



Por un Desarrollo Agrario
Integral y Sostenible

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES Y DEL
AMBIENTE**

TRABAJO DE GRADUACIÓN

Evaluación de la utilidad de los sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2 para el monitoreo de calidad de agua en la Laguna de Xiloá en el periodo de agosto a diciembre del 2021

Tesista

Br. Janitza Jariseth González Mejía

Asesores

Ing. Luis Tercero Montenegro

Mp. Mario Gutiérrez Alarcón

Managua, Nicaragua

Noviembre, 2023



**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES Y DEL
AMBIENTE**

TRABAJO DE GRADUACIÓN

Evaluación de la utilidad de los sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2 para el monitoreo de calidad de agua en la Laguna de Xiloá en el periodo de agosto a diciembre del 2021

Tesista

Br. Janitza Jariseth González Mejía

Asesores

Ing. Luis Tercero Montenegro

Mp. Mario Gutiérrez Alarcón

Presentado a la consideración del honorable comité evaluador como requisito final para optar al título profesional Ingeniería en Recursos Naturales con mención Gestión Ambiental

Managua, Nicaragua

Noviembre 2023

El presente trabajo de graduación fue evaluado y aprobado por el honorable comité evaluador designado por la decanatura de la Facultad de Recursos Naturales y del Ambiente, como requisito parcial para optar al título profesional de:

INGENIERÍA EN RECURSOS NATURALES CON MENCIÓN EN GESTIÓN AMBIENTAL

Miembros del tribunal examinador

MSc. Miguel Garmendia

Presidente

MSc. Raquel Izabá Ruiz

Secretaria

Dr. Fernando Mendoza Jara

Vocal

Lugar y fecha (días / mes / año): Managua, Nicaragua, 12 de diciembre del 2023

DEDICATORIA

De manera especial, dedico esta investigación a las siguientes personas:

En primer lugar, quiero dedicar este trabajo a mi mamá, Maura Elena Mejía Bermúdez. Ella ha sido una figura excepcional en mi vida, desempeñando el papel de madre y padre en todo momento. Ha demostrado una fuerza admirable, sacando fuerzas de donde no las ha tenido para brindarme una educación de calidad impregnada de valores cristianos y bondadosos.

A mi niña Alena Mericia Oliva González, mi mayor motor en la vida, por llegar a mi vida en el transcurso de la culminación de mi trabajo de graduación y ser la más buena que junto a mí siempre estuvo observando con la mayor paciencia.

También quiero dedicar este trabajo a mi querida mamita, Ignacia María Bermúdez Gutiérrez, y a mi papito, Espectacion Mejía Ortega (q.e.d). Ellos han sido mi mayor ejemplo de amor hacia la familia. Aunque ahora se encuentren en un lugar mejor, siempre serán el recuerdo más grande de amor en mi corazón.

Además, quiero agradecer a mi tía Alejandra Mejía por su apoyo incondicional en los momentos en que sentía que continuar era difícil. Siempre ha estado presente para brindarme su apoyo y me ha tratado como si fuera su propia hija. Sus consejos en momentos difíciles fueron un gran impulso en mi educación.

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mi agradecimiento a las siguientes personas e instituciones:

En primer lugar, agradezco a Dios por haberme acompañado y guiado sabiamente en mi formación profesional, nunca dejándome sola en ningún momento.

Agradezco especialmente a mi mamá, quien siempre estuvo presente para mí sin importar la distancia ni los obstáculos que la vida nos presentó. Ella me enseñó a persistir y me inculcó la importancia de los estudios frente a cualquier adversidad.

A mi hermana por ser mi ejemplo a seguir y ser la persona que sin importar lo que pase siempre está para apoyarme y brindarme todo lo que esté a su alcance.

También deseo agradecer al Consejo Nacional de Universidades (CNU) por proporcionarnos los recursos y financiamiento que facilitaron el desarrollo de este proyecto de investigación científica, fundamental para la culminación de mis estudios.

Agradezco sinceramente a mis asesores, el Ing. Luis Tercero y el Mp. Mario Gutiérrez, por su apoyo incondicional durante todo el proceso de esta investigación. Agradezco también su paciencia y enseñanzas.

No puedo dejar de mencionar al Ing. Juan Morales, responsable de Agua y Saneamiento de la Alcaldía de Mateare, por su acompañamiento y colaboración en las cuatro campañas de recolección de datos en la Laguna de Xiloá.

Mi gratitud se extiende a la Universidad Nacional Agraria (UNA) por su hospitalidad y por brindar una educación de calidad a través de profesores preparados y comprometidos con el cuidado y la conservación de la naturaleza.

Agradezco a mis amigos Sarahí González, Eduardo García, Michael Ríos y Jeyking Díaz por estar siempre a mi lado en los momentos más difíciles cuando estábamos lejos de casa.

Por último, agradezco a Cristofer Oliva por su apoyo y apoyo incondicional durante los cinco años de nuestra formación profesional. Hemos sido un buen equipo en cada semestre cursado.

ÍNDICE DE CONTENIDO

SECCIÓN	PÁGINA
DEDICATORIA	I
AGRADECIMIENTO	II
ÍNDICE DE CUADROS	VI
ÍNDICE DE FIGURAS	VII
ÍNDICE DE ANEXO	VIII
RESUMEN	IX
ABSTRACT	X
I. INTRODUCCIÓN	11
II. OBJETIVOS	12
2.1. Objetivo general	12
2.2. Objetivos específicos	12
III. MARCO DE REFERENCIA	13
3.1. Parámetros de calidad de agua	13
3.1.1. Agua para uso recreacional	13
3.1.2. Turbidez	14
3.1.3. Conductividad eléctrica	15
3.1.4. Potencial de Hidrogeno	16
3.1.5. Clorofila-a	17
3.2. Sensores remotos	22
3.2.1. Sensor remoto Sentinel – 2	23

3.2.2.	Sensor remoto LandSat-8	24
3.3.	Monitoreo de cuerpos de aguas	25
IV.	MATERIALES Y MÉTODOS	28
4.1.	Ubicación del área de estudio	28
4.2.	Diseño metodológico	31
4.3.	VARIABLES A EVALUAR	35
4.4.	Descarga de imágenes	37
4.5.	Análisis de datos	38
4.5.1	Creación de modelo lineal múltiple	40
4.5.2	Creación de cartografía predictiva	40
V.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	42
5.1.	Comportamiento de los parámetros fisicoquímicos de calidad	42
5.2.	Regiones espectrales de los sensores remotos correlacionadas con los parámetros fisicoquímicos de calidad de Agua	44
5.2.1.	Correlaciones del sensor Landsat-8 y Sentinel-2 con pH	44
5.3.4.	Correlaciones del sensor Landsat-8 y Sentinel-2 con Conductividad Eléctrica	47
5.3.5.	Correlaciones del sensor Landsat-8 y Sentinel-2 con Clorofila-a	51
5.4.	Modelo predictivo de los parámetros fisicoquímicos de calidad de agua	54
5.5.	Pruebas de predicciones de los parámetros con los Sensores Landsat-8 y Sentinel-2	59
5.5.1.	Prueba de Linealidad los parámetros Potencial de Hidrogeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a	60
5.5.2.	Prueba de Normalidad	63
5.5.3.	Prueba de Homocedasticidad	66
5.5.4.	Prueba de distancia de los valores atípicos	69
5.6.	Gráficos de predicción con valores de predicción y muestreados	72
5.6.1.	Gráficos de predicción del parámetro pH con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2	72
5.6.2.	Gráficos de predicción del parámetro Conductividad Eléctrica con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2	74
	Gráficos de predicción del parámetro Clorofila-a con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2	76

5.7.	Cartografía predictiva de los parámetros fisicoquímicos	78
5.7.1.	Predicciones del parámetro pH	78
5.5.1.	Predicciones del parámetro Conductividad Eléctrica .	81
		82
5.5.2.	Predicciones del parámetro Clorofila-a	84
VI.	CONCLUSIONES	87
VII.	RECOMENDACIONES	89
VIII.	LITERATURA CITADA	89
IX.	ANEXOS	96

ÍNDICE DE CUADROS

CUADRO	PAINA
1. Parámetros y rangos permisibles para agua de uso recreacional.	14
2. Clasificación de la Clorofila-a según su estado trófico	18
3. Sensores para el monitoreo de calidad de agua	27
4. Resumen de propiedades genéricas de la misión Landsat 4 al 8	38
5. Enfoque convencional para la implementación de coeficientes de correlación	39
6. Valores máximos y mínimos de parámetros de calidad de agua analizados en laboratorio e in situ.	42
7. Correlación de bandas de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con el parámetro de pH	44
8. Correlación de bandas de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con el parámetro de Conductividad Eléctrica.	47
9. Correlación de bandas de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con el parámetro de Clorofila-a.	51
10. Modelo de regresión lineal múltiple con el sensor Landsat-8.	56
11. Modelo de regresión lineal múltiple con el sensor Sentinel-2.	56

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA	PÁGINA
1. Espectro visible	20
2. Infrarrojo medio	22
3. Mapa de ubicación del sitio de estudio.	30
4. Flujograma de trabajo para la evaluación y utilidad de sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2.	32
5. Mapa diseño de distribución de los puntos de muestreos en la Laguna De Xiloá.	34
6. Correlación del parámetro pH en el mes de noviembre con el sensor Landsat-8	45
7. Correlación del parámetro pH en el mes de agosto con el sensor Sentinel-2	46
8. Correlación de parámetro de Conductividad Eléctrica en el mes de agosto con el sensor Landsat-8	48
9. Correlación de parámetro de Conductividad Eléctrica en el mes de agosto con el sensor Sentinel-2.	49
10. Correlación del parámetro de Clorofila-a e el mes de octubre con el sensor Landsat-8.	52
11. Correlación del parámetro de Clorofila-a en el mes agosto con el sensor Sentinel-2.	53
12. Prueba de linealidad del parámetro CE y el sensor Sentinel-2	61
13. Prueba de linealidad del parámetro Clra-a y el sensor Sentinel-2	61
14. Localización de puntos de muestreo	96
15. Recolección de muestras de pH y Conductividad Eléctrica	97
16. Recolección de muestras de Clorofila Y Turbidez	98
17. Multiparametricos de pH y Conductividad Eléctrica	98
18. Calibrador de multiparametrico	99
19. Registro de datos de los parámetros de calidad de agua.	99
20. Muestreo de parámetros de pH y Conductividad Eléctrica	100

ÍNDICE DE ANEXO

ANEXO	PÁGINA
1. Recolección de muestras y procesamiento de datos	96
2. Resultado del laboratorio CIRA-UNAN del parámetro Clorofila-a	101
3. Resultado del laboratorio cira-unan del parámetro Turbidez	102
4. Coordenadas de muestreo.	103
5. Características del multiparamétrico	104
6. Correlación entre parámetros y bandas de los sensores Sentinel-2 y Landsat-8.	105

RESUMEN

En la presente investigación se hizo la evaluación de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 en la Laguna de Xiloá, departamento de managua, Municipio de Mateare. Con el propósito de evaluar la utilidad de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 para el monitoreo de la calidad del agua en la Laguna. En la investigación se planteó medir el estado de los parámetros de calidad de agua en campo y laboratorio, identificar si el espectro electromagnético detectado por los sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2 presentan correlaciones para predecir los parámetros y generar la cartografía predictiva de los parámetros de calidad de agua. Para desarrollar la investigación se distribuyeron aleatoriamente 30 puntos de muestreo a intervalos de 500m sobre el cuerpo de agua, durante los meses de: agosto, septiembre, octubre y noviembre. Los parámetros evaluados fueron: Clorofila-a, turbidez, pH y Conductividad Eléctrica; los dos primeros fueron analizados en laboratorio, mientras que el resto se evaluó mediante instrumentos de medición en campo." La descarga de imágenes de ambos sensores remotos se realizó desde las plataformas nativas de cada agencia espacial Copernicus (ESA) para el sensor Sentinel-2 y Earth Explore (USGS) para Landsat-8. Se aplicó un análisis estadístico descriptivo como estandarización de los valores de reflectancia para normalizar la media, prueba de distribución, Coeficiente de Correlación de Spearman y modelo de ecuación de regresión lineal múltiple, implementando herramientas de análisis espacial QGIS Hay correlaciones entre los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con tres parámetros diferentes: pH, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a. Se destaca que los valores de correlación varían según las diferentes bandas utilizadas en cada sensor y parámetro Los resultados presentan que en la Laguna con el sensor Landsat-8 tiene mayor poder de predicción respecto al sensor Sentinel-2, por tanto, dicho sensor contiene el mayor número de bandas que presentan correlaciones de moderada a alta, entre valores de -0.41 a -0.520 lo que permite realizar la predicción con tres parámetros de calidad de agua evaluados; siendo: Clorofila-a, pH y Conductividad Eléctrica.

Palabras clave: Imágenes de satélite, regiones espectrales, teledetección, sistema de monitoreo SIG

ABSTRACT

In the present investigation, the evaluation of the Landsat-8 and Sentinel-2 sensors was carried out in the Xiloá Lagoon, department of Managua, Municipality of Mateare. With the purpose of evaluating the usefulness of the Landsat-8 and Sentinel-2 sensors for monitoring water quality in the Lagoon. The research proposed measuring the state of water quality parameters in the field and laboratory, identifying whether the electromagnetic spectrum detected by the remote sensors Landsat-8 and Sentinel-2 present correlations to predict the parameters and generating predictive mapping of the water quality parameters. To carry out the investigation, 30 sampling points were randomly distributed at 500m intervals over the body of water, during the months of: August, September, October and November. The parameters evaluated were: Chlorophyll-a, turbidity, pH and Electrical Conductivity; The first two were analyzed in the laboratory, while the rest were evaluated using measurement instruments in the field." The download of images from both remote sensors was carried out from the native platforms of each Copernicus space agency (ESA) for the Sentinel sensor. 2 and Earth Explore (USGS) for Landsat-8. A descriptive statistical analysis was applied such as standardization of reflectance values to normalize the mean, distribution test, Spearman Correlation Coefficient and multiple linear regression equation model, implementing tools of QGIS spatial analysis and the data were analyzed with the R program and the MASS", "stargazer", "Raster" and "GDAL"e packages. There are correlations between the Landsat-8 and Sentinel-2 sensors with three different parameters: pH, Electrical Conductivity and Chlorophyll-a. It is highlighted that the correlation values vary according to the different bands used in each sensor and parameter. The results show that in Laguna with the Landsat-8 sensor it has greater predictive power compared to the Sentinel-2 sensor, therefore, said sensor contains the greater number of bands that present moderate to high correlations, between values of -0.41 to -0.520, which allows prediction to be made with three evaluated water quality parameters; being: Chlorophyll-a, pH and Electrical Conductivity.

Keywords: Satellite images, spectral regions, remote sensing, GIS monitoring system

I. INTRODUCCIÓN

A nivel mundial se ha dado a conocer las problemáticas que han surgido en los cuerpos de agua lacustre quienes han servido como receptoras de aguas residuales, esto aumenta la proliferación de enfermedades en la población aledaña que consume o hace uso del recurso para la agricultura o recreación incrementando el riesgo de contraer enfermedades gástricas o de otras índoles en las personas que desarrollan actividades que implican un contacto directo con dicho líquido (Dufour, 1984).

La Laguna de Xiloá es una de las Lagunas de Nicaragua donde las turistas nacionales y extranjeros se recrean haciendo diferentes actividades como la natación, buceo y pesca; sin embargo, la ubicación de asentamientos cercanos a la Laguna ha provocado deforestación, incendios forestales, y una gran cantidad de residuos sólidos que se depositan constantemente por pobladores y visitantes. Ha tenido gran explotación como sitio de recreación y competencias acuáticas, entre ellas la natación, esquí acuático, buceo, velas y otras disciplinas deportivas (Perez, 2016). Una de las principales ventajas de los sensores remotos es la capacidad de obtener información sinóptica de todo el cuerpo del agua en muy poco tiempo. Además del bajo costo relativamente al monitoreo in situ (Drozd, A., & Bordet, F. 2020).

La presente investigación se enfocó en explorar el potencial de los sensores remotos para el seguimiento continuo de cuerpos de agua, en respuesta a la amenaza que enfrentan debido al aumento de población, que resulta en alteraciones en la calidad físico-química de lagunas de origen volcánico. La Laguna de Xiloá, específicamente, ha experimentado contaminación por vertidos de aguas domésticas y actividades humanas. Dado los altos costos asociados a análisis de laboratorio tradicionales, se busca evaluar la viabilidad de emplear los sensores Landsat-8 y Sentinel-2.

Enmarcada en la línea de investigación de "planificación y gestión del territorio" de la Universidad Nacional Agraria, esta indagación contribuye a abordar la problemática de los recursos hídricos, especialmente en cuerpos lacustres, alineándose con la sub-línea de "gestión integral de cuencas hidrográficas" (Berdugo Muñoz, 2016; Agencia de Protección Ambiental, 2023).

I. OBJETIVOS

2.1. Objetivo general

Evaluar la utilidad sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2 en la Laguna Xiloá para el monitoreo de la calidad de agua, con el fin de promover estrategias o políticas de turismo sostenible.

2.2. Objetivos específicos

- Determinar la relación cuantitativa entre los valores espectrales de las bandas de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 y los parámetros de Clorofila-a, pH, Turbidez y Conductividad Eléctrica a través de un análisis estadístico
- Estimar modelos de regresión multivariable para interpretar la distribución espacial y temporal de los valores de los parámetros fisicoquímicos de calidad de en la Laguna de Xiloá.
- Generar cartografía predictiva de los parámetros medidos de calidad de agua.

II. MARCO DE REFERENCIA

La supervisión del agua se posiciona como un elemento crucial en la evaluación de la calidad del recurso hídrico, siendo esencial para comprender el estado de los parámetros físicos, químicos y biológicos relevantes para su uso en consumo humano o actividades recreativas. Entre las metodologías de monitoreo para la evaluación de la calidad de agua, se destaca el uso de sensores por su accesibilidad y eficiencia. Algunos satélites, específicamente diseñados para esta tarea, se centran exclusivamente en vigilar la superficie terrestre mediante imágenes multiespectrales.

Las normas, guías y NTON utilizadas son parte de referencia a los rangos permisibles para el agua de uso recreacional, ya que lo que se logra encontrar leyes para consumo humano.

3.1. Parámetros de calidad de agua

3.1.1. Agua para uso recreacional

Se reconoce desde hace tiempo que el agua para usos recreativos tiene una influencia importante en la salud y el bienestar (OMS, 2021). Las zonas costeras limpias y bien administradas, ya se trate de océanos, lagos o ríos, constituyen un punto de encuentro para las comunidades y presentan un atractivo económico para el turismo y los eventos deportivos. Sin embargo, a medida que las actividades humanas y el cambio climático se intensifican, un mayor número de playas están expuestas a la contaminación, lo que puede causar enfermedades o incluso la muerte (Neira, 2021).

La Norma Técnica para la Clasificación de los Recursos Hídricos ha establecido criterios claros para determinar los niveles de calidad exigibles de diversos cuerpos de agua, como lagos, lagunas, lagos artificiales, manantiales, ríos, aguas subterráneas, estuarios y mares. Estos parámetros se han definido en concordancia con los distintos usos a los cuales se destinan dichos recursos, asegurando así una gestión efectiva y sostenible de los mismos NTON 05 007- 98 (2000).

Con el Objeto de determinar la capacidad y condiciones del aprovechamiento de los recursos hidráulicos y los niveles de calidad de vertimientos tolerables para cada cuerpo de agua, se establecen seis tipos de cuerpos de agua, en la cual la categoría 4 es destinada a aguas destinadas a balnearios, deportes acuáticos, pesca deportiva, comercial y de subsistencia NTON 05 007-98 (2000).

Cuadro 1: Parámetros y rangos permisibles para agua de uso recreacional.

Parámetro	Unidad de media	Valor máximo permisible
Oxígeno disuelto (OD)	mg/L	>5.0
pH	Valor un	6.5 – 8.5
Aceites minerales	mg/L	0.3
Detergentes	< 1 mg/L	< 1
Sólidos disueltos	mg/L	Desviación menor de 33% de la condición natural

Fuente: NTON 05 007-98 (2000).

3.1.2. Turbidez

La turbidez indica el grado de falta de transparencia de un líquido, debido en gran medida, a la presencia de partículas que se encuentren en suspensión en dicho líquido. Así, cuanto mayor sea la cantidad de sólidos en suspensión presentes en un agua, mayor será la sensación de suciedad, por lo tanto, mayor será el valor de la turbidez. Son difíciles de decantar y filtrar, y pueden dar lugar a la formación de depósitos en las conducciones de agua, equipos de proceso, etc. Además, interfiere con la mayoría de los procesos a que se pueda destinar el agua (Moreno, 2011).

Existen diferentes unidades de medidas de la turbidez, entre ellas destacan NTU, FTU, FNU, JTU y FAU. Sin embargo, la unidad más utilizada para expresar valores de turbidez es la NTU, que significa Unidad de Turbidez Nefelométricas (en inglés Nephelometric Turbidity Unit). La equivalencia entre la cantidad de sólidos en suspensión y la unidad NTU es 1 mg/l (ppm) es igual a 3 NTU (Ingenierizando, s. f.).

Las causas por las cuales el agua puede presentar turbidez, son diversas, por ejemplo: presencia en el agua de fitoplancton y algas, acumulo de sedimentos cuyo origen es la erosión, sedimentos que se encontraban en el fondo y que han sido re suspendidos, mezcla de aguas con distintas procedencias (Méndez, 2011).

Algunos métodos para medir la turbidez son el disco Secchi, son ideales para el uso ambiental de campo. Este consiste en un disco que se sumerge en el agua hasta que ya no es visible. Este método es subjetivo y funciona mejor en aguas naturales de movimiento lento (Hanna Instrument, 2022). La mejor forma de medir la turbidez en una gran variedad de muestras es con un nefelómetro, también conocido como turbidímetro. Los turbidímetros utilizan un detector de luz y filtros para medir la dispersión de la luz y leer las unidades de turbidez, como unidades de turbidez nefelométricas (NTU) (Hanna Instrument, 2022).

3.1.3. Conductividad eléctrica

La Conductividad Eléctrica con unidad de medida ($\mu\text{S}/\text{cm}$) es la medida de la capacidad del agua para conducir la electricidad. Es indicativa de la materia ionizable total presente en el agua. El agua pura contribuye mínimamente a la conductividad, y en su casi totalidad es el resultado del movimiento de los iones de las impurezas presentes (Moreno, 2011).

Se expresa en micromho por centímetro ($\mu\text{mho}/\text{cm}$), equivalentes a microsiemens por centímetro ($\mu\text{S}/\text{cm}$) o milisiemens por centímetro (mS/cm) en el Sistema Internacional de Unidades. El intervalo de aplicación del método es de 10 a 10.000 (o hasta 50.000) $\mu\text{mho}/\text{cm}$, las conductividades fuera de estos valores son difíciles de medir con los componentes electrónicos.

En el informe del Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial de la República de Colombia titulado “Conductividad Eléctrica por el método electrométrico en aguas” elaborado por Suarez (2006). Se evidencia la metodología utilizada para la toma de muestra de del parámetro de Conductividad Eléctrica, la cual se hizo con conductímetro WTW modelo LF538, este modelo es usado mayormente en laboratorios.

3.1.4. Potencial de Hidrogeno

El pH es como una medida en la que se concentran los iones de hidrógeno en cualquier solución acuosa. Su nombre proviene del latín *pondus hydrogenii* que significa “cantidad de hidrógeno”. Actualmente, el pH se emplea para clasificar el agua u otros líquidos de acuerdo a su alcalinidad o acidez (Antonacci, 2021).

La EPA (Environmental Protection Agency) ha sugerido que el rango del pH tiene que ser entre 6.5 a 8.5; Sin embargo, valores de pH por debajo de 6.5 podría indicar agua corrosiva la cual puede movilizar metales en tuberías y dañarlas, siendo el caso que esta agua sea para uso doméstico Singler y Bauder (2012).

La Revista Pensamiento Actual de la Universidad de Costa Rica publicó un artículo titulado “Parámetros fisicoquímicos de durezas totales en calcio, magnesio, pH, conductividad y temperatura del agua potable analizadas en conjunto con las Asociaciones Administradoras del Acueducto (ASADAS) en el cual a través de diferentes muestras de agua recopiladas de las fuentes que abastecían varios asentamientos se realizaron los estudios de días muestras en laboratorio y se concluyó que únicamente una prueba de pH está bajo los rangos anormales, siendo menor de 6.5. Rodríguez Zamora (2009).

Una de las formas de medir el PH ha es a través de equipos tecnológicos; la revista Ingeniería UC publicó un artículo llamado “Síntesis de un polímero inorgánico de aluminio y su uso para clarificación de agua” en el cual se pretende clarificar el agua eliminando partículas coloidales por coagulación, floculación y sedimentación; se realizó la síntesis de cuatro polímeros de aluminio a diferentes pH. Para la medición de este se hizo con un pHmetro Orion modelo 720 A. Se observaron resultados aceptables para la normativa nacional en los parámetros turbiedad, color, pH y aluminio residual (Romero 2007).

3.1.5. Clorofila-a

La clorofila con unidad de medida (ug/L) es un pigmento fotosintético formado por una estructura porfirínica, misma que se conforma de cuatro anillos pirrólicos con un átomo de magnesio en el centro, así como un anillo de ciclopentanona y un éster de fitol unido a uno de los anillos de pirrol para conferir una cola lipídica. Estos pigmentos son solubles en solventes orgánicos y se ubican en las granas y tilacoides de los cloroplastos, asociados frecuentemente con lípidos de las membranas celulares de los organelos (Lallana & Lallana, 2003).

Según (Meringer, 2020). ha demostrado que las clorofilas se encuentran prácticamente en todas las plantas superiores, especialmente en los órganos que están más expuestos a la luz, como pueden ser las hojas. La más importante es la Clorofila-a, pues está presente en plantas, algas y cianobacterias fotosintéticas. Las clorofilas tienen típicamente dos picos de absorción en el espectro visible, uno en el entorno de la luz azul (400-500 nm), y otro en la zona roja del espectro (600-700 nm); sin embargo, se reflejan la parte media del espectro, correspondiente al color verde (500-600 nm).

La determinación de clorofila se puede realizar por tres técnicas principales: espectrofotometría, fluorimetría y cromatografía líquida de alto rendimiento (HPLC por sus siglas en inglés). De los métodos mencionados, el que provee una mejor separación, identificación y cuantificación de los pigmentos fitoplanctónicos es el de cromatografía líquida de alto rendimiento (HPLC) (Jeffrey et al., 1997).

Los autores (Delegido et al., 2014) determinaron la Clorofila-a a través de un modelo empírico diseñado por el Laboratorio de Investigación Naval (NRL) de los EE. UU, para el monitoreo de la costa y el océano (OSU, 2009). La metodología empleada consistió en utilizar varias relaciones matemáticas entre las reflectividades de diferentes bandas con diferentes índices usados en teledetección de calidad de aguas (Matthews, 2011) y añadiendo otros, teniendo en cuenta las combinaciones de bandas aplicables a Instrumento MultiSpectral (MSI) de Sentinel-2 y a Instrumento de color del océano y la tierra (OLCI), por sus siglas en ingles de Sentinel-3, para encontrar su mejor correlación con la Clorofila-a

Según Environmental Protection Agency (EPA) la Clorofila-a se clasifica según su estado trófico, es decir:

Cuadro 2: Clasificación de la Clorofila-a según su estado trófico

Aplicación para niveles tróficos	
Rango $\mu\text{g/L}$	Estado
0.00 – 0.122	Ultraoligotrófico
0.123 – 2.600	Oligotrófico
2.700 – 20.000	Mesotrófico
21.000 – 155.00	Eutrófico
156.000 > 426.00	Hioertrófico

Fuente: (Contreras, 1994).

3.1.6. Teledetección para el monitoreo de cuerpos de agua

La teledetección es la técnica que permite obtener imágenes de la superficie terrestre desde sensores aéreos o espaciales; sin embargo, esto se dirige más a los que explotan la información adquirida por los sensores. Nuestra percepción visual presenta también algunas limitaciones, por un lado, se restringe por la sensibilidad espectral de nuestras células sensoras (Chuvienco, 2010).

Se puede obtener información sin estar en contacto físico con el medio; esto se realiza a través de sensores que se encuentran acoplados en las plataformas conocidas como satélites, los cuales giran alrededor de la tierra realizando tomas de información por medios de los mismos. Las técnicas de teledetección o percepción remota se pueden usar para la estimación de variables de calidad del agua como clorofila, partículas suspendidas totales y transparencia de agua. Para su estimación se utilizaron los datos del sensor Operational Land Imager (OLI, por sus siglas en inglés), del satélite Landsat 8/LCDM (Ayala 2019).

En el embalse Santo Grande se hizo un estudio a través de la teledetección con el fin de monitorear y cuantificar las dinámicas fitoplanctónicas y concentraciones de Clorofila-a. Los sistemas satelitales utilizados fueron Sentinel-2, Landsat 7 y 8, debido principalmente a su resolución espacial. A partir del monitoreo satelital se pudieron realizar análisis sinópticos, pero también, la resolución de las imágenes permitió un análisis de las situaciones locales, principalmente zonas cercanas a balnearios aportando a los datos de campo de más información sobre la frecuencia y extensión de las floraciones cercanas a las costas.

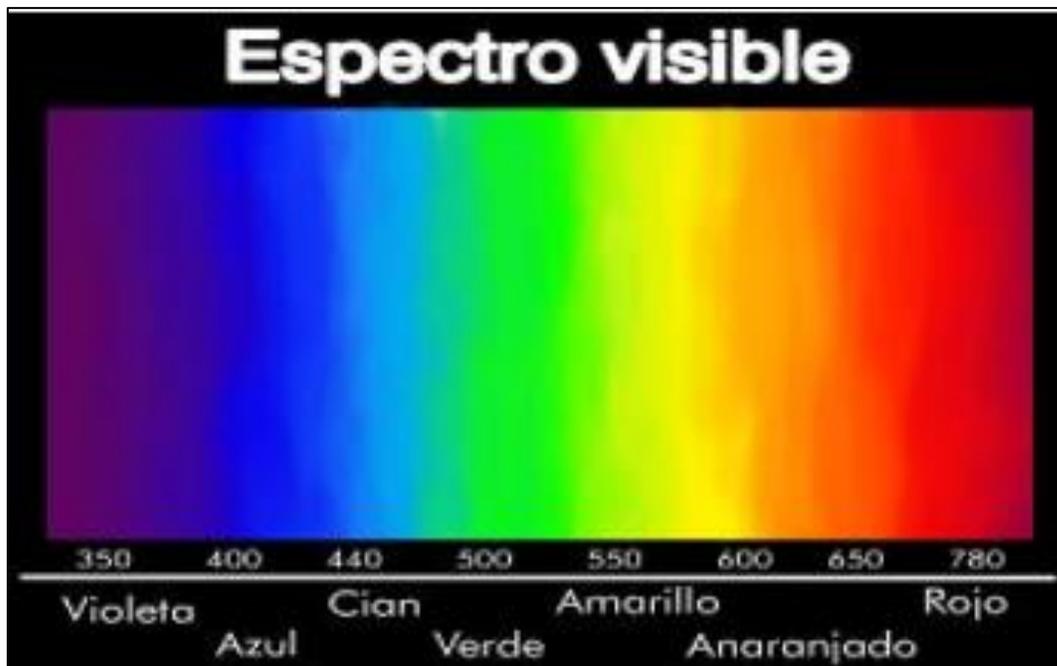
Por lo general, la teledetección es la medición de la energía que se emanó de la superficie de la Tierra. Si la fuente de la energía medida es el sol, entonces se llama la teledetección pasiva, y el resultado de esta medición puede ser una imagen digital (Richards y Jia, 2006). Si la energía medida no es emitida por el Sol, pero desde la plataforma de sensor, entonces se define como la teledetección activa, tales como sensores de radar que funcionan en el rango de microondas (Richards y Jia, 2006).

El espectro electromagnético puede ser concebido como el campo energético compuesto de ondas electromagnéticas organizadas en función de sus frecuencias o longitudes de onda (Rincón Cortez, 2013) es decir, son expresiones de energía que viajan a una velocidad luz, al llegar a la tierra el sol provee de manera directa e indirecta la energía necesaria para cada ser vivo.

3.1.7. Espectro visible

El espectro o luz visibles es la región del espectro electromagnético que el ojo humano es capaz de percibir y traducir en los distintos colores que conocemos (Etecé, 2021). Existen tres colores primarios que el ojo humano es capaz de ver, que son, rojo, azul y verde, sin embargo, hay combinaciones de colores a lo que se les llaman secundarios, estos, de igual manera son visibles.

La foto receptores, son aquellas células que inician el proceso donde los rayos de luz se convierten en impulsos nerviosos. La foto receptores son los bastones, los cuales nos permiten ver la luz tenue, al igual que una visión cromática por lo tanto con un ambiente con escasas de luz sólo se logrará ver a una escala grisácea; y los conos que son aquellos que nos permiten distinguir los colores ya que son estimulados con una luz más brillante. Cienfuegos et al., (2017).



1: Espectro visible; Fuente (Cienfuegos et al., (2017).

En la revista Estudya se publicó un artículo titulado “Espectro visible: definición, longitudes de onda y colores” en la cual habla del rango de frecuencia del espectro visible en lo que generalmente se habla como de longitud de onda en lugar de frecuencia. Esto se debe a que las frecuencias del espectro visible son tan grandes que es más conveniente utilizar longitudes de onda. El espectro visible varía de aproximadamente 400 nanómetros a 700 nanómetros. Un nanómetro (nm) son 10^{-9} metros, o una milmillonésima parte de un metro, por lo que las ondas de luz visible son extremadamente pequeñas Rodrigo (2020).

En el artículo Rodrigo describe que existen diferentes longitudes de onda, esto varía según la colorimetría del espectro visible, siendo estas:

- La luz roja visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 650 nm. Al amanecer y al atardecer.
- La luz naranja visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 590 nm.
- La luz amarilla visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 570 nm. Las lámparas de sodio de baja presión, como las que se utilizan en algunos estacionamientos, emiten una luz amarilla de alrededor de una longitud de onda de 589 nm.

- La luz verde visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 510 nm. La hierba, por ejemplo, aparece verde porque todos los colores en la parte visible del espectro son absorbidos por las hojas de la hierba excepto el verde.
- La luz azul visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 475 nm. Debido a que las longitudes de onda azules son más cortas en el espectro visible, las moléculas de la atmósfera las dispersan de manera más eficiente. Esto hace que el cielo se vea azul.
- La luz índigo visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 445 nm.
- La luz violeta visible tiene una longitud de onda de aproximadamente 400 nm. Dentro del espectro visible, las longitudes de onda violeta y azul se dispersan de manera más eficiente que otras longitudes de onda (Rodrigo, 2020).

3.1.8. Infrarrojo cercano

En el artículo titulado 'Aplicación en medicina de la espectroscopia de infrarrojo cercano' se dice que en el silo IXI (diecinueve) Herschel observó que la energía cercana al infrarrojo debido al calentamiento relativo generado por diferentes porciones de un espectro de luz solar al atravesar un prisma continuaba aumentando más allá del rojo en el espectro visible de la luz. Ramírez García et al., (2012).

El infrarrojo cercano es considerado esa parte del espectro situada entre la región visible y la región infrarroja. El ser humano no puede ver la luz infrarroja. Al igual que los rayos X y las ondas de radio, las ondas de luz infrarroja están fuera del espectro visual. El infrarrojo cercano es considerado esa parte del espectro situada entre la región visible y la región infrarroja. Usos de los rayos infrarrojos. Los infrarrojos se utilizan en los equipos de visión nocturna cuando la cantidad de luz visible es insuficiente para ver los objetos. La radiación se recibe y después se refleja en una pantalla (Arturo, 2020).

3.1.9. Infrarrojo medio

Utilizado principalmente a problemas particulares en los que existe algún tipo de limitación energética. Por ejemplo, ha resultado útil para el estudio de micro muestras cuando la absorción se reduce a una región muy limitada. Este método también se ha empleado para el estudio de especies transitorias que

de otra forma requerirán un barrido de longitud de onda muy rápido. En este caso, la ventaja proviene del hecho de que se puede observar todo el espectro en forma simultánea (ECURED, 2015).

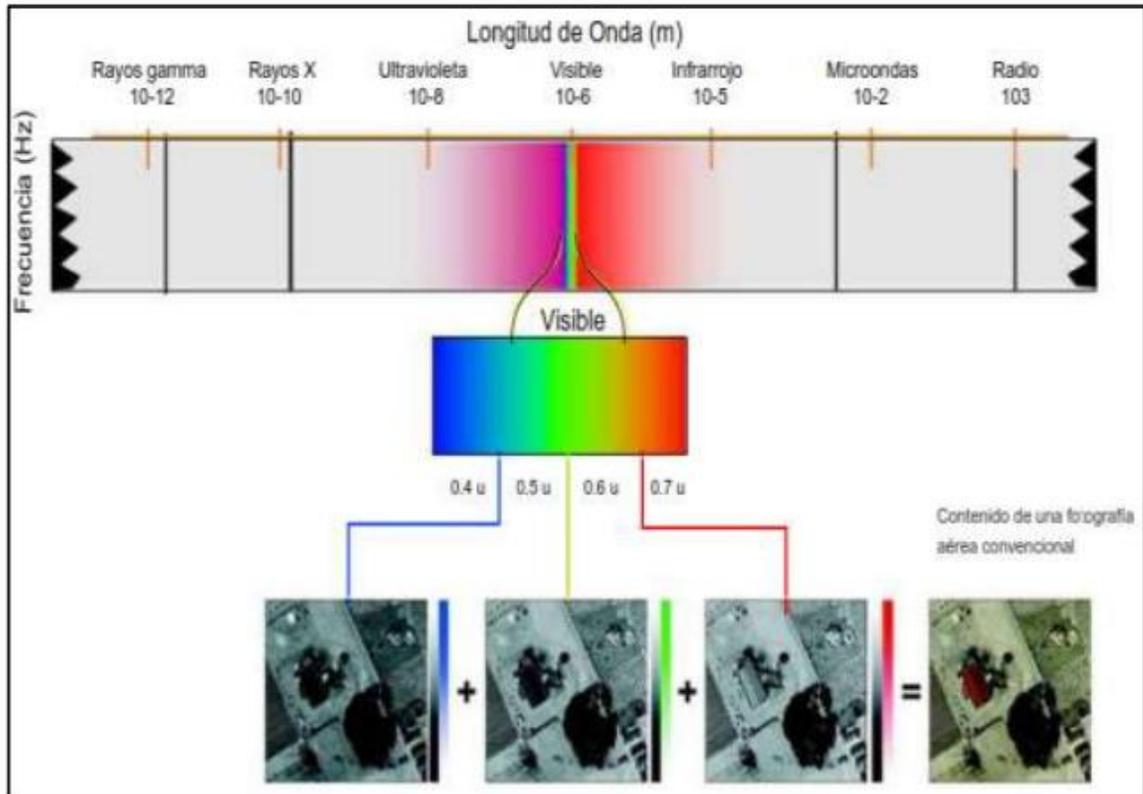


Figura 2: Infrarrojo medio; Fuente: Bravo, 2017

3.2. Sensores remotos

Es un instrumento espacial no tripulado capaz de poder identificar la reflectancia reflejada por los objetos de la superficie terrestre. En este contexto, el uso de los sensores remotos para el monitoreo de los cuerpos de agua representa un método de bajo costo, ya que generan imágenes satelitales temporales en periodos de re muestreo de 5 a 16 días, y permiten evaluar grandes extensiones de terrenos o zonas remotas e inaccesibles (Poso y Paananen, 1984; Wulder 1998; Wynne et al., 2000).

La aplicación de estas técnicas proporciona una base fuerte en el empleo de metodologías que permiten monitorear los patrones que intervienen en los procesos de fragmentación, mismos que están fuertemente ligados a la dinámica espacial y temporal de actividades antrópicas. Recientemente se han

realizado estudios enfocados a la aplicación de métricas del paisaje con la finalidad de cuantificar la heterogeneidad a nivel ecosistema (Hoechstetter et al., 2008; McGarigal et al., 2009).

La Agencia Espacial Europea (ESA Copernicus) es la responsable de coordinar la distribución de los datos recogidos por más de 30 satélites. Distribuye a la comunidad de usuarios los datos recogidos por los satélites nacionales, europeos e internacionales que forman parte de las Misiones Colaboradoras de Copérnico. Este componente entró en fase operativa tras el lanzamiento de la primera misión Sentinel. Todos estos servicios se enmarcan en seis grandes categorías: gestión del suelo, el medio marino, la atmósfera, respuesta en situaciones de emergencia, seguridad y cambio climático (ESA, 2014).

La agencia United States Geological Survey (USGS) tiene el mayor registro de recolección de datos de satélite SIG gratuitos (imágenes de satélite gratis, tomas aéreas, vehículos no tripulados), que están disponibles a través de su explorador terrestre EarthExplorer. La selección de imágenes de satélite gratis en EarthExplorer es amplia: desde datos ópticos y de radar hasta imágenes de satélite del clima, pasando por modelos digitales del terreno o DEM (Sergieieva, 2020).

EarthExplorer le permite restringir la búsqueda de imágenes de satélite por área, fecha, % de cobertura de las nubes, e incluir tantos sensores como desee. Todas las teselas que coincidan con la búsqueda realizada se pueden pre visualizar una por una o todas a la vez. Además de las opciones estándar de selección del Área de interés (Sergieieva, 2020).

3.2.1. Sensor remoto Sentinel – 2

Los Sentinel son una nueva flota de satélites diseñada específicamente para proporcionar los abundantes datos e imágenes de que se nutre el programa Copernicus, de la Comisión Europea. Este programa único de vigilancia medioambiental, está cambiando drásticamente la forma en que gestionamos nuestro entorno, entendemos y abordamos los efectos del cambio climático y protegemos nuestra vida cotidiana. Sentinel-2 llevan una innovadora cámara multispectral de alta resolución, con 13 bandas espectrales que aportan una nueva perspectiva de la superficie terrestre y la vegetación.

La misión se basa en una constelación de dos satélites idénticos en la misma órbita, separados por 180 grados, para lograr una cobertura y una descarga de datos óptimos. Cada cinco días los satélites cubrirán todas las superficies terrestres, grandes islas y aguas costeras. La misión proporcionará sobre todo información útil para las prácticas agrícolas y forestales, y para gestionar la seguridad alimentaria. Las imágenes de los satélites serán empleadas para determinar varios índices vegetales, como el área con clorofila en la hoja y el contenido en agua (ESA, 2015).

La empresa Arianespace lanzó el 23 de junio de 2015 a las 01:52 UTC el satélite Sentinel-2 de la agencia espacial europea (ESA) desde la rampa ELV de la Guayana Francesa en la misión VV05 (*Vol Vega 005*). El satélite tardó 54 minutos y 43 segundos en alcanzar la órbita prevista. La órbita inicial del satélite era de 787 x 788 kilómetros de altura. La etapa superior AVUM de construcción ucraniana no logró deorbitarse tal y como estaba planeado y terminó en una órbita de 400 x 783 kilómetros (Marín, 2015).

3.2.2. Sensor remoto LandSat-8

Landsat-8 (formalmente la Misión de Continuidad de Datos Landsat, LDCM) fue lanzado en un cohete Atlas-V desde la Base de la Fuerza Aérea de Vandenberg, California, el 11 de febrero de 2013. Landsat-8 es el satélite Landsat, lanzado más recientemente y lleva los instrumentos Operational Land Imager (OLI) y Thermal Infrared Sensor (TIRS). Landsat 8 orbita la Tierra en una órbita sincrónica con el sol, casi polar, a una altitud de 705 km (438 millas), inclinada a 98,2 grados, y completa una órbita terrestre cada 99 minutos. El satélite tiene un ciclo de repetición de 16 días con un tiempo de cruce ecuatorial: 10:00 a.m. +/- 15 minutos.

Landsat-8 adquiere alrededor de 740 escenas al día en el sistema de ruta / fila del Sistema de Referencia Mundial-2 (WRS-2), con una superposición de franja (o sidelap) que varía del 7 % en el ecuador a un máximo de aproximadamente del 85 % en latitudes extremas. El tamaño de una escena Landsat-8 es de 185 km x 180 km (114 mi x 112 mi).

Fue diseñado para continuar el programa de captura global de imágenes espaciales que los Estados Unidos han estado implementando desde 1972 con la ayuda de la serie Landsat. El equipo de

detección remota instalado en la LCDM incluye un radiómetro de barrido multicanal OLI (Operational Land Imager) y un radiómetro infrarrojo de dos canales TIRS (Thermal Infrared Sensor). El instrumento OLI, desarrollado por Ball Aerospace & Technologies, opera en nueve longitudes de onda en el rango de 0.433-2.300 μm y proporciona imágenes con una resolución máxima de 15m (*Landsat 8 / U.S. Geological Survey, 2023*).

3.3. Monitoreo de cuerpos de aguas

En particular, un monitoreo de calidad de agua es un estudio del agua que se realiza con el objetivo de conocer las fluctuaciones en determinados parámetros físicos, químicos y biológicos y analizar si sus características son aptas para recreación, potabilización y/o protección de la vida acuática (Chapman, 1996). Proporciona información básica sobre la variabilidad temporal y espacial de la calidad del agua.

Hay muchas formas de monitorear la calidad del agua y se basan según los lineamientos que estemos siguiendo, así como los objetivos que persiga el programa de monitoreo planteado. Se pueden distinguir tres tipos de métodos, el monitoreo de variables físico-químicas, el monitoreo biológico y el monitoreo visual (aguas urbanas, 2018).

Los sensores para el monitoreo y medición son los dispositivos que se encargan de recopilar constantemente los datos que se necesitan medir para mantener un control permanente de diferentes variables, relevantes para la seguridad, la gestión del riesgo, e incluso, para la productividad y reducción de costos. El monitoreo y medición a través de sensores representa una solución para la gestión del riesgo, la seguridad y la productividad, según sea su campo de aplicación.

A través de los sensores y un sistema de monitoreo y medición se logra la supervisión constante y efectiva de diferentes variables importantes para la prevención y atención del riesgo, la seguridad de las instalaciones y personas y la optimización de procesos y costos. Algunas de las industrias en las que es ampliamente usado el sistema de sensores son las de alimentos, agricultura, manufacturera y de la construcción.

Un ejemplo de ello realizado por (Portal & Zambrano, 2021) que monitorea parámetros fisicoquímicos del agua de la Laguna San Nicolás- Cajamarca usando el satélite Landsat-8 donde utilizaron la técnica de desmezcla lineal para calcular la reflectancia que se utilizará para los modelos matemáticos necesarios; la investigación verifico que a partir del análisis multiespectral por medio de fórmulas matemáticas de las bandas espectrales es posible obtener parámetros fisicoquímicos del agua.

Para el análisis espectral se utilizó la técnica de desmezcla lineal para calcular la reflectancia que se utilizará para los modelos matemáticos necesarios; además se utilizó el instrumento denominado Envi 5.3 para la obtención de estos datos. En la siguiente investigación se verifica que a partir del análisis multiespectral por medio de fórmulas matemáticas de las bandas espectrales es posible obtener parámetros fisicoquímicos del agua, el análisis se realizó en la Laguna San Nicolás mediante el uso de imágenes Landsat 8, los parámetros estimados fueron pH, OD, turbidez y temperatura.

En el estudio “Estimación de parámetros de calidad de agua en la Laguna Santa Elena usando imágenes satelitales” se evaluó el sensor Sentinel-2 para conocer los parámetros físico- químicos de en la Laguna Santa Elena, en el que se monitorea 6 parámetros fisicoquímicos siendo Conductividad Eléctrica, sólidos disueltos totales, salinidad, temperatura y pH. Para la recolección de muestras se seleccionaron 6 puntos de muestreos al azar y los parámetros de la temperatura, Clorofila-a, turbiedad y transparencia fueron analizadas a través del procesamiento de imágenes satelitales. El procesamiento de estos datos se utilizó las bandas en la zona visible e infrarroja del espectro electromagnético, ya que son estas regiones que presentan los mejores resultados para detectar Clorofila-a, turbidez y transparencia (Rivera, 2010).

Existen diferentes sensores para el monitoreo de calidad de agua, algunos de estos son:

Cuadro 3: Sensores para el monitoreo de Calidad de Agua

Sensor	Tipo	Resolución espacial	Resolución temporal	Resolución espectral	Característica	Estadística para modelos predictivos
SPOT		20 m	26	Pancromática B1: verde B2: rojo B3: infrarrojo cercano	<ul style="list-style-type: none"> • Altitud de 832 km • Inclinación de 98° • Resolución Estereoscópica (HRS) 	Software de procesamiento de imagen cartográficas
RADARSAT	Satelital	3 a 100 m	24	Banda C	<ul style="list-style-type: none"> • Inclinación 98.6° • Altitud 798 km • frecuencia 5.3 GHz • Utilidad agricultura, hidrología, silvicultura, oceanografía, monitoreo de los océanos • Imágenes de la tierra son tomadas de día o de noche 	QGIS
			3	Pancromática B2: Azul B3: Verde B4: Rojo	<ul style="list-style-type: none"> • Inclinación 98.1° • Altitud 681 km • Bits 11 por pixel • Para estudios ambientales 	

III. MATERIALES Y MÉTODOS

4.1. Ubicación del área de estudio

El presente trabajo de culminación de estudio se realizó en el Municipio de Mateare, específicamente en la Laguna de Xiloá, situada en la parte occidental del Departamento de Managua, Región III de Nicaragua. La Laguna se encuentra a 20 kilómetros al norte de la ciudad de Managua y es accesible a través de la nueva carretera a León. Este cuerpo de agua es ampliamente conocido y apreciado como un sitio de recreación para los habitantes locales del área ECURED (2018).

Xiloá es nombre náhuatl y significa “Laguna de Xilónem”, diosa indígena del maíz. Se encuentra dentro de La Reserva Natural Península de Chiltepe la cual es un área protegida de importancia para la vida silvestre declarada como área protegida desde el 19 de septiembre de 1983, dicha Reserva Natural comprende los cerros "cuapes" de la Península de Chiltepe incluyendo la Laguna de Apoyeque, posteriormente el 31 de octubre de 1991 se incluyó a esta área protegida la Laguna de Xiloá. Esta área cuenta con alrededor de 5,190 Hectáreas con emanaciones hidrotermales con potencial turístico y geotérmico. La reserva natural representa el 17.45 % de la extensión territorial del Municipio de Mateare, su importancia radica en que es la única área de conservación de mayor extensión cercana a la ciudad de Managua. (Perez., 2016).

Además, en el lugar hay cierta infraestructura turística; varias actividades se pueden desarrollar en sus alrededores (ECURED, 2018). Sus coordenadas son 12° 14' 00" de latitud norte y 86° 25' 00" de longitud oeste, con una extensión territorial de 297.4 km² y una población de 24, 408 habitantes aproximadamente, de los cuales 10, 984 son rurales (45%). Limita al norte con el Lago de Managua, al sur con el Municipio de Villa Carlos Fonseca, al este con el Municipio de Ciudad Sandino y al oeste con el Municipio de Nagarote.

El clima es cálido, se puede caracterizar como tropical de sabana, con una marcada estación seca de 6 meses de duración, confinado principalmente entre los meses de noviembre a abril. La temperatura promedio se encuentra entre los 28° y 31° C, la precipitación varía entre los 800 y 100 mm anuales,

humedad relativa de 65 – 84 %, vientos predominantes del Este con velocidad de 2.1 a 9.7 m/seg (Solórzano & Umaña, 2005).

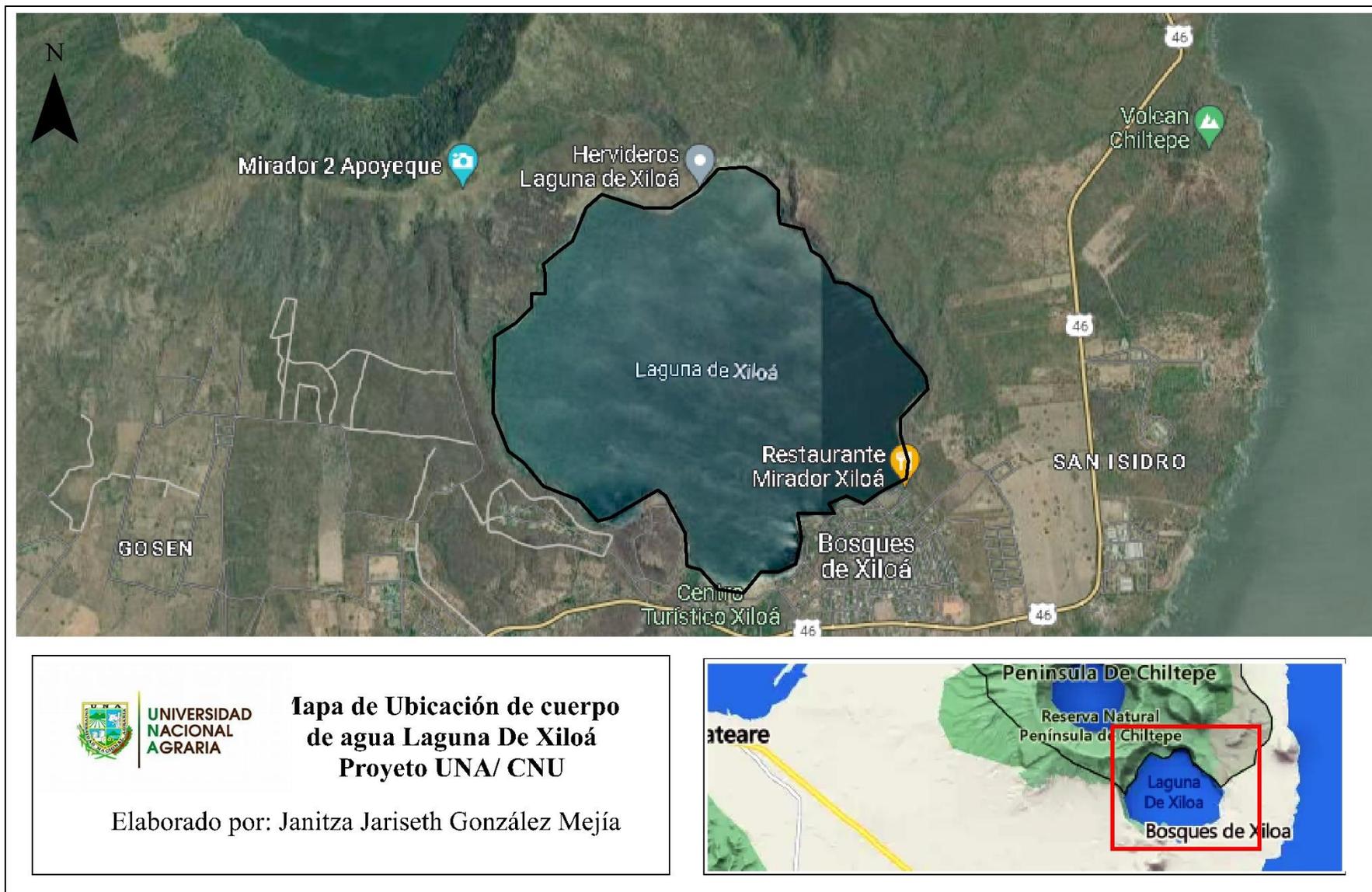


Figura 3: Mapa de ubicación del sitio de estudio.

La Laguna de Xiloá es una estructura de colapso situada al Sureste del cráter de Apoyeque con un diámetro de 2.5 kilómetros. Forma parte de la denominada Península de Chiltepe, está compuesta por el volcán Apoyeque (cráter explosivo), la anterior mencionada Laguna de Xiloá, el Cerro Talpetate (cono cinerítico), Los Cerros Cuapes (domos de lava), Cerro Chiltepe (Cono cinerítico), Cerro Partido y Cerro Bella Vista. El cráter central de Apoyeque posee un diámetro de 2.5 – 3.0 kilómetros y una profundidad de 350 metros. Su punto más alto es en los Cerros Cuapes (518 m.s.n.m.) (EcuRed, n.d).

4.2. Diseño metodológico

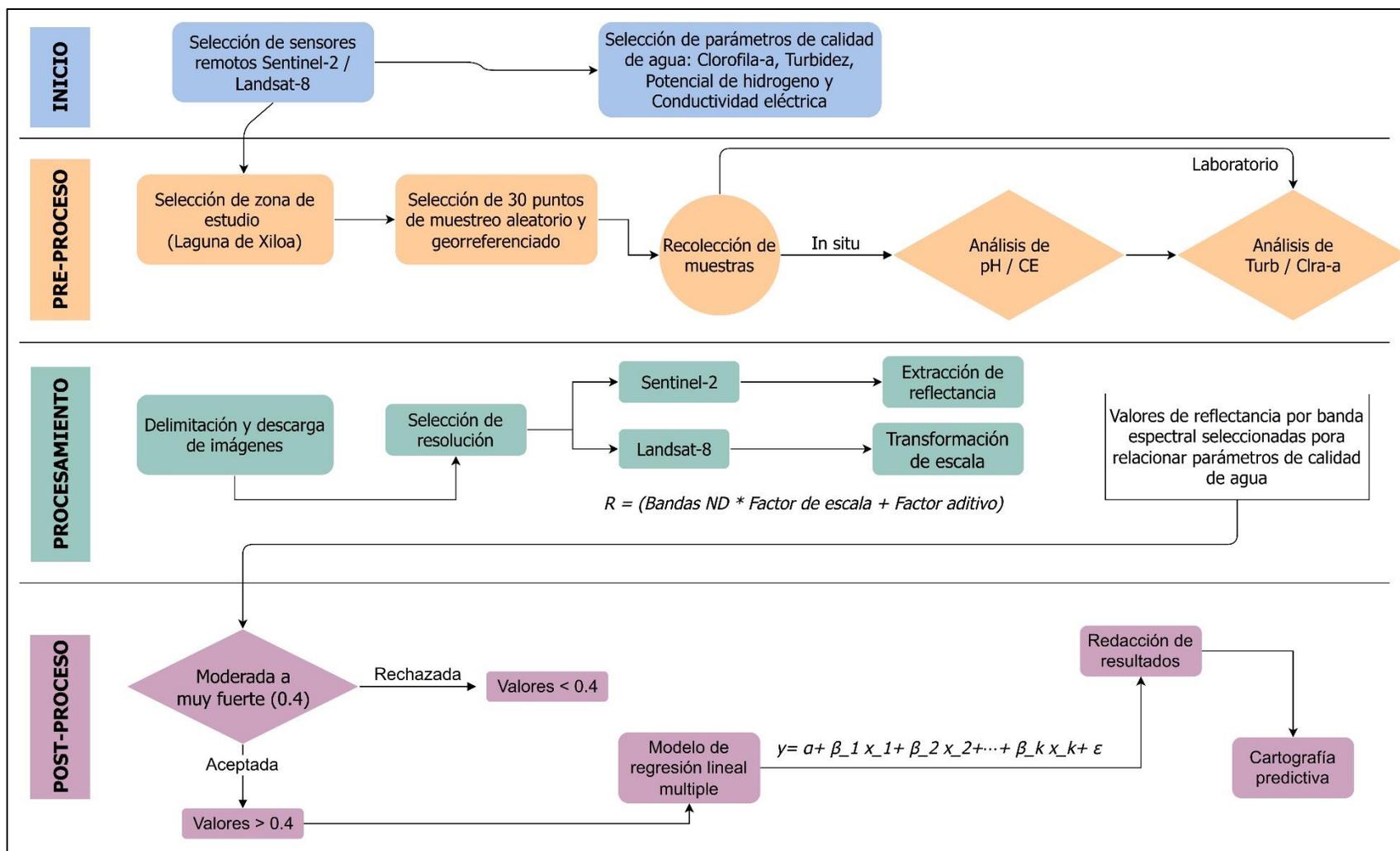


Figura 4: Flujograma de trabajo para la Evaluación y utilidad de sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2.

En la primera etapa, se identificó y definió claramente el propósito y objetivos de la investigación. Se estableció las metas cuantificables y alcanzables que se esperan alcanzar, así como el problema o necesidad que el proyecto abordó, de igual manera se hizo un análisis viabilidad para determinar si la investigación era factible y sostenible con el medio ambiente. Se hizo coordinación con la Alcaldía de Mateare, MARENA, CNU y la UNA para el acompañamiento en el proceso de la investigación y la evaluación de aspectos económicos, técnicos, legales, sociales y ambientales para asegurarse de que la investigación sea viable y aporte valor.

Se hizo la ejecución de recolección de muestras en las cuatro campañas planificadas con acompañamiento de la Alcaldía de Mateare, así como se da inicio a la descarga de las imágenes satelitales de los cuatro meses de recolección de datos siendo: agosto, septiembre, octubre y noviembre. Se realizó análisis de los datos y el procesamiento de las imágenes satelitales modelos de Regresión Lineal Múltiple y cartografías predictivas.

Para conocer las variaciones de los parámetros fisicoquímicos del cuerpo de agua Laguna de Xiloá se realizó sobre un diseño estratificado, en este sistema se establecieron intervalos entre puntos de 500 m, del total de puntos se seleccionaron al azar 30 puntos de muestreo georreferenciados sobre el área de la Laguna. A cada punto de muestreo se aplicaron 4 campañas de muestreo para realzar el análisis fisicoquímico en laboratorio y campo.

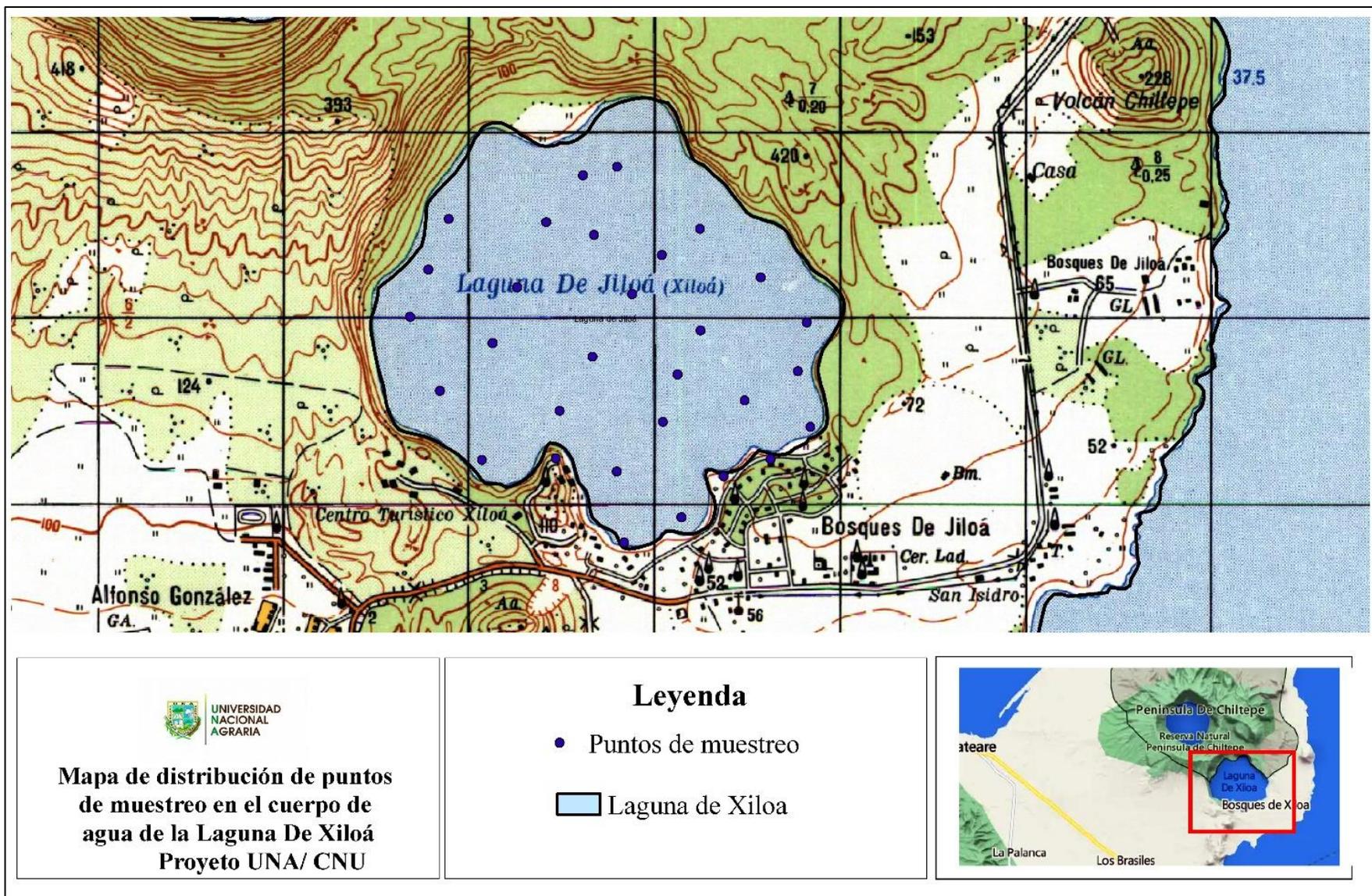


Figura 5: Mapa diseño de distribución de los puntos de muestros en la Laguna de Xiloá.

4.3. Variables a evaluar

La recolección de datos en los cuerpos de agua se hizo utilizando una muestra de 30 puntos de muestreo con cuatro repeticiones o una por cada mes. Se realizaron cuatro campañas de muestreo, en donde se recolectaron 30 muestras por cada parámetro evaluado, para un total de 120 muestras por cada uno. Las muestras de Clorofila-a (ug/L) se utilizaron envases plásticos de 3,750 ml y Turbidez (NTU) recolectadas en envases de 1,000 ml las cuales estuvieron cumpliendo el criterio de custodia del laboratorio CIRA-UNAN preservadas a una temperatura de -10° C.

En el caso de Conductividad Eléctrica y Potencial de Hidrógenos se analizaron con el instrumento Multiparamétrico de campo en envases plásticos de 1,000 ml, estas muestras no se preservaron en hielo ya que se analizaron in situ. Las cuatro campañas de campo se realizaron en las fechas siguientes: primera campaña 20/08/2021, segunda campaña 28/09/2021, tercera campaña 19/10/2021 y cuarta campaña 10/11/2021; todas las muestras de recolectadas de los parámetros se codificaron mediante el siguiente código Xi-01 al Xi-30, con el fin de poder identificar la localización de extracción de las muestras en el cuerpo de agua.

El abordaje del estudio comenzó con la selección de los sensores remotos y los parámetros físicos químicos a monitorear de los cuerpos de agua, para la selección de los sensores remotos se tomaron en cuenta la accesibilidad a descarga de datos, su resolución espacial, temporal, por ello los sensores remotos Sentinel-2 y LandSat-8 son de acceso libre, cuentan con una resolución espacial de 10m, 15m hasta 60m y una resolución temporal entre 5 a 16 días revisita. En cuanto a los parámetros físico-químicos estos se definieron tomando como referencia estudios realizados quienes evaluaron parámetros como pH, Conductividad Eléctrica, Clorofila-a y turbidez en cuerpo de agua, para determinar su calidad.

Los meses donde se realizaron los muestreos fueron en la época de invierno siendo estos agosto, septiembre, octubre y noviembre; las muestras se analizaron a través de laboratorio y mediante instrumentos multiparamétrico debidamente calibrados; las muestras que fueron trasladadas al laboratorio se registraron en fichas para la identificación de las muestras (Anexo 1 y 2).

Las imágenes satelitales utilizadas se descargaron de los servidores de la USGS (Earth Explorer) para el sensor Landsat-8 y de la ESA (Copernicus Open Access Hub) para el sensor Sentinel-2, las descargas corresponden a los meses de las campañas, considerando la presencia de nubes en un 40%.

4.4.Descarga de imágenes

Para la descarga de imágenes estas se obtuvieron desde las plataformas Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>) para el sensor Sentinel-2 esta plataforma permite tener imágenes con nivel de procesado L1C y L2A. Las imágenes de nivel 2A, a diferencia de las de nivel 1C, corresponden a imágenes corregidas atmosféricamente que te ofrecerán datos de reflectancia más próximos a la realidad (y por tanto con niveles de color más realistas). Podrás diferenciarlas visualmente ya que las imágenes de nivel 2A son más nítidas, con mayor brillo, contraste y no presentan la textura blanquecina producida por el efecto de la presencia de la atmósfera (Roberto, 2019).

En cada campaña se obtuvieron entre 2 a 4 colección de imágenes con un porcentaje de nubosidad menor o igual al 40 %. En cuanto al sensor Landsat-8 se descargaron de la plataforma Earth Explorer (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) para el sensor Landsat-8, las imágenes se obtuvieron de la colección nivel-2, estos teniendo un tamaño de pixel de 30 m y 60 m de reflectancia con un nivel de procesamiento de L2A está calibrado radiométricamente utilizando puntos de control del suelo y datos del modelo digital de elevación para corregir el desplazamiento del relieve. Los productos de nivel 1 de la más alta calidad adecuados para el análisis de series temporales a nivel de píxel. Se tomó en cuenta la resolución temporal de cada sensor remoto, en Sentinel 2 que órbita cada 5 días y el Landsat-8 cada 16 días.

El sensor Sentinel-2 permite la descarga de imágenes con nivel de procesamiento L2A de Reflectancia del Fondo de la Atmosfera (BOA) en rango de 430 – 2,278 nm, por lo tanto, no se le aplicó ningún tratamiento de pre procesamiento, sin embargo, el sensor Landsat-8 permite la descarga de imágenes de satélite en formato de Numero Digitales (ND) de Reflectancia al Tope de la Atmosfera (TOA) por lo que se aplicó tratamiento de ortorectificación de imágenes para convertir los ND a Reflectancia a través de los factores descritos en el Cuadro 3.

$$R = (Bands\ ND * Factor\ de\ escala) + Factor\ aditivo \quad Ec. 1$$

Cuadro 4: Resumen de propiedades genéricas de la misión LandSat 4 al 8

Propiedad	Reflectancia	Temperatura
Valor de relleno	0	0
Factor de escala	0.000027	0.00341802
Factor aditivo	-0.2	+149.0
Tipos de datos	Int16U	Int16U
Rango valido	1 - 65455	1 - 65535

Fuente: (Verdugo, 2022).

4.5. Análisis de datos

Antes de analizar estadísticamente los datos tanto de la reflectancia de los sensores remotos como los datos de campo, se hizo una delimitación de área de influencia sobre el área estudiada de aproximadamente 1 km de radio desde el borde del cuerpo de agua, haciendo uso de herramientas de sistemas de información geográfica.

Para la extracción de valores de reflectancia se generaron los análisis de distribución de las muestras, normalización de datos, las pruebas de correlaciones entre dos o más variables y la significancia de las bandas entre los parámetros evaluados, así como la determinación del modelo regresión múltiple de calidad de agua en la Laguna Garmendia Zapata (2020).

Para conocer si existe una fuerza de relación del espectro electromagnético de los sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2 que puedan predecir los parámetros fisicoquímicos de pH, Conductividad Eléctrica, Clorofila-a y turbidez en los cuerpos de agua, se utilizó el método de correlación de datos de Spearman es un método estadístico no paramétrico que pretende identificar la intensidad de asociación entre dos variables, se aplicó este método debido a que se ajusta al tamaño de muestra utilizada de 30 muestras y además que los datos de variables ambientales presentan una distribución no paramétrica ya que no son variables que se pueden controlar durante la investigación, determinada en este estudio (Shober et al., 2018; Mondragón, 2014) los rangos de determinación de Spearman se expresan en la ecuación 2.

$$\gamma_s = \frac{\frac{n^3 - n}{12} - \sum_{i=1}^n \frac{di^2}{2}}{\sqrt{\left(\frac{n^3 - n}{12}\right) \left(\frac{n^3 - n}{12}\right)}} = 1 - 6 \frac{\sum_{i=1}^n di^2}{n^3 - n}$$

$$-1 \leq \gamma_s \leq 1$$

(Ecuación tomada de Restrepo y González, 2007).

Cuadro 5: Enfoque convencional para la implementación de coeficientes de correlación

Magnitud absoluta del coeficiente de correlación observado	Criterio
0.00 – 0.10	Correlación insignificante
0.10 – 0.39	Correlación débil
0.40 – 0.69	Correlación moderada
0.70 – 0.89	Correlación fuerte
0.90 – 1.00	Correlación muy fuerte

Fuente: (Schober et al., 2018).

Se han sugerido varios enfoques para traducir el coeficiente de correlación en descriptores como relación "débil", "moderada" o "fuerte" la mayoría de los investigadores probablemente estarían de acuerdo en que un coeficiente de 0,9 es una relación muy fuerte, sin embargo, en este estudio se consideraron únicamente las correlaciones moderadas de 0.4 a más, útiles para poder ser utilizadas en la generación del modelo de regresión lineal múltiple Cuadro 4 (Schober, Patrick; Boer, Christa; Schwarte, Lothar, 2018).

Ordenados los datos de campo y espectrales de las bandas, se aplicó la prueba de Coeficiente de Spearman esta es una prueba no paramétrica cuando se desea medir la relación entre dos variables y no se cumple el supuesto de normalidad en la distribución de los valores. El Coeficiente de Correlación de Spearman fue utilizado ya que los valores de las variables no se distribuyen de forma normal. Para poder identificar si las variables presentan correlaciones entre si se implementó el paquete estadístico Correlation de RStudio (Makowski., Ben-Shachar, M. S., Patill, I., & Lüdecke, D., 2020).

La predicción de una variable en función de la otra, depende de la influencia que la o las variables independientes, pueda ejercer sobre la variable dependiente; para conocer la relación funcional que existe entre los parámetros fisicoquímicos de calidad de agua con los rangos espectrales divididos en bandas espectrales de los sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2, se utilizó el análisis de regresión lineal múltiple ya que permite identificar el modelo o función que relaciona a las variables, una vez estimado el modelo es posible predecir el valor de la variable dependiente en función de las variables independientes y dar una medida de la precisión que la estimación ha hecho (Di Rienzo et al., 2005; Dowdy S., Weardon S., Chilko D., 2004).

$$y = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad \text{Ec. 3}$$

(Ecuación tomada de Dowdy, Weardon & Chilko, 2004).

4.5.1 Creación de modelo lineal múltiple

Este se hizo a través de un modelo de regresión lineal múltiple donde los valores tomados en campo son la variable dependiente y los valores espectrales de las bandas de los sensores Sentinel-2 y Landsat-8 son la variable independiente.

La regresión lineal se utiliza para generar conocimientos para los gráficos que contienen al menos dos campos continuos con uno identificado como el destino y el otro como un predictor. Además, se puede especificar un predictor categórico y dos campos continuos auxiliares en un gráfico y se pueden utilizar para generar un modelo de regresión adecuado.

Se implementaron los paquetes estadísticos "MASS" y "stargazer" en el programa RStudio en el cual para conocer cual modelo de regresión se ajusta a los datos dependientes medidos en campo versus los datos independientes valores de reflectancia de los sensores remotos estudiados (Brian Ripley, 1998). W.N Venables., B.D. Ripley (2003) y M. Hlavac (2022).

4.5.2 Creación de cartografía predictiva

La cartografía predictiva primeramente una vez obtenida la ecuación del modelo de regresión lineal múltiple, se procedió a definir el método para la generación de la cartografía predictiva de los parámetro de calidad de agua estudiado, para ello se implementaron los paquetes de análisis espacial Raster y GDAL mediante el programa RStudio para poder interpolar los valores de la ecuación con las capas raster cortadas de la Laguna y una vez generada la capa predictiva se visualizó mediante el programa Qgis donde se balancearon los colores de acuerdo a las clases categóricas que se generaron Hijmans, J. R (2021) y Bivand, R (2021).

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. Comportamiento de los parámetros fisicoquímicos de calidad

El monitoreo de las fluctuaciones de los parámetros de calidad de agua, sirven como un indicador del estado de las aguas, permitiendo tomar decisiones conforme a la información generada para garantizar la permanencia del recurso y la disponibilidad de las comunidades aledañas, en la Laguna de Xiloá se pueden observar que los parámetros tienen un comportamiento normal de acuerdo a las normas que rigen la calidad de las aguas para consumo humano u otros usos en Nicaragua (Cuadro 5).

Cuadro 6: Valores máximos y mínimos de parámetros de calidad de agua analizados en laboratorio e in situ.

Parámetro	AGO		SEP		OCT		NOV	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max
pH	7.20	7.90	7.08	8.40	7.38	8.11	7.86	8.06
CE (mS/cm)	7.820	7.950	7.820	7.950	7.820	7.950	7.820	7.850
Clr-a (ug/L)	1.776	3.552	1.480	2.960	1.084	1.773	3.256	5.032
Tb (NTU)	0.80	4.75	0.95	3.25	0.55	4.00	0.90	3.95

En cuanto al pH, se observa que los valores se mantienen dentro de un rango relativamente estrecho a lo largo de los meses, con mínimos en septiembre (7.08) y máximos en noviembre (8.06). Esto sugiere cierta estabilidad en la acidez o alcalinidad del agua de la Laguna de Xiloá durante este período. Se obtuvo rangos mínimos de 7.60 y máximos 8.05 indicando este que tiene una solución alcalina en el agua según la norma de calidad de agua OMS y NTON 05-007-98 de Nicaragua, los rangos permisibles de recreación tipo 4 son de 6.5 - 8.5, por lo tanto, estos valores están dentro del rango permisible de la norma y se considera el cuerpo de agua evaluado útil para la recreación (Vidal Puerta, 2017 y Pérez Ortega, 2011).

La Conductividad Eléctrica (CE) muestra valores constantes de 7.820 a 7.950 (mS/cm) en todos los meses, lo que indica una consistencia en la concentración de sales disueltas en el agua. Esto puede

relacionarse con la mineralización y la salinidad de la laguna, que parece no variar significativamente en este lapso.

En contraste, los niveles de Clorofila-a (Clr-a) experimentan fluctuaciones más notables a lo largo de los meses, con valores más bajos en octubre (1.084) y más altos en noviembre (5.032). Estas variaciones podrían estar relacionadas con factores estacionales, como la temperatura y la disponibilidad de nutrientes, que influyen en el crecimiento de algas y plantas acuáticas) Las imágenes espectrales de estos sensores jugaron un rol crucial en estimar la calidad del agua. La presencia excesiva de Clorofila-a, se utilizó para evaluar la condición trófica, esto puede generar problemas estéticos y de oxígeno disuelto, además de la producción de toxinas perjudiciales. Se observa los valores máximo y mínimo de los parámetros tomados en campo y los analizados en laboratorio, donde la Clorofila-a en el mes de noviembre presento un pico alto de 5.032 ug/L, que en los otros meses que presentan un comportamiento permisible por la NTON. Por otra parte, en los meses de septiembre hubo mayor concentración de pH con un valor de 8.4, lo que está dentro del rango de la *Norma Técnica Obligatoria Nicaragüense Para la Clasificación de los Recursos Hídricos* NTON. 05 007-98, Categoría 4 que son aguas destinadas a balnearios y deportes acuáticos.

En el parámetro Clorofila-a, medido en laboratorio se observó un rango entre 2.368 a 2.220 ug/L en los meses de agosto y septiembre, sin embargo, en el mes de noviembre hubo un gran incremento de 4.144 ug/L, el incremento se debe al aumento de temperatura en la Laguna ya que el mes de noviembre las temperaturas suelen tener una disminución, esto favorece la proliferación de algas. De otra manera, la alta concentración de nutrientes y de los vientos que generan una deriva del fitoplancton hacia la zona en cuestión (Bonansea et al., 2012). Este comportamiento coincide con lo reportado por Zuta y Guillen (1970) quienes señalan un descenso de Clorofila-a en periodos de aumento de temperatura.

Por último, la turbidez (Tb) muestra un rango bastante amplio, con valores mínimos en septiembre (0.55) y máximos en agosto (4.75). La turbidez puede estar influenciada por varios factores, incluyendo la sedimentación, la actividad humana y la erosión en las inmediaciones de la laguna.

En resumen, estos datos indican que la Laguna de Xiloá experimenta variaciones en la calidad del agua a lo largo de los meses, especialmente en lo que respecta a Clorofila-a y turbidez, lo que podría estar

relacionado con factores estacionales y actividades antropogénicas. El pH y la Conductividad Eléctrica, por otro lado, muestran una mayor estabilidad en sus valores a lo largo del tiempo. Estos hallazgos pueden ser fundamentales para la gestión y el monitoreo continuo de la calidad del agua en esta laguna y áreas similares.

5.2. Regiones espectrales de los sensores remotos correlacionadas con los parámetros fisicoquímicos de calidad de Agua

5.2.1. Correlaciones del sensor Landsat-8 y Sentinel-2 con pH

El parámetro potencial de hidrógeno (pH) presento correlaciones significativas con las bandas B02, B04 de la campaña noviembre respectivamente, dado el valor $p < 0.05$ fue de ($p = 0.013, 0.026$) y con moderadas correlaciones (-0.45, -0.41), esto nos permite concluir que las bandas correlacionadas del sensor Landsat-8 con el parámetro tienen el potencial predictivo para monitorear los cambios en el cuerpo de agua (Figura 8).

Se puede observar que la correlación encontrada con el sensor Landsat-8 se identificó con la banda B4 en el mes de noviembre, siendo esta una correlación positiva; de igual forma se encontró correlación de la B2 con el anterior mencionado sensor en el mes de noviembre.

Cuadro 7: Correlación de bandas de los Sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con el parámetro de pH

Sensor	Parámetro	Banda	Correlación
Landsat-8	pH	B02 y B04	-0.45 y -0.41
Sentinel-2	pH	B05, B07 y B8A	-0.48, -0.42 y -0.44

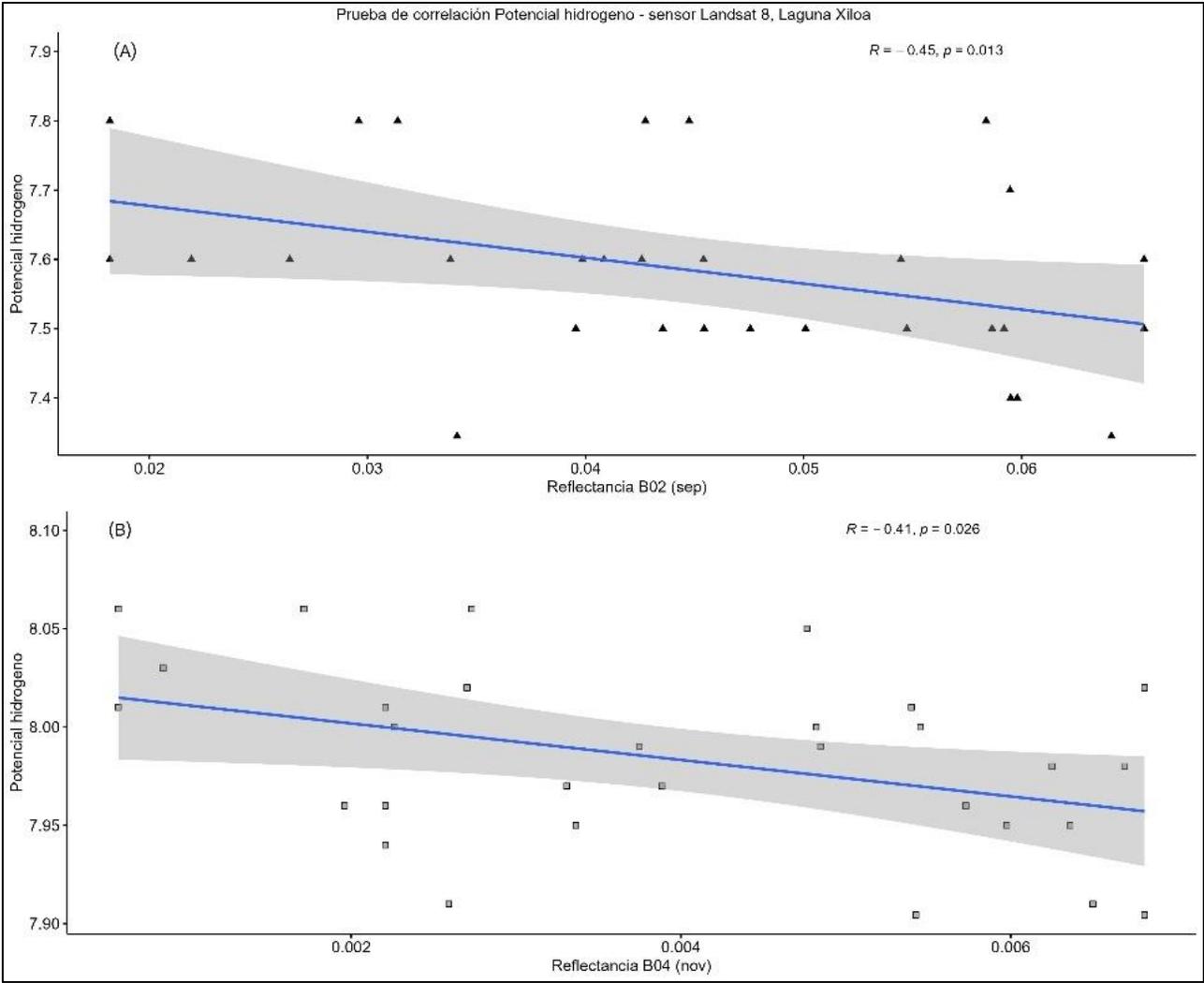


Figura 6: Correlación del parámetro pH en el mes de noviembre con el sensor Landsat-8

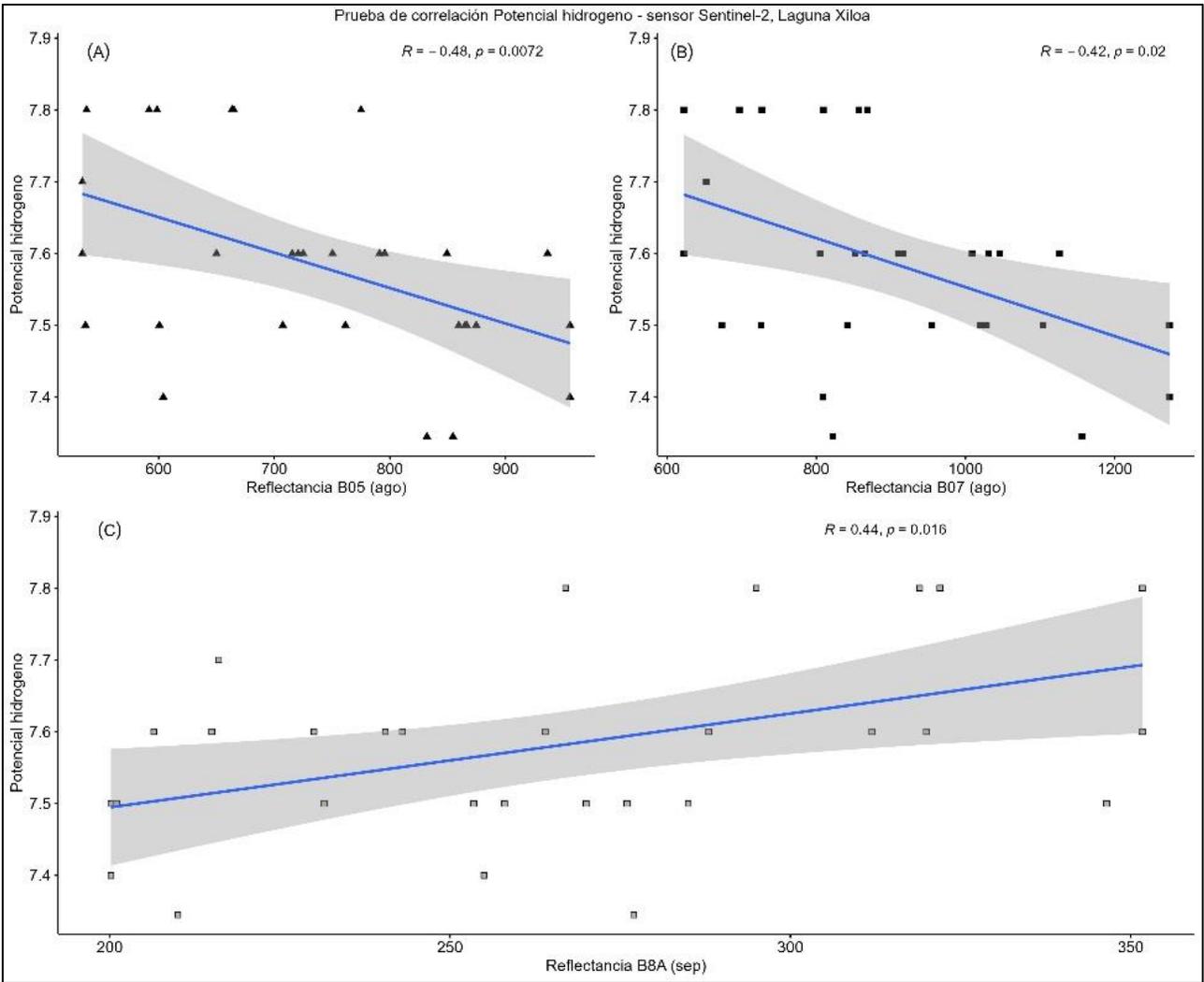


Figura 7: Correlación del parámetro pH en el mes de agosto con el sensor Sentinel-2

El parámetro potencial de hidrógeno (pH) mostró correlaciones significativas con diferentes fuerzas y direcciones en las bandas B05, B07 y B8A durante la campaña del mes de agosto. Específicamente, se observó una correlación negativa en las bandas B05 y B07, y una correlación positiva en la banda B8A. Los valores de p obtenidos fueron $p < 0.05$ para la banda B05 ($p = 0.0072$), $p > 0.05$ para la banda B07 ($p = 0.0072$) y $p < 0.05$ para la banda B8A ($p = 0.0016$). Estas correlaciones moderadas, que oscilan entre $Rho = -0.48, -0.42$ y -0.44 respectivamente, indican que las bandas correlacionadas del sensor Sentinel-2 tienen el potencial predictivo para monitorear los cambios en el cuerpo de agua en relación al parámetro de pH (Figura 9).

Los datos obtenidos se observan que Sentinel-2 es ligeramente superior en términos de correlación con el parámetro pH en comparación con Landsat-8. Las correlaciones para Sentinel-2 en las bandas B05, B07 y B8A son -0.48, -0.42 y -0.44, mientras que las correlaciones para Landsat-8 en las bandas B02 y B04 son -0.45 y -0.41.

Dado que se trata de una laguna, es posible que la resolución espacial más alta de Sentinel-2 sea beneficiosa para detectar cambios en el pH en áreas específicas de la laguna, como las zonas costeras o las áreas con vegetación acuática. Además, la mayor frecuencia de revisita de Sentinel-2 puede ser útil para monitorear cambios temporales en el pH de la laguna.

5.3.4. Correlaciones del sensor Landsat-8 y Sentinel-2 con Conductividad Eléctrica

Al hacer la prueba del Coeficiente de Correlación de Spearman del parámetro de Conductividad Eléctrica (CE) y el sensor Landsat-8 se pudieron identificar correlaciones altamente significativas con $p < 0.05$ y una fuerza de correlación negativa con las bandas B05: -0.51, B06: -0.54 y B07: -0.55 durante la campaña del mes de agosto (Figura 10). Al igual que el sensor Sentinel-2, las bandas del sensor Landsat-8 muestran una alta correlación siendo estas B08 y B8A respectivamente, ambos sensores tienen la capacidad de detectar variaciones en el cuerpo de agua a través de los rangos del espectro visible e infrarrojo cercano del espectro electromagnético, por lo que podemos inferir que la Conductividad Eléctrica tiene mucha influencia en la calidad del agua (Figura 11).

Cuadro 8: Correlación de bandas de los Sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con el parámetro de Conductividad Eléctrica.

Sensor	Parámetro	Banda	Correlación
Landsat-8	Conductividad Eléctrica	B03, B05, B06 y B07	-0.42, -0.51, -0.54 Y -0.55
Sentinel-2	Conductividad Eléctrica	B03, B05 y B08, B8A	0.4, -0.39, -0.44 y -0.44

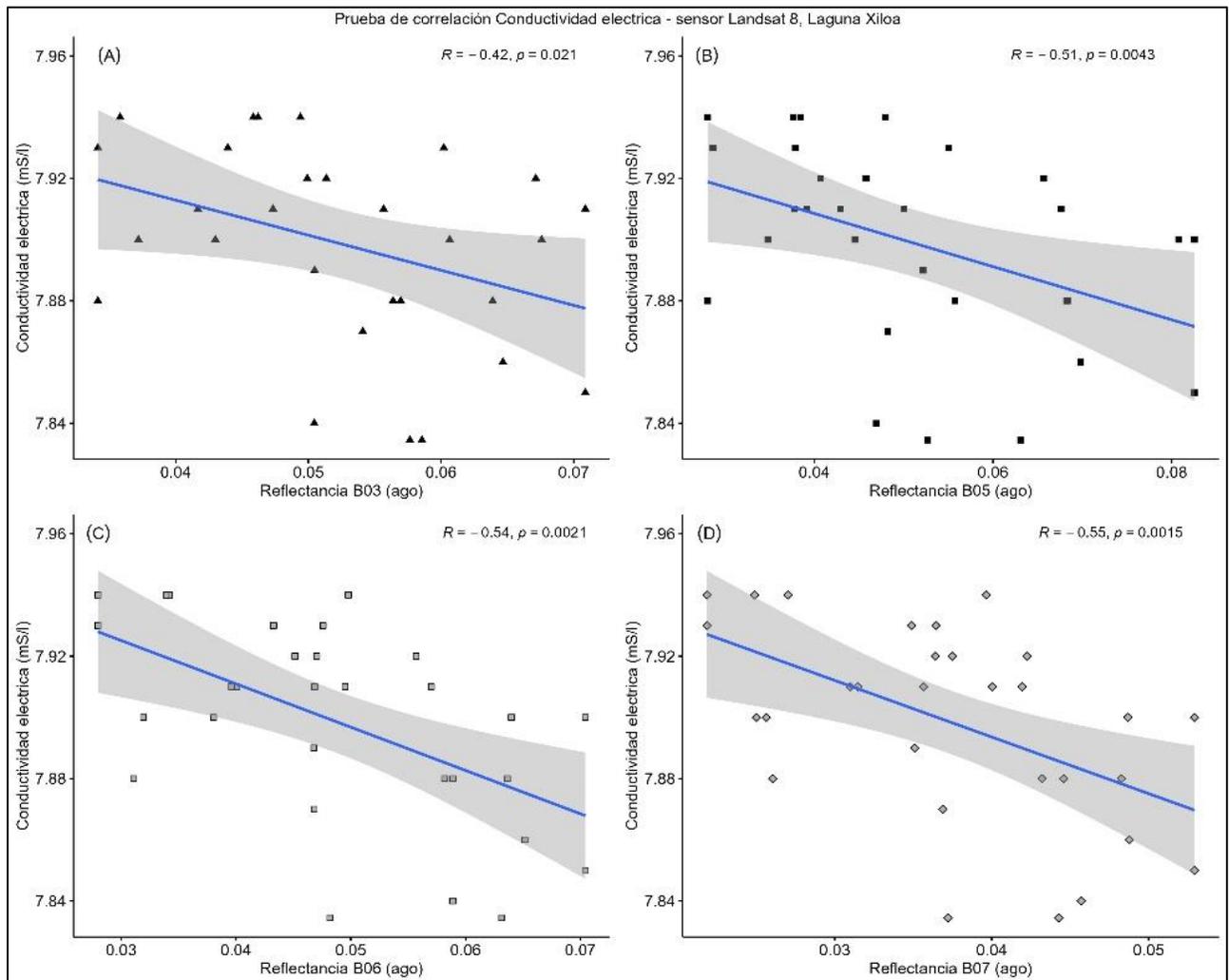


Figura 8: Correlación de parámetro de Conductividad Eléctrica en el mes de agosto con el sensor Landsat-8

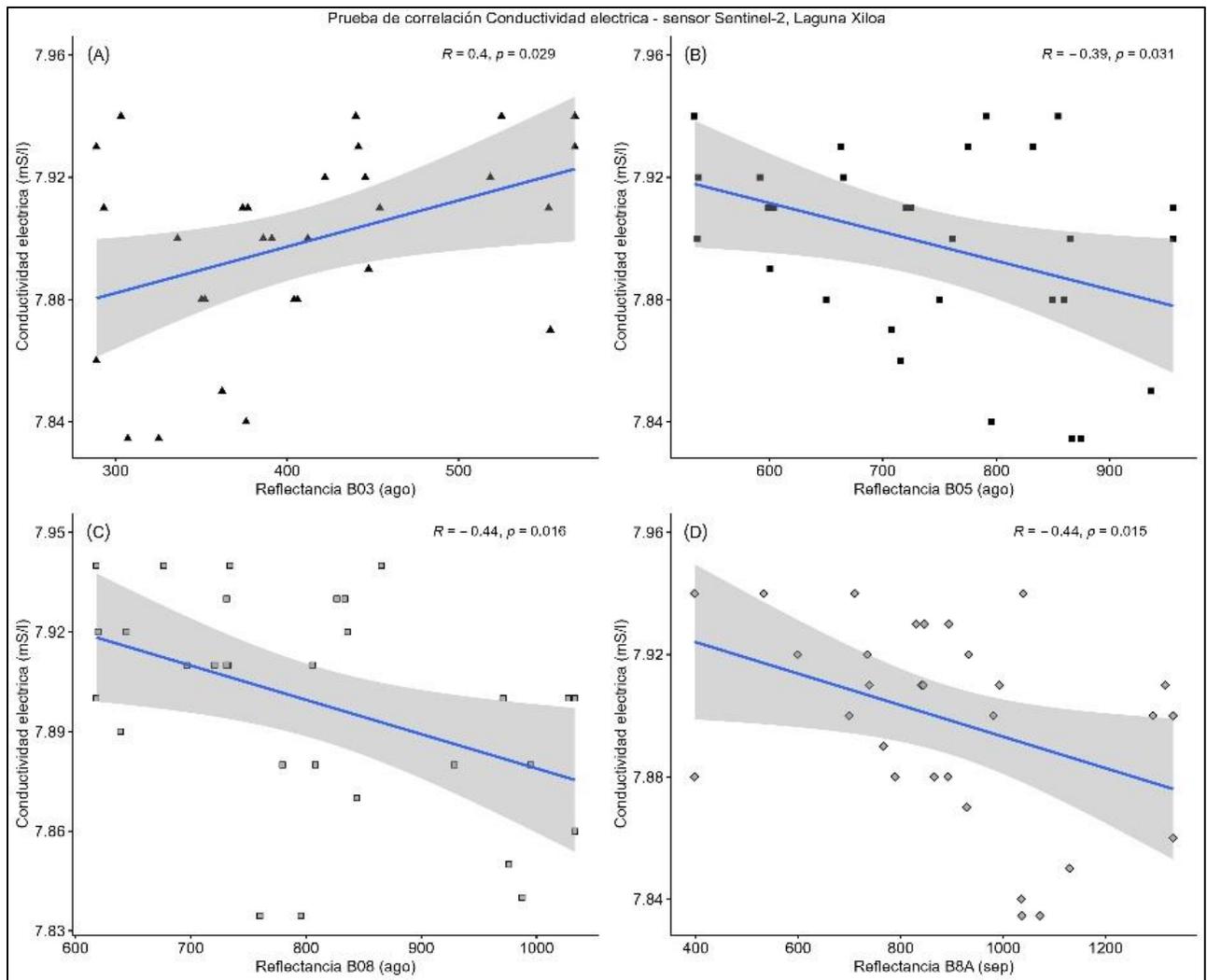


Figura 9: Correlación de parámetro de Conductividad Eléctrica en el mes de agosto con el sensor Sentinel-2.

En el estudio de la correlación y regresión se manejan datos bivariantes, es decir, para cada individuo de una muestra se consideran conjuntamente los valores de las dos variables estadísticas que se pretende relacionar. Tendremos entonces una variable dependiente y una independiente, formada por el conjunto de todos sus valores (Gea, Batanero, Fernández y Gómez, 2013). Teniendo en cuenta lo anterior se consideró a los parámetros de calidad de agua como la variable dependiente a la que, queremos estudiar y al espectro electromagnético que detectan las bandas de los sensores remotos, como la variable independiente quien puede influir en la otra variable.

La correlación obtenida del parámetro de Conductividad Eléctrica con el sensor Sentinel-2 es de (B3: 0.4), (B5: -0.39), (B8: -0.44), (B8A: -0.44), correspondientemente; teniendo una correlación moderada de acuerdo al rango de Schober (2018). Los valores tuvieron una variación positiva y negativa esto indica que a valores altos de una variable corresponden valores bajos de la otra. Es decir, el signo positivo indica que los valores de ambas variables cambian en el mismo sentido, mientras que el signo negativo indica que cambian en sentido contrario (Camacho-Sandoval, 2008). Esto se debe a que la correlación es negativa ya que la variable dependiente o independiente son semejantes, en ocasiones se supone que la correlación negativa es muy próxima a cero (Gea, Batanero, Contreras y Cañadas, 2013).

En vista que las bandas del sensor presentaron correlaciones altas con una significancia con $p < 0.05$, los cuales fueron de (B3: 0.021), (B5: 0.043), (B6: 0.0021), (B7: 0.015), respectivamente, por lo que el espectro electromagnético que detecta el sensor Sentinel-2 y Landsat-8 en sus bandas espectrales tienen el potencial de poder monitorear los cambios en el parámetro de calidad de agua Conductividad Eléctrica (Arias, 2017).

Basándonos únicamente en los datos de correlación para estimar la conductividad eléctrica en una laguna, Landsat-8 parece ser la mejor opción. Esto se debe a que Landsat-8 muestra correlaciones más fuertes y consistentes con valores de -0.54 y -0.55 en las bandas B06 y B07 respectivamente, lo que indica una relación inversa sólida entre la conductividad eléctrica y las bandas seleccionadas.

Por otro lado, Sentinel-2 muestra una mezcla de correlaciones positivas y negativas, con valores de correlación más cercanos a cero en algunas bandas, lo que sugiere que la relación entre la conductividad eléctrica y las bandas es menos clara y menos consistente.

5.3.5. Correlaciones del sensor Landsat-8 y Sentinel-2 con Clorofila-a

Se observa correlación entre los dos sensores evaluados y el parámetro Clorofila-a. Sin embargo, se encontró que el sensor Landsat-8 mostró correlaciones más frecuentes e intensas. La banda B07 B05 y del sensor Landsat-8 presentó la correlación más alta, con un valor de -0.46, seguida de las correlaciones de la banda B04 (-0.42), B06 (-0.46) y B05 (-0.46). Estas correlaciones se consideraron moderadas para el sensor Landsat-8. En cuanto al sensor Sentinel-2, se obtuvo una única correlación moderada con la banda B3 (-0.51), según el rango de Schober (2018).

Cuadro 9: Correlación de bandas de los Sensores Landsat-8 y Sentinel-2 con el parámetro de Clorofila-a.

Sensor	Parámetro	Banda	Correlación
Landsat-8	Clorofila-a	B04, B05, B06 y B07	-0.42, -0.42, -0.46 y -0.46
Sentinel-2	Clorofila-a	B02, B03, B05 y B06	-0.5, -0.51, -0.51 y -0.4

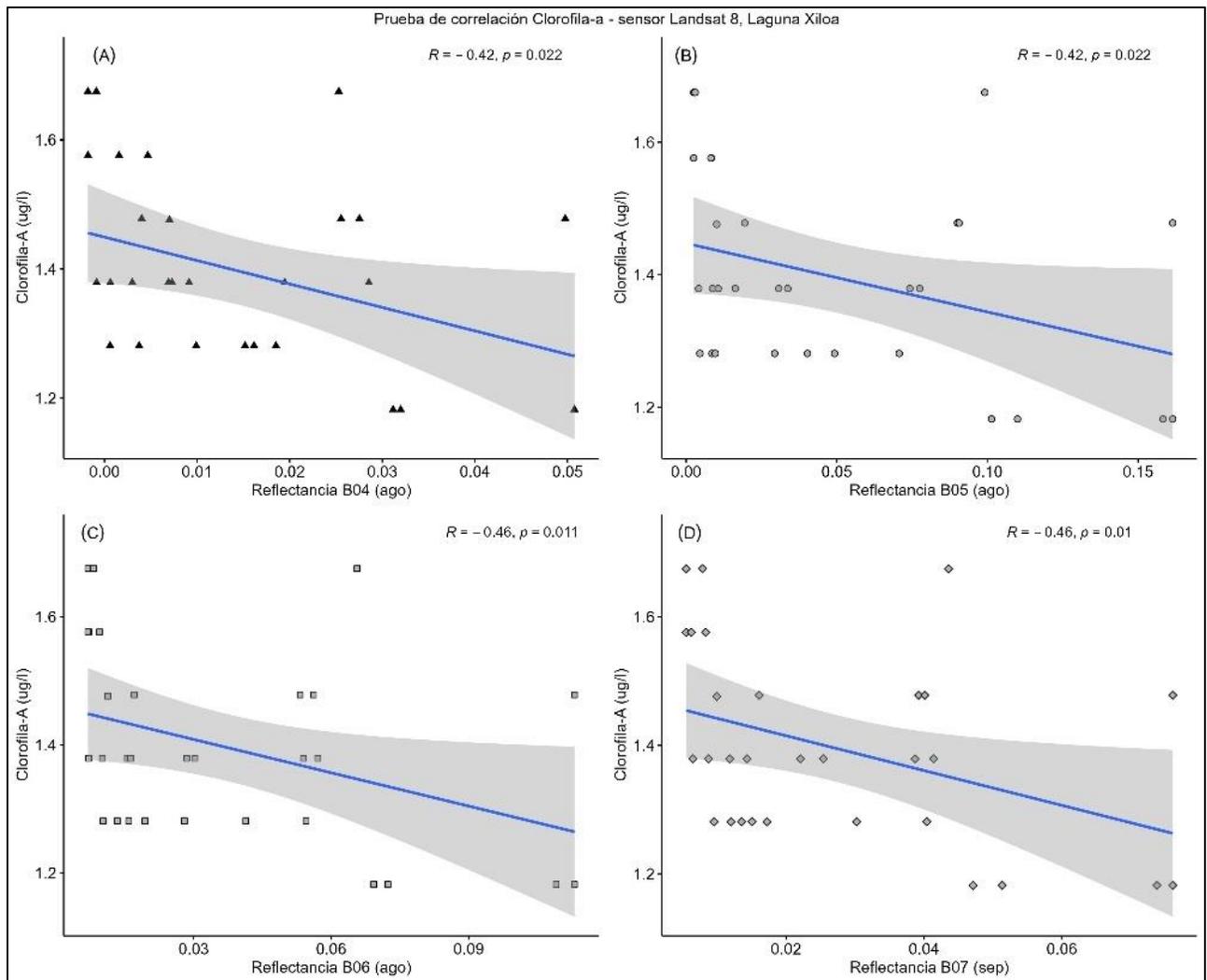


Figura 10: Correlación del parámetro de Clorofila-a e el mes de octubre con el sensor Landsat-8.

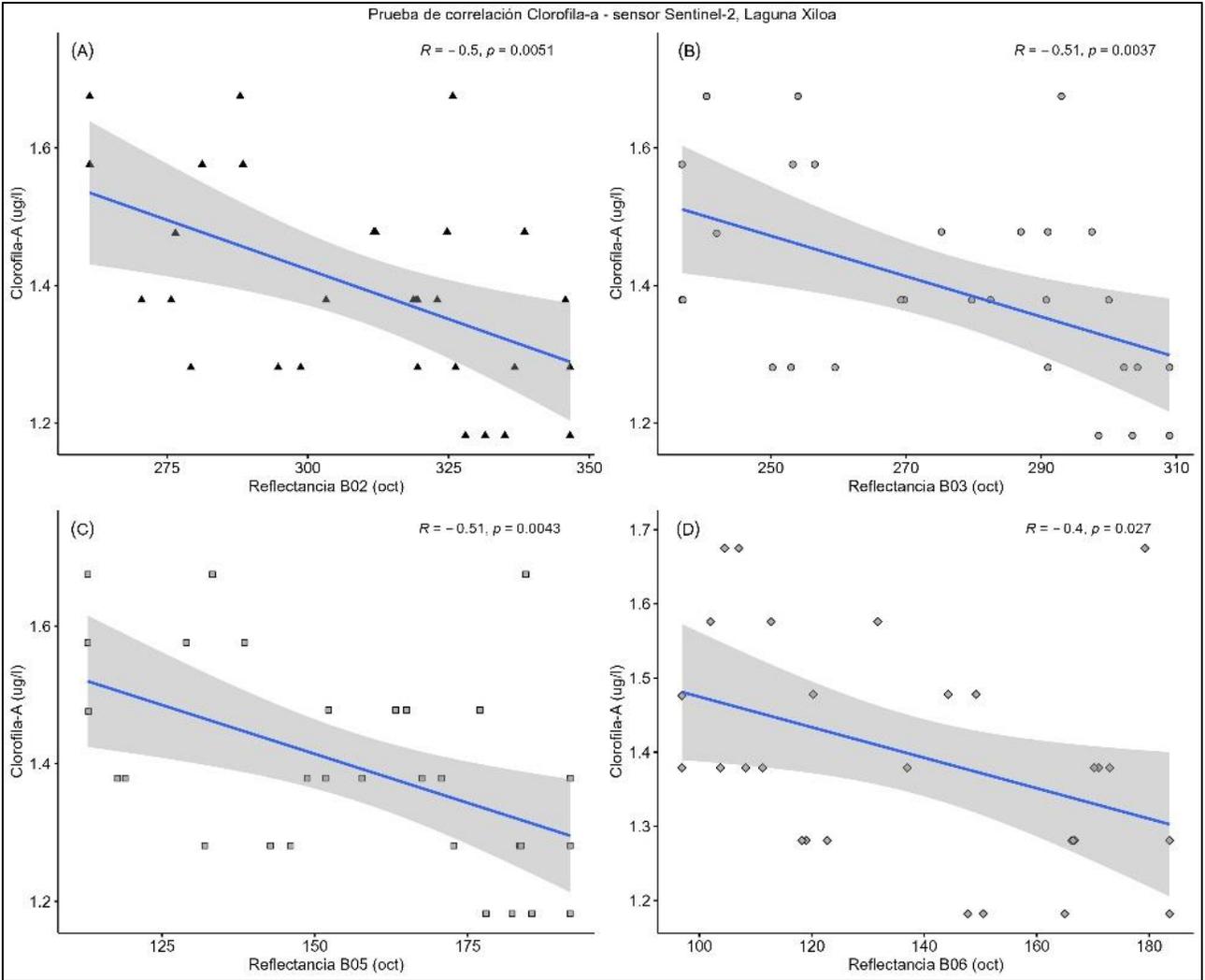


Figura 11: Correlación del parámetro de Clorofila-a en el mes agosto con el sensor Sentinel-2.

Es importante destacar que las correlaciones positivas y negativas en las bandas B07 y B05 de ambos sensores se deben a que los valores positivos indican una correlación positiva, donde ambas variables tienden a incrementarse juntas, mientras que los valores negativos indican una correlación negativa, donde una variable tiende a descender mientras la otra aumenta (Statistical Discovery, s.f.).

Basándonos en los datos de correlación para estimar la concentración de clorofila-a en una laguna, Sentinel-2 parece ser la mejor opción. Esto se debe a que Sentinel-2 muestra correlaciones más fuertes y consistentes con valores que oscilan entre -0.4 y -0.51 en las bandas B02, B03, B05 y B06.

En contraste, Landsat-8 tiene correlaciones más bajas y menos consistentes, con valores de -0.42, -0.42, -0.46 y -0.46 en las bandas B04, B05, B06 y B07 respectivamente.

El parámetro de turbidez no se tomó en cuenta en los resultados ya que no se encontró correlación durante el estudio; siendo esta normalmente asociada con la claridad o transparencia del agua, no fue incluida debido al alto grado de nubosidad presente durante las mediciones de las cuatro campañas.

5.4. Modelo predictivo de los parámetros fisicoquímicos de calidad de agua

Las ecuaciones de regresión generadas en el estudio son el resultado del análisis de relación entre los parámetros de calidad de agua y los valores del espectro electromagnético que detectan los sensores remotos Sentinel-2 y Landsat-8 de los objetos de la superficie terrestre y cuerpos de agua.

Las variables predictoras para estimar el valor del pH con el sensor Landsat-8. Utilizan diferentes bandas (B01, B02, B03, B05, B06, B07). Se observa que las bandas B03 y B06 tienen coeficientes positivos más altos, lo que sugiere una relación directa más fuerte con el pH. Por otro lado, la banda B07 tiene un coeficiente negativo alto, lo que indica una relación inversa más fuerte con el pH.

El coeficiente de determinación (R^2) para la ecuación es de 0.494, lo que significa que aproximadamente el 49.4% de la variabilidad en el pH se explica por las variables predictoras utilizadas en la ecuación. Esto indica que el modelo de regresión es capaz de explicar una parte significativa de la variabilidad del pH, pero también hay otros factores que podrían influir en el pH y no se están considerando en esta ecuación.

Tomando en consideración la síntesis anterior confirmamos el supuesto planteado en la prueba de hipótesis para el parámetro CE y el sensor Landsat-8; sin embargo, el mejor modelo de regresión para predecir los cambios del parámetro en los cuerpos de agua se hacen con las B02, B03, B05 y B06, teniendo esta una probabilidad para los coeficientes menor a $p < 0.05$ ($p = 0.005464$) respectivamente, exceptuando las B02, B03, B05 que tienen una significancia mayor a $p < 0.05$ ($p = 0.0898$, $p = 0.0706$, $p = 0.1617$) a pesar de ello el modelo lo considera ya que influye positivamente, por lo que se determina que los coeficientes son significativos, sumado a la significancia de los coeficientes el modelo tiene un

coeficiente de determinación medio $R^2 = 0.432$, lo cual indica que la variable independiente puede predecir aproximadamente el 43.20 % de la variación en la variable CE, resultando ser un modelo altamente significativo menor a $p < 0.05$ ($p = 0.0054$) y concluimos que si hay relación entre las dos variables (Cuadro 6).

Para ecuación del modelo con el parámetro de Clorofila-a, se utilizaron las bandas B3, B4, B5 y B6 como variables predictoras para estimar el valor de este.

Los coeficientes de regresión indican la relación entre cada banda y el parámetro Clorofila-a con el sensor Landsat-8. Un coeficiente positivo indica una relación directa, lo que significa que a medida que el valor de la banda aumenta, se espera un aumento en el valor de Clorofila-a. Por otro lado, un coeficiente negativo indica una relación inversa, donde un aumento en el valor de la banda se traduce en una disminución en el valor de Clorofila-a.

Se observa que la banda B3 tiene un coeficiente positivo alto, lo que indica una relación directa significativa con la Clorofila-a. Esto sugiere que a medida que el valor de la banda B3 aumenta, se espera un aumento en el valor de Clorofila-a. Por otro lado, las bandas B4 y B6 tienen coeficientes negativos, lo que indica una relación inversa con Clorofila-a. Esto implica que a medida que los valores de las bandas B4 y B6 aumentan, se espera una disminución en el valor de Clorofila-a. La banda B5 también tiene un coeficiente positivo, pero de menor magnitud en comparación con la banda B3.

El coeficiente de determinación (R^2) para esta ecuación es 0.395. Esto significa que aproximadamente el 39.5% de la variabilidad en el valor de Clorofila-a se explica por las variables predictoras utilizadas en la ecuación. Es importante tener en cuenta que el R^2 indica la bondad de ajuste del modelo y cuánta variabilidad se puede explicar por las variables utilizadas. Sin embargo, también es posible que existan otros factores no incluidos en el modelo que contribuyan a la variabilidad de Clorofila-a.

En resumen, según la ecuación de regresión, la banda B3 tiene una relación directa significativa con Clorofila-a, mientras que las bandas B4 y B6 tienen una relación inversa. La banda B5 también muestra una relación directa, pero de menor magnitud. El coeficiente de determinación sugiere que el modelo

puede explicar parte de la variabilidad en el valor de Clorofila-a, aunque pueden existir otros factores no considerados en el análisis. (Cuadro 6).

Cuadro 10: Modelo de Regresión Lineal Múltiple con el sensor Landsat-8.

Parámetro	Formula	R ²	F	P value
pH	$pH = 7.376 + (22.903 * B1) - (65.757 * B2) + (77.441 * B3) - (34.330 * B5) + (57.963 * B6) - (76.927 * B7) + 0.10$	0.494	3.74	0.009
Conductividad Eléctrica	$CE = 7.950 - (2.829 * B2) + (4.785 * B3) + (1.679 * B5) - (5.594 * B6) + 0.25$	0.432	4.749	0.005
Clorofila-a	$Clr-a = 1.122 + (31.172 * B3) - (50.079 * B4) + (18.989 * B5) - (21.678 * B6) + 0.12$	0.395	4.084	0.011

R²: Coeficiente de determinación

F: Análisis de la varianza

P value: Valor de probabilidad

Cuadro 11: Modelo de Regresión Lineal Múltiple con el sensor Sentinel-2.

Parámetro	Formula	R ²	F	P value
pH	$pH = (7.2752 - (0.001 * B02) + (0.002 * B04) + (0.001 * B8A) - (0.001 * B11) + 0.11)$	0.365	3.588	0.02
Conductividad Eléctrica	$CE = (7.917 + (0.0002 * B3) - (0.0001 * B8) + (0.0003 * B11) - (0.0003 * B12) + 0.02)$	0.3505	3.372	0.03
Clorofila-a	$Clr-a = (1.606 - (0.004 * B5) + (0.002 * B7) + (0.001 * B8) + 0.12)$	0.3503	4.673	0.01

En el caso del Cuadro 11, la ecuación de pH y el sensor Sentinel-2, se observa que las bandas B04 y B8A tienen coeficientes positivos, lo que indica una relación directa con pH. Esto sugiere que a medida que los valores de estas bandas aumentan, se espera un aumento en el valor de pH. Por otro lado, las bandas B02 y B11 tienen coeficientes negativos, lo que indica una relación inversa. Esto implica que a medida que los valores de estas bandas aumentan, se espera una disminución en el valor de pH.

Es importante destacar que los coeficientes de regresión son pequeños en magnitud, lo que significa que la contribución individual de cada banda en la estimación de pH es relativamente baja. Sin embargo, al combinar todas las bandas en la ecuación de regresión, se puede obtener una estimación razonablemente precisa del valor de pH.

Las diferencias entre los valores observados del pH y las predicciones realizadas por el modelo de regresión con el sensor Landsat-8 tienden a ser pequeñas y cercanas a cero, con una dispersión promedio de alrededor de 0.10 unidades del pH. Esto indica que el modelo de regresión es capaz de explicar y predecir el pH con bastante precisión, y que las predicciones del modelo son confiables en términos de su proximidad a los valores reales del pH. En el caso del sensor Sentinel-2 se tiene similitud ya que el valor residual es de 0.11.

Los coeficientes de regresión indican la relación entre cada banda y el parámetro CE. Un coeficiente positivo indica una relación directa, lo que significa que a medida que el valor de la banda aumenta, se espera un aumento en el valor de la Conductividad Eléctrica. Por otro lado, un coeficiente negativo indica una relación inversa, donde un aumento en el valor de la banda se traduce en una disminución en el valor de la Conductividad Eléctrica.

En el caso de la Conductividad Eléctrica, se observa que las bandas B03, B11 y B12 tienen coeficientes positivos, lo que indica una relación directa con la Conductividad Eléctrica. Esto sugiere que a medida que los valores de estas bandas aumentan, se espera un aumento en el valor de la Conductividad Eléctrica. Por otro lado, la banda B08 tiene un coeficiente negativo, lo que indica una relación inversa. Esto implica que a medida que el valor de la banda B08 aumenta, se espera una disminución en el valor de la Conductividad Eléctrica.

Es importante destacar que los coeficientes de regresión son relativamente pequeños en magnitud, lo que indica que la contribución individual de cada banda en la estimación de la Conductividad Eléctrica puede ser baja. Sin embargo, al combinar todas las bandas en la ecuación de regresión, se puede obtener una estimación razonablemente precisa del valor de la Conductividad Eléctrica.

El valor residual de error más bajo generalmente indica un modelo de regresión más preciso y, por lo tanto, es preferible. En el caso del parámetro con el sensor Sentinel-2 el valor residual de error es de 0.02 es significativamente más bajo con el sensor Landsat-8 de 0.25. Esto sugiere que el modelo con el valor de 0.02 proporciona predicciones mucho más precisas en comparación con el modelo que tiene un valor residual de error de 0.25. En términos de precisión, el modelo con un valor residual de error de 0.02 es superior, ya que implica que las diferencias entre las predicciones del modelo y los valores reales son muy pequeñas en promedio. Esto significa que las predicciones con el sensor Sentinel-2 pueden ser confiables.

En el caso de esta ecuación, se observa que las bandas B05, B07 y B08 del parámetro de Clorofila-a tienen coeficientes negativos, lo que indica una relación inversa. Es importante tener en cuenta que los coeficientes de regresión son relativamente pequeños en magnitud, lo que indica que la contribución individual de cada banda en la estimación de la Clorofila-a puede ser baja.

El coeficiente de determinación (R^2) en el modelo de regresión se presenta con un valor de 0.3503, indicando que alrededor del 35.03% de la variabilidad observada en el parámetro Clorofila-a puede ser explicada por las bandas utilizadas en el modelo. Por otro lado, el F estadístico, que tiene un valor de 4.673, representa la desviación estándar de los residuos del modelo. Este estadístico es fundamental para evaluar la precisión de las estimaciones del modelo, proporcionando información sobre la significancia global de la regresión. Es significativo ya que al menos una de las variables independientes tiene un impacto significativo en la variable dependiente.

El valor residual con los sensores Sentinel-2 y Landsat-8 tienen el mismo valor de de 0.12, esto indica que las diferencias entre las predicciones del modelo y los valores observados tienen un margen de error promedio de 0.12 unidades. Esto significa que, en promedio, las predicciones del modelo se desvían en 0.12 unidades de los valores reales.

5.5. Pruebas de predicciones de los parámetros con los Sensores Landsat-8 y Sentinel-2

La evaluación de los parámetros pH, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a en análisis ambientales y científicos es fundamental para comprender y monitorear la calidad del agua y los ecosistemas acuáticos. Sin embargo, para garantizar la confiabilidad de los resultados obtenidos, fue esencial llevar a cabo una serie de pruebas estadísticas las cuales fueron: prueba de linealidad utilizada para determinar si existe una relación lineal entre las concentraciones de las variables dependientes e independiente; la prueba de normalidad se realizó para conocer la distribución de datos, verificando si las mediciones de los parámetros siguen una distribución normal; la prueba homogeneidad de varianza (homocedasticidad) en esta prueba se buscó asegurar que las mediciones tengan una varianza constante en todas las datos, lo que es esencial para la aplicación del modelo de regresión lineal múltiple y la identificación de valores atípicos la cual se buscó datos inusuales que pueden afectar la integridad de los resultados. Estas pruebas son esenciales en la investigación ya que garantizan que los datos recopilados sean precisos, confiables y representativos.

5.5.1. Prueba de Linealidad los parámetros Potencial de Hidrogeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a

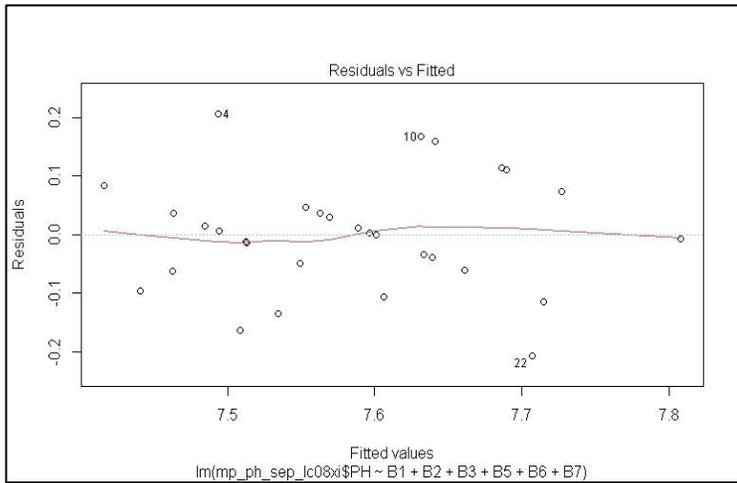


Figura 12: Prueba de Linealidad del parámetro pH con el sensor Landsat-8

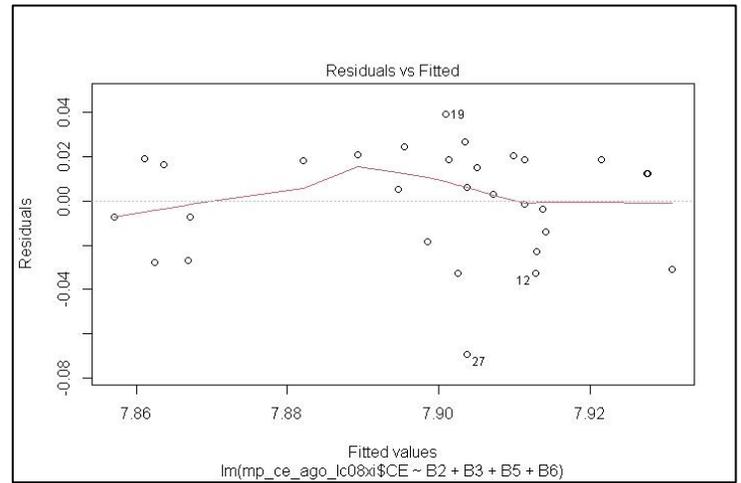


Figura 13: Prueba de Linealidad del parámetro CE y en sensor Landsat-8

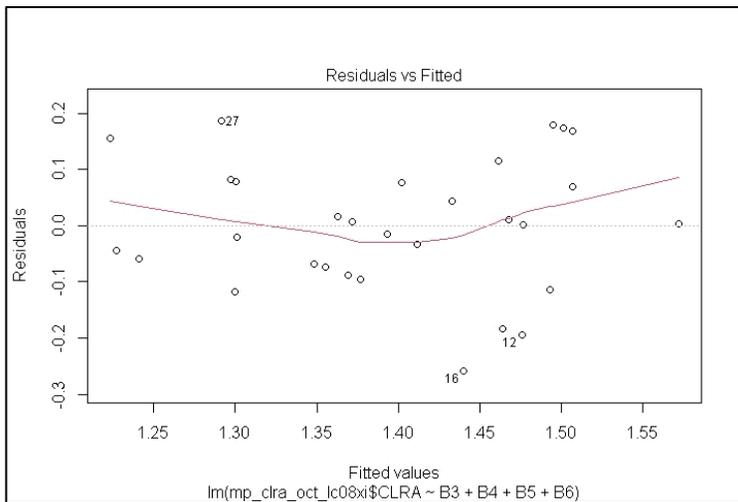


Figura 14: Prueba de Linealidad del parámetro Clra-a con el sensor Landsat-8

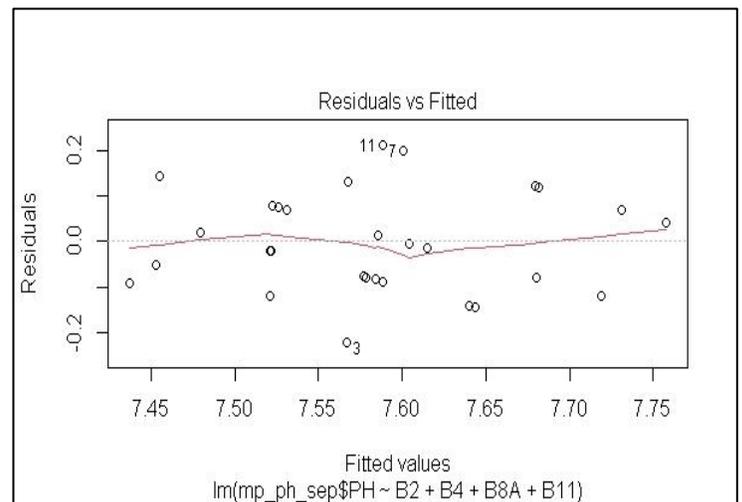


Figura 15: Prueba de Linealidad del parámetro pH con el sensor Sentinel-2

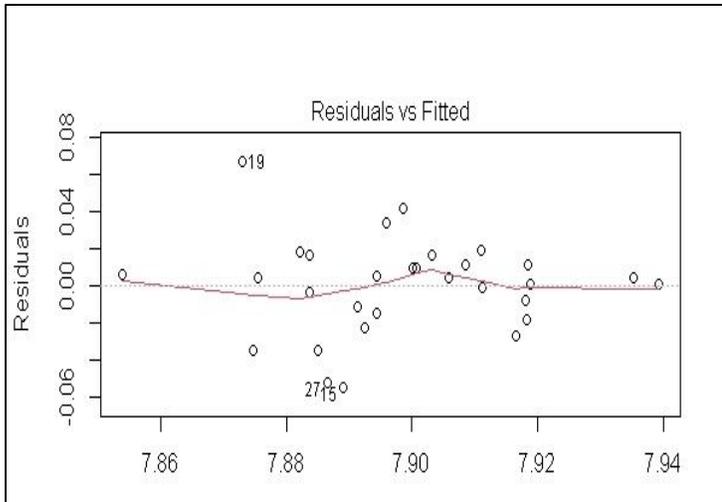


Figura 12: Prueba de Linealidad del parámetro CE y el sensor Sentinel-2

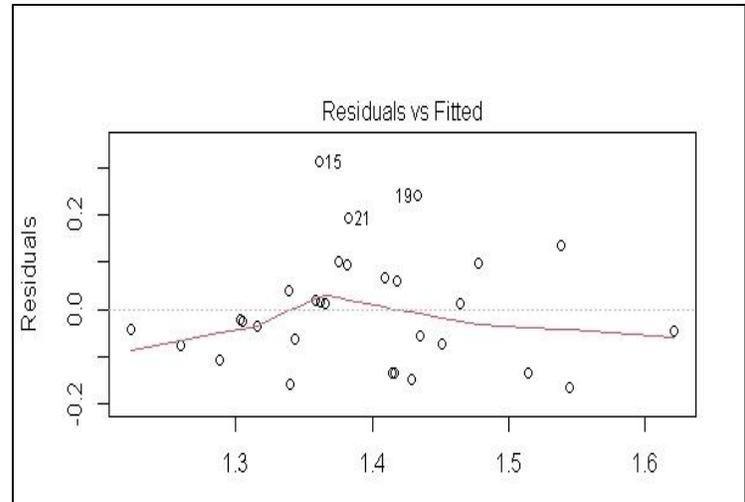


Figura 13: Prueba de Linealidad del parámetro Clra-a y el sensor Sentinel-2

Se utilizó la prueba de Linealidad para determinar si existe una relación lineal entre las dos variables de los parámetros de Potencial de Hidrogeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2. Este se hizo para evaluar si la variable dependiente puede ser explicada o predicha de manera adecuada por una la independientes a través de una relación lineal. En otras palabras, se pretendió verificar si una regresión lineal es un modelo apropiado para describir la relación entre las variables.

En el caso de la Conductividad Eléctrica y el Potencial de Hidrogeno la prueba de Linealidad se logra observa hay presencia de una ligera descendencia en el gráfico de dispersión sugiere lo que la relación entre las variables tiende a ser lineal. Esto significa que un cambio en una variable generalmente se asocia con un cambio proporcional en la otra, pero con alguna variabilidad alrededor de esa relación. En resumen, una prueba de linealidad con "un poco de descendencia" sugiere que la relación entre las variables es mayoritariamente lineal, pero no perfectamente lineal. (Figura 12 y 13).

De igual forma se realizó la prueba de Linealidad al parámetro de Clorofila-a la cual se visualiza en la línea de regresión que la relación entre las variables no es lineal, y en su lugar, presenta patrones no lineales en los datos. La línea de regresión no sigue una trayectoria recta, sino que tiene variaciones en su pendiente y dirección a medida que los valores de las variables independientes cambian y puede depender de otros factores no lineales (Figura 14).

En la prueba de linealidad, se observó una descendencia en el valor de pH con el sensor Sentinel-2, se registró en 7.70. Esta descendencia sugiere que la relación entre el pH y otra variable no sigue una tendencia lineal. En otras palabras, a medida que la otra variable cambia, el pH no varía de manera constante, sino que muestra un patrón de descendencia en el que los valores de pH tienden a disminuir en torno al valor de 7.70 en lugar de mantener una relación lineal constante. La presencia de esta descendencia en el pH indica que la relación no es lineal y puede requerir una consideración más detallada y posiblemente la exploración de modelos no lineales para capturar con precisión esta dinámica no lineal en los datos. (Figura 15).

La prueba de linealidad reveló que el valor de Conductividad Eléctrica y la Clorofila con el sensor Sentinel-2 experimentaron una ascendencia notable, alcanzando un nivel de 0.04 y 0.1. Esto indica que la relación entre los parámetros y otra variable no se ajusta a una relación lineal. En lugar de mantener una relación constante y proporcional, los parámetros muestran un patrón de aumento a medida que la otra variable se modifica.

Los parámetros y la variable independiente no se pueden describir de manera adecuada mediante un modelo lineal. La ascendencia podría deberse a varios factores, como interacciones no lineales, efectos de saturación o la influencia de variables no consideradas en el modelo. (Figura 16 y 17).

5.5.2. Prueba de Normalidad

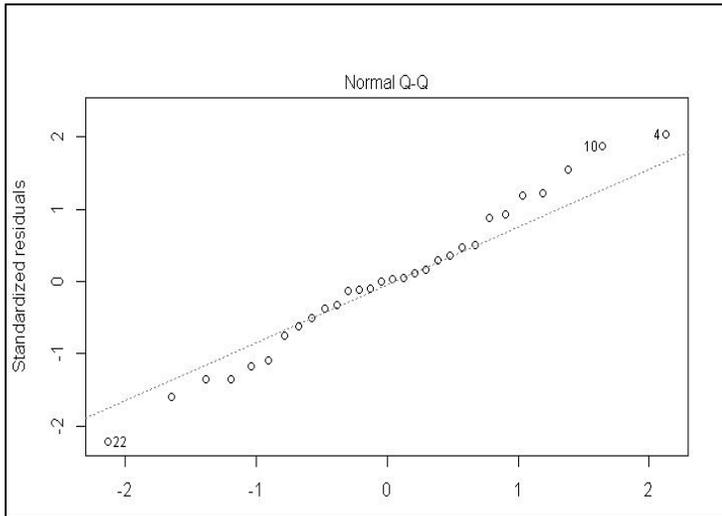


Figura 18: Prueba de Normalidad del parámetro pH con el sensor Landsat-8

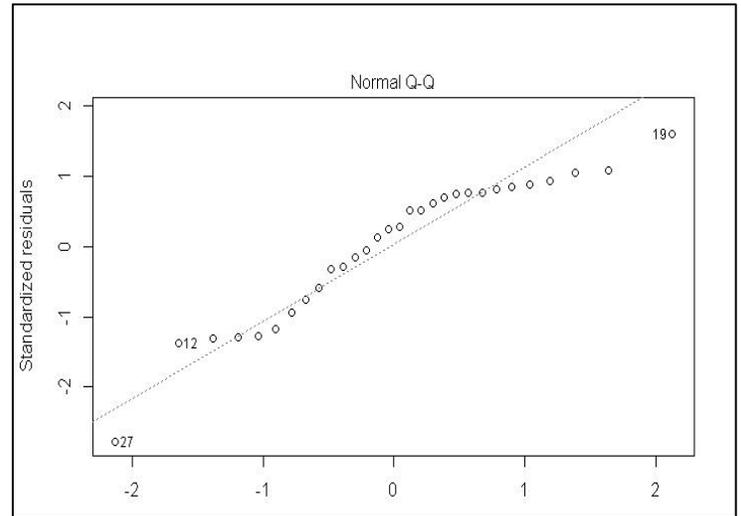


Figura 19: Prueba de Normalidad del parámetro CE con el sensor Landsat-8

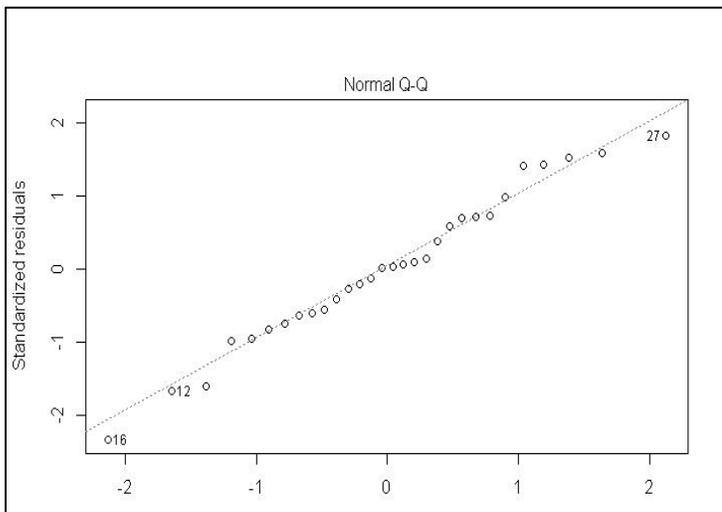


Figura 20: Prueba de Normalidad del parámetro Clra-a con el sensor Landsat-8

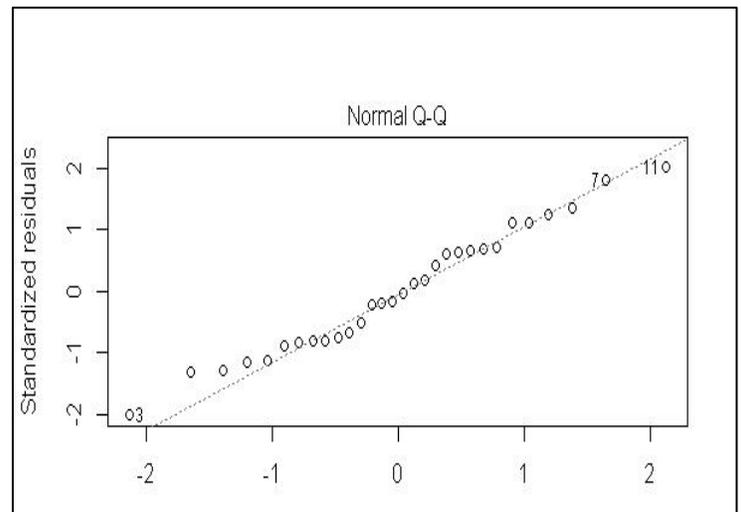


Figura 21: Prueba de Normalidad del parámetro pH con el sensor Sentinel-2

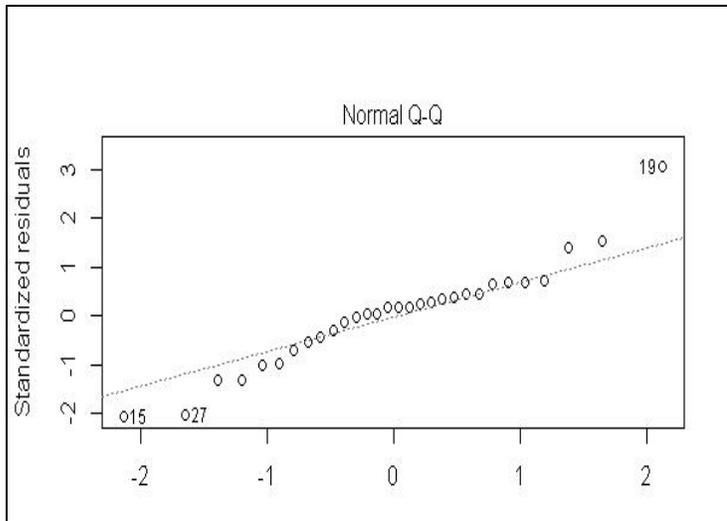


Figura 22: Prueba de Normalidad del parámetro CE con el sensor Sentinel-2

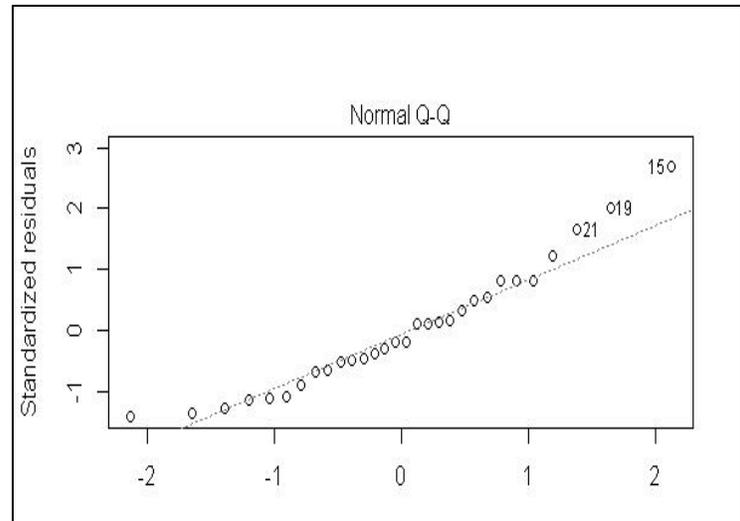


Figura 23: Prueba de Normalidad del parámetro Clra-a con el sensor Sentinel-2

Se realizó la prueba de normalidad para determinar si los datos siguen una distribución normal, también. En otras palabras, es una distribución estadística que es simétrica y tiene propiedades bien definidas, como la media y la desviación estándar. Se hizo a través del test de Shapiro-Wilk la cual se utiliza para determinar si los datos siguen una distribución normal. Sánchez (2023).

Los parámetros con el sensor Landsat-8 muestran que el parámetro de pH se asemeja notablemente a una distribución normal, mientras que tanto la Conductividad Eléctrica como Clorofila-a muestran un grado menor de similitud con esta distribución.

El pH, obtuvo un valor de W de 0.98881, con un valor de p de 0.9837. Estos resultados indican que, según la prueba de Shapiro-Wilk, los datos de pH muestran una alta similitud con una distribución normal. El valor de W cercano a 1 y el valor de p mayor que el nivel de significancia típico de 0.05 respaldan esta conclusión. En el caso de la Conductividad Eléctrica, se registró un valor de W de 0.92145, con un valor de p de 0.02925. Esto sugiere que los datos de conductividad eléctrica muestran una similitud limitada con una distribución normal. El valor de p es significativamente menor que el nivel de significancia, lo que indica que hay evidencia para rechazar la hipótesis nula de normalidad. Para el parámetro Clra-a, la prueba de Shapiro-Wilk arrojó un valor de W de 0.97305 y un valor de p de 0.6255. Estos resultados indican que los datos de Clra-a muestran una similitud moderada con una

distribución normal. Aunque el valor de p es mayor que el nivel de significancia, sugiere una menor certeza de normalidad en comparación con el parámetro de pH.

Al realizar la prueba de Normalidad de los parámetros con el sensor Sentinel2 se observó que, para el parámetro de pH, el valor de W obtenido fue de 0.97538, con un valor de p de 0.6939. Esto sugiere que, según la prueba de Shapiro-Wilk, los datos de pH muestran cierta similitud con una distribución normal, ya que el valor de W se acerca a 1 y el valor de p es mayor que el nivel de significancia típico de 0.05. En el caso de la CE (Conductividad Eléctrica), se obtuvo un valor de W de 0.9628, con un valor de p de 0.3645. Esto también sugiere que los datos de conductividad eléctrica exhiben cierta similitud con una distribución normal, ya que el valor de W es relativamente alto y el valor de p es mayor que el nivel de significancia. Para el parámetro Clra-a, se obtuvo un valor de W de 0.94621 y un valor de p de 0.1337. Esto indica que los datos de Clra-a muestran cierta similitud con una distribución normal, aunque el valor de p es más bajo que en los casos anteriores, lo que sugiere una menor cercanía a la normalidad.

Las pruebas de normalidad de Shapiro-Wilk, con parámetros de pH, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a muestran diferentes grados de similitud con una distribución normal. El pH y la Conductividad Eléctrica parecen estar más cerca de una distribución normal, mientras que la Clorofila-a se observa una similitud menor, aunque en todos los casos, no hay suficiente evidencia estadística para decir que la distribución es normal (Montalvan, 2014).

5.5.3. Prueba de Homocedasticidad

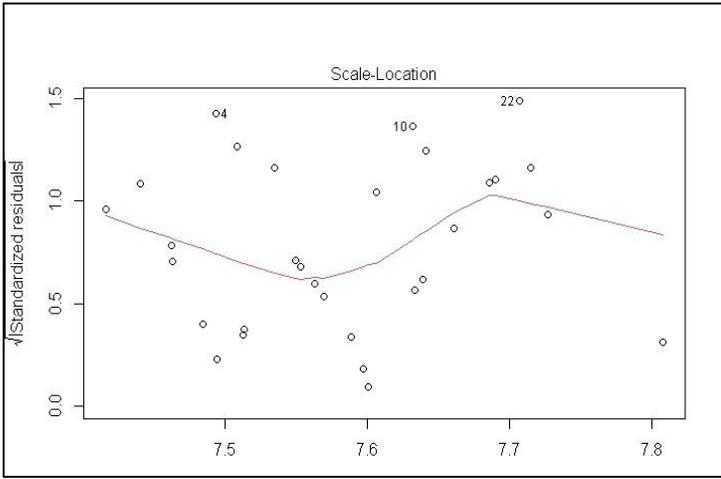


Figura 24: Prueba de Homocedasticidad del parámetro pH con el sensor Landsat-8

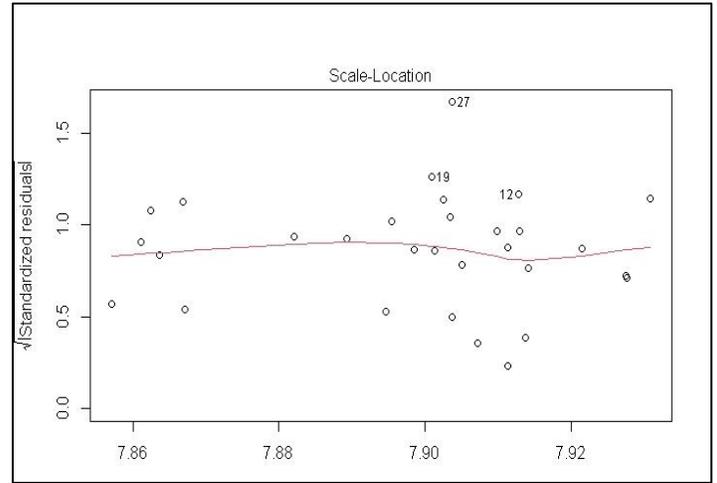


Figura 25: Prueba de Homocedasticidad del parámetro CE con el sensor Landsat-8

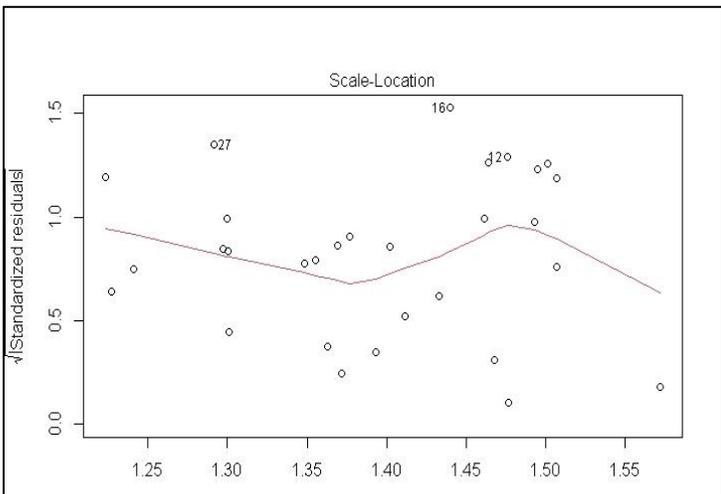


Figura 26: Prueba de Homocedasticidad del parámetro CLRA-A con el sensor Landsat-8

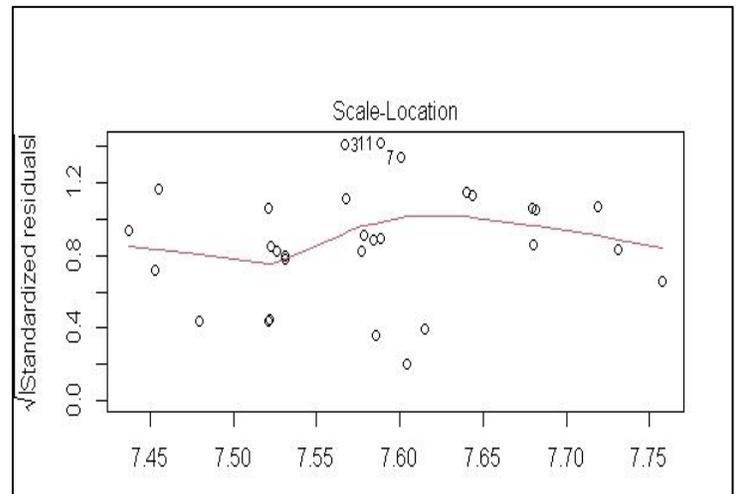


Figura 27: Prueba de Homocedasticidad del parámetro pH con el sensor Sentinel-2

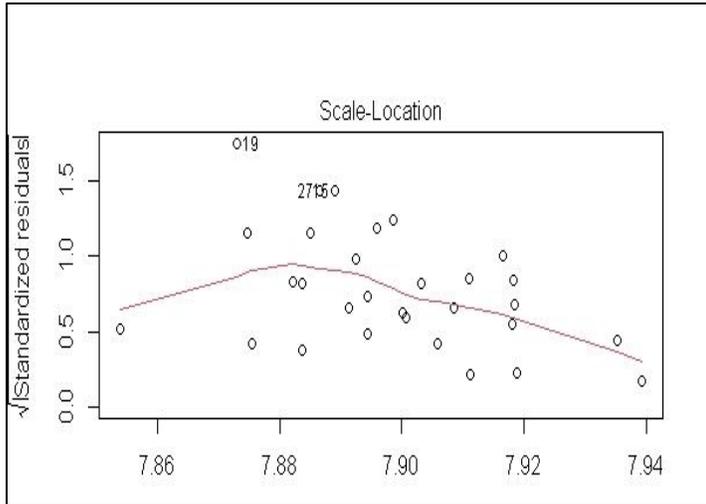


Figura 28: Prueba de Homocedasticidad del parámetro CE con el sensor Sentinel-2

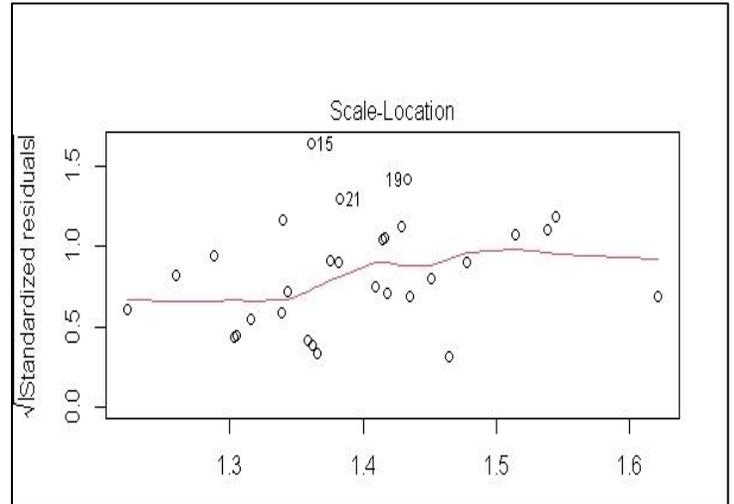


Figura 29: Prueba de Homocedasticidad del parámetro Clra-a con el sensor Sentinel-2

Se aplicó la prueba de Homocedasticidad para estudiar la hipótesis nula de varianza constante de los errores frente a la hipótesis alternativa de que la varianza de los errores cambia con el nivel de la respuesta o con alguna combinación lineal de los predictores para conocer la igualdad de las varianzas de los errores de los datos se realizaron pruebas a los parámetros de Potencial de Hidrógeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a con los sensores de Landsat-8 y Sentinel-2.

La prueba de pH con el sensor Landsat-8 e obtuvo valores de Chi-cuadrado de 0.3549047 y un valor p de 0.55135. Estos resultados indican que no hay evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula de Homocedasticidad. En otras palabras, los datos sugieren que la varianza de las observaciones de pH es constante a través de las categorías o grupos analizados en el estudio (Figura 24).

La prueba de Conductividad Eléctrica arrojó un estadístico Chi-cuadrado de 0.1179787 y un valor p de 0.73124. Nuevamente, estos resultados sugieren que no existe evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula de Homocedasticidad, lo que implica que la varianza de las observaciones de CE se mantiene constante a través de las categorías o grupos analizados (Figura 25).

Para el parámetro Clorofila-a, se obtuvo un estadístico Chi-cuadrado de 0.8669333 y un valor p de 0.35181. De manera consistente con los resultados anteriores, no se encontró evidencia estadística que

respalde el rechazo de la hipótesis nula de Homocedasticidad. Esto sugiere que la varianza de las observaciones de Clorofila-a se mantiene constante a través de los valores analizados (Figura 26).

Se confirma que hay Homocedasticidad en los tres parámetros estudiados, lo que es una condición importante para realizar análisis estadísticos. La presencia de Homocedasticidad indica que los errores en el modelo o las diferencias en las observaciones tienen una varianza constante a lo largo de las diferentes condiciones o grupos, lo que permite realizar inferencias más precisas y confiables. En consecuencia, los resultados de estas pruebas respaldan la validez de los análisis estadísticos posteriores realizados en este estudio con respecto a los parámetros.

Los resultados de las pruebas de Homocedasticidad para los parámetros Potencial de Hidrógeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a con el sensor Sentinel-2 ofrecen una perspectiva crucial sobre la variabilidad de los datos.

En el caso del parámetro pH, los resultados indican que el estadístico Chi-cuadrado de 0.0888417 y un valor p de 0.76565 los cuales demuestran estadísticamente la aceptación de la hipótesis alternativa de la prueba. Esto significa que los datos se mantienen constante en todos los grupos. (Figura 27).

En contraste, en el caso de la conductividad eléctrica, los resultados muestran un estadístico Chi-cuadrado de 5.182945 y un valor p de 0.02281, a lo cual se acepta la hipótesis nula de Homocedasticidad. Esto indica que la varianza de las observaciones de Conductividad Eléctrica no se mantiene constante a través de las categorías o grupos, lo que podría tener un impacto significativo en los análisis subsiguientes. puede afectar la validez de las inferencias estadísticas y sesgar las estimaciones en un modelo de regresión. Cuando se presenta la heterocedasticidad en relación con el pH, la varianza de los errores puede aumentar o disminuir a medida que cambian los niveles del pH o de otras variables independientes (Figura 28) (López, 2020).

Finalmente, en lo que respecta al parámetro Clorofila-a, se obtuvieron resultados con un estadístico Chi-cuadrado de 0.3965581 y un valor p de 0.52887, no hay razón por la cual aceptar la hipótesis nula de Homocedasticidad. (Figura 29).

Los resultados de estas pruebas de Homocedasticidad respaldan la idea de que, en el caso de potencial de Hidrógeno y Clorofila-a, la varianza de las observaciones permanece constante en todas las categorías, lo cual es un requisito fundamental para lograr resultados precisos y confiables en análisis

estadísticos. Sin embargo, en lo que concierne a la conductividad eléctrica, se identifica evidencia de Heterocedasticidad, lo que señala la necesidad de abordar esta variabilidad no constante antes de realizar análisis más avanzados.

5.5.4. Prueba de distancia de los valores atípicos

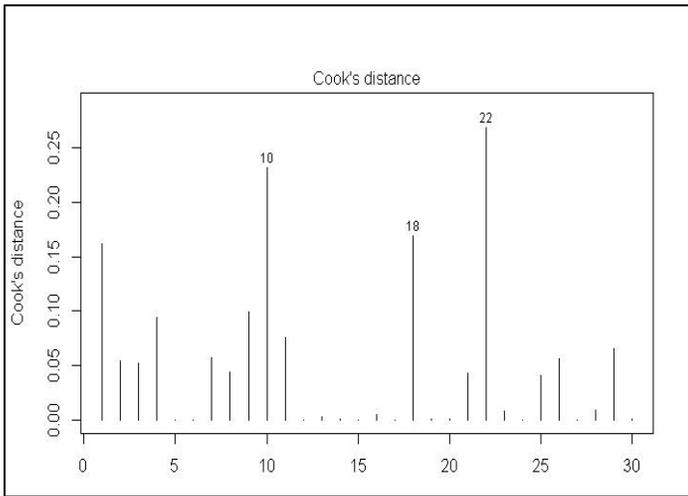


Figura 30: Prueba de distancia de valores del parámetro pH y el sensor Landsat-8

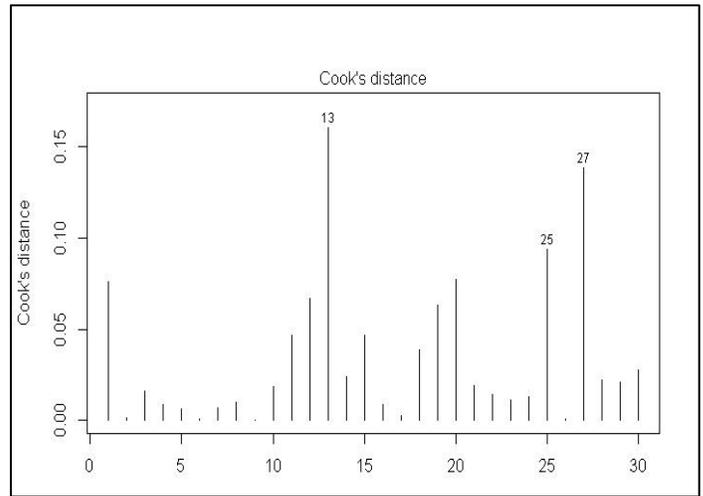


Figura 31: Prueba de distancia de valores del parámetro CE y el sensor Landsat-8

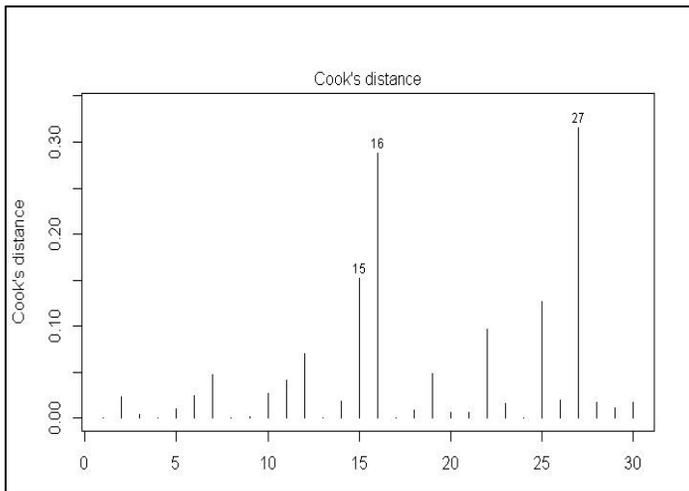


Figura 32: Prueba de distancia de valores del parámetro Clra-a y el sensor Landsat-8

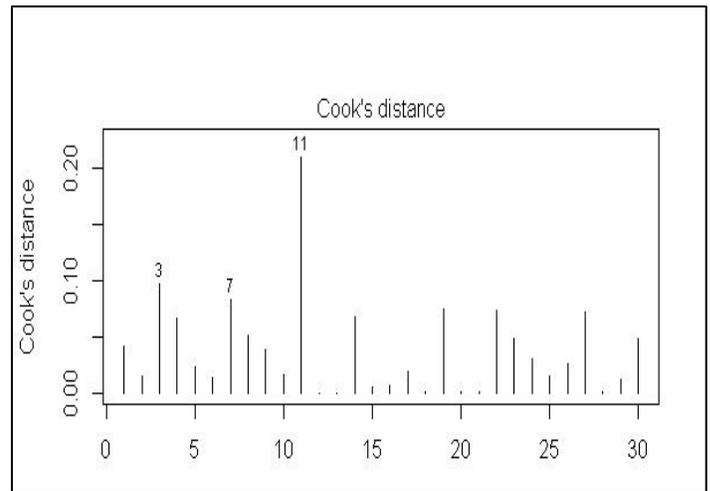


Figura 33: Prueba de distancia de valores del parámetro pH y el sensor Sentinel-2

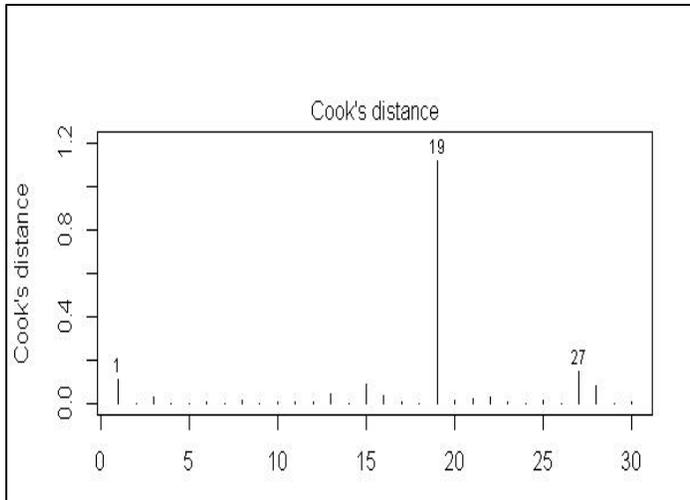


Figura 34: Prueba de distancia de valores del parámetro CE con el sensor Sentinel-2

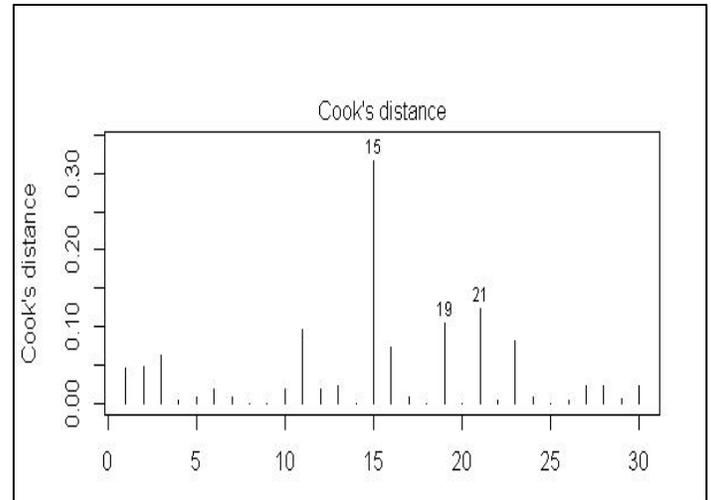


Figura 35: Prueba de distancia de valores del parámetro Clra-a con el sensor Sentinel-2

La prueba de distancia de valores es una herramienta útil para identificar observaciones atípicas o valores extremos en un conjunto de datos. Se ha aplicado dicha prueba a los parámetros de Potencial de Hidrógeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2

Los valores de pH con el sensor Landsat-8 analizados son 10, 18 y 22. La prueba de distancia de valores se utilizó para detectar valores extremos en el conjunto de datos. En este caso el valor extremo es 22, ya que es significativamente más alto que los otros dos valores (10 y 18). Este resultado sugiere que el valor de pH de 22 podría ser atípico en relación con las otras observaciones. (Figura 30).

En el caso de CE con el sensor Landsat-8 se identificaron valores 13, 25 y 25. No se detectan valores extremos, ya que ambos 25 están dentro del rango de los datos observados. (Figura 31).

La Clra-a con el sensor Landsat-8 tiene valores de 15, 16 y 27. Al igual que en el caso de CE, no se encuentran valores extremos en estos datos, ya que todos los valores se encuentran dentro de un rango estrecho. Esto indica que no hay observaciones excepcionalmente lejanas en términos de CLRA. (Figura 32).

Por otro lado, no se detectaron valores extremos en los datos de CE y CLRA, lo que indica que estos parámetros muestran una mayor consistencia en las mediciones. Sin embargo, se detectó con el parámetro de pH

Los resultados del test de distancia de valores para los tres parámetros Potencial de Hidrógeno, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a con el sensor Sentinel-2 obtuvieron los resultados:

El test de distancia de valores del parámetro de pH no identificó ningún valor atípico en el conjunto de datos de pH. Esto indica que los valores de pH de 3, 7 y 11 se encuentran dentro de un rango razonable y no se consideran atípicos en relación con los otros valores. Esto sugiere que estos datos de pH son consistentes y no requieren ajustes significativos.

Es el mismo caso del parámetro de Conductividad Eléctrica con valores de 1, 19 y 21 se encuentran dentro del rango esperado y no se consideran inusuales en comparación con los otros valores.

Clorofila-a (valores de 15, 19 y 21): De manera similar, el test de distancia de valores no encontró valores atípicos en el conjunto de datos de Clorofila-a. Esto sugiere que los valores de 15, 19 y 21 se ajustan al rango general de observaciones y no se consideran excepcionales en relación con los demás. Por lo tanto, los datos de Clorofila-a parecen ser consistentes y no requieren correcciones significativas.

Los resultados del test de distancia de valores indican que no se encontraron valores atípicos en los datos de pH, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a en sus respectivos conjuntos de valores. Esto sugiere que los datos son coherentes y no requieren ajustes significativos debido a la presencia de valores extremos. Es importante destacar que la ausencia de valores atípicos no siempre implica que los datos sean perfectos, pero en este contexto particular, los datos parecen estar dentro de un rango razonable y no generan preocupación en términos de su validez o confiabilidad. En conjunto, la falta de valores atípicos en estos conjuntos de datos sugiere que los datos son confiables y no presentan observaciones extremadamente alejadas del rango esperado. Esto es un hallazgo positivo, ya que indica que los datos son consistentes y pueden utilizarse en análisis posteriores con confianza. (Whitlock & Schluter 2009).

5.6. Gráficos de predicción con valores de predicción y muestreados

Los gráficos muestran la comparación entre las predicciones y las mediciones de los parámetros pH, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a, utilizando datos recopilados por los sensores Landsat-8 y Sentinel-2. Estos gráficos revelarán comprensiones significativas sobre la calidad del agua en la Laguna de Xiloá, permitiéndonos evaluar la precisión de las predicciones en comparación con las mediciones reales. Además, ofrecerán una visión detallada de cómo los sensores contribuyen a la vigilancia y el estudio de ecosistemas acuáticos, lo que es esencial para la toma de decisiones informadas en la gestión del agua y la conservación del medio ambiente.

5.6.1. Gráficos de predicción del parámetro pH con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2

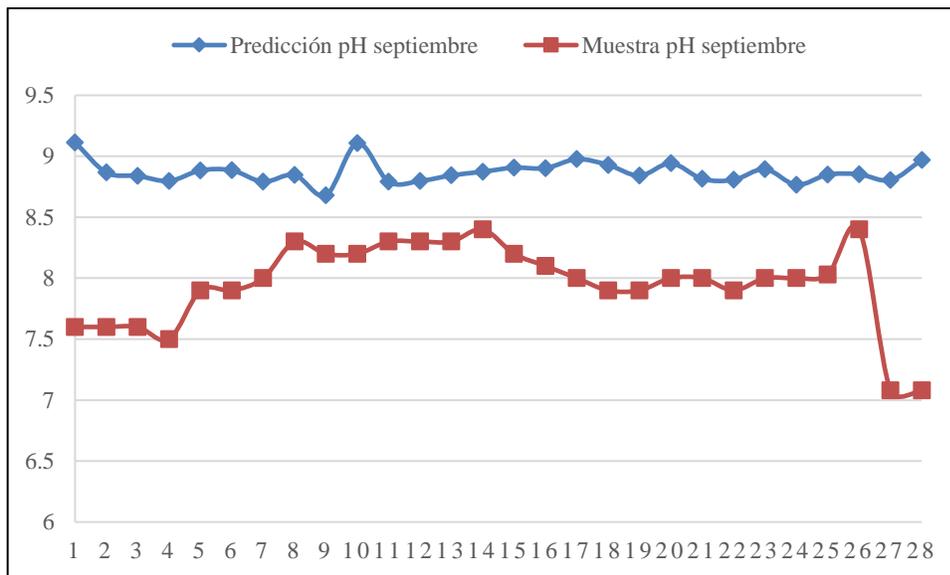


Figura 36: Gráfico de predicción del parámetro pH con el sensor Landsat-8

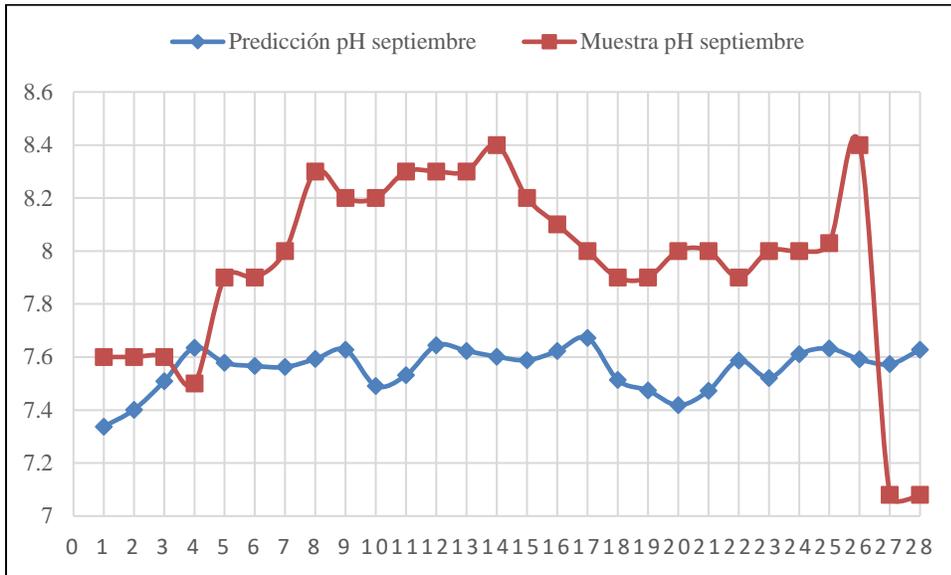


Figura 37: Gráfico de predicción del parámetro pH con el sensor Sentinel-2

Al comparar las predicciones de pH con las mediciones reales, podemos observar que, en muchos casos, las predicciones se acercan a las mediciones reales. Esto sugiere que los modelos utilizados para generar las predicciones son efectivos en la estimación del pH en cuerpos de agua. En el análisis de datos y predicciones, es común encontrar situaciones en las que los resultados de las predicciones se asemejan al comportamiento observado en el campo, pero presentan diferencias en los valores numéricos.

Sin embargo, también hay algunas desviaciones notables entre las predicciones y los datos reales, como en los casos en los que las predicciones son significativamente más altas que las mediciones reales (por ejemplo, en el tercer y último dato de predicción). La falta de un valor de predicción en un caso (el dato en blanco) resalta la limitación de las predicciones en situaciones en las que los datos pueden ser escasos o incompletos. El gráfico muestra que tanto los sensores Landsat-8 como Sentinel-2 tienen un potencial prometedor para monitorear el pH en cuerpos de agua.

5.6.2. Gráficos de predicción del parámetro Conductividad Eléctrica con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2

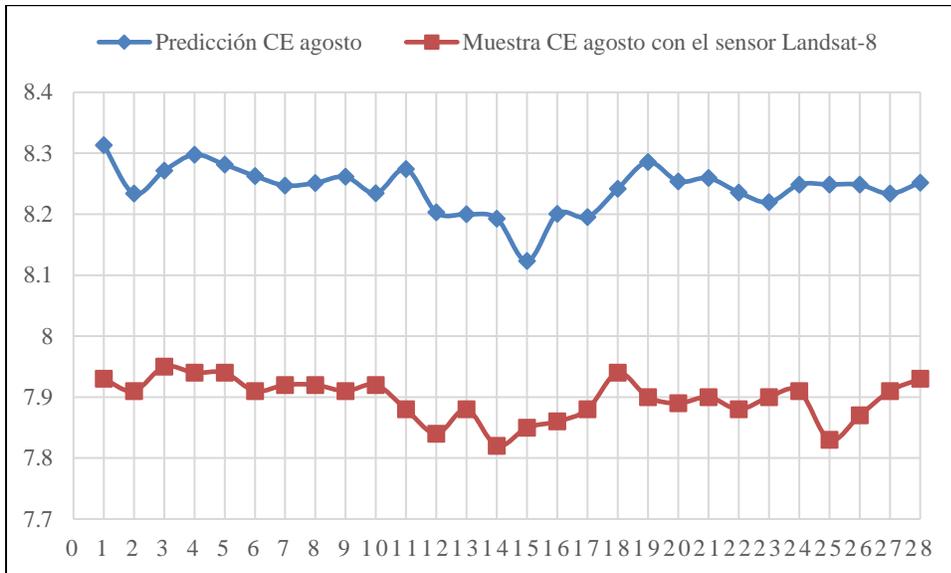


Figura 38: Gráfico de predicción del parámetro CE con el sensor Landsat-8

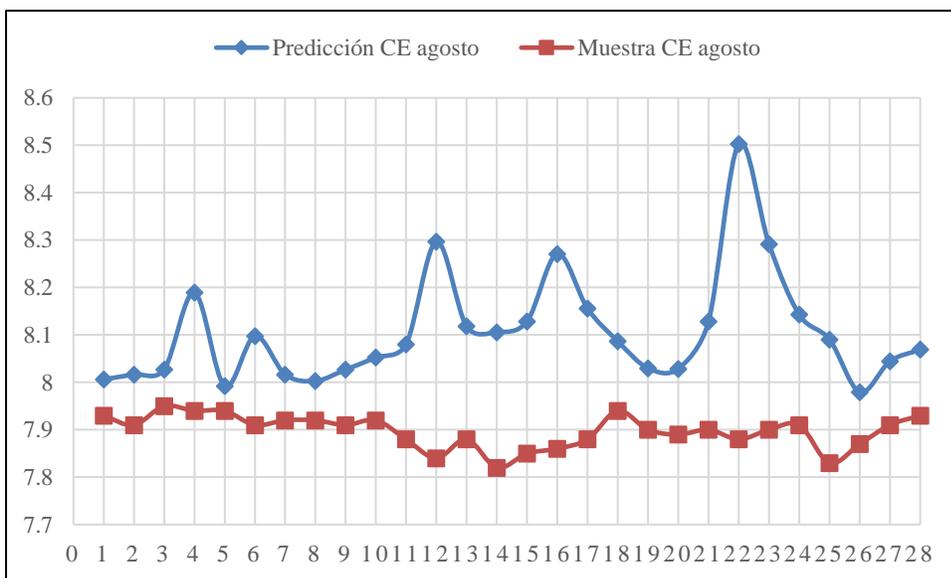


Figura 39: Gráfico de predicción del parámetro CE con el sensor Sentinel-2

La comparación entre los datos de predicción y los datos reales obtenidos a través de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 en agosto proporciona una visión interesante sobre la capacidad de estos sensores para medir la Conductividad Eléctrica en cuerpos de agua. Se observa una tendencia general de cercanía entre el comportamiento, sin embargo, los valores tienen un rango mayor en los datos de las predicciones. Esto sugiere que las predicciones son relativamente precisas y que los modelos utilizados para generarlas están bien ajustados a los datos reales.

Las mediciones de conductividad eléctrica obtenidas a través de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 presentan una notable constancia en la mayoría de los datos. Esto significa que ambas plataformas de los sensores demuestran una capacidad similar para adquirir datos de Conductividad Eléctrica en la Laguna de Xiloá durante el mes de agosto.

La solidez de los resultados obtenidos por Landsat-8 y Sentinel-2 refuerza la confiabilidad de los datos de conductividad eléctrica al ser recopilados a partir de diferentes sensores, lo que proporciona una base sólida para la investigación.

Gráficos de predicción del parámetro Clorofila-a con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2

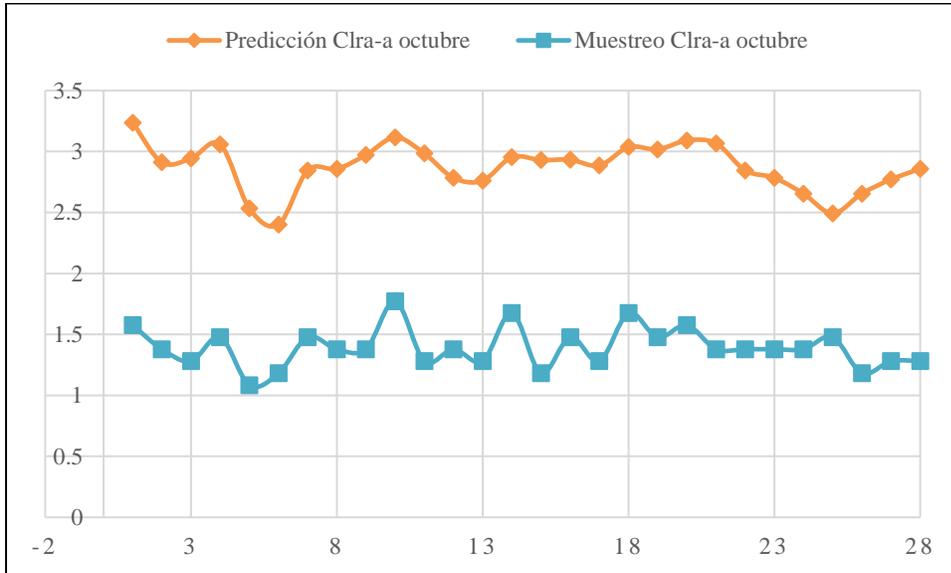


Figura 40: Gráfico de predicción del parámetro Clra-a con el sensor Landsat-8

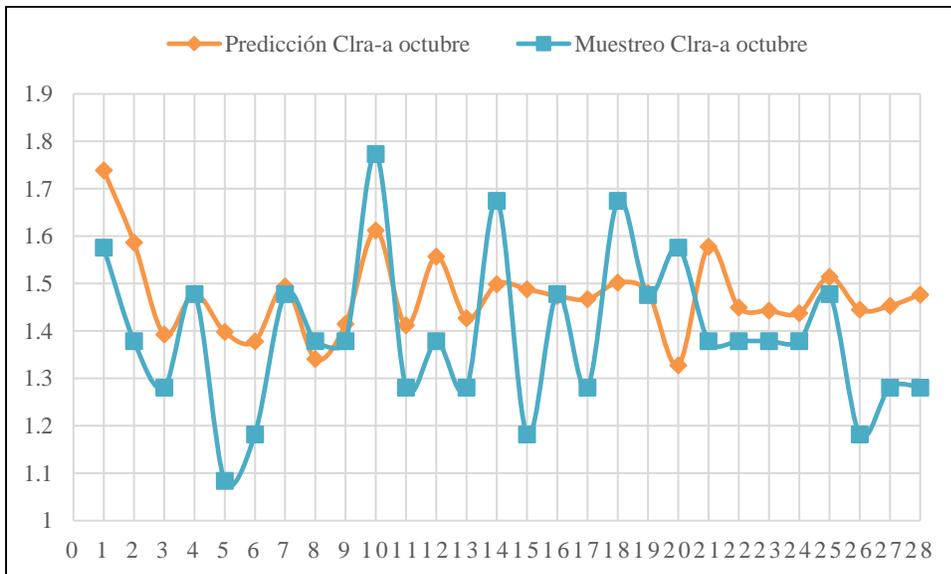


Figura 41: Gráfico de predicción del parámetro Clra-a con el sensor Sentinel-2

Se observa una tendencia general entre las predicciones y las mediciones de la concentración de Clorofila-a. Esto significa que los modelos utilizados para generar las predicciones desempeñan un papel efectivo en estimar la concentración de Clorofila-a en cuerpos de agua durante el mes de octubre. En la mayoría de los datos evaluados, se aprecia una similitud notoria entre las predicciones y los valores observados, siendo esto con el Sensor Sentinel-2 que los datos y el comportamiento son similares; lo que constituye un indicio alentador de la eficacia de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2. No obstante, también se observan algunas contradicciones en ciertos puntos. Esto puede deberse a factores variables, como cambios en las condiciones del agua o limitaciones en la precisión de los modelos de predicción utilizados.

La comparación entre los sensores Landsat-8 y Sentinel-2, con los datos de concentración de clorofila-a obtenidos por ambos sensores muestran una consistencia notoria en la mayoría de los casos. Esta consistencia es un indicador positivo, ya que confirma que ambos sensores son igualmente capaces de obtener datos precisos de clorofila-a en la Laguna de Xiloá en octubre.

5.7. Nv Cartografía predictiva de los parámetros fisicoquímicos

5.7.1. Predicciones del parámetro pH

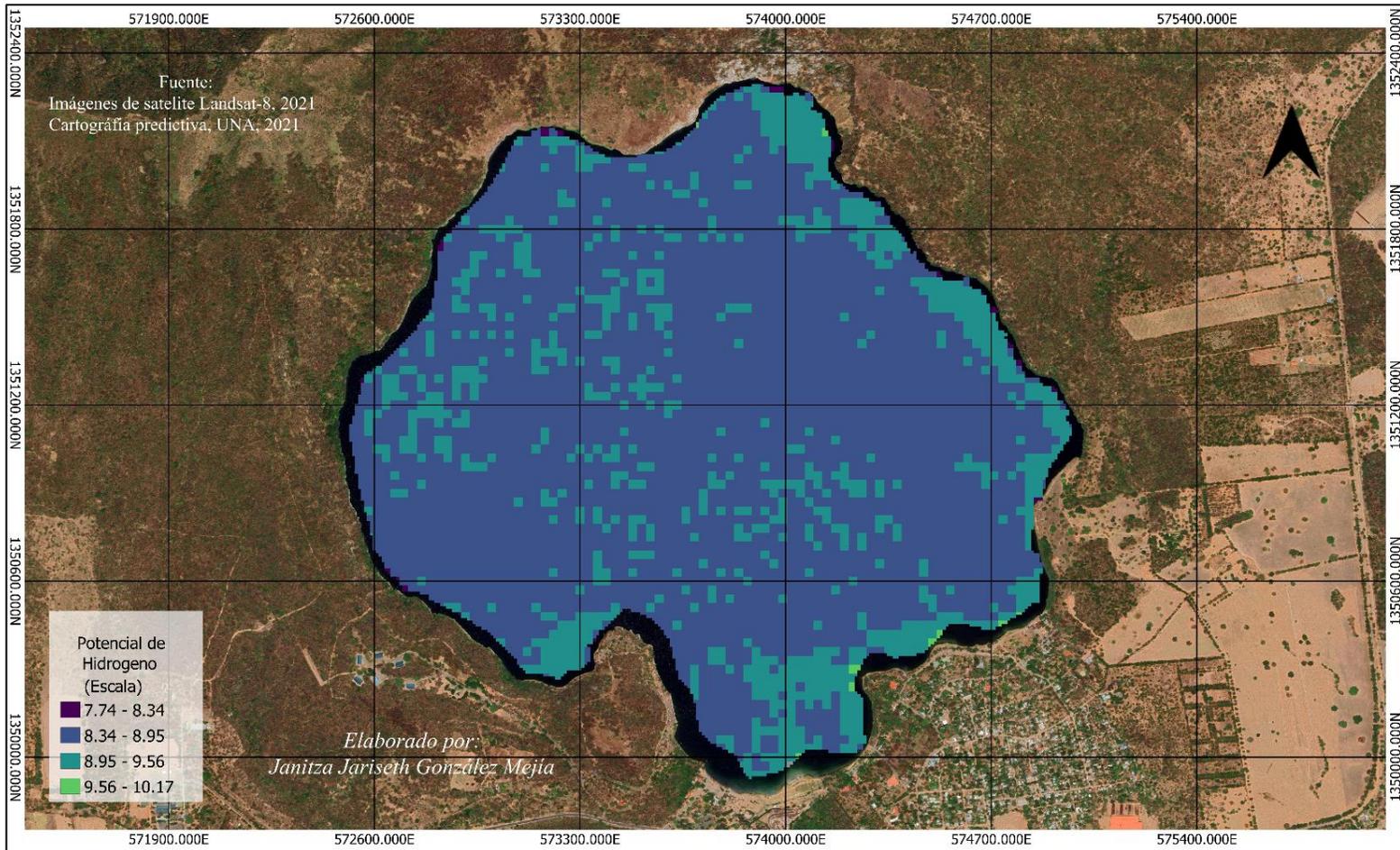


Figura 42: Predicción del parámetro pH con el sensor Landsat-8 y Bandas 2, 3, 6 y 7.

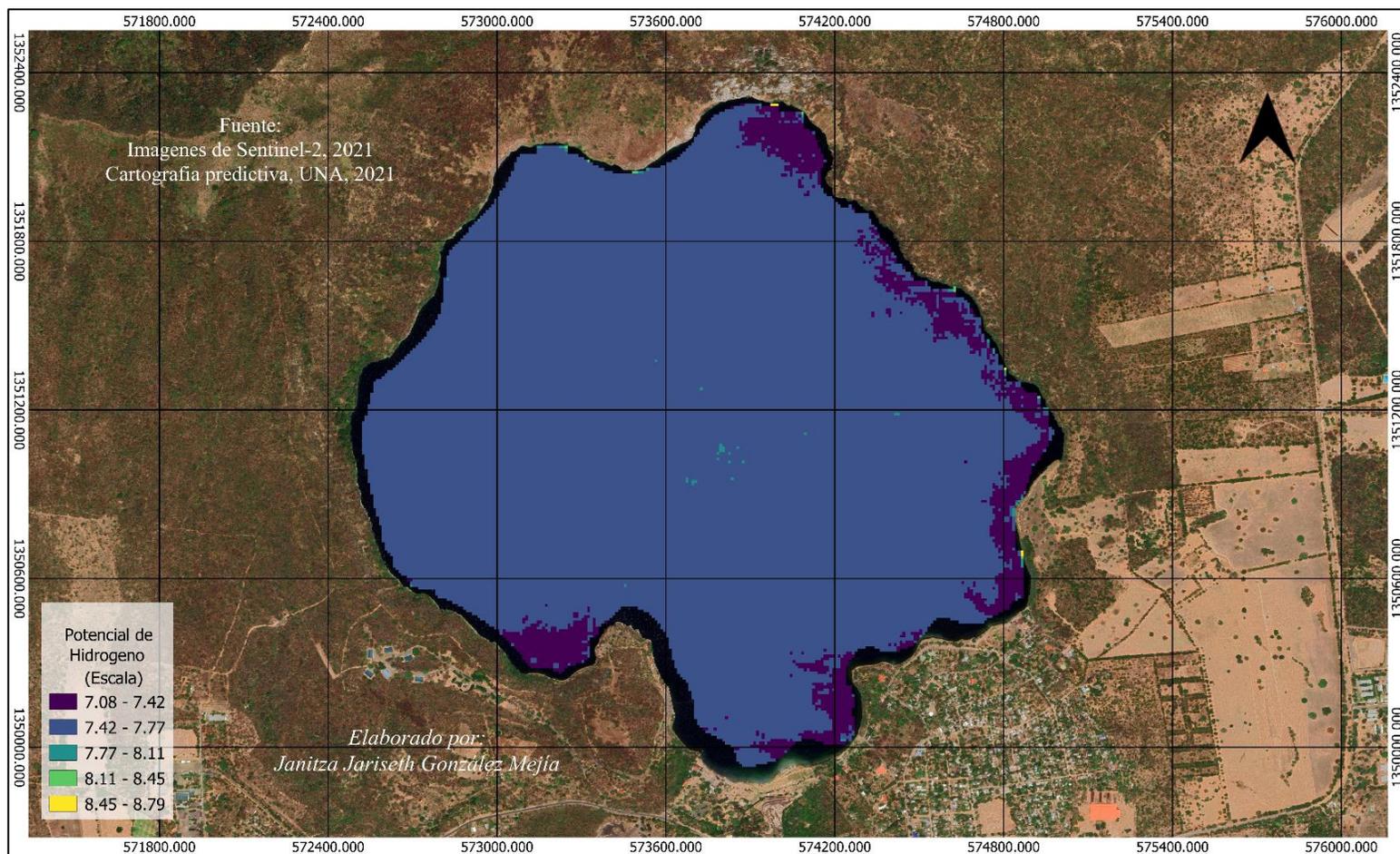


Figura 43: Predicción del parámetro pH con el sensor Sentinel-2 y Bandas 4, 8A, y 11

En este caso, nos encontramos en un rango de pH que va desde 7 que es neutro hasta 8 es ligeramente alcalino, lo cual implica que el agua de la Laguna tiende hacia la alcalinidad. Esto podría ser el resultado de un equilibrio entre diversas influencias, como la disolución de dióxido de carbono y la presencia de sales minerales. Un pH neutro es generalmente favorable para muchos organismos acuáticos, ya que suelen estar adaptados a condiciones de pH cercanas a la neutralidad. De Seguridad Y Servicios Sociales De Los Trabajadores Del Estado (Julio, 2018).

El sensor Landsat-8 presenta predicciones con un rango más amplio, que varía desde 7.74 a 10.17 en el parámetro de pH. Esto sugiere que el sensor Landsat-8 tiene la capacidad de capturar datos en un espectro más amplio de condiciones ambientales. Por otro lado, el sensor Sentinel-2 proporciona predicciones con un rango más estrecho, que oscila entre 7.08 y 8.79 en el parámetro de pH. Esto indica que el sensor Sentinel-2 tiende a estimar valores de pH dentro de un rango más limitado.

Los valores con el sensor Landsat-8 y Sentinel-2 (Figura 14 y 15) están dentro de los valores permisibles a excepción del valor de 8 a 9 ya que según la Norma Técnica Obligatoria Nicaragüense Norma para la Clasificación de los Recursos Hídricos NTON 05 007-98; la cual, establece los parámetros para determinar los niveles de calidad exigibles de los cuerpos de agua (lagos, lagunas, lagos artificiales, manantiales, ríos, aguas subterráneas, estuarios y mares), de acuerdo con los usos a los cuales se destinen (La Gaceta, 2000). Sin embargo, la predicción con el sensor Sentinel-2 (Figura 15) sobre pasaron los rangos permisibles ya que se obtuvo valores de 10 siendo esto aguas alcalinas con valores sobre estimados.

El pH se encuentra en el rango de aceptabilidad correspondiente a calidad ambiental satisfactoria, manteniéndose en rangos de 7.2 a 8.4, valor que se ubica en los límites permisibles que va de 6,0 a 9,0 según la OMS (Baque Mite et al., 2016).

5.5.1. Predicciones del parámetro Conductividad Eléctrica .

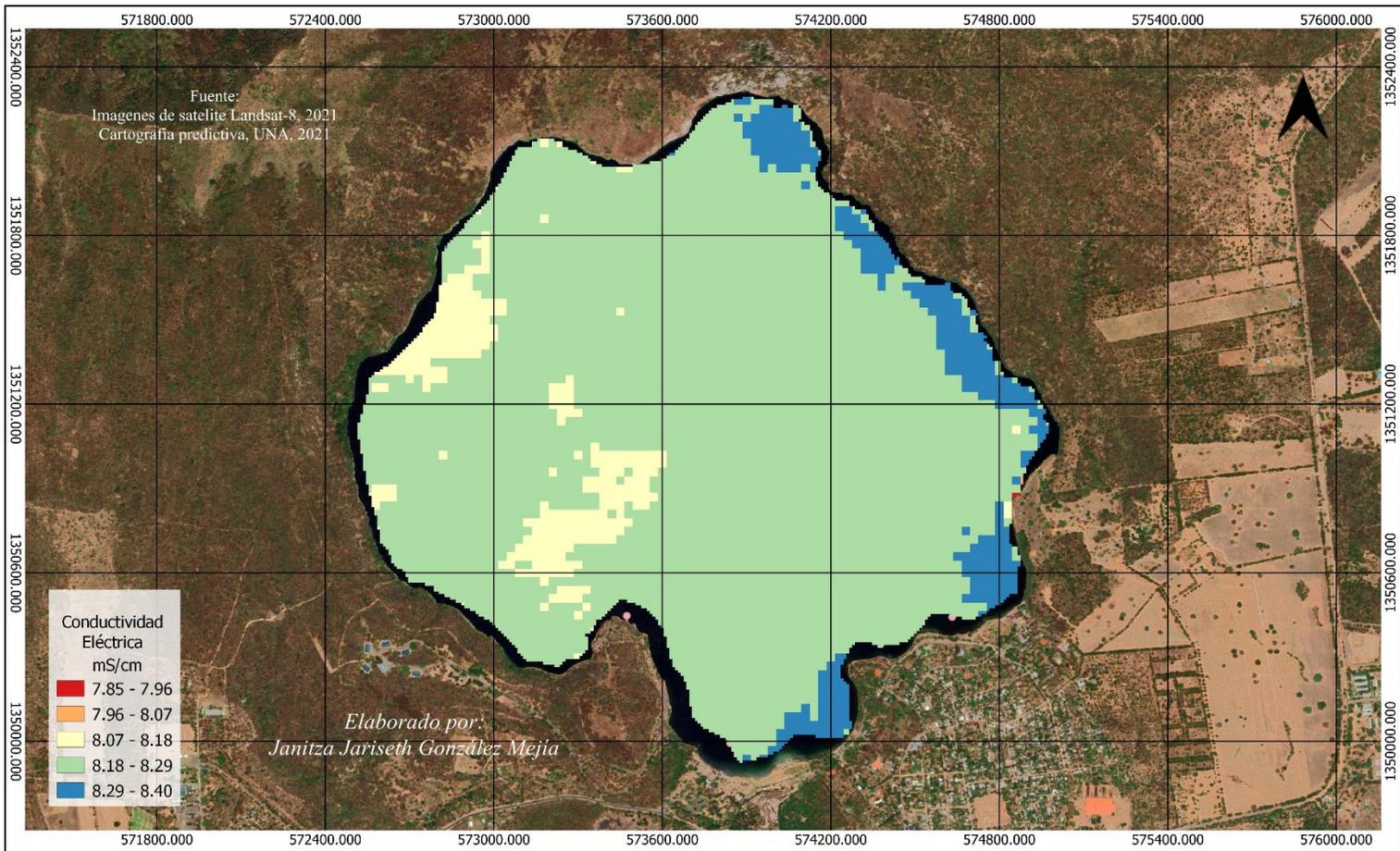


Figura: 44: Predicción del parámetro Conductividad Eléctrica con el sensor Landsat-8 y Bandas 2, 3, 5 y 6.

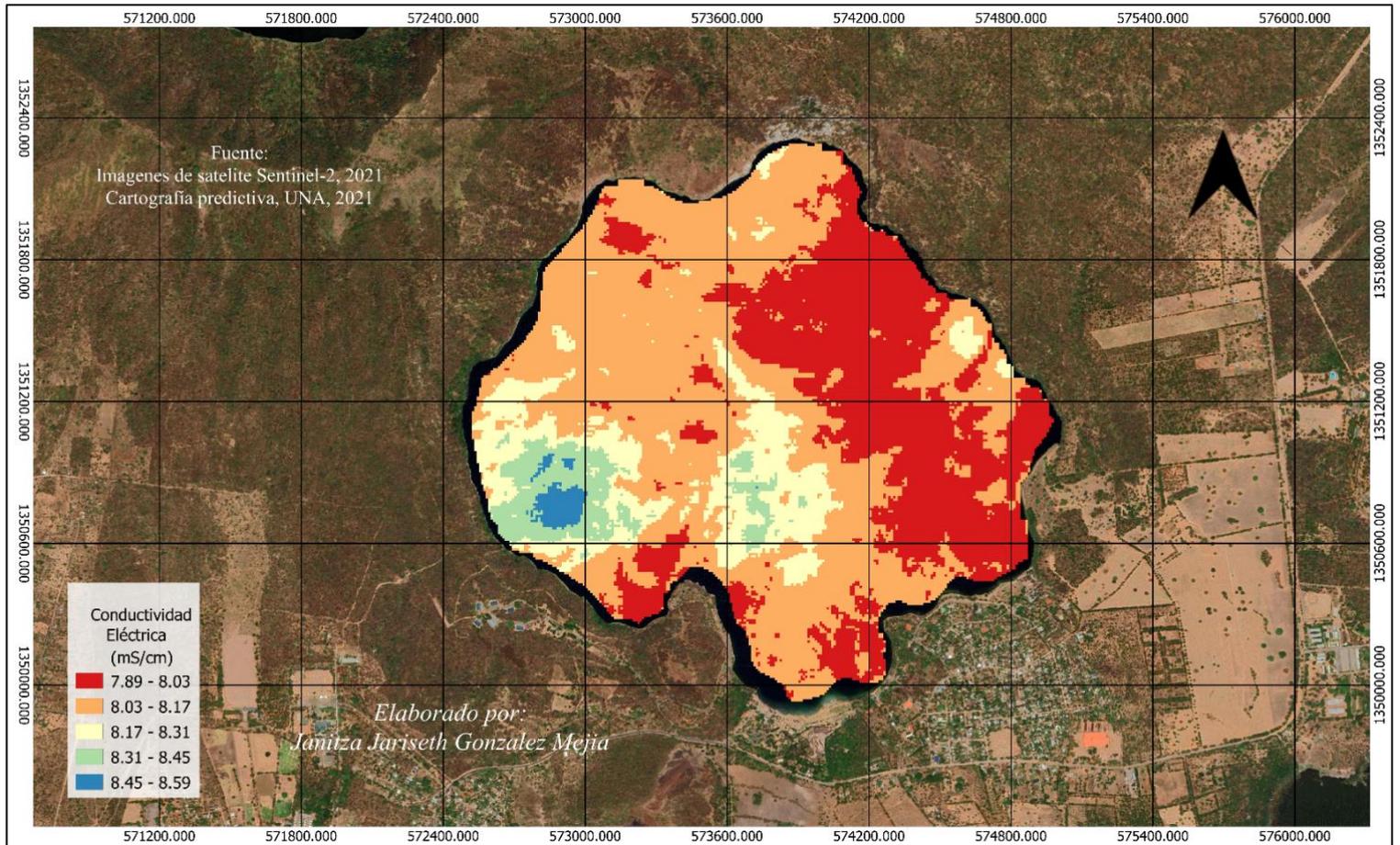


Figura 45: Predicción del parámetro Conductividad Eléctrica con el sensor Sentinel-2 y Bandas 3, 8

El sensor Landsat-8 y Sentinel -2 con el parámetro de Conductividad Eléctrica obtuvieron rangos semejantes, siendo estos entre los 7.8 a 8 mS/cm. La Conductividad Eléctrica está influenciada por varios factores, incluyendo la presencia de minerales disueltos, la temperatura y la salinidad. Un valor bajo de Conductividad Eléctrica generalmente indica un contenido bajo de sales y minerales disueltos en el agua de la Laguna.

El sensor Landsat-8 proporciona predicciones de CE que oscilan entre 7.85 y 8.40. Este rango de valores abarca una franja relativamente estrecha y sugiere que Landsat-8 es particularmente preciso en la estimación de la CE dentro de este intervalo específico. Por otro lado, Sentinel-2 ofrece predicciones de CE que varían entre 7.89 y 8.59. Este rango es ligeramente más amplio que el de Landsat-8, lo que podría sugerir que Sentinel-2 tiene una capacidad ligeramente más versátil en la captura de datos de CE en condiciones que varían ligeramente más.

Es importante señalar que un rango de valores más amplio no necesariamente indica una mayor precisión. La precisión real depende de la calidad de los datos de entrada y la precisión del modelo utilizado para las predicciones. Los intervalos de confianza juegan un papel crucial en la evaluación de la confiabilidad de los pronósticos. Proporcionan una medida de la precisión y el error potencial asociado con nuestras predicciones. Al considerar el rango de valores dentro del intervalo de confianza, los tomadores de decisiones pueden medir el nivel de incertidumbre (Intervalo de confianza revelando la importancia de los intervalos de confianza en la precisión de las previsiones - FasterCapital, octubre, 2023). Además, factores ambientales como la temperatura, la salinidad y la turbidez del agua pueden influir en la medición de la CE y deben ser considerados al evaluar la precisión de los sensores, sin embargo, Sentinel-2 ofrece una gama un poco más amplia, lo que puede ser beneficioso en ciertas situaciones.

5.5.2. Predicciones del parámetro Clorofila-a

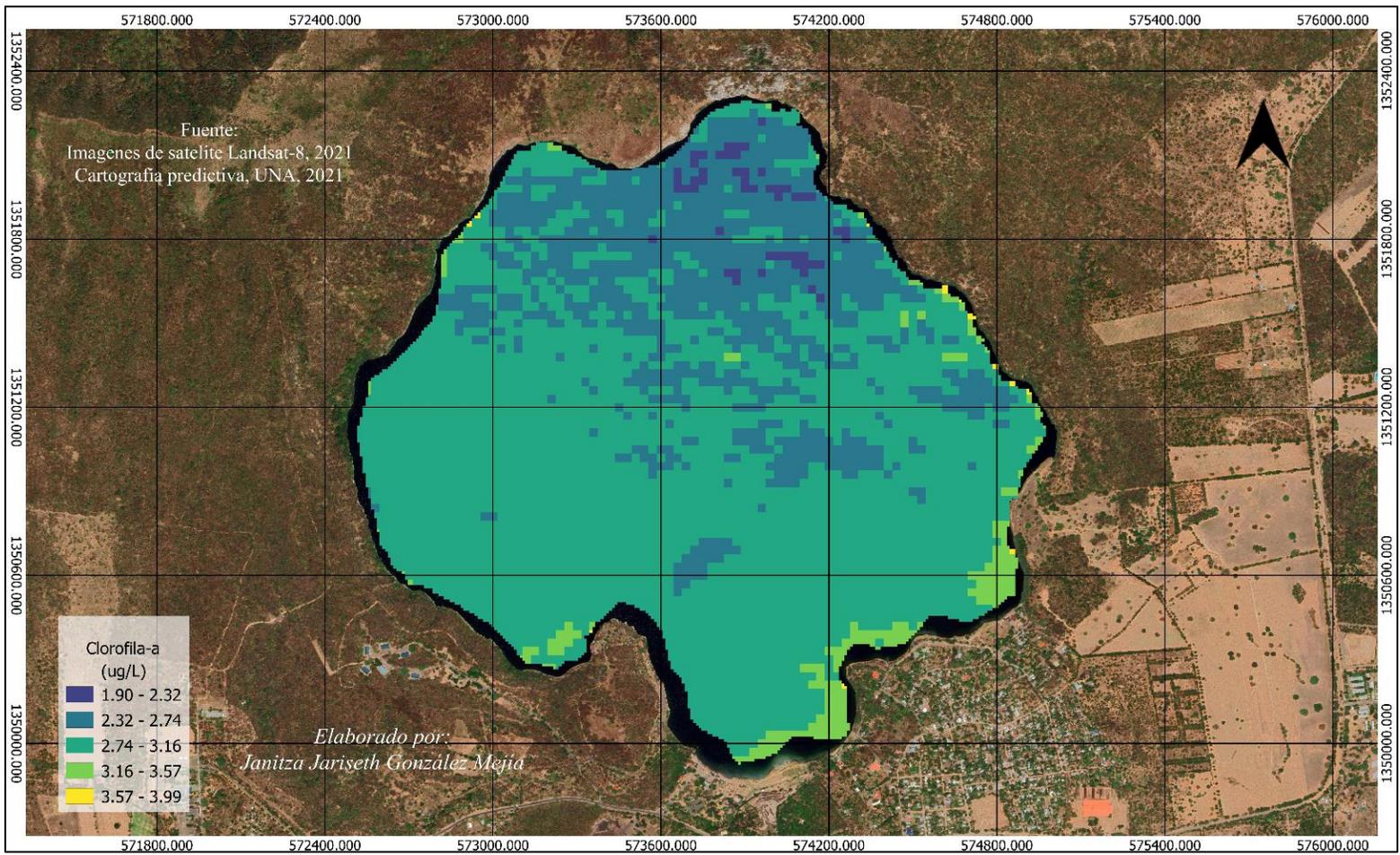


Figura 46: Predicción del parámetro Clorofila-a con el sensor Landsat-8 y las Bandas 3, 4, 5 y 6

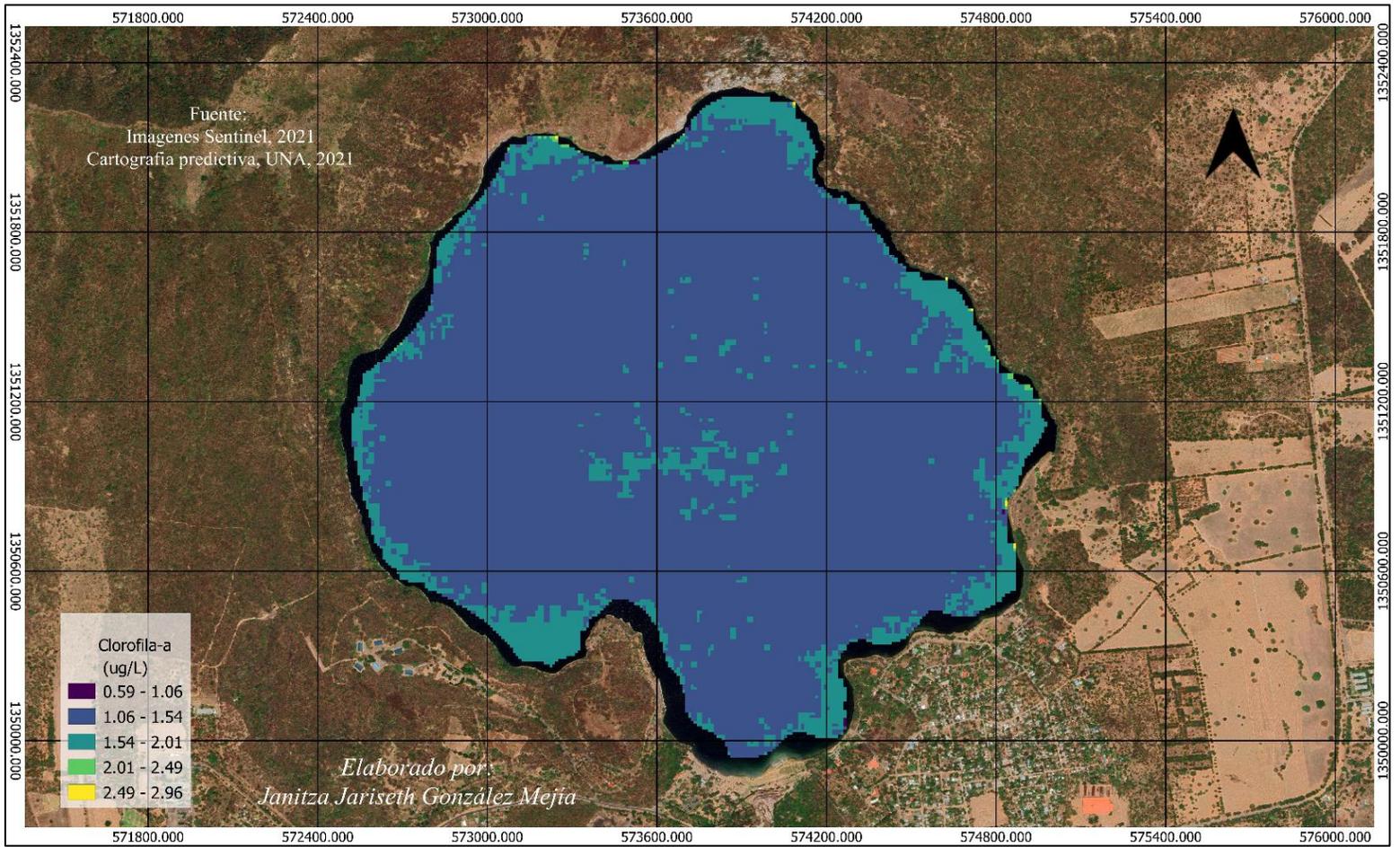


Figura 47: Predicción del parámetro Clorofila-a con el sensor Sentinel-2 y las Bandas 5, 7 y 8

La predicción del sensor Landsat-8 y el parámetro de Clorofila-a obtuvo rangos entre 1 a 5.32 microgramos por litro ($\mu\text{g/L}$) lo que generalmente indica una presencia moderada de fitoplancton o algas en el agua de la Laguna. Estos organismos realizan la fotosíntesis y contienen Clorofila-a, lo que contribuye a la producción primaria y a la cadena alimentaria acuática.

Los datos de Landsat-8 abarcan más en las predicciones de la concentración de clorofila-a, que se extiende desde 1.90 hasta 3.99. Esta amplia cobertura sugiere que Landsat-8 es capaz de capturar datos de clorofila-a en una diversidad de entornos acuáticos. Esta adaptabilidad se vuelve especialmente valiosa en escenarios donde la concentración de clorofila-a puede experimentar fluctuaciones significativas, atribuibles a una variedad de condiciones ambientales cambiantes.

Por otro lado, Sentinel-2 se adhiere a un rango más restringido de predicciones, comprendido entre 0.59 y 2.96 en términos de concentración de clorofila-a. Este enfoque más estrecho sugiere que Sentinel-2 se especializa en la medición precisa de clorofila-a en condiciones que tienden a variar de manera más moderada. Esta especialización puede ser ventajosa en aplicaciones que requieren mediciones precisas y constantes de la concentración de clorofila-a en entornos con menos cambios.

V. CONCLUSIONES

Los sensores remotos Landsat-8 y Sentinel-2 son herramientas efectivas para el monitoreo de la calidad del agua en la Laguna Xiloá. Estos sensores ofrecen datos precisos y relevantes que son fundamentales para la gestión de recursos naturales y la conservación del ecosistema acuático. Tanto Landsat-8 como Sentinel-2 presentaron correlaciones con los parámetros de calidad del agua, pero las intensidades y direcciones de estas correlaciones variaron entre los sensores. En algunos casos, Sentinel-2 mostró correlaciones más fuertes, mientras que Landsat-8 fue más efectivo en otros; sin embargo, el sensor Sentinel-2 obtuvo correlaciones más fuertes y consistentes en comparación con Landsat-8 en relación a los parámetros de calidad del agua, especialmente en lo que respecta a la Conductividad Eléctrica (CE) y la Clorofila-a. Sentinel-2 demostró correlaciones significativas con estos parámetros a comparación Landsat-8, lo que sugiere una relación más directa y confiable.

Los modelos de regresión lineal múltiple con los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 proporcionaron valiosas relaciones cuantitativas entre las mediciones espectrales y los parámetros de calidad del agua en la Laguna Xiloá. Estos modelos estimaron con precisión los valores de pH, Conductividad Eléctrica y Clorofila-a en función de las mediciones de las bandas espectrales. Los dos sensores tuvieron relaciones con mayor significancia con el parámetro de Potencial de Hidrógeno. Landsat-8 con la banda siete (B07) tuvo mayor significancia en el modelo, en el caso de Sentinel-2 la banda cinco (B05) tuvo mayor significancia en el modelo con el parámetro de Clorofila-a.

Las cuatro pruebas de evaluación obtuvieron significancia ya que los modelos de regresión lineal múltiple muestran que existe una relación significativa entre las mediciones espectrales y los parámetros fisicoquímicos en la Laguna de Xiloá. Aunque se encontraron algunas no linealidades y diferencias en la normalidad de los datos, la Homocedasticidad prevaleció en la mayoría de los casos. La ausencia de valores atípicos sugiere datos coherentes y confiables. En conjunto, estos hallazgos respaldan la efectividad de los sensores Landsat-8 y Sentinel-2 para monitorear y predecir la calidad del agua en la Laguna de Xiloá.

La generación de cartografías predictiva de los parámetros medidos de calidad del agua se basó en los modelos de regresión lineal múltiple que utilizan mediciones espectrales de sensores remotos. Estos modelos revelaron relaciones significativas entre los datos espectrales y los parámetros fisicoquímicos, lo que permite predecir la calidad del agua. Las predicciones muestran que la Laguna de Xiloá mantiene un pH dentro de un rango neutro a ligeramente alcalino, lo que es generalmente favorable para la vida acuática. La Conductividad Eléctrica se encuentra en niveles bajos, indicando una buena calidad del agua, y la concentración de Clorofila-a sugiere una presencia moderada de algas. Sentinel-2 tuvo mayor predicción entre los parámetros siendo con pH y Conductividad Eléctrica, en el caso de Clorofila Landsat-8 tuvo mejor predicción. Estos resultados son valiosos para la gestión y conservación de este ecosistema acuático.

VI. RECOMENDACIONES

- **Recreación de la investigación en la estación de invierno:** Es importante realizar el estudio en ambas estaciones del año para obtener una comprensión completa de los patrones de calidad del agua. Durante el invierno, las condiciones pueden ser diferentes en comparación con otras estaciones, por lo que es esencial llevar a cabo el monitoreo durante este período específico.
- **Planificación de giras de muestreo con condiciones climáticas favorables:** Es recomendable programar las giras de muestreo en fechas en las que la nubosidad sea mínima. La presencia de nubes puede afectar la calidad de la luz y la precisión de las imágenes.
- **Utilización de equipos de campo para la toma de muestras:** Para optimizar el tiempo de investigación, utilizar equipos de campo que permitan realizar mediciones y recolectar muestras de manera eficiente.

VII. LITERATURA CITADA

Antonacci, M. (2021, agosto 13). *PH del agua*. La definición. <https://ldefinicion.com/ph-del-agua/>.

- B Baque Mite, R., Simba Ochoa, L., González Ozorio, B., Diaz Ocampo, E., & Cadme Arevalo, L. (2016, September). *Calidad del agua destinada al consumo humano en un cantón de Ecuador*. Ciencia Unemi.
- Bautista Covarrubias, J. C., & Ruiz Velazco Arce, J. M. de J. (2011, septiembre). Calidad de agua para el cultivo de Tilapia en tanques de geo membrana. dspace.uan.mx. <http://dspace.uan.mx:8080/jspui/bitstream/123456789/568/1/Calidad%20de%20agua%20para%20el%20cultivo%20de%20Tilapia.pdf>.
- Briceño, I., Pérez, W., San Miguel, D., & Ramos, S. (2016). Determinación de calidad de agua en el Lago Vichuquén, con imágenes de satélite Landsat 8, sensor OLI. *REVISTA DE TELEDETECCIÓN*, 78.
- Berdugo Muñoz, A. (2016). Análisis multiespectral de imágenes satelitales para evaluar variaciones espacio - temporales en la calidad del agua del embalse el Guájaró, Atlántico.
- Bonanseña, M., Ledesma, C., Rodríguez, C., & Delgado, A. R. S. (2012). Concentración de clorofila-a y límite de zona fótica en el embalse Rio Tercero (Argentina) utilizando imágenes del satélite CBERS-2B. *Ambiente & Agua-An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 7(3), 61-71. <https://www.redalyc.org/pdf/928/92824947015.pdf>.
- Castellón Gómez, J. J., Bernal Muñoz, R., & Hernández Rodríguez, M. de L. (2014, diciembre). *Calidad del agua para riego en la agricultura protegida en Tlaxcala*. <https://www.redalyc.org/pdf/467/46750924004.pdf>.
- Coefficiente de correlación*. (n.d.). Introducción a La Estadística | JMP. https://www.jmp.com/es_co/statistics-knowledge-portal/what-is-correlation/correlation-coefficient.html
- De León Mata, G. D., Pinedo-Álvarez, A., & Guerrero, J. H. M. (2015). APLICACIÓN DE SENSORES REMOTOS EN EL ANÁLISIS DE LA FRAGMENTACIÓN DEL PAISAJE EN CUCHILLAS DE LA ZARCA, MÉXICO. *Investigaciones Geográficas, Boletín Del Instituto De Geografía*, 0(84). <https://doi.org/10.14350/rig.36568>

- De Seguridad Y Servicios Sociales De Los Trabajadores Del Estado, I. (n.d.). *El equilibrio del PH en el organismo*. gov.mx. <https://www.gob.mx/issste/articulos/el-equilibrio-del-ph-en-el-organismo?idiom=es>
- Díaz Loyola, E. K., & Llave Barturen, W. A. (2019). *Estimación de los Parámetros de Calidad de Agua y su Relación con la Reflectividad del Superficie del Satélite Landsat 8 en el Lago Chinchaycocha - Junín* [Tesis]. Universidad César Vallejo.
- Dirección General de Salud Ambiental. (2011, febrero). Reglamento de la Calidad del Agua para Consumo Humano DS N° 031-2010-SA. digesa.minsa.gob.pe. http://www.digesa.minsa.gob.pe/publicaciones/descargas/Reglamento_Calidad_Agua.pdf.
- Drozd, A. A., & Bordet, F. (2020, November 17). *Teledetección aplicada al monitoreo de dinámicas fitoplactónicas del embalse Salto Grande*. Researchgate.
- EcuRed. (n.d.). *Laguna de Xiloá - EcuRed*. https://www.ecured.cu/Laguna_de_Xilo%C3%A1
- EOS, E. (s. f.). El Satélite Landsat 8: Imágenes, Descripción Y Características. EOS. <https://eos.com/es/find-satellite/landsat-8/>.
- ESA (2015, junio 17). Sentinel 2 - esa. ESA. https://www.esa.int/Space_in_Member_States/Spain/SENTINEL_2.
- Folleto informativo (Ed.). (n.d.). Folleto Informativo pH. *Waterboards*, o 3.1.4.0.
- García, S. R., Carranza Castro, P. H., Gutierrez Salinas, J., García Ortiz, L., & Hernández Rodríguez, S. (2012). Aplicación en medicina de la espectroscopia de infrarrojo cercano. *Medicina Interna De México*, 28(4).
- Gea, M. M., Batanero, C., & Roa, R. (2014). El sentido de la correlación y regresión. In *Universidad de Granada* (Vol. 87, pp. 25–35).
- Geraldo Noriega, J. R., & Guevara Lam, K. D. (2021). Extracción y determinación de pigmentos fotosintéticos. *Researchgate*.
- Hanna Instrument. (2022, 2 mayo). *La guía completa para la medición de turbidez en el agua*. <https://hannainst.cr/blog/analisis-de-agua-boletines/la-guia-completa-para-la-medicion-de-turbidez-en-el-agua/>.

- Hernández Mercado, L. D. C., & Rodríguez Ramirez, K. C. (2015). *Dinámica de los residuos sólidos no peligrosos en el vertedero Municipal de Mateare y su impacto socio-ambiental*. UNIVERDIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE NICARAGUA UNAN- MANAGUA.
- Hernández, F. (2023, May 17). *Modelos de Regresión con R*. https://fhernanb.github.io/libro_regresion/index.html
- Indicators: Chlorophyll A | US EPA*. (2023, May 26). US EPA. <https://www.epa.gov/national-aquatic-resource-surveys/indicators-chlorophyll>
- Ingenierizando. (2022, July 19). *Turbidez*. Ingenierizando. <https://www.ingenierizando.com/conceptos/turbidez/>
- kernel (20)*. (2004). https://www.esa.int/Space_in_Member_States/Spain/El_programa_Copernico.
- La Gaceta. (2000, 11 febrero). *Norma para la Clasificación de los Recursos Hídricos*. [http://legislacion.asamblea.gob.ni/Normaweb.nsf/\(\\$All\)/1A3A99B77290B980062573DF00594022](http://legislacion.asamblea.gob.ni/Normaweb.nsf/($All)/1A3A99B77290B980062573DF00594022).
- Landsat 8 | U.S. Geological Survey*. (2023, February 21). https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8?qt-science_support_page_related_con=0#qt-science_support_page_related_con
- López, J. F. (2022, November 24). *Homocedasticidad*. Economipedia. <https://economipedia.com/definiciones/homocedasticidad.html>
- López, W. J. (2020). Evaluación de la utilidad del sensor Sentinel-2 para la cartografía de cinco parámetros físicos-químicos decalidad de agua en la Laguna de Moyúa, Ciudad Darío. Managua.
- M, M. A. (n.d.). *¿Qué significa realmente el valor de p?* https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1139-76322017000500014
- Marín, D. (2015, junio 24). *Lanzamiento del Sentinel-2 (Vega VV05) - Eureka*. Danielmarin. <https://danielmarin.naukas.com/2015/06/24/lanzamiento-del-sentinel-2a-vega-vv05/>.
- Marrero, F. C. M., Prato, J. G., La Cruz, Y., & Sánchez, A. (2018). Estudio metodológico sobre la medición de pH y conductividad eléctrica en muestras de compost. *Revista Colombiana De Química*, 47(2), 21–27. <https://doi.org/10.15446/rev.colomb.quim.v47n2.67338>
- Méndez, Á. (2011, 11 enero). *Turbidez*. La guía química. <https://quimica.laguia2000.com/propiedades/turbidez>.

- Méndez, T. C. (n.d.). *Gobierno de Nicaragua enfocado en la preservación del agua*. El 19 Digital. <https://www.el19digital.com/articulos/ver/titulo:114174-gobierno-de-nicaragua-enfocado-en-la-preservacion-del-agua>
- Montalvan, L. C. (2014, October 14). Prueba de Shapiro-Wilk para probar normalidad. <https://prezi.com/vnmuq6wdkl49/prueba-de-shapiro-wilk-para-probar-normalidad/>
- Moreno, A. R. (2011, junio 9). *Parámetros físicos de calidad de las aguas. Conductividad, resistividad y temperatura*. Mailxmail. <http://www.mailxmail.com/curso-agua-calidad-contaminacion-1-2/parametros-fisicos-calidad-aguas-conductividad-resistividad-temperatura#:~:text=La%20conductividad%20es%20una%20medida%20de%20la%20capacidad,carga%20de%20cada%20i%C3%B3n%20presente%20en%20el%20agua>.
- Moreno, A. R. (2011, junio 9). *Parámetros físicos de calidad de las aguas. Turbidez*. Mailxmail. <http://www.mailxmail.com/curso-agua-calidad-contaminacion-1-2/parametros-fisicos-calidad-aguas-turbidez>.
- Norma Técnica N°. NTON 05 007-98 [con fuerza de ley]. Norma técnica obligatoria nicaragüense norma para la clasificación de los recursos hídricos. 11 febrero de 2000. D.O. No.30
- OMS. (2021, 13 julio). La OMS publica las Directrices sobre la calidad del agua para usos recreativos, coincidiendo con la llegada del verano y el calor. . <https://www.who.int/es/news/item/13-07-2021-who-launches-guidelines-for-recreational-water-quality-as-summer-heats-up>.
- Pérez Solís Raxxell Arody. (2016). *Plan Maestro de Centro Turístico Recreativo “Bosques de Xiloá.”* Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua UNAN- Managua.
- Pierola, R. I., & Alcantara, E. Z. (2021). Teledetección espectral usando el satélite landsat 8 para el monitoreo fisicoquímico del agua de la laguna san Nicolás – Cajamarca 2021. repositorio. Upn. https://repositorio.upn.edu.pe/bitstream/handle/11537/28978/Portal%20Pierola%20Ruth%20Indira_Zambrano%20Alcantara%20Edwar.pdf?sequence=1&isAllowed=y.

Quirós, R. (n.d.). *Análisis del estado trófico de las lagunas pampeanas (argentina)*. http://ve.scielo.org/scielo.php?pid=S0378-18442002001100002&script=sci_arttext

R Guerrero Vivas, E., Romero Calero, E. J., & Diaz Solórzano, Y. (2016). Actualización del catastro municipal de la urbanización Guarda Barranco. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua. RUIZ, D. C. (2020). Estimación de parámetros de calidad de agua en la Laguna Santa Elena usando imágenes satelitales. Chile.

Roberto. (2019, 21 diciembre). *Todo lo que deberías saber sobre imágenes Sentinel 2*. <http://www.gisandbeers.com/lo-deberias-saber-imagenes-sentinel-2/>.

Romero, C., Solórzano, R., Abreu, O., Brizuela, L., & Pérez, Z. (2007). Síntesis de un polímero inorgánico de aluminio y su uso para clarificación de agua. *REVISTA INGENIERÍA UC*, 14(3). <https://www.redalyc.org/pdf/707/70711260003.pdf>.

Secretaría de Recursos Naturales y Ambiente. (2019, 14 octubre). *ACUERDO MINISTERIAL NÚMERO 0841-2019*. faolex.fao.org. <https://faolex.fao.org/docs/pdf/hon192570.pdf>.

Sergieieva, K. (2023, June 27). Imágenes de satélite gratis: fuentes de datos para todos. EOS Data Analytics. <https://eos.com/es/blog/imagenes-de-satelite-gratis/>.

Solórzano, N. L., & Umaña, F. del R. (2005). Diagnóstico agro socioeconómico con enfoque sistémico del .. repositorio. Una. <https://repositorio.una.edu.ni/784/>.

Valores atípicos en los datos, ¿cómo identificarlos y manejarlos? - Outliers in data sets, how identify and handling them? on JSTOR. (n.d.). www.jstor.org. <https://doi.org/10.2307/26937051>

Vidal Puerta, C. P., & Murillo Monsalve, J. S. Monitoreo de factores físico-químicos que inciden en las floraciones de algas nocivas en el Mar Caribe Colombiano, usando imágenes satelitales [recurso electrónico] (Doctoral dissertation). <http://bibliotecadigital.univalle.edu.co/handle/10893/10337>.

World Health Organization. (2011). *Guías para la calidad del agua de consumo humano*. <https://www.who.int/es/publications/i/item/9789241549950>.

Zuta, S. (1970, June 1). *Oceanografía de las aguas costeras del Perú*. <https://repositorio.imarpe.gob.pe/handle/20.500.12958/949>

VIII. ANEXOS

Anexo 1: Recolección de muestras y procesamiento de datos



Figura 14: Localización de puntos de muestreo



Figura 15: Recolección de muestras de pH y Conductividad Eléctrica



Figura 16: Recolección de muestras de Clorofila y Turbidez



Figura 17: Multiparametricos de pH y Conductividad Eléctrica



Figura 18: Calibrador de multiparametrico

Fi



Fi

Figura 21: Registro de datos de los parámetros de calidad de agua.

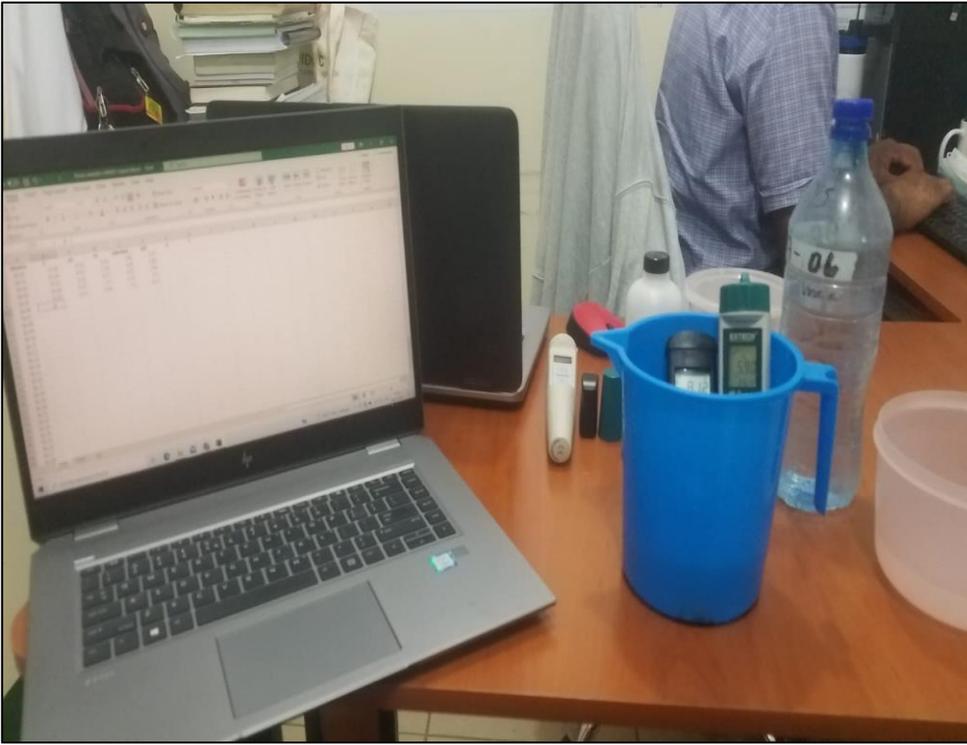


Figura 22: Muestreo de parámetros de pH y Conductividad Eléctrica

Figura 23: Muestreo de parámetros de pH y Conductividad Eléctrica

Anexo 2: Resultado del laboratorio CIRA-UNAN del parámetro Clorofila-a

Muestra	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre
Xi-01	2.072	1.776	1.576	4.440
Xi-02	3.256	2.072	1.379	4.144
Xi-03	2.368	2.368	1.281	4.144
Xi-04	2.960	2.368	1.478	3.700
Xi-05	2.960	2.664	1.084	3.848
Xi-06	2.960	2.072	1.182	4.144
Xi-07	2.664	2.220	1.478	3.552
Xi-08	2.960	2.220	1.379	3.404
Xi-09	2.368	2.072	1.379	3.848
Xi-10	2.664	1.924	1.576	3.700
Xi-11	3.256	1.480	1.773	3.848
Xi-12	2.960	2.368	1.281	3.848
Xi-13	2.368	2.072	1.379	4.114
Xi-14	2.960	2.072	1.281	3.552
Xi-15	2.960	2.072	1.675	4.440
Xi-16	3.552	2.220	1.182	3.996
Xi-17	3.256	1.776	1.478	3.256
Xi-18	2.368	2.368	1.281	3.552
Xi-19	2.368	2.664	1.675	4.144
Xi-20	2.072	2.664	1.476	4.292
Xi-21	2.368	2.960	1.576	4.884
Xi-22	2.960	2.664	1.281	4.736
Xi-23	2.072	2.664	1.379	4.292
Xi-24	2.368	2.664	1.379	4.144
Xi-25	2.072	2.368	1.379	5.032
Xi-26	1.776	2.072	1.379	4.144
Xi-27	2.072	2.072	1.478	4.736
Xi-28	2.072	2.368	1.182	4.736
Xi-29	2.072	1.776	1.281	4.884
Xi-30	2.072	2.368	1.281	4.144

Anexo 3: Resultado del laboratorio CIRA-UNAN del parámetro Turbidez

Muestra	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre
Xi-01	2.35	2.15	2.27	2.25
Xi-02	2.05	2.25	1.25	2.35
Xi-03	1.95	2.00	2.05	1.15
Xi-04	2.05	0.95	2.05	0.90
Xi-05	1.15	2.05	2.15	2.35
Xi-06	1.05	2.05	2.30	2.30
Xi-07	1.20	2.05	2.95	0.90
Xi-08	1.05	2.45	2.65	2.40
Xi-09	1.95	2.75	1.95	2.15
Xi-10	0.80	1.95	2.05	2.90
Xi-11	2.05	2.05	3.35	2.15
Xi-12	2.05	2.05	2.25	2.05
Xi-13	2.10	2.05	3.20	0.90
Xi-14	2.30	1.95	2.45	2.15
Xi-15	2.05	2.25	4.00	2.15
Xi-16	2.95	2.00	2.45	2.00
Xi-17	1.15	2.10	3.95	2.00
Xi-18	1.15	1.00	1.98	2.05
Xi-19	2.00	0.95	2.30	1.90
Xi-20	4.35	2.15	1.95	2.25
Xi-21	2.50	2.00	0.95	3.35
Xi-22	4.75	2.00	2.75	2.15
Xi-23	1.55	1.20	0.55	3.15
Xi-24	2.95	1.20	2.30	2.15
Xi-25	3.85	1.95	2.00	3.95
Xi-26	4.15	2.15	2.30	2.95
Xi-27	1.55	1.00	1.40	2.05
Xi-28	2.95	2.45	1.25	2.10
Xi-29	1.95	1.85	2.05	3.05
Xi-30	0.95	3.25	2.00	2.15

Xi-01
Xi-02
Xi-03

Xi-04
Xi-05
Xi-06
Xi-07
Xi-08
Xi-09
Xi-10
Xi-11
Xi-12
Xi-13
Xi-14
Xi-15
Xi-16
Xi-17
Xi-18
Xi-19
Xi-20
Xi-21
Xi-22
Xi-23
Xi-24
Xi-25
Xi-26
Xi-27
Xi-28
Xi-29
Xi-30

Anexo 4: Coordenadas de muestreo.

ID	Coordenadas X	Coordenadas Y
1	86° 18' 44.111" W	12° 13' 1.880" N
2	86° 18' 45.619" W	12° 13' 8.940" N
3	86° 18' 39.942" W	12° 13' 14.185" N
4	86° 18' 38.614" W	12° 13' 16.324" N
5	86° 18' 44.752" W	12° 13' 16.590" N
6	86° 18' 46.800" W	12° 13' 22.091" N
7	86° 18' 51.458" W	12° 13' 27.408" N
8	86° 18' 56.650" W	12° 13' 21.400" N

9	86° 19' 5.236" W	12° 13' 23.254" N
10	86° 19' 10.045" W	12° 13' 34.687" N
11	86° 19' 22.058" W	12° 13' 35.130" N
12	86° 19' 38.795" W	12° 13' 33.683" N
13	86° 19' 39.907" W	12° 13' 24.830" N
14	86° 19' 49.195" W	12° 13' 10.560" N
15	86° 19' 34.302" W	12° 13' 1.067" N
16	86° 19' 32.243" W	12° 12' 54.374" N
17	86° 19' 23.855" W	12° 12' 52.769" N
18	86° 19' 21.050" W	12° 12' 44.640" N
19	86° 19' 18.995" W	12° 12' 40.118" N
20	86° 19' 16.360" W	12° 12' 37.991" N
21	86° 19' 11.154" W	12° 12' 39.334" N
22	86° 19' 12.288" W	12° 12' 46.742" N
23	86° 19' 5.347" W	12° 12' 49.154" N
24	86° 19' 2.489" W	12° 12' 44.086" N
25	86° 19' 3.349" W	12° 12' 52.333" N
26	86° 18' 57.211" W	12° 12' 52.160" N
27	86° 18' 52.376" W	12° 12' 57.150" N
28	86° 18' 50.803" W	12° 12' 54.353" N
29	86° 18' 46.271" W	12° 12' 56.822" N
30	86° 19' 24.789" W	12° 12' 58.540" N

Anexo 5: Características del Multiparamétrico

Multiparamétrico

Medidor digital de: conductividad eléctrica, Sólidos Disueltos, Salinidad y pH, marca Extech Exstik II, de autocompensación de temperatura 2% por °C (EC500).

Características: Mide 5 parámetros, incluidos conductividad, STD (sólidos totales disueltos), salinidad, pH y temperatura utilizando un electrodo. 9 unidades de medida: pH, $\mu\text{S}/\text{cm}$, mS/cm , ppm, ppt, mg/L , g/L , °C, °F.

El gráfico de barra analógico indica las tendencias. La memoria almacena hasta 25 lecturas etiquetadas. Relación de conductividad a STD (sólidos totales disueltos) ajustable de 0,4 a 1,0; relación de salinidad de 0,5 no ajustable.



Anexo 6: Correlación entre parámetros y bandas de los sensores Sentinel-2 y Landsat-8.

	Sentinel-2				Rango visible RGB					Rango cercano NIR					
	Landsat-8									NIR		SWIR			
Mes	Parámetro	B2		B3		B4		B5		B6		B7		B8	B8A
Agosto	CE	-0.562		-0.520	-0.420	-0.554	-0.417	-0.463	-0.507	-0.529	-0.540	-0.463	-0.553	-0.447	-0.444
Septiembre	PH		-0.448												
Octubre	CLRA					-0.417		-0.415		-0.458		-0.463			
Noviembre	PH					-0.394									
	CLRA										0.410				