas espectrales revela que, en el espectro visible, la reflectancia presenta un pico destacado entre 500 y 600 nm, en la región donde se refleja principalmente el verde. Este pico podría estar relacionado con la presencia de algas, las cuales reflejan fuertemente en estas longitudes de onda. Es importante señalar que, según Cao et al., (2022), una firma espectral normal para el agua no debe superar el 20% en la longitud de onda de 420 nm ni el 15% en la longitud de onda de 880 nm. Las reflectancias obtenidas en este estudio cumplen con estos criterios, lo que es un buen indicador de la calidad del agua.

Además, se observa que, a partir de los 600 nm, en la transición entre el espectro visible (VIS) y el infrarrojo cercano (NIR), se presenta una disminución significativa de la reflectancia. Según Benavides-Bolaños et al., (2025), este comportamiento se puede atribuir a una mayor absorbancia del agua y de las partículas suspendidas, incluyendo sustancias orgánicas e inorgánicas presentes en el reservorio.

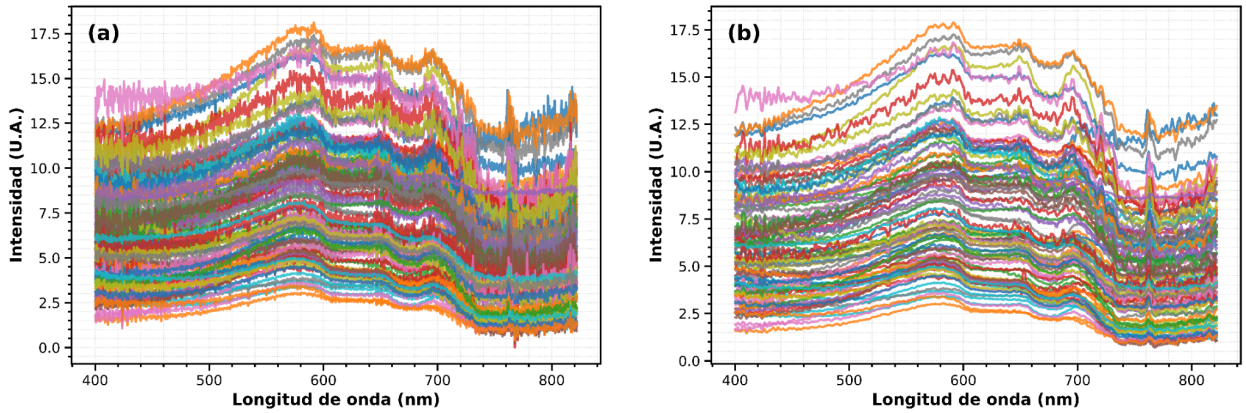


Figura 22. Caracterización espectral (a) Datos espectrales crudos; (b) Datos espectrales preprocesados.
Fuente: Elaboración propia.

8.3. Correlación entre parámetros de calidad de agua e información espectral

Para la construcción de correlaciones de Pearson (**Figura 23**), se utilizaron los datos hiperespectrales crudos. Teniendo en cuenta lo anteriormente mencionado, se encontró que la turbiedad presentó los mayores coeficientes de correlación, especialmente en el rango de longitudes de onda entre 650 y 700 nm, con valores que oscilaron entre 0.29 y 0.43. Estos resultados coinciden con los hallazgos de Wu et al., (2014), quienes identificaron que, a medida que las longitudes de onda se acercan a la región del infrarrojo cercano, se obtiene una mejor relación para la predicción de valores de turbidez, debido a que los sedimentos suspendidos en el agua tienen una mayor absorción de radiación en estas longitudes de onda.

Aunque, según Camacho (2013), los coeficientes entre 0.2 y 0.4 se consideran bajos, es importante destacar que estos coeficientes están muy por encima del umbral de $p \leq 0.05$, lo cual indica que existe una relación real con un 95% de confianza.

En el caso de la clorofila-a, se observa la presencia de picos importantes entre 400 y 500 nm, así como a partir de los 650 nm, lo cual coincide con las zonas de absorción de los pigmentos en la banda del azul y el rojo. Los coeficientes de correlación obtenidos presentan significancia estadística en los rangos de longitudes de onda mencionados anteriormente, aunque

relativamente bajos, con un rango aproximado entre 0.21 y 0.22. Al igual que con la turbiedad, estos valores no indican una correlación fuerte. Sin embargo, Wu et al., (2014), sugieren que esto se debe a los a los efectos de los sólidos suspendidos de acuerdo con los niveles de turbiedad y a las bajas concentraciones de clorofila-a registradas durante la medición, ya que la información de reflectancia espectral asociada a la clorofila fue opacada por la presencia de sedimentos suspendidos y otros factores ópticos dominantes.

Para el amonio (NH_4), se evidenció una leve correlación negativa en la región entre 400 y 500 nm aproximadamente. Sin embargo, a partir de los 700 nm, en la región del infrarrojo cercano, la correlación aumentó notablemente. En esta zona se obtuvieron coeficientes de correlación con alta significancia estadística, que variaron entre 0.17 y 0.23. Según Hou et al., (2022), uno de los principales factores que impiden una buena correlación es la complejidad de las características químicas del amonio. Este compuesto puede variar significativamente en función de factores ambientales como la temperatura, el pH y la presencia de otros compuestos en el agua, lo que dificulta la identificación de patrones consistentes en los datos espectrales

Para los parámetros pH y nitrato (NO_3), mostraron correlaciones bajas y en su mayoría no significativas. Estos resultados eran de esperarse, ya que, como lo menciona Gholizadeh et al., (2016), ambos parámetros presentan características ópticas débiles. Esto se debe a que el pH mide la concentración de iones hidrógeno en el agua, los cuales no absorben ni dispersan luz en el rango visible o infrarrojo cercano. De manera similar, los nitratos tampoco presentan una respuesta espectral significativa en estas regiones. Según Guo et al., (2020), los nitratos podrían ser detectados de manera más eficaz en la región ultravioleta (UV), específicamente entre 200 y 220 nm.

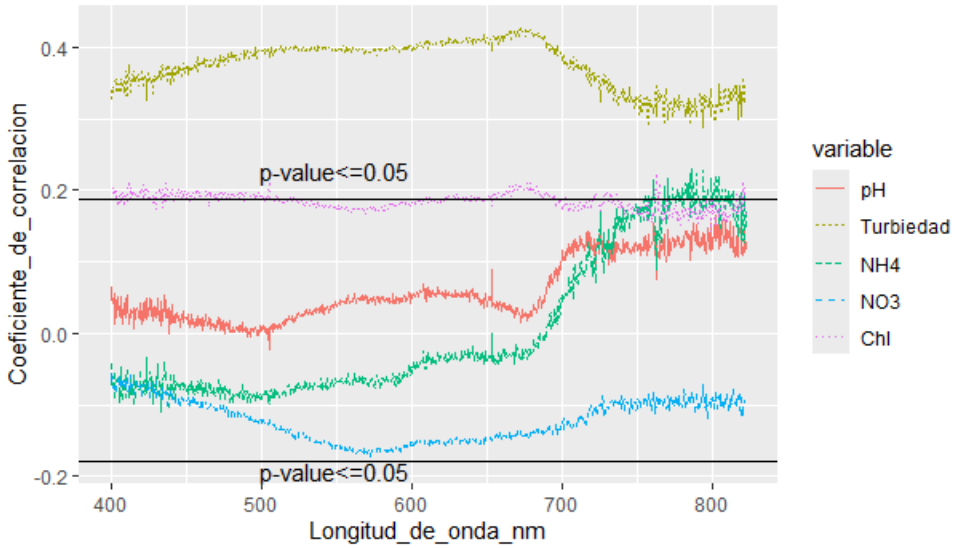


Figura 23. Curvas de correlación entre parámetros de calidad de agua y firmas espectrales.
Fuente: Elaboración propia.

Otro aspecto importante a tener en cuenta al interpretar estas correlaciones es la amplitud de estas. Este indicador se calcula como la diferencia entre los valores absolutos de la correlación máxima y mínima obtenida para cada uno de los parámetros de calidad del agua. Las propiedades con mayores amplitudes fueron el pH y la turbiedad, con valores de 0.14 y 0.14 respectivamente. En contraste, el amonio, nitrato y la clorofila-a presentaron las amplitudes más bajas, con valores de 0.12, −0.11 y 0.08, respectivamente. Según Camacho (2013), estos resultados permiten inferir que los parámetros con mayor amplitud pueden ser considerados como variables clave en la calibración de modelos espectrales para estimar sus valores en el agua. Por el contrario, una baja amplitud indica que dichos modelos podrían no arrojar resultados confiables o precisos para esos parámetros.

Por último, es importante resaltar que durante la etapa de medición y recolección de datos se observó una capa superficial de grasa sobre el reservorio (**Figura 24**), la cual se presume pudo haber influido significativamente en la obtención de las firmas espectrales. Esta película grasa puede presentar un índice de refracción entre 1.45 y 1.55, o incluso mayor, dependiendo de su composición, lo cual supera al del agua, que es de aproximadamente 1.33. Como consecuencia, los sensores espectrales utilizados captan principalmente la luz reflejada por la película superficial y no por el agua subyacente (Hu et al., 2021).

En términos generales, cualquier película grasa en la superficie del agua absorbe y dispersa la luz, alterando las propiedades ópticas del medio y afectando negativamente la calidad de las correlaciones espectrales empleadas en los modelos de estimación (Haule et al., 2021).

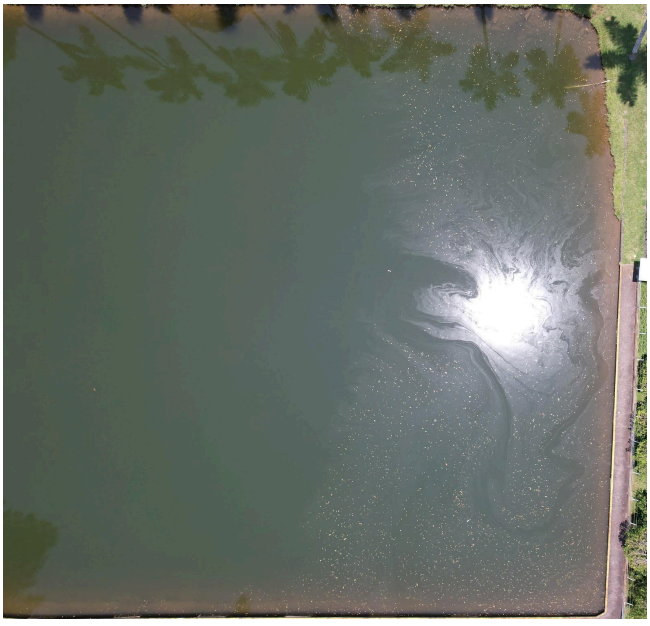


Figura 24. Identificación de película grasa superficial.
Fuente: Elaboración propia.

8.4. Elaboración y validación de modelos de estimación entre parámetros de calidad del agua y la información espectral

Para la elaboración y validación de los modelos se empleó el software Automated Radiative Transfer Models Operator (ARTMO), especializado en tratamiento de datos espectrales. A través de esta herramienta se desarrollaron y validaron modelos de machine learning, incluyendo partial least squares (PLS), support vector regression (SVR) y gaussian processes regression (GPR). En cada uno de estos algoritmos se evaluó el desempeño del modelo utilizando tanto datos espectrales crudos como datos preprocesados.

En las **Figuras 25 - 30** se presentan los resultados de los modelos de regresión mencionados anteriormente. En estas gráficas se incluye una línea diagonal que representa la línea 1:1 (predicción perfecta), así como los coeficientes de determinación (R^2) para los datos de entrenamiento (Train) y de validación (Test). Estos coeficientes indican el ajuste del modelo y su capacidad de estimación. También es importante mencionar que los puntos negros corresponden a los datos de validación (Test) y los grises corresponden a las de entrenamiento (Train).

8.4.1. Partial least squares regression (PLS)

La **Figura 25** presenta el desempeño del modelo PLS para la estimación de parámetros de calidad de agua, a partir de datos espectrales crudos, su desempeño se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2).

Para pH (**Figura 25a)** el modelo presenta un excelente ajuste en el entrenamiento ($R^2 = 0.99$) y un buen desempeño en la predicción ($R^2 = 0.66$). En el caso de la turbiedad (**Figura 25b**), aunque el modelo presenta un buen ajuste a los datos de entrenamiento ($R^2 = 0.95$), pero su capacidad de predicción disminuye considerablemente ($R^2 = 0.46$). En cuanto al amonio (**Figura 25c**) el modelo consigue un buen ajuste en el entrenamiento ($R^2 = 0.85$), pero su desempeño en la validación es limitado ($R^2 = 0.42$).

En lo que respecta a la clorofila-a y el nitrato (**Figuras 25d y 25e**) el modelo presenta un buen ajuste durante la fase de entrenamiento $R^2 = 0.90$ y $R^2 = 0.97$ respectivamente. Sin embargo, el desempeño en la fase de validación es muy deficiente para ambos parámetros, con coeficientes de determinación de apenas 0.16 para la clorofila -a y 0.15 para el nitrato.

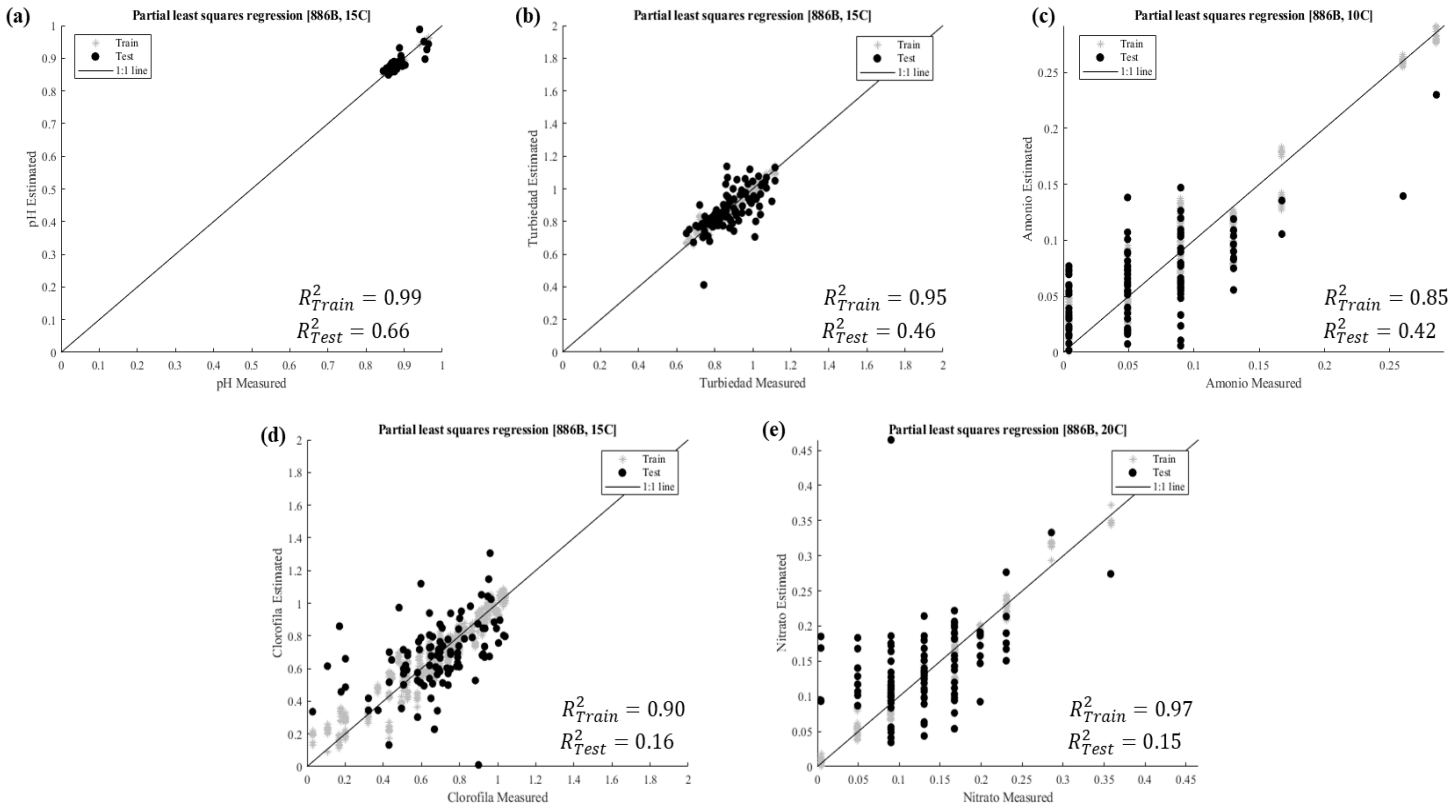


Figura 25. Desempeño del modelo partial least squares regression (PLS) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales crudos.
Fuente: Elaboración propia.

A su vez en la **Figura 26** se evidencia el desempeño del modelo PLS para la estimación de parámetros de calidad de agua, a partir de datos espectrales preprocesados mediante el filtro de Savitzky-Golay. Para el pH (**Figura 26a**), el modelo presenta un buen desempeño tanto en la fase de entrenamiento (R^2 = 0.89) como en la fase de validación (R^2 = 0.60). En el caso de la turbiedad (**Figura 26b**), el modelo se ajusta adecuadamente durante el entrenamiento (R^2 = 0.92), pero su capacidad de predicción disminuye (R^2 = 0.50).

En cuanto al amonio (**Figura 26c**), se obtuvo un desempeño aceptable en la fase de entrenamiento (R^2 = 0.79), pero con capacidad predictiva reducida (R^2 = 0.43). Para la clorofila-a y el nitrato (**Figuras 26d y 26e**), aunque el modelo mostró un buen ajuste durante el entrenamiento (R^2 = 0.97 y R^2 = 0.81 respectivamente), su capacidad de predicción fue considerablemente baja, con coeficientes de determinación de apenas 0.24 para la clorofila-a y 0.03 para el nitrato.

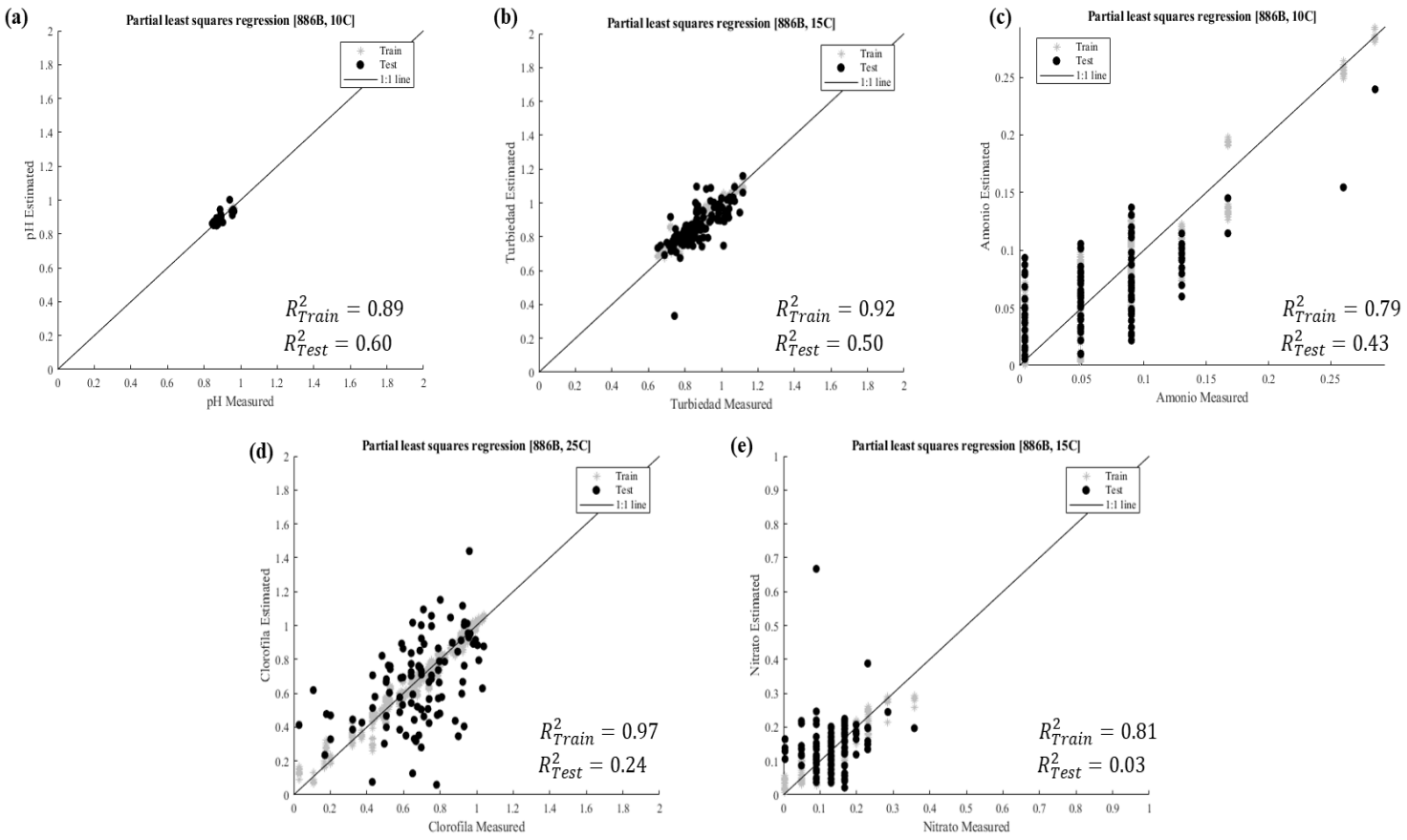


Figura 26. Desempeño del modelo partial least squares regression (PLS) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales preprocesados.
Fuente: Elaboración propia.

8.4.2. Support vector regression (SVR)

La **Figura 27** presenta el desempeño del modelo SVR para la estimación de parámetros de calidad de agua, a partir de datos espectrales crudos, su desempeño se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2). Para pH (**Figura 27a)**, el modelo presenta un ajuste perfecto durante la fase de entrenamiento ($R^2 = 1$), pero un desempeño moderadamente aceptable en la predicción ($R^2 = 0.53$). En el caso de la turbiedad (**Figura 27b**), aunque se observa un ajuste casi perfecto en el entrenamiento ($R^2 = 0.98$), la capacidad de predicción disminuye considerablemente ($R^2 = 0.36$). En cuanto al amonio (**Figura 27c**) el modelo se puede considerar moderadamente débil en el entrenamiento ($R^2 = 0.47$), y un desempeño en la validación limitado ($R^2 = 0.35$).

Respecto a clorofila-a y nitrato (**Figuras 27d y 27e**) el modelo presenta buenos ajustes en la fase de entrenamiento, con $R^2 = 0.92$ y $R^2 = 0.99$ respectivamente. Sin embargo, al igual que con el modelo PLS, el desempeño en la fase de validación resulta ser muy deficiente, con coeficientes de determinación de apenas 0.14 para la clorofila -a y 0.15 para el nitrato.

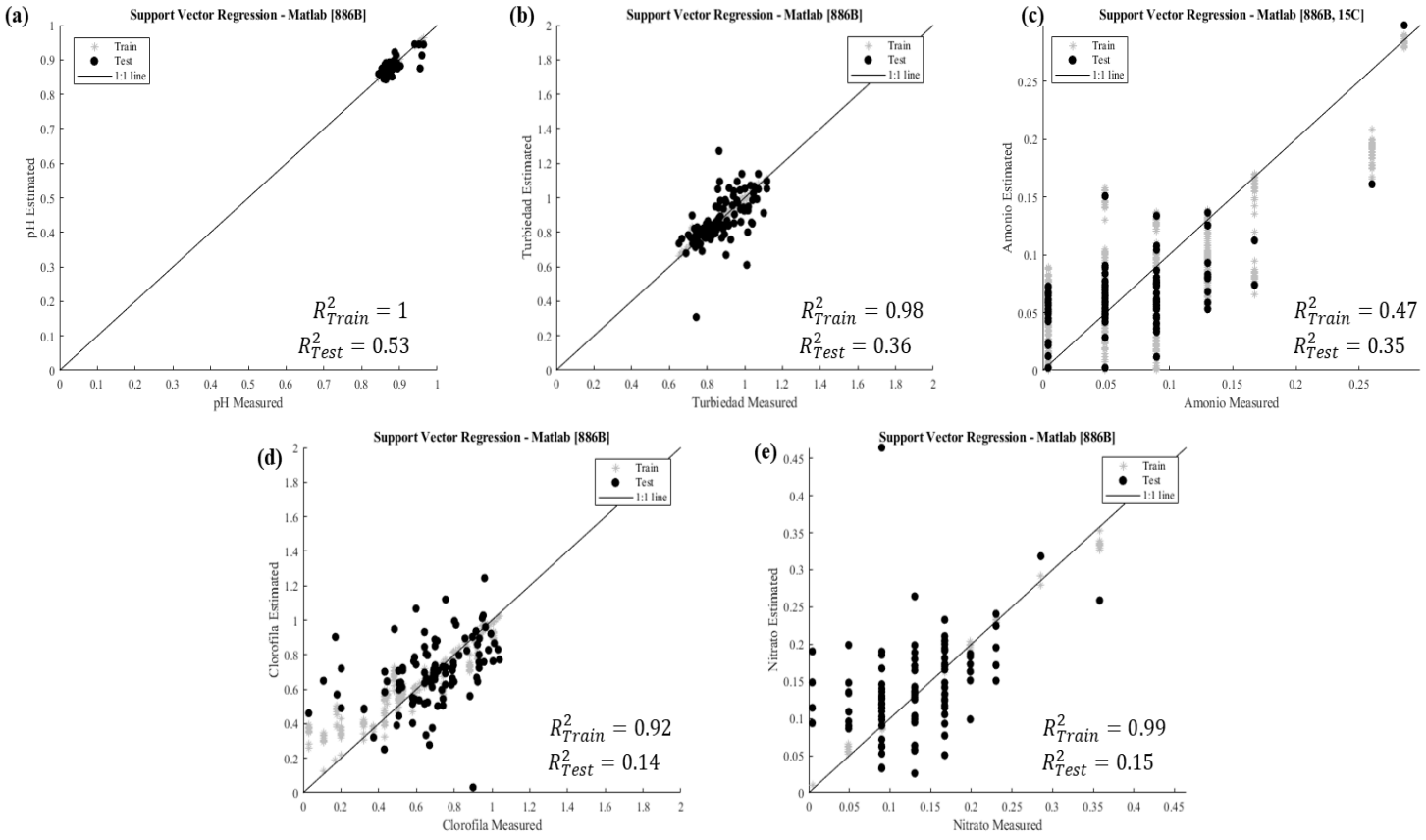


Figura 27. Desempeño del modelo support vector regression (SVR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales crudos.
Fuente: Elaboración propia.

En la **Figura 28** se evidencia el desempeño del modelo SVR para la estimación de parámetros de calidad de agua, a partir de datos espectrales preprocesados mediante el filtro de Savitzky-Golay.

Para el pH (**Figura 28a**), el modelo presenta un excelente desempeño en la fase de entrenamiento ($R^2 = 0.99$), pero un rendimiento moderado en la fase de validación ($R^2 = 0.55$). En el caso de la turbiedad (**Figura 28b**), el modelo se ajusta adecuadamente durante el entrenamiento ($R^2 = 0.93$), aunque su capacidad de predicción disminuye ($R^2 = 0.49$).

En cuanto al amonio y la clorofila-a (**Figuras 28c y 28d**) se observan bajos desempeños tanto en la fase de entrenamiento ($R^2 = 0.58$ y $R^2 = 0.75$, respectivamente) como en la fase de predicción, con coeficientes de 0.43 para amonio y 0.12 para clorofila-a.

Respecto al nitrato (**Figura 28e**) se evidenciaron desempeños muy deficientes, con un coeficiente de determinación de 0.22 en la fase de entrenamiento y aún más bajo en la fase de validación con un coeficiente de 0.05.

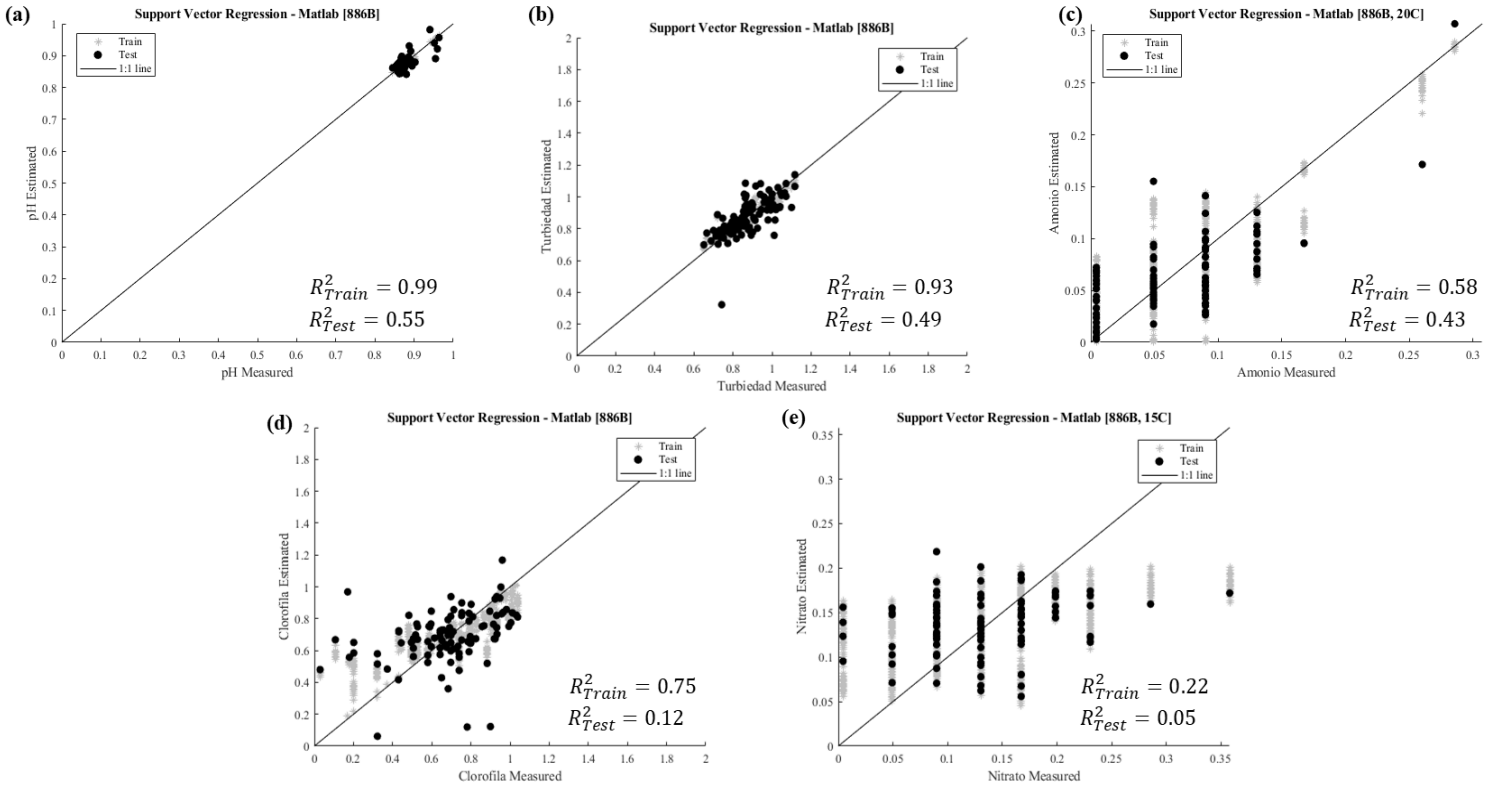


Figura 28. Desempeño del modelo support vector regression (SVR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales preprocesados.
Fuente: Elaboración propia.

8.4.3. Gaussian processes regression (GPR)

La **Figura 29** presenta el desempeño del modelo GPR para la estimación de parámetros de calidad de agua, a partir de datos espectrales crudos. El desempeño se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2). Para pH, turbiedad y nitrato (**Figuras 29a, 29b y 29e**), se evidenciaron desempeños perfectos durante la fase de entrenamiento del modelo ($R^2 = 1$). Sin

embargo, en la fase de validación los resultados fueron considerablemente inferiores: para el pH se obtuvo un R^2 de 0.61, para la turbiedad de 0.37 y el nitrato presentó el valor más bajo con un R^2 de apenas 0.22.

Por otro lado, las **Figuras 29c y 29d** muestran el desempeño del modelo para amonio y clorofila-a respectivamente. En el caso del amonio, se obtuvo un coeficiente de determinación aceptable durante el entrenamiento (R^2 = 0.78), pero este disminuyó significativamente en la fase de predicción (R^2 = 0.30). Para la clorofila-a, el modelo mostró un buen ajuste en la etapa de entrenamiento (R^2 = 0.92), pero una baja capacidad predictiva con un coeficiente de determinación de 0.28.

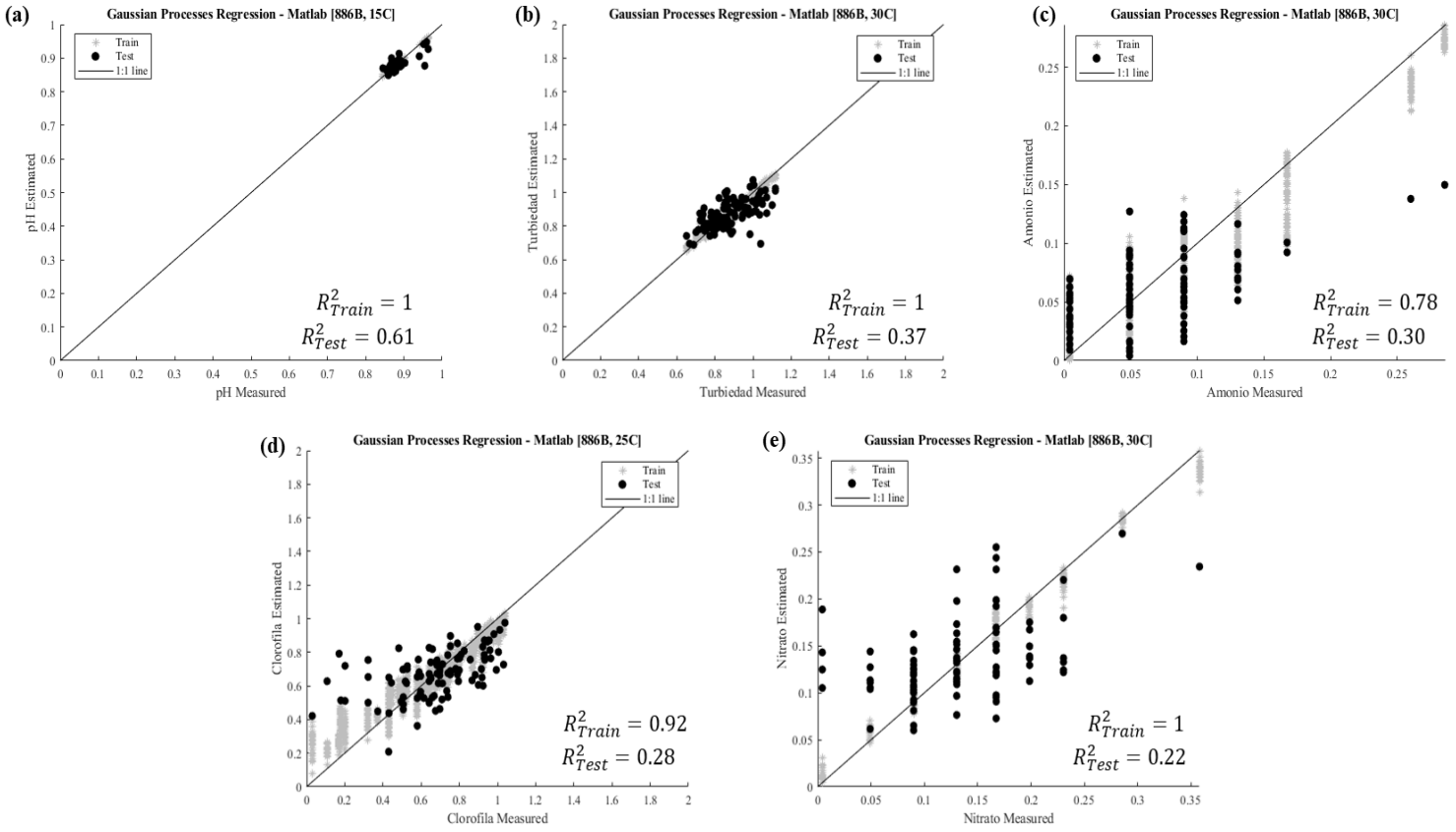


Figura 29. Desempeño del modelo gaussian processes regression (GPR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales crudos.

Fuente: Elaboración propia.

De manera similar, en la **Figura 30** se evidencia el desempeño del modelo GPR para la estimación de parámetros de calidad de agua, a partir de datos espectrales preprocesados mediante el filtro de Savitzky-Golay. Al igual que en los modelos construidos con datos espectrales crudos, los parámetros pH, turbiedad y nitrato (**Figuras 30a, 30b y 30e**, respectivamente), presentaron excelentes resultados en la etapa de entrenamiento del modelo, con coeficientes de determinación $R^2 = 1$, $R^2 = 0.99$ y $R^2 = 0.99$. Sin embargo, aunque los valores obtenidos en la fase de validación son más altos que aquellos obtenidos con los datos crudos, siguen siendo considerablemente menores en comparación con los resultados del entrenamiento, registrando R^2 de 0.66 para pH, 0.44 para turbiedad y 0.29 para nitrato siendo este el valor más bajo alcanzado.

Por otro lado, en las **Figuras 30c y 30d** se presentan los resultados del modelo para la estimación de amonio y clorofila-a, respectivamente. En el caso del amonio se obtuvo un R^2 de 0.74 en la etapa de entrenamiento, lo cual indica un ajuste moderado, mientras que en la validación se evidencio una capacidad de predicción limitada con un R^2 de 0.42. Para la clorofila-a, el modelo mostró un mejor desempeño durante el entrenamiento del modelo con un $R^2 = 0.85$, aunque presentó una deficiencia en la fase predictiva, con un coeficiente de determinación de 0.36.

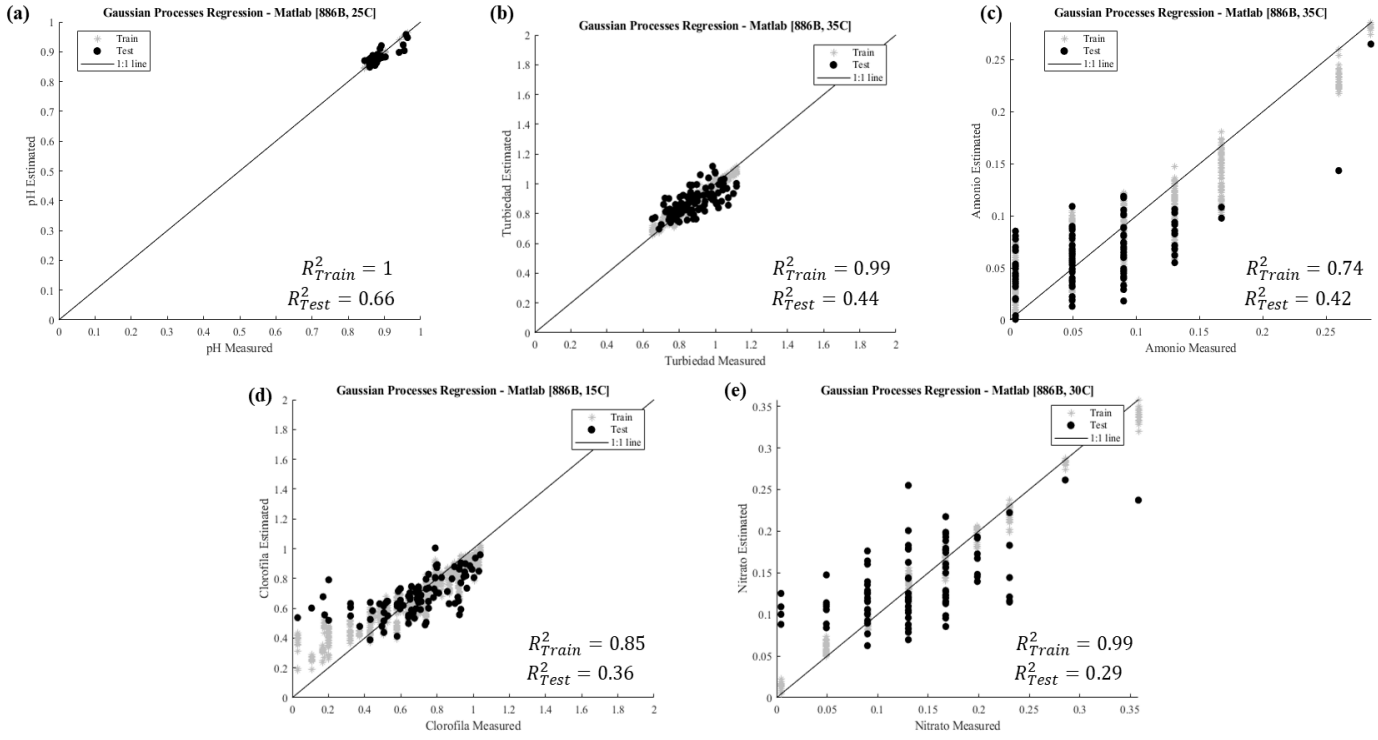


Figura 30. Desempeño del modelo gaussian processes regression (GPR) para estimar parámetros de calidad de agua (a) pH, (b) Turbiedad, (c) Amonio, (d) Clorofila y (e) Nitrato, a partir de datos espectrales preprocesados.
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2. Rendimiento de los modelos (PLS, SVR y GPR).

		RMSE Datos Crudos		RMSE Datos Preprocesados	
		Test	**Train**	**Test**	**Train**
Partial Least Square Regression	**pH**	0.0123	0.0032	0.0139	0.0068
	Turbiedad	0.0916	0.0251	0.0868	0.0315
	Amonio	0.039	0.0196	0.0388	0.023
	Nitrato	0.0705	0.011	0.0954	0.026
	Clorofila-a	0.2443	0.0681	0.2443	0.0396
Support Vector Regression	**pH**	0.0144	0.0007	0.0148	0.0022
	Turbiedad	0.1087	0.0157	0.0873	0.0298
	Amonio	0.0417	0.0372	0.039	0.0331
	Nitrato	0.0699	0.0075	0.062	0.0533
	Clorofila-a	0.2455	0.0677	0.2219	0.1156
Gaussian Processes Regression	**pH**	0.0126	0.0005	0.0118	0.0005
	Turbiedad	0.0886	0.0062	0.083	0.0135
	Amonio	0.0429	0.0245	0.0387	0.025
	Nitrato	0.055	0.0048	0.0514	0.005
	Clorofila-a	0.1838	0.0666	0.0172	0.0923

Los resultados obtenidos en este estudio demuestran la viabilidad de emplear datos espectrales para la medición de diversos parámetros de calidad de agua. La evaluación del rendimiento de los modelos de predicción se realizó considerando el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (RMSE), así como criterios establecidos en la literatura. Según Reyes-Trujillo et al., (2021): un R^2 menor a 0.50 es inaceptable, entre 0.50 y 0.75 es aceptable, y mayor a 0.75 indica un buen desempeño del modelo.

Para el pH, el modelo PLS mostró el mejor desempeño, obteniendo un R^2 de 0.66 empleando datos espectrales crudos y un RMSE de 0.0123. Este resultado se sitúa en el rango aceptable (entre 0.50 y 0.75) según Reyes-Trujillo et al., (2021). Además, este hallazgo se alinea con la tendencia observada por Cao et al., (2022), quienes reportaron un R^2 de 0.65 para el pH, esto indica que el pH puede ser estimado a partir de datos espectrales, aunque con menor robustez que otros parámetros. El rendimiento aceptable del pH, a pesar de que no absorbe o dispersa la luz visible e infrarroja en un grado significativo, puede atribuirse a su correlación indirecta con otros componentes del agua.

En cuanto a la turbiedad, el modelo PLS alcanzó un R^2 de 0.50 con datos preprocesados y un RMSE de 0.0868 NTU. Este valor se encuentra justo en el límite inferior del rango aceptable de Reyes-Trujillo et al., (2021). Si bien este R^2 es inferior al 0.77 qué Cao et al., (2022) obtuvieron para sólidos suspendidos totales, ambos estudios destacan la capacidad de la teledetección hiperespectral para predecir la turbiedad del agua. Las diferencias en el rendimiento pueden atribuirse a factores específicos de los cuerpos de agua dado que en este estudio se evalúa un reservorio y en el estudio referenciado un río.

Por otro lado, los parámetros de amonio, nitratos y clorofila-a mostraron coeficientes de determinación inferiores. Para el amonio, el modelo PLS obtuvo un R^2 de 0.43 y un RMSE 0.023 ppm. Para el nitrato, el GPR presentó un R^2 de 0.29 y un RMSE de 0.005 ppm y para clorofila-a, el GPR obtuvo un R^2 de 0.36 y un RMSE de 0.0923 mg/m^3. Según el criterio de Reyes-Trujillo et al., (2021), estos rendimientos se clasificarían como inaceptables ($R^2 < 0.50$). Estos valores son significativamente más bajos que los R^2 reportados por Cao et al., (2022), para estos mismos parámetros (NH_4: $R^2 = 0.87$; NO_3: $R^2 = 0.78$; Chl-a: $R^2 = 0.86$). Esta notable diferencia puede deberse a las diferencias de los cuerpos de agua estudiados y además que en el reservorio objeto de estudio como se menciona anteriormente se evidencia una capa de grasa (**Figura 26**) la cual se presume pudo haber influido significativamente en la obtención de las firmas espectrales y de esta manera afectar el rendimiento de los modelos de estimación evaluados.

A pesar del desempeño variado, se observó que los parámetros que presentaron una mayor amplitud en sus correlaciones espectrales tendieron a arrojar mejores resultados de predicción, lo cual es una tendencia consistente en la aplicación de la espectroscopía para la calidad del agua. La estimación del pH y la turbiedad, que mostraron desempeños aceptables, concuerda con esta observación.

9. Conclusión

Este estudio tuvo como objetivo principal evaluar la aplicabilidad de métodos de espectroscopía óptica in situ para la estimación de parámetros de calidad del agua cruda en la Planta de Tratamiento de Agua Potable (PTAP) “El Retiro”. Durante un periodo de dos meses, se realizó un monitoreo exhaustivo de parámetros clave como pH, turbiedad, amonio, nitratos y clorofila-a, complementado con la caracterización espectral del cuerpo de agua.

El análisis descriptivo del afluente reveló una calidad aceptable al ingreso de la planta, sin indicios de condiciones alarmantes o riesgos potenciales. Esto sugiere una gestión eficiente de la fuente hídrica y demuestra las buenas prácticas implementadas por la PTAP "El Retiro" en la protección y conservación del recurso. Los valores de pH, turbiedad, amonio, nitrato y clorofila-a se encontraron dentro de los rangos normales establecidos por el Decreto 1076 de 2015 y la Resolución 2115 de 2007. Además, las firmas espectrales obtenidas fueron coherentes con las características típicas del agua.

El análisis de correlaciones mostró que la turbiedad presentó los coeficientes más altos y significativos, particularmente entre 650 y 700 nm (0.29 - 0.43). La clorofila-a exhibió picos relevantes en sus zonas de absorción, entre 400 - 500 nm y a partir de los 650 nm. Por otro lado, el amonio mostró una correlación negativa entre 400 - 500 nm, que se incrementó a partir de los 700 nm (0.17 - 0.23). Los parámetros de pH y nitrato, sin embargo, no presentaron correlaciones significativas. Es importante destacar que estas correlaciones, en general bajas, pudieron verse afectadas por la presencia de una capa superficial de grasa sobre el reservorio durante la toma de datos.

A pesar de estas limitaciones, los resultados respaldan la viabilidad de implementar sensores multiespectrales para el monitoreo de las concentraciones de clorofila-a en cuerpos de agua. Esto implica que se pueden utilizar sensores multiespectrales enfocados específicamente en las longitudes de onda más relevantes para la clorofila, como las observadas entre 400-500 nm y a partir de los 650 nm. Esta tecnología tiene el potencial de convertirse en una herramienta eficaz para el seguimiento continuo y la gestión de la calidad del agua.

En la evaluación de los modelos de estimación (PLS, SVR y GPR), el modelo PLS (Partial Least Squares) mostró el mejor desempeño para el pH, con un coeficiente de determinación (R^2) de 0.66 utilizando datos espectrales crudos. Para la turbiedad y el amonio, también se obtuvieron buenos resultados con PLS, con R^2 de 0.50 y 0.43, respectivamente, empleando datos espectrales preprocesados. En el caso de la clorofila-a y el nitrato, el modelo GPR (Gaussian Process Regression) presentó el mejor desempeño, con R^2 de 0.36 y 0.29, respectivamente.

No obstante, los modelos implementados presentaron el fenómeno de sobreajuste (overfitting), como lo describe Ying, X. (2019). Este problema ocurre cuando el modelo aprende no solo los patrones relevantes, sino también el ruido inherente al conjunto de entrenamiento, lo que afecta negativamente su capacidad de generalización. Para mitigar este problema, se aplicaron estrategias como la simplificación del modelo, la validación cruzada tipo Leave-One-Out (LOO) y la reducción de dimensionalidad mediante Análisis de Componentes Principales (PCA), pero sin éxito en eliminar el sobreajuste. Lo anterior evidencia una limitación importante: la base de datos utilizada, compuesta por 102 muestras y 886 longitudes de onda, resultó ineficiente en proporción al número de variables predictoras, lo que incrementó significativamente el riesgo de sobreajuste. Por lo tanto, se concluye que es necesario aumentar considerablemente el número de muestras para mejorar la capacidad predictiva y la robustez de los modelos.

Finalmente, este estudio destaca el potencial transformador de la espectroscopía óptica in situ como una herramienta innovadora para el monitoreo de la calidad del agua. Continuar con esta línea de investigación no solo es recomendable, sino necesario, para avanzar hacia sistemas de vigilancia ambiental más ágiles, precisos y automatizados. Su implementación en plantas como la PTAP “El Retiro” podría marcar un punto de inflexión en la gestión del recurso hídrico, facilitando decisiones en tiempo real, optimizando procesos de tratamiento y fortaleciendo la sostenibilidad operativa.

Como recomendación adicional, se sugiere incorporar en futuros estudios la evaluación de grasas y aceites presentes en el agua cruda, ya que su presencia puede influir en las mediciones espectrales y en la precisión de los modelos de estimación. Este análisis permitiría establecer estrategias correctivas y mejorar la confiabilidad de los resultados, particularmente en escenarios donde puedan formarse películas superficiales que interfieran con la captura de datos ópticos.

10. Referencias

Amado-Alvarez, J., Pérez-Cutillas, P., Alatorre-Cejudo, L. C., Olguín-López, J. L., Ramírez-Valle, O., Segovia-Ortega, E. F., & Alarcón-Cabañero, J. J. (2018). Análisis multiespectral para la estimación de la turbidez como indicador de la calidad del agua en embalses del estado de Chihuahua, México. Revista Geográfica de América Central, 1(62), 49. https://doi.org/10.15359/rgac.62-1.2

Arboleda Valencia, Jorge. (2000). Teoría y práctica de la purificación del agua. Mac-Graw Hill.

Báscones, A., Suárez, M., Ferrer-Julia, M., García-Melendez, E., Colmenero-Hidalgo, E., & Quirós, A. (2020). Caracterización de minerales de arcilla y óxidos de hierro mediante espectroscopía de reflectancia difusa (VNIR-SWIR). Revista de Teledetección.

Begliomini, F. N., Barbosa, C. C. F., Martins, V. S., Novo, E. M. L. M., Paulino, R. S., Maciel, D. A., Lima, T. M. A., O'Shea, R. E., Pahlevan, N., & Lamparelli, M. C. (2023). Machine learning for cyanobacteria mapping on tropical urban reservoirs using PRISMA hyperspectral data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 204, 378–396. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.09.019

Benavides-Bolaños, J. A., Echeverri-Sánchez, A. F., Reyes-Trujillo, A., del Mar Carreño-Sánchez, M., Jaramillo-Llorente, M. F., & Rivera-Caicedo, J. P. (2025). In Situ Hyperspectral Reflectance Sensing for Mixed Water Quality Monitoring: Insights from the RUT Agricultural Irrigation District. Water (Switzerland), 17(9). https://doi.org/10.3390/w17091353

Cabrera, E., Hernández, L., Gómez, H., & Cañizares, M. del P. (2003). Determinación de nitratos y nitritos en agua. Comparación de costos entre un método de flujo continuo y un método estándar.

Cai, J., Chen, J., Dou, X., & Xing, Q. (2022). Using Machine Learning Algorithms With In Situ Hyperspectral Reflectance Data to Assess Comprehensive Water Quality of Urban Rivers. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60. https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3147695

Cai, X., Wu, L., Li, Y., Lei, S., Xu, J., Lyu, H., Li, J., Wang, H., Dong, X., Zhu, Y., & Wang, G. (2023). Remote sensing identification of urban water pollution source types using hyperspectral data. Journal of Hazardous Materials, 459. https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2023.132080

Camacho, J., & Rubiano, Y. (2013). Uso de la reflectancia difusa-NIR en la determinación de características físicas y químicas de un Oxisol. Carimagüa-Meta.

Cao, Q., Yu, G., Sun, S., Dou, Y., Li, H., & Qiao, Z. (2022). Monitoring water quality of the haihe river based on ground-based hyperspectral remote sensing. Water (Switzerland), 14(1). https://doi.org/10.3390/w14010022

Castrillon, M., Montoya, C., & Echeverri, J. (2022). Determinación por método espectrofotométrico y tratamiento bioquímico de clorofila A en laboratorio ambiental de CORNARE. www.udea.edu.co

Chen, C., Liu, F., He, Q., & Shi, H. (n.d.). The possibility on estimation of concentration of heavy metals in coastal waters from remote sensing data.

Chunqun, C., Fenfen, L., Quanjun, H., & Heyin, S. (2010). 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE.

CINARA. (2015). Manual de procedimientos clorofila. método espectrofotométrico. https://doi.org/10.04.2018

Fernández Cirelli, A., (2012). El agua: un recurso esencial. Química Viva, 11(3), 147-170.

Constanza, M. (n.d.). Determinación de nitratos (N-NO3) y amonio (N-NH4) en agua de riego por el método de destilación y arrastre de vapores.

Cordova, M. (2018). Determinación de la firma espectral del estrato herbazal - arbustal del páramo en la subcuenca del río Chambo, Provincia de Chimborazo.

Cui, M., Sun, Y., Huang, C., & Li, M. (2022). Water Turbidity Retrieval Based on UAV Hyperspectral Remote Sensing. Water (Switzerland), 14(1). https://doi.org/10.3390/w14010128

Demattê, J. A. M., Dotto, A. C., Bedin, L. G., Sayão, V. M., & Souza, A. B. e. (2019). Soil analytical quality control by traditional and spectroscopy techniques: Constructing the future of a hybrid laboratory for low environmental impact. Geoderma, 337, 111–121. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.010

el Alem, A., Chokmani, K., Venkatesan, A., Lhissou, R., Martins, S., Campbell, P., Cardille, J., McGeer, J., & Smith, S. (2024). Modeling dissolved organic carbon in inland waters using an unmanned aerial vehicles-borne hyperspectral camera. Science of the Total Environment, 954. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.176258

Feng, Y., Zhang, J., Guo, S., Zhang, Y., & Zhang, Z. (2025). High precision water quality retrieval in Dianchi Lake using Gaofen 5 data and machine learning methods. *Scientific Reports*, *15*(1). https://doi.org/10.1038/s41598-025-91011-1

Gholizadeh, M. H., Melesse, A. M., & Reddi, L. (2016). A comprehensive review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques. In Sensors (Switzerland) (Vol. 16, Issue 8). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/s16081298

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). https://doi.org/10.3390/rs14215607

Guo, X., Liu, H., Zhong, P., Hu, Z., Cao, Z., Shen, M., Tan, Z., Liu, W., Liu, C., Li, D., & Duan, H. (2024). Remote retrieval of dissolved organic carbon in rivers using a hyperspectral drone system. International Journal of Digital Earth, 17(1). https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2358863

Guo, Y., Liu, C., Ye, R., & Duan, Q. (2020). Advances on water quality detection by uv-vis spectroscopy. In *Applied Sciences (Switzerland)* (Vol. 10, Issue 19, pp. 1–18). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/app10196874

Haule, K., & Freda, W. (2021). Remote sensing of dispersed oil pollution in the ocean—the role of chlorophyll concentration. Sensors, 21(10). https://doi.org/10.3390/s21103387

Hinestroza, D. (2018). El machine learning a través de los tiempos, y los aportes a la humanidad.

Hou, Y., Zhang, A., Lv, R., Zhang, Y., Ma, J., & Li, T. (2023). Machine learning algorithm inversion experiment and pollution analysis of water quality parameters in urban small and medium-sized rivers based on UAV multispectral data. Environmental Science and Pollution Research, 30(32), 78913–78932. https://doi.org/10.1007/s11356-023-27963-6

Hou, Y., Zhang, A., Lv, R., Zhao, S., Ma, J., Zhang, H., & Li, Z. (2022). A study on water quality parameters estimation for urban rivers based on ground hyperspectral remote sensing technology. *Environmental Science and Pollution Research*, *29*(42), 63640–63654. https://doi.org/10.1007/s11356-022-20293-z

Hu, C., Lu, Y., Sun, S., & Liu, Y. (2021). Optical Remote Sensing of Oil Spills in the Ocean: What Is Really Possible? In Journal of Remote Sensing (United States) (Vol. 2021). American Association for the Advancement of Science. https://doi.org/10.34133/2021/9141902

Huang, C., Chen, X. Y., & Lee, M. (2023). An improved hyperspectral sensing approach for the rapid determination of copper ion concentrations in water environment using short-wavelength infrared spectroscopy. Environmental Pollution, 333. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2023.121984

IDEAM. (2017). Instructivo de ensayo determinación de ph en agua.

IDEAM. (2018). Instructivo de ensayo determinación turbiedad.

IDEAM. (n.d.). Carácteristicas climatológicas de ciudades principales y municipios turísticos.

Lary, D. J., Alavi, A. H., Gandomi, A. H., & Walker, A. L. (2016). Machine learning in geosciences and remote sensing. Geoscience Frontiers, 7(1), 3–10. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2015.07.003

Li, L., Sengpiel, R. E., Pascual, D. L., Tedesco, L. P., Wilson, J. S., & Soyeux, A. (2010). Using hyperspectral remote sensing to estimate chlorophyll-a and phycocyanin in a mesotrophic reservoir. International Journal of Remote Sensing, 31(15), 4147–4162. https://doi.org/10.1080/01431161003789549

Li, W., Li, D., Ma, Y., Tian, W., Wen, X., & Li, J. (2024). Research on denoising of joint detection signal of water quality with multi-parameter based on IEEMD. Optoelectronics Letters, 20(2), 107–115. https://doi.org/10.1007/s11801-024-3089-2

Liew, S. C., Choo, C. K., Lau, J. W. M., Chan, J., & Dang, T. C. (2019). Monitoring water quality in Singapore reservoirs with hyperspectral remote sensing technology. Water Practice and Technology, 14(1), 118–125. https://doi.org/10.2166/wpt.2018.119

Liu, Y., Li, J., Xiao, C., Zhang, F., & Wang, S. (2022). Inland water chlorophyll-a retrieval based on ZY-1 02D satellite hyperspectral observations. National Remote Sensing Bulletin, 26(1), 168–178. https://doi.org/10.11834/jrs.20221244

Malinowski, R., Groom, G., Schwanghart, W., & Heckrath, G. (2015). Detection and delineation of localized flooding from WorldView-2 multispectral data. *Remote Sensing*, *7*(11), 14853–14875. https://doi.org/10.3390/rs71114853

Martínez García, I. (2017). Water Quality monitoring in impoundments by means of remote observation technics.

Meneses Suárez, D. A. (2022). Aplicación de la espectroscopía de reflectancia difusa (NIR) en el estudio de la conductividad eléctrica del suelo.

Miao, S., Liu, C., Qian, B., & Miao, Q. (2020). Remote sensing-based water quality assessment for urban rivers: a study in linyi development area. Environmental Science and Pollution Research, 27(28), 34586–34595. https://doi.org/10.1007/s11356-018-4038-z

Narvaez Brito, J., Paola Arcos Logroño, J., & Xavier Ibáñez Moreno, W. (2021). Técnicas espectroscópicas utilizadas para determinar la calidad del agua. 6(9), 45–58. https://doi.org/10.23857/pc.v6i9.3004

Navarro, R., Varo, M., Ariza, A., & Rodríguez, V. (2024). Técnicas de clasificación de imágenes de satélite en ciencias forestales.

Niu, C., Tan, K., Jia, X., & Wang, X. (2021). Deep learning based regression for optically inactive inland water quality parameter estimation using airborne hyperspectral imagery. Environmental Pollution, 286. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2021.117534

O'Rourke, S. M., & Holden, N. M. (2011). Optical sensing and chemometric analysis of soil organic carbon - a cost effective alternative to conventional laboratory methods? Soil Use and Management, 27(2), 143–155. https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2011.00337.x

Ocean Optics. (n.d.). STS-NIR Microspectrometer Shortwave NIR Spectral Analysis in a Tiny Footprint. www.oceanoptics.com

Ocean Optics. (n.d.). STS-VIS Microspectrometer Visible Spectral Analysis in a Tiny Footprint. www.oceanoptics.com

Olmanson, L. G., Brezonik, P. L., & Bauer, M. E. (2013). Airborne hyperspectral remote sensing to assess spatial distribution of water quality characteristics in large rivers: The Mississippi River and its tributaries in Minnesota. Remote Sensing of Environment, 130, 254–265. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.11.023

Orellana, J. (2005). Características del agua potable.

Pachés Giner, M. A. V., & Martínez Guijarro, M. R. (2015). Determinación espectrofotométrica de clorofila: Método tricromático. https://riunet.upv.es:443/handle/10251/53651

Palacios, E. (2022). Transformación de las Relaciones Antrópicas para el Desarrollo Sostenible: del Rio Pance en el Sector del Parque de la Salud y la Vorágine.

Preciado Vargas, M., & Rodríguez, J. S. (2015). Estimation of chlorophyll-a concentration, with remote sensing techniques from an oil spill.

Rahat, S. H., Steissberg, T., Chang, W., Chen, X., Mandavya, G., Tracy, J., Wasti, A., Atreya, G., Saki, S., Bhuiyan, M. A. E., & Ray, P. (2023). Remote sensing-enabled machine learning for river water quality modeling under multidimensional uncertainty. Science of the Total Environment, 898. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165504

Reyes, A., Solarte, E., & Muñoz, F. (2020). Bioindicadores espectrales para monitoreo del cultivo de caña de azúcar en condiciones de tensión ambiental por disponibilidad de nitrógeno. Agronomia Colombiana, 36(3), 237–247. https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v36n3.70379

Reyes-Trujillo, A., Daza-Torres, M. C., Galindez-Jamioy, C. A., Rosero-García, E. E., Muñoz-Arboleda, F., & Solarte-Rodriguez, E. (2021). Estimating canopy nitrogen concentration of sugarcane crop using in situ spectroscopy. Heliyon, 7(3). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06566

Ritchie, J. C., Zimba, P. V, & Everitt, J. H. (2003). Remote Sensing Techniques to Assess Water Quality.

Rivera Caicedo, J. P. (2014). Optimized and automated estimation of vegetation properties: opportunities for sentinel-2.

Salem, S. I., Higa, H., Kim, H., Kobayashi, H., Oki, K., & Oki, T. (2017). Assessment of chlorophyll-a algorithms considering different trophic statuses and optimal bands. Sensors (Switzerland), 17(8). https://doi.org/10.3390/s17081746

Santos, S. de S., Takahashi, D. Y., Nakata, A., & Fujita, A. (2013). A comparative study of statistical methods used to identify dependencies between gene expression signals. Briefings in Bioinformatics, 15(6), 906–918. https://doi.org/10.1093/bib/bbt051

Savitzky, A., & Golay, M. (1964). Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. In *Am. Pharm. Assoc., Sci. Ed* (Vol. 40, Issue 1).

Schober, P., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation. *Anesthesia and Analgesia*, *126*(5), 1763–1768. https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864

Stengel, V. G., Trevino, J. M., King, T. v., Ducar, S. D., Hundt, S. A., Hafen, K. C., & Churchill, C. J. (2023). Near real-time satellite detection and monitoring of aquatic algae and cyanobacteria: how a combination of chlorophyll-a indices and water-quality sampling was applied to north Texas reservoirs. Journal of Applied Remote Sensing, 17(04). https://doi.org/10.1117/1.jrs.17.044514

Sudduth, K. A., Jang, G.-S., Lerch, R. N., & Sadler, E. J. (2015). Long-Term Agroecosystem Research in the Central Mississippi River Basin: Hyperspectral Remote Sensing of Reservoir Water Quality. Journal of Environmental Quality, 44(1), 71–83. https://doi.org/10.2134/jeq2014.02.0060

Swistock, B. (2023). Nitratos en el Agua Potable.

Tingting, Z., Yanling, Q., Sijie, S., Gong, Z., Dongmei, L., Ying, W., & Yuan, C. (2011). AISC 111 - Hyper-spectrum Models for Monitoring DO and COD in Campus Landscape Water. In AISC (Vol. 111).

Usali, N., & Hasmadi Ismail, M. (2010). Use of Remote Sensing and GIS in Monitoring Water Quality. Journal of Sustainable Development, 3(3). www.ccsenet.org/jsd

Vargas, L. (2004). Tratamiento de agua para consumo humano. http://www.cepis.ops-oms.org

Villegas, H. (2008). Introducción a la percepción remota y sus aplicaciones geológicas.

Wang, R., Qi, Y., Zhang, Q., & Wen, F. (n.d.). *A multi-step water quality prediction model based on the 2 Savitzky-Golay filter and Transformer optimized network*. https://ssrn.com/abstract=4471898

Ward, M., Eloff, N., & Sun, S. (2025). Comparative Analysis of Six Correlation Metrics on Identifying DNA Co-Methylation Patterns. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5883112/v1

Wen, C., Zhao, X., Mu, G., Chen, M., & Tang, X. (2022). Simulation and Design of HgSe Colloidal Quantum-Dot Microspectrometers. Coatings, 12(7). https://doi.org/10.3390/coatings12070888

Wu, J. L., Ho, C. R., Huang, C. C., Srivastav, A. L., Tzeng, J. H., & Lin, Y. T. (2014). Hyperspectral sensing for turbid water quality monitoring in freshwater rivers: Empirical relationship between reflectance and turbidity and total solids. *Sensors (Switzerland)*, *14*(12), 22670–22688. https://doi.org/10.3390/s141222670

Yang, Z., Gong, C., Ji, T., Hu, Y., & Li, L. (2022). Water Quality Retrieval from ZY1-02D Hyperspectral Imagery in Urban Water Bodies and Comparison with Sentinel-2. Remote Sensing, 14(19). https://doi.org/10.3390/rs14195029

Ying, X. (2019). An Overview of Overfitting and its Solutions. Journal of Physics: Conference Series, 1168(2). https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022

Zhang, Y., & Yang, Z. (2024). Retrieve water quality parameters of urban rivers from hyperspectral images through feature interaction based two-stage method fused with spectral unmixing and spatial relatedness. Science of the Total Environment, 956. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.177115

Zhang, Y., Wu, L., Ren, H., Deng, L., & Zhang, P. (2020). Retrieval of water quality parameters from hyperspectral images using hybrid Bayesian probabilistic neural network. Remote Sensing, 12(10). https://doi.org/10.3390/rs12101567

Zheng, Y., Wang, J., Kondratenko, Y., & Wu, J. (2024). Research progress in surface water quality monitoring based on remote sensing technology. In International Journal of Remote Sensing (Vol. 45, Issue 7, pp. 2337–2373). Taylor and Francis Ltd. https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2327086

11. Anexos

Anexo 1. Determinación de clorofila

La concentración de pigmentos fotosintéticos constituye un indicador ampliamente utilizado para estimar la biomasa Fitoplanctónica en ecosistemas acuáticos. Entre estos pigmentos, la clorofila-a es el más representativo, presente en todas las plantas verdes y constituyendo entre el 1 % y el 2 % del peso seco de las algas planctónicas. Además de la clorofila a, el fitoplancton puede contener otros pigmentos como clorofila b y c, xantofilas, ficobilinas y carotenos, cuya presencia permite diferenciar taxonómicamente los principales grupos algales (CINARA, 2015).

Los productos de degradación de la clorofila, como los clorofilidos, feofórbidos y feofitinas, también pueden encontrarse en el medio acuático, y aportan información sobre los procesos de senescencia o degradación del fitoplancton. Adicionalmente, la composición pigmentaria permite realizar evaluaciones cuantitativas de la estructura comunitaria del fitoplancton, así como inferencias sobre la actividad trófica del zooplancton (CINARA, 2015).

En algunas muestras también pueden estar presentes bacterioclorofilas, pigmentos fotosintéticos característicos de bacterias fototróficas anaerobias. Estos compuestos, estrechamente relacionados con las clorofilas, permiten la fotosíntesis en ausencia de oxígeno utilizando longitudes de onda distintas a las absorbidas por las plantas, y se clasifican en tipos como A, B, C, D y E (CINARA, 2015).

Existen diversos métodos para la determinación de clorofila a en fitoplancton, entre los cuales se destacan el fluorométrico, la cromatografía líquida de alta resolución (HPLC) y el espectrofotométrico. En este estudio, la determinación de clorofila a se realizó mediante el Método 10150 B: Determinación Espectrofotométrica de Clorofila (CINARA, 2015).

Para la realización de esta práctica se necesitaron los siguientes equipos y reactivos:

- **Equipos**
    - Espectrofotómetro UV-visible.
    - Pipetas volumétricas de 0,1 y 5 ml.
    - Pipetas graduadas de 5 ml.
    - Cubetas con longitudes de paso óptico de 1 cm.
    - Tubos Falcón de 15 ml
    - Filtros de fibra de nitrocelulosa de 47 mm de diámetro y un tamaño de poro de 0,7 micras.
    - Centrífuga

- **Reactivos**
    - Solución acuosa de acetona: mezcla 90 ml de acetona (grado reactivo) con 10 ml de solución saturada de carbonato de magnesio.
    - Solución saturada de carbonato de magnesio: agregue 1 g de $MgCO_3$ en polvo a 100 ml de agua destilada.

- **Procedimiento**

Se tomaron 250 mL de muestra de agua cruda, los cuales fueron filtrados en un equipo de filtración al vacío utilizando filtros de nitrocelulosa de 47 mm de diámetro y 0,45 µm de tamaño

de poro. En el momento de la filtración, se añadieron 2 mL de Solución saturada de carbonato de magnesio a la muestra. Esta adición tiene como objetivo favorecer la retención de los pigmentos en el filtro y minimizar su degradación durante el proceso (**Figura 31**).

Una vez completada la filtración, el filtro fue cuidadosamente transferido a un tubo de centrífuga de 15 mL con tapa roscada. Allí, se disolvió añadiendo 10 mL de una solución acuosa de acetona. Esta solución facilita la extracción de los pigmentos, ya que la acetona actúa como disolvente y el carbonato de magnesio contribuye a estabilizar la clorofila durante el proceso (CINARA, 2015).

El tubo se agitó durante aproximadamente 30 segundos hasta que el filtro se desintegró completamente. Posteriormente, se almacenó a 4 °C en refrigeración durante al menos 2 horas, manteniéndose en oscuridad para evitar la fotodegradación de los pigmentos (CINARA, 2015).

Luego del periodo de extracción, el contenido del tubo fue centrifugado a 3000 rpm durante 20 minutos para clarificar el extracto. Finalmente, se tomaron alícuotas del sobrenadante para la lectura espectrofotométrica en celdas de cuarzo de 1 cm, midiendo las absorbancias a 664, 647, 630 y 750 nm. La lectura a 750 nm se utilizó para corregir posibles interferencias ocasionadas por la turbidez de la muestra (CINARA, 2015).



Figura 31. Extracción de clorofila.
Fuente: Elaboración propia.

- **Cálculos**

Para la determinación de la clorofila a por el método tricromático se emplea la ***Ecuación 1***:

$$Clorofila\ a,\ mg/m^3 = \frac{((11{,}85 \cdot Abs\ 664) - (1{,}54 \cdot Abs\ 647) - (0{,}08 \cdot Abs\ 630)) \cdot V_1}{V_2} \quad \textbf{Ec. 1}$$

Donde:

- ➔ **Ca:** Concentración de clorofila a, mg/m^3.
- ➔ **V_1:** Volumen de extracto, L.
- ➔ **V_2:** Volumen de la muestra, m^3.
- ➔ **L:** Ancho de la cubeta, cm.
- ➔ **Abs 664, Abs 647 y Abs 630:** Absorbancia corregida (con un recorrido óptico de 1 cm) a las longitudes de onda respectivas.

Anexo 2. Determinación de nitratos y amonio

La determinación de nitratos (N-NO_3) y amonio (N-NH_4) en agua se realiza mediante el método de destilación y arrastre de vapores (**Figura 32**), este es un procedimiento analítico que permite cuantificar estas formas de nitrógeno en una muestra de agua. El proceso consiste en destilar la muestra en presencia de óxido de magnesio, que ayuda a liberar el amonio presente. A continuación, se realiza una titulación para determinar la cantidad de amonio (N-NH_4) en la muestra (Daza, n.d.).

Para determinar los nitratos (N-NO_3), se añade aleación de Devarda, la cual reduce los nitratos a amoníaco, permitiendo que sigan el mismo proceso de destilación y arrastre de vapores. Este amoníaco se recoge y cuantifica por titulación, permitiendo así calcular la concentración de nitratos. Para la realización de esta práctica se necesitaron los siguientes equipos y reactivos:

- **Equipos**
  - Unidad de destilación para nitrógeno (Kjeldahl).
  - Balanza de precisión 0,001 g.
  - Agitadores magnéticos.
  - Barras imantadas e imanes de agitación magnética.
  - Erlenmeyer de 250 ml.
  - Tubo portamuestras equipo FOSS.
  - Frasco plástico lavador.
  - Pipetas aforadas de 50 ml, 25 ml, 20 ml, 10 ml y 5 ml.
  - Cuchara metálica.
  - Soporte universal con pinza.
  - Bureta 10 ml.
  - Balones aforados de 2000 ml, 1000 ml y 100 ml.
  - Gradilla

- **Reactivos**
    - Agua destilada.
    - Cloruro de potasio (KCl) 2 N: pesar 298,2 g de KCl R.A., disolver en agua destilada y llevar a volumen de 2 L en balón aforado.
    - Ácido sulfúrico concentrado.
    - Ácido sulfúrico 0,1 N: medir 2,8 ml de ácido sulfúrico concentrado y ponerlos lentamente en un balón aforado de 1 L que contenga alrededor de 200 ml de agua destilada, dejar enfriar y completar el volumen. Normalizar con NaOH valorada 0,1 N.
    - Ácido sulfúrico 0,005 N medir con pipeta aforada 50 ml de solución valorada de ácido sulfúrico 0,1 N colocar en un balón aforado de 1 L y completar a volumen con agua destilada.
    - Aleación de Devarda.
    - Óxido de magnesio calcinado. Pesar 100 g de MgO y calcinar en mufla a 600 °C. Conservar en el desecador.
    - Ácido bórico al 4%: pesar 40 g de ácido bórico R.A., disolver con agua destilada caliente en un vaso de precipitados de 500 ml; cuando la solución esté fría, llevar a volumen de 1 L en balón aforado.
    - Indicador mixto: disolver en 100 ml de etanol de 95%, 0,5 g de bromocresol verde y 0,1 g de metil rojo.
    - Mezcla de ácido bórico e indicador mixto: a un litro de ácido bórico al 4% adicionar 20 ml de indicador mixto y mezclar hasta que la solución sea homogénea. La coloración final debe ser roja.
    - Solución patrón de 50 mg/kg de $N\text{-}NH_4^+$ y 50 mg/kg de $N\text{-}NO_3^-$. Pese 0,236 g de $(NH_4)_2SO_4$ y 0,361 g de KNO_3 desecados y dilúyalos a 1 L con agua destilada. Guardarse en el refrigerador.
    - Hidróxido de sodio al 40%: en recipiente plástico agregar 400 g de NaOH R.A., disolver con agua destilada y llevar a volumen de 1 L en balón aforado. Conservar en recipiente plástico.

Primero, el equipo debe ser acondicionado verificando el nivel de soda en el tanque. Se enciende utilizando el interruptor ON/OFF y se programa un suministro de 40 ml de NaOH, manteniendo presionado el interruptor. A continuación, se presiona la tecla del generador de calor y se ajusta el tiempo de destilación a 5 minutos. Es fundamental verificar que el tubo de prueba y el frasco receptor estén bien posicionados y que la puerta de seguridad esté cerrada. El circuito de agua fría se activa comprobando que la llave de conexión al agua esté abierta y que la válvula de entrada permite el flujo. Luego, se cierra la válvula negra detrás del equipo de destilación para cubrir la resistencia con agua, manteniéndolo así durante su uso. Al finalizar, se abre la llave para drenar el agua antes de apagar el equipo. Posteriormente, se presiona la tecla manual de calor

(naranja) para abrir la válvula del calentador y se espera hasta que un poco de agua salga en el frasco receptor, lo que indica que el sistema está listo (Daza, n.d.).

En segundo lugar, para la destilación del amonio, se colocan 30 mL de la muestra de agua en el tubo porta muestra del equipo destilador FOSS, mientras que otros 30 mL de agua destilada se utilizan como blanco y se emplean 30 mL de solución patrón en un tercer tubo. A cada uno de estos tubos se les agrega 0,2 g de óxido de magnesio. Seguidamente, se añaden 30 mL de ácido bórico (H_3BO_4) al 4% en un Erlenmeyer de 250 mL en la unidad de destilación, asegurándose de que la cánula quede bien sumergida para evitar la fuga de amoníaco. Se ajusta el tubo porta muestra FOSS en su lugar y se baja la compuerta del destilador. El galón del destilador se llena con NaOH al 40% y se programa manualmente para añadir 40 mL, configurando la destilación por 4 minutos. Una vez concluida la destilación, el destilado se reserva para su titulación. El tubo se retira con pinzas de caucho y se deja enfriar, evitando el contacto directo debido a la alta temperatura y residuos de soda. El mismo proceso se repite para el blanco y la solución estándar. Para la titulación, se toma una alícuota de 30 mL del destilado, se añade 1 mL de KCl 2N y se titula con H_2SO_4 0.005 N hasta que el color cambie de azul o verde a rojo, realizando el mismo proceso con el blanco y la solución estándar (Daza, n.d.).

Finalmente, para la destilación y cuantificación de nitratos, se añaden 0,2 g de aleación de Devarda a los tubos porta muestra FOSS, tanto a la muestra como al blanco y la solución estándar, asegurándose de hacerlo cuando los tubos estén fríos para evitar reacciones y la liberación de vapores. Esta operación se realiza en una cámara de extracción de gases. Una vez fríos, se procede a la destilación de los tubos, colocando 30 mL de ácido bórico al 4% en un Erlenmeyer de 250 mL, asegurándose de que la cánula esté completamente sumergida. Tras finalizar la destilación, se reserva el volumen destilado para la titulación. El mismo procedimiento se sigue para el blanco y la solución estándar. Para la titulación, se toma una alícuota de 30 mL, se agrega 1 mL de KCl 2N y se titula con H_2SO_4 0.005 N hasta que el color cambie de azul o verde a rojo, realizando lo mismo para el blanco y la solución estándar (Daza, n.d.).

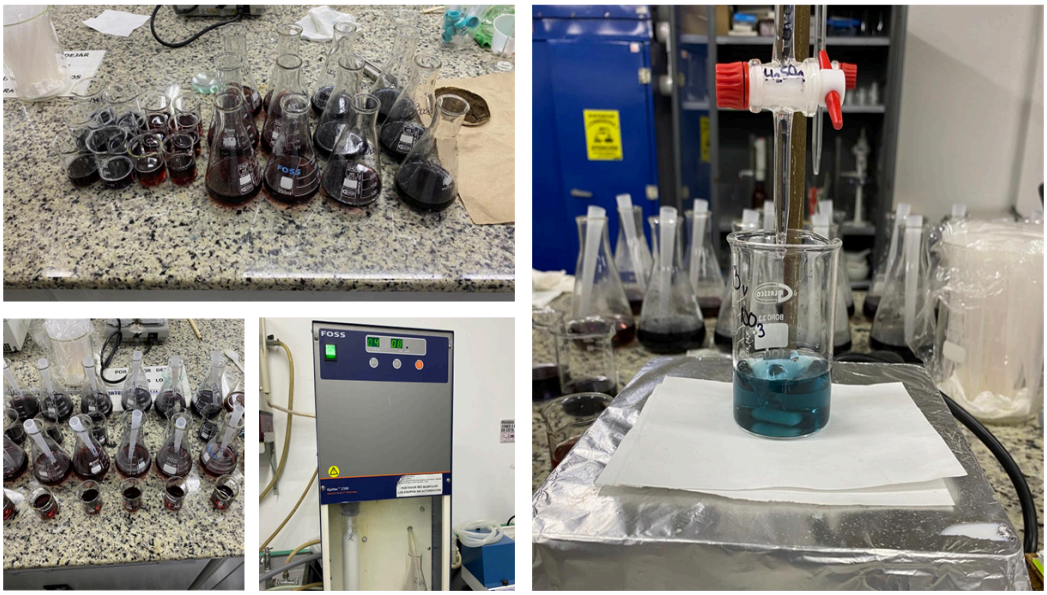


Figura 32. Determinación de amonio y nitrato.
Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, para la determinación de amonio y nitratos en agua se aplicaron las ***Ecuaciones 2 y 3*** respectivamente:

$$N - NH_4\,(ppm) = \frac{(V_m - VB_p)\cdot N \cdot 14000}{V_{al}} \quad \textbf{\textit{Ec. 2}}$$

$$N - NO_3\,(ppm) = \frac{(V_m - VB_p)\cdot N \cdot 14000}{V_{al}} \quad \textbf{\textit{Ec. 3}}$$

Donde:

- ➔ **V_m:** ml de ácido sulfúrico gastado en la titulación de la muestra.
- ➔ **V_{Bp}:** ml de ácido sulfúrico gastado en la titulación del blanco.
- ➔ **N:** Normalidad del ácido sulfúrico utilizado en la titulación.
- ➔ **14000**: Factor de conversión del peso equivalente del nitrógeno de meq a mg.
- ➔ **V_{al}:** Volumen de alícuota en ml de la muestra que se titula (30 ml).

Anexo 3. Determinación de pH y turbiedad

Para la evaluación de parámetros esenciales en la calidad del agua, como el pH y la turbidez, se emplearon dos instrumentos especializados: el medidor Premium Series PH60 pH Tester y el 2100Q Turbidímetro Portátil. Ambos dispositivos fueron operados bajo estrictas normas técnicas siguiendo los procedimientos establecidos en sus respectivos manuales de usuario. Estas

directrices aseguran la correcta preparación, calibración, operación, mantenimiento y almacenamiento de los equipos, lo que garantiza la obtención de mediciones precisas y reproducibles.

El Premium Series PH60 pH Tester es un equipo portátil diseñado para medir de manera confiable el pH, mV y la temperatura en diversas soluciones. Esta metodología describe detalladamente el protocolo adoptado para su uso, desde la preparación inicial y la calibración con soluciones estándar, aspectos que resultan críticos para garantizar resultados consistentes en el contexto del presente estudio.

- **Preparación del equipo**
    - Antes del uso, se retiró la tira de aislamiento de la batería y la tapa del sensor del dispositivo.
    - El electrodo se enjuaga con agua destilada para eliminar cualquier residuo o contaminante previo.

- **Calibración del equipo**
    - Se emplea una calibración de tres puntos con soluciones buffer de pH 4, 7 y 10,01.
    - Cada solución se empleó secuencialmente, comenzando por pH 7 y ajustando la lectura según las instrucciones del fabricante.
    - Entre cada medición, la sonda se enjuaga con agua destilada para evitar contaminación cruzada.

- **Medición del pH en las muestras (Figura 33)**
    - El electrodo se sumergió en la muestra hasta una profundidad aproximada de 2,5 cm, evitando burbujas en la superficie del sensor.
    - Una vez estabilizada la lectura, se registró el valor directamente desde la pantalla del dispositivo.



Figura 33. Medición de pH.
Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, el 2100Q Turbidímetro Portátil es un instrumento avanzado que mide la turbidez en líquidos utilizando tecnología de dispersión de luz, cumpliendo con los estándares de la Agencia de Protección Ambiental (EPA). Su diseño portátil y su precisión lo hacen especialmente adecuado para evaluaciones de campo, lo que resulta crucial en el análisis de calidad del agua llevado a cabo en esta investigación.

- **Preparación del equipo**
  - Se verificó el estado de las baterías y se configuraron la fecha y hora del equipo antes de iniciar las mediciones.
  - Las cubetas de muestra fueron limpiadas con detergente para cristalería, enjuagadas con agua destilada y secadas cuidadosamente.

- **Calibración del equipo**
  - Se calibró utilizando estándares StablCal de 20 NTU, 100 NTU y 800 NTU.
  - Cada estándar se midió en una cubeta limpia con una ligera capa de aceite de silicona aplicada externamente para minimizar la dispersión de la luz.
  - Se siguieron las indicaciones del equipo para ajustar las lecturas a cada valor de referencia.

- **Medición de turbidez en las muestras (Figura 34)**
    - Cada muestra se vertió en una cubeta hasta alcanzar el volumen requerido de 15 ml.
    - Las muestras fueron mezcladas cuidadosamente para homogeneizar las partículas en suspensión antes de insertar la cubeta en el equipo.
    - El equipo registró automáticamente los valores tras estabilizar la señal.



Figura 34. Medición de turbidez.
Fuente: Elaboración propia.

Anexo 4. Base de datos

A continuación se presenta un extracto de la base de datos utilizada en el estudio, debido a que su extensión completa impide su inclusión íntegra en este documento.

0	1	2	3	4	5	6
pH	0.940516485	0.8876173	0.891537458	0.893206753	0.963787827	0.954724791
Turbiedad	0.742725131	0.748188027	0.733197265	0.72427587	0.870988814	0.88536122
Amonio	0.285557309	0.260071388	0.089905111	0.130333768	0.130333768	0.167317335
Nitrato	0.089905111	0.130333768	0.089905111	0.089905111	0.049218023	0.167317335
Clorofla-a	0.781036939	0.899820502	0.613841822	0.683947131	0.668385917	0.170261715
400.275	7.864	6.900	7.292	4.516	3.070	10.138
400.734	5.605	7.212	6.634	3.803	2.858	10.122
401.194	6.887	6.656	7.408	4.634	3.426	9.724
401.653	6.806	6.976	6.768	4.047	3.104	10.378
402.112	8.266	7.312	6.980	4.315	3.270	10.200
402.571	6.428	7.220	6.505	3.786	2.898	10.120
403.031	5.932	6.734	6.948	4.187	3.128	9.086
403.490	6.445	6.624	7.276	4.568	3.170	9.382
403.949	7.803	6.814	6.759	4.026	2.932	9.690
404.409	6.821	6.996	6.686	4.024	2.790	10.344
404.868	7.035	7.214	6.664	3.965	3.034	9.448
405.327	6.448	7.053	6.677	4.011	3.170	9.634
405.787	6.066	6.576	6.907	4.211	3.430	9.398
406.246	8.305	7.103	6.972	4.260	3.246	9.882
406.706	6.825	6.898	6.916	4.296	3.242	9.592
407.166	6.894	6.518	6.881	4.217	3.094	9.814
407.625	6.030	7.005	6.911	4.308	3.332	9.146
408.085	7.176	6.743	6.966	4.326	3.294	9.610
408.545	6.003	6.944	6.568	3.891	2.948	9.938
409.004	5.863	7.218	6.756	4.107	3.000	10.158
409.464	7.005	6.704	6.769	4.122	3.074	10.016
409.924	5.685	6.974	6.664	4.096	3.148	9.630
410.384	7.063	6.735	6.563	3.951	3.060	10.242
410.844	7.179	6.706	6.453	3.840	2.954	9.714
411.304	6.169	6.934	6.230	3.676	2.894	9.706
411.764	6.812	6.994	6.700	4.143	3.180	9.590
412.224	6.431	6.924	6.724	4.138	3.142	9.512
412.684	7.193	7.069	6.656	4.078	3.216	9.524
413.144	6.671	6.437	7.012	4.408	3.300	9.902
413.604	5.967	6.595	6.730	4.127	2.948	9.742
414.064	6.683	6.861	6.784	4.152	3.074	9.960
414.524	6.266	7.069	6.711	4.131	3.340	10.078
414.984	6.491	7.177	6.101	3.496	2.790	9.662
415.445	5.839	6.924	6.821	4.214	3.254	9.188
415.905	5.361	7.087	6.375	3.799	2.778	9.514
416.365	6.853	6.976	6.760	4.194	2.966	9.976
416.825	7.081	6.922	6.715	4.131	3.042	9.576
417.286	6.428	6.957	6.390	3.834	3.032	9.968
417.746	6.546	6.906	6.675	4.083	3.256	9.728
418.207	6.710	7.036	6.696	4.168	3.106	9.700
418.667	6.866	6.827	6.770	4.240	3.176	9.752
419.128	6.792	6.836	6.626	4.046	3.094	9.684