

**EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DE AGUA DE LAS CIÉNAGAS GUARTINAJA,
MOMIL Y SAPAL – CÓRDOBA MEDIANTE MODELOS ESTADÍSTICOS Y
PERCEPCIÓN REMOTA**



**EDGARDO ELÍAS CRUZ MONTES
MARÍA MÓNICA DURANGO BANQUETT**

**UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
INGENIERÍA AMBIENTAL
MONTERÍA, CÓRDOBA**

2023

**PROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES LANDSAT 8 PARA LA
EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DE AGUA. APLICACIÓN EN LA CIÉNAGA
GRANDE DEL BAJO SINÚ, TEMPORADA SECA.**



**EDGARDO ELÍAS CRUZ MONTES
MARÍA MÓNICA DURANGO BANQUETT**

**Trabajo de grado presentado, en la modalidad de proyecto de Investigación y/o Extensión,
como parte de los requisitos para optar al Título de Ingeniero Ambiental.**

Director (es):

FRANKLIN TORRES BEJARANO, Ph.D.

(Ingeniero Sanitario y Ambiental)

**UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA AMBIENTAL
MONTERÍA, CÓRDOBA**

2022

La responsabilidad ética, legal y científica, de las ideas, conceptos, y resultados del proyecto de investigación, serán responsabilidad de los autores.

Artículo 59, Acuerdo N° 022 del 21 de febrero de 2018 del Consejo Superior.

Tener en cuenta los Artículos y directrices establecidos la Resolución 1775, del 21 de agosto de 2019. En donde se establecen las directrices y las políticas de funcionamiento del repositorio institucional de la Universidad de Córdoba (Artículos tercero, octavo, once, entre otros).

“11 – BUENA FE: La universidad considera que la producción intelectual que, los profesores, funcionarios administrativos y estudiantes le presenten, es realizada por éstos, y que no han transgredido los derechos de otras personas. En consecuencia la aceptará, protegerá, publicará y explotará, según corresponda y lo considere pertinente”. Artículo 1, Acuerdo N° 045 del 25 de mayo de 2018 del Consejo Superior.

Nota de aceptación

Firma del jurado

Firma del jurado

A Marilyn, por priorizar la educación y disciplina de tus hijos, somos el resultado de tu sacrificio.

A mis futuros y talentosos colegas y amigos, con quienes aprendí y crecí en formación profesional y personal.

Y a mi gata Rochi, por supuesto.

María Mónica Durango Banquett

A Dios por darme la fortaleza para avanzar y superar obstáculos que se presentan en el día a día.

A mis padres Yobadys Montes Cantero y Edgardo Cruz Mercado por darme su apoyo y amor incondicional. Todo lo que soy es gracias a ellos.

A mi hermano y demás familiares que estuvieron presentes y me acompañaron durante todo el proceso.

A mis amigos que compartieron conmigo experiencias inolvidables y aportaron su granito de arena en la culminación de este proyecto.

Edgardo Cruz Montes

Agradecimientos especiales a:

Al ingeniero César Padilla y al doctor Franklin Torres por su asesoría, acompañamiento y por impulsarnos en el mundo de la investigación.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	10
ABSTRACT	11
1. INTRODUCCIÓN	12
2. OBJETIVOS	15
2.1. OBJETIVO GENERAL.....	15
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	15
3. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	16
3.1. MARCO TEÓRICO	16
3.1.1. Percepción remota satelital.....	16
3.1.2. Radiación electromagnética	17
3.1.3. Satélite LANDSAT 8	19
3.1.4. Modelos por Regresión Lineal Múltiple (RLM)	21
3.2. MARCO LEGAL.....	22
4. ESTADO DEL ARTE	24
5. MATERIALES Y MÉTODOS	26
5.1. ÁREA DE ESTUDIO	26
5.2. ORGANIZACIÓN DE INFORMACIÓN PRIMARIA DE MEDICIONES DE CALIDAD DEL AGUA	28
5.3. PROCESAMIENTO DE IMAGEN SATELITAL	29
5.3. INTERPOLACIÓN Y ANÁLISIS ESPACIAL DE PARÁMETROS DE CALIDAD DEL AGUA	30
5.4. EVALUACIÓN ESTADÍSTICA DE VARIABLES DEPENDIENTES E INDEPENDIENTES.....	30
5.5. ESTIMACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS POR PARÁMETRO DE CALIDAD DEL AGUA	32
5.6. DIGITALIZACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS	32
5.7. VALORACIÓN DE LA CALIDAD DEL AGUA	33
6. RESULTADOS Y DISCUSIONES	34
6.1. DATOS DE CAMPO.....	34

6.2.	INTERPOLACIONES Y ANÁLISIS ESPACIAL - TEMPORADA SECA	34
6.2.1.	Conductividad eléctrica.....	35
6.2.2.	Oxígeno disuelto (OD)	36
6.2.3.	pH	36
6.2.4.	Temperatura.....	37
6.2.5.	Turbidez.....	38
6.3.	MODELOS DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE CALIDAD DEL AGUA	
	39	
6.4.	MODELOS DIGITALES	43
6.4.1.	Conductividad Eléctrica (CE)	43
6.4.2.	Oxígeno Disuelto (OD)	46
6.4.3.	pH.....	47
6.4.4.	Temperatura	48
6.4.5.	Turbidez	49
6.5.	NORMATIVIDAD DE LA CALIDAD DEL AGUA DE ACUERDO CON EL	
	USO	51
6.5.1.	Consumo humano.....	51
6.5.2.	Vida Acuática.....	52
7.	CONCLUSIONES	54
8.	RECOMENDACIONES	56
9.	BIBLIOGRAFÍA	57

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1. Bandas del satélite Landsat 8.	20
Tabla 2. Legislación ambiental en Colombia referente a los humedales y el recurso hídrico.	22
Tabla 3. Datos de parámetros de calidad del agua por punto de monitoreo 5 de feb/2021.	28
Tabla 4. Modelos de regresión lineal para la estimación de la conductividad eléctrica.	39
Tabla 5. Modelos de regresión lineal para la estimación del oxígeno disuelto.	40
Tabla 6. Modelos de regresión lineal para la estimación del pH.	41
Tabla 7. Modelos de regresión lineal para la estimación de la Temperatura.	42
Tabla 8. Modelo de regresión lineal para la estimación de la Turbidez.	42
Tabla 9. Modelos de regresión lineal empleados.	43
Tabla 10. Estándares de calidad del agua para consumo humano.	51
Tabla 11. Estándares de calidad del agua para protección de vida acuática.	53

LISTADO DE FIGURAS

Figura 1. Espectro electromagnético.	18
Figura 2. Localización general del área de estudio.	26
Figura 3. Diseño metodológico.	27
Figura 4. Tablas de validación cruzada para el método IDW.	34
Figura 5. Representación espacial de la conductividad eléctrica (CE).	35
Figura 6. Representación espacial del Oxígeno Disuelto (OD).	36
Figura 7. Representación espacial del pH.	37
Figura 8. Representación espacial de la Temperatura.	38
Figura 9. Representación espacial de la turbidez.	39
Figura 10. Diagrama de dispersión y correlación entre los valores medidos in situ y estimados de los parámetros de calidad del agua estudiados.	44

Figura 11. Modelación de la conductividad eléctrica para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.....	45
Figura 12. Modelación del Oxígeno Disuelto para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.	46
Figura 13. Modelación del pH para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.....	48
Figura 14. Modelación de la Temperatura para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.	49
Figura 15. Modelación de la Turbidez para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.	50

RESUMEN

Los ecosistemas de humedales brindan un ambiente ideal para el reservorio de la biodiversidad en cuanto a fauna y flora y pueden ser la base de la prosperidad socioeconómica, cultural, natural y ambiental de sectores aledaños; sin embargo, procesos de contaminación de origen antrópico afectan la calidad del agua en las ciénagas Guartinaja, Momil y Sapal de Córdoba-Colombia teniendo como desventaja adicional la poca disponibilidad de información para la evaluación de la calidad del agua. Este estudio tiene como objetivo la evaluación de los parámetros de calidad del agua y su variación, durante la temporada seca, mediante modelos estadísticos aplicando percepción remota. Para ello fueron tomadas las mediciones realizadas de los parámetros de calidad de agua del 5 de febrero de 2021 y los valores de reflectancia de las imágenes satelitales LANDSAT 8 para la estimación de los modelos estadísticos mediante la implementación de regresión lineal múltiple de pasos sucesivos posterior a la evaluación estadística de distribución normal de datos, generando finalmente modelos digitales. Los modelos obtenidos presentaron una correlación entre los datos in situ y los estimados para los casos de Conductividad Eléctrica (CE), pH, Temperatura y Turbiedad por encima de 0,6 de R^2 , mientras que Oxígeno disuelto (OD) por encima de 0,8. Estos modelos fueron aplicados adicionalmente para las fechas 3 de enero y 28 de febrero. De acuerdo con los resultados, las condiciones para el uso del agua de las ciénagas cumplieron con la normativa internacional para la protección de la vida acuática exceptuando pH y no cumplieron en su mayoría para consumo humano.

Palabras Clave: LANDSAT 8, Regresión Lineal Múltiple, Calidad del agua, percepción remota.

ABSTRACT

Wetland ecosystems provide an ideal environment for the biodiversity reservoir in terms of fauna and flora and can be the basis of socioeconomic, cultural, natural, and environmental prosperity of surrounding sectors; however, the contamination processes of anthropic origin decrease the water quality in the Guartinaja, Momil and Sapal swamps from Córdoba-Colombia, having as additional disadvantages the little availability of information for the evaluation of water quality. This study has as objective the evaluation of the water quality parameters and their variation, during the dry season, through statistical models applying remote sensing. For this, the measurements made of the water quality parameters on February 5, 2021 and the reflectance values of the LANDSAT 8 satellite images were taken for the estimation of the statistical models through the implementation of multiple linear regression of successive steps after the statistical evaluation of normal data distribution, finally revealing digital models. The models obtained appeared between the in-situ data and those estimated for the cases of Electrical Conductivity (EC), pH, Temperature and Turbidity above 0.6 of R², while dissolved Oxygen (DO) above 0.8. These models were additionally applied for the dates January 3 and February 28. According to the results, the conditions for the use of water from the swamps complied with international regulations for the protection of aquatic life, except for pH, and most of them did not comply for human consumption.

Keywords: LANDSAT 8, Multiple Linear Regression, Water quality, remote sensing.

1. INTRODUCCIÓN

Los ecosistemas de humedales son reservorios hídricos que se forman naturalmente debido a las condiciones geomorfológicas e hidrológicas de una región en específico, con la capacidad de almacenar agua, ya sea de manera temporal o permanente (Boletín de Prensa Instituto Humboldt 2021). Estas condiciones brindan un ambiente ideal para el reservorio de la biodiversidad en cuanto a fauna y flora, puesto que, en conjunto con el almacenamiento del agua, cumplen con unas funciones medioambientales o servicios ecosistémicos de gran relevancia (Vivanco Font 2017); sin embargo, las presiones sobre el recurso hídrico por actividades antrópicas generan la necesidad de mantener estándares calidad del agua para preservar las dinámicas ecosistémicas y sus funciones primarias (Sepúlveda Vargas et al. 2020).

En Córdoba-Colombia, la Ciénaga Grande del Bajo Sinú, formada por la dinámica del río Sinú en la zona baja de la cuenca, entre los municipios de Chimá, Cotorra, Lórica, Momil y Purísima, es la base de la prosperidad socioeconómica, cultural, natural y ambiental de sectores aledaños (Burgos Doria 2015; Sepúlveda Vargas et al. 2020); no obstante, a lo largo de su gestión en el aspecto ambiental, la Corporación Autónoma del Valle del Sinú y San Jorge han reportado problemáticas derivadas de actividades antrópicas como la ampliación de fronteras agropecuarias que involucra el transporte de pesticidas organoclorados - POCs que agotan el recurso del suelo y contaminan el agua (Lans C. et al. 2010; CVS 2011; Espitia Rico 2019).

A nivel nacional se realizan mediciones de parámetros de calidad del agua durante las temporadas secas y lluviosas empleando la metodología de muestreo in situ en puntos distribuidos sobre el cuerpo de agua para la medición y determinación de parámetros físicos, químicos y biológicos con el fin de monitorear las presiones sobre las cuales pueden estar sometidos (IDEAM & INVEMAR 2017). Sin embargo, el monitoreo in situ suele presentar desventajas con respecto al tiempo y el alto costo que implica realizar campañas de mediciones de parámetros de calidad y el análisis en laboratorio para la actualización de base de datos.

El tiempo que acarrea para la obtención de resultados no sólo es largo, sino que se limita a puntos de monitoreo insuficientes, teniendo en cuenta que existen zonas de difícil acceso

para cuerpos de agua de gran tamaño como lo es la Ciénaga Grande del Bajo Sinú (IDEAM 2019). Por otro lado, los elevados costos que demandan las campañas de monitoreo provocan la disminución en la frecuencia de monitoreo en comparación a países extranjeros y, por tanto, una baja disponibilidad de datos que limita el análisis ambiental de dichos cuerpos que son necesarios para la preservación de sus condiciones óptimas (González-Márquez et al. 2018).

Las dificultades de acceso, economía y disponibilidad de información han justificado el uso de metodologías alternativas a nivel mundial a través del aprovechamiento tecnologías de percepción remota al ser económica, rápida y de fácil acceso (Sepúlveda Hirose & Vázquez González 2011). Ante esta ventaja, para el monitoreo de la calidad del agua se han integrado de modelos matemáticos generados por técnicas estadísticas como la regresión lineal múltiple, a partir de bandas espectrales de las imágenes satelitales y una base de datos generada por campañas de medición en cuerpos de agua superficial que permiten evaluar la calidad del agua a través del tiempo sin la necesidad de acceder nuevamente al sitio (Berdugo Muñoz & Reales López 2016).

Para el mantenimiento de los servicios que brindan los ecosistemas de ciénaga, en especial sobre el recurso hídrico, es importante mantener un equilibrio sostenible en la relación humano-ambiente de tal manera que sea posible el aprovechamiento del recurso para el consumo humano (Figuroa Martínez et al. 2015). Razón por la cual, para el mantenimiento de la calidad del agua es requerida la evaluación de esta bajo la resolución 2115 de 2007 partiendo de un seguimiento inicial (MinSalud & MinAmbiente 2007).

Ante las limitaciones en la red de monitoreo nacional y el potencial aprovechamiento de imágenes satelitales de Landsat 8 a 30m de resolución espacial, disponibles desde el año 2000, para suplir las deficiencias de la metodología de seguimiento tradicional a partir de las propiedades ópticas del agua mediante, la integración de datos de reflectancia, GPS y GIS (Xiao et al. 2015; Hussein & Assaf 2020; Veneros et al. 2020). Teniendo en cuenta que los parámetros de calidad del agua están relacionados de una manera directa e indirecta con las características de reflectancia que presenta el agua, o denominados “componentes ópticamente activos de la superficie” (United Nations 2020), entonces podemos afirmar que

la radiación solar reflejada en diferentes longitudes de onda por los cuerpos de agua se puede medir con la utilización de sensores remotos (Gómez & Dalence 2015).

De esta manera, la posibilidad de adquirir información sobre grandes superficies en regiones donde el acceso es limitado por sus características políticas o geográficas, con la consecuente disminución de costos asociados a la toma directa de datos, que en conjunto a la aplicación de modelos matemáticos generados por métodos de regresión lineal múltiple resulta en una herramienta útil para la adquisición de datos de manera periódica, permitiendo a su vez detectar y monitorear cambios a resoluciones espaciales detalladas (IGAC 2011; Ritchie et al. 2003).

Dicho esto, se destacan dos problemas fundamentales: los procesos de contaminación por actividades antrópicas y la dinámica subyacente que afectan la calidad del agua para las ciénagas Guartinaja, Momil y Sapal como parte de la Ciénaga Grande del Bajo Sinú y, por otro lado, poca frecuencia del monitoreo en cuerpos de agua que afectan la disponibilidad de información para la evaluación de la calidad del agua. Así, la presente investigación propone la utilización de modelos matemáticas empíricos e imágenes espectrales Landsat 8 para conocer la variación de la calidad del agua en las ciénagas de Guartinaja, Momil y Sapal a lo largo de la temporada seca para su aprovechamiento en la gestión ambiental del recurso hídrico y futuras investigaciones.

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVO GENERAL

Evaluar la variación de parámetros de calidad del agua de las Ciénagas de Guartinaja, Momil y Sapal, Córdoba, en la temporada seca mediante modelos estadísticos aplicando percepción remota.

2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Analizar el comportamiento de los parámetros de calidad del agua en la ciénaga del Bajo Sinú a partir de las mediciones realizadas in situ.

Determinar modelos estadísticos a través de la técnica de regresión lineal de pasos sucesivos y su respectiva validación para cada parámetro de calidad.

Valorar el estado de la calidad del agua durante la temporada seca a partir de la distribución espacial de cada parámetro.

3. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

3.1.MARCO TEÓRICO

3.1.1. Percepción remota satelital

Al hablar de percepción remota satelital, se hace referencia a la adquisición de información en un lugar y tiempo determinado para el estudio de un fenómeno u objeto sin la necesidad de estar en contacto directo con este (Kharuf-Gutierrez et al. 2018; Alonso 2019; Instituto Geográfico Nacional 2020). Para entender la percepción remota se debe tener en cuenta que esta actúa como un sistema en donde entre la superficie de la tierra y el sensor existe una interacción energética, el cual es recibido por el sensor donde la señal detectada pueda almacenarse y, en última instancia, ser interpretada para una aplicación determinada (Villegas 2008).

Un sistema de percepción remota satelital o teledetección se encuentra constituido por los siguientes componentes.

1. Fuente de energía. Es el origen de la radiación electromagnética que detecta el sensor, cuando proviene de una fuente externa a este se denomina teledetección pasiva, si el haz de luz es emitido por el sensor, se denomina teledetección activa
2. Cubierta terrestre. Conformada por todas las cubiertas presentes en la tierra, ya sean coberturas vegetales, suelos, construcciones, cuerpos de agua, etc.
3. Sistema sensor. El sensor tiene como función capturar la energía que proviene de la cubierta terrestre para codificarlas y grabarlas, posteriormente las envía al sistema de recepción
4. Sistema de recepción- comercialización. La recepción se encarga de recibir la información transmitida por el sensor, grabarlo en el formato indicado, realizar las correcciones necesarias y se distribuye a los usuarios
5. Intérprete. Es el responsable de transformar esos datos en información temática en su área de interés, en forma visual o digitalmente con miras a dar respuesta a un problema determinado.

6. Usuario final. Analizar el resultado producto de la interpretación, así como de las aplicaciones que de él se deriven.

Los sistemas de percepción remota o teledetección pasiva se encuentran basados en la medición de la radiación electromagnética emitida o reflejada por los objetos como producto de la incidencia de una radiación natural o luz solar (Lozano Santos 2017). Para ello, a pesar de que no existe interacción material entre los objetos de la superficie terrestre y el sistema sensor del satélite espacial, sí existe una interacción de radiación en dirección del objeto al sensor (López Montecinos 2019).

3.1.2. Radiación electromagnética

Si se toma como partida que los objetos de la superficie terrestre, aparte de emitir su propia radiación, se encuentran expuestos a la radiación de los demás objetos y fundamentalmente la proveniente del sol; como respuesta a estas interacciones y de acuerdo con el tipo de objeto, la radiación puede: reflejarse con dirección al espacio; absorberse de tal manera que incrementa la energía del objeto; transmitirse ya sea a otros objetos o hacia la superficie terrestre (Universidad de Murcia 2006). Sin embargo, también se debe tener en cuenta que el comportamiento reflectivo de la superficie depende de las condiciones ambientales (factores externos) o por las características fisicoquímicas del objeto en cuestión (factores internos) al momento de capturar una imagen (Innovatione AgroFood Design 2019).

En el espectro electromagnético, la radiación solar domina las regiones de radiación visible y al infrarrojo reflejado; la radiación terrestre domina el infrarrojo térmico; y las radiaciones artificiales, es decir, generadas por el sensor, corresponden al espectro de microondas (radar) no aparecen en la naturaleza (López Montecinos 2019). Sin embargo, en cuanto a la teledetección pasiva se realiza la medición de dos tipos:

- Radiación solar reflejada por los objetos (luz visible e infrarrojo reflejado).
- Radiación terrestre emitida por los objetos (infrarrojo térmico).

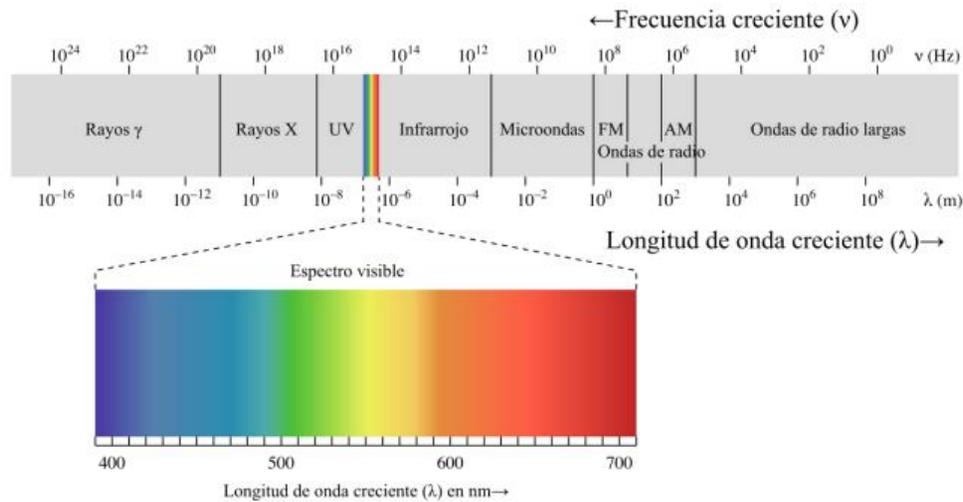


Figura 1. Espectro electromagnético.

Tomada de: Zhu et al. (2017)

De esta manera las imágenes multispectrales capturadas por sensores satelitales, mediante la medición de la radiación solar reflejada y de acuerdo con las propiedades ópticas de los cuerpos de la superficie terrestre, transforman los niveles de radiancia a valores numéricos y son almacenadas en formato digital, teniendo en cuenta que el producto dependerá de la longitud de onda en la que el sensor capte radiación (Salvatierra 2004; USGS 2013; CAI & ICTS 2020).

3.1.2.1. Respuesta espectral del agua. La incidencia de la luz sobre un cuerpo de agua, en caso tal de que sea clara, puede alcanzar una profundidad de 10 metros si la longitud de onda se encuentra entre los 0,5 a 0.6 μ y disminuyendo su incidencia hasta 10 centímetros entre un rango de longitud de 0.8 a 1.1 μ . Las excelentes propiedades para transmitir la radiación electromagnética en el espectro visible y de absorción en el infrarrojo las contiene el agua clara. Sin embargo, cuando esta presenta condiciones de turbidez, las consecuencias para la respuesta espectral dependerán del tipo de turbidez. Si es fitoplancton, aparecen cambios significativos en verde (aumento) y azul (disminución). Estos resultados permiten el desarrollo de diferentes ecuaciones empíricas. Si son residuos inorgánicos, la reflectividad aumenta, principalmente en el rojo visible (Universidad de Murcia 2006).

3.1.3. Satélite LANDSAT 8

El satélite Landsat-8, inicialmente nombrado Landsat Data Continuity Mission (LDCM), fue lanzado el 11 de febrero de 2013 operado por la Administración Nacional de Aeronáutica y el Espacio (NASA) y el Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS), con el objetivo de brindar disponibilidad de imágenes multispectrales de la cobertura global, sinóptica y repetitiva de la superficie de la Tierra de manera gratuita al público para permitir estudios relacionados a la diferenciación, análisis, caracterización y monitoreo de los cambios que se presentan en la cobertura y uso de la Tierra durante periodos prolongados que puedan abarcar décadas de estudio (Reuter et al. 2015).

El Satélite Landsat 8 tiene la capacidad de medir los rangos de frecuencia del espectro electromagnético a través de dos sensores principales, teniendo en cuenta que cada rango corresponde una banda, es decir un color pero que puede no ser visible (Loyd 2013). Estos sensores son el Operational Land Imager (OLI) con 9 bandas en el espectro de luz visible e infrarrojo cercano y por otro lado el Sensor Infrarrojo Térmico (TIRS) con una cámara termográfica de dos canales que se traducen en imágenes térmicas o bandas en un rango de 10–12.5 μm . (Rocchio & Barsi 2016; Earth Observing System 2021).

3.1.3.1. Sensor Operational Land Imager (OLI). Fue fabricado por Ball Aerospace & Technologies Corporation y las imágenes que produce se caracterizan por presentar una resolución radiométrica de 12 bits y una resolución espacial de 30 metros para las bandas del espectro visible (RGB) e infrarrojo cercano y de onda corta (NIR) a excepción de la banda 8 pancromática, la cual posee 15 metros de resolución espacial; estas imágenes son capturadas a lo largo de 185 kilómetros de ancho (Ariza 2013; Landsat Missions 2022).

En la actualidad, las imágenes satelitales de LANDSAT 8 OLI con nivel 2 de procesamiento (L2SR), las cuales presentan datos de reflectancia al tope de la atmósfera (TOA), son generados a partir de las imágenes de colección nivel 1 (L1C) (Corrales Andino & Ochoa López 2016). Esto es debido a que, el proceso llevado a cabo por el algoritmo de Land Surface Reflectance Code (LaSRC) para el satélite LANDSAT 8, corrige directamente los efectos de dispersión y absorción de gases atmosféricos, aerosoles y vapor de agua (USGS

2013; Engebretson 2020), permitiendo que en los estudios ambientales actuales no sea necesario aplicar una metodología de preprocesamiento de las imágenes de nivel 1 de correcciones radiométricas y atmosféricas para corregir dichos problemas.

3.1.3.2. Sensor TIRS. Fue diseñado y fabricado por el Centro de Vuelo Espacial Goddard de la NASA y corresponde al instrumento de que genera imágenes térmicas caracterizadas por poseer una resolución espacial de 100m y medir en el espectro infrarrojo de onda larga con el fin de estudiar la variación de temperatura de la superficie, el proceso de transferencia de calor y humedad en el ámbito de la agricultura, la gestión del agua, etc. (Montanaro et al. 2014).

TIRS opera en un modo de barrido por medio de dos canales térmicos por medio del cual se ha estado recolectando imágenes infrarrojas térmicas desde marzo de 2013, sin embargo, al cabo de un año de su lanzamiento, se realizaron ajustes en la calibración para eliminar errores como los efectos contaminación en la banda 11 y hacer que las imágenes generadas fuesen lo más uniformes posibles con respecto a las escenas terrestres (Barsi et al. 2014).

Tabla 1. Bandas del satélite Landsat 8.

Tomada de: Landsat Missions 2022

Bandas	Color de banda	Longitud de onda (μm)	Resolución (m)
1	Coastal Aerosol	0,433 - 0,453	30
2	Blue	0,450 - 0,515	30
3	Green	0,525 - 0,600	30
4	Red	0,630 - 0,680	30
5	Near Infrared Shortwave <(NIR)	0,845 - 0,885	30
6	Infrared Shortwave (SWIR 1)	1,560 - 1,660	30
7	Infrared Shortwave (SWIR 2)	2,100 - 2,300	30
8	Panchromatic	0,500 - 0,680	15
9	Cirrus	1,360 - 1,390	30
10	Thermal Infrared (TIRS 1)	10,30 - 11,30	100
11	Thermal Infrared (TIRS 2)	11,50 - 12,50	100

3.1.4. Modelos por Regresión Lineal Múltiple (RLM)

La regresión lineal múltiple es una extensión de la regresión lineal simple con la diferencia de que en este caso se asumen más de una variable explicativa y es lineal porque posee inicialmente una intercepción y por cada término predictor, coeficientes estimados que permiten una relación lineal con la variable estimada, de tal manera que el RLM está definida por la siguiente ecuación (Boston University School of Public Health 2013; IBM 2021):

Ecuación 1. Modelo de regresión lineal múltiple.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_pX_p \quad (1)$$

Donde \hat{Y} es el valor estimado de la variable dependiente

$X_1 - X_p$ variables explicativas o predictoras e independientes.

b_0 es el valor de \hat{Y} cuando las variables predictoras son igual a cero.

$b_1 - b_p$ son los coeficientes de regresión estimados.

3.1.4.1. Stepwise Regression

Entre los modelos de RLM se encuentra Stepwise Regression o de Pasos Sucesivos, el cual es una modificación del Forward (Step Up) (NCSS Statistical Software 2013). Este tipo de modelo de regresión posee dos niveles de significación: uno para agregar variables y otro para eliminarlas, de tal manera que en el proceso verifica por cada que se agrega una variable candidata qué tan significativa resulta para explicar la variable dependiente (Eberly College of Science 2017).

Por otro lado, los modelos de regresión lineal múltiple deben cumplir con las siguientes condiciones (Amat 2017):

- No colinialidad o multicolinialidad. Los predictores deben ser independientes; es decir, no debe de haber relación lineal o colinialidad entre ellos.
- No autocorrelación (Independencia). Los valores de cada variable deben ser independientes entre sí, los residuos no se relacionan.
- Parsimonia. Entre menor sea el número de predictores de un modelo, menos asunciones y mayor precisión para explicar la variable respuesta Y.

- Relación lineal entre los predictores numéricos y la variable respuesta.
- Distribución normal de los residuos: Los residuos se deben distribuir de forma normal con media cero.
- Homocedasticidad: La varianza de los residuos debe de ser constante.
- No debe haber valores atípicos, con alto leverage o influyentes en el modelo.

Esta metodología hace aprovechamiento de la reflectancia de la superficie y las propiedades ópticas de los objetos en la superficie (United Nations 2020) que pueden ser aplicados para el monitoreo de la calidad del agua en conjunto con la aplicación de métodos estadísticos de regresión lineal múltiple (RMLS) que correlacionan los datos de parámetros de calidad con los respectivos valores de reflectividad extraído de imágenes multiespectrales (Briceño et al. 2018).

3.2. MARCO LEGAL

El recurso hídrico como se ha planteado anteriormente requiere de un manejo integrado para evitar uso desmedido y alteración de este por actividades del tipo antrópicas. Por lo tanto, con la necesidad de realizar una buena gestión, en Colombia se cuenta con una serie de normas que permiten dar cumplimiento en pro de la preservación y protección de los ecosistemas de humedal (Tabla 1), entre ellos y algunos de los más importantes es La Convención Ramsar para la conservación y protección nacional e internacional de los humedales y por otro lado el Ministerio de Medio Ambiente y Desarrollo Sostenible (MAVDT) a través de la Política Nacional para Humedales Interiores de Colombia (Cruz 2017).

Tabla 2. Legislación ambiental en Colombia referente a los humedales y el recurso hídrico.

Normativa	Descripción
Convención Relativa a los Humedales de Importancia Internacional Especialmente como Hábitat de Aves Acuáticas – RAMSAR (1971)	Con el fin de planificar el “uso racional y/o sostenible de los humedales con respecto a los territorios asociados.
Decreto 1594 de 1984 - Ministerio de Agricultura.	Por el cual se reglamenta parcialmente el Título 1 de la Ley 09 de 1979, así como el Capítulo II del Título VI - Parte III - Libro II y el Título III de la parte III - Libro I - del

	Decreto 2811 de 1974 en cuanto a usos del agua y residuos líquidos.
Ley 357 de 1997.	Por medio de la cual se aprueba la "Convención Relativa a los Humedales de Importancia Internacional Especialmente como Hábitat de Aves Acuáticas", suscrita en Ramsar el dos (2) de febrero de mil novecientos setenta y uno (1971).
Resolución 0157 de 2004 – MAVDT	Por la cual se reglamenta el uso sostenible, conservación y manejo de los humedales, y se desarrollan aspectos referidos a los mismos en aplicación de la Convención RAMSAR.
Resolución 301 de 2010 – MAVDT	Por la cual se crea el Comité Nacional de Humedales (CNH), y se adoptan otras determinaciones.
Decreto 3930 de 2010	Por el cual se reglamenta parcialmente el Título I de la Ley 9ª de 1979, así como el Capítulo II del Título VI -Parte III- Libro II del Decreto-ley 2811 de 1974 en cuanto a usos del agua y residuos líquidos y se dictan otras disposiciones.
Decreto 1575 de 2007	Por el cual se establece el Sistema para la Protección y Control de la Calidad del Agua para Consumo Humano.
Resolución 2115 de 2007 – MAVDT	Por medio de la cual se señalan características, instrumentos básicos y frecuencias del sistema de control y vigilancia para la calidad del agua para consumo humano.
Resolución 631 de 2015 – MAVDT	En el cual se reglamenta los valores máximos permisibles para el vertimiento de aguas residuales sobre cuerpos de aguas naturales para diferentes actividades productivas del país.

4. ESTADO DEL ARTE

La implementación de la percepción remota destaca ampliamente en actividades medioambientales, industriales, agrícolas, de ordenamiento territorial y catastrales; lo cual resalta el interés de esta técnica para un gran número de disciplinas y deja en evidencia la necesidad de impulsar este tipo de tecnología de manera apropiada para que se integre como un refuerzo muy oportuno a la hora de reducir costos y tiempo invertido en la elaboración de un estudio o proyecto (Berdugo Muñoz & Reales López 2016).

De las imágenes satelitales es posible realizar un análisis multiespectral de un área en específico mediante el procesamiento de imágenes satelitales en sistemas de información geográfica donde se observe el cambio en el aspecto físico (Veneros et al. 2020; Coutiño Román 2012). Bajo el contexto de un cuerpo de agua superficial, adicionalmente es posible la integración de modelos estadísticos que correlaciona los valores de reflectancia con los datos medidos in situ mediante la implementación de técnicas estadísticas, para la estimación de la concentración y distribución de parámetros de calidad de agua (Urbanski et al. 2016; González-Márquez et al. 2018; Torres-Bejarano et al. 2021).

Numerosas investigaciones implementan la metodología de percepción remota y regresión lineal múltiple para estimar la concentración y distribución parámetros de calidad del agua. Hussein & Assaf (2020) emplearon la percepción remota como una herramienta de monitoreo de la concentración de clorofila que relaciona el estado trófico y calidad de agua de presas en Jordania como una necesidad de asegurar el recurso en un país con un grave problema de escasez hídrica intensificado por el aumento demográfico y el cambio climático.

González M. et al. (2018) determinaron la variación espacio temporal de fosfatos (PO₄), conductividad eléctrica (CE), sólidos suspendidos totales (TSS), turbidez y pH en la playa Bahía Colorada, México a partir de imágenes Landsat 8, obteniendo modelos empíricos con coeficientes de determinación R² en un rango de 0,637 a 0,955. Por otro lado, la clorofila a y la materia suspendida total respectivamente han sido estudiados por Hussein, N et al (2019) en cuerpos de agua continentales de Jordán y Obaid et al. (2021) en la presa de Vaal en la

región nororiental de Sudáfrica donde fueron empleados imágenes satélites Sentinel 2 y Landsat 8 para evaluar la calidad del agua.

Adusei, Y. (2021) emplearon distintas metodologías correspondiente a bosques aleatorios (RF), máquina de vectores de soporte (SVM) y regresión lineal múltiple (MLR) para la determinación de modelos que permitieran la estimación de parámetros de calidad del agua (WQP) en el embalse de la presa Owabi localizado en Kumasi - Dhama, tanto para imágenes Sentinel 2 como Landsat 8, de tal manera que a partir de los resultados de estimación se encontró el satélite y el método de estimación más preciso, obteniéndose para este caso el satélite Sentinel 2 y el método de bosques aleatorios; además se realizó la valoración comparando con valores de referencia de la Organización Mundial de la Salud (OMS).

En uno de los ríos más contaminados del mundo, el río Tennessee de Estados Unidos es monitoreado a través de sensores remotos para la evaluación de la calidad del agua; Hossain, et al. (2021) estimó la turbidez por medio de un modelo numérico con la banda 4 del satélite Landsat 8 logrando un coeficiente de determinación R^2 de 0,97. En el área de estudio de la presente propuesta de investigación, los autores Torres-Bejarano et al. (2021) estimaron la distribución espacial para el año 2019 de los parámetros tales como oxígeno disuelto (OD), turbidez, temperatura, conductividad eléctrica (CE) y pH, mediante el empleo de imágenes Sentinel 2, datos tomados en campo en combinación con herramientas GIS y regresión lineal múltiple (RLM).

Cabe mencionar que esta metodología involucra el cálculo del Índice Diferencial de Agua Normalizado (NDWI) para la delimitación del contorno de los humedales y análisis estadístico de los datos mediante pruebas como Shapiro Wilks (Castillo et al. 2005; Atencia Vergara et al. 2008; Berdugo Muñoz & Reales López 2016; Dietrichson 2019; Orjuela Romero & Díaz Ruiz 2019).

5. MATERIALES Y MÉTODOS

5.1. ÁREA DE ESTUDIO

La ciénaga Grande del Bajo Sinú se encuentra ubicada entre las subregiones Bajo y Medio Sinú del departamento de Córdoba, más específicamente entre las coordenadas 2506251.661 a 2593079.192 norte y 4681542.866 a 4716792.098 este (Origen Nacional), tal como se observa en Figura 2, se compone por 17 ciénagas que incluyen las de Guartinaja, Momil y Sapal como área de interés. El área de estudio es caracterizada por presentar una geomorfología de tipo llanura de inundación que ocupa alrededor de 44.000 hectáreas; además, presenta una temperatura media anual de 27.6 °C y precipitación multianual de 1.350 mm (Salazar Mejía 2008).

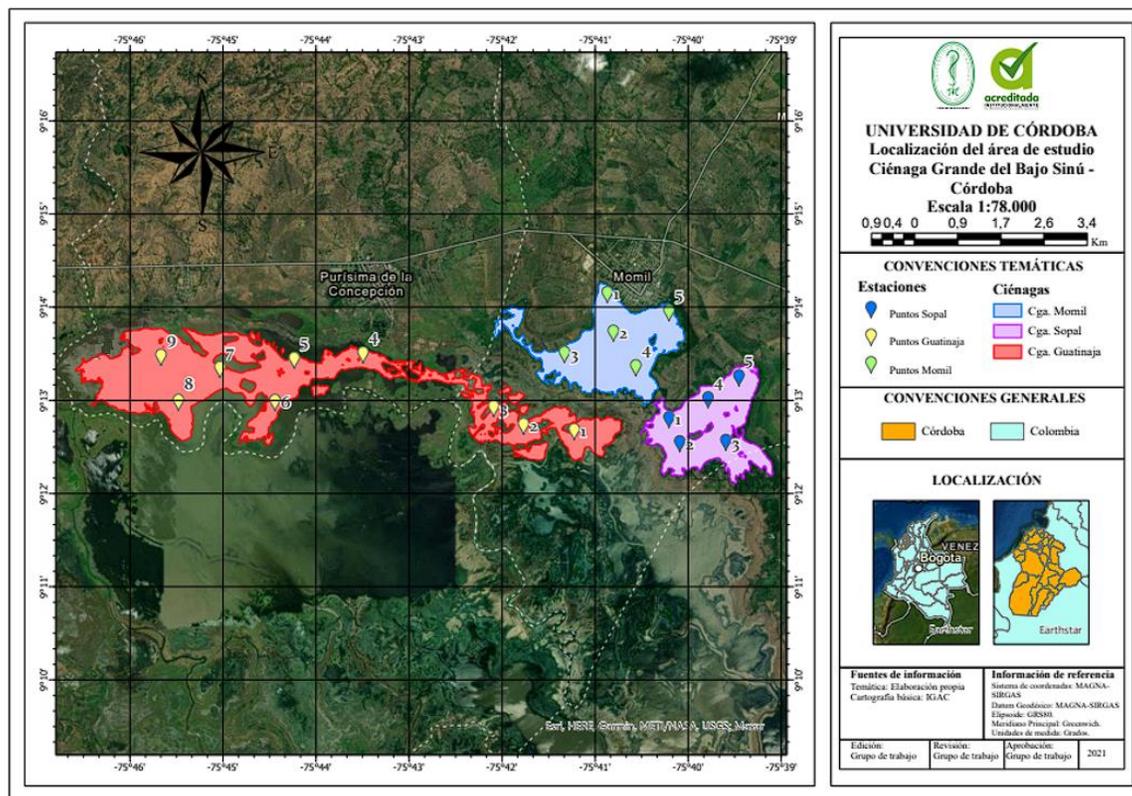


Figura 2. Localización general del área de estudio.

La metodología consta a grandes rasgos de los pasos presentados en la Figura 3 comprendidos cada uno de ellos a continuación.

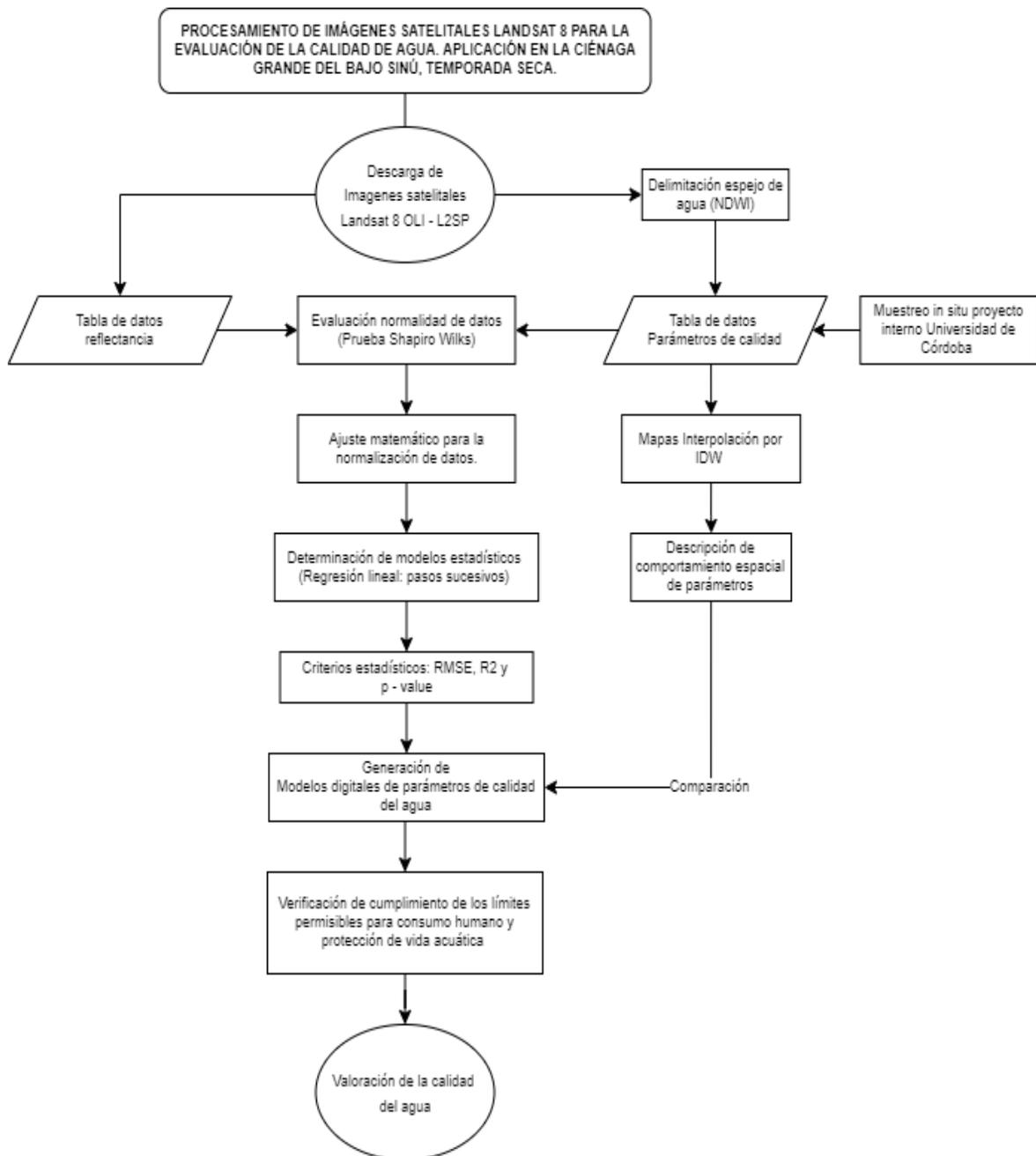


Figura 3. Diseño metodológico.

5.2. INFORMACIÓN PRIMARIA DE MEDICIONES DE CALIDAD DEL AGUA

Los datos de parámetros de calidad del agua fueron tomados de las campañas de monitoreo realizadas en las ciénagas de Guartinaja, Momil y Sapal, llevadas a cabo el 5 y 15 de febrero de 2021 como parte del proyecto interno del programa de Ingeniería Ambiental de la Universidad de Córdoba “Estrategia de monitoreo hidrodinámico y de calidad de aguas a partir de la combinación de modelos matemáticos e imágenes reflectivos aplicados a dos ecosistemas cenagosos del departamento de Córdoba”, los datos con base en los cuales se realizó la calibración de los modelos son mostrados en la Tabla 2.

Tabla 3. Datos de parámetros de calidad del agua por punto de monitoreo 5 de feb/2021.

Ciénagas	Puntos #	EC [μS/cm]	D.O. [ppm]	pH	Temperatura [°C]	Turbidez [FNU]
Guartinaja	1	435,00	7,82	8,89	31,87	4,1
	2	438,90	6,19	9,36	31,992	40,16
	3	414,33	6,09	8,75	31,667	9,86
	4	441,73	6,79	9,21	30,928	24,22
	5	451,78	5,15	8,04	29,291	7,08
	6	450,43	3,09	7,57	28,448	7,9
	7	439,89	5,52	8,43	29,836	4,84
	8	440,25	5,47	8,17	29,633	7,56
	9	434,00	7,94	8,34	30,414	8,09
Momil	1	474,00	4,90	8,52	31,96	28,6
	2	469,50	4,04	7,03	29,83	19,9
	3	469,50	5,00	8,92	31,12	21
	4	466,50	3,92	7,11	29,66	21,3
	5	465,00	4,02	7,6	30,32	6,5
Sapal	1	505,50	4,18	8,2	31,52	28,9
	2	504,00	4,34	8,29	30,79	26,8
	3	499,50	4,64	8,37	31,19	27,2
	4	505,50	4,42	8,41	31,29	30,7
	5	507,00	4,42	8,22	31,84	33,8

Se midieron los parámetros ambientales en 19 puntos de muestreo presentados en la Figura 2, distribuidos de la siguiente manera: 9 puntos en la ciénaga Guartinaja, 5 puntos en la ciénaga Momil y 5 puntos en la ciénaga Sapal, siguiendo el protocolo de monitoreo y seguimiento del agua superficial (IDEAM - INVEMAR 2017). La medición se efectuó por mediante una sonda multiparamétrica marca HANNA modelo HI 9829 para la medición del pH, temperatura, turbidez, oxígeno disuelto (OD) y conductividad eléctrica (CE) cuyos resultados se presentan en la Tabla 2.

De manera simultánea se realizó la georreferenciación y la medición de la batimetría mediante los equipos GPS y Ecosonda Garmin echoMAP 73sv respectivamente. Cabe mencionar que este procedimiento es ajeno al desarrollo de este informe, es decir, los autores no participaron en la toma de datos en campo. En este proyecto, se tuvo en cuenta la distribución de los puntos de muestreo en consideración a las limitaciones económicas y el difícil acceso en algunas zonas, sin embargo, se mantuvo la representación de la heterogeneidad de la calidad del agua en la zona de estudio puesto que la distribución fue hecha de tal manera que abarcara la mayor superficie posible de las ciénagas.

5.3. PROCESAMIENTO DE IMAGEN SATELITAL

Como insumo principal fueron descargadas las imágenes espectrales (bandas 1- 7) capturadas por el satélite Landsat 8 del sensor Operational Land Imager (OLI) con nivel 2 de procesamiento y las bandas 10 y 11 con nivel 1 de procesamiento capturadas por el sensor Thermal InfraRed Sensor (TIRS) desde la plataforma USGS (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) para el día más cercano posible en que fue realizada la campaña de monitoreo in situ, correspondiente a dos días previos a la toma de datos; es decir, el 3 de febrero de 2021. Esto con el fin de que la imagen sirva para la extracción del contorno del espejo de agua y como referencia para la generación de las ecuaciones modelo.

Adicionalmente fueron descargadas las imágenes disponibles que abarca una parte de la temporada seca del año 2021 correspondientes a las fechas del 01 de enero y 28 de febrero para la observación de la variación espacial de los parámetros ambientales una vez aplicados los modelos matemáticos.

Para la delimitación de la superficie del conjunto de ciénagas Guartinaja, Momil y Sapal fue aplicado el índice diferencial de agua normalizado (NDWI) definido por la Ecuación 2 en el software ArcGIS Pro empleando la calculadora ráster. Dicho índice fue planteado por McFeeters en 1996 y se basa en la alta capacidad de absorción y baja radiación que refleja el agua en longitudes de onda dentro del espectro visible e infrarrojo, haciendo uso de las bandas espectrales GREEN (Verde visible) y NIR (Infrarrojo cercano), pues más allá de esta última, el agua no refleja luz considerable (Kumar Taloor et al. 2021).

Ecuación 2. Índice diferencial de agua normalizado - NDWI.

$$NDWI = (GREEN - NIR) / (GREEN + NIR) \quad (2)$$

De esta manera, la reflectancia de las masas de agua destaca considerablemente frente a la reflectancia del suelo y la vegetación, permitiendo desarrollar procedimientos de análisis con respecto a dinámicas específicas asociadas a parámetros de calidad del agua (Earth Observing System 2022).

5.3. INTERPOLACIÓN Y ANÁLISIS ESPACIAL DE PARÁMETROS DE CALIDAD DEL AGUA

Con la implementación del método Distancia Inversa Ponderada (IDW) se realizó la interpolación de los datos que fueron tomados en campo y se evaluó la precisión del método con las tablas de validación cruzada; esto con el fin de describir el comportamiento por cada parámetro ambiental en las ciénagas junto a un análisis de identificación de zonas con características críticas de calidad del agua.

5.4. EVALUACIÓN ESTADÍSTICA DE VARIABLES DEPENDIENTES E INDEPENDIENTES

Se hizo la extracción de los valores de reflectancia de las bandas utilizadas por cada píxel de la imagen satelital de referencia (3 de febrero) donde se ubicaron los puntos de muestreo, para los cuales se hizo un reescalamiento empleando la Ecuación 3, donde DN_{out} comprendida en valores de 0 a 1 teniendo en cuenta que los valores para imágenes LANDSAT 8 nivel 2 no se encuentran en este rango (USGS 2020).

Ecuación 3. Algoritmo de reescalamiento Min-Max para el modelo (ERDAS 1999).

$$DN_{out} = Min_{out} + \frac{(DN_{in} - Min_{in}) \times (Max_{out} - Min_{out})}{Max_{in} - Min_{in}} \quad (3)$$

Para el caso de las bandas térmicas (10 y 11) fue calculada la temperatura de brillo; es decir, “la existente en el techo de la atmósfera (o en el suelo sin atmósfera) y sin influencia de las características emisivas de las superficies”. Para ello el primer paso consistió en la conversión de los Niveles Digitales (ND) a radiancias por medio de la Ecuación 4, donde L corresponde a la radiancia espectral recibida por el sensor en una banda en $W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$, a_0 y a_1 son los coeficientes de calibración obtenidos de los metadatos por cada banda y ND es el nivel digital del píxel en esa banda (Morales 2010; Sarría 2018).

Ecuación 4. Radiancia espectral.

$$L = a_0 + a_1 \cdot ND \quad (4)$$

Una vez calculada la radiancia (L) por la Ecuación 4, para sensores LANDSAT la temperatura de brillo (T_B) de acuerdo con la inversión de la ecuación de Planck, esta es estimada por la Ecuación 5, la cual fue aplicada teniendo en cuenta que k_1 (en $W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$) y k_2 (en grados K) corresponden a las constantes de calibración de cada banda.

Ecuación 5. Temperatura de brillo.

$$T_B = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L} + 1\right)} \quad (5)$$

Para la construcción de ecuaciones modelo por regresión lineal múltiple (RLM), el método asume que las variables de entrada deben poseer, en primer lugar, una distribución “normal” representada gráficamente por la forma de una campana o también conocida como “campana de Gauss” (USC 2012). Según la prueba Shapiro Wilk para determinar si un conjunto de datos sigue una distribución normal, el p-value debe ser mayor a 0,5 correspondiente al nivel de significancia (Dietrichson 2019), por lo que, en ocasiones, es requerida la transformación de los datos por medio de ajustes matemáticos (USC 2012; García 2016).

De esta manera, los datos de reflectancia de las bandas utilizadas y de temperatura de brillo (variables independientes) en conjunto con los datos de los parámetros de calidad del agua (variables dependientes) presentados en la Tabla 2 para la conductividad eléctrica (CE), oxígeno disuelto (OD), pH, temperatura y turbiedad, fueron organizados en Excel e introducidos en el software *R Studio*, de tal manera que fue evaluada la naturaleza de los datos por medio de prueba de Shapiro-Wilk y en los caso donde no se presentó una distribución normal, se realizó la transformación de los datos por medio del ajuste matemático.

5.5. ESTIMACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS POR PARÁMETRO DE CALIDAD DEL AGUA

Se hizo uso del método de regresión múltiple Stepwise Regression o “Paso Sucesivos” a través del software a MatLab R2022a para la determinación de los modelos estadísticos a partir de la base de datos generada con valores de reflectancia y de los parámetros en campo con una distribución de datos normal; de tal manera que los modelos obtenidos con este método fueron escogidos acorde a los criterios estadísticos correspondientes al error cuadrático medio (RMSE) debiendo ser menor a 0,5; el coeficiente de determinación (R^2) superior a 0,6; p-value menor a 0,05. (Rodríguez Jaume 2001; Carollo Limeres 2012).

El coeficiente de determinación R^2 permitió identificar la bondad del ajuste que presentaron los modelos, de esta manera, mientras más cercano se encontraba este valor a 1, mayor es el nivel de ajuste del modelo. Utilizando la raíz del error cuadrático medio RMSE, se identificó el ajuste que tiene el modelo con relación a los valores medidos en campo con los valores predichos. Por último, tenemos la herramienta que permitió identificar la compatibilidad entre los datos, llamada p-value (Gonzalez 2018; López 2018; Melillanca 2018).

5.6. DIGITALIZACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS

Las ecuaciones modelo fueron introducidas en la calculadora raster del software QGIS empleando las bandas de las imágenes Landsat 8 del 3 de febrero de 2021, siendo la más cercana disponible a la fecha del muestreo en campo del 5 de febrero de 2021, obteniendo así un raster por cada parámetro; dicho procedimiento de digitalización fue repetido con ecuaciones obtenidas hasta encontrar aquellas que abarcara mayor área del cuerpo de agua y que mejor se asociara con el comportamiento natural de los parámetros estudiados. Adicionalmente se comprobó que los datos estimados sobre los puntos de muestreo tuviesen una buena correlación con respecto a los datos in situ, los cuales se ven representados en las gráficas de correlación (figura 9).

Posterior a esto se generó el raster de los modelos de oxígeno disuelto (OD), conductividad eléctrica (CE), pH, turbidez y temperatura para las fechas del 02 de enero y 28 de febrero de 2021 empleando las bandas respectivas; con los mapas ya obtenidos de la distribución de los

parámetros de calidad de agua en las ciénagas fueron comparados con los mapas de interpolación obtenidos en la primera fase.

5.7. VALORACIÓN DE LA CALIDAD DEL AGUA

Se evaluó la calidad del agua con referencia a la normativa citada en la Tabla 1 sobre los límites permisibles de parámetros de calidad del agua para consumo humano y conservación de la vida acuática. Además, se realizó el análisis de la variación de la calidad del agua a través de la temporada seca con la finalidad de identificar la tendencia ya sea en aumento o disminución de los valores de los parámetros asociados a zonas específicas como puntos de interés, y así, fueron correlacionados con actividades de potencial impacto que se presentan en la zona.

6. RESULTADOS Y DISCUSIONES

6.1. DATOS DE CAMPO

Fueron anexados las tablas con las coordenadas y el valor de cada parámetro previamente organizado por ciénagas (Tabla 2), del mes de febrero en formato CSV al programa ArcGIS Pro; de igual manera fueron anexados los shape de las ciénagas de la temporada seca extraídas de imágenes satelitales Landsat 8 de la fecha 3 de febrero de 2021 por medio de la aplicación del NDWI. Así, a partir de estos insumos se empleó la herramienta de interpolación IDW por cada parámetro.

6.2. INTERPOLACIONES Y ANÁLISIS ESPACIAL - TEMPORADA SECA

A partir de los datos presentados en la Tabla 2 por parámetro de calidad del agua se verificó por medio de las tablas de validación cruzada qué tan precisas fueron las interpolaciones desarrolladas con el método IDW.

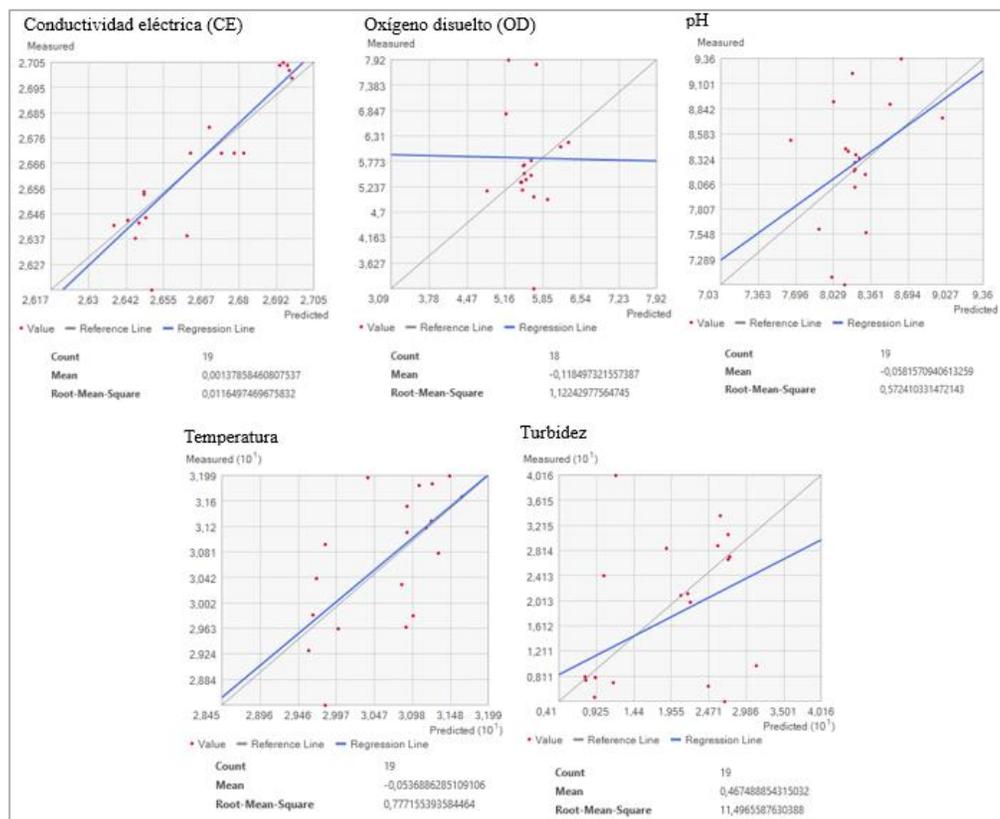


Figura 4. Tablas de validación cruzada para el método IDW.

En la Figura 4 se observa que la predicción de datos de conductividad eléctrica sobre las ciénagas es la más precisa pues es la que más se acerca de un error cuadrado medio de 0,

seguido de este se encuentran el pH, temperatura; mientras que oxígeno disuelto y turbidez son los menos precisos.

6.2.1. Conductividad eléctrica

La interpolación de la conductividad eléctrica en las Ciénagas muestra la proyección entre los valores obtenidos por cada uno de los puntos de monitoreo. En la Figura 5 observamos la variación de dicho parámetro por cada una de las ciénagas: La ciénaga Guartinaja es el humedal con más variación de CE de las tres ciénagas, sus valores van en un rango de 414,33 a 451,78 μ S/cm presentando entre los puntos de monitoreo 5 y 6 (Figura 1) ubicados en la zona media de la ciénaga, los valores más altos de concentración, mientras que, en la zona oeste, entre los puntos de monitoreo 2 y 3, se encuentra la menor de concentración de este parámetro.

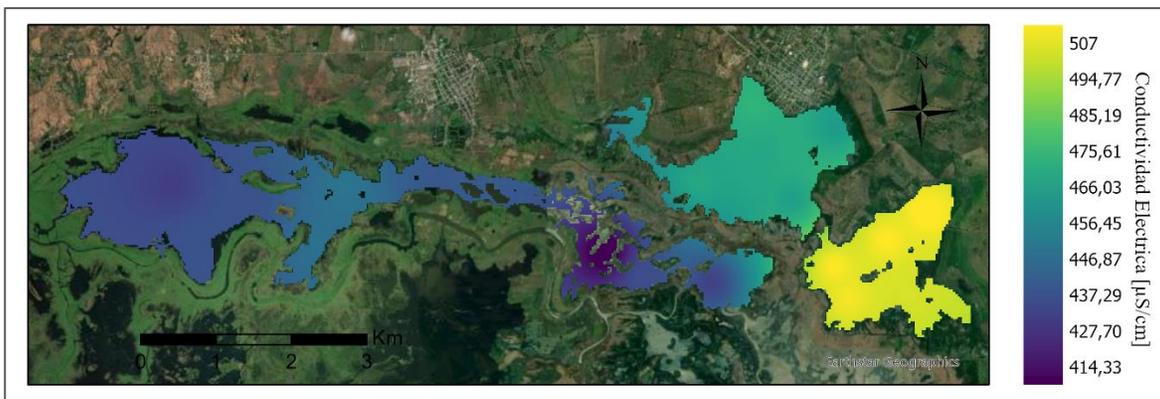


Figura 5. Representación espacial de la conductividad eléctrica (CE).

Por otra parte, la variación en la ciénaga Momil es representado por su color azul a verde, mayormente uniforme, entre un rango de valores de 465 a 474 μ S/cm. Por último, para la ciénaga de Sapal el rango de variación de CE es poco significativo, puesto que es uniforme su distribución, pero presentando los mayores valores de concentración entre las 3 ciénagas con valores promedio de 500 μ S/cm.

6.2.2. Oxígeno disuelto (OD)

El oxígeno disuelto es uno de los parámetros más importantes como indicador del estado de la calidad del agua, puesto que las especies de peces, plantas, entre otros que albergan en los humedales necesitan del oxígeno (IDEAM 2007). Los resultados de la interpolación observados en la Figura 6 nos muestra la distribución del oxígeno disuelto en la ciénaga Guartinaja, con una mayor concentración en los extremos de la ciénaga en los puntos de monitoreo 1 (este) y 8 (oeste) con valores de 7,012 a 7,94 ppm, lo cual es un indicador de un mejor estado de calidad que en aquellas zonas en donde la concentración es menor, tales como en la interpolación alrededor de los puntos de monitoreo 5 y 6 ubicados en el centro-oeste de la ciénaga, alcanzando valores entre 3,09 y 5,15 ppm.



Figura 6. Representación espacial del Oxígeno Disuelto (OD).

En la ciénaga de Momil el OD obtuvo una variación en un rango de 3,99 a 5 ppm, lo cual indica, aunque si bien son valores bajos de oxígeno disuelto en general para toda la ciénaga, no lo son con respecto a los obtenidos en la ciénaga Guartinaja, pues este tiene un espectro de valores más amplio, siendo por tanto este un indicador de menor estado de la calidad del agua. De igual manera, la ciénaga de Sapal si bien, presenta un rango de valores superior a la de Momil, este rango tiene una variación limitada entre 4,18 y 4,62ppm.

6.2.3. pH

Es definida como el logaritmo negativo de la concentración de iones de hidrógeno en una solución y expresa se asocia con el grado de acidez y alcalinidad de la solución (Satyam, N.

2021). Los resultados del pH evidenciados en la Figura 7, varían en la escala con valores neutros desde 7,0 hasta valores más básicos alcanzando así los 9,4. Los resultados de la interpolación muestran que para los puntos de monitoreo ubicados en la ciénaga de Momil los valores de pH fueron los más bajos. En la ciénaga Guartinaja la interpolación nos mostró que en los alrededores del punto de monitoreo 6 los valores de pH estuvieron por debajo de 7,8 y a medida que nos alejamos de este los valores incrementan de manera gradual siendo que para la parte este de la ciénaga los valores fueron los más altos de la zona alcanzando a estar en el rango más alto de pH dentro de los valores cercanos a los 9,4.

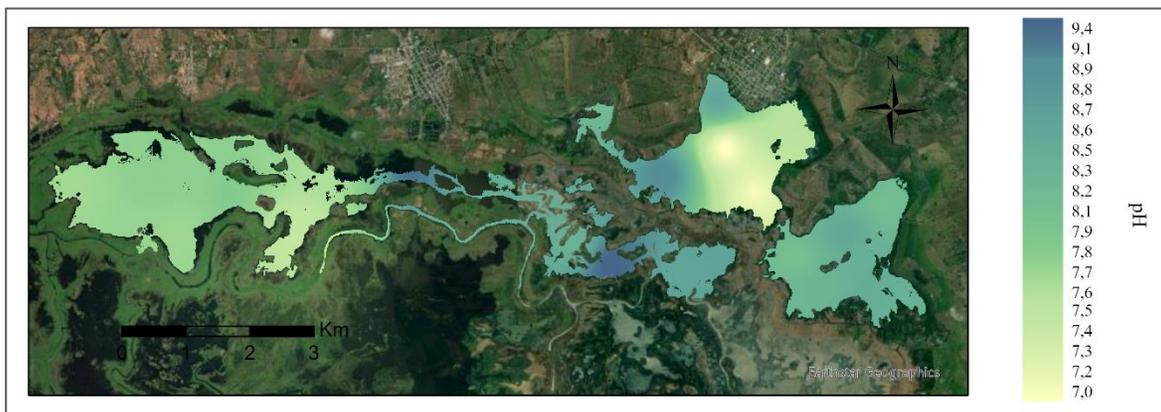


Figura 7. Representación espacial del pH.

En la ciénaga de Sapal los valores de pH se encuentran entre los 8,2 y los 8,5, lo cual indica niveles más altos en comparación a los encontrados en la ciénaga Momil. Todo esto muestra que los valores de pH para la ciénaga de Momil y Sapal no cambian mucho en comparación a los de Guartinaja en donde se ve un rango un poco más amplio de valores.

6.2.4. Temperatura

La temperatura de la ciénaga Guartinaja es la que presenta una mayor variación, que, según los resultados de la interpolación, se puede evidenciar que desde la zona central de color azul y a medida que nos alejamos de este, ya sea hacia dirección este u oeste de la ciénaga los valores tienden a aumentar de manera gradual, siendo que, para la zona Este donde se encuentran los puntos de medición 1, 2 y 3 (Figura 1) se evidencian los valores más altos de temperatura.

En el caso de la ciénaga Momil en las zonas cercanas a los puntos 1 y 3 (norte y oeste de la ciénaga respectivamente), se presenta el rango más alto de temperatura y a medida que nos enfocamos en la zona centro-sureste la temperatura disminuye hasta no menos de los 29,4 °C. Y por último en la ciénaga de Sapal es en donde se presenta una menor variación en la temperatura, encontrando de esta manera valores mínimos de 30 °C, siendo la zona suroeste la que menor valores de temperatura podemos obtener. Estos valores los podemos evidenciar en la Figura 8.

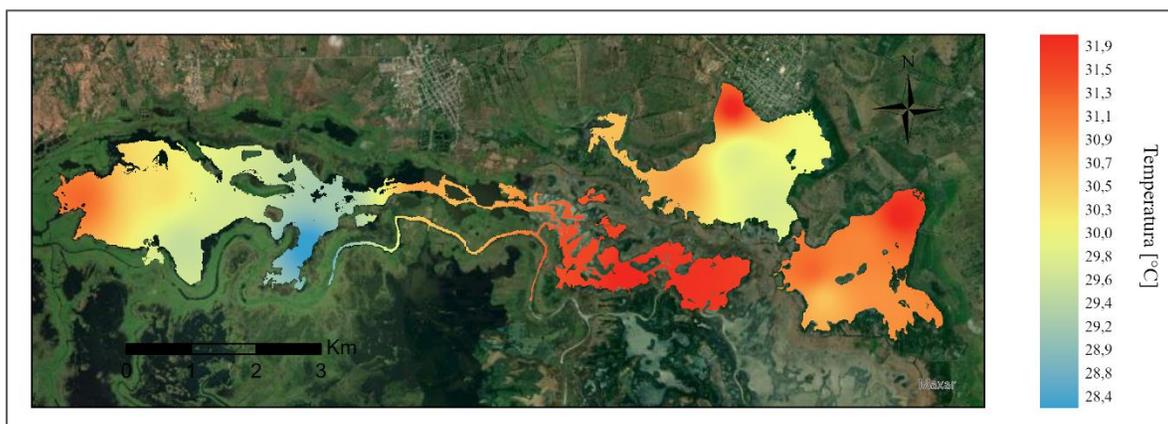


Figura 8. Representación espacial de la Temperatura.

6.2.5. Turbidez

La turbiedad es un parámetro asociado al contenido de partículas en suspensión en el agua y por tanto es un indicador físico fundamental para evaluar la calidad del agua; es así como en los resultados de la interpolación (Figura 9) aquellas zonas con mayores niveles de turbiedad son representados espacialmente por una tonalidad amarillo pálido, mientras que las zonas con menor turbiedad con tonalidad rojiza, siendo para el caso de la ciénaga Guartinaja los puntos de monitoreo 1, 5, 6 y 7 (presentados en la Figura 1) las zonas de menor turbiedad, entre las tres ciénagas, en un rango de 4,1 a 12,7 FNU y el punto de monitoreo 10 la zona con los valores más significativos de la ciénaga entre 40 a 55,6 FNU.

Por otra parte, las ciénagas de Momil presentan valores menores que alcanzan los 7,3 FNU, sin embargo, el rango más predominante en la ciénaga está entre 15,5 y 23,6 FNU; mientras que la ciénaga Sapal presentó valores a lo largo de todo el espejo de agua variaciones poco significativas, manteniéndose en rangos de 29 a 34,5 FNU.

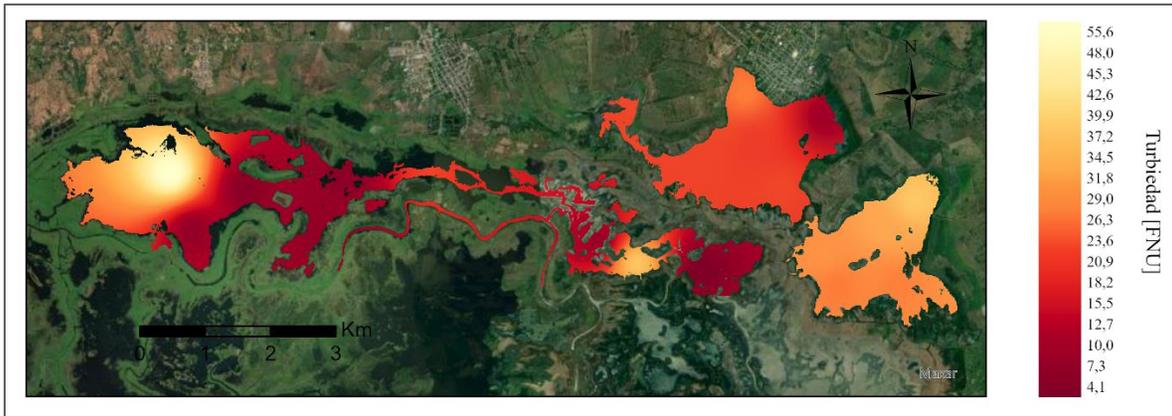


Figura 9. Representación espacial de la turbidez.

6.3. MODELOS DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE CALIDAD DEL AGUA

Las tablas presentadas a continuación contienen múltiples opciones de modelos de estimación por cada parámetro de calidad del agua, incluyendo en primer lugar aquellas escogidas para la digitalización presentadas en la sección 6.4. De igual manera, en la figura 10 se observa la correlación entre los datos in situ y los estimados por cada parámetro.

Dichos modelos son el resultado de la mejor relación posible entre los valores in situ del 5 de febrero de 2021 y los valores de reflectancia de las imágenes espectrales y termales del satélite Landsat 8 del 3 de febrero de 2021.

Tabla 4. Modelos de regresión lineal para la estimación de la conductividad eléctrica.

Modelo de regresión lineal	RMSE	R2	p-value
$\begin{aligned} \text{LogCE} = & 2.7574 + 26.7 \cdot \left(\frac{B4^2 \cdot B2}{B3}\right) - 6.2865 \cdot B4^2 \\ & - 3.5144 \cdot \left(\frac{B4 \cdot B2}{B3}\right) - 90.798 \cdot B4^3 \\ & \cdot \left(\frac{B2}{B3}\right)^2 + 13.279 \cdot \left(\frac{B4 \cdot B2}{B3}\right)^2 \end{aligned}$	0,0191	0,64	0,0122
$\begin{aligned} \text{LogCE} = & 2.6736 + 4.3128 \cdot \left(\frac{B4^2 \cdot B2}{B3}\right) - 0.84953 \cdot \left(\frac{B4 \cdot B2}{B3}\right) \\ & + 42.333 \cdot B4^3 \cdot \left(\frac{B2}{B3}\right)^2 - 212.53 \cdot B4^3 \\ & \cdot \left(\frac{B2}{B3}\right)^2 \end{aligned}$	0,0189	0,621	0,00602
$\begin{aligned} \text{LogCE} = & 2.6799 + 10.786 \cdot \left(\frac{B4^2 \cdot B2}{B3}\right) - 1.9421 \cdot B4^2 \\ & - 0.99882 \cdot \frac{B4 \cdot B2}{B3} - 98.392 \cdot \frac{B4^4 \cdot B2}{B3} \end{aligned}$	0,019	0,617	0,00646

Simultáneamente la precisión de los modelos de la Tabla 3 para conductividad eléctrica, de acuerdo con los valores del R^2 es moderado; valores de RMSE satisfactorios por debajo del límite en todos los casos y finalmente por parte de la significancia (p-value) se cumplió en su totalidad la condición. Las bandas que mejor se relacionaron con este parámetro fueron Blue (banda 2), Green (banda 3) y Red (banda 4) encontrándose en un rango de longitud de onda de 0,452 a 0,673 μm .

Si tenemos en cuenta las bandas del satélite Sentinel 2 para la misma área de estudio por Torres-Bejarano et al. (2021), tenemos que conductividad eléctrica (CE) comprende las bandas B3, B5, B7 y B8 que en términos de longitud de onda para el satélite Landsat 8 se traduce en la banda 3. Por otro lado, debido a la estandarización de los datos para una distribución normal, las ecuaciones modelos corresponden al logaritmo de la conductividad eléctrica.

Tabla 5. Modelos de regresión lineal para la estimación del oxígeno disuelto.

Modelo de regresión lineal - OD	RMSE	R2	p-value
$OD^{1/2} = 3.9406 - 28.099 \cdot B4^2 - 0.32123 \cdot \frac{B4}{B2} - 1.08 \times 10^9 \cdot B11 + 32.083 \cdot \frac{B4^3}{B2}$	0,141	0,804	7,38e-05
$OD = 13.956 - 0.26056 \cdot \frac{B4}{B5} - 1.0037 \cdot \frac{B4}{B2} - 5.8839 \times 10^9 \cdot B11 + 0.80915 \cdot \left(\frac{B4}{B2}\right)^2$	0,606	0,835	2.32e-05
$OD = 13.761 - 5.8013 \cdot B2 - 334.97 \cdot B4^2 - 1.9135 \cdot \frac{B4}{B2} - 4.276 \times 10^9 \cdot B11 + 674.73 \cdot B2 \cdot B4^2 + 204.89 \cdot \frac{B4^3}{B2}$	0,542	0,887	4.82e-05

En el caso de oxígeno disuelto (Tabla 4), fueron tomados la raíz cuadrada de los datos in situ para el mejoramiento de la precisión de la ecuación modelo número 1, viéndose reflejado en una reducción significativa del error cuadrado medio (RMSE) a 0,141 con respecto a los valores de 0,542 y 0,606 del resto de las opciones; sin embargo, el R^2 para este parámetro indica una precisión superior al 80% y una significación inferior a 0,05 para todos los casos. Las bandas espectrales que mejor se correlacionan con la variable estimada en este caso son Blue (banda 2) y Red (banda 4), que al compararse con Sentinel 2 para dicho parámetro

coincide en longitud de onda las bandas 4 y 5 (Torres-Bejarano et al. 2021); mientras que, dentro de las bandas termales, la que mejor se relaciona es la banda TIR 2 (banda 11).

La correlación de estas bandas se encuentra soportadas por diversas investigaciones, especialmente en el artículo “*Estimación de parámetros ambientales a partir de imágenes Landsat 8 y mediciones in situ, en Bahía de la Paz, BCS*” por Gonzalez Marquez, L. et al. (2018) con LANDSAT 8 hacen uso de la banda TIR 2 en cuatro (4) de sus ecuaciones modelo para oxígeno disuelto (OD) y adicionalmente, en el artículo “*Remote Sensing of Turbidity in the Tennessee River Using Landsat 8 Satellite*” por (Hossain, et al. 2021) se menciona que la temperatura es una de las influencias más importantes para el oxígeno disuelto por lo que se puede establecer una relación entre esta banda termal y el respectivo parámetro el cual es ópticamente inactivo.

Tabla 6. Modelos de regresión lineal para la estimación del pH.

Modelo de regresión lineal - pH	RMSE	R2	p-value
$pH = 10.454 + 18.352 \cdot B4 - 3.1284 \cdot \frac{B4 - B5}{B4 + B5} - 15.115$ $\cdot \frac{B6}{B2} - 10.2 \cdot \frac{B4 \cdot B2}{B3} + 26.32 \cdot \left(\frac{B6}{B2}\right)^2$	0,432	0,659	0.00874
$pH = 8.9888 + 36.576 \cdot B4^2 - 1.862 \cdot \left(\frac{B4 - B5}{B4 + B5}\right) - 6.2532$ $\cdot \frac{B6}{B2} + 14.757 \cdot \left(\frac{B6}{B2}\right)^2$	0,448	0,605	0.00783

Las ecuaciones modelo de pH (Tabla 5) cumplen con los criterios estadísticos de error cuadrado medio (RMSE), el coeficiente de determinación (R^2) y significancia (p-value) justos para considerarse válidos; sin embargo, en Sentinel se obtuvo un R2 de 0,842 y coincide con la banda 4 en Landsat 8, teniendo en cuenta que las bandas espectrales relacionadas con este parámetro se encuentran entre la banda Red (banda 4) y SWIR 2 (banda 6) en un rango 0,452 a 1,651 μm , que adicionalmente coinciden con las empleadas en investigaciones llevadas a cabo en el Embalse el Guajaro, Atlántico por (Berdugo Muñoz & Reales López 2016); en la Bahía de la Paz, México por (Aviña 2018); en de Playa Colorada Bay, Sinaloa, Mexico por (González M. et al. 2018); en el embalse Owabi, Kumasi – Dhama (Adusei, Y. 2021), en donde la más repetida es la banda Red (banda 4) de Landsat 8.

Tabla 7. Modelos de regresión lineal para la estimación de la Temperatura.

Modelo de regresión lineal	RMSE	R2	p-value
$Temp = 42.602 + 46.462 \cdot B3 + 682 \cdot B5^2 - 2.0284 \cdot \frac{B3}{B6} - 1.157 \times 10^{10} \cdot B11 - 10130 \cdot B3 \cdot B5^2 + 1.3373 \times 10^9 \cdot B11 \cdot \frac{B3}{B6}$	0.576	0.794	0.00144
$Temp = 44.347 - 64.369 \cdot B4 - 475.18 \cdot B5^2 - 0.22484 \cdot \frac{B3}{B6} - 1.1 \times 10^{10} \cdot B11 + 6.8196 \times 10^{10} \cdot B4 \cdot B11$	0.668	0,7	0.00412

Tabla 8. Modelo de regresión lineal para la estimación de la Turbidez.

Modelo de regresión lineal	RMSE	R2	p-value
$LogTurb = 0.19552 + 5.3989 \cdot B4 + 0.38474 \cdot B6/B5$	0,207	0,634	0.000322
$LogTurb = 0.19072 + 5.0322 \cdot B3 + 0.34526 \cdot B6/B5$	0.212	0.614	0.000494

Finalmente, las ecuaciones de los parámetros de temperatura (Tabla 6) y turbidez (Tabla 7), además de cumplir con los criterios estadísticos, integran las bandas en el espectro de 0,533 a 1,651 μ m de longitud de onda, pasando desde la banda Green (banda 3) a la banda SWIR 1 (banda 6); adicionalmente, el modelo de temperatura integra la banda termal TIR 2 (banda 11) tal como fue empleada por Berdugo Muñoz & Reales López (2016) en sus respectivos modelos de temperatura. Por otro lado, al comparar con las ecuaciones obtenidas para temperatura por Torres-Bejarano et al. (2021), las bandas que se relacionan de manera homóloga con Landsat 8 son las bandas de la 2 a la 7, mientras que para turbidez son las bandas 2, 6 y 7.

6.4. MODELOS DIGITALES

De las ecuaciones presentadas anteriormente, en la Tabla 8 se presentan a modo de resumen aquellas ecuaciones que obtuvieron mejores resultados de RMSE, R2 y p-value y de los cuales se presentan los diagrama de dispersión y correlación entre los valores medidos in situ y estimados de los parámetros de calidad del agua en la Figura 9, de tal manera que a partir de estos fueron generados los modelos digitales por cada parámetro para las fechas para las fechas 02 de enero, 03 y del 28 de febrero del año 2021.

Tabla 9. Modelos de regresión lineal empleados.

Modelos de regression lineal	RMSE	R ²	p-value
$\begin{aligned} \text{LogCE} = & 2.7574 + 26.7 \cdot \left(\frac{B4^2 \cdot B2}{B3}\right) - 6.2865 \cdot B4^2 \\ & - 3.5144 \cdot \left(\frac{B4 \cdot B2}{B3}\right) - 90.798 \cdot B4^3 \\ & \cdot \left(\frac{B2}{B3}\right)^2 + 13.279 \cdot \left(\frac{B4 \cdot B2}{B3}\right)^2 \end{aligned}$	0.0191	0,64	0,0122
$\begin{aligned} \sqrt{DO} = & 3.9406 - 28.099(B4)^2 - 0.32123\left(\frac{B4}{B2}\right) - 1.08(10)^9 \\ & \cdot (B11) + 32.083\left(\frac{B4^3}{B2}\right) \end{aligned}$	0.141	0.804	7.38e-05
$\begin{aligned} \text{pH} = & 10.454 + 18.352(B4) - 3.1284\left(\frac{B4 - B5}{B4 + B5}\right) \\ & - 15.115\left(\frac{B6}{B2}\right) - 10.2\left(\frac{B4 \cdot B2}{B3}\right) \\ & + 26.32\left(\frac{B6}{B2}\right)^2 \end{aligned}$	0.432	0.660	0.00874
$\begin{aligned} \text{Temp} = & 42.602 + 46.462(B3) + 682(B5)^2 - 2.0284\left(\frac{B3}{B6}\right) \\ & - 1.157(10)^{10} \cdot (B11) - 10130(B3) \\ & \cdot (B5)^2 + 1.3373(10)^9 \cdot \frac{B11 \cdot B3}{B6} \end{aligned}$	0.576	0.794	0.00144
$\text{LogTurb} = 0.19552 + 5.3989(B4) + 0.38474\left(\frac{B6}{B5}\right)$	0.207	0.634	0.000322

Cabe destacar que en el presente trabajo se realizaron modelos teniendo una imagen de referencia correspondiente al 3 de febrero de 2021, cuyos modelos fueron extrapolados a las 2 fechas contiguas del 2 de enero y 28 de febrero del mismo año. Así mismo Torres-Bejarano et al. (2021), para el área de estudio comprendida en la Ciénaga Grande del Bajo Sinú, utilizaron como imagen de referencia del satélite Sentinel 2 la fecha del 13 de diciembre de

2018 y a partir de dichos modelos realizaron la predicción para el 17 de enero de 2019. Por otro lado, Aviña (2018) en su investigación en Bahía de la Paz, México generaron modelos matemáticos a partir de una imagen de referencia y fue empleada a través de cada mes transcurrido entre marzo de 2013 y diciembre de 2017 para el cálculo de promedios mensuales de las estimaciones obtenidas.

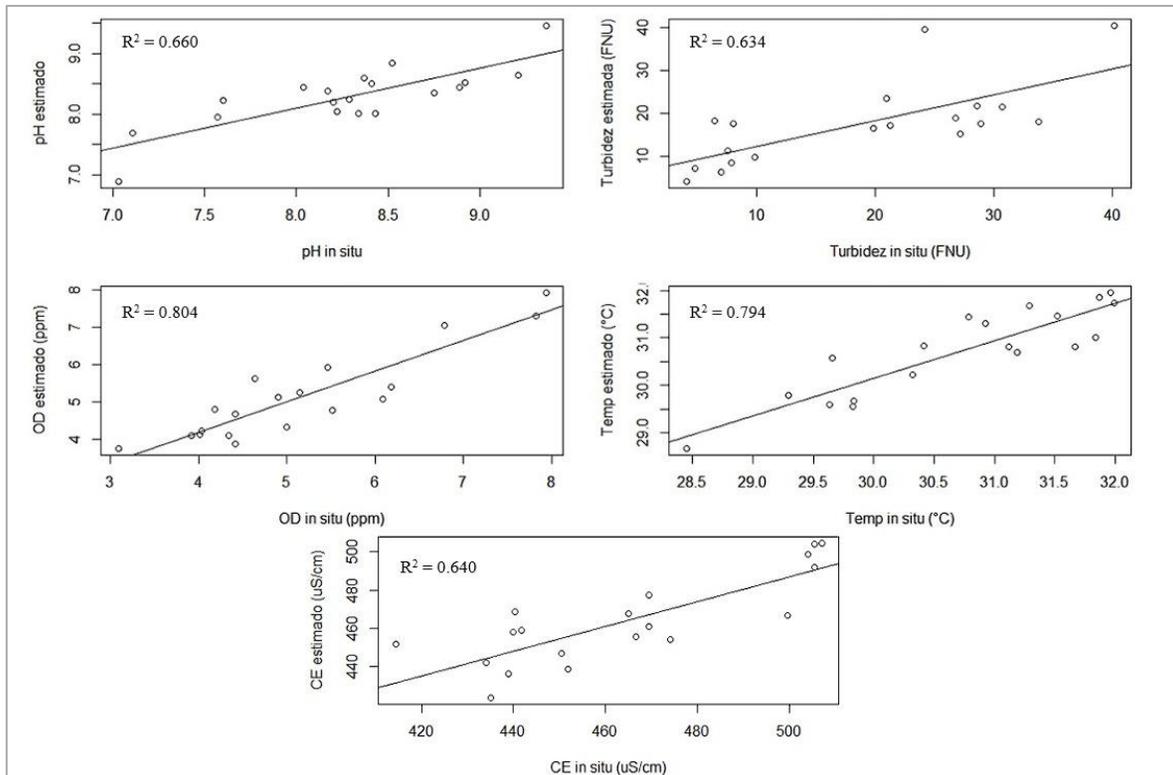


Figura 10. Diagrama de dispersión y correlación entre los valores medidos in situ y estimados de los parámetros de calidad del agua estudiados.

6.4.1. Conductividad Eléctrica (CE)

La conductividad eléctrica para el mes de enero, como se observa en la Figura 11a fue mayor en la Ciénaga Guartinaja en comparación con las otras fechas. Los resultados obtenidos en las Figuras 11b y 11c son similares en cuanto a distribución y concentración, en la ciénaga Momil y Sapal se presentó una concentración homogénea a diferencia de Guartinaja debido a los bajos niveles de conductividad eléctrica en la zona oeste de la ciénaga.

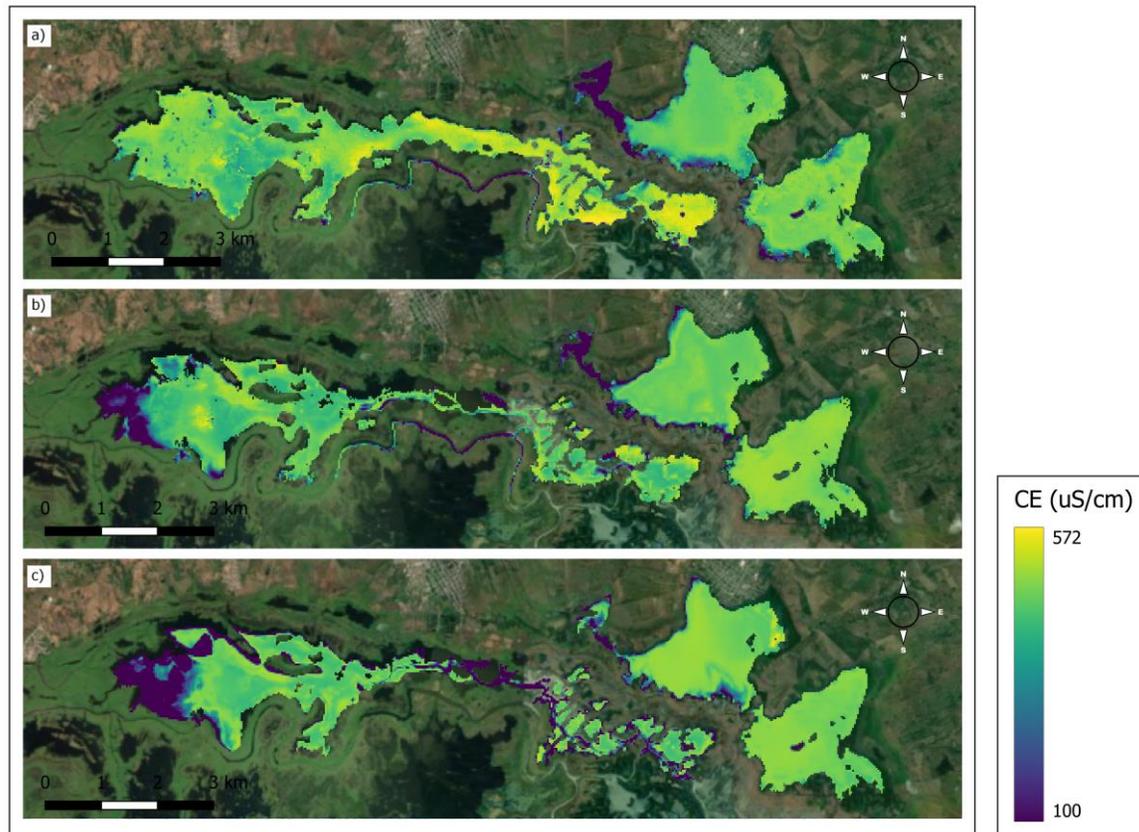


Figura 11. Modelación de la conductividad eléctrica para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.

Este parámetro puede asociarse con la turbidez puesto que este es un indicador de sólidos suspendidos (SST) y coloides, teniendo en cuenta que en donde hay SST también podrían encontrarse sólidos disueltos (SDT) como iones que se asocian a la conductividad (IDEAM 2020). En los resultados notamos una discordancia con este argumento puesto que ocurre el efecto contrario en el este de la ciénaga de Guartinaja y en bordes de la ciénaga de Momil; es decir, se evidenciaron los mayores valores de turbidez en los sitios de menores valores de conductividad. Sin embargo, este comportamiento se encuentra soportado por el estudio “Evaluación de la turbiedad y la conductividad ocurrida en temporada seca y de lluvia en el río Combeima (Ibagué, Colombia)” por Ospina Zuñiga, O. et al. en 2015, en donde se realizó un análisis del comportamiento de ambos parámetros a partir de muestreos de calidad de agua cruda en siete diferentes puntos a lo largo de su cauce y se encontró que no existe una relación directa o una tendencia definida entre la deposición de sedimentos que sí modificaron a la turbidez mas no necesariamente a la conductividad.

6.4.2. Oxígeno Disuelto (OD)

La Figura 12 muestra la distribución del oxígeno disuelto en el cuerpo de agua, este presenta una variación muy evidente entre las 3 fechas estudiadas en el rango de 3,1 y 8,2 ppm. En la Figura 12a la distribución y concentración homogénea del parámetro se presenta específicamente en la ciénaga Guartinaja, mientras que en Momil y Sapal llegan a presentarse altas y bajas concentraciones en las zonas cercanas a las orillas de cada cuerpo de agua.

Esta uniformidad en la distribución del OD también ocurre en la Figura 12c exceptuando la ciénaga de Guartinaja, debido a que, al oeste de esta, se presenta un aumento en la concentración de oxígeno disuelto equiparable al mismo aumento en la Figura 12b, siendo que en esta ocurre una mayor variación en todo el cuerpo de agua.

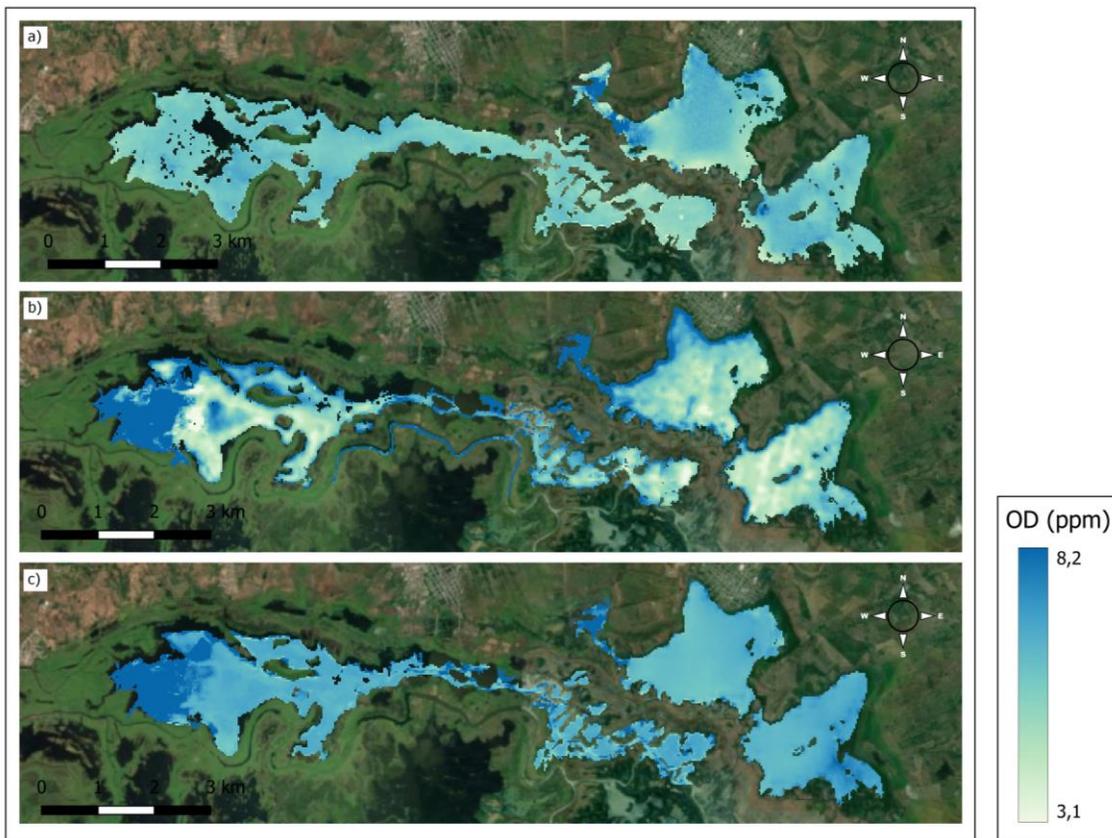


Figura 12. Modelación del Oxígeno Disuelto para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.

El oxígeno disuelto puede aumentar o disminuir de acuerdo con las condiciones del medio; para el caso de las ciénagas del Bajo Sinú, como humedales que cumplen con una función de amortiguación, las aguas que abastecen las ciénagas en temporada de lluvias arrastran sedimentos, materia orgánica y nutrientes que puede generar condiciones anaerobias en los bordes de las ciénagas puesto que aumenta la demanda biológica de oxígeno (DBO) (IDEAM 2013); sin embargo, al tratarse de fechas de la temporada seca, las condiciones aerobias pueden aumentar y favorecer la diversidad de especie de peces, pero se tiene como factor en contra la temperatura, puesto que influye en la capacidad del oxígeno para disolverse, por lo que se puede establecer una relación inversa que se ve evidenciada entre la Figura 12 y la Figura 14 (Cotrino 2020).

6.4.3. pH

El pH en esta investigación se identificó como un parámetro de alta variabilidad espacial y temporal. Teniendo en cuenta la Figura 13b y 13c, en la zona oeste de la ciénaga Guartinaja se mantuvieron altos valores de pH, mientras que las ciénagas Momil y Sapal en gran parte de la superficie se puede evidenciar la tendencia a la neutralidad. Por otro lado, en la Figura 13a la tendencia a valores básicos a neutros estuvo mucho más marcada que en las otras fechas.

El pH de un cuerpo de agua puede aumentar por las descargas del afluente cargadas con altos contenidos de materia orgánica, sólidos suspendidos y compuestos como nitritos, nitratos, fosfatos y compuestos amoniacales, que entran en descomposición por las bacterias haciendo uso del oxígeno disuelto, razón por lo que este último disminuye y aumenta la DBO; este proceso puede ocasionar el aumento del pH, siendo el oxígeno disuelto uno de los factores que definen su dinámica en modelos de regresión múltiple generados para evaluar factores de alteración del pH del agua del río Chimbo ubicado en la provincia de Bolívar en Ecuador por García, S. et al. en 2019.

De acuerdo con los resultados, la relación que mantienen el oxígeno disuelto (Figura 12) y el pH (Figura 13) no es necesariamente inversamente proporcional, aunque en algunas zonas sí se presenta este comportamiento en zonas de borde no se puede establecer una relación estrecha a diferencia de la relación inversamente proporcional con respecto a la temperatura (Figura 14).

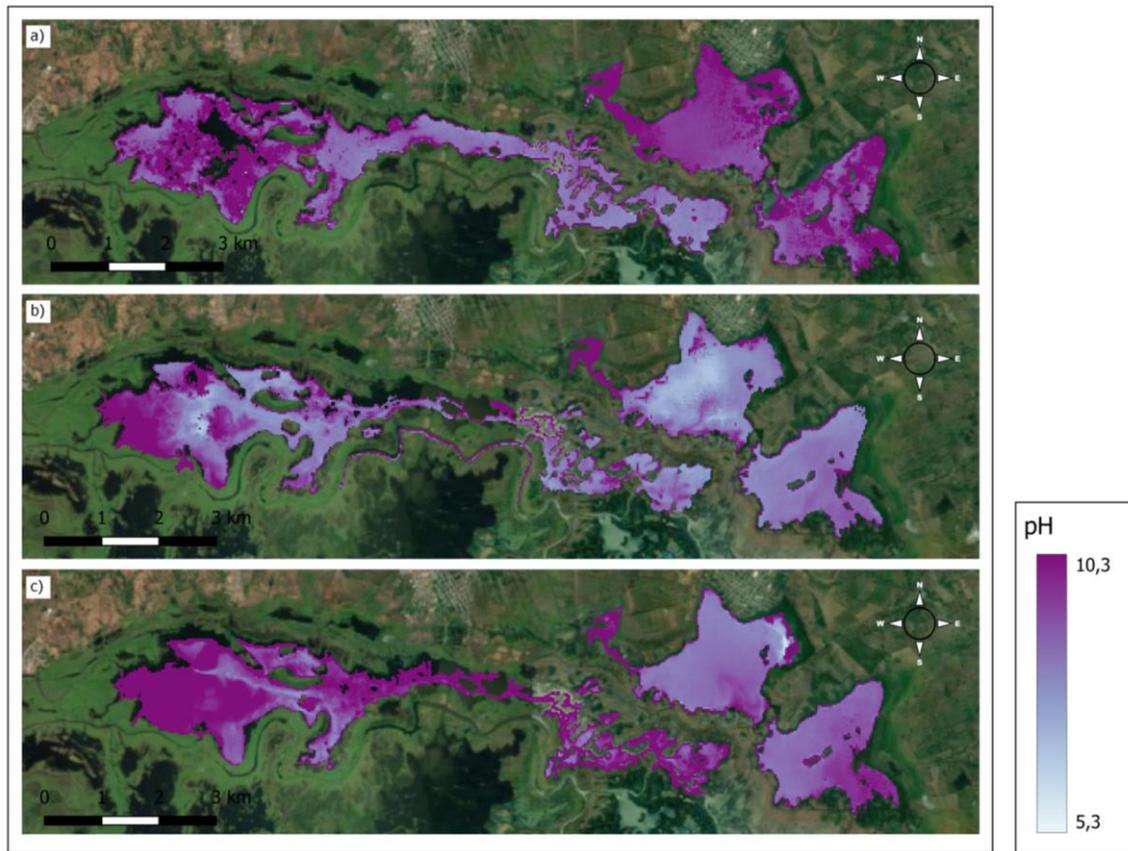


Figura 13. Modelación del pH para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.

En su estudio Aviña (2018) encontró valores altos de pH durante meses con temporadas frías (enero-junio) y valores bajos en los meses de agosto-noviembre soportándose en que la temperatura afecta la constante de disociación del agua y produce cambios en la concentración relativa de los iones de hidronio e hidroxilo, además de haberse encontrado una alta relación entre ambos parámetros en un estudio de la costa oeste de Baja California (Hernández-Ayón, J. 2003).

6.4.4. Temperatura

Los resultados indican que los valores más altos de temperatura se observan en la Figura 14b, pocas son las zonas de baja temperatura, más específicamente la zona cercana al borde oeste de la ciénaga Guartinaja. En contraste, la Figura 14a y 14c hubo una disminución en la temperatura siendo evidente un mayor porcentaje de zonas con bajas temperaturas cercanas a los 23°C. La temperatura mide la energía cinética media de las moléculas de agua y

representa uno de los factores más influyentes en la dinámica de varios parámetros de calidad de agua como el oxígeno disuelto y pH debido a que promueve el crecimiento y proliferación de microorganismos, así como el proceso de fotosíntesis de la vegetación acuática (Villa 2020).

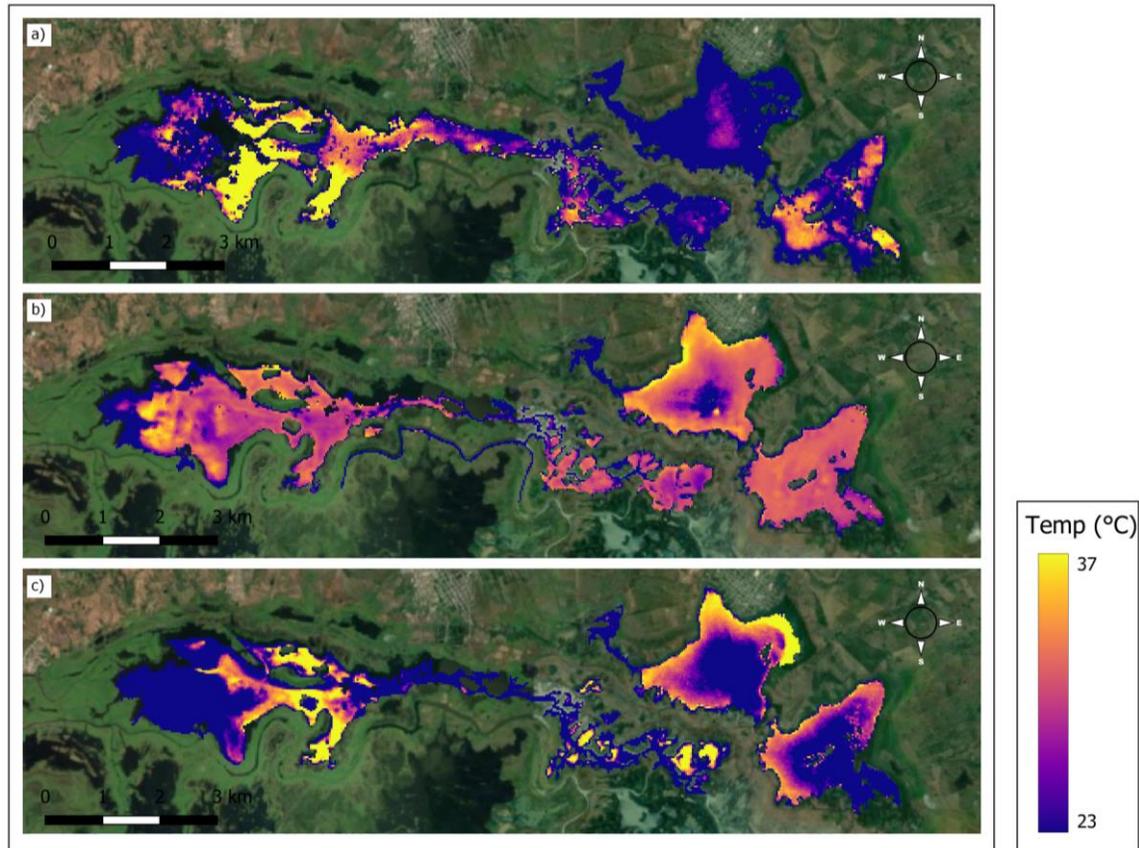


Figura 14. Modelación de la Temperatura para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.

6.4.5. Turbidez

Un parámetro ambiental que es utilizado de manera frecuente como indicador de calidad de agua es la turbidez, ya que esta se basa en la cantidad de luz que es dispersada por las partículas suspendidas en una columna de agua. Los valores más altos de turbidez se alcanzaron en la zona oeste de la ciénaga Guartinaja para las fechas de febrero en la Figura 15b y 15c. En las orillas de la ciénaga Momil también se presentan valores altos de turbidez alrededor de los 65,5 FNU que con el paso del tiempo se vio reducido como se muestra en la Figura 15. Es destacable en la Figura 15a que en la ciénaga Guartinaja, a diferencia de las

otras fechas, no se presenta estos elevados niveles de turbidez caso contrario de lo que sucede en la ciénaga Momil.

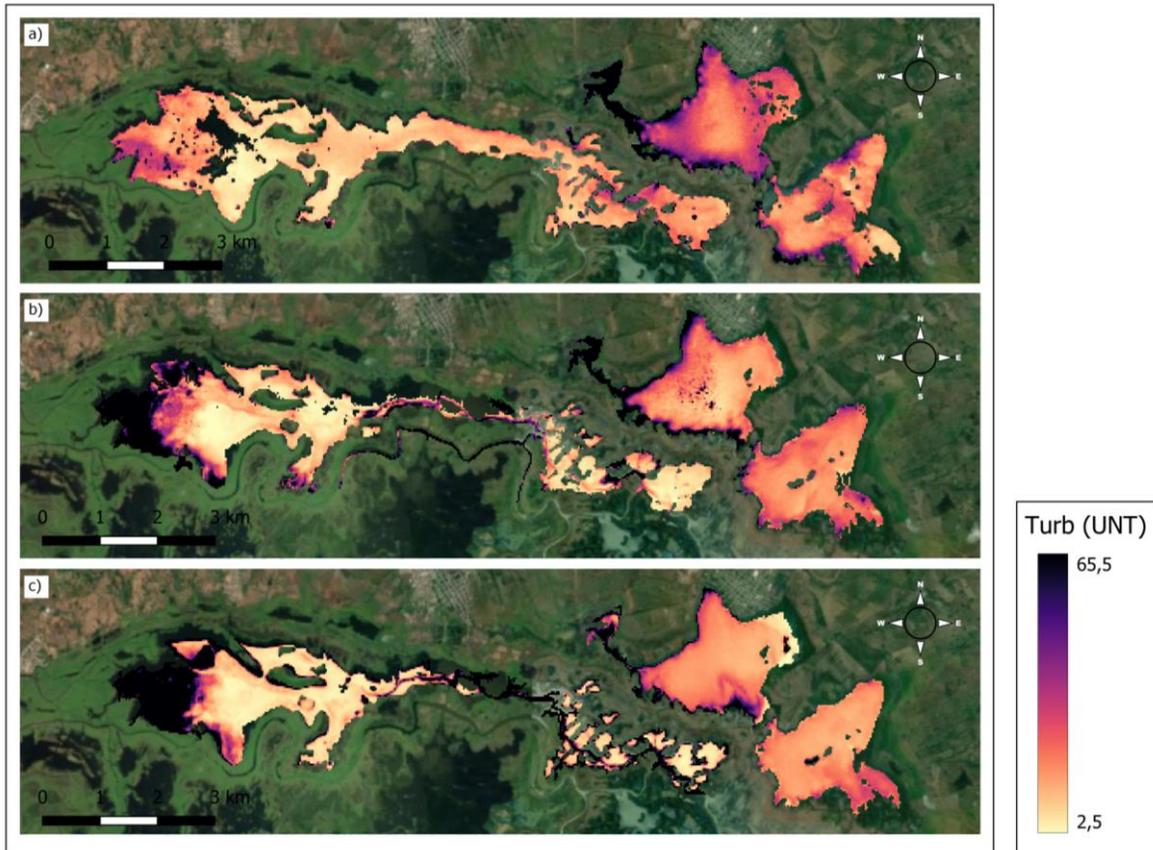


Figura 15. Modelación de la Turbidez para las fechas 02 de enero (a), 03 de febrero (b) y del 28 de febrero (c) del año 2021.

Teniendo en cuenta que la turbiedad se encuentra asociada con la materia orgánica e inorgánica, entre otras partículas tales como el limo, microorganismos, plancton o carbonato, si bien estas tienen la capacidad de absorber la luz, el factor óptico no mantiene una correlación significativa entre los sólidos suspendidos y la turbiedad, puesto que depende de las características ópticas de reflectancia de las partículas no definen la concentración o gravedad específica (Salas 2019). El aumento de la turbidez en zonas de borde puede deberse especialmente a la deposición de sedimentos que el afluente arrastra hacia el conjunto de ciénagas.

6.5. NORMATIVIDAD DE LA CALIDAD DEL AGUA DE ACUERDO CON EL USO

6.5.1. Consumo humano

En Colombia la regulación sobre los rangos deseables o límites máximos permisibles de parámetros de calidad del para cuerpos de agua superficiales de acuerdo con el uso es limitada. El Reglamento Técnico para el Sector de Agua Potable y Saneamiento Básico (RAS) sobre la resolución 1096 del 2000 (Ministerio de Desarrollo Económico 2000), establecen rangos o límites aceptables, el oxígeno disuelto entre ellos, para fuentes de agua superficiales o subterráneas como base para la aplicación de procesos de tratamiento mínimos para la potabilización del agua para consumo humano; así mismo, la resolución 2115 de 2007 por el Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial (MAVDT) establece las características físicas para consumo humano tales como la conductividad, pH y turbiedad.

Por último, para el caso de Temperatura no existe una regulación nacional definida, sin embargo, en Perú se establecen los Estándares de Calidad Ambiental, definiendo que, para las aguas superficiales destinadas a la producción de agua potable, la temperatura del agua debe encontrarse en un rango de variación de 3°C más o menos con respecto al promedio del cuerpo de agua en específico (MINAM 2017). Dichas regulaciones se encuentran establecidas en la Tabla 9.

Tabla 10. Estándares de calidad del agua para consumo humano.

Parámetro	Mínimo deseable	Límite máximo permisible	Organización
OD (ppm)	≥ 4		RAS
CE ($\mu\text{S}/\text{cm}$)		1000	MAVDT
pH	6,5 -9,0	-	MAVDT
Temperatura ($^{\circ}\text{C}$)	$\Delta 3$		ECA – Perú
Turbiedad (FNU)		2	MAVDT

A partir de la Tabla 9 sobre los estándares de calidad del agua para consumo humano, podemos inferir que, de los modelos digitales generados en diferentes fechas de la temporada seca del año 2021, tenemos que:

El oxígeno disuelto (OD) se mantiene por encima del mínimo deseable en la totalidad de las ciénagas, exceptuando para la fecha del 5 febrero en la zona centro-este y en el extremo

oeste de la ciénaga Guartinaja; en el sur y centro de la ciénaga Momil y en la zona oeste de la ciénaga Sapal.

Para conductividad eléctrica, los valores máximos alcanzan los $572\mu\text{S}/\text{cm}$, muy por debajo del límite de $1000\mu\text{S}/\text{cm}$ por lo que cumple con la resolución 2115 de 2007.

En el caso del pH, para las tres fechas existen zonas que no cumplen y que tienden al estado de pH básico por encima de 9 en el caso de la ciénaga Guartinaja, acentuándose en la fecha del 28 de febrero, mientras para Momil y Sapal pasan de no cumplir en la fecha del 3 de enero con pH's por debajo de 6,5 en la mayoría del espejo de agua a cumplir para la fecha del 5 de febrero para luego decaer por las zonas sur en Momil y este en Sapal alcanzado el 28 de febrero.

De la temperatura, se tuvo en cuenta que de acuerdo con el artículo "*Crecimiento y mortalidad de la Cachana (Cynopotamus atratoensis) en la ciénaga Grande de Lorica, Colombia*" por Olaya Nieto, et al. (2015) la temperatura media anual en la zona de estudio es de 28°C , por lo que el rango para consumo humano debe encontrarse entre 25 y 31°C . De esta manera, tenemos que este rango se cumplió para las zonas centrales de cada ciénaga.

La turbidez no cumplió con las condiciones mínimas para consumo humano en las tres ciénagas y las tres fechas, puesto que se encuentra muy por encima del límite de 2 UNT, alcanzando valores de hasta 65,5 UNT.

6.5.2. Vida Acuática

A nivel nacional no se encuentra definido límites máximos permisibles para parámetros de calidad del agua, sin embargo, a nivel internacional existen las "*Canadian Water Quality Guidelines for the Protection of Aquatic Life - CCME*" que por sus siglas en inglés son las directrices canadienses sobre la calidad del agua para la protección de la vida acuática, considerando los ciclos de vida y etapas de vida más sensibles a largo plazo con respecto a las afectaciones de origen antropogénico (CCME 2021); dentro de los tipos de cuerpos agua, aquellos de agua dulce tales como los humedales, poseen disposiciones para los parámetros de oxígeno disuelto y turbiedad

Por otra parte, los Estándares de Calidad del Agua de Perú para la conservación del ambiente acuático en agua dulce, como lagunas y lagos, presenta entre los parámetros fisicoquímicos enlistados, a la Conductividad Eléctrica, pH y Temperatura (MINAM 2017). En la Tabla 10 se encuentran los estándares de calidad del agua.

Tabla 11. Estándares de calidad del agua para protección de vida acuática.

Parámetro	Mínimo deseable	Límite máximo permisible	Organización
OD min (mg/L)	6 - 5,5		CCME
CE (μ S/cm)		1000	ECA – Perú
pH	6,5 - 9,0		
Temperatura ($^{\circ}$ C)		28	
Turbiedad (FNU)		30 - 60	CCME

Entonces, para la Tabla 10 sobre los estándares de calidad del agua para la protección de la vida acuática, podemos inferir que, de los modelos digitales generados en diferentes fechas de la temporada seca del año 2021, tenemos que:

Los límites para el oxígeno disuelto (OD) son más flexibles en comparación a consumo humano, por lo que se mantiene dentro del rango deseado en la totalidad de las ciénagas a excepción nuevamente de la fecha del 5 febrero sobre las mismas zonas, pero más reducidas.

Para conductividad eléctrica, cumple con la resolución 2115 de 2007 en todas las fechas y ciénagas al tratarse del mismo límite que para consumo humano.

Las condiciones de límite para pH poseen los mismos resultados de vida acuática tanto para consumo humano puesto que el rango según la normativa ECA de Perú es el mismo.

De la temperatura es un parámetro muy variable, sin embargo, para las fechas estudiadas, los valores que sobrepasan los 28° C se concentran en los bordes de las ciénagas. Por lo tanto, podría considerarse que las ciénagas mantienen en gran parte, unas buenas condiciones para la protección de las especies acuáticas que favorecen la retención del oxígeno disuelto como uno de los parámetros más importantes de la calidad del agua y protección de la vida acuática (Kumar, M., & Puri, A. 2012).

Para la turbidez, a diferencia de los límites para consumo humano, se cumple para las tres ciénagas presentar valores por debajo de los 60 UNT, exceptuando las zonas de borde del oeste de la ciénaga Guartinaja y alrededor de ciénaga Momil, cumpliendo en su totalidad para la ciénaga Sapal.

7. CONCLUSIONES

La combinación entre la percepción remota y métodos de regresión lineal múltiple para la estimación de parámetros de calidad del agua a través de modelos matemáticos es un método que resulta útil para el respectivo monitoreo, facilitando la gestión ambiental, social y económica de las ciénagas Guartinaja, Momil y Sapal. Haciendo uso de imágenes satelitales LANDSAT 8 para el desarrollo de la metodología, representó una ventaja, puesto que no requiere de un preprocesamiento para las imágenes nivel 2 ya que vienen integradas y además poseen bandas térmicas que aumentan el número de bandas que se correlacionan con parámetros importantes tales como temperatura y oxígeno disuelto.

Los modelos presentaron una buena correlación entre los valores in situ y los estimados por cada parámetro de calidad del agua para la fecha de la toma de datos en campo correspondiente al 5 de febrero de 2021 representado en la Figura 9, haciendo uso de una imagen satelital LANDSAT 8 del 3 de febrero del mismo año y 19 puntos de muestreo en total, de esta manera, se obtuvieron resultados satisfactorios para los modelos digitales para los parámetros estudiados no sólo en la fecha del 5 de febrero de 2021, sino también para el 03 de enero y 28 de febrero. Por otro lado, las condiciones de nubosidad que cubren el área de estudio limitan la aplicación de los modelos matemáticos, alterando o impidiendo que los resultados se generen.

Aunque si bien las interpolaciones por métodos como el de Distancia Inversa Ponderada (IDW) son una herramienta, que como los modelos generados, permiten conocer el estado de calidad del agua a través de puntos de muestreo de parámetros, los modelos al ser digitalizados a partir de imágenes satelitales nos brindan información más detallada de la distribución de los parámetros en sí, de tal manera que mejora la calidad de información para la identificación de zonas particulares y de interés en donde pueden presentarse procesos de contaminación que afecten las dinámicas ecosistémicas o la calidad de vida de habitantes aledaños.

De esta manera, los modelos desarrollados a partir de estas imágenes satelitales nos ayudan a entender los diferentes procesos físicos, químicos y biológicos que ocurren en la zona de estudio, contribuyendo así a la prevención de aportes negativos de origen antrópico. La

valoración de la calidad del agua por medio de la regulación nacional e internacional según el uso ya sea para consumo humano o para la protección de la vida acuática, las ciénagas poseen las condiciones adecuadas o suficientes para la preservación de las dinámicas de las especies acuáticas, exceptuando zonas en específico para el pH, mientras que, para consumo humano, el agua no cumplió para los parámetros de oxígeno disuelto, pH, turbidez y temperatura en zonas de borde.

8. RECOMENDACIONES

Aumentar el número de puntos de muestreo para aumentar la precisión de los modelos digitales generados que permitan una comparación entre los datos in situ y los estimados, mejorando por tanto en la correlación entre estos. Así mismo, dada la limitación con respecto a las nubes, es recomendable aumentar las campañas de monitoreo, sobre todo en zonas tropicales en donde hay mayor nubosidad.

La toma de datos in situ para fechas lo más cercana posible a 5 de febrero permitirá que para futuras investigaciones se pueda realizar la validación de los modelos presentados puesto que las campañas de monitoreo más cercanas en términos de temporada seca fueron realizadas el 13 de diciembre de 2018 planificada con el paso del Satélite Sentinel 2, por lo que no se encontraba disponible para LANDSAT 8, además que, de acuerdo con el boletín N°248 del IDEAM del año 2022 las condiciones hidrometeorológicas en el departamento de Córdoba por el fenómeno de La Niña no permitieron la obtención de imágenes despejadas de nubosidad en el área de estudio (CVS 2022).

Es importante, por tanto, coincidir las fechas de campaña de monitoreo con la fecha en que el satélite atravesase por la zona para disminuir el margen de error, puesto que los valores de reflectancia extraídos de los puntos de monitoreo deberían ser del mismo día de la toma de datos, pues variación al paso de los días disminuye la correlación entre los datos in situ y los valores de reflectancia, aumentando la dificultad para generar modelos de alta precisión.

9. BIBLIOGRAFÍA

Adusei, Y. Y., Quaye-Ballard, J., Adjaottor, A. A., & Mensah, A. A. (2021). Spatial prediction and mapping of water quality of owabi reservoir from satellite imageries and machine learning models. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 24(3, Part 2), 825-833. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2021.06.006>

Amat, J. (2017, July). Introducción a la Regresión Lineal Múltiple. *cienciadedatos.net*. Retrieved September 8, 2022, from https://www.cienciadedatos.net/documentos/25_regresion_lineal_multiple

Alonso, D. (2019, mayo 15). Combinación de bandas en imágenes de satélite Landsat y Sentinel. *MappingGIS*. Retrieved January 7, 2022, from <https://mappinggis.com/2019/05/combinaciones-de-bandas-en-imagenes-de-satelite-landsat-y-sentinel/>

Arteaga Hernández, F. A., & Rodríguez Ibarra, D. A. (2019). Determinación de la calidad del agua en las ciénagas Guatinaja, Momil y Sopal en el Complejo Cenagajoso del Bajo Sinú usando imágenes satelitales Sentinel 2. [Trabajo de grado Pregrado, Universidad de Córdoba].

Ariza, A. (2013). Descripción y Corrección de Productos Landsat 8 (LDCM). *IGAC*. <https://www.un-spider.org/sites/default/files/LDCM-L8.R1.pdf>

Atencia Vergara, V. A., Contreras Chavez, J. J., & Verguera Herrera, D. M. (2008). Estudio Multiespectral de imágenes satelitales con fines de delimitación del complejo del Bajo San Jorge marge izquierdo (B3) y diagnóstico de zonas intervenidas antrópicamente (agricultura y ganadería). Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Agrícola, Universidad de Sucre.

<https://repositorio.unisucre.edu.co/bitstream/handle/001/935/T333.91814%20A864.pdf;jsessionid=CFED1EDCFE7F6D8E30826F4114195953?sequence=1>

Barrero Lancheros, M. (2015). Evaluación de la calidad del agua en el humedal La Conejera, Localidad 11 de Suba. Bogotá DC.: Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Barsi, J. A., Schott, J. R., Hook, S. J., Raqueno, N. G., Markham, B. L., & Radocinski, R. G. (2014). Landsat-8 Thermal Infrared Sensor (TIRS) Vicarious Radiometric Calibration. *Remote Sens*, 6(11), 11607-11626. <https://doi.org/10.3390/rs61111607>

Berdugo Muñoz, A. G., & Reales López, G. J. (2016). Análisis multiespectral de imágenes satelitales para evaluar variaciones espacio - temporales en la calidad del agua del Embalse El Guájaro, Atlántico. Universidad de la Costa. <https://repositorio.cuc.edu.co/bitstream/handle/11323/325/1.042.448.544-1.043.874.467.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Boletín de Prensa Instituto Humboldt. (2021, February 2). Humedales: un tesoro anfibio que sobrevive en el 26 por ciento de Colombia. Instituto Humboldt. Retrieved November 25, 2021, from <http://www.humboldt.org.co/es/boletines-y-comunicados/item/1593-humedales-un-tesoro-anfibio-que-sobrevive-en-el-26-por-ciento-de-colombia>

Boston University School of Public Health. (2013, January 17). Multiple Linear Regression Analysis. SPH. Retrieved September 8, 2022, from https://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/mph-modules/bs/bs704_multivariable/bs704_multivariable7.html

Briceño, I., Briceño, W., San Miguel, D., & Ramos, S. (2018). Determinación de calidad de agua en el Lago Vichuquén, con imágenes de satélite Landsat 8, sensor OLI, año 2016, Chile. *Asociación Española de Teledetección*, 52. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.10126>

Burgos Doria, R. (2015). Significado de valor cultural, natural y ambiental del humedal Ciénaga Grande del Bajo Sinú para los habitantes de la Vereda Caño Viejo (Lorica – Córdoba – Colombia). Universidad de Manizales.

CAI & ICTS. (2020, Febrero 4). *Arqueometría y Análisis Arqueológico*. Arqueometría y Análisis Arqueológico. Retrieved March 10, 2022, from <https://www.ucm.es/arqueoanalisis/analisis-de-imagen-multiespectral>

Carollo Limeres, M. C. (2012). *Regresión Lineal Simple*. Departamento de estática e investigación operativa - USC. Retrieved March 14, 2022, from

http://eio.usc.es/eipc1/BASE/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP-DPTO/MATERIALES/Mat_50140116_Regr_%20simple_2011_12.pdf

Castillo, E., Ferrer, R., Bayarri, V., & Vaguri, J. (2005). Respuesta espectral del agua ante diferentes concentraciones de sedimentos orgánicos e inorgánicos en la Bahía de Santander. IX Congreso Nacional de Teledetección. Puerto de la Cruz, Tenerife. <http://aet.org.es/congresos/xi/ten39.pdf>

CCME. (15 de march de 2021). Canadian Environmental Quality Guidelines (CEQGs) provide science-based goals for the quality of aquatic and terrestrial ecosystems. Obtenido de Canadian Environmental Quality Guidelines (CEQGs) provide science-based goals for the quality of aquatic and terrestrial ecosystems.: <https://ccme.ca/en/current-activities/canadian-environmental-quality-guidelines>

Corrales Andino, R. E., & Ochoa López, V. L. (2016). Cálculo de reflectancia en imágenes Landsat OLI-8, sobre la región central de Honduras, mediante software libre SEXTANTE. *Ciencias Espaciales*, 9(1).

Cotrino, J. (2020). Análisis de la calidad del agua del humedal Jaboque mediante la identificación de la comunidad fitoplanctónica y las condiciones fisicoquímicas del agua. Universidad Santo Tomás. <https://repository.usta.edu.co/handle/11634/30505>

Coutiño Román, L. (2012). Análisis multitemporal de imágenes satelitales para conocer la calidad del agua en la presa: Valle de Bravo. [*Trabajo de grado Pregrado, Ciudad Universitaria, México D.F.*] <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/bitstream/handle/132.248.52.100/2500/tesis.pdf?sequence=1>

Cruz, M. E. (2017). Determinación de la calidad fisicoquímica del agua del humedal El Juncal y su reconocimiento como ecosistema estratégico dentro de la educación básica primaria. Bogotá DC.: Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano.

CVS. (2011, Junio 12). Acuerdo 174 de 2011 CVS - Corporación Autónoma Regional del Los Valles del Sinú y del San Jorge - Colombia. Redjurista.com. Retrieved November 26,

2021, from https://www.redjurista.com/Documents/acuerdo_174_de_2011_cvs_-_corporacion_autonoma_regional_del_los_valles_del_sinu_y_del_san_jorge.aspx#/

CVS. (2022, Septiembre 6). Predicción climática y evolución de las condiciones del fenómeno de La Niña en el departamento de Córdoba. <https://cvs.gov.co/prediccion-climatica-y-evolucion-de-las-condiciones-del-fenomeno-la-nina-en-el-departamento-de-cordoba/>

Departamento Administrativo de la Función Pública. (9 de mayo de 2007). Decreto 1575. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=30007>

Departamento Administrativo de la Función Pública. (25 de octubre de 2010). Decreto 3930. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=40620>

Departamento Administrativo de la Función Pública. (26 de Junio de 1984). Decreto 1594. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=18617>

Dietrichson, A. (2019). Métodos Cuantitativos. <https://bookdown.org/dietrichson/metodos-cuantitativos/>

Earth Observing System. (2021, June 18). *Bandas Del Landsat 8: Funcionamiento Y Combinaciones*. EOS Data Analytics. Retrieved March 10, 2022, from <https://eos.com/es/blog/bandas-landsat-8/>

Earth Observing System. (2022, Febrero 3). *Índice De Agua De Diferencia Normalizada: Fórmula E Interpretación*. EOS Data Analytics. Retrieved March 14, 2022, from <https://eos.com/es/make-an-analysis/ndwi/>

Eberly College of Science. (2017, August 17). 10.2 - Stepwise Regression | STAT 501. STAT ONLINE. Retrieved September 8, 2022, from <https://online.stat.psu.edu/stat501/lesson/10/10.2>

EPA. (11 de July de 2022). National Aquatic Resource Surveys. Obtenido de National Aquatic Resource Surveys: <https://www.epa.gov/national-aquatic-resource-surveys/indicators-conductivity>

Engebretson, C. (2020). Landsat 8-9 Operational Land Imager (OLI) - Thermal Infrared Sensor (TIRS) Collection 2 Level 2 (L2) Data Format Control Book (DFCB). *Department of the Interior U.S. Geological Survey*. https://d9-wret.s3.us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/atoms/files/LSDS-1328_Landsat8-9-OLI-TIRS-C2-L2-DFCB-v6.pdf

ERDAS. (1999). *Graphical Models Reference*. Atlanta, Georgia.

Espitia Rico, L. M. (2019). Efectos De La Ampliación De Las Fronteras Agropecuarias En El Complejo Cenagoso Del Bajo Sinú Para Los Años 1970-2019. Universidad de Córdoba.

Figueroa Martínez, E. I., Márquez Barraza, O. A., Quiñonez , M., & Alatorre Cejudo, L. C. (2015, October 16). Estimación de parámetros relativos a la calidad del agua mediante percepción remota en la laguna de Bustillos, Chihuahua, méx. Uacj. <http://www3.uacj.mx/CGTI/CDTE/JPM/Documents/SELPER/assets/m008.pdf>

García, A. F. (2016, Septiembre 1). *Ajuste de datos. Regresión*. Matlab - Análisis de datos. Retrieved March 14, 2022, from <http://www.sc.ehu.es/sbweb/fisica3/datos/regresion/regresion.html>

García, S. L., Arguello, A., Parra, R., & Pincay Pilay, M. (2019). Factores que influyen en el pH del agua mediante la aplicación de modelos de regresión lineal. *INNOVA Research Journal*, 4(2), 59-71. <https://doi.org/10.33890/innova.v4.n2.2019.909>

Gómez, J. L., & Dalence, J. S. (2015, December 14). Determinación del parámetro sólidos suspendidos totales mediante imágenes de sensores ópticos en un tramo de la cuenca media del Río Bogotá (Colombia) | UD y la geomática. revista UD. Retrieved January 7, 2022, from <https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/UDGeo/article/view/7943>

González-Márquez, L. C., Torres-Bejarano, F. M., Torregroza-Espinosa, A. C., Hansen-Rodríguez, I. R., & Rodríguez-Gallegos, H. B. (2018). Use of LANDSAT 8 images for depth and water quality assessment of El Guájaro reservoir, Colombia. *Journal of South American Earth Sciences*, Volume 82, Pages 231-238. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2018.01.004>.

Gonzalez Marquez, L, Torres Bejarano, F, Rodriguez Cuevas, C, Torregroza Espinosa, A y Sandoval Romero, J. (2018). Estimation of water quality parameters using landsat 8 images: application to playa Colorada Bay, Sinaloa, Mexico. *Applied Geomatics*.

Gonzalez, L. (23 de noviembre de 2018). Evaluando el error en los modelos de regresión. Obtenido de AprendeIA: <https://aprendeia.com/evaluando-el-error-en-los-modelos-de-regresion/>

Hernández-Ayón, J., Zirino, A., Marinone, S., Canino-Herrera, R., & Galindo-Bect, M. (2003). pH-density relationships in seawater. *Ciencias Marinas*, 29(4), 497–508. <https://doi.org/10.7773/cm.v29i4.166>

Aviña, R. J. (2018). Estimación de parámetros ambientales a partir de imágenes Landsat 8 y mediciones in situ, en Bahía de la Paz, BCS. Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.

Hossain, AKMA, Mathias, C. y Blanton, R. (2021). Remote Sensing of Turbidity in the Tennessee River Using Landsat 8 Satellite Remote Sensing, 13 (18), 3785. MDPI AG. Obtenido de <http://dx.doi.org/10.3390/rs13183785>

Hussein, N. M., & Assaf, M. N. (2020). Multispectral Remote Sensing Utilization for Monitoring Chlorophyll-a Levels in Inland Water Bodies in Jordan. *The Scientific World Journal*, 2020(Hindawi). <https://www.hindawi.com/journals/tswj/2020/5060969/>

IBM. (2021, August 31). Regresión lineal múltiple. <https://www.ibm.com/docs/es/cognos-analytics/11.1.0?topic=tests-multiple-linear-regression>

IDEAM (2007). Ficha Técnica Oxígeno Disuelto. Subsistema de Información Módulo Físicoquímico Ambiental –MFQA- de la base de datos Oracle.

IDEAM (2013). Formato Común de Hoja Metodológica de Indicadores Ambientales Promedio de oxígeno disuelto. <http://www.ideam.gov.co/documents/11769/646961/V3.08+HM+Promedio+oxigeno+disuelto.pdf/80f1e000-abc2-4087-8f2d-6739d9d27e7e>

IDEAM, & INVEMAR. (2017). Protocolo de monitoreo del agua. http://documentacion.ideam.gov.co/openbiblio/bvirtual/023773/PROTOCOLO_MONITOREO_AGUA_IDEAM.pdf

IDEAM. (2019, Enero 28). *Metodología de Análisis*. ideam.gov.co. <http://www.ideam.gov.co/web/agua/metodos-analiticos>

IDEAM. (2020). Instructivo de ensayo. Determinación de turbiedad por Nefelometría. SM 2130 B.

IGAC. (2011). Tecnologías geoespaciales al servicio del desarrollo territorial. *Análisis Geográficos*, (49), 189.

Instituto Geográfico Nacional. (2020, febrero 7). Teledetección. Instituto Geográfico Nacional. Retrieved January 7, 2022, from <https://www.ign.es/web/resources/docs/IGNCnig/OBS-Teledeteccion.pdf>

Innovatione AgroFood Design. (2019, June 24). Fundamentos y principios de teledetección - Innovatione. Innovatione AgroFood Design. Retrieved September 7, 2022, from <https://innovatione.eu/2019/06/24/fundamentos-de-teledeteccion/>

Kharuf-Gutierrez, S., Hernández-Santana, L., Orozco-Morales, R., Aday Díaz, O. d. I. C., & Delgado Mora, I. (2018). Análisis de imágenes multiespectrales adquiridas con vehículos aéreos no tripulados. *EAC La Habana*, vol.39(no.2). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1815-59282018000200007

Kumar, M., & Puri, A. (2012). A review of permissible limits of drinking water. *Indian journal of occupational and environmental medicine*, 16(1), 40–44. <https://doi.org/10.4103/0019-5278.99696>

Kumar Taloor, A., Singh Manhas, D., & Chandra Kothyari, G. (2021). Retrieval of land surface temperature, normalized difference moisture index, normalized difference water index of the Ravi basin using Landsat data. *Applied Computing and Geosciences*, 9. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590197420300331#!>

Landsat Missions. (2022, April 27). Landsat 8 | U.S. Geological Survey. USGS.gov. Retrieved September 8, 2022, from <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>

Lans C., E. 1., Díaz P., B. 2., & Paez M., M. 3. (2010). Compuestos organoclorados residuales en dos especies ícticas de la Ciénaga Grande del Bajo Sinú, Córdoba, Colombia. Rev.MVZ Cordoba vol.16 no.1 Córdoba Jan./May 2011. Retrieved November 26, 2021, from http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0122-02682011000100016

López, J. F. (07 de 11 de 2018). Coeficiente de determinación (R cuadrado). Obtenido de Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/r-cuadrado-coeficiente-determinacion.html>

López Montecinos, C. (2019). Fundamentos básicos para la teledetección ambiental. Universidad Católica del Norte. https://www.researchgate.net/publication/343295557_Fundamentos_Basicos_para_la_Teledeccion_Ambiental?enrichId=rgreq-a32423640aaeca5f7678f30b7841c17c-XXX&enrichSource=Y292ZXJQYWdlOzM0MzI5NTU1NztBUzo5MTg3NDE3ODEwNzg3MThAMTU5NjA1NjUxODY4Mw%3D%3D&el=1_x_2&_e

Loyd, C. (2013, June 14). Landsat 8 Bands | Landsat Science. Landsat Science. Retrieved September 8, 2022, from <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/landsat-8-bands/>

Lozano Santos, M. J. (2017, Junio 24). Fundamentos físicos de la teledetección espacial. <https://docplayer.es/35516767-Los-fundamentos-fisicos-de-la-teledeteccion-espacial.html>

MatJafri, M.Z., Abdullah, K., & Lim, H.S. (2009). Malaysia Tiungsat-1 imagery for water quality mapping. GIS development. Geospatial World. <https://www.geospatialworld.net/article/malaysian-tiungsat-1-imagery-for-water-quality-mapping/>

Melillanca, E. (08 de junio de 2018). Coeficiente de determinación corregido o R-cuadrado ajustado. Obtenido de Melillanca: <http://www.ericmelillanca.cl/content/coeficiente-determinaci-n-corregido-o-r-cuadrado-ajustado>

MinAmbiente. (2010). *Política Nacional Recurso Hídrico*. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. <https://www.minambiente.gov.co/wp-content/uploads/2021/10/Politica-nacional-Gestion-integral-de-recurso-Hidrico-web.pdf>

MinSalud & MinAmbiente. (2007, Junio 22). *Resolución 2115*. https://laboratoriodeanalisis.lasalle.edu.co/wcm/connect/LIAC/d951c109-a227-44a3-8a42-1d1f87db2b43/Resoluci%C3%B3n_2115-2007.pdf?MOD=AJPERES&CVID=IMo0SFe

MINAM. (7 de June de 2017). Estándares de Calidad Ambiental (ECA) para Agua y Disposiciones Complementarias. <https://www.minam.gob.pe/wp-content/uploads/2017/06/DS-004-2017-MINAM.pdf>

Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (18 de abril de 2015). Resolución 631. <https://fenavi.org/wp-content/uploads/2018/05/Resolucion-631-2015.pdf>

Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial. (12 de febrero de 2004). Resolución 0157. <https://www.minambiente.gov.co/wp-content/uploads/2021/08/resolucion-0157-de-2004.pdf>

Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial. (11 de febrero de 2010). RESOLUCIÓN 301. https://www.icbf.gov.co/cargues/avance/docs/resolucion_minambientevdt_0301_2010.htm

MINISTERIO DE AMBIENTE Y DESARROLLO SOSTENIBLE. (18 de abril de 2015). Resolución 631.

Ministerio de Desarrollo Económico. (17 de November de 2000). Resolución 1096. https://www.cvc.gov.co/sites/default/files/Sistema_Gestion_de_Calidad/Procesos%20y%20procedimientos%20Vigente/Normatividad_Gnl/Resolucion%201096%20de%202000-Nov-17.pdf

Ministerio de Relaciones Exteriores. (21 de diciembre de 1975). Convención Relativa a los Humedales de Importancia Internacional - RAMSAR. <https://ginebra-onu.mision.gov.co/convencion-sobre-los-humedales>

Montanaro, M., Levy, R., & Markham, B. (2014). On-Orbit Radiometric Performance of the Landsat 8 Thermal Infrared Sensor. *Remote Sens*, 6(12), 11753-11769. <https://doi.org/10.3390/rs61211753>

Morales, G. M. (2010). Protocolo de la temperatura de la superficie terrestre a partir de datos LANDSAT y MODIS. La Habana: Insitituto de Geografía Tropical.

NCSS Statistical Software. (2013, January 17). Multiple Linear Regression Analysis. SPH. Retrieved September 8, 2022, from https://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/mph-modules/bs/bs704_multivariable/bs704_multivariable7.html

Obaid, A.A., Ali, K.A., Abiye, T.A., & Adam, E.M. (2021). Assessing the utility of using current generation high-resolution satellites (Sentinel 2 and Landsat 8) to monitor large water supply dam in South Africa. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S2352938521000574?token=4C5A568CF2E29D5DC09A1F9F35BF821CA6A34ECB0D96AF3173C9230A22856EF6AC5AFFFD99F7E9DC86BC4B263EF24036&originRegion=us-east-1&originCreation=20220108202445>

Olaya-Nieto, Charles, & Segura-Guevara, Fredys, & Vergara-Paternina, Antonio (2015). Growth and mortality of Cachana (*Cynopotamus atratoensis*) in the cienaga Grande de Lórica, Colombia. *Revista MVZ Córdoba*, 20(),5028-5036.[fecha de Consulta 7 de Octubre de 2022]. ISSN: 0122-0268. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=69342523016>

Orjuela Romero, E. A., & Díaz Ruiz, J. D. (2019). Mapeo de la turbidez utilizando firmas espectrales obtenidas mediante el procesamiento de imágenes satelitales en el Embalse de Tominé. Trabajo de grado para obtener el título de ingeniero ambiental y sanitario, Universidad de la Salle. https://ciencia.lasalle.edu.co/cgi/viewcontent.cgi?article=2160&context=ing_ambiental_sanitaria

Ospina Zuñiga, O., García Cobas, G., Gordillo Rivera, J., & Tovar Hernández, K. (2016). Assessment of Murky Water and its Conductivity During Dry and Rainy Seasons in

Combeima River (Ibagué, Colombia). *Ingeniería Solidaria*, 12(19), 19–36. <https://doi.org/10.16925/in.v12i19.1191>

República de Colombia. (21 de enero de 1997). Ley 357. <https://justiciaambientalcolombia.org/wp-content/uploads/2014/04/ley-357-de-1997.pdf>

Reuter, D. C., Richardson, C. M., Pellerano, F. A., Irons, J. R., Allen, R. G., Anderson, M., Jhabvala, M. D., Lunsford, A. W., Montanaro, M., Smith, R. L., Tesfaye, Z., & Thome, K. J. (2015). The Thermal Infrared Sensor (TIRS) on Landsat 8: Design Overview and Pre-Launch Characterization. *Remote Sensing*, 7(1), 1135-1153. <https://doi.org/10.3390/rs70101135>

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

Rocchio, L., & Barsi, J. (2016, febrero 27). Landsat 8 | Landsat Science. Landsat Science. Retrieved September 8, 2022, from <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/>

Rodriguez Jaume, M. J. (2001). *Análisis de Regresión Múltiple*. RUA. Retrieved March 14, 2022, from <https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/8143/1/Regresion%20MUTIPLE.pdf>

Satyam, N. (2021). Chapter 5 - numerical modeling of biocemented soil behavior. In P. Samui, S. Kumari, V. Makarov & P. Kurup (Eds.), *Modeling in geotechnical engineering* (pp. 101-117) Academic Press. doi:10.1016/B978-0-12-821205-9.00015-0

Salazar Mejía, I. (2008). La economía de la ciénaga Grande del Bajo Sinú: lugar encantado de las aguas. *La Economía de Las Ciénagas Del Caribe Colombiano*. Capítulo 3. La Economía de La Ciénaga Grande Del Bajo Sinú: Lugar Encantado de Las Aguas. Pág.:96-134, 102.

Salvatierra, C. (2004). *Fundamentos de procesamiento digital de imágenes de satélite*. Notas clase Procesamiento digital. Retrieved March 10, 2022, from http://ffyl1.uncu.edu.ar/IMG/pdf/Notas_clase_Procesamiento_digital.pdf

Sarría, A. F. (2018). Cálculo de la Tempertura de Superficie a partir de imágenes NOAA, Landsat y Sentinel-3. Universitat Politècnica de Valencia.

Sepúlveda Hirose, R. T. (2011). Diseño de modelos de calidad del agua mediante el uso de la percepción remota. Universidad Nacional Autónoma de México, México. Repositorio de la Dirección General de Bibliotecas y Servicios Digitales de Información. <https://repositorio.unam.mx/contenidos/89106>

Sepulveda Vargas, R. D. 1., Taborda Caro, M. A. 2., & Fuentes Doria, D. D. 3. (2020, Junio 30). Conflictos por el agua y resiliencia comunitaria en el Bajo Sinú: evidencias de disputas y alternatividad. *Utopía y Praxis Latinoamericana*, vol. 25, núm. Esp.3(Universidad del Zulia), pp. 105-124. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3907052>

Solís-Castro, Yuliana, Zúñiga-Zúñiga, Luis Alberto, & Mora-Alvarado, Darner. (2018). La conductividad como parámetro predictivo de la dureza del agua en pozos y nacientes de Costa Rica. *Revista Tecnología en Marcha*, 31(1), 35-46. <https://dx.doi.org/10.18845/tm.v31i1.3495>

Universidad de Murcia. (2006, June). Tema 2: Interacción de la radiación con los objetos. *SIGMUR*. Retrieved September 8, 2022, from <https://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema02.pdf>

USC. (2012, Marzo 10). *Regresión Lineal Múltiple*. Departamento de Estadística, Análisis Matemático y Optimización. Retrieved March 14, 2022, from http://eio.usc.es/eipc1/BASE/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP-DPTO/MATERIALES/Mat_50140129_RegresionMultiple.pdf

USGS. (2013). Landsat Collection 2 Level-2 Science Products | US Geological Survey. USGS. Retrieved March 10, 2022, from <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-level-2-science-products>

USGS. (2020). Landsat 8-9 Operational Land Imager (OLI) - Thermal Infrared Sensor (TIRS), Collection 2 Level 2 (L2), Data Format Control Book (DFCB).

United Nations. (2020). Aplicación de datos del mes: Monitoreo de la calidad del agua | UN-SPIDER Knowledge Portal. UN-Spider. Retrieved January 8, 2022, from <https://www.un-spider.org/es/enlaces-y-recursos/fuentes-de-datos/daotm-monitoreo-calidad-agua>

Urbanski, J. A., Wochna, A., Bubak, I., Grzybowski, W., Lukawska-Matuszewska, K., Łącka, M., Śliwińska, S., Wojtasiewicz, B., & Zajączkowski, M. (2016). Application of Landsat 8 imagery to regional-scale assessment of lake water quality. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 51, 28-36. ISSN 0303-2434. <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0303243416300630?token=4564AC11ABF3CB A86E5EAEB C49A950C8EFF6989DDCBFAA07EE6D5A3A9CDC4A17286F78B9AE5E635E6F1EADA6E1134836&originRegion=us-east-1&originCreation=20220109022210>

Usali, N., & Ismail, M. H. (2010). Use of Remote Sensing and GIS in Monitoring Water Quality. *Journal of Sustainable Development*, 3(no. 3). https://www.academia.edu/35727599/Use_of_Remote_Sensing_and_GIS_in_Monitoring_Water_Quality?auto=citations&from=cover_page

Veneros, J., García, L., Morales, E., Gómez, V., Torres, M., & López, F. (2020, Diciembre). Aplicación de sensores remotos para el análisis de cobertura vegetal y cuerpos de agua. *IDESIA (Chile)*, 38, , N° 4. Páginas 99-107. <https://www.scielo.cl/pdf/idesia/v38n4/0718-3429-idesia-38-04-99.pdf>

Villa, J. A. (2020). Análisis de calidad del agua del humedal Jaboque mediante la identificación de la comunidad fitoplanctónica y las condiciones fisicoquímicas del agua. Bogotá DC.: Universidad Santo Tomás.

Villegas, H. (2008, Julio). Introducción a la percepción remota y sus aplicaciones geológicas(Guías para los asistentes). Record Center ECM. Retrieved September 7, 2022, from <https://recordcenter.sgc.gov.co/B12/23008002524448/documento/pdf/2105244481102000.pdf>

Vivanco Font, E. (2017, Agosto 8). Humedales: Definiciones, Funciones y Amenazas. Humedales: Definiciones, Funciones y Amenazas. Retrieved November 25, 2021, from <https://www.camara.cl/verDoc.aspx?prmID=111594&prmTIPO=DOCUMENTOCOMISION>

Xiao, X., Jian, X., Xiongfei, W., Chengfang, H., Xuejun, C., Zhaohui, W., & Dengzhong, Z. (2015, Mayo). Evaluation method of water quality for rivers based on multi-spectral remote sensing data. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XL-7/W3(36th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Berlin, Germany.).