

**DETERMINACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS PARA ESTIMAR ALGUNOS  
PARÁMETROS DE INTERÉS EN EL MONITOREO DE LA CALIDAD DEL AGUA  
DE LA LAGUNA DE SONSO, MEDIANTE IMÁGENES LANDSAT-7 ETM+**

**DIEGO FERNANDO CABEZAS ALZATE  
INGENIERO TOPOGRÁFICO**



**Universidad<sup>®</sup>  
Católica  
de Manizales**

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
MAESTRÍA EN TELEDETECCIÓN  
2020**

**DETERMINACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS PARA ESTIMAR ALGUNOS  
PARÁMETROS DE INTERÉS EN EL MONITOREO DE LA CALIDAD DEL AGUA  
DE LA LAGUNA DE SONSO, MEDIANTE IMÁGENES LANDSAT-7 ETM+**

**DIEGO FERNANDO CABEZAS ALZATE  
INGENIERO TOPOGRÁFICO**

**Trabajo De Grado En Modalidad De Tesis Para Optar Al Título De  
MAGISTER EN TELEDETECCIÓN**

**Director**

**YEISON ALBERTO GARCES GÓMEZ**



**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
MAESTRÍA EN TELEDETECCIÓN  
2020**

## RESUMEN

Mediante técnicas de teledetección y percepción remota, se determinan los modelos matemáticos que permiten estimar los parámetros más relevantes para el monitoreo de la calidad del agua de la Laguna de Sonso, Valle del Cauca, utilizando imágenes multiespectrales Landsat-7 ETM+. La Clorofila-a (Chl-a), Turbidez, Oxígeno Disuelto (OD) y el Fósforo Total (P), son los parámetros elegidos para este estudio. Se definieron las temporadas de sequía y humedad anuales, desde el año de 2010 hasta 2017, contando con un total de 70 imágenes, a las cuales fue necesario realizar un proceso de enmascaramiento del buchón de agua y reposición de píxeles mediante el promedio estadístico de las dos temporadas anuales establecidas. Se establecieron algunas relaciones matemáticas entre bandas, las cuales iban desde la regresión de una banda simple ( $R_\lambda$ ), cocientes simples entre bandas (SR), índice de diferencia normalizada (NDI) hasta el logaritmo de bandas simples ( $\text{Log } R_\lambda$ ). Se extrajeron los valores de reflectancia para cada imagen resultante de las relaciones matemáticas entre las bandas, teniendo en cuenta la ubicación espacial ( $x, y$ ) de los puntos de muestreo, permitiendo definir para cada parámetro, las bandas espectrales y la relación matemática que más se correlacionaba con los datos de campo. Para el caso de Chl-a, la relación NDI entre las bandas roja y NIR fue la de mejor correlación con un  $R^2=0,93$ ; para la turbidez, una regresión con la banda del rojo, con un  $R^2=0,90$ ; para el OD, la relación con mayor correlación fue un SR entre la banda verde y azul, con un  $R^2=0,77$ ; y finalmente para P, bastó con una regresión de la banda NIR, presentando un  $R^2=0,88$ . Finalmente, se obtienen los modelos matemáticos ajustados para cada parámetro establecido, los cuales permitirán seguir realizando la estimación de cada parámetro para el monitoreo de la calidad del agua de la laguna, mediante imágenes del sensor ETM+.

**Palabras claves:** *Calidad de agua, Teledetección, Clorofila, Turbidez, Oxígeno Disuelto, Fósforo.*

## ABSTRACT

Using remote sensing techniques, the mathematical models that allow estimating the most relevant parameters for monitoring the water quality of the Sonso Lagoon, Valle del Cauca, using Landsat-7 ETM + multispectral images are determined. Chlorophyll-a (Chl-a), Turbidity, Dissolved Oxygen (DO) and Total Phosphorus (P) are the parameters chosen for this study. Annual drought and humidity seasons were defined, from 2010 to 2017, with a total of 70 images, which required a masking process of the water hole and pixel replacement by means of the statistical average of the two established annual seasons. Some mathematical relationships between bands were established, ranging from simple band regression ( $R_\lambda$ ), simple band ratios (SR), normalized difference index (NDI), and the simple band logarithm ( $\text{Log } R_\lambda$ ). The reflectance values were extracted for each image resulting from the mathematical relationships between the bands, taking into account the spatial location (x, y) of the sampling points, allowing to define for each parameter, the spectral bands and the mathematical relationship that most correlated with field data. In the case of Chl-a, the NDI relationship between the red and NIR bands was the one with the best correlation with an  $R^2 = 0.93$ ; for turbidity, a regression with the red band, with an  $R^2 = 0.90$ ; for the OD, the relationship with the highest correlation was an SR between the green and blue bands, with an  $R^2 = 0.77$ ; and finally for P, it is enough with a regression of the NIR band, presenting an  $R^2 = 0.88$ . Finally, the adjusted mathematical models for each established parameter are obtained, which will allow the estimation of each parameter to be continued for monitoring the quality of the lagoon water, using ETM + sensor images.

**Key words:** *Water quality, Remote sensing, Chlorophyll, Turbidity, Dissolved Oxygen, Phosphorus.*

# AGRADECIMIENTOS

Principalmente a la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC) y su grupo de trabajo e investigación de Humedales del Valle del Cauca, quienes me permitieron tener acceso a los datos necesarios para el desarrollo y la validación de este proyecto.

A la Fundación Zoológica de Cali, quienes en compañía de la CVC, administran el Centro de Educación Ambiental “Buitre de Ciénaga” en la Laguna de Sonso, permitiéndome el acceso y la toma de información necesaria en campo, para el desarrollo de este trabajo.

A mi director, el Dr. Yeison Alberto Garcés, profesor de la Universidad Católica de Manizales, por su disposición, orientación y ayuda.

A los profesores de la maestría en Teledetección de la Universidad Católica de Manizales, en especial al Dr. Oscar Cardona Morales y al Dr. Alexander Parra, por el conocimiento compartido y la ayuda brindada a lo largo de mi formación en el postgrado.

Y por último, pero no menos importante, a mi familia y amigos, por estar siempre presentes.

# TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN .....	11
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	12
3. OBJETIVOS .....	15
4.1. OBJETIVO GENERAL.....	15
4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	15
4. JUSTIFICACIÓN .....	16
5. MARCO TEÓRICO .....	17
5.1. TELEDETECCIÓN.....	17
5.2. PARÁMETROS FÍSICO-QUÍMICOS DEL AGUA .....	21
5.3. ESTADO DEL ARTE.....	23
6. METODOLOGÍA.....	31
6.1. ZONA DE ESTUDIO.....	32
6.2. PRE-PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN.....	33
6.2.1. Corrección Atmosférica .....	33
6.2.2. Extracción Del Área De Interés.....	34
6.3. DEFINICIÓN DE SERIES DE TIEMPO.....	34
6.4. REPOSICIÓN DE PÍXELES CUBIERTOS CON BUCHÓN DE AGUA .....	36
6.5. DETERMINACIÓN DE INDICES ESPECTRALES .....	39
6.6. DETERMINACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS .....	40
6.7. ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE INTERÉS (CLOROFILA, TURBIDEZ, OXÍGENO DISUELTO Y FÓSFORO TOTAL) .....	41
7. ANÁLISIS Y RESULTADOS.....	42
8. VALIDACIÓN.....	57
9. CONCLUSIONES .....	62
10. RECOMENDACIONES .....	63
11. BIBLIOGRAFÍA.....	64

# LISTA DE FIGURAS

Figura 1. (1) Energía solar incidente; (2) energía solar reflejada; (3) energía solar emitida; (4) energía emitida por el sensor. ....	17
Figura 2. Radiación electromagnética. ....	18
Figura 3. Espectro electromagnético. ....	18
Figura 4. Ventanas atmosféricas. ....	20
Figura 5. Esquema metodológico planteado ....	31
Figura 6. Área de estudio ....	32
Figura 7. Máscara usada para la extracción del área de interés en las imágenes. ....	34
Figura 8. Identificación de pixeles por coberturas; A (agua) y B (buchón de agua) ....	36
Figura 9. Uso del NDVI para identificación de coberturas; (a) imagen falso color, (b) NDVI, (c) clasificación del NDVI. ....	37
Figura 10. Enmascaramiento de cada imagen por tipo de cobertura y su sumatoria. ....	37
Figura 11. Resumen el proceso inicial para el enmascaramiento y la reposición de pixeles cubiertos con buchón de agua. ....	38
Figura 12. Calculo de la imagen promedio fina (reposición de pixeles) ....	39
Figura 13. Resultado del proceso de reposición de pixeles cubiertos con buchón de agua. ....	39
Figura 14. Diagramas de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Clorofila-a. (a) Índice $NDI_{(NIR,Rojo)}$ ; (b) Índice $SR_{(Rojo,NIR)}$ . ....	46
Figura 15. Diagramas de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Turbidez. (a) Banda Simple $R_{(Rojo)}$ ; (b) Índice $SR_{(Verde,Azul)}$ . ....	47
Figura 16. Diagramas de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Oxígeno Disuelto. (a) Índice $SR_{(Azul,Verde)}$ ; (b) Banda Simple $R_{(Rojo)}$ . ....	49

Figura 17. Diagrama de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Fósforo Total, mediante la Banda Simple $R_{(Rojo)}$ .....	50
Figura 18. Estimación de la concentración de Chl-a; (a) año 2011 y (b) año 2012.	53
Figura 19. Estimación de la concentración de Turbidez; (a) año 2011 y (b) año 2012.....	54
Figura 20. Estimación de la concentración de OD; (a) año 2011 y (b) año 2012. ...	55
Figura 21. Estimación de la concentración de Fósforo Total; (a) año 2011 y (b) año 2012.....	56

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Regiones espectrales de interés en teledetección.....	19
Tabla 2. Características de las imágenes Landsat-7 ETM+ . . . . .	21
Tabla 3. Inventario de imágenes utilizadas. . . . .	33
Tabla 4. Temporadas estacionales de sequía y humedad para el Valle del Cauca. .....	35
Tabla 5. Definición de series temporales para este estudio.....	35
Tabla 6. Caracterización de los índices espectrales empleados. . . . .	40
Tabla 7. Concentraciones in-situ Clorofila-a ( $\text{mg}/\text{m}^3$ ). . . . .	42
Tabla 8. Concentraciones in-situ Turbidez (NTU).....	43
Tabla 9. Concentraciones in-situ Oxígeno Disuelto ( $\text{mg}/\text{l}$ ).....	43
Tabla 10. Concentraciones in-situ Fósforo Total ( $\text{mg}/\text{l}$ ). . . . .	44
Tabla 11. Índices espectrales con mayor correlación para cada parámetro. . . . .	45
Tabla 12. Resumen de modelos matemáticos obtenidos para la estimación de cada parámetro.....	51
Tabla 13. Concentraciones de los parámetros muestreados en campo, año 2017. .....	57
Tabla 14. Grupo de datos usados para validar la estimación de clorofila-a, año 2017.....	58
Tabla 15. Matriz de correlación de Pearson entre la concentración de clorofila-a medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017. .	58
Tabla 16. Grupo de datos usados para validar la estimación de turbidez, año 2017. .....	59
Tabla 17. Matriz de correlación de Pearson entre la concentración de turbidez medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017. .	59
Tabla 18. Grupo de datos usados para validar la estimación de OD, año 2017. .	60

Tabla 19. Matriz de correlación entre la concentración de OD medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017. ....	60
Tabla 20. Grupo de datos usados para validar la estimación de fósforo total, año 2017. ....	61
Tabla 21. Matriz de correlación entre la concentración de fósforo total medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017. ....	61

# 1.INTRODUCCIÓN

Colombia es uno de los países con mayor riqueza en fuentes hídricas a nivel mundial. Posee cerca de veinte millones de humedales, los cuales se distribuyen a lo largo de su territorio en forma de ciénagas, pantanos, madre viejas, lagunas y algunos bosques inundados (MINAMBIENTE, 2002). Estos ecosistemas no solo son cuna de biodiversidad, sino que también proveen múltiples beneficios para las comunidades, permitiendo el desarrollo de diversas actividades económicas.

El monitoreo y la conservación de la calidad de las aguas en ecosistemas tales como lagos, lagunas o embalses, constituye uno de los principales objetivos de desarrollo e investigación a nivel mundial. Los beneficios que ofrecen estos humedales radican en el gran número de funciones ecológicas que estos poseen, entre las cuales se tienen: la recarga y descarga de acuíferos, almacenamiento de agua, retención de sedimentos y sustancias tóxicas, retención de nutrientes, estabilización de microclimas, transporte por agua y el ecoturismo.

Las técnicas de teledetección y percepción remota se han constituido como una herramienta eficaz para el desarrollo de diferentes estudios ligados a la conservación de los humedales en todo el mundo, brindando metodologías eficientes e innovadoras para el monitoreo de dichos ecosistemas.

Este estudio presenta los modelos matemáticos para la estimación de clorofila-a, turbidez, oxígeno disuelto y fósforo total, como parámetros de interés en el monitoreo de la calidad del agua de la Laguna de Sonso, mediante la aplicación de técnicas de teledetección y sensoramiento remoto, con el fin de poder estimar y modelar, sobre todo el cuerpo de agua, los parámetros mencionados.

Como un aporte derivado del desarrollo de este proyecto, se expone una metodología la cual se propone como más eficiente (tiempo, costos y resultados), en comparación a la usada actualmente en el humedal, para el monitoreo de las condiciones de calidad del agua de la Laguna de Sonso, lo cual permitirá que se realice un seguimiento detallado del humedal y, de esta manera, poder consolidar una línea base sólida para el desarrollo de futuros proyectos de investigación y conservación de dicho ecosistema.

## 2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Dada la importancia de los humedales en los ecosistemas, actualmente estos complejos hídricos son foco de atención en infinidad de proyectos de investigación y conservación a escalas locales, regionales y globales. Diferentes entidades medioambientales (tanto privadas como gubernamentales), destinan una cantidad de recursos en el monitoreo y la evaluación de estos cuerpos de agua, lo que ha generado que en los últimos años se vea un incremento en cuanto a innovación de metodologías y procesos al momento de estudiar los humedales, migrando de las metodologías convencionales a métodos que implican el uso y el análisis de información espacial remota.

En las últimas décadas, la teledetección y los sensores remotos se han convertido en una de las principales herramientas a la hora de establecer el inventario, la evaluación y el monitoreo de los humedales a nivel mundial; estos métodos de observación de la tierra, día a día se posicionan con metodologías innovadoras que permiten un monitoreo más eficiente, no solo de los humedales en sí, sino también de toda la superficie de la tierra e incluso de su atmósfera (Chawira, Dube, & Gumindoga, 2013; He, Chen, Liu, & Chen, 2008; Isenstein & Park, 2014).

Organizaciones como la Agencia Espacial Europea (AEE), han impulsado diferentes proyectos encaminados a explorar el potencial de las tecnologías de Observación de la Tierra (teledetección y sensores remotos), en diferentes campos ligados a la conservación y el monitoreo del medio ambiente, cambio climático, desertificación, contaminación y conservación de humedales bajo el marco de la convención RAMSAR (Ramsar, 2010).

Existen diversos estudios que se basan en la utilización de imágenes satelitales multiespectrales, para generar diferentes estrategias de monitoreo y seguimiento de algunos parámetros físico-químicos ligados a la calidad del agua en lagos y lagunas (Figuroa, Márquez, Quiñonez, & Alatorre, 2015; Perdomo Vanegas, 2015; Urrego, 2016). Por lo general, este tipo de estudios vienen acompañados de un muestreo in situ que permita contrastar los datos de reflectancia obtenidos de las diferentes bandas espectrales de las imágenes, con las concentraciones reales de los parámetros a estudiar en los cuerpos de agua y, posteriormente, determinar los modelos de regresión que permitan estimar dichos parámetros sobre todo el humedal.

Mediante la combinación de datos de reflectancia y datos tomados en campo, se ha logrado determinar diferentes modelos matemáticos que permiten estimar, de una

manera bastante acertada, múltiples parámetros ligados al estudio de la calidad de las aguas en diferentes humedales. Una de las metodologías más utilizadas para la determinación de dichos modelos, es la implementación de los métodos de regresión con diferentes tipos de ajuste (lineal, polinomial, exponencial, logarítmico), con los cuales se obtienen estimaciones bastante apropiadas de los parámetros a estudiar (Bazán et al., 2005; Briceño, Pérez, San Miguel, & Ramos, 2018; De la Hoz & Gotilla, 2009).

En Colombia, más precisamente en el Valle del Cauca, existe un humedal conocido como la Laguna de Sonso, el cual es considerado como el principal humedal del bosque seco inundable, dentro del complejo de humedales de la planicie aluvial del Río Cauca, siendo cuna de gran cantidad de especies de avifauna acuática residente y migratoria (165 especies aproximadamente). Para el año de 1978, la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC), declaró a La Laguna de Sonso como un Área de Reserva Natural para la protección y conservación de su biodiversidad.

El monitoreo constante de la calidad del agua de La Laguna de Sonso se ha convertido en una tarea relevante para la CVC (entidad ambiental quien regula y vela por la conservación de la laguna), ya que, conociendo algunos parámetros del agua, es posible determinar la dinámica de todo el humedal. La CVC, utiliza dos índices de contaminación para determinar la calidad del agua de la Laguna: el Índice de Contaminación Trófico ICOTRO y el Índice de Contaminación por Sólidos Suspendidos ICOSUS. El ICOTRO se calcula con base en la concentración de fósforo total, mientras que el ICOSUS tiene en cuenta los sólidos suspendidos (Ramírez & Cardenosa, 1999). Además, dicha entidad (CVC) analiza otro tipo de parámetros como el oxígeno disuelto y la concentración de clorofila a, con el fin de complementar los análisis de calidad del agua y obtener resultados más precisos.

Actualmente, el monitoreo de la laguna se realiza mediante muestreos puntuales in situ. Se muestrean 5 puntos en total, para 745 ha de zona lagunar, es decir, una cobertura de 149 ha de superficie de agua por cada punto. Al comparar un número tan pequeño de puntos de muestreo con una extensión tan grande de agua, se obtiene una distribución espacial muy limitada de los parámetros a estudiar sobre toda la laguna.

La teledetección juega un papel muy importante a la hora de estimar diferentes parámetros físico químicos del agua, entre los que se encuentran la clorofila-a, turbidez, oxígeno disuelto y fosforo total (Figuroa et al., 2015; Mas Monsonis, 2017; Urrego, 2016). Dichas estimaciones se logran mediante la integración de análisis de reflectancia en diferentes longitudes de onda y métodos de regresión con valores

de concentración de los parámetros tomados en campo, logrando determinar modelos matemáticos, ajustados, para cada parámetro de interés. De esta manera, se logran estimaciones bastante acertadas de los parámetros referentes a la calidad el agua, sobre todo el cuerpo de agua que se está estudiando, pasando de tener simples resultados puntuales, a obtener una espacialización completa de la concentración de cada parámetro sobre todo el espejo de agua.

Dado lo anterior, se hace necesario poder determinar, mediante técnicas de teledetección y sensoramiento remoto, los modelos matemáticos que permitan estimar las concentraciones de los parámetros de interés (clorofila-a, turbidez, oxígeno disuelto y fosforo total) en el monitoreo de la calidad del agua de la Laguna de Sonso, para que sirvan como insumo principal al momento de realizar los análisis correspondientes a la calidad del agua, permitiendo planificar y ordenar las acciones necesarias para asegurar la conservación actual y futura del humedal.

## 3.OBJETIVOS

### 4.1. OBJETIVO GENERAL

Determinar los modelos matemáticos para la estimación de parámetros de interés en el monitoreo de la calidad del agua de la laguna de Sonso, mediante imágenes LANDSAT-7 ETM+.

### 4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar las bandas espectrales que presentan los valores de reflectancia mas correlacionados con los parámetros de Clorofila-a, Turbidez, Oxígeno Disuelto y Fósforo Total, muestreados sobre la laguna.
- Establecer, mediante métodos de regresión, los modelos matemáticos que ajustan de mejor manera la relación entre la reflectancia de las bandas espectrales establecidas y los parámetros de interés.
- Estimar, para cada serie de tiempo, la concentración de Clorofila-a, Turbidez, Oxígeno Disuelto y Fósforo Total, haciendo uso de los modelos matemáticos resultantes de los análisis de regresión.

## 4. JUSTIFICACIÓN

La Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC) realiza el monitoreo constante de la calidad del agua de los humedales del departamento, entre ellos la laguna de Sonso, con el fin de garantizar las acciones correspondientes para la sostenibilidad del humedal y su ecosistema. Dicho monitoreo es realizado por medio de muestreos puntuales (aproximadamente 5 puntos para toda la extensión del humedal) los cuales se realizan en una misma zona establecida para cada muestra.

Si tenemos en cuenta la extensión total de la laguna (745 ha de zona lagunar), en contraste con la cantidad de puntos de muestreo que se utilizan actualmente en toda su extensión (5 puntos de muestreo), podemos observar que se cuenta con un panorama bastante limitado en cuanto a la distribución espacial de los parámetros medidos y estudiados para determinar la calidad del agua de todo el humedal.

Al poder determinar los modelos matemáticos ajustados, que permitan el cálculo y la estimación de los parámetros necesarios para realizar el monitoreo de la calidad del agua de la Laguna de Sonso (Clorofila-a, Turbidez, Oxígeno Disuelto y Fósforo Total) mediante imágenes satelitales, podremos obtener un análisis mucho más amplio de dichos parámetros en cuanto a su distribución espacial y a su dinámica a lo largo del tiempo. Gracias a esto, los resultados que se esperan obtener darán pie a realizar análisis mucho más concisos a la hora de tomar decisiones importantes que beneficien la conservación y el sostenimiento del humedal.

Como un aporte derivado del desarrollo de este proyecto, se expone una metodología la cual se propone como más eficiente (tiempo, costos y resultados), en comparación a la usada actualmente en el humedal, para el monitoreo de las condiciones de calidad del agua de la Laguna de Sonso, lo cual permitirá que se realice un seguimiento detallado del humedal y, de esta manera, poder consolidar una línea base sólida para el desarrollo de futuros proyectos de planificación y conservación de dicho ecosistema.

Es importante resaltar que este estudio encaja en la Política Nacional de Fomento a la Investigación y la Innovación desarrollada por MINCIENCIAS, dentro del objetivo de desarrollo de “Garantizar Sostenibilidad Ambiental”, al igual que en el eje temático “Mitigación y adaptación al cambio climático” contemplado en el marco de acción del Consejo Nacional de Política Económica y Social – CONPES y el Fondo Colombiano en Paz.

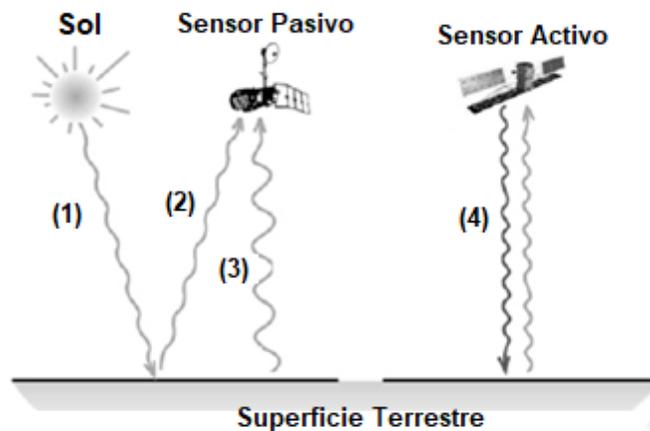
# 5. MARCO TEÓRICO

## 5.1. TELEDETECCIÓN

### 5.1.1. Principios Básicos

El principio básico de la teledetección se fundamenta en la medición de la energía electromagnética (EM). La fuente más importante de energía EM en la superficie de nuestro planeta es el Sol, el cual nos proporciona la luz que podemos ver y el calor que podemos sentir. Muchos de los sensores usados en teledetección, son capaces de medir la luz del sol que es reflejada sobre los objetos y son denominados como sensores pasivos. Otros sensores, captan la energía emitida por la superficie terrestre y otros, por su parte, son capaces de emitir su propia energía, la cual es reflejada sobre los elementos y regresada nuevamente al sensor; estos últimos denominados como sensores activos (Ver Figura 1).

Figura 1. (1) Energía solar incidente; (2) energía solar reflejada; (3) energía solar emitida; (4) energía emitida por el sensor.

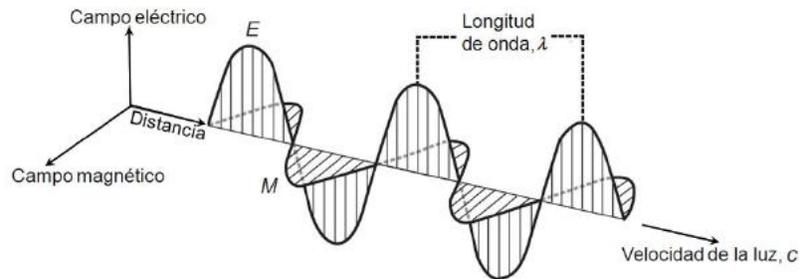


Fuente: (Parra Uzcátegui, 2014).

La radiación es una de las tres formas de transmisión de la energía, junto con la conducción y convección, siendo la única que se transmite sin que haya un contacto material entre el emisor y el receptor. La radiación electromagnética puede ser modelada mediante dos formas: el modelo cuántico y el modelo ondulatorio. Este último considera que la energía electromagnética se propaga a través de ondas con forma sinusoidal, formadas por dos campos perpendiculares entre sí: campo eléctrico y campo magnético (Parra Uzcátegui, 2014).

La Figura 2 ilustra una de las características más relevantes de las ondas electromagnéticas, en el área de la teledetección, y es su longitud ( $\lambda$ ), la cual está definida como la distancia entre dos picos (crestas) de ondas sucesivas y es medida, por lo general, en micrómetros ( $\mu\text{m}$ ,  $10^{-9}$  metros).

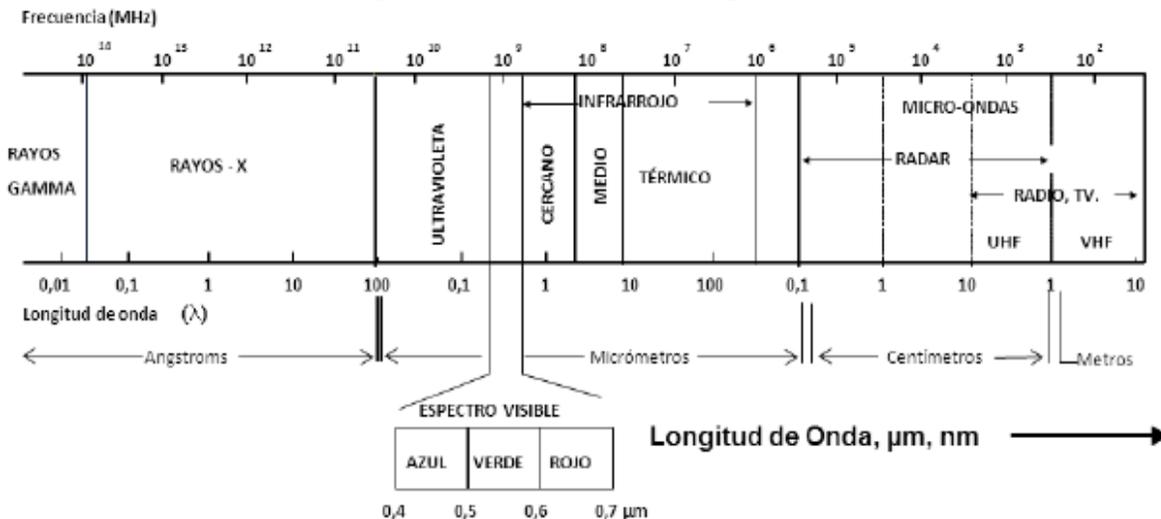
Figura 2. Radiación electromagnética.



Fuente: (Perdomo Vanegas, 2015).

Todo cuerpo con una determinada temperatura, irradia energía electromagnética en distintas longitudes de onda. Todo el rango en el que se mueven dichas longitudes de onda se conoce como espectro electromagnético, el cual está conformado desde los rayos gamma (longitudes de onda muy pequeñas) hasta las denominadas ondas de radio, con longitudes mayores al metro (ver Figura 3).

Figura 3. Espectro electromagnético.



Fuente: (Parra Uzcátegui, 2014).

Dentro del espectro electromagnético se ubican tres regiones que son de sumo interés en el área de la teledetección: el primero denominado como espectro visible, el cual es captado por el ojo humano y se encuentra en el rango entre los 0,4 hasta los 0,7  $\mu\text{m}$ ; la segunda región, la región de los infrarrojos, en la cual se encuentra

la subregión del infrarrojo cercano (IRC), el infrarrojo medio (IRM) y el infrarrojo de onda larga (LWIR), más conocido como térmico (TIR); por último, se tiene la región de las microondas en la cual se basa el funcionamiento de los sensores activos (sensores de radar) (Parra Uzcátegui, 2014). Dichas regiones del espectro electromagnético se describen de manera más detallada en la Tabla 1.

*Tabla 1. Regiones espectrales de interés en teledetección.*

<b>Región espectral</b>	<b>Rango de longitud de onda (<math>\lambda</math>)</b>	<b>Fuente</b>
<b>Visible (VIS)</b>	<b>0,380 - 0,75 <math>\mu\text{m}</math></b>	<b>Solar</b>
<i>Violeta</i>	<i>0,380 - 0,455 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Azul</i>	<i>0,455 - 0,500 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Verde</i>	<i>0,500 - 0,580 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Amarillo</i>	<i>0,580 - 0,595 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Naranja</i>	<i>0,595 - 0,620 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Rojo</i>	<i>0,620 - 0,750 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<b>Infrarrojo</b>	<b>0,75 - 14 <math>\mu\text{m}</math></b>	<b>Solar</b>
<i>Cercano (IRC)</i>	<i>0,75 - 1,1 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Medio (IRM)</i>	<i>1,1 - 8,0 <math>\mu\text{m}</math></i>	
<i>Térmico (TIR)</i>	<i>8,0 - 14,0 <math>\mu\text{m}</math></i>	<b>Térmica</b>
<b>Microondas (MW)</b>	<b>0,1 - 100 cm</b>	<b>Artificial</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

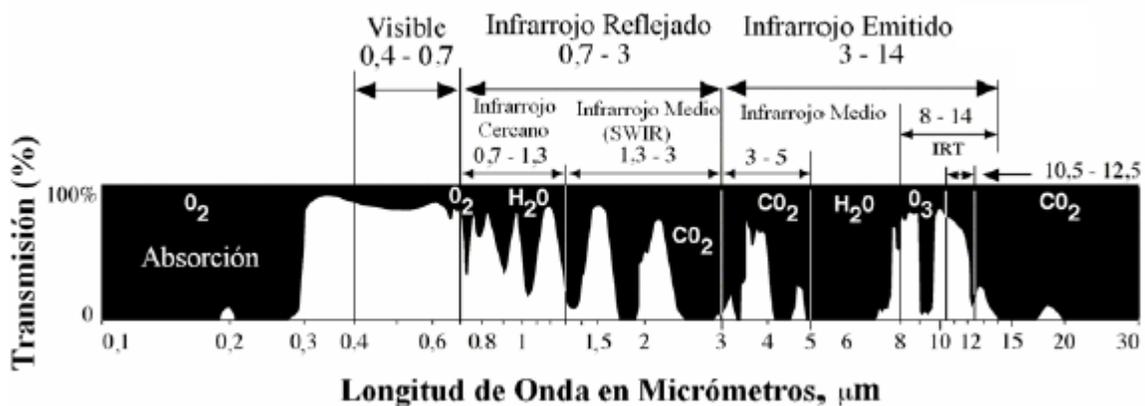
Las ondas electromagnéticas pueden interactuar con diferentes objetos y superficies a lo largo de su recorrido por el espacio, lo que ocasiona que puedan comportarse de tres maneras diferentes al interactuar con dichas superficies: pueden ser reflejadas, absorbidas y/o transmitidas. Para el caso especial de la atmosfera, cuando la energía interactúa con las diferentes moléculas presentes en ella (vapor de agua, oxígeno, ozono, dióxido de carbono, entre otros), se producen procesos de absorción de la energía, produciendo una disminución notable en la radiación para ciertas longitudes de onda en particular (dependiendo del tipo de material con el que interactúen).

Los rangos del espectro electromagnético en donde las longitudes de onda no son afectadas por los procesos de absorción mencionados anteriormente, son conocidos como "Ventanas Atmosféricas", y se caracterizan principalmente, por ser

rangos del espectro en donde se permite el paso de la energía electromagnética casi que en su totalidad (Perdomo Vanegas, 2015).

La Figura 4 muestra las principales ventanas atmosféricas, idóneas para todos los procesos de teledetección; visible e infrarrojo cercano (0,30 – 1,30  $\mu\text{m}$ ), infrarrojo de onda corta (1,5 – 1,8  $\mu\text{m}$  y 2,0 – 2,6  $\mu\text{m}$ ), infrarrojo medio (2,9 – 4,2  $\mu\text{m}$  y 4,5 – 5,5  $\mu\text{m}$ ), infrarrojo térmico (8 – 14  $\mu\text{m}$ ) y l región de las microondas (por encima de 20 mm). Si, por el contrario, se desea estudiar la atmosfera y sus componentes, los rangos más convenientes para estudiar serian precisamente aquellos en donde se presenta una alta absorción atmosférica.

Figura 4. Ventanas atmosféricas.



Fuente: (Parra Uzcátegui, 2014).

### 5.1.2. Imágenes Landsat-7 ETM+ (Enhanced Thematic Mapper)

Incluido en la familia de satélites del programa Landsat (anteriormente conocido como ERTS), el sensor ETM+ fue lanzado en Julio de 1999, con una órbita cuasi polar y heliosincrónica, con un ciclo de revisita de 16 días y a una altura orbital de 705 km, diseñado principalmente como un satélite para la observación de la Tierra y sus recursos naturales.

El Landsat7 puede adquirir imágenes en un área que se extiende desde los 81° de latitud norte, hasta los 81° de latitud sur, y en todas las longitudes del globo terrestre. El satélite da una vuelta total a su órbita en aproximadamente 99 minutos, es decir, un total de 14 vueltas a la Tierra por día, cubriendo la totalidad del planeta en 16 días (resolución temporal). La órbita es descendente (de norte a sur), lo que permite al satélite cruzar la línea del Ecuador entre las 10:00 y 10:15 (hora local) en cada pasaje.

A diferencia de su antecesor Landsat-5 TM, el sensor ETM+ adiciona un canal pancromático (0,52 – 0,92  $\mu\text{m}$ ) con una resolución espacial de 15 metros, permitiendo obtener, mediante la aplicación de técnicas de fusión de imágenes, productos cartográficos con mayor calidad y resolución espacial. Además, conserva las bandas en el espectro visible (R, G y B) con una resolución de 30 m, y presenta una mejor resolución espacial en sus bandas térmicas (60 m).

La siguiente tabla describe caa una de las bandas espectrales que poseen las imágenes Landsat-7 ETM+, su rango de longitud de onda, resolución espacial y resolución radiométrica.

*Tabla 2. Características de las imágenes Landsat-7 ETM+.*

No. Banda	Canal	Longitud de Onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolución espacial (m)	Resolución radiométrica (bits)
1	Azul	0,450 - 0,515	30	8
2	Verde	0,525 - 0,605	30	8
3	Rojo	0,630 - 0,690	30	8
4	IRC	0,775 - 0,900	30	8
5	SWIR 1	1,550 - 1,750	30	8
7	SWIR 2	2,090 - 2,350	30	8
6	IRT	10,40 - 12,50	60	8
8	Pancromática	0,520 - 0,900	15	8

*Fuente: Elaboración propia.*

## 5.2. PARÁMETROS FÍSICO-QUÍMICOS DEL AGUA

**5.2.1. Clorofila (Chl-a).** Las clorofilas son una familia de pigmentos que se encuentran en todos aquellos organismos que contienen cloroplastos en sus células, lo que incluye a las plantas y a los diversos grupos de algas. Poseen típicamente dos picos de absorción en el espectro visible, uno en el entorno de la luz azul y otro en la zona roja del espectro; sin embargo reflejan la parte media del espectro, la más nutrida y correspondiente al color verde (500-600nm) (Pereira-Sandoval et al., 2016; Preciado Vargas & Silva Rodríguez, 2015).

La concentración de clorofila-a [Chl-a] es uno de los parámetros más utilizados para determinar el nivel de eutrofización en el agua, ya que se correlaciona con la

biomasa total del fitoplancton debido a que es el principal pigmento fotosintético presente en las algas (Ayeni & Adesalu, 2018).

Aparte de estar presentes en todas las plantas, la concentración de clorofila a es un indicador de abundancia de productores primarios que se dan en todos los tipos de agua. Por lo tanto, la determinación de clorofila es uno de los índices de monitoreo de la salud de un sistema natural la cual es utilizada por los investigadores y técnicos en la mayoría de los ambientes acuáticos (Filstrup & Downing, 2017).

**5.2.2. Turbidez.** La palabra turbidez se utiliza frecuentemente para referir los cuerpos de agua donde se verifica una alta concentración de materia particulada en suspensión, la cual está constituida por elementos orgánicos e inorgánicos (sedimentos en suspensión). La materia particulada en suspensión (MPS) se origina de modo general como resultado de diferentes procesos como desembocadura de afluentes, arrastre de sedimentos, concentración de materia orgánica en descomposición, entre otros.

La MPS se define generalmente como partículas en suspensión con un diámetro inferior a los 63  $\mu\text{m}$ . La turbidez estimada mediante teledetección satelital generalmente solo logra determinar la presencia de las partículas más finas y que están más cerca a la superficie del agua. El tamaño promedio de estos sedimentos es inferior a 63  $\mu\text{m}$  y, gracias a esto, es posible esperar una buena correlación con datos in-situ (Gómez & Dalence, 2014).

A partir de los sensores remotos es posible medir la radiación solar que es reflejada por los cuerpos de agua en varias longitudes de onda, lo que permite correlacionar esta información con algunos de los parámetros de calidad de agua tradicionalmente medidos. Lo anterior es posible debido a que las propiedades ópticas o de reflectancia del agua dependen de la concentración y características de los sedimentos suspendidos, la materia orgánica disuelta y el fitoplancton existente en esta (Kulkarni, 2011; Lim, MatJafri, & Abdullah K, 2009).

**5.2.3. Oxígeno Disuelto.** El oxígeno disuelto (OD) es un término que se utiliza generalmente para referirse a la cantidad de oxígeno (mg/l) presente en el agua. Dicha concentración se deriva de diferentes procesos asociados al ecosistema en el cual se encuentra asociado el cuerpo de agua en cuestión; principalmente se debe al proceso fotosintético de los organismos vegetales presentes en el agua (liberación de oxígeno de algas y plantas acuáticas) y la interacción de la capa superficial del espejo de agua con las corrientes de aire, presentándose mayores concentraciones de oxígeno en aguas con mayor movimiento superficial.

Frecuentemente, este parámetro es utilizado como uno de los principales determinantes de las condiciones aeróbicas en ecosistemas acuáticos. Además, permite realizar diferentes análisis de la calidad del agua con relación a los cambios biológicos que se presentan en los cuerpos de agua dada su concentración y, no menos importante, sirve como línea base para el cálculo de la demanda biológica de oxígeno en el agua (Perdomo Vanegas, 2015).

**5.2.4. Fósforo Total.** El fósforo es un micronutriente presente en las aguas, el cual se asocia principalmente con el desarrollo y la rápida proliferación de las algas. Por lo general, este componente se puede encontrar en pequeñas concentraciones dentro de las aguas naturales, y su origen principal viene derivado de la cantidad de materia orgánica presente en el agua, de los lixiviados de suelos con presencia de nutrientes o de alguna fuente contaminante de fosforo artificial como detergentes.

Este nutriente se encuentra directamente relacionado con la eutrofización de humedales y ecosistemas pantanosos, ya que al estimular la producción excesiva de organismos como algas y micro algas, ocasiona que las aguas de lagos, lagunas y embalses presenten estados indeseables de eutrofización, llegando a poner en riesgo todo el ecosistema acuático viviente asociado al cuerpo de agua (J. Chen & Quan, 2012). El 80% de los casos en los que se presentan niveles críticos de eutrofización del agua se atribuye a la presencia de fosforo, otro 10% se relaciona directamente con la interacción entre fosforo y nitrógeno, y el 10% restante al nitrógeno y otros factores (Du et al., 2018).

### **5.3. ESTADO DEL ARTE**

El procesamiento de imágenes de satélite y sensores remotos, es cada vez más común al momento de realizar estudios de monitoreo y calidad del agua en humedales y grandes cuerpos de agua, ya que mediante esta técnica se puede obtener información adicional proveniente de diferentes rangos del espectro electromagnético (Pahlevan, Sarkar, Franz, Balasubramanian, & He, 2017; Wang & Yang, 2019). De esta manera, la estimación de parámetros como la presencia de materia orgánica y la turbidez, pueden ser hallados de manera muy precisa, sobre toda una superficie determinada y en diferentes momentos a lo largo del tiempo (De Roeck et al., 2008; Japitana & Burce, 2019). Mediante el uso de la teledetección, también pueden ser estimados otro tipo de parámetros presentes en las aguas, como lo son la concentración de clorofila a y la temperatura superficial y obtenerse información de mucha utilidad para estudios ecológicos y ambientales (Q. Chen, Huang, & Tang, 2019; Dogliotti, 2007; Dörnhöfer & Oppelt, 2016).

Diferentes autores destacan el potencial de las imágenes de satélite a la hora de estimar diferentes variables que permitan determinar la calidad del agua en humedales y zonas costeras (Abualhin & Niemeyer, 2018; Figueroa et al., 2015; S. Liu et al., 2018; Y. Liu, Chen, & Fang, 2018; Mas Monsonis, 2017; Parra M. & Hernández T., 2010), y la mayoría concuerdan con que uno de los métodos más efectivos al momento de estimar la concentración de parámetros referentes a la calidad del agua, es mediante la combinación de la teledetección y los datos muestreados directamente de los cuerpos de agua en cuestión.

Un estudio muy interesante en el tema de teledetección y calidad del agua, fue el realizado por (Urrego, 2016), el cual propone la estimación de algunos parámetros biofísicos que sirven como indicadores de la calidad del agua de la laguna de Maracaibo (Venezuela), mediante el uso de imágenes satelitales obtenidas por el satélite Miranda (VRSS-1), el cual posee un total de 5 bandas (Pan, R, G, B y IRC) y una resolución espacial de 10 m (2.5 m en la banda pancromática). En su estudio, el autor propone estimar la concentración de clorofila (Chl), materia orgánica coloreada disuelta (CDOM), minerales (NAP) y transparencia (Disco de Secchi SD), haciendo uso de una modelación de reflectividades simuladas mediante el modelo de transferencia radiativa Hydrolight-Ecolight. Se utilizan ajustes mediante métodos de regresión lineal, con el fin de encontrar las combinaciones de bandas que más se ajusten para el cálculo de cada parámetro. El autor concluye que, para el caso de la clorofila (Chl) se obtienen los mejores resultados mediante una combinación de las bandas IRC y Roja, usando un cociente simple y un ajuste polinomial de tercer grado; para el CDOM, una combinación de las bandas IRC y Azul con un ajuste lineal; para NAP, basto con una regresión simple con una banda, siendo la Roja y la IRC las de mejores resultados, junto con un ajuste polinomial de segundo grado; finalmente, para SD, se usa el logaritmo de la banda IRC y un ajuste polinomial de segundo grado. Para todos los modelos ajustados, el autor obtiene correlaciones bastante buenas, con valores de R2 por encima de 0,7.

En un estudio realizado por (Figueroa et al., 2015), los autores plantean la estimación de los parámetros relativos a la calidad del agua de la laguna de Bustillos (Chihuahua, México), mediante técnicas de teledetección usando imágenes Landsat 8 OLI. Los parámetros tenidos en cuenta para este trabajo fueron la Demanda Bioquímica de Oxígeno (DBO), Demanda Química de Oxígeno (DQO), Índice de Estado Trófico de Clorofila, Concentración de Clorofila (Chl), Turbidez y Temperatura. Los autores plantean realizar la corrección atmosférica de las imágenes, mediante el módulo ATMOSC (Atmospheric Correction) de IDRISI. Una vez corregidas atmosféricamente las imágenes, se procede a realizar el cálculo de cada uno de los parámetros de calidad de agua, usando diferentes modelos

matemáticos ya establecidos y usados por diferentes autores en distintos estudios. Finalmente, haciendo uso de las escalas definidas por la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) en el 2013, los autores definen el estado de la calidad del agua de la laguna, clasificando cada parámetro según dichas escalas y relacionando las variables entre sí, lo que les permite concluir que la Laguna de Bustillo presentó una calidad de agua considerada como “Aceptable”, durante el periodo de tiempo estudiado.

(Amado-Alvarez et al., 2018), realizaron un estudio para determinar la calidad de las aguas de diferentes embalses del estado de Chihuahua (México). Para dicho análisis, los autores proponen determinar los parámetros de Oxígeno Disuelto, pH, Nitratos, Sólidos Totales Disueltos, Turbidez y Temperatura, mediante muestras de agua analizadas en laboratorio, para después ser confrontadas con datos obtenidos de dos imágenes Landsat 5 del mes de marzo de 2011. Se determinaron las relaciones estadísticas entre los valores de los parámetros tomados in-situ y los valores de reflectancia asociados a cada una de las imágenes Landsat. Se estableció un  $R^2$  mínimo de 0.6, con el fin de determinar un corte para establecer cuáles eran los parámetros con mayor relevancia, evaluando un modelo predictivo de los parámetros escogidos a partir de la reflectancia de todas las bandas. Se aplicó el coeficiente de correlación de Pearson y se encontró que el parámetro que presentó mayor grado de ajuste fue el de la Turbidez, logrando obtener un modelo matemático que presentó una correlación por encima de 0,7 en las regiones del espectro electromagnético 0,52 - 0,6  $\mu\text{m}$  y 0,63 - 0,69  $\mu\text{m}$ .

(AL-Fahdawi, Rabee, & Al-Hirmizy, 2015), plantean un estudio para el monitoreo de los parámetros de calidad del agua en el lago Al-Habbaniyah (Irak), mediante el uso de imágenes Landsat 8 y mediciones de los parámetros in situ. Se escogieron los siguientes parámetros para el desarrollo de la investigación: Temperatura, pH, Oxígeno Disuelto, DBO, Conductividad Eléctrica, Sólidos Disueltos Totales, Turbidez, Nitratos, Fosfatos y Clorofila-a. Las muestras de cada parámetro fueron correlacionadas con los datos de reflectancia de las imágenes, utilizando modelos de regresión lineal y correlación de Pearson, obteniendo así, una matriz de correlación que permitió establecer las fortalezas de las correlaciones encontradas entre los parámetros medidos in situ y la reflectancia de las imágenes Landsat. Según los autores, para la Turbidez, la banda que mejor se correlacionó con los datos en la temporada de invierno, fue la banda 5. Para el caso de los sólidos totales disueltos, las mejores correlaciones se obtuvieron con las bandas 2 y 3, mientras que para el TSS el mejor resultado se obtuvo solo con la banda 2, al igual que la Clorofila-a. Finalmente, los autores concluyen en que *“Los resultados del estudio actual demostraron la convergencia entre las lecturas de detección in situ y las de detección remotas”*.

Por su parte, (Bonansea, Rodriguez, Pinotti, & Ferrero, 2015) plantean el desarrollo de un estudio en el que se estiman algoritmos para determinar la concentración de clorofila-a (Chl-a) y la transparencia del disco de Secchi (SDT), mediante imágenes Landsat TM y ETM+, confrontados con datos in situ, factores ambientales complementarios y modelos lineales mixtos (LMM), con el fin de establecer una metodología moderna de monitoreo para la calidad del agua en el reservorio del Río Tercero (Argentina). Los autores plantean que, además de emplear la metodología clásica de desarrollar algoritmos entre los datos Landsat y los parámetros de calidad del agua in situ utilizando modelos de regresión, se emplea el uso de modelos lineales mixtos en los que se tuvieron en cuenta la superficie de la temperatura del agua (WST) y las épocas de lluvia, logrando una mayor precisión de las estimaciones obtenidas. Los datos de WST, también fueron estimados usando la banda 6 (10,4 – 12,5 nm), y fueron validados mediante datos in situ. Los algoritmos obtenidos, fueron utilizados para la generación de información cuantitativa de la calidad de agua del reservorio.

(Perdomo Vanegas, 2015), realizó un estudio sobre la predicción de parámetros físico químicos de calidad del agua mediante el uso de sensores remotos en el Embalse del Neusa ubicado en la Sabana de Bogotá. Mediante el uso de imágenes Landsat 7 y datos tomados en campo, se calibraron y ajustaron los modelos matemáticos para la estimación de alcalinidad, oxígeno disuelto, pH, temperatura y transparencia, mediante técnicas de regresión lineal, teniendo en cuenta el índice  $R^2$ . La profundidad y la clorofila-a presentaron mayor valor de correlación, mientras que el parámetro con menor valor de correlación, fue el pH. El autor destaca, como hecho relevante, que el tratamiento aplicado a las imágenes para extraer información y los modelos matemáticos obtenidos y calibrados presentaron relaciones significativas entre los valores de cada uno de los parámetros y los valores de reflectancia de las bandas empleadas, lo que le permitió concluir que es un método de monitoreo viable para parámetros físico químicos en las aguas del embalse del Neusa.

En un estudio realizado por (Mas Monsonis, 2017), en el cual se utilizaron imágenes multiespectrales para determinar y establecer un sistema de vigilancia remoto de carácter ambiental, el autor realiza un estudio multitemporal del contenido de clorofila durante los años 2016 y 2017, correlacionando los datos obtenidos mediante teledetección, con datos tomados directamente en campo, determinando los modelos necesarios para realizar el monitoreo remoto a lo largo del tiempo y observar así la calidad del agua. El autor destaca dos aspectos importantes a tener en cuenta; el primero fue orientado al comportamiento espectral del agua, el cual fue definido por el autor como *“elemento que absorbe o transmite prácticamente*

*toda la radiación que recibe, aumentando su capacidad de absorción conforme aumenta la longitud de onda. Así pues, la mayor reflectividad del agua se produce entorno al azul 0.4  $\mu\text{m}$ , volviéndose prácticamente nula en el infrarrojo y a mayores longitudes de onda*". El segundo aspecto a resaltar, es la teledetección como técnica no invasiva, que identifica los objetos mediante su reflectancia o nivel de radiación que reflejan al espacio, siendo esta captada por los sensores a bordo de los satélites.

(Briceño et al., 2018), realizó un estudio sobre la determinación de calidad de agua en el Lago Vichuquén - Chile, con Imágenes de Satélite Landsat 8 del año 2016. Se determinó un muestreo discrecional con 18 puntos, a una profundidad entre 0 y 0,8 m para las temporadas de verano y otoño respectivamente y, guardando cierta precaución en que dichas fechas de muestreo estuvieran muy cercanas a la captura de las imágenes del satélite Landsat 8 OLI. Un paso importante que mencionan los autores en su estudio, es el hecho de que para la estimación de los contenidos de Chl-a y ZSD que se realizó mediante el ajuste estadístico de modelos empíricos de regresión lineal múltiple, fue necesario primero transformar las variables dependientes a una transformación de tipo logarítmica, con el fin de linealizar la relación empírica entre estas variables y la reflectividad. A pesar de que los resultados permitieron validar la metodología planteada por los autores, estos enfatizan en que el rendimiento del algoritmo aplicado a la Chl-a, en las dos temporadas, dependió de la variación de los contenidos de fitoplancton, de su coeficiente de retrodispersión y de otras partículas importantes presentes en las aguas del Lago.

(Mendoza, 2014), en su estudio denominado "Detección por satélite de parámetros limnológicos para evaluar la dinámica espacio-temporal de los lagos de planicies de inundación en la Amazonía Central Brasileira", plantea evaluar la dinámica espacial y temporal de los lagos de planicies de inundación en la Amazonía central brasileira, basada en los parámetros clorofila-a y materia en suspensión usando datos de satélite adquiridos para un periodo de 10 años. Para esto, el autor plantea el uso de muestreos in situ de los parámetros de interés, mediciones radiométricas y los datos derivados de las imágenes de satélite. Con la integración de estos 3 tipos de datos, se identifica el nivel de eutrofización de los cuerpos de agua, basado en el monitoreo de las concentraciones de clorofila-a, las concentraciones de materia en suspensión y las variaciones a nivel espacial y temporal de ambos parámetros. El autor concluye que *"los resultados permiten entender las propiedades ópticas del fitoplancton y de la materia en suspensión ya que los espectros de reflectancia radiométrica presentaron curvas características de los pigmentos fotosintéticos (clorofila-a), de algunos grupos del fitoplancton (Cianobacterias) y de la materia en suspensión relacionadas a los periodos hidrológicos y a su conexión con el río principal"*.

(Gómez & Dalence, 2014), realizaron un estudio en la cuenca media del Río Bogotá, para estimar la concentración de los Sólidos Suspendidos Totales (SST) mediante el uso de datos extraídos de imágenes GeoEye y datos in situ. Los autores plantean una comparación entre los datos de reflectancia de las imágenes satelitales y los datos muestreados en diferentes estaciones a lo largo de la cuenca media del Río Bogotá, y determinan un modelo para la estimación de los SST mediante análisis de regresión de los datos mencionados. El modelo fue ajustado para las bandas del visible y del infrarrojo cercano, las cuales mostraron más correlación y un coeficiente de determinación de 0,9. Sin embargo, los autores enfatizan que al ser un modelo empírico, es solo aplicable a la zona de estudio. De esta manera, el estudio revela una metodología eficaz para el cálculo del parámetro de turbidez (SST), el cual se considera como un indicador importante del estado de la calidad del agua, pudiendo ser evaluado eficientemente utilizando sensores ópticos que poseen bandas del espectro visible e infrarrojo cercano, y con datos de campos para su ajuste y validación.

(Amado-Alvarez et al., 2018), desarrollo un estudio el cual permitió determinar la calidad de las aguas de diferentes embalses del estado de Chihuahua (México), mediante la estimación de la Turbidez del agua y el uso de imágenes Landsat 5 y muestreos in situ de parámetros como Oxígeno Disuelto, pH, Nitratos, Sólidos Totales Disueltos, Turbidez y Temperatura. Los autores encontraron que, luego del análisis y la evaluación de los modelos de regresión lineal utilizada para el análisis de los datos in situ y la información espectral de las imágenes, el parámetro que presentó mayor grado de ajuste fue el de la Turbidez. De esta manera, fue posible definir un modelo predictivo de la turbidez mediante análisis de regresión, mostrando que las mejores bandas para la predicción de dicho parámetros, son las correspondientes a los rangos 0,52 - 0,6  $\mu\text{m}$  y 0,63 - 0,69  $\mu\text{m}$ , con una correlación de Pearson por encima de 0,7. Los autores destacan la sencillez del modelo encontrado para el cálculo de la Turbidez, aunque mencionan ciertas limitaciones en la estimación de este parámetro, ligadas principalmente a las condiciones de profundidad del agua y a la vegetación presente en el espejo de agua.

(Olmanson, Brezonik, Finlay, & Bauer, 2016), utilizó imágenes Landsat 7 y 8 con el fin de poder establecer una comparación de los resultados de ambas imágenes en el cálculo y la medición de parámetros como clorofila, sólidos suspendidos totales (SST), carbón orgánico disuelto (DOC) y CDOM (material orgánico disuelto coloreado). Las bandas con mayor correlación al momento de cruzar los datos de reflectancia y los datos in situ, fueron las bandas NIR ( $R^2= 0.82$  para Landsat 8 y  $R^2= 0.74$  para Landsat 7) y el cociente entre la banda verde y la azul (Green/blue) con residuales de  $R^2= 0.79$  para Landsat 7 y  $R^2= 0.81$  para Landsat 8. Los autores

concluyen que para las mediciones ligadas a la turbidez, los dos sensores presentan una respuesta bastante adecuada al momento de estimar dicho parámetro, notándose apenas una pequeña mejora en el sensor OLI. Lo mismo pasa para el parámetro de CDOM, en donde ambos sensores tuvieron buenos resultados al momento de estimar su concentración. Esto permite a los autores, afirmar que ambos conjuntos de datos (Landsat 7 y 8) seguirán siendo utilizados para realizar monitoreos de los parámetros de calidad del agua en escalas regionales.

(Carmiña & Ramírez, 2017), plantea un monitoreo de los sólidos suspendidos totales (SST), mediante imágenes satelitales multiespectrales Landsat 8 OLI, con el fin de generar un análisis a los problemas de contaminación y erosión de grandes cuerpos lenticos de agua. Se utilizó el modelo de transferencia radiativa MODTRAN 4 y con los datos extraídos de la reflectancia de bandas simples o de combinaciones matemáticas entre bandas del visible y el infrarrojo cercano, fue posible establecer relaciones empíricas que describieran el comportamiento de las concentraciones de SST en el embalse. Se encontraron los algoritmos correspondientes para la estimación de SST, mediante el análisis estadístico de los datos y métodos de regresión, los cuales fueron validados mediante información tomada en campo. Los autores concluyen que *“La relación de las bandas GREEN/INR mostró fuerte y significativa relación polinómica de orden tres con la concentración de SST ( $R^2$  Ajustado = 0,9643) en el Embalse de Prado”*.

(Sun, Qiu, Li, Shi, & Gong, 2014), desarrollo un nuevo algoritmo derivado de técnicas de teledetección, para la estimación de la concentración del Fósforo (P) presente en los cuerpos de agua dulce continentales. El autor menciona que debido a la complejidad química de este elemento, las estimaciones que se realizan de la concentración de este parámetro, mediante técnicas de teledetección, sigue siendo muy limitada, en especial para aguas que presentan niveles de turbiedad muy altos. Dado lo anterior, el autor propone el desarrollo del nuevo algoritmo mediante el uso de un método de regresión basado en vectores de soporte (SVR), los cuales arrojaron precisiones predictivas relativamente altas. Se usó un conjunto de datos in situ, recopilados entre los años de 2009 a 2011 (232 estaciones en total). Se empleó el método de clasificación de agua NTD<sub>675</sub>, obteniendo tres tipos diferente de agua, las cuales fueron tratadas por separado. Los autores concluyen que los algoritmos determinados mediante los métodos SVR, son más precisos en comparación con los actuales algoritmos estadísticos que se utilizan comúnmente en el área de teledetección, lo que permite afirmar que dichos algoritmos poseen un alto potencial para la estimación de la concentración de fósforo total, para cuerpos de agua dulce con condiciones de turbiedad alta.

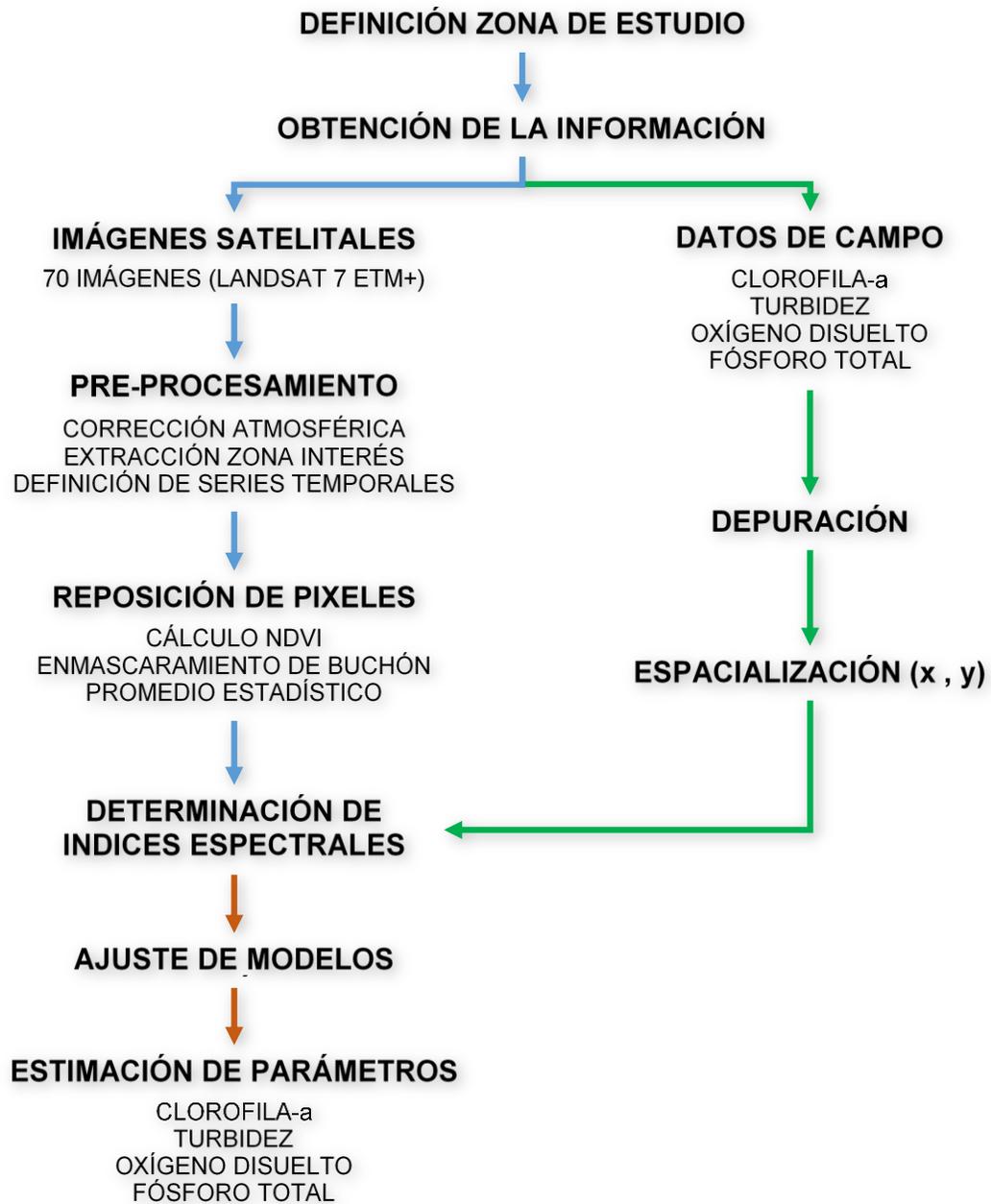
Según (Rodríguez Perez & Sobrino Navas Raquel, 2015), la teledetección constituye una herramienta poderosa para la estimación de parámetros relacionados con la calidad del agua, pero posee grandes limitaciones ya que los modelos usados para el cálculo de dichas variables, generalmente se derivan de procesos de regresión en los que se correlacionan los datos de la reflectancia captada por los sensores y los datos tomados en campo de los parámetros a estudiar, lo que hace que los modelos estimados no puedan ser replicables en otras zonas que no cumplan con las mismas características de la zona de estudio. Es por esto que los autores plantean una metodología inversa, la cual consta de realizar una inversión de los modelos físicos, pero basados en la teoría de transferencia radiativa. El estudio se realizó en el lago Sanabria (España), mediante el uso de imágenes Landsat 8 y un conjunto de datos in situ, con el fin de analizar los datos de la concentración de clorofila-a y poder establecer el modelo radiativo que permita estimar las concentraciones de dicho parámetro en la zona de estudio. Los principales problemas encontrados por los autores en la implementación de esta metodología, fueron la presencia de nubes en las escenas seleccionadas y el desfase entre las fechas de las imágenes y los datos de campo. Finalmente, los autores concluyen que con el uso de esta metodología, los modelos estimados pueden ser replicados independientemente de las condiciones a las que está sometida el área de estudio.

(Bazán et al., 2005), en su estudio realizado en el embalse Los Molinos de la provincia de Córdoba (Argentina), lograron integrar la utilización de imágenes satelitales Landsat, junto con una serie de datos y análisis desprendidos de distintos monitoreos periódicos, en los cuales se realizó un seguimiento estricto a la cuantificación del fósforo y su contribución a la carga total del embalse. Dicho monitoreo se realizó con modelos hidrodinámicos Dysrem-Caedym y Flux, los cuales fueron calibrados con los datos de campo, para posteriormente desarrollar modelos de distribución espacial de la clorofila-a, en función de la reflectividad. Los autores concluyen que la combinación de metodologías de teledetección y simulación numérica, para el monitoreo periódico de la calidad del agua, apoyado con datos tomados en campo, *“dan sustento sólido a las bases necesarias para la planificación y gestión de los recursos hídricos superficiales, especialmente en regiones semiáridas, como el caso presentado del embalse Los Molinos”*.

## 6.METODOLOGÍA

Para dar cumplimiento a todos los objetivos propuestos en este estudio, se presenta el siguiente esquema metodológico, en el que se resumen cada una de las actividades necesarias para tal fin.

Figura 5. Esquema metodológico planteado

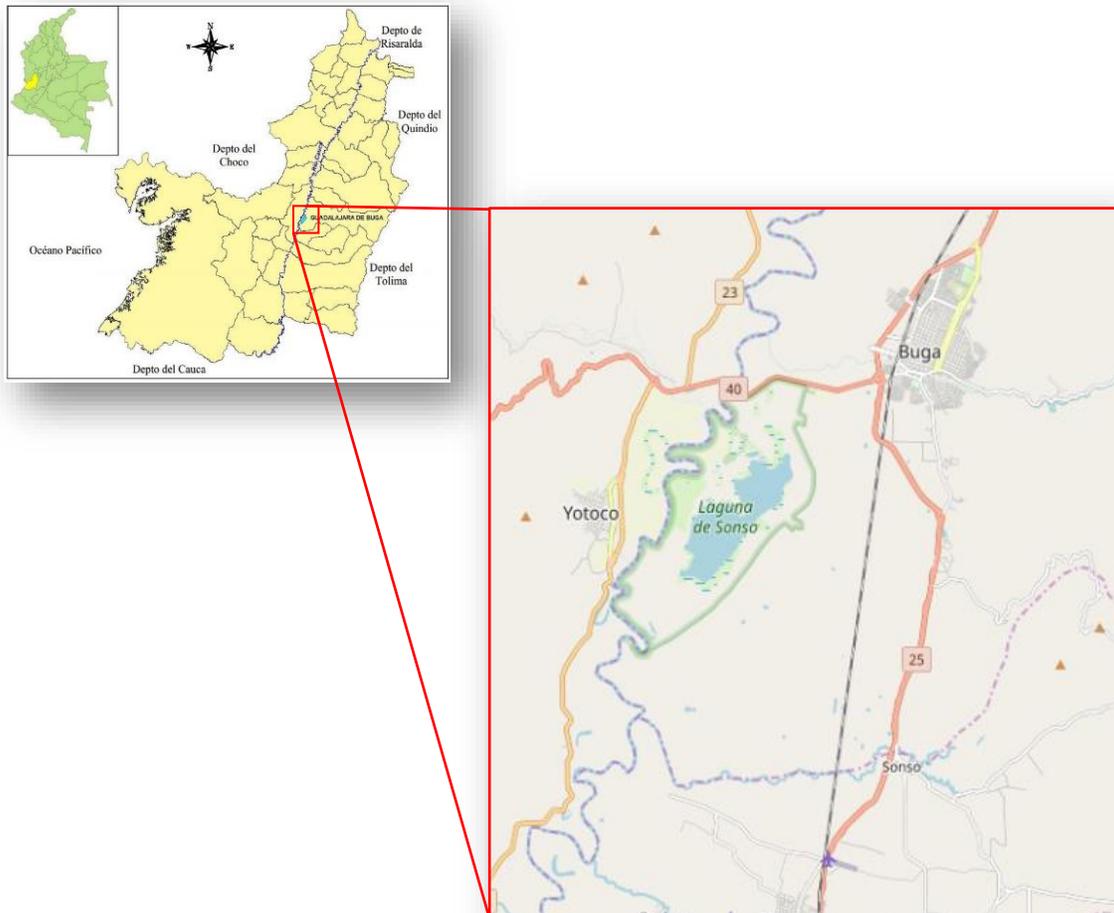


Fuente: Elaboración propia.

## 6.1. ZONA DE ESTUDIO

La Laguna de Sonso está localizada dentro del complejo de humedales de la cuenca alta del río Cauca, en el centro geográfico del Valle del Cauca, municipio de Buga, entre los ríos Guadalajara y Sonso (ver Figura 6). Su extensión abarca parte de los municipios de Buga, Guacarí y Yotoco, contando con una temperatura promedio de 24°C, una humedad relativa del 75% y una altura de 936 metros sobre el nivel del mar. El humedal posee una extensión de 2.045 hectáreas, de las cuales 745 ha corresponden a zonas inundadas (zona lagunar) y las 1.300 ha restantes corresponden a zona amortiguadora.

*Figura 6. Área de estudio*



*Fuente: Elaboración propia.*

## 6.2. PRE-PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Se obtuvieron un total de 70 imágenes del sensor Landsat 7 ETM+, las cuales fueron escogidas teniendo en cuenta principalmente la fecha de captura y el cubrimiento de nubes en la zona de estudio. A continuación (Tabla 3) se muestra un inventario resumido de las imágenes utilizadas en este estudio.

*Tabla 3. Inventario de imágenes utilizadas.*

AÑO DE CAPTURA DE IMAGEN								
2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	TOTAL
11	11	14	7	4	9	6	8	70

*Fuente: Elaboración propia.*

Una vez obtenidas las imágenes, están pasaron por un proceso de composición de bandas espectrales (Layer Stacks), para luego ser llevadas de niveles digitales (ND) a valores de reflectancia al techo de la atmosfera (reflectancia TOA).

### 6.2.1. Corrección Atmosférica

Es de suma importancia vincular la corrección atmosférica para las imágenes satelitales. Esta corrección es el procedimiento de desplazamiento de los histogramas de las bandas de cada imagen para eliminar el efecto producido por la radiación difusa de la atmósfera. Lo que se trata es de evaluar y eliminar todas aquellas distorsiones que la atmosfera introduce en los valores de Radiancia que llegan al sensor desde la superficie terrestre.

Para este caso se realizó la corrección atmosférica de las imágenes usando el módulo ATCOR, incorporado en el software PCI Geomatics 2016. Por medio de este método se elimina el efecto de la dispersión de la radiación electromagnética originada por parte de los gases y partículas en suspensión de la atmósfera, con la finalidad que las variaciones en los modelos sean independientes de las condiciones atmosféricas.

### 6.2.2. Extracción Del Área De Interés

Con el fin de eliminar la información innecesaria de las imágenes y centrar la realización del proyecto en la zona específica de interés, las imágenes fueron sometidas a un proceso de extracción del área de interés. Dicho proceso se realizó utilizando una máscara vectorial tipo shape, la cual contenía el polígono perimetral de la laguna, y se muestra en la Figura 7.

*Figura 7. Máscara usada para la extracción del área de interés en las imágenes.*



*Fuente: Elaboración propia.*

### 6.3. DEFINICIÓN DE SERIES DE TIEMPO

Fue necesario establecer el rango temporal con el que se iba a realizar este estudio. Para ello, se tuvo en cuenta principalmente las temporadas marcadas de humedad y sequía presentadas en el área de estudio, por cada año definido (desde 2010 hasta 2017).

Según datos tomados del Atlas Climatológico de Colombia (IDEAM, 2015), en el Valle del Cauca se muestran cuatro (4) periodos marcados de humedad y sequía, los cuales se presentan de manera intercalada a lo largo del año. Las temporadas de sequía prevalecen con un primer periodo entre los meses de enero, febrero y marzo, y un segundo periodo un poco más extenso entre los meses de junio, julio, agosto y septiembre. Para los periodos de lluvias, se identifica un primer periodo en los meses de marzo y abril, y un segundo periodo más largo en los meses de octubre, noviembre y diciembre (ver Tabla 4).

Tabla 4. Temporadas estacionales de sequía y humedad para el Valle del Cauca.

		Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
<b>Temporadas</b>	<b>Seca 1</b>	X	X	X									
	<b>Húmedo 1</b>				X	X							
	<b>Seca 2</b>						X	X	X	X			
	<b>Húmedo 2</b>										X	X	X

Fuente: Elaboración propia.

Para cada año de estudio se trabajó con series de tiempo conformadas por periodos estacionales de lluvia y sequía: una imagen por año para la temporada seca, conformada por todas las imágenes cuya fecha de toma estuviera incluida dentro de los dos periodos de sequía del año, y una imagen anual para la temporada húmeda, conformada de igual manera con las imágenes cuya fecha de captura estuviera incluida dentro de los dos periodos de humedad en el año.

Con los criterios anteriormente mencionados, y teniendo en cuenta la fecha de captura de las 52 imágenes adquiridas para el desarrollo de este estudio, se lograron establecer un total de 15 series temporales (1 imagen resultante por cada serie), las cuales se mencionan a continuación:

Tabla 5. Definición de series temporales para este estudio.

	<b>SEQUÍA</b>	<b>HUMEDAD</b>
<b>2010</b>	x	x
<b>2011</b>	x	x
<b>2012</b>	x	x
<b>2013</b>	x	x
<b>2014</b>	x	
<b>2015</b>	x	x
<b>2016</b>	x	x
<b>2017</b>	x	x

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra que para todos los años fue posible generar las imágenes anuales de sequía y humedad, excepto para el año 2014, en donde solo fue posible calcular la serie temporal de sequía, ya que no se contaba con imágenes de ese año, cuya fecha de captura correspondiera a los meses de los periodos de humedad.

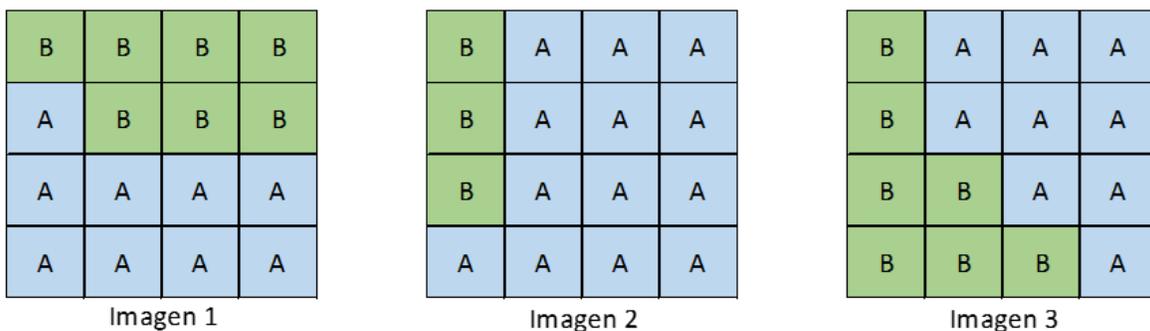
#### 6.4. REPOSICIÓN DE PÍXELES CUBIERTOS CON BUCHÓN DE AGUA

Un aspecto importante a tener en cuenta en la laguna de Sonso es la presencia en masa de la planta conocida con el nombre común de Buchón de Agua (*Eichhornia crassipes*). Dicha planta cubre grandes extensiones del espejo de agua de la laguna, lo que genera que los datos captados en las imágenes satelitales multiespectrales (Landsat-7 para este caso) no brinden la información necesaria para poder realizar los análisis correspondientes de la calidad del agua, ya que se obtendría la respuesta espectral de las plantas, mas no del agua como tal.

Para este trabajo se realizó una reposición de los píxeles cubiertos por buchón de agua mediante el promedio estadístico de los datos procesados. El promedio no es más que la suma de las variables dividida sobre el número de variables sumadas. Para este procedimiento es necesario identificar los píxeles que se encuentran en dicha cobertura vegetal.

Para realizar la reposición de píxeles es necesario conocer la capa de cobertura vegetal (buchón de agua) presente en cada una de las imágenes que compone la serie de tiempo a emplear (ver Figura 8). El objetivo de este proceso es conocer cuáles son los píxeles que se encuentran en esta cobertura y cuántas veces se repiten esos píxeles en la serie de tiempo.

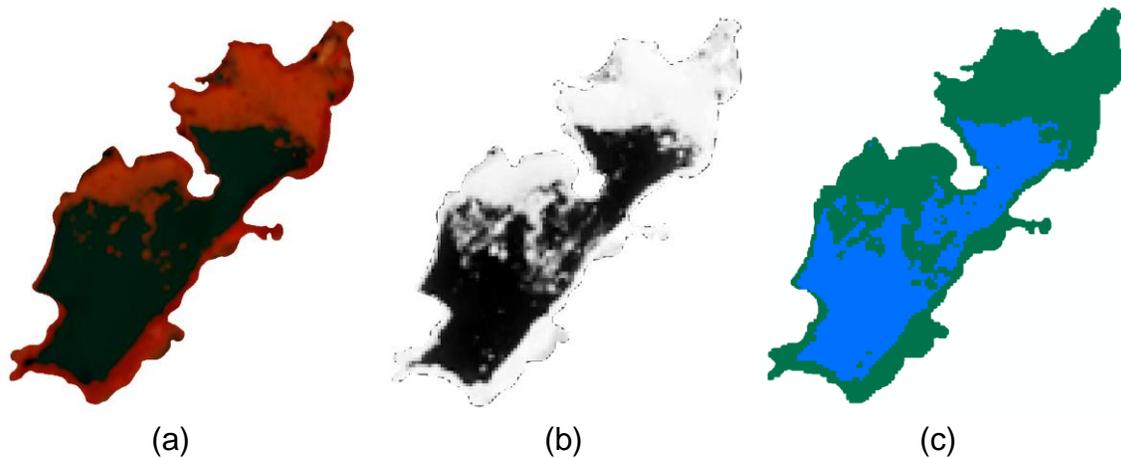
Figura 8. Identificación de píxeles por coberturas; A (agua) y B (buchón de agua)



Fuente: Elaboración propia.

Para realizar la identificación de las dos coberturas mencionadas anteriormente, se utiliza una clasificación mediante el Índice de Vegetación Normalizada NDVI, el cual es calculado para cada una de las imágenes. Dicha clasificación se realiza, teniendo en cuenta un análisis sencillo de los valores hallados en el cálculo del NDVI; para los píxeles cuyo valor se encuentre por encima de 0.1 serán tratados como cobertura diferente a “agua” (para este caso, buchón de agua) y para los menores o iguales a 0.1, serán clasificados como “agua” (ver Figura 9).

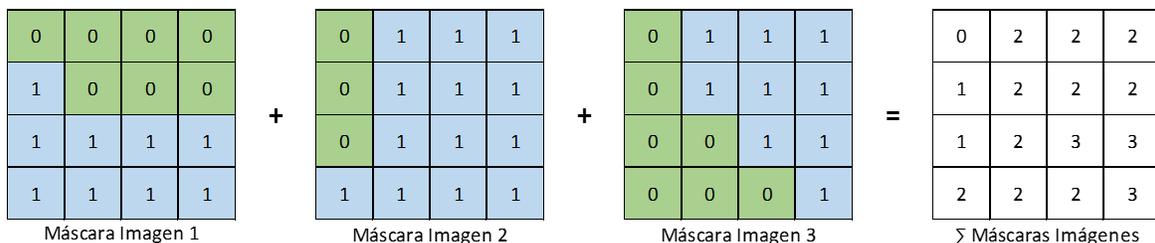
Figura 9. Uso del NDVI para identificación de coberturas; (a) imagen falso color, (b) NDVI, (c) clasificación del NDVI.



Fuente: Elaboración propia.

Una vez identificados los píxeles cubiertos con buchón de agua, estos deberán ser enmascarados con valor cero (0) y los píxeles de agua con valor uno (1). De esta manera se obtiene una máscara por cada una de las imágenes usadas. Estas máscaras deben ser sumadas entre sí ( $\sum$  Máscaras Imágenes), según el número de imágenes a emplear o la serie de tiempo definida, lo que permite obtener una imagen final que contiene el dato de cuántas veces se repite un píxel de “agua” en la misma posición dentro de la imagen, tal y como se muestra en la Figura 10.

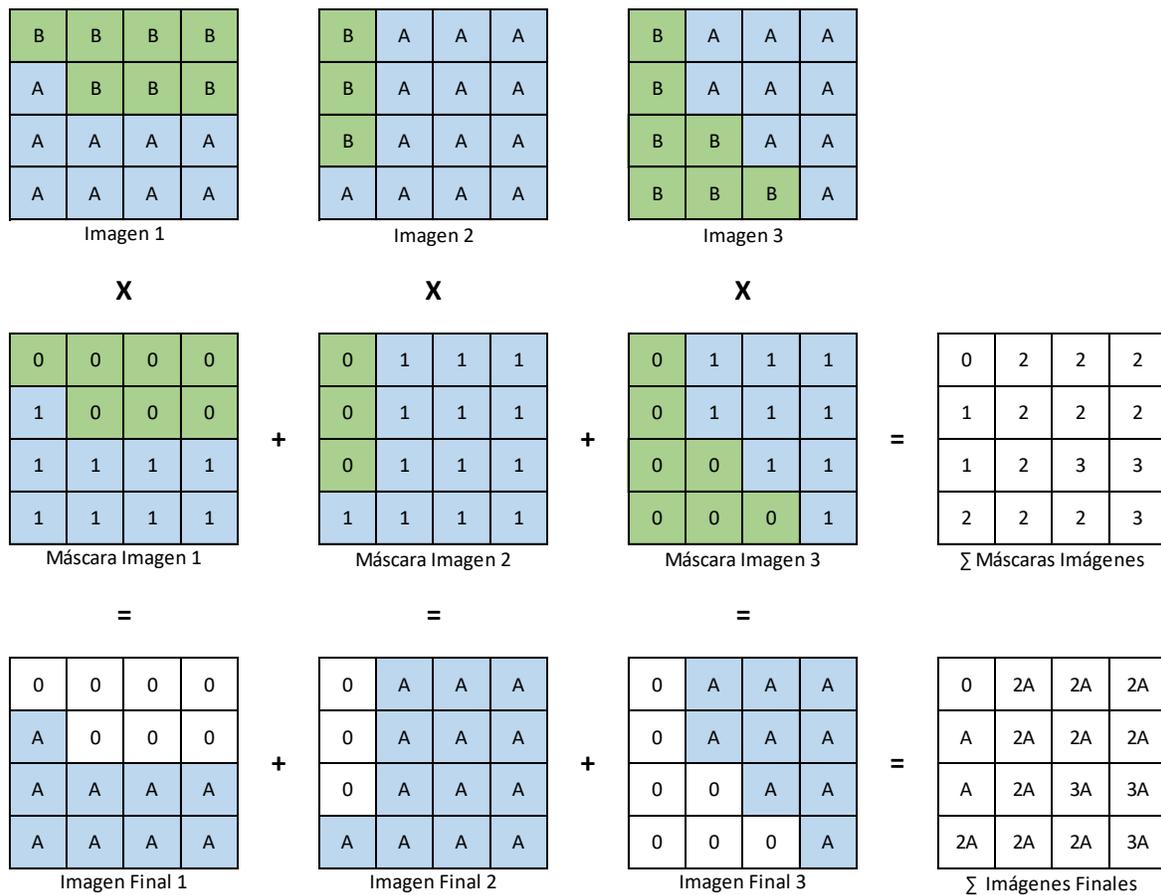
Figura 10. Enmascaramiento de cada imagen por tipo de cobertura y su sumatoria.



Fuente: Elaboración propia.

Después de obtenidas las máscaras para cada una de las imágenes, estas fueron multiplicadas por su imagen correspondiente, con el fin de obtener, para cada operación, una imagen final donde solo se contiene la información relacionada con pixeles de “agua” y un valor de cero (0) para los pixeles de las demás coberturas ajenas al agua. Estas imágenes se suman entre ellas ( $\Sigma$ Imágenes Finales), teniendo en cuenta la serie de tiempo establecida, para obtener una imagen final donde convergen los valores de los pixeles de agua.

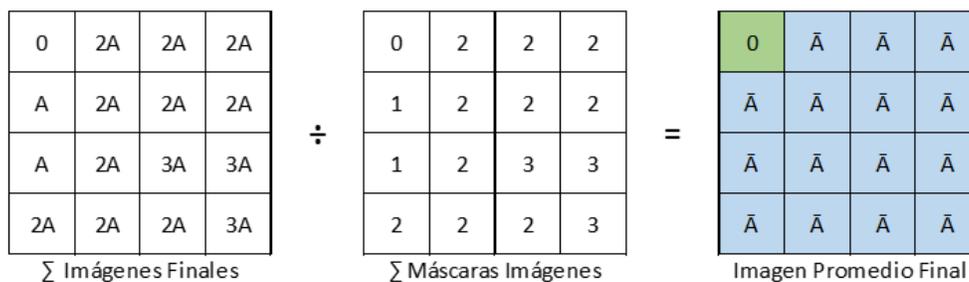
Figura 11. Resumen el proceso inicial para el enmascaramiento y la reposición de pixeles cubiertos con buchón de agua.



Fuente: Elaboración propia.

Al obtener la sumatoria de las máscaras de cada imagen ( $\Sigma$  Máscaras Imágenes), y la sumatoria de las imágenes finales ( $\Sigma$ Imágenes Finales), se tienen los dos insumos necesarios para poder calcular una imagen promedio y, de esta manera, obtener una imagen final con pocos pixeles afectados por buchón de agua, tal y como se muestra en la Figura 12.

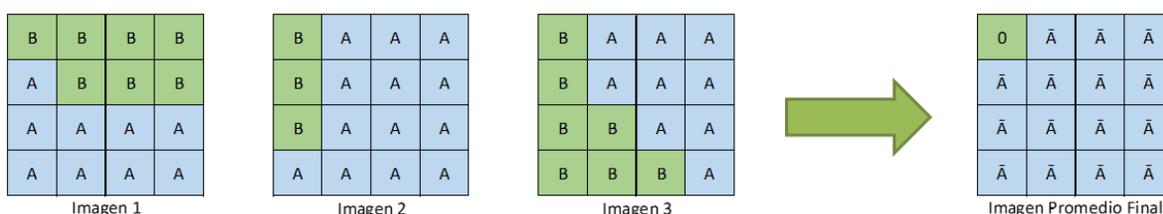
Figura 12. Calculo de la imagen promedio fina (reposición de píxeles)



Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, se pasa de tener varias imágenes con poca información espectral del espejo de agua de la laguna, a obtener una imagen final por periodo de tiempo (Figura 13), con una gran cantidad de información relevante, tanto espectral como espacialmente, para el cálculo de las variables de interés.

Figura 13. Resultado del proceso de reposición de píxeles cubiertos con buchón de agua.



Fuente: Elaboración propia.

## 6.5. DETERMINACIÓN DE INDICES ESPECTRALES

Para poder determinar los modelos matemáticos que permitan el cálculo de la concentración de los parámetros de interés, fue necesario hacer uso de diferentes relaciones matemáticas entre bandas espectrales (índices espectrales), con el fin de poder encontrar las combinaciones cuyos valores de reflectancia tuvieran una mayor correlación con cada uno de los parámetros tomados en los muestreos in situ.

Se aplicaron diferentes índices espectrales (ver Tabla 6), comenzando por los valores de reflectancia para cada una de las bandas (bandas simples), cocientes simples entre dos bandas o "Simple Ratio" (SR), índices de diferencia normalizada (NDI) y el logaritmo de cada banda (Log R), esto con el fin de poder contrastar la respuesta espectral de estos índices y su correlación con cada uno de los

parámetros de interés tomados en campo, probando cuatro (4) diferentes tipos de ajuste: lineal, polinomial, exponencial y logarítmico.

*Tabla 6. Caracterización de los índices espectrales empleados.*

INDICE ESPECTRAL		RELACIÓN MATEMÁTICA
Banda Simple	$R_{(\lambda)}$	$R_{(x)}$
Cociente Simple	$SR$	$\frac{R_{(x)}}{R_{(y)}}$
Índice de Diferencia Normalizada	$NDI$	$\frac{R_{(x)} - R_{(y)}}{R_{(x)} + R_{(y)}}$
Logaritmo	$Log_{(\lambda)}$	$log R_{(x)}$

*Fuente: Elaboración propia.*

Definidos y calculados los índices espectrales, se procedió a sobreponer la capa de los puntos de muestreo con cada una de las imágenes resultantes de los índices, con el fin de cruzar la información y extraer los datos de reflectancia en cada punto, para cada imagen, obteniendo el valor exacto del pixel (valores de reflectancia) asociado a cada punto de muestreo. Con esta información, se procede a realizar los respectivos análisis de correlación, para identificar que índices o que bandas espectrales se asocian de mejor manera cada uno de los parámetros de interés.

## 6.6. DETERMINACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS

Para poder determinar los modelos matemáticos que permiten estimar cada uno de los parámetros de interés para el monitoreo de la calidad del agua de la Laguna de Sonso, fue necesario conocer el comportamiento de cada uno de ellos (clorofila-a, turbidez, oxígeno disuelto y fosforo total) en función de la variable independiente que, para este caso, viene definida como los valores de reflectancia.

Se relacionaron, mediante diagramas de dispersión, los datos de reflectancia y los datos in situ de cada parámetro a estudiar. Utilizando ajustes de tipo lineal, polinomial, exponencial y logarítmico, se realizaron las regresiones

correspondientes y se determinaron los modelos matemáticos que más se ajustaban al comportamiento de las variables, usando como indicador principal el coeficiente de determinación " $R^2$ ".

### **6.7. ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE INTERÉS (CLOROFILA, TURBIDEZ, OXÍGENO DISUELTO Y FÓSFORO TOTAL)**

Una vez determinados y ajustados los modelos matemáticos, se procedió a calcular la concentración de clorofila-a, turbidez, oxígeno disuelto y fósforo total para las imágenes definidas por cada serie de tiempo. De esta manera se obtiene una imagen, por temporada, en donde se caracteriza la concentración de cada parámetro de interés sobre todo el cuerpo de agua, permitiendo realizar análisis referentes al comportamiento espacio-temporal de las variables sobre la laguna.

## 7. ANÁLISIS Y RESULTADOS

El conjunto de datos in situ fue suministrado por la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC), la cual cuenta con un muestreo histórico de diferentes parámetros físico-químicos en el humedal. Para este caso, se seleccionaron los datos de tres (3) estaciones distribuidas en la laguna (norte, centro y sur), correspondientes a las concentraciones de clorofila-a ( $\text{mg}/\text{m}^3$ ) (Tabla 7), turbidez (NTU) (Tabla 8), oxígeno disuelto ( $\text{mg}/\text{l}$ ) (Tabla 9) y fósforo total ( $\text{mg}/\text{l}$ ) (Tabla 10), para los años de 2010 hasta 2016. Los datos de 2017 fueron también recopilados pero no se incluyeron en este conjunto de datos, ya que se utilizaron para el proceso de validación de los modelos finales.

Tabla 7. Concentraciones in-situ Clorofila-a ( $\text{mg}/\text{m}^3$ ).

<b>Clorofila - a (<math>\text{mg}/\text{m}^3</math>)</b>			
<b>Fecha</b>	<b>Estación Sur</b>	<b>Estación Centro</b>	<b>Estación Norte</b>
18/04/2010	---	1,831	3,854
14/07/2010	1,954	2,936	1,652
22/03/2011	6,524	7,852	6,512
19/06/2012	3,450	3,985	3,122
18/10/2012	2,985	3,058	2,985
28/08/2013	2,215	3,510	2,320
26/11/2013	1,562	6,098	4,789
30/09/2014	---	1,587	---
10/06/2015	3,125	2,378	1,965
18/11/2015	2,854	---	3,164

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra los datos recolectados en campo de la concentración de clorofila-a, para las tres estaciones de monitoreo de la laguna, entre los años de 2010 a 2016. En la estación Sur, para la fecha de abril de 2010 y septiembre de 2014 no se cuentan con las mediciones correspondientes. Para el caso de la estación Centro, no se cuenta con el dato de noviembre de 2015 y, finalmente, para la estación Norte, no se registraron datos para la fecha de septiembre de 2014. De manera general, para los años de 2011 y 2014 solo se cuenta con un único registro de concentración de clorofila en todo el año, y no se cuentan con datos del año 2016.

Tabla 8. Concentraciones in-situ Turbidez (NTU).

<b>Turbidez (NTU)</b>			
<b>Fecha</b>	<b>Estación Sur</b>	<b>Estación Centro</b>	<b>Estación Norte</b>
14/07/2010	33,0	33,0	32,0
22/03/2011	21,0	30,0	30,0
28/08/2013	60,0	64,0	64,0
26/11/2013	26,0	35,5	27,9
30/09/2014	65,0	62,0	59,0
10/06/2015	6,7	7,4	7,9
19/07/2016	8,5	8,0	11,0
15/11/2016	24,1	26,1	19,0

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 8 muestra los datos in situ para los valores de turbidez, en las tres estaciones de monitoreo, para los años de 2010 a 2016. No se cuenta con valores de turbidez para el año de 2012. Para 2011, 2014 y 2015, solo se cuenta con un único registro para cada año en cuestión. Se observa de manera general, que las concentraciones más elevadas de turbidez registradas en los muestreos de campo, se tienen en agosto de 2013 y septiembre de 2014, mostrando valores elevados bastante considerables al ser comparados con el resto de los datos.

Tabla 9. Concentraciones in-situ Oxígeno Disuelto (mg/l).

<b>Oxígeno Disuelto (mg/l)</b>			
<b>Fecha</b>	<b>Estación Sur</b>	<b>Estación Centro</b>	<b>Estación Norte</b>
18/03/2010	2,840	4,450	3,860
19/06/2012	4,800	4,860	3,590
18/09/2012	4,290	4,520	5,000
28/08/2013	4,680	5,240	5,770
26/11/2013	3,340	3,220	3,320
30/09/2014	1,735	1,770	1,500
10/06/2015	1,590	2,020	0,562
18/11/2015	3,650	3,580	3,540
19/07/2016	2,350	2,600	2,850
15/11/2016	1,740	1,900	1,340

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra los datos recolectados en campo de la concentración de oxígeno disuelto, para las tres estaciones de monitoreo de la laguna, entre los años de 2010 a 2016. De manera general, para los años de 2010 y 2014 solo se cuenta con un único registro de concentración de dicho parámetro en todo el año, y no se cuentan con datos del año 2011.

Para los datos de la concentración de fósforo total (ver Tabla 10), no se cuenta con el registro de julio de 2010 para la estación Sur, ni con el registro de noviembre de 2016 para la estación Norte. Para los años de 2011 y 2014 solo se cuenta con un único registro de concentración de dicho parámetro para cada año en cuestión.

*Tabla 10. Concentraciones in-situ Fósforo Total (mg/l).*

<b>Fósforo Total (mg/l)</b>			
<b>Fecha</b>	<b>Estación Sur</b>	<b>Estación Centro</b>	<b>Estación Norte</b>
18/03/2010	0,228	0,226	0,144
14/07/2010	---	0,468	0,272
22/03/2011	0,093	0,109	0,073
19/06/2012	0,051	0,051	0,061
18/09/2012	0,522	0,707	0,695
28/08/2013	0,086	0,092	0,083
26/11/2013	0,051	0,051	0,051
30/09/2014	0,299	0,321	0,051
10/06/2015	0,092	0,166	0,123
18/11/2015	0,121	0,152	0,143
19/07/2016	0,252	0,243	0,179
15/11/2016	0,257	0,253	---

*Fuente: Elaboración propia.*

Al realizar las diferentes combinaciones matemáticas entre las bandas espectrales (índices espectrales) y al contrastar dicha información con los datos in situ de cada uno de los parámetros estudiados, se realizó un análisis mediante diagramas de dispersión para cada conjunto de datos de reflectancia vs datos in situ por parámetro, con el fin de definir cuál era el mejor índice espectral con relación a la estimación de cada uno de los parámetros de calidad del agua, mostrando una correlación con un índice y una banda espectral distinta por cada parámetro.

Dando respuesta al primer objetivo específico planteado en este estudio, se muestra en la Tabla 11, un resumen de los índices espectrales que proporcionaron una mayor correlación entre las bandas espectrales y los parámetros de interés:

Tabla 11. Índices espectrales con mayor correlación para cada parámetro.

PARÁMETRO	INDICE ESPECTRAL	BANDA	COEFICIENTE DETERMINACIÓN (R <sup>2</sup> )	
Clorofila	NDI	$\frac{R_{(\lambda 4)} - R_{(\lambda 3)}}{R_{(\lambda 4)} + R_{(\lambda 3)}}$	$\lambda 3 = \text{Rojo}$ $\lambda 4 = \text{NIR}$	0,935
	SR	$\frac{R_{(\lambda 3)}}{R_{(\lambda 4)}}$	$\lambda 3 = \text{Rojo}$ $\lambda 4 = \text{NIR}$	0,934
Turbidez	$R_{(\lambda)}$	$R_{(\lambda 3)}$	$\lambda 3 = \text{Rojo}$	0,901
	SR	$\frac{R_{(\lambda 2)}}{R_{(\lambda 1)}}$	$\lambda 1 = \text{Azul}$ $\lambda 2 = \text{Verde}$	0,753
Oxígeno Disuelto	SR	$\frac{R_{(\lambda 1)}}{R_{(\lambda 2)}}$	$\lambda 1 = \text{Azul}$ $\lambda 2 = \text{Verde}$	0,770
	$R_{(\lambda)}$	$R_{(\lambda 3)}$	$\lambda 3 = \text{Rojo}$	0,709
Fósforo Total	$R_{(\lambda)}$	$R_{(\lambda 4)}$	$\lambda 4 = \text{NIR}$	0,881

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla anterior, se observa que las longitudes de onda de las bandas azul (0,441-0,514  $\mu\text{m}$ ), verde (0,519-0,601  $\mu\text{m}$ ), rojo (0,631-0,692  $\mu\text{m}$ ) y NIR (0,772-0,898  $\mu\text{m}$ ), fueron las que más se ajustaron al momento de ser contrastadas con los datos tomados en los muestreos in situ. Las bandas 5 (SWIR 1) y 7 (SWIR 2) correspondientes a la región del infrarrojo medio y la banda 6 (TIR) correspondiente a la región térmica, no fueron relevantes para estudio, ya que no mostraron ningún tipo de relación con los valores de concentración de los parámetros estudiados.

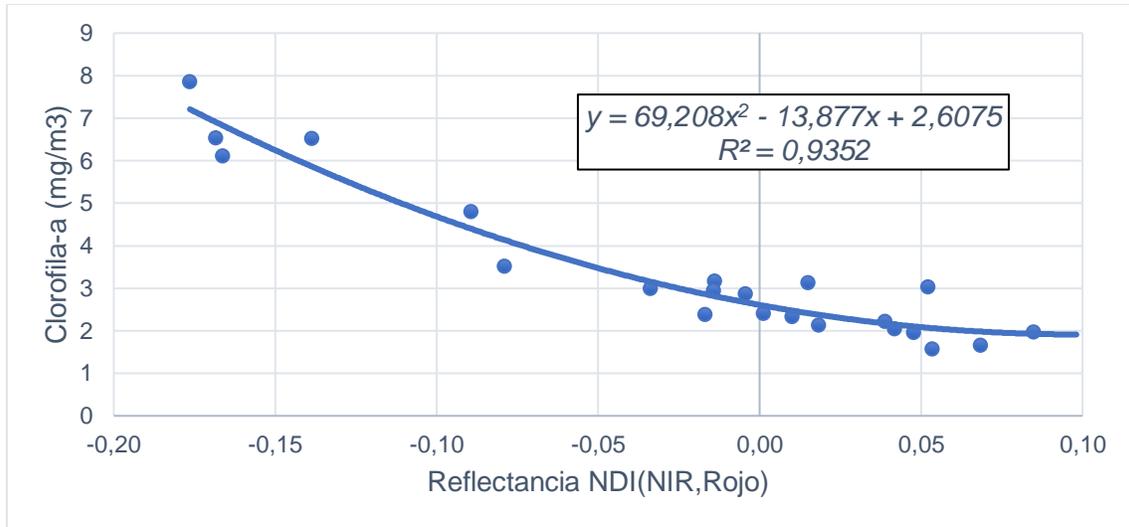
Siguiendo con el objetivo específico número 2, se establecieron los modelos matemáticos ajustados para cada parámetro, mediante distintos métodos de regresión. Dichos resultados se muestran a continuación:

- **CLOROFILA-A**

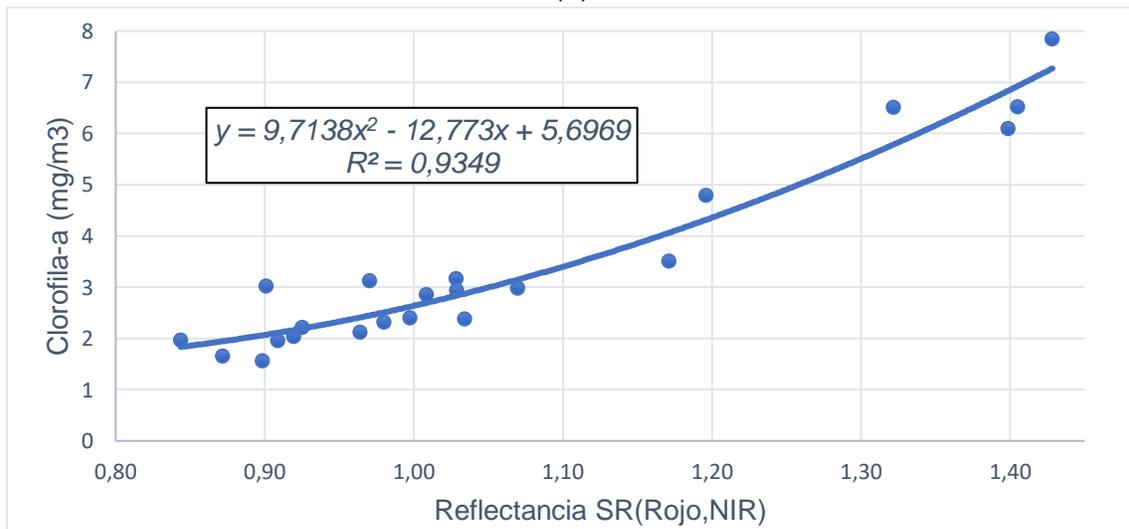
Para el caso de la Clorofila-a, los índices espectrales que mostraron un mejor resultado al momento de realizar el ajuste con los datos de reflectancia vs los datos in situ, fueron el NDI entre la banda roja (0,631-0,692  $\mu\text{m}$ ) y la NIR (0,772-0,898  $\mu\text{m}$ ), con un  $R^2=0,935$ , y el cociente simple SR entre las mismas dos bandas,

presentando un  $R^2=0,934$ . Teniendo en cuenta la respuesta en el coeficiente de retrodispersión del fitoplancton en la banda roja y el pico de absorción que presenta el agua en la región del infrarrojo cercano, esta relación entre las bandas mencionadas es muy sugerida en diferentes modelos que estiman la concentración de Chl-a mediante imágenes multiespectrales.

Figura 14. Diagramas de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Clorofila-a. (a) Índice  $NDI_{(NIR, Rojo)}$ ; (b) Índice  $SR_{(Rojo, NIR)}$ .



(a)



(b)

Fuente: Elaboración propia.

Tomando como referencia el coeficiente de determinación  $R^2$ , se establece que el modelo matemático que mejor se ajusta a la estimación de la concentración de Chl-a mediante imágenes Landsat -7, está dado por la siguiente expresión:

$$Chl - a = 69,208 x^2 - 13,877 x + 2,6075 \quad (1)$$

Donde:

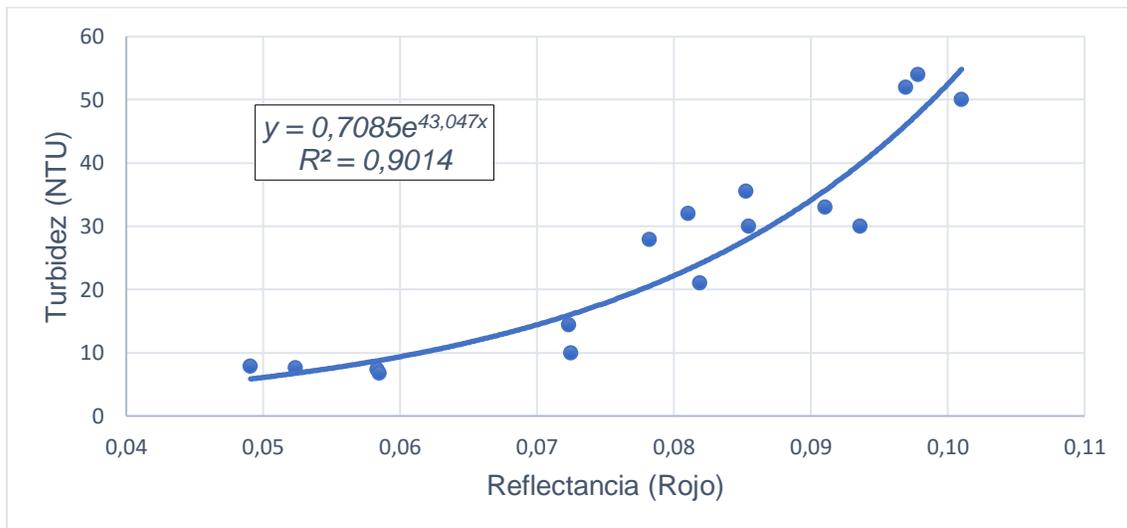
$$x = \frac{R_{(NIR)} - R_{(Rojo)}}{R_{(NIR)} + R_{(Rojo)}} \quad (2)$$

- **TURBIDEZ**

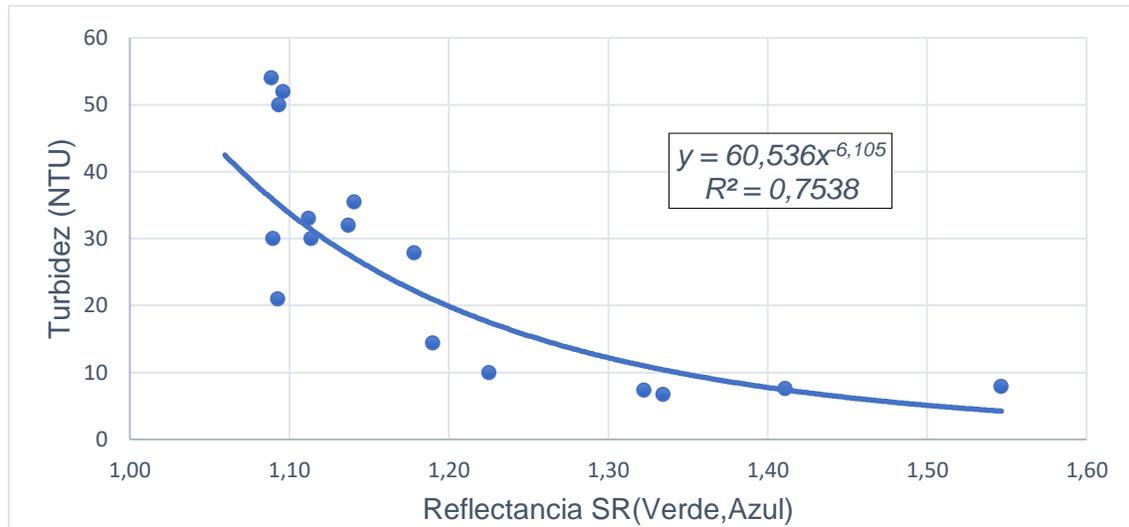
Para el parámetro de Turbidez, los índices espectrales con mejores resultados fueron, la regresión de una banda simple R correspondiente a la banda roja (0,631-0,692  $\mu\text{m}$ ), con un  $R^2=0,901$ , y el cociente simple SR entre la banda azul (0,441-0,514  $\mu\text{m}$ ) y la verde (0,519-0,601  $\mu\text{m}$ ), presentando un  $R^2=0,753$ . Si se toma como factor determinante el valor de  $R^2$ , se puede observar que la utilización de la banda roja se relaciona de mejor manera con la concentración de turbidez, si es comparada con el modelo obtenido con el SR entre la banda verde y la azul.

La relación de la banda roja con la estimación de la turbidez del agua, ha sido mencionada en diferentes estudios (Choi et al., 2012; Urrego, 2016), los cuales determinan una alta correlación entre los resultados obtenidos de la estimación y los datos corroborados en campo.

Figura 15. Diagramas de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Turbidez. (a) Banda Simple  $R_{(Rojo)}$ ; (b) Índice  $SR_{(Verde,Azul)}$ .



(a)



(b)

Fuente: Elaboración propia.

Tomando como referencia el coeficiente de determinación  $R^2$ , se establece que el modelo matemático que mejor se ajusta a la estimación de la Turbidez mediante imágenes Landsat -7, está dado por la siguiente expresión:

$$Turbidez (NTU) = 0,7085 e^{43,047 x} \quad (3)$$

Donde:

$$x = R_{(Rojo)} \quad (4)$$

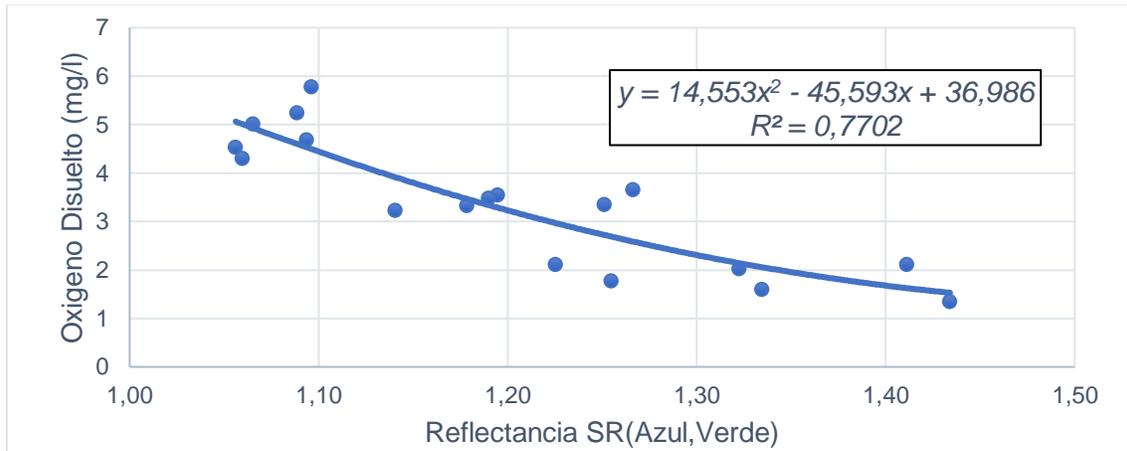
- **OXÍGENO DISUELTO**

Para el caso del Oxígeno Disuelto, los índices espectrales que brindaron mejores resultados fueron el cociente simple SR entre la banda azul (0,441-0,514  $\mu\text{m}$ ) y la verde (0,519-0,601  $\mu\text{m}$ ), presentando un  $R^2=0,770$ , y la reflectancia R de la banda roja (0,631-0,692  $\mu\text{m}$ ), con un  $R^2=0,709$ . Tomando como referencia el valor de  $R^2$  mas alto entre los dos modelos encontrados, se procede a definir el como modelo matemático más relevante el que incluye el índice espectral SR entre el azul y el verde.

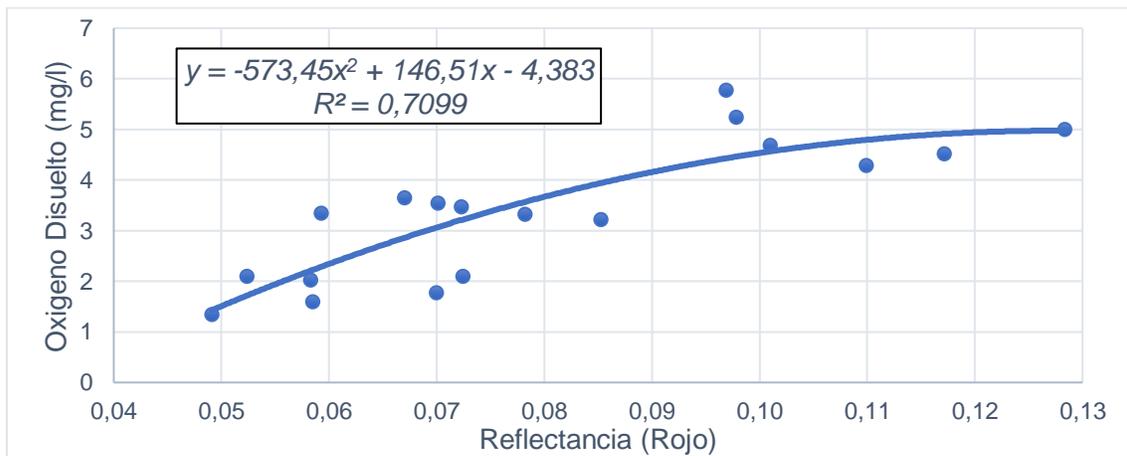
Aunque los estudios relacionados con la estimación de la concentración de oxígeno disuelto mediante imágenes Landsat-7 son bastante limitados, algunos autores (Figuerola et al., 2015; Perdomo Vanegas, 2015) determinaron algunos modelos para la estimación de dicho parámetro, destacando las bandas de la región del

visible, como las bandas que mejor discriminan la estimación de los parámetros relacionados con el oxígeno presente en el agua.

Figura 16. Diagramas de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Oxígeno Disuelto. (a) Índice  $SR_{(Azul,Verde)}$ ; (b) Banda Simple  $R_{(Rojo)}$ .



(a)



(b)

Fuente: Elaboración propia.

Con lo anterior, se determina que el modelo matemático que mejor se ajusta a la estimación del OD (para imágenes ETM+), está dado por la siguiente expresión:

$$OD (mg/l) = 14,553x^2 - 45,593x + 36,986 \quad (5)$$

Donde:

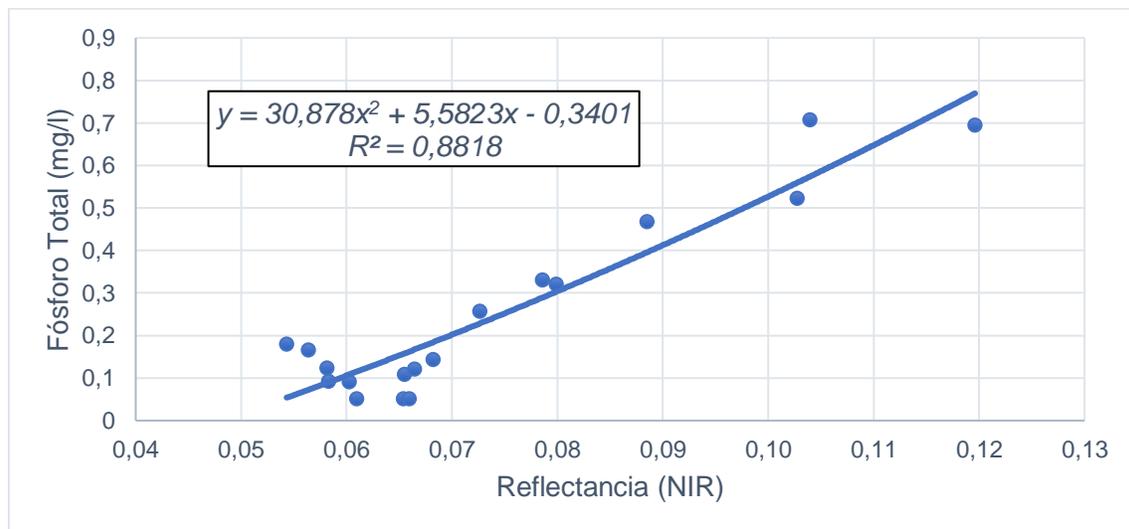
$$x = R_{(Azul)}/R_{(Verde)} \quad (6)$$

- **FÓSFORO TOTAL**

Para el parámetro de Fósforo Total, la única banda que mostró un buen resultado al momento de realizar el ajuste de los datos de reflectancia vs los datos in situ, fue la banda del NIR (0,772-0,898  $\mu\text{m}$ ). Por tal motivo, se utilizó la regresión R de la banda NIR, mediante un ajuste de tipo polinomial de segundo orden, arrojando un  $R^2= 0,881$ .

Al comparar el modelo matemático obtenido, con otros modelos mencionados por diferentes autores (J. Chen & Quan, 2012; Du et al., 2018), se destaca que la banda NIR está sumamente relacionada con los valores de concentración de fósforo, siendo mencionada en múltiples modelos de regresión para la estimación de dicho parámetro mediante imágenes multiespectrales.

Figura 17. Diagrama de dispersión y determinación del modelo matemático que más se ajusta para la estimación de Fósforo Total, mediante la Banda Simple  $R_{(Rojo)}$ .



Fuente: Elaboración propia.

De esta manera, se establece que el modelo matemático que mejor se ajusta a la estimación de la concentración de fósforo total, mediante imágenes Landsat -7, está dado por la siguiente expresión:

$$P \text{ (mg/l)} = 30,878 x^2 + 5,5823 x - 0,3401 \quad (7)$$

Donde:

$$x = R_{(NIR)} \quad (8)$$

Se ajustaron y calibraron un total de cuatro modelos matemáticos: para clorofila, un modelo polinomial de orden dos, con el uso de la banda roja y la banda NIR, para el caso de la turbidez, un modelo de tipo exponencial con la banda roja como variable de entrada, con el oxígeno disuelto, se determinó un modelo polinomial de segundo grado, con las bandas azul y verde y, finalmente, para el parámetro de fósforo total, un modelo de tipo polinomial de orden dos, con la banda NIR como única variable de entrada. A continuación, se muestra un resumen de todos los modelos matemáticos ajustados para la estimación de los parámetros de interés:

*Tabla 12. Resumen de modelos matemáticos obtenidos para la estimación de cada parámetro.*

<b>Parámetro</b>	<b>Modelo Matemático</b>		<b>R<sup>2</sup></b>
Clorofila-a (mg/m <sup>3</sup> )	$Chla = 69,208x^2 - 13,877x + 2,6075$	$x = \frac{R_{(NIR)} - R_{(Rojo)}}{R_{(NIR)} + R_{(Rojo)}}$	0,935
Turbidez (NTU)	$Turb = 0,7085 e^{43,047 x}$	$x = R_{(Rojo)}$	0,901
Oxígeno Disuelto (mg/l)	$OD = 14,553x^2 - 45,593x + 36,986$	$x = R_{(Azul)}/R_{(Verde)}$	0,770
Fósforo Total (mg/l)	$P = 30,878 x^2 + 5,5823 x - 0,3401$	$x = R_{(NIR)}$	0,881

*Fuente: Elaboración propia.*

De la tabla anterior se destaca que los modelos que presentaron un mejor ajuste fueron los de clorofila y turbidez, con valores de R<sup>2</sup> de 0,935 y 0,901 respectivamente. Al observar estos valores del coeficiente de determinación, en ambos modelos, es posible determinar una calidad alta de dichos modelos al momento de estimar estos dos parámetros mencionados.

Por otro lado, el parámetro cuyo modelo matemático obtuvo un coeficiente de determinación más bajo, fue el de oxígeno disuelto, presentando un R<sup>2</sup> de 0,770. A pesar de que, en comparación con los demás modelos obtenidos, el modelo para la estimación de OD presenta un R<sup>2</sup> más bajo, su valor sigue siendo alto, lo que permite justificar que las estimaciones de la concentración de OD que se realicen con dicho modelo están consideradas dentro de un rango aceptable.

Dando respuesta al tercer y último objetivo específico planteado en este estudio, se estimaron los mapas de la concentración de clorofila, turbidez, oxígeno disuelto y fósforo total, para las dos temporadas (húmeda y seca) de cada año de estudio, obteniendo un total de 60 mapas. Se muestran, de manera ilustrativa, los mapas de

las concentraciones de los parámetros mencionados, para los años de 2011 y 2012. En dichos mapas, se observa que los parámetros estudiados, presentan un comportamiento proporcional en cuanto a los valores de sus concentraciones, es decir, cuando un parámetro tiene valores altos, los demás presentan un comportamiento similar.

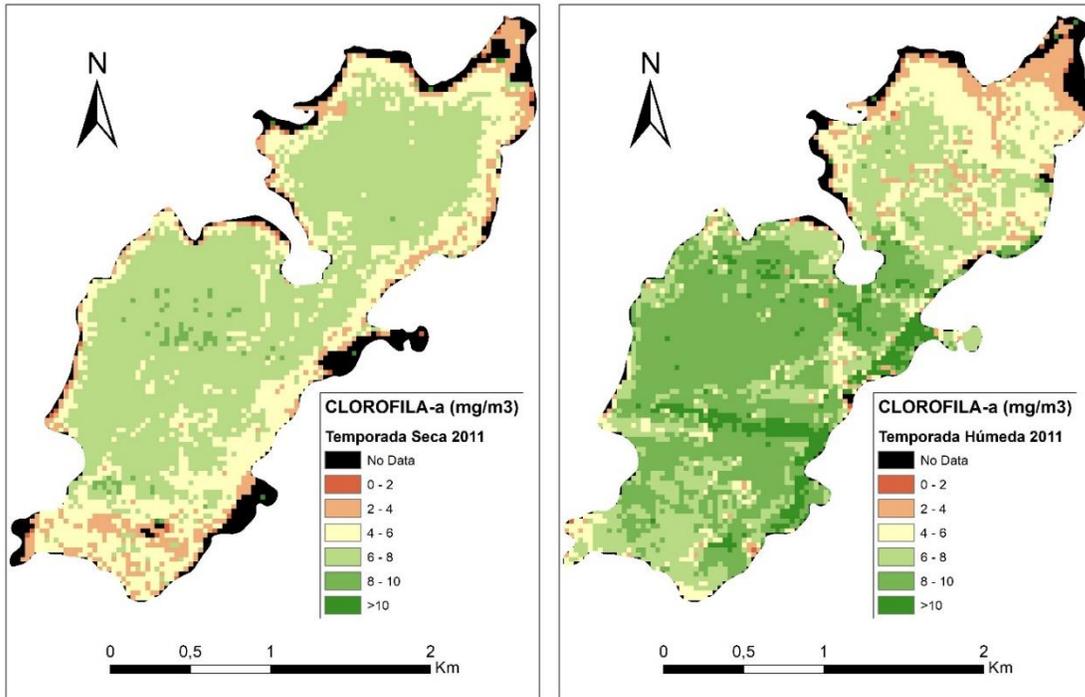
La Figura 18 muestra los mapas de concentración de clorofila-a para los años de 2011 (a) y 2012 (b). De manera general, para el año 2011 (a), se observa que la concentración de dicho parámetro es levemente mayor para la época de humedad, mostrando valores entre 6 a 10 mg/m<sup>3</sup> a lo largo de todo el humedal, notándose un pequeño incremento de las concentraciones en la zona Sur; por otro lado, para la época de sequía en el mismo año, se observan concentraciones que fluctúan entre los 4 a 8 mg/m<sup>3</sup> de una manera uniforme sobre toda la Laguna. Para el año 2012 (b), se observan valores de clorofila muy parecidos en ambas temporadas, aunque se aprecia valores un poco más elevados para la temporada seca; al comparar las concentraciones para ambos años, se notan valores mayores para el año de 2011.

Para el caso de la turbidez, se observan en la Figura 19 los mapas de concentración para los años 2011 (a) y 2012 (b). Se observa un comportamiento similar al que presentan los valores de clorofila para los mismos años, y las mismas temporadas. Para 2011 (a), valores más altos en la época de lluvias (mayores a 80 ntu), que se puede atribuir principalmente a los aportes de sedimentos provenientes del Río Cauca, y concentraciones más bajas en la época de sequía, rondando valores entre los 20 a 40 ntu. Para 2012 (b), las concentraciones en ambas temporadas son muy similares, en un rango entre 60 a 100 ntu, aunque se aprecian valores un poco más altos de turbidez para la temporada seca.

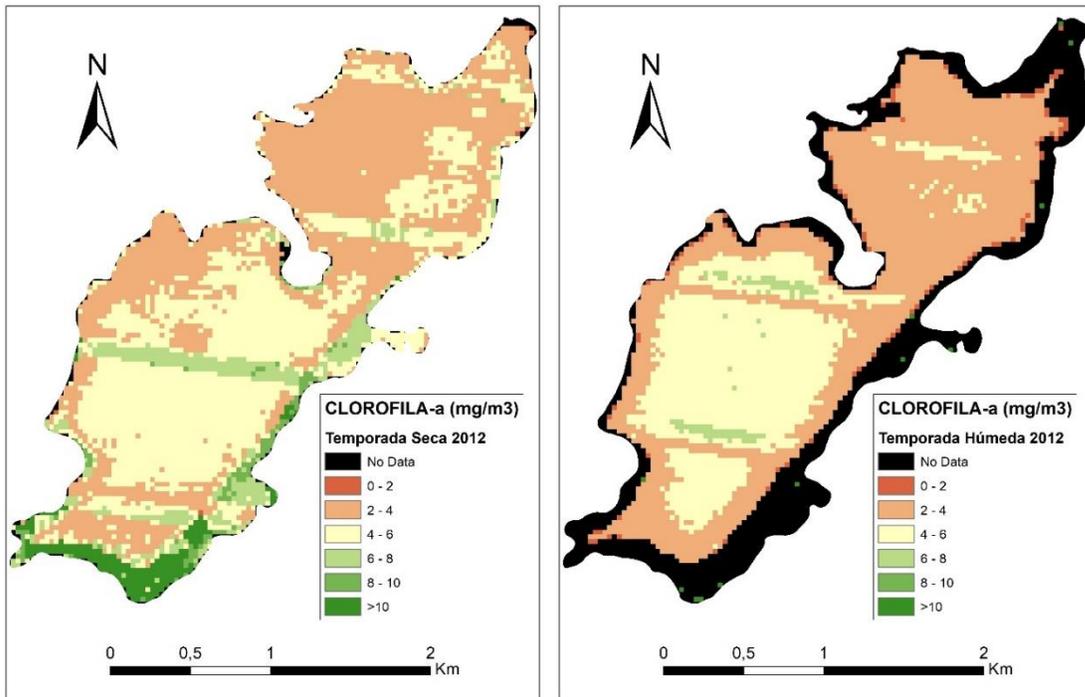
La Figura 20 muestra que los valores más altos de oxígeno disuelto, para los años 2011 (a) y 2012 (b), se tienen en la temporada húmeda de 2011, con valores entre los 5 a 8 mg/l. Las concentraciones más bajas de dicho parámetro, se presentan en la temporada seca del mismo año, con valores entre los 4 a 5 mg/l de manera muy homogénea sobre la laguna.

Finalmente, la Figura 21 muestra los mapas de concentración de fósforo total, para 2011 (a) y 2012 (b). De manera general, los valores más altos de fósforo total, se aprecian en el año 2012, siendo la temporada seca la que muestra valores un poco más elevados en la concentración de dicho parámetro (valores entre 0,4 a 1 mg/l). Para la temporada seca de 2011, se tienen los valores más bajos de fósforo total, con concentraciones que no superan los 0,4 mg/l, presentando una concentración bastante homogénea sobre todo el cuerpo de agua.

Figura 18. Estimación de la concentración de Chl-a; (a) año 2011 y (b) año 2012.



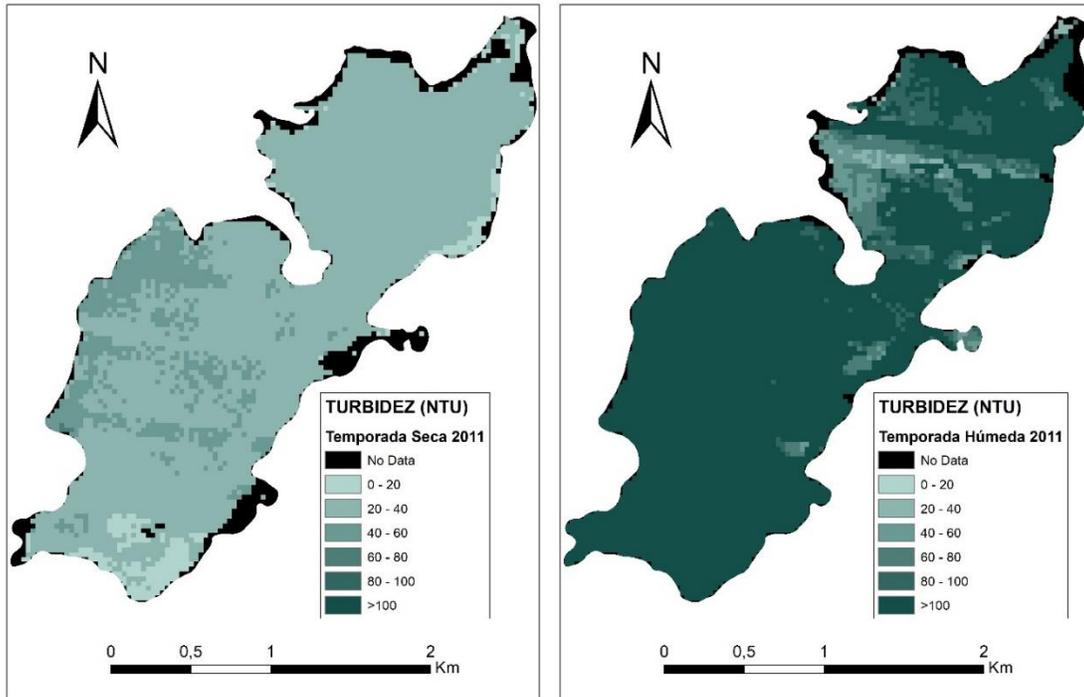
(a) Mapas de estimación de Chl-a para el año 2011, temporada seca y húmeda.



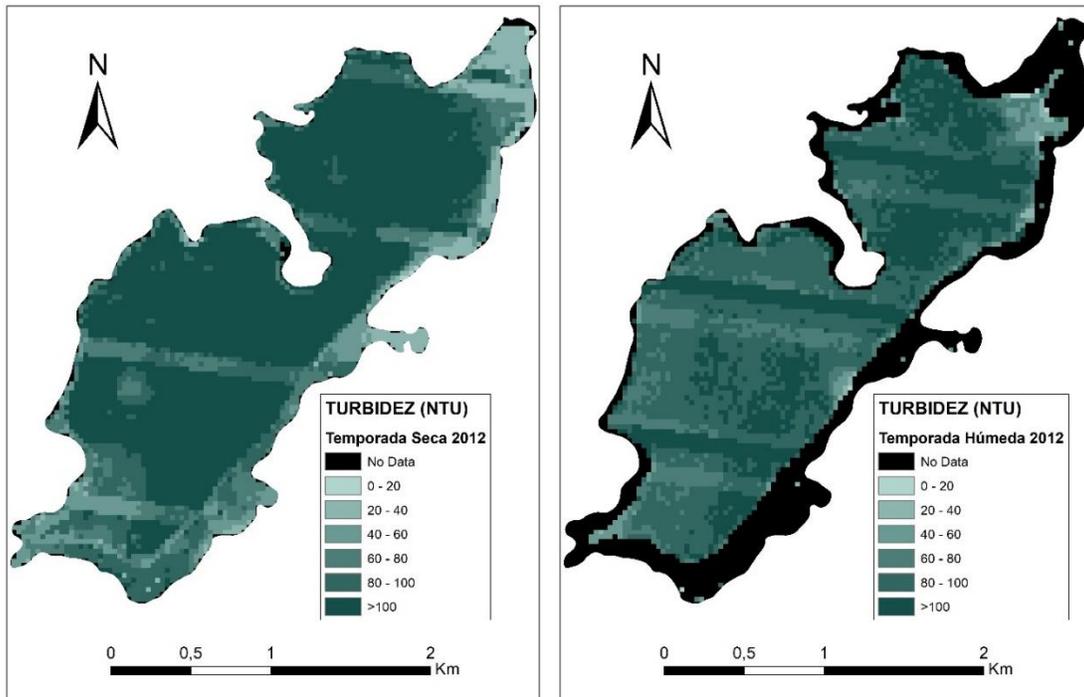
(b) Mapas de estimación de Chl-a para el año 2012, temporada seca y húmeda.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 19. Estimación de la concentración de Turbidez; (a) año 2011 y (b) año 2012.



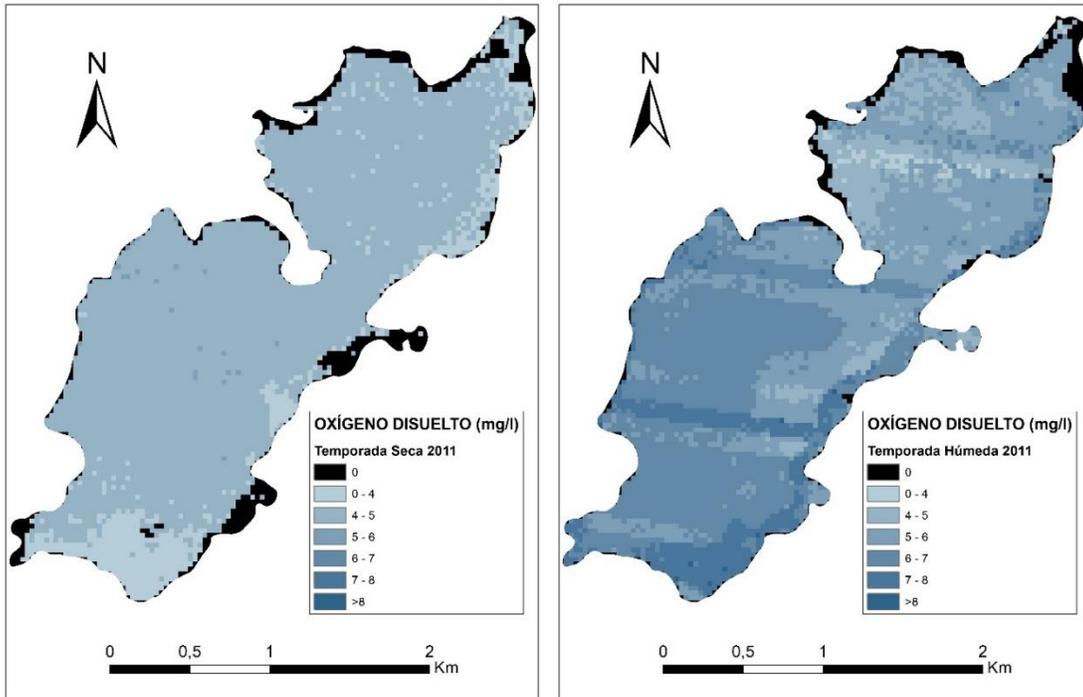
(b) Mapas de estimación de Turbidez para el año 2011, temporada seca y húmeda.



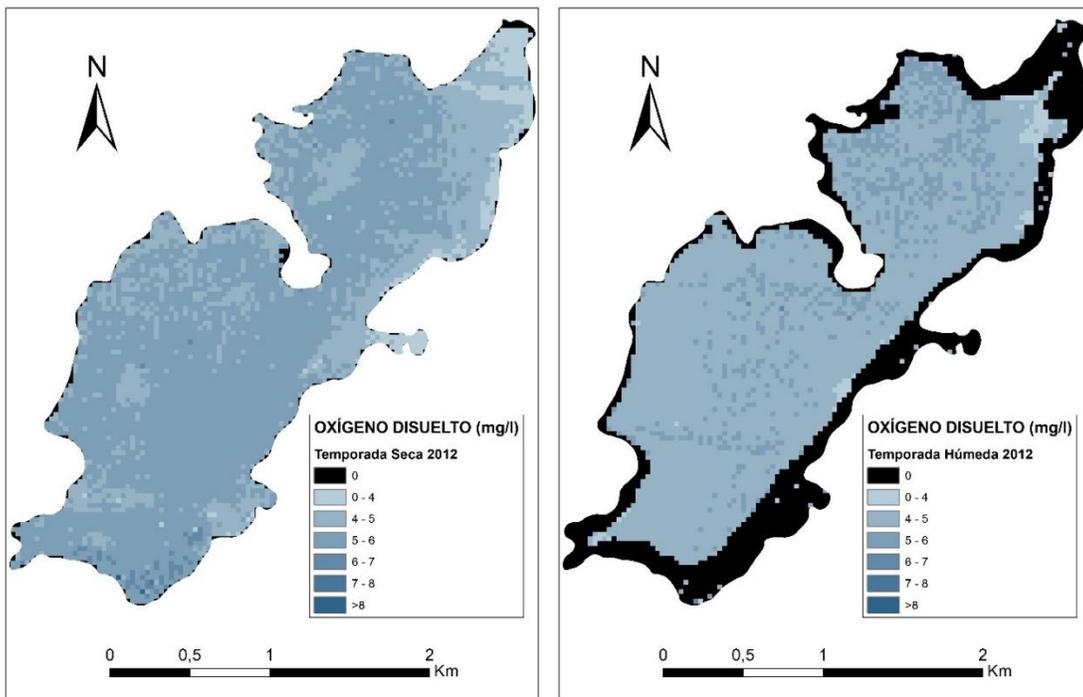
(c) Mapas de estimación de Turbidez para el año 2012, temporada seca y húmeda.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 20. Estimación de la concentración de OD; (a) año 2011 y (b) año 2012.



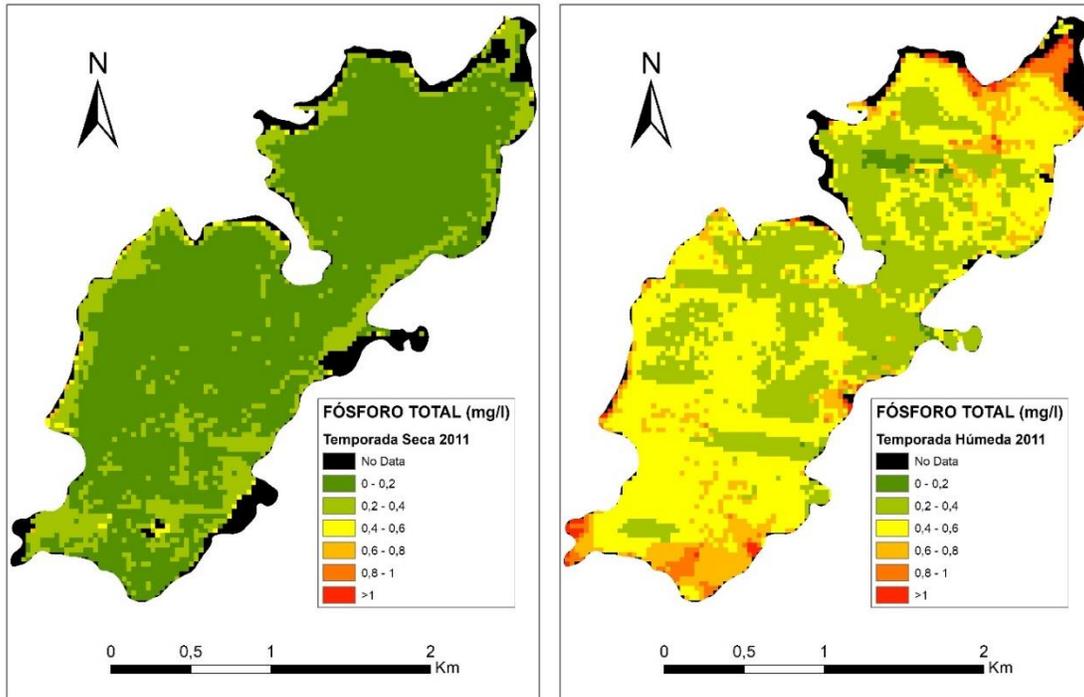
(a) Mapas de estimación de OD para el año 2011, temporada seca y húmeda.



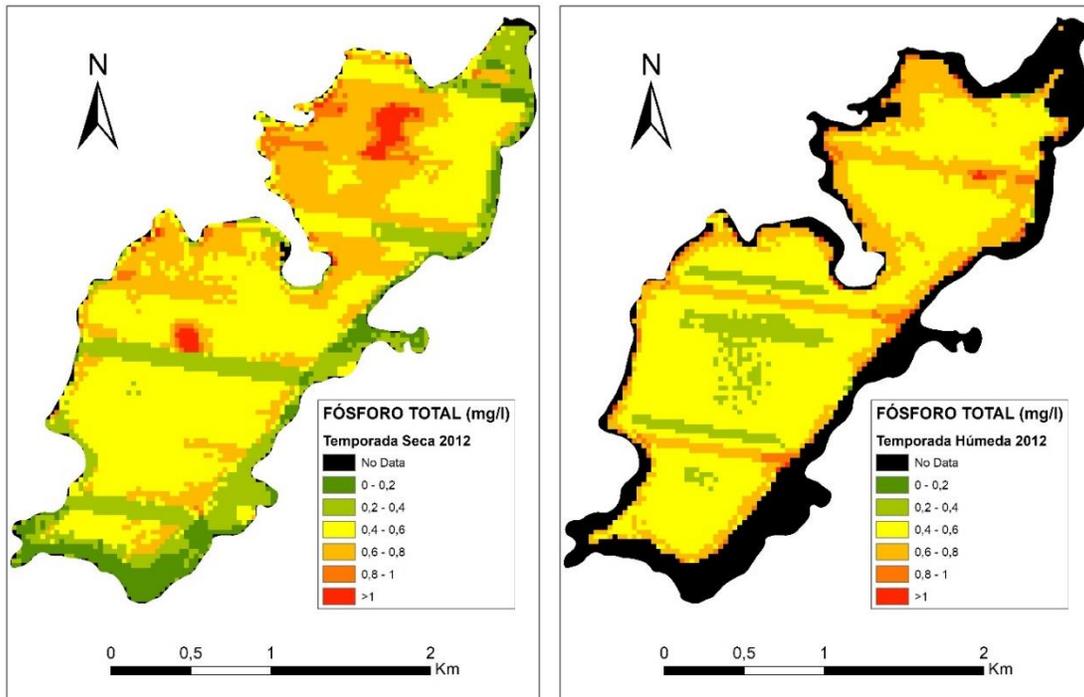
(b) Mapas de estimación de OD para el año 2012, temporada seca y húmeda.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 21. Estimación de la concentración de Fósforo Total; (a) año 2011 y (b) año 2012.



(a) Mapas de estimación de Fósforo Total para el año 2011, temporada seca y húmeda.



(b) Mapas de estimación de Fósforo Total para el año 2012, temporada seca y húmeda.

Fuente: Elaboración propia.

## 8. VALIDACIÓN

Del conjunto de datos in situ, fueron seleccionados los datos correspondientes al año de 2017, con el fin de poder generar la validación de los modelos matemáticos establecidos para el cálculo de los parámetros de interés mencionados anteriormente. Dichos datos se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 13. Concentraciones de los parámetros muestreados en campo, año 2017.

Fecha	Estación Sur	Estación Centro	Estación Norte
<i>Clorofila - a (mg/m3)</i>			
13/06/2017	2,03	2,60	2,12
20/10/2017	2,10	2,55	2,43
<i>Turbidez (NTU)</i>			
13/06/2017	14,40	11,00	7,60
20/10/2017	10,58	17,25	16,25
<i>Oxígeno Disuelto (mg/l)</i>			
13/06/2017	3,47	2,10	2,10
20/10/2017	2,52	2,65	2,65
<i>Fósforo Total (mg/l)</i>			
13/06/2017	0,33	0,25	0,18
20/10/2017	0,25	0,23	0,27

Fuente: Elaboración propia.

Se calcularon los mapas de concentraciones para el año de 2017 (temporada húmeda y seca) y teniendo en cuenta la ubicación espacial de las tres estaciones de muestreo, se extrajeron los valores de la concentración de cada uno de los parámetros, para contrastarlos con los valores in situ y, de esta manera, poder definir su nivel de correlación.

Tabla 14. Grupo de datos usados para validar la estimación de clorofila-a, año 2017.

<b>Clorofila - a (mg/m<sup>3</sup>)</b>			
<b>Temporada</b>	<b>Estación</b>	<b>Concentración en campo</b>	<b>Concentración Estimada</b>
Húmeda	Norte	2,43	---
	Centro	2,55	2,44
	Sur	2,10	2,07
Seca	Norte	2,12	2,37
	Centro	2,60	2,66
	Sur	2,03	2,07

Fuente: Elaboración propia.

Se cruzaron los datos de concentración de clorofila medida en los tres puntos de muestreo en campo, junto con los datos estimados mediante el modelo matemático hallado, para realizar su comprobación mediante el coeficiente de correlación de Pearson. La Tabla 15 muestra la matriz de correlación entre los dos grupos de datos, su respectivo coeficiente y la significancia bilateral.

Tabla 15. Matriz de correlación de Pearson entre la concentración de clorofila-a medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017.

		<b>Chla_InSitu</b>	<b>Chla_Estimado</b>
<b>Chla_InSitu</b>	Correlación de Pearson	1	0,916*
	Sig. (bilateral)		0,029
<b>Chla_Estimado</b>	Correlación de Pearson	0,916*	1
	Sig. (bilateral)	0,029	

\*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra un coeficiente de Pearson de 0,916, lo cual establece una relación lineal fuerte, positiva, entre los dos grupos de datos correlacionados. Se establece un nivel de significancia de 0,05 y se observa que el valor obtenido es de 0,029, es decir, está por debajo del nivel establecido, lo que permite afirmar que la correlación es estadísticamente significativa.

Tabla 16. Grupo de datos usados para validar la estimación de turbidez, año 2017.

<b>Turbidez (NTU)</b>			
<b>Temporada</b>	<b>Estación</b>	<b>Concentración en campo</b>	<b>Concentración Estimada</b>
Húmeda	Norte	16,25	---
	Centro	17,25	18,26
	Sur	10,58	11,79
Seca	Norte	7,60	6,14
	Centro	11,00	14,35
	Sur	14,40	14,94

Fuente: Elaboración propia.

Se cruzaron los datos de concentración de la turbidez medida en los tres puntos de muestreo en campo, junto con los datos estimados mediante el modelo matemático hallado, para realizar su comprobación mediante el coeficiente de correlación de Pearson. La Tabla 17 muestra la matriz de correlación entre los dos grupos de datos, su respectivo coeficiente y la significancia bilateral.

Tabla 17. Matriz de correlación de Pearson entre la concentración de turbidez medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017.

		<b>Turb_InSitu</b>	<b>Turb_Estimado</b>
<b>Turb_InSitu</b>	Correlación de Pearson	1	0,931*
	Sig. (bilateral)		0,021
<b>Turb_Estimado</b>	Correlación de Pearson	0,931*	1
	Sig. (bilateral)	0,021	

\*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra un coeficiente de Pearson de 0,931, estableciendo una relación lineal fuerte, positiva, entre los dos grupos de datos correlacionados. Se establece un nivel de significancia de 0,05 y se observa que el valor obtenido es de 0,021, es decir, está por debajo del nivel establecido, lo que permite afirmar que la correlación es estadísticamente significativa.

Tabla 18. Grupo de datos usados para validar la estimación de OD, año 2017.

<b>Oxígeno Disuelto (mg/l)</b>			
<b>Temporada</b>	<b>Estación</b>	<b>Concentración en campo</b>	<b>Concentración Estimada</b>
Húmeda	Norte	2,65	---
	Centro	2,65	2,84
	Sur	2,52	2,64
Seca	Norte	2,10	2,16
	Centro	2,10	2,67
	Sur	3,47	3,39

Fuente: Elaboración propia.

Se cruzaron los datos de concentración de oxígeno disuelto medida en los tres puntos de muestreo en campo, junto con los datos estimados mediante el modelo matemático hallado, para realizar su comprobación mediante el coeficiente de correlación de Pearson. La Tabla 19 muestra la matriz de correlación entre los dos grupos de datos, su respectivo coeficiente y la significancia bilateral.

Tabla 19. Matriz de correlación entre la concentración de OD medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017.

		<b>OD_InSitu</b>	<b>OD_Estimado</b>
<b>OD_InSitu</b>	Correlación de Pearson	1	0,909*
	Sig. (bilateral)		0,033
<b>OD_Estimado</b>	Correlación de Pearson	0,909*	1
	Sig. (bilateral)	0,033	

\*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra un coeficiente de Pearson de 0,909, lo cual establece una relación lineal fuerte, positiva, entre los dos grupos de datos correlacionados. Se establece un nivel de significancia de 0,05 y se observa que el valor obtenido es de 0,033, es decir, está por debajo del nivel establecido, lo que permite afirmar que la correlación es estadísticamente significativa.

Tabla 20. Grupo de datos usados para validar la estimación de fósforo total, año 2017.

<b>Fósforo Total (mg/l)</b>			
<b>Temporada</b>	<b>Estación</b>	<b>Concentración en campo</b>	<b>Concentración Estimada</b>
Húmeda	Norte	0,27	---
	Centro	0,23	0,24
	Sur	0,25	0,21
Seca	Norte	0,18	0,14
	Centro	0,25	0,20
	Sur	0,33	0,28

Fuente: Elaboración propia.

Se cruzaron los datos de concentración de fósforo total medida en los tres puntos de muestreo en campo, junto con los datos estimados mediante el modelo matemático hallado, para realizar su comprobación mediante el coeficiente de correlación de Pearson. La Tabla 21 muestra la matriz de correlación entre los dos grupos de datos, su respectivo coeficiente y la significancia bilateral.

Tabla 21. Matriz de correlación entre la concentración de fósforo total medida en campo y la estimada mediante los modelos de regresión, año 2017.

		<b>Fósf_InSitu</b>	<b>Fósf_Estimado</b>
<b>Fósf_InSitu</b>	Correlación de Pearson	1	0,881*
	Sig. (bilateral)		0,049
<b>Fósf_Estimado</b>	Correlación de Pearson	0,881*	1
	Sig. (bilateral)	0,049	

\*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

La tabla anterior muestra un coeficiente de Pearson de 0,881, lo cual establece una relación lineal fuerte, positiva, entre los dos grupos de datos correlacionados. Se establece un nivel de significancia de 0,05 y se observa que el valor obtenido es de 0,049, es decir, está por debajo del nivel establecido, lo que permite afirmar que la correlación es estadísticamente significativa.

## 9. CONCLUSIONES

Se logró establecer, por medio de procesos de regresión y ajustes de tipo polinomial y exponencial, los modelos matemáticos que permiten la estimación de la concentración de los parámetros de Clorofila-a, Turbidez, Oxígeno Disuelto y Fósforo Total, para la Laguna de Sonso (Valle del Cauca), mediante el uso de imágenes satelitales multiespectrales Landsat-7 ETM+.

Para cada uno de los modelos estimados, se encontraron relaciones significativas entre los valores de reflectancia de cada una de las bandas y las concentraciones de los parámetros de interés para el monitoreo de la calidad del agua. Los ajustes de dichos modelos mostraron valores altos en sus coeficientes de determinación  $R^2$ , clorofila  $R^2= 0,935$ , turbidez  $R^2= 0,901$ , oxígeno disuelto  $R^2= 0,770$  y fósforo total  $R^2= 0,881$ , lo que indica que la aplicación de dichos modelos, al momento de estimar las concentraciones de los parámetros mencionados, es adecuada y sus resultados se ajustan a las condiciones que presenta las aguas de la laguna y la zona de estudio en general.

Las bandas espectrales cuyos valores de reflectancia se relacionaron más con las concentraciones de los parámetros de interés, fueron las bandas azul (0,441-0,514  $\mu\text{m}$ ), verde (0,519-0,601  $\mu\text{m}$ ), rojo (0,631-0,692  $\mu\text{m}$ ) y NIR (0,772-0,898  $\mu\text{m}$ ), lo que indica que la estimación de dichos parámetros, en la zona de estudio, podría ser replicada con cualquier tipo de imágenes multiespectrales cuyas longitudes de onda se asemejen a las usadas por el sensor ETM+ de Landsat.

Aplicando los modelos matemáticos establecidos y calibrados para cada uno de los parámetros de interés en la Laguna de Sonso, es posible obtener un análisis mucho más amplio de dichos parámetros en cuanto a su distribución espacial y a su dinámica a lo largo del tiempo, permitiendo que los resultados obtenidos en la aplicación de estos modelos, sirvan como línea base para la realización de análisis mucho más concisos a la hora de tomar decisiones importantes que beneficien la conservación y el sostenimiento del humedal.

Se concluye que gracias al desarrollo de este proyecto, es posible establecer una metodología más eficiente (tiempo, costos y resultados) para el monitoreo de las condiciones de calidad del agua de la Laguna de Sonso, lo cual permitirá que se realice un seguimiento detallado del humedal y, de esta manera, poder consolidar una línea base sólida para el desarrollo de futuros proyectos de investigación y conservación de dicho humedal.

## 10. RECOMENDACIONES

Se recomienda contar con un conjunto de datos in situ lo suficientemente robusto, tanto temporal como espacialmente, ya que esto permite que la cantidad de datos que se utilicen para el ajuste de los modelos matemáticos sean relevantes, al mismo tiempo que los resultados obtenidos sean más precisos y confiables.

Para obtener mejores resultados, es de suma importancia que el procedimiento de toma de datos en campo (concentración de los parámetros de interés) se haga en la misma fecha, o en su defecto, lo más cercano posible a las fechas de captura de las imágenes satelitales, de esta manera se asegura que los valores obtenidos en los muestreos de cada parámetro se relacionen de manera directa con los valores de reflectancia mostrados en la imagen multiespectral.

Para este estudio, solo se contó con un máximo de dos (2) muestreos por año, los cuales se realizaron sin tener en cuenta ningún tipo de relación temporal (fecha de la toma del dato en campo y fecha de captura de la imagen) con las imágenes Landsat-7, lo que conlleva a trabajar con imágenes de promedios anuales (2 imágenes por año), generando algún sesgo en el ajuste de los modelos matemáticos. Si se planifica un muestreo completo de los parámetros en la laguna, teniendo en cuenta la fecha de captura del sensor ETM+ en la zona de estudio, se puede ajustar los modelos de mejor manera, obteniendo estimaciones más precisas de los parámetros estudiados.

Para estudios futuros, se recomienda poder relacionar la presencia del buchón de agua en la Laguna, con la alteración de las concentraciones de los parámetros de calidad de agua estudiados; esto con el fin de poder agregar una variable más que permita complementar los resultados obtenidos.

La inclusión de otro tipo de imágenes como las Landsat 8 OLI y las Sentinel 2A y 2B, podrían considerarse para desarrollos futuros, ya que se obtendrían datos de reflectancia con resoluciones temporales mayores, lo que podría conllevar a una mejora considerable de la precisión obtenida en los resultados.

## 11. BIBLIOGRAFÍA

- Abualhin, K., & Niemeyer, I. (2018). Deriving Bathymetric Maps of the Shallow Coastal Water of the Gaza Strip Coastal Zone Using Passive Remotely Sensed Imagery. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(9), 1341–1351. <https://doi.org/10.1007/s12524-018-0778-y>
- AL-Fahdawi, A. A. H., Rabee, A. M., & Al-Hirmizy, S. M. (2015). Water quality monitoring of Al-Habbaniyah Lake using remote sensing and in situ measurements. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(6). <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4607-2>
- Amado-Alvarez, J., Pérez-Cutillas, P., Alatorre-Cejudo, L. C., Olguín-López, J. L., Ramírez-Valle, O., Segovia-Ortega, E. F., & Alarcón-Cabañero, J. J. (2018). Análisis multiespectral para la estimación de la turbidez como indicador de la calidad del agua en embalses del estado de Chihuahua, México. *Revista Geográfica de América Central*, 1(62), 49. <https://doi.org/10.15359/rgac.62-1.2>
- Ayeni, A. O., & Adesalu, T. A. (2018). Validating chlorophyll-a concentrations in the Lagos Lagoon using remote sensing extraction and laboratory fluorometric methods. *MethodsX*. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2018.09.014>
- Bazán, R., Corral, M., Pagot, M., Rodríguez, A., Oroná, C., Rodríguez, M. I., ... Busso, F. (2005). Teledetección y modelado numérico para el análisis de la calidad de agua del embalse Los Molinos, Córdoba, Argentina. *Ingeniería Hidráulica En Mexico*, 20(2), 121–135.
- Bonanseña, M., Rodríguez, M. C., Pinotti, L., & Ferrero, S. (2015). Using multi-temporal Landsat imagery and linear mixed models for assessing water quality parameters in Río Tercero reservoir (Argentina). *Remote Sensing of Environment*, 158, 28–41. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.032>
- Briceño, I., Pérez, W., San Miguel, D., & Ramos, S. (2018). Determinación de calidad de agua en el Lago Vichuquén, con imágenes de satélite Landsat 8, sensor OLI, año 2016, Chile. *Revista de Teledetección*, (52), 67. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.10126>
- Carmiña, D., & Ramírez, R. (2017). *Método de Estimación de Sólidos Suspendidos Totales como Indicador de la Calidad del Agua Mediante Imágenes Satelitales*.
- Chawira, M., Dube, T., & Gumindoga, W. (2013). Remote sensing based water quality monitoring in Chivero and Manyame lakes of Zimbabwe. *Physics and Chemistry of the Earth*, 66, 38–44. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2013.09.003>
- Chen, J., & Quan, W. (2012). Using Landsat/TM imagery to estimate nitrogen and phosphorus concentration in Taihu Lake, China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(1), 273–280. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2011.2174339>

- Chen, Q., Huang, M., & Tang, X. (2019). Eutrophication assessment of seasonal urban lakes in China Yangtze River Basin using Landsat 8-derived Forel-Ule index: A six-year (2013–2018) observation. *Science of the Total Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135392>
- Choi, J. K., Park, Y. J., Ahn, J. H., Lim, H. S., Eom, J., & Ryu, J. H. (2012). GOCI, the world's first geostationary ocean color observation satellite, for the monitoring of temporal variability in coastal water turbidity. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 117(9). <https://doi.org/10.1029/2012JC008046>
- De la Hoz, C., & Gotilla, C. (2009). Modelo para la predicción de parámetros de calidad del agua del lago de Valencia utilizando imágenes de satélite. *Teledetección: Agua y Desarrollo Sostenible. XIII Congreso de La Asociación Española de Teledetección*, 113–116.
- De Roeck, E. R., Verhoest, N. E. C., Miya, M. H., Lievens, H., Batelaan, O., Thomas, A., & Brendonck, L. (2008). Remote sensing and wetland ecology: A South African case study. *Sensors*, 8(5), 3542–3556. <https://doi.org/10.3390/s8053542>
- Dogliotti, A. I. (2007). *Estimación de la biomasa fitoplanctónica mediante el sensoramiento remoto del color del mar y datos de campo en la plataforma continental patagónica*.
- Dörnhöfer, K., & Oppelt, N. (2016, May 1). Remote sensing for lake research and monitoring - Recent advances. *Ecological Indicators*, Vol. 64, pp. 105–122. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.12.009>
- Du, C., Wang, Q., Li, Y., Lyu, H., Zhu, L., Zheng, Z., ... Guo, Y. (2018). Estimation of total phosphorus concentration using a water classification method in inland water. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 71, 29–42. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.007>
- Figuroa, E. I., Márquez, A., Quiñonez, M., & Alatorre, L. C. (2015). *ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS RELATIVOS A LA CALIDAD DEL AGUA MEDIANTE PERCEPCIÓN REMOTA EN LA LAGUNA DE BUSTILLOS, CHIHUAHUA, MÉXICO*.
- Filstrup, C. T., & Downing, J. A. (2017). Relationship of chlorophyll to phosphorus and nitrogen in nutrient-rich lakes. *Inland Waters*, 7(4). <https://doi.org/10.1080/20442041.2017.1375176>
- Gómez, jose L., & Dalence, J. S. (2014). Determinación del parámetro sólidos suspendidos totales (SST) mediante imágenes de sensores ópticos en un tramo de la cuenca media del río Bogotá (Colombia). *UD y La Geomática*, 9, 19–27. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.udgeo.2014.9.a02>
- He, W., Chen, S., Liu, X., & Chen, J. (2008). Water quality monitoring in a slightly-polluted inland water body through remote sensing - Case study of the Guanting Reservoir in Beijing, China. *Frontiers of Environmental Science and*

*Engineering in China*, 2(2), 163–171. <https://doi.org/10.1007/s11783-008-0027-7>

- IDEAM. (2015). Atlas Climatológico de Colombia. Retrieved from <http://atlas.ideam.gov.co/visorAtlasClimatologico.html>
- Isenstein, E. M., & Park, M. H. (2014). Assessment of nutrient distributions in Lake Champlain using satellite remote sensing. *Journal of Environmental Sciences (China)*, 26(9), 1831–1836. <https://doi.org/10.1016/j.jes.2014.06.019>
- Japitana, M. V., & Burce, M. E. C. (2019). A Satellite-based Remote Sensing Technique for Surface Water Quality Estimation A Satellite-based Remote Sensing Technique for Surface Water Quality Estimation. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 9(2), 3965–3970. Retrieved from [www.etasr.com](http://www.etasr.com)
- Kulkarni, A. (2011). Water quality retrieval from landsat TM imagery. *Procedia Computer Science*, 6, 475–480. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2011.08.088>
- Lim, H., MatJafri, M., & Abdullah K. (2009). Algorithm For Turbidity Mapping Using Digital Camera Images From A Low-Altitude Light Aircraft. *Proceedings, 2009 2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology. Beijing, China*, 200–204. IEEE.
- Liu, S., Wang, L., Liu, H., Su, H., Li, X., & Zheng, W. (2018). Deriving bathymetry from optical images with a localized neural network algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(9), 5334–5342. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2814012>
- Liu, Y., Chen, Y., & Fang, X. (2018). A review of turbidity detection based on computer vision. *IEEE Access*, 6, 60586–60604. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2875071>
- Mas Monsonis, M. (2017). *Uso De La Teledetección Y Los Sig En La Vigilancia De La Calidad Del Agua: Aplicación al Mar Menor*. 165.
- Mendoza, M. del C. (2014). *Detección por satélite de parámetros limnológicos para evaluar la dinámica espacio-temporal de los lagos de planicies de inundación en la Amazonía Central Brasileira*.
- MINAMBIENTE. (2002). Política Nacional para humedales interiores de Colombia. *Estrategias Para Su Conservación y Uso Sostenible*, 67. Retrieved from [http://www.minambiente.gov.co/documentos/normativa/ambiente/politica/polit\\_nal\\_humedales\\_int\\_colombia.pdf](http://www.minambiente.gov.co/documentos/normativa/ambiente/politica/polit_nal_humedales_int_colombia.pdf)
- Olmanson, L. G., Brezonik, P. L., Finlay, J. C., & Bauer, M. E. (2016). Comparison of Landsat 8 and Landsat 7 for regional measurements of CDOM and water clarity in lakes. *Remote Sensing of Environment*, 185, 119–128. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.007>
- Pahlevan, N., Sarkar, S., Franz, B. A., Balasubramanian, S. V., & He, J. (2017). Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) data processing for aquatic science

- applications: Demonstrations and validations. *Remote Sensing of Environment*, 201. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.08.033>
- Parra M., A., & Hernández T., F. L. (2010). IDENTIFICACIÓN Y DELIMITACIÓN DE HUMEDALES LÉNTICOS EN EL VALLE ALTO DEL RÍO CAUCA MEDIANTE EL PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES DE SATÉLITE. *Ingeniería de Recursos Naturales y Del Ambiente*, 9(1692–9918), 77–78. Retrieved from <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=2311/231116434010>
- Parra Uzcátegui, A. (2014). Análisis Digital de Imágenes de Teledetección. In *Instituto de Fotogrametría, Facultad de Ingeniería Universidad de Los Andes*. Merida, Venezuela.
- Perdomo Vanegas, A. (2015). *PREDICCIÓN DE PARÁMETROS FÍSICO QUÍMICOS DE CALIDAD DEL AGUA MEDIANTE EL USO DE SENSORES REMOTOS: CASO DE ESTUDIO EMBALSE DEL NEUSA*.
- Pereira-Sandoval, M. A., Ruiz-Verdú, A., Carlos Jiménez, J., Tenjo, C., Delegido, J., Gibaja, G., ... Moreno, J. (2016). *Ajuste de los algoritmos OC2 y OC3 de MODIS para la obtención de la concentración de clorofila-a en lagos oligotróficos con Landsat-8: validación en el lago Titicaca Adjusting OC2 and OC3 MODIS algorithms for retrieving the chlorophyll-a concentration in oligotrophic lakes using Landsat-8: Validation on Lake Titicaca*. Retrieved from <http://revistas.udistrital.edu.co/ojs/index.php/azimut>
- Preciado Vargas, M., & Silva Rodríguez, J. (2015). *Estimación de concentración clorofila-a, con técnicas de teledetección a partir de un derrame de petróleo*.
- Ramirez, & Cardenosa, M. (1999). Indices de contaminación para caracterización de aguas continentales y vertimientos. Formulación. *CT y F - Ciencia, Tecnología y Futuro*, 1(5).
- Ramsar. (2010). Inventario de humedales: Marco de Ramsar para el inventario y la descripción de las características ecológicas de los humedales. *Manuales Ramsar Para El Uso Racional de Los Humedales*, 15(4°), 88. Retrieved from <http://www.ramsar.org/sites/default/files/documents/pdf/lib/hbk4-01sp.pdf>
- Rodríguez Perez, D., & Sobrino Navas Raquel. (2015). *Aplicación de la Teledetección y Modelos de Regresión en la Caracterización del Lago de Sanabria*. Retrieved from [http://e-spacio.uned.es/fez/eserv/bibliuned:grado-Ciencias-CAmb-Rsobrino/Sobrino\\_Navas\\_Raquel\\_TFG.pdf](http://e-spacio.uned.es/fez/eserv/bibliuned:grado-Ciencias-CAmb-Rsobrino/Sobrino_Navas_Raquel_TFG.pdf)
- Sun, D., Qiu, Z., Li, Y., Shi, K., & Gong, S. (2014). Detection of total phosphorus concentrations of turbid inland waters using a remote sensing method. *Water, Air, and Soil Pollution*, 225(5). <https://doi.org/10.1007/s11270-014-1953-6>
- Urrego, E. (2016). *Estimación de parámetros de calidad del agua del Lago de Maracaibo a partir de imágenes del satélite venezolano Miranda (VRSS-1)*.
- Wang, X., & Yang, W. (2019). Water quality monitoring and evaluation using remote-sensing techniques in China: A systematic review. *Ecosystem Health*

*and Sustainability*, Vol. 5. <https://doi.org/10.1080/20964129.2019.1571443>