



Universidad de la República
Facultad de Ciencias
Maestría en Ciencias Ambientales

Tesis presentada para obtener el título de:
Magíster en Ciencias Ambientales

Estimación remota y distribución espaciotemporal de la clorofila-a en lagos
artificiales suburbanos (Canelones, Uruguay)

Autor

Bernardo Vicente Zabaleta López

Orientadores

Dr. Marcel Achkar y Dr. Luis Aubriot

Tribunal

Dra. Carla Kruk, Dr. Daniel Conde y Dr. Ismael Díaz

Diciembre de 2020

ÍNDICE

AGRADECIMIENTOS	3
ACRÓNIMOS	3
RESUMEN	5
ABSTRACT	6
INTRODUCCIÓN	7
Introducción general.....	7
Evaluación de floraciones algales mediante teledetección	9
Justificación y Antecedentes.....	15
OBJETIVOS	19
Objetivo general.....	19
Objetivos específicos	19
MATERIALES Y MÉTODOS	20
Área de estudio	21
Diseño de muestreo.....	22
Muestreos	23
Análisis de laboratorio	24
Procesamiento de imágenes satelitales.....	24
Análisis de datos	25
Distribución espaciotemporal de la clorofila- <i>a</i>	27
RESULTADOS	29
Selección casos de estudio.....	29
Resultados análisis de laboratorio.....	31
Relación entre la información espectral y la clorofila- <i>a</i>	33
<i>Firmas espectrales</i>	33
<i>Predicción de la concentración de clorofila-<i>a</i></i>	34
<i>Dispersión en la predicción de la clorofila-<i>a</i></i>	38
<i>Predicción de la clorofila-<i>a</i> por rangos</i>	40
Distribución espacial y temporal de la clorofila- <i>a</i>	41
<i>Mapas de concentración de clorofila-<i>a</i></i>	41
<i>Patrones espaciotemporales de la clorofila-<i>a</i></i>	45
DISCUSIÓN	50
<i>Firmas espectrales</i>	51
<i>Estimación de la concentración de clorofila-<i>a</i></i>	55
Distribución espaciotemporal de la clorofila <i>a</i>	58
CONCLUSIONES Y PERSPECTIVA	60
BIBLIOGRAFÍA	63

AGRADECIMIENTOS

Esta tesis fue posible gracias a

Mis tutores Marcel y Luis por confiar en mí, compartir su conocimiento, experiencia, y acompañarme en todo el proceso con la mejor energía

Los miembros del tribunal que con sus aportes enriquecieron el trabajo

Mi familia que estuvo presente para darme para adelante, incentivar me a concluir las metas propuestas, aunque parezcan lejanas, así como apoyar y bancar desde siempre mi curiosidad

Ana Clara, mi compañera de vida y de oficina, que con su incondicional apoyo me hizo calcito para avanzar en todas las etapas del proyecto

Edwin da Costa por prenderme la lamparita al comienzo de la carrera

Todo el LDSGAT por estar ahí para lo que hizo falta y motivarme constantemente

Los compas de limno, principalmente a Elena, Hernán y Sol por darme tremenda mano en las salidas de campo

La investigación que da origen a los resultados presentados en la presente publicación recibió fondos de la Agencia Nacional de Investigación e Innovación bajo el código
POS_NAC_2017_1_141497

ACRÓNIMOS

AE: Autocorrelación Espacial

Clo-a: Clorofila-a

COD: Carbono Orgánico Disuelto

LIC: Reflectancia censada en el tope de la atmósfera

L2A: Reflectancia a nivel de superficie con corrección de *Rayleigh*

LDA: Análisis discriminante lineal

MOS: Materia Orgánica en Suspensión

ML: Modelo Lineal Múltiple

MSI: Multi Spectral Instrument

QGIS: Quantum GIS

Rrs: Reflectancia censada de forma remota

S-2: Sentinel-2

SNAP: Sentinel Application Platform

STS: Sólidos Totales en Suspensión

RESUMEN

La intensificación productiva agropecuaria aumenta la exportación de nutrientes a cuerpos de agua continentales y costeros, fenómeno que favorece los procesos de eutrofización y floraciones fitoplanctónicas; considerados mundialmente importantes problemáticas ambientales en cuanto afectan las funciones y servicios ecosistémicos. En Uruguay, los monitoreos a largo plazo cubren únicamente los principales cuerpos de agua debido a los costos y esfuerzos que supone evaluar la calidad del agua, en la actualidad, aún no existe un plan de monitoreo de gran alcance espacial y alta frecuencia. La teledetección representa una herramienta alternativa para monitorear cuerpos de agua continentales, el satélite Sentinel-2 de la Agencia Espacial Europea brinda imágenes de carácter público cada cinco días, con una resolución espectral y espacial que permite detectar floraciones fitoplanctónicas en ambientes medianos y pequeños, luego de una validación in-situ. El objetivo general de este trabajo fue estimar la clorofila-*a* y conocer su dinámica espacial en un conjunto de lagos suburbanos a partir de imágenes satelitales. Para ello, se realizaron cuatro muestreos in-situ en cinco lagos suburbanos de la Ciudad de la Costa, Canelones, donde se determinó la concentración de clorofila *a*, sólidos en suspensión y porcentaje de cianobacterias; por otro lado, se obtuvieron imágenes Sentinel-2 con una diferencia máxima de tres horas con el muestreo in-situ. Con esta información se ajustaron índices de relación de bandas mediante modelos lineales múltiples, para luego mapear la clorofila *a* y aplicar análisis geoestadísticos. Los resultados obtenidos muestran que el mayor ajuste se da con la relación de reflectancia entre rojo y *borde rojo*. Esta relación, permitió mapear las concentraciones de clorofila *a* en los lagos de estudio con un ajuste de $R^2=0.85$. El mapeo de la clorofila *a* en los lagos de estudio permitió observar su variabilidad interna, e identificar patrones espaciales en su distribución como son las zonas de acumulación de concentraciones fitoplanctónicas elevadas. Esta tesis es el primer trabajo en el país que permite monitorear de forma simultánea un conjunto de lagos, por lo tanto, es un aporte a las capacidades de monitoreo de gran alcance espacial y alta frecuencia de cuerpos de agua continentales del Uruguay.

Palabras clave: Teledetección, eutrofización, análisis espacial, Sentinel-2

ABSTRACT

The intensive land use increases the export of nutrients to inland water bodies. This phenomenon favors eutrophication processes and algal blooms, which are considered important environmental problems worldwide because they affect ecosystem functions and services. In Uruguay, long-term monitoring of inland waters only covers the main water bodies due to the costs and efforts involved in evaluating water quality. Currently, there is still no long-range and high-frequency monitoring program for these environments. Remote sensing represents an alternative tool to monitor this type of water bodies, the Sentinel-2 satellite of the European Space Agency provides public images every five days, with spectral and spatial resolution that allows the detection of algal blooms in medium and small water bodies, after in-situ validation. The general objective of this thesis was to estimate chlorophyll-*a* and to know its spatial dynamics in a set of suburban lakes from satellite images. For this, four in-situ samplings were carried out in five suburban lakes of the Ciudad de la Costa, Canelones. The concentration of chlorophyll-*a*, suspended solids and percentage of cyanobacteria were determined; on the other hand, Sentinel-2 images were obtained with a maximum difference of three hours with the in-situ sampling. With this information, band relationship indices were adjusted by multiple linear models, to then map chlorophyll-*a* and apply geostatistical analyzes. The results obtained show that the greatest adjustment occurs with the reflectance relationship between the red and the red edge regions. This relationship allowed mapping the chlorophyll-*a* concentrations in the study lakes with an adjustment of $R^2=0.85$. The mapping of chlorophyll-*a* in the study lakes allowed observing its internal variability, and identifying spatial patterns in its distribution, such as areas of accumulation of high phytoplankton concentrations. This thesis is the first work in the country that allows simultaneous monitoring of a set of lakes, therefore, it is a contribution to the capabilities of wide spatial and high frequency monitoring of inland water's in Uruguay.

Key words: Remote sensing, eutrophication, spatial analysis, Sentinel-2

INTRODUCCIÓN

Introducción general

La expansión de las fronteras agrícolas y urbanas experimentada mundialmente en las últimas décadas promueve el aumento de la exportación de nutrientes hacia los cuerpos de agua continentales y costeros (Carpenter et al. 2011; Lunetta et al. 2010; Molden et al. 2007). Este fenómeno favorece el proceso de eutrofización, el cual generalmente da lugar al aumento brusco de la biomasa fitoplanctónica (cianobacterias y algas eucariotas) o de macrófitas con respecto a un estado inicial (Margalef 1981). Cuando dicho aumento está dominado por una o dos especies de fitoplancton se denomina floración (Smayda 1997).

La eutrofización representa uno de los problemas más habituales en aguas superficiales de todo el mundo (Bonilla et al. 2015; Michalak et al. 2013), ya que impacta sobre la trama trófica, la biodiversidad y la calidad del agua (Chapin et al. 2011; Carpenter et al. 1998). Por lo tanto, la eutrofización afecta la conservación, limita los usos recreativos, de consumo animal y humano, lo que puede resultar en consecuencias sanitarias y económicas negativas (Conley et al. 2009; Dodds et al. 2009).

En general, el aumento de la concentración de nutrientes, el alto tiempo de residencia del agua, la baja turbidez, el incremento de la temperatura y de la radiación, generan condiciones apropiadas para el crecimiento fitoplanctónico. En sistemas acuáticos lénticos, el crecimiento excesivo de la biomasa fitoplanctónica suele estar dominado por cianobacterias (Bonilla et al. 2015; Burford y O'Donohue 2006). Esto ocurre, debido a su capacidad de aprovechar fluctuaciones en la disponibilidad de nutrientes, distintas intensidades lumínicas, migrar en la columna de agua, y por su gran plasticidad fenotípica (Aubriot y Bonilla 2018; Aguilera et al. 2017).

Las cianobacterias pueden producir toxinas perjudiciales para la biota acuática y terrestre, dentro de las cuales la más común es la microcistina, producida principalmente por el complejo *Microcystis aeruginosa* (Pearson et al. 2016; Brena y Bonilla 2009; Leflaive y Ten-Hage 2007; Carmichael 2001). En las últimas décadas la aparición de floraciones de cianobacterias ha aumentado globalmente en frecuencia, magnitud y duración (Burford et al. 2019; Huisman et al. 2018).

Para la determinación del estado trófico de cuerpos de agua continentales se han desarrollado numerosos índices que consisten en una expresión sencilla que resume un

conjunto de variables para describir el estado de un cuerpo de agua, facilitar su interpretación y comparación entre otros ambientes, las variables más utilizadas son la concentración de clorofila-*a* (*Clo-a*) como un indicador de la biomasa total, el fósforo total (*PT*) considerado como nutriente limitante, y en algunos casos el nitrógeno total y las propiedades ópticas del agua. Se destaca el índice clásico de Carlson (1977) que se define a partir de la *Clo-a*, transparencia y *PT* consideradas por separadas o en conjunto, si bien es ampliamente utilizado, debe adaptarse cuando se aplica en lagos con características diferentes a las que utilizó Carlson (1977). En este sentido, Salas y Martino (1991) propusieron un índice simplificado a partir del *PT* apropiado para determinar el estado trófico en lagos tropicales, años después, Cunha et al. (2013) actualizaron este índice en embalses tropicales y subtropicales, y además propusieron límites en las concentraciones de *PT* y *Clo-a* para los distintos estados tróficos.

Los índices mencionados proporcionan excelente información, actualmente se utilizan en programas de monitoreo de diversos países, y están permitiendo la consolidación de bases de datos históricas y su correspondiente análisis (Lin et al. 2020; Adamovich et al. 2019; DINAMA 2015). Sin embargo, para su aplicación es indispensable la obtención de muestras de agua y posterior análisis en laboratorio, lo cual en monitoreos de numerosos y/o extensos cuerpos de agua requiere un alto esfuerzo financiero, de tiempo, y en general una alta calificación de especialistas (Lins et al. 2017; Navalgund et al. 2007). Dichas restricciones, dificultan el uso de estas aproximaciones en monitoreos de alta frecuencia y limitan el análisis espacial de los ecosistemas (Tamm et al. 2019); necesarios por ejemplo para alertar a la población y prevenir el contacto de bañistas con floraciones fitoplanctónicas nocivas (Aubriot et al. 2020).

Los cambios en las comunidades fitoplanctónicas suelen ser rápidos durante procesos de floración, y en los casos de floraciones acumulativas, como es el caso del complejo *Microcystis*, son espacialmente heterogéneas (Wu et al. 2010). Por lo tanto, es crítico el uso de métodos capaces de rastrear estos cambios en una apropiada escala espacio-temporal que varía según el caso y tiene como finalidad definir alertas, tomar decisiones de gestión, preventivas, o de mitigación (Aubriot et al. 2017; Gallegos y Neale 2015; Smayda 1997). En este sentido, existen soluciones alternativas que sugieren combinar los métodos tradicionales con métodos como la teledetección, para disminuir las limitaciones de los métodos tradicionales, posibilitar la evaluación del fenómeno en grandes

superficies y en numerosos cuerpos de agua de forma simultánea, tal que se logró capturar la situación general (Toming et al. 2016; Pan et al. 2011; Ritchie et al. 2003).

Evaluación de floraciones algales mediante teledetección

La teledetección se comenzó a utilizar como herramienta para determinar la concentración de pigmentos fitoplanctónicos y sólidos en suspensión desde hace más de cuatro décadas, principalmente focalizada en océanos, estuarios y grandes lagos (Nechad et al. 2010; Vincent et al. 2004; Gons 1999; Gitelson et al. 1986; Gordon et al. 1980, 1985; Strong 1974). En la actualidad, los programas satelitales han evolucionado, aumentando la frecuencia de revisita, la resolución espectral y espacial, avances que permitieron expandir su uso hacia cuerpos de agua continentales de menor tamaño (Ansper 2018; Toming et al. 2016; Hansen et al. 2015). Sus principales potencialidades son la disminución de los costos de monitoreo con respecto a las metodologías tradicionales, la disponibilidad de series de datos temporales, monitorear numerosos ambientes simultáneamente, evaluar la variabilidad interna de los cuerpos de agua y la incidencia de variables asociadas, entre otras (Page et al. 2018; Chen et al. 2004; Ritchie et al. 2003).

Las técnicas de teledetección se basan principalmente en la interpretación de la Reflectancia censada de forma Remota (Rrs); que se define como la relación entre la radiación que emite la superficie y la radiación descendente (Ogashawara et al. 2017), con el fin de inferir los componentes del agua, la profundidad, las propiedades del fondo, entre otros. Los parámetros más utilizados para evaluar mediante dicha herramienta son la $Clo-a$, los Sólidos Totales en Suspensión (STS) y el Carbono Orgánico Disuelto (COD) (Giardino et al. 2019).

La $Clo-a$ absorbe radiación electromagnética principalmente en las regiones del azul (~490 nm) y rojo (~665 nm), por lo tanto, refleja en la región del verde (~560 nm) (Morel y Prieur 1977). De acuerdo a esta característica, en aguas oceánicas claras, la relación entre la reflectancia en las regiones azul y verde está asociada a la concentración de $Clo-a$ (Morel y Prieur 1977). A partir de esta proporción se han desarrollado numerosos índices de recuperación de la $Clo-a$ llamados *Ocean Color* (Gordon et al. 2012; O'Reilly et al. 1998), mediante fórmulas de regresión que funcionan con precisión en el rango 0-33 $\mu\text{g } Clo-a \text{ L}^{-1}$ (Schalles 2006). La estimación de la $Clo-a$ fitoplanctónica oceánica

mediante sensores satelitales es un procedimiento ampliamente desarrollado y aceptado globalmente, que brinda datos de calidad que permiten estudiar variaciones temporales y espaciales, así como relaciones entre la biomasa fitoplanctónica y dinámicas físico-químicas (Morel et al. 2007).

Los índices de recuperación de la *Clo-a* en océanos suponen que el fitoplancton es el constituyente ópticamente activo dominante y que los STS y el COD co-varían con la abundancia de fitoplancton (Schalles y Hladik 2012). Este supuesto no se cumple en aguas costeras, estuarinas y continentales, donde el COD y los STS están presentes en mayores contenidos, provienen de diversos orígenes y representan los constituyentes ópticamente dominantes principalmente en las regiones del azul, verde e infrarrojo cercano (~860 nm) (Spyrakos et al. 2017; Zheng et al. 2015; Gons et al. 2002). Por lo tanto, en aguas continentales no son aplicables los índices *Ocean Color* (Schalles 2006; Harding et al. 2005).

Spyrakos et al. (2017) recopilaron datos de *Rrs* hiperespectrales (resolución 1 nm) en longitudes de onda entre 400-800 nm, tomados de aguas de diversas partes del mundo con amplios gradientes de *Clo-a*, STS, COD y transparencia de Secchi. Utilizaron 3025 mediciones en aguas continentales (embalses y grandes ríos) y 568 en aguas oceánicas para generar agrupamientos por similitud, donde obtuvieron 12 grupos para las aguas continentales y 9 en aguas oceánicas. La figura 1 ilustra las características espectrales de dichos agrupamientos.

De acuerdo a los resultados obtenidos por Spyrakos et al. (2017) las agrupaciones espectrales de las aguas continentales generalmente presentaron en promedio una *Rrs* más alta que las oceánicas en longitudes de onda >600 nm. Sin embargo, ambos conjuntos mostraron una variación considerable en magnitud, incluso cuando presentan formas similares. Se destacan las diferencias en la región del verde; donde las aguas continentales tuvieron un promedio superior y presentaron mayor variabilidad que las oceánicas, por otro lado, las regiones del *borde rojo* (680–720 nm) y del infrarrojo cercano (720-1600 nm) siempre presentaron valores superiores en los conjuntos de aguas continentales (Fig. 1), estas características se asocian a la mayor concentración de constituyentes ópticamente activos, principalmente *Clo-a*, STS y COD.

En cuanto a la forma de las firmas espectrales, las aguas oceánicas en general presentan una tendencia decreciente hacia la región del infrarrojo cercano (*NIR*), a partir de un

máximo que se ubica en la región del azul. Sin embargo, algunas agrupaciones tienen una reflectancia menor en el azul que aumenta hacia el verde donde presentan un máximo, luego decrecen y vuelven a aumentar próximo al *borde rojo*, para luego decaer hacia la *NIR* (Fig. 1), éstas agrupaciones corresponden a concentraciones elevadas de *Clo-a* donde se encuentra la mayor diferencia entre la reflectancia en el azul y el verde, lo cual es el indicador utilizado por los índices *Ocean Color* (O'Reilly et al. 1998). En las agrupaciones de aguas continentales, a diferencia de las oceánicas, su reflectancia no decae hacia el infrarrojo cercano, si no que se estabiliza formando una meseta (Fig. 1). Se destaca que las pendientes máximas registradas entre el rojo y el *borde rojo*, corresponden a agrupaciones con altos contenidos de *Clo-a* (Spyrakos et al. 2017).

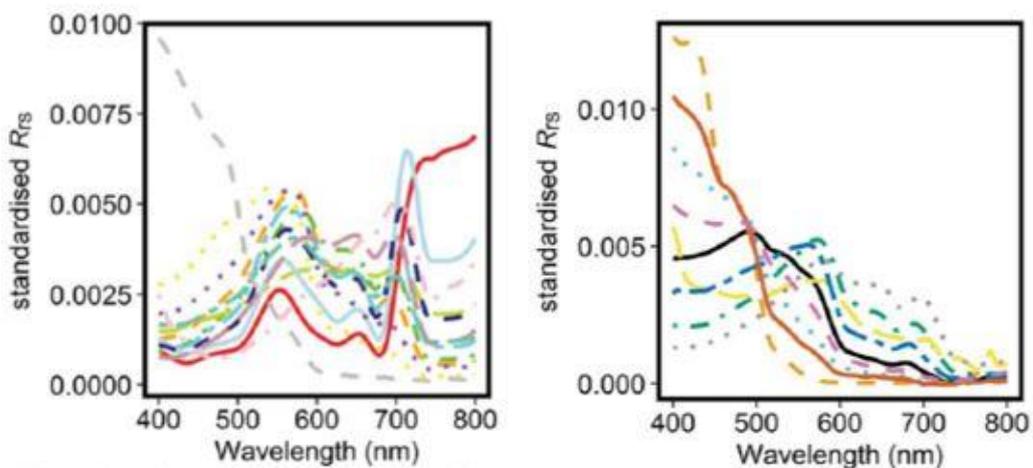


Figura 1: Firmas espectrales de la reflectancia (R_{rs}) media estandarizada censada con una precisión de 1 nm. Los espectros de aguas continentales se conforman por 12 agrupaciones generadas a partir de 3025 muestras (izquierda); los espectros de aguas oceánicas se conforman por 9 agrupaciones generadas a partir de 568 muestras (derecha). Extraído de Spyrakos et al. (2017)

Las características de la reflectancia de las aguas continentales son de mayor complejidad óptica, donde la R_{rs} es resultado de la interacción entre numerosos constituyentes, y dificulta la identificación aislada de sus comportamientos espectrales (Mishra y Mishra 2014). En este sentido, estos sistemas presentan mayores desafíos para aproximarse a la concentración de pigmentos fitoplanctónicos mediante la teledetección, tal que no existe un consenso en cuanto al uso de índices específicos para la estimación de la concentración de *Clo-a* (Nechad et al. 2015). Por ello, numerosas investigaciones han evaluado una alta diversidad de enfoques para aproximarse a las concentraciones de pigmentos

fitoplanctónicos en aguas ópticamente complejas a partir de datos multiespectrales (Page et al. 2018; Toming et al. 2016; Yacobi et al. 2011; Brando y Dekker 2003; Schalles et al. 1998).

En aguas continentales, las aproximaciones a la *Clo-a* con mayor éxito utilizan la reflectancia próxima al *borde rojo* (~700 nm) donde la *Clo-a* presenta su menor coeficiente de absorción; por ende, máxima *Rrs*, y en el rojo (~665 nm) donde presenta el mayor coeficiente de absorción y por lo tanto mínima *Rrs* (Gitelson et al. 1992). A partir de estas características se han desarrollado numerosos índices capaces de cuantificarla de forma remota, luego de un ajuste con información recogida in-situ (Watanabe et al. 2018; Ha et al. 2017). Se destacan las aproximaciones a partir de la magnitud de la *Rrs* en ~700 nm con respecto a una línea base tomada entre ~665 nm y ~750 nm, en este trabajo llamado *GIT* (Toming et al. 2016; Gitelson et al. 2000). También la normalización de la diferencia entre *Rrs* ~700 nm y ~665 nm, denominado Índice de Diferencia Normalizada de Clorofila (*NDCI*) (Mishra y Mishra 2012). Así como de la diferencia entre *Rrs* ~700 nm y ~665 nm ajustada con *Rrs* ~740 nm, para disminuir las interferencias en sistemas turbios altamente productivos, denominado índice *TBDO* (Dall'Olmo y Gitelson 2005) (Tabla 2).

Las aproximaciones a la *Clo-a* mediante la relación de la *Rrs* ~700 nm y ~665 nm han sido ampliamente utilizadas en aguas con alta biomasa fitoplanctónica, donde se han ajustado relaciones de bandas con una precisión de $R^2 > 0.8$ en diversos ecosistemas, entre ellos lagos, estuarios, ríos y también en laboratorio, con rangos amplios de concentración que van desde 0.1 a 350 $\mu\text{g Clo-a L}^{-1}$ (Matthews 2011). El valor máximo de dicho rango (350 $\mu\text{g Clo-a L}^{-1}$) fue considerado por Matthews (2014) como límite superior de detección de la *Clo-a* de forma remota en el análisis de numerosos y diversos cuerpos de agua lénticos, principalmente vinculado al desarrollo de espumas superficiales. Algunas investigaciones sugieren que la mayor precisión en la estimación remota de la *Clo-a* tiene como límite los 150 $\mu\text{g L}^{-1}$ debido a la saturación de reflectancia (Ansper 2018; Dörnhöfer et al. 2016). En este sentido, Ansper (2018) exploró la estimación de la *Clo-a* en numerosos cuerpos de agua lénticos con bases de datos in-situ independientes, y la mayor precisión la obtuvo en las bases de datos con concentraciones $< 150 \mu\text{g Clo-a L}^{-1}$. Por otro lado, Dörnhöfer et al. (2016) compilaron y analizaron antecedentes que aplicaron la teledetección para el monitoreo de lagos, y los mayores ajustes alcanzados ($R^2 > 0.8$) se

realizaron con concentraciones $<150 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. Por lo tanto, $150 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ es considerado el límite de estimación remota de la Clo-*a* (Matthews 2014).

El solapamiento de los comportamientos espectrales del COD, los STS y la Clo-*a* pueden introducir sesgos en la estimación remota de la Clo-*a* (Ha et al. 2017; Kutser et al. 2016). Por lo tanto, los índices deben ser ajustados con información in-situ del ambiente específico que se pretende monitorear. En el caso de monitorear numerosos ambientes, se realizan los ajustes a partir de la información de un conjunto representativo (Yang et al. 2017). En este sentido, se destaca la experiencia llevada a cabo en Sudáfrica donde Matthews et al. (2012) ajustaron un índice a partir de 74 mediciones in-situ de Clo-*a* tomadas entre 2003 y 2011 en cuatro lagos. Algunos años después, Matthews y Bernard (2015) aplicaron dicho ajuste a los 50 lagos más grandes de Sudáfrica y generaron una serie de 10 años de concentración de Clo-*a* estimada satelitalmente, luego la contrastaron con las campañas de monitoreo in-situ de esos lagos y si bien reportaron márgenes de error considerables en la estimación de concentraciones específicas, detectaron floraciones y variaciones temporales que concuerdan con las observaciones in-situ. Por lo tanto, sugieren que se incluya esta metodología como complemento a un programa de monitoreo nacional, donde no se pretende estimar con precisión las concentraciones de Clo-*a*, sino aportar mediante la identificación de floraciones y su evolución temporal en numerosos cuerpos de agua.

La estimación remota de la Clo-*a* permite obtener un dato para cada pixel de la superficie de un cuerpo de agua, esto permite caracterizar los patrones espaciales en la distribución del fitoplancton, e identificar áreas de crecimiento inicial o de acumulación frecuente de biomasa, los llamados puntos calientes. Por ejemplo, en la Bahía de Tokio, Yunus et al. (2015) realizaron un análisis de puntos calientes y como resultado reconocieron patrones espaciales en la distribución de las concentraciones elevadas en eventos de marea roja que permitieron identificar zonas de acumulación recurrente. Por otro lado, Copado et al. (2020) identificaron áreas de ocurrencia de floraciones algales en el Golfo de México, este resultado aportó a la focalización de los planes de monitoreo in-situ en estas áreas, además generaron un insumo de utilidad para las agencias gubernamentales para alertar a la población. En la actualidad, de acuerdo a la revisión bibliográfica realizada, no existen estudios que apliquen análisis de puntos calientes en cuerpos de agua lentos pequeños para analizar la dinámica espacial del fitoplancton.

Si bien la teledetección es una de las mejores herramientas para observar y explicar espacialmente las floraciones fitoplanctónicas, la cuantificación de estas representa un desafío en ambientes con altos contenidos de COD y STS. También se destacan incertidumbres en el ajuste de índices de relación de bandas espectrales con información in-situ debidas a las diferencias espaciales y/o temporales entre la toma de muestra in-situ y la señal detectada por el sensor, así como por errores introducidos durante los procesos de corrección atmosférica (Zheng y DiGiacomo 2017; Mouw et al. 2015; Palmer et al. 2015).

La señal detectada por los sensores satelitales ópticos consiste en la reflectancia censada en el tope de la atmósfera, que se conforma por la reflectancia de la superficie y por efectos ópticos vinculados a la absorción y dispersión de componentes atmosféricos (Candiani et al. 2007). Por lo tanto, para recuperar la reflectancia de la superficie del agua se deben eliminar dichas interferencias mediante procedimientos de corrección atmosférica (Shanmugam 2012; Matthews 2011). Recientemente se han desarrollado correctores atmosféricos específicos para aguas continentales (Vanhellemont y Ruddick 2016; Sterckx et al. 2015). Se destaca el software *ACOLITE* el cual procesa imágenes del sensor *Multi Spectral Instrument (MSI)* a bordo del satélite Sentinel-2.

Los procesamientos de *ACOLITE* son específicos para aguas costeras y continentales, ya que elimina los efectos de dispersión de aerosoles en aguas claras y turbias, a partir de la suposición de que la contribución del agua en la reflectancia del infrarrojo (1610-2130 nm) es despreciable. Por lo tanto, su magnitud depende únicamente de los aerosoles y conocer su aporte permite extrapolarlo a las bandas del visible e infrarrojo cercano (Martins et al. 2017). Asimismo, *ACOLITE* ha sido probado con éxito para la detección de *Clo-a* mediante imágenes *MSI* en lagos medianos (12.5 ha), extremadamente turbios y con zonas estrechas (Ansper 2018). Aunque los procesamientos de corrección atmosférica eliminan las interferencias asociadas al censado de la señal espectral, y permiten realizar comparaciones entre imágenes de diferentes zonas y fechas (Chuvieco 2002), algunas investigaciones han estimado *Clo-a* con mayor precisión a partir de imágenes sin corrección atmosférica (Matthews et al. 2012; Gower et al. 2005). Por lo tanto, no existe consenso en el uso específico de procesamientos de corrección atmosférica para la estimación de *Clo-a*, generalmente para el ajuste de índices de relación de bandas se trabaja con información espectral a distintos niveles de procesamiento (Ansper 2018; Toming et al. 2016).

El sensor *MSI* del satélite Sentinel-2 de la Agencia Espacial Europea es parte del programa *Copernicus* y fue puesto en órbita en 2015. Principalmente pretende aportar a al monitoreo de zonas costeras y continentales proporcionando imágenes de libre acceso con una frecuencia de 5 días y una resolución espectral de 13 bandas; con una centrada en 705 nm, lo cual es una ventaja en la estimación de la concentración de *Clo-a* (Dörnhöfer et al. 2018; Liu et al. 2017; Soria et al. 2017; Kutser et al. 2016). Asimismo, su resolución espacial permite evaluar lagos pequeños (Tabla 1) (Toming et al. 2016).

Tabla 1: Principales características de las bandas del sensor *Multi Spectral Instrument* a bordo de Sentinel-2. Fuente: Agencia Espacial Europea (2013)

Bandas S-2	λ (nm)	Resolución (m)	Descripción
B1	443	60	Ultra Azul (Aerosol)
B2	490	10	Azul
B3	560	10	Verde
B4	665	10	Rojo
B5	705	20	Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR)
B6	740	20	Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR)
B7	783	20	Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR)
B8	842	10	Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR)
B8A	865	20	Visible e Infrarrojo Cercano (VNIR)
B9	940	60	Onda Corta Infrarroja (SWIR)
B10	1375	60	Onda Corta Infrarroja (SWIR)
B11	1610	20	Onda Corta Infrarroja (SWIR)
B12	2190	20	Onda Corta Infrarroja (SWIR)

Justificación y Antecedentes

En Uruguay, la problemática asociada a procesos de eutrofización y floraciones fitoplanctónicas está instalada desde hace décadas en numerosos ecosistemas (Bonilla et al. 2015), de los cuales se destacan embalses de producción hidroeléctrica (Bordet et al. 2017; González-Piana et al. 2017), lagunas costeras (Crisci et al. 2017; Aubriot et al. 2005), playas del Río de la Plata (Aubriot et al. 2020; Kruk et al. 2019), canteras abandonadas y lagos urbanos (Martigani 2017), así como también en ríos y arroyos (Aubriot et al. 2017). Sin embargo, existe escasa información sobre el estado de situación de represas medianas con fines productivos (Bonilla et al. 2015). Las causas identificadas principalmente refieren a la expansión del agronegocio y aportes puntuales urbanos e agroindustriales (Bonilla et al. 2015; Chalar et al. 2011; Ernst y Siri-Prieto 2011; Bonilla et al. 2006; Conde et al. 2002).

Las aproximaciones desde índices de estado trófico son aplicadas en estudios de ambientes acuáticos de Uruguay, se destacan entre otros, Aubriot et al. (2017) quienes utilizaron los umbrales propuestos por Cunha et al. (2013) para determinar niveles de alerta en la Cuenca del Río Santa Lucía, en esta misma cuenca DINAMA (2015) evaluaron la evolución temporal del estado trófico de numerosos tributarios zonificados por subcuencas a partir del uso de diversos índices. Por otro lado, Fabre et al. (2010) compararon el estado trófico de lagos artificiales suburbanos clasificándolos de acuerdo al enfoque de Salas y Martino (1991).

Desde hace años se realizan grandes esfuerzos para evaluar la eutrofización en diversos cuerpos de agua distribuidos en todo el territorio nacional (Haakonsson et al. 2017; Kruk et al. 2015), así como para identificar su relación con los usos del suelo (Aubriot et al. 2017; Rodríguez Gallego et al. 2017; Díaz 2013) y con variables ambientales (Kruk et al. 2017; Martínez de la Escalera et al. 2017; Segura et al. 2017). Asimismo, se desarrollan herramientas de predicción de floraciones del complejo *Microcystis aeruginosa* (Haakonsson et al. 2020; Crisci et al. 2017; Segura et al. 2017; Kruk et al. 2011), y métodos alternativos que apuntan a minimizar los costos de monitoreo, por ejemplo, a partir de fluorescencia (Cremella et al. 2017). Sin embargo, Bonilla et al. (2015) dejaron de manifiesto los grandes vacíos de información sobre la calidad del agua en la mayor parte del territorio nacional a partir de la compilación y análisis de la base de datos de calidad de agua más completa para Uruguay (con datos de DINAMA, OSE, UDELAR, Intendencias).

En cuanto a la aplicación de la teledetección en ecosistemas acuáticos, se destacan los trabajos en el estuario del Río de la Plata realizados por Martínez et al. (2005) y Armstrong et al. (2004), quienes exploraron la aplicación de índices *Ocean Color* y sugieren que la relación de la *Rrs* entre las regiones azul y verde funciona como aproximación a la concentración de *Clo-a* únicamente en las aguas subtropicales de Brasil, donde la salinidad es alta y la concentración de STS y COD es baja. Sin embargo, sobreestima significativamente la *Clo-a* en las aguas de transición características del estuario debido a los altos contenidos de COD y STS producto de los aportes desde los sistemas fluviales. Asimismo, destacan la necesidad de profundizar en el desarrollo de metodologías y el ajuste de índices para la detección de *Clo-a* en aguas ópticamente complejas como las continentales y estuarinas.

En el Río Uruguay, específicamente en el embalse de Salto Grande se aplican técnicas de teledetección desde la investigación de Drodz et al. (2014). Por su parte, CARU (2016) caracterizaron las principales firmas espectrales y las vincularon con las concentraciones de Clo-*a*. Recientemente Drodz et al. (2019) han ajustado con éxito relaciones de bandas espectrales de distintos sensores a partir de los muestreos in-situ realizados por la CARU entre 2012 y 2016.

En la Laguna del Sauce, Caussi (2018) mapeó concentración de Clo-*a* a partir del desarrollo de modelos lineales múltiples. Para ello utilizó los resultados obtenidos de dos campañas de muestreo coincidentes con el pasaje del satélite Landsat-8 donde midió Clo-*a* in-situ y alcanzó un total de 24 muestras en un rango de concentración entre 3 y 8 µg Clo-*a* L⁻¹. El mapeo fue generado a partir de las ecuaciones resultantes de los modelos lineales múltiples realizados con distintas combinaciones de bandas, con un ajuste de R²=0.51. Se destaca como principales limitantes las bajas concentraciones y el gradiente acotado de Clo-*a*, así como también la falta de una banda centrada próxima a 700 nm. En el país, aún no se han realizado experiencias de teledetección que permitan estimar y mapear concentraciones de Clo-*a* en ambientes pequeños y medianos.

En Uruguay existen una gran cantidad de represas con fines productivos, hasta el año 2015 habían registrados 1363 embalses pequeños y medianos con fines de consumo animal, industriales, riego y otros usos agropecuarios (MVOTMA 2017). En las últimas décadas se identificaron tendencias crecientes de la agricultura intensiva, la cual se expandió y consolidó en todo el territorio nacional en suelos con alto y bajo potencial productivo (Gazzano et al. 2019). En paralelo con este proceso de intensificación se han generado políticas de conservación de suelos (Ley 15239, Decreto 405/008) que regulan prácticas agrícolas con la finalidad de disminuir el impacto sobre las aguas continentales, aunque aún con resultados inciertos.

La tendencia de aumento de la agricultura intensiva es acompañada y fomentada por políticas que promueven el aumento en la producción de granos (soja, maíz, arroz, etc), entre estas se destaca la reciente (2017) aprobación de una serie de modificaciones a la Ley 16.858 de Riego con Destino Agrario que promueven la construcción de represas con fines de riego. Por lo tanto, se espera que en los próximos años aumente considerablemente la cantidad de represas con fines de riego. Esto favorece los procesos de eutrofización, ya que si bien los sistemas fluviales pueden presentar elevada concentración de nutrientes sin manifestar crecimiento fitoplanctónico (Aubriot et al.

2017; Bonilla et al. 2015), cuando son represados se generan condiciones favorables para el desarrollo de floraciones fitoplanctónicas (Conde et al. 2002).

Al contexto actual de intensificación productiva se le agregan las predicciones de cambio climático para la región, las cuales indican aumentos de temperatura y de precipitaciones (Franco et al. 2020; IPCC 2014), que favorecen la exportación de nutrientes y los procesos de eutrofización (Paerl 2017; Sinha et al. 2017). La combinación de eutrofización, alteraciones hidrológicas y cambio climático (O'Neil et al. 2012) es identificada a nivel mundial como las principales forzantes del aumento en frecuencia, magnitud y duración de las floraciones algales (Burford et al. 2019; Ho et al. 2019).

A esta situación de tendencias que favorecen los procesos de eutrofización y las floraciones fitoplanctónicas se suma que en el país aún no existe una reglamentación acerca del seguimiento de proyectos de represas con fines productivos, a excepción de la evaluación de impacto ambiental del proyecto de construcción de represas mayores a 100 ha (Decreto 349/005). Si bien se han desarrollado herramientas para monitorear con alta frecuencia numerosos sitios en un curso fluvial mediante boyas automatizadas (Aubriot et al. 2018), o a través de la teledetección, así como mediante la detección visual de cianobacterias realizada por guardavidas (Risso et al. 2019). Aún no se ha avanzado en programas de monitoreo satelitales de alta frecuencia que permitan adquirir información de numerosos ambientes de forma simultánea.

En este contexto, es fundamental desarrollar herramientas remotas validadas con información in-situ en diversos ecosistemas acuáticos. Para ello es necesario focalizar los esfuerzos en conjuntos de cuerpos de agua, para luego avanzar a otros sistemas. Por lo tanto, el presente trabajo pretende estimar de forma remota la concentración de Clo-*a* en un conjunto de lagos urbanos pequeños y medianos de la Ciudad de la Costa, Canelones. La finalidad de este abordaje es generar un insumo que complemente las metodologías de monitoreo tradicionales, de bajo costo y que permita detectar cambios espaciales y temporales en la formación de floraciones fitoplanctónicas en ambientes lénticos. De este modo, se espera contribuir a la optimización y mejoramiento de las capacidades de monitoreo a nivel nacional.

OBJETIVOS

Objetivo general

Estimar la clorofila-*a* y evaluar su dinámica espacial en lagos suburbanos, pequeños y medianos de Ciudad de la Costa, mediante el ajuste de índices de relación de bandas espectrales de imágenes satelitales.

Objetivos específicos

- Analizar la variabilidad de indicadores ópticos en un conjunto de lagos suburbanos, pequeños y medianos de Ciudad de la Costa a lo largo de un año.
- Identificar relaciones entre la información espectral y la concentración de clorofila-*a* total en los casos de estudio.
- Modelar la distribución espaciotemporal de la clorofila-*a* en los casos de estudio para predecir zonas de acumulación de concentraciones elevadas

MATERIALES Y MÉTODOS

La estrategia metodológica integró la determinación de la clorofila-*a*, porcentaje de cianobacterias y sólidos en suspensión en cuatro campañas estacionales de muestreos in-situ en cinco lagos, con el análisis de imágenes *MSI/Sentinel-2* censadas con una diferencia de +/- 3 horas con el muestreo in-situ. Para conocer la incidencia de las correcciones atmosféricas en la estimación de la Clo-*a*, se trabajó con imágenes corregidas atmosféricamente (nivel *L2A*) y sin correcciones atmosféricas (nivel *L1C*). Con el objetivo de estimar de forma remota la concentración de Clo-*a* se realizaron análisis estadísticos a partir de modelos lineales múltiples y clasificaciones supervisadas (Fig. 2). Se tomaron como casos de estudio cinco lagos sub-urbanos públicos de la Ciudad de la Costa, Canelones. El área de estudio se escogió principalmente debido a que estos lagos presentan en conjunto un amplio gradiente en su estado trófico, así como en su comunidad fitoplanctónica (Aguilera et al. 2017; Somma 2014; Fabre et al. 2010), además de la facilidad de acceso y proximidad, lo cual favorece la coincidencia de los muestreos con la captura de las imágenes y condiciones atmosféricas de cielo despejado.

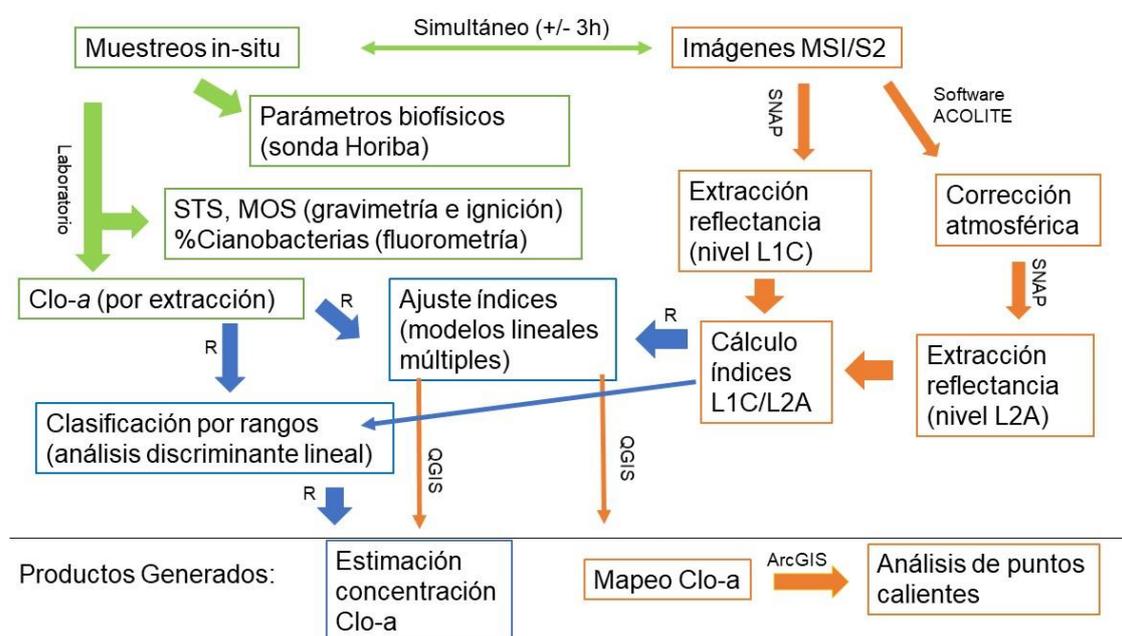


Figura 2: Estrategia metodológica. Imágenes *MSI/S2*: Imágenes satelitales del sensor Multi Spectral Instrument a bordo del satélite Sentinel-2. SNAP: Sentinel Application Platform. Nivel *L2A*: imágenes corregidas atmosféricamente, reflectancia superficial. Nivel *L1C*: imágenes sin corrección atmosférica, reflectancia censada en el tope de la atmósfera. R: software estadístico libre. QGIS: Sistema de Información Geográfica de software libre. STS: Sólidos totales en suspensión. MOS: Materia orgánica en suspensión. En verde se muestran las actividades de los muestreos in-situ, en naranja las vinculadas al procesamiento de imágenes y en azul a los análisis estadísticos

Área de estudio

El área de estudio comprende un conjunto de lagos artificiales ubicados próximos a la costa del departamento de Canelones, entre la Av. Giannattasio y la ruta nacional n° 101 (Fig. 3), que son utilizados con fines recreativos y paisajísticos. Este conjunto de lagos fue originado a partir de la remoción de depósitos arenosos desde la década de 1940 (Techera et al. 2004), y el posterior aporte de agua de lluvia y de napas freáticas. Son lagos monomícticos, con un período de estratificación durante el verano seguido de la mezcla de la columna de agua en otoño e invierno (Fabre et al. 2010). Han sufrido un progresivo deterioro en la calidad de sus aguas principalmente debido a la creciente urbanización, que promovió el aporte de nutrientes por falta de saneamiento, filtraciones de cámaras sépticas y vertidos directos de efluentes domésticos e industriales (Delbene et al. 2011). En este sentido se han clasificado en su mayoría como hipereutróficos según los niveles de Clo-*a*, con casos mesoeutróficos y eutróficos (Fabre et al. 2010). Asimismo, tanto en periodos estivales como anuales se producen floraciones fitoplanctónicas con diferentes especies predominantes, que se favorecen principalmente de la retroalimentación desde los sedimentos anóxicos y los aportes puntuales (Martigani 2017; Somma 2014; Fabre et al. 2010; Vidal y Kruk 2008).

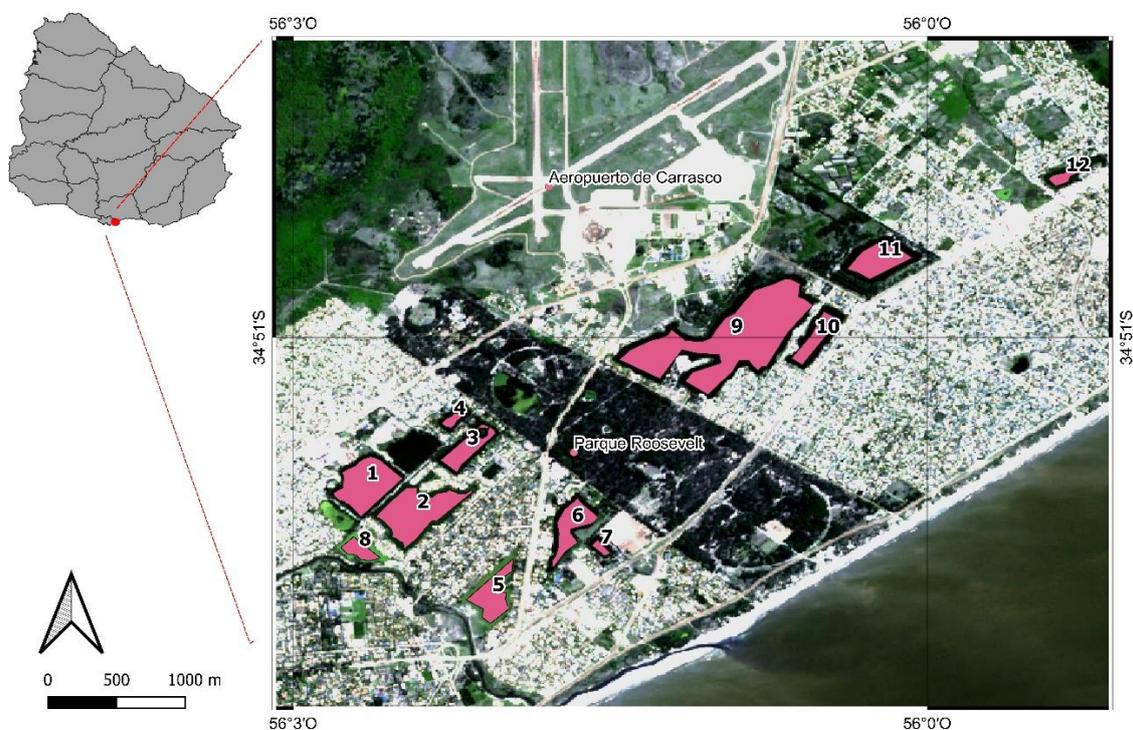


Figura 3: Área de estudio. Lagos artificiales sub-urbanos de la Ciudad de la Costa, Canelones, Uruguay. Espejos de agua numerados y simplificados en polígonos utilizados para extraer la información espectral necesaria para seleccionar los casos de estudio

Diseño de muestreo

Los casos de estudio fueron seleccionados mediante un pre-procesamiento aplicado al conjunto de 12 lagos de esta zona. Las capacidades logísticas permitieron muestrear en campo un total de cinco lagos, por lo tanto, se seleccionaron los cinco lagos con mayores diferencias de acuerdo a un pre-procesamiento realizado mediante indicadores ópticos de aproximación cualitativa a la transparencia, Clo-*a* y COD, evaluados estacionalmente durante un año. Para ello se descargaron cuatro imágenes MSI/Sentinel-2 del sitio <https://scihub.copernicus.eu/dhus/> correspondientes a las fechas 18/09/2017, 12/12/2017, 15/02/2018 y 20/06/2018. En primer lugar, se generaron los polígonos correspondientes a la superficie de los espejos de agua con una distancia mínima a la costa de 10 m (Fig. 3). Luego se extrajo la reflectancia de acuerdo al promedio de las bandas 2 (~490 nm), 3 (~560 nm), 4 (~665 nm) y 5 (~705 nm) de los píxeles ubicados dentro de los polígonos generados. Con la información espectral obtenida se calcularon indicadores ópticos.

Los indicadores ópticos fueron utilizados para comparar de forma cualitativa el conjunto de lagos y no para determinar específicamente las variables de aproximación. Como aproximación a la Clo-*a* se calculó el *NDCI* (Tabla 2) (Mishra y Mishra 2012). En cuanto a la transparencia del agua se utilizó como indicador el cociente entre la reflectancia en azul (~490 nm) y verde (~560 nm), que fue aplicado con éxito en un conjunto de embalses con un amplio gradiente de estado trófico en España (Delegido et al. 2019). Como aproximación cualitativa al COD se utilizó el cociente entre el verde y rojo (~665 nm), reportado por Zhu et al. (2014), Kutser et al. (2005) y validado posteriormente por Toming et al. (2016) en un conjunto de lagos de Estonia con características diversas en cuanto a su estado trófico, profundidad y tamaño.

Con la finalidad de identificar cinco casos de estudio que sean diferentes entre sí, se procedió a generar cinco grupos de lagos con la mayor similitud de acuerdo a la información estandarizada de los indicadores utilizados (*NDCI*, B2/B3, B3/B4), para ello se realizó un análisis de agrupamiento *k-means* de cinco grupos en el software *PAST*. De cada agrupación de lagos resultante se seleccionó un lago como caso de estudio, utilizando como criterio aspectos logísticos y características específicas de los indicadores ópticos utilizados. El lago ubicado entre los lagos 1 y 4 no se incluyó en el análisis ya que estuvo con obras de construcción durante las fechas utilizadas (Fig. 3).

Muestreos

Se realizaron cuatro campañas de muestreo estacional correspondientes a las fechas: 14/08/2018, 07/12/2018, 16/05/2019 y 08/10/2019 en cinco sitios. La selección de la fecha coincidió específicamente con el paso de Sentinel-2 y con condiciones de cielo despejado, los muestreos tuvieron una diferencia máxima de 3 horas con respecto al pasaje de Sentinel-2. De esta forma se obtuvo un total de 20 muestras in situ, que, según Olmanson et al. (2001), es considerada como una cantidad aceptable de observaciones in situ para este tipo de estudios.

La extracción de la información de reflectancia se realizó considerando cuadrículas formadas por 3x3 píxeles (90 m²) con una distancia mínima a la costa de 10 m (Fig. 4). Se realizó este procedimiento, ya que los datos pueden no ser precisos para un solo píxel (Clark et al. 2017). Las muestras de agua fueron colectadas dentro de las cuadrículas generadas, consistieron en tres réplicas de agua de 1 L en cada sitio, para ello, se utilizó un tubo de plástico de 9 m de largo apoyado en flotadores, conectado a una bomba de vacío manual y con un codo en su extremo que permitió tomar muestras de agua subsuperficial (5 cm de profundidad). La turbidez y los parámetros fisicoquímicos también fueron medidos in-situ en una muestra tomada con el tubo, para ello se utilizó la sonda Horiba U-52G. Las muestras de agua se mantuvieron en la oscuridad y se conservaron a 4 °C hasta su filtrado en filtros de fibra de vidrio MGF Munktell, que se realizó el mismo día del muestreo. Los filtros fueron congelados a -20 °C hasta el análisis de Clo-*a* realizado al día siguiente.



Figura 4: Ejemplo de grilla de extracción de información de reflectancia. Izquierda: lago Botavara con una grilla de 3x3 píxeles de 10x10 m cada uno (en rojo). Derecha: acercamiento a la grilla de 3x3 píxeles. Nótese la separación de la orilla con al menos un píxel puro de agua

Análisis de laboratorio

El análisis de las muestras de agua se realizó de acuerdo a los procedimientos estándar del laboratorio de Limnología, IECA, Facultad de Ciencias (APHA 2005). La Clo-*a* fue determinada mediante el método de extracción con etanol caliente (ISO-10260 1992). Los STS y la Materia Orgánica en Suspensión (MOS) fueron cuantificados de acuerdo al método de gravimetría e ignición (450 °C), respectivamente (APHA 2005). Mientras que la concentración de cianobacterias se determinó como porcentaje de Clo-*a* perteneciente a cianobacterias, mediante lecturas fluorométricas de Clo-*a* y ficocianina (fluorómetro Acuafluor Turner Designs) de acuerdo con Cremella et al. (2018).

Procesamiento de imágenes satelitales

Las imágenes del sensor *MSI* del satélite Sentinel-2 se obtuvieron del sitio web <https://scihub.copernicus.eu/dhus/>, que proporciona datos ilimitados *MSI/S-2* a nivel *L1C* para descarga con acceso abierto. El nivel *L1C* incluye correcciones radiométricas y geométricas con orto-rectificación de la reflectancia en el tope de la atmósfera y el registro espacial en un sistema de referencia global (Fletcher et al. 2012). Los productos disponibles para la descarga se denominan gránulos y son disponibilizados en 13 imágenes en formato JPEG-2000 comprimidas, correspondientes a las bandas por separado; cada gránulo cubre una superficie de 100 x 100 km con proyección universal Mercator (UTM) - sistema geodésico mundial 1984 (WGS84).

Para la extracción de la información de reflectancia se utilizaron los polígonos correspondientes a las grillas de los sitios de muestreo (Fig. 5). En primer lugar, se extrajo el promedio de la *Rrs* de cada grilla con las imágenes a nivel *L1C*, y luego se convirtieron en reflectancia superficial mediante la corrección atmosférica del software *ACOLITE* (v20181210.0), el cual incluye una corrección de *Rayleigh* para la dispersión molecular y corrección de aerosol (Ansper 2018), y se extrajo el promedio de cada grilla de la reflectancia superficial (*L2A*). El procesamiento de las imágenes y la extracción de la información espectral se realizaron en la Sentinel Application Platform (*SNAP*) de la Agencia Espacial Europea.

Análisis de datos

En primer lugar, se evaluaron asociaciones entre las variables del agua mediante el test no paramétrico de Spearman, se utilizó un método no paramétrico ya que los datos utilizados no cumplieron con el supuesto de normalidad, este test fue realizado en el software *PAST* (Legendre y Legendre 1998).

Dado que numerosos antecedentes han detectado diferencias en la estimación de la Clo-*a* de acuerdo a su concentración, se analizó el comportamiento de las firmas espectrales de acuerdo a rangos, para ello, se clasificó la Clo-*a* evaluada in-situ en tres grupos según los niveles guía establecidos por la Organización Mundial para la Salud para aguas recreacionales (Chorus y Bartram 1999), donde los casos menores a 10 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ componen nivel guía 0, los casos entre 10 y 50 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ el nivel guía 1 y los mayores a 50 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ el nivel guía 2. Esta clasificación permitió agrupar los casos de estudio en tres grupos, para cada grupo se graficó la información espectral con corrección atmosférica (*L2A*) y sin corrección atmosférica (*L1C*) entre las bandas 2 (490 nm) y 8A (865 nm) de Sentinel-2 (Tabla 1). Se evaluaron diferencias estadísticamente significativas entre las bandas y los cocientes de bandas de los tres grupos mediante el test no paramétrico de Mann-Whitney, por otro lado, se evaluaron diferencias de las bandas entre los tres grupos de Clo-*a*, para ello se aplicó en primer lugar el test Kruskal-Wallis y luego en muestras pareadas el test Mann-Whitney utilizando el software *PAST* (Legendre y Legendre 1998).

Para estimar las concentraciones de Clo-*a* se ajustaron índices de relación de bandas mediante regresiones lineales múltiples donde se generaron Modelos Lineales múltiples (ML) a partir de la Clo-*a* determinada in-situ y la reflectancia obtenida a nivel *L2A* y *L1C* (Tabla 2), fue posible utilizar esta metodología en cuanto se cumplieron los supuestos de regresión lineal múltiple. En el desarrollo de los ML, la información espectral se utilizó como variable explicativa o predictora (X) y la Clo-*a* como la variable de respuesta (Y); la cual se pretende predecir. Los datos de Clo-*a* evaluada in-situ que se utilizaron en el desarrollo de los ML fueron aquellos pertenecientes al rango 0-350 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ ya que fue identificado en los antecedentes como el rango máximo de alcance de las estimaciones mediante teledetección (Matthews 2011). Los procedimientos mencionados fueron realizados en el software libre *R* (R Core Team 2013).

Para explorar posibles ajustes que aumenten la exactitud de la predicción, se agregaron bandas y combinaciones de bandas como variables predictivas. Previo a la adición de estas variables se descartó su co-linealidad a partir del test no paramétrico de *Spearman*, donde se consideraron co-lineales aquellos casos donde $R_s > 0.85$, una vez realizado los modelos se verificó la ausencia de colinealidad mediante el Factor de Inflación de la Varianza (VIF) donde valores < 1 no presentan colinealidad, entre 1 y 5 podría haber colinealidad y valores > 5 presentan problemas de colinealidad. Fueron tomados como válidos los ML donde todas las variables predictoras resultaron significativas en su adición al modelo, aquellos que generaron residuales con distribución normal de acuerdo al test Shapiro-Wilk (Shapiro y Wilk 1965), y presentaron homogeneidad en su varianza según el test Breusch-Pagan (Breusch y Pagan 1979). La exactitud de predicción de los ML fue evaluada mediante el parámetro R^2 ajustado y el Criterio de Información de Akaike (AIC) (Akaike 1974).

Tabla 2: Índices utilizados como variable explicativa en los modelos lineales realizados

Acrónimo	Fórmula	Referencia
GIT	$\propto Rrs(705\text{ nm}) - \frac{Rrs(665\text{ nm}) + Rrs(740\text{ nm})}{2}$	Gitelson et al. (1992)
TBDO	$\propto Rrs(740\text{ nm}) * \left(\frac{1}{Rrs(665\text{ nm})} - \frac{1}{Rrs(705\text{ nm})} \right)$	Dall' Olmo y Gitelson (2005)
NDCI	$\propto \frac{Rrs(705\text{ nm}) - Rrs(665\text{ nm})}{Rrs(705\text{ nm}) + Rrs(665\text{ nm})}$	Mishra y Mishra (2012)

Para predecir la concentración de Clo-*a* por rangos se realizó un Análisis Discriminante Lineal (LDA), el cual es un método de clasificación supervisada de variables categóricas cualitativas donde la variable de respuesta (Y) es conformada por dos o más clases conocidas y nuevas observaciones se clasifican en función de sus características. La clasificación estima la probabilidad de que una observación en función de la variable predictiva (X) pertenezca a una clase de Y. Este método resulta eficiente cuando se tiene más de dos clases de respuesta y a pesar de que se utilice un tamaño muestral pequeño (James et al. 2013). Se utilizaron las tres clases de Clo-*a* como variable Y, mientras que como variables X se introdujeron las combinaciones de índices y bandas que tuvieron mayor éxito en los ML. Para evaluar el ajuste en las clasificaciones, se realizó el análisis omitiendo una observación del conjunto de datos, y luego se estimó el valor de Y de esa observación en función de su valor de X, este procedimiento se repitió para todas las

observaciones del conjunto de datos (James et al. 2013). El *LDA* fue realizado en el software libre *R* (R Core Team 2013).

Distribución espaciotemporal de la clorofila-*a*

El análisis de la distribución espacial y temporal de la Clo-*a* tuvo como finalidad identificar patrones espaciales en las concentraciones de los lagos de estudio.

En primer lugar, se mapeo la Clo-*a* en los cinco lagos de estudio utilizando las ecuaciones resultantes de los cuatro modelos lineales con mayor R^2 para cada índice tanto a nivel *L1C* como *L2A* en la imagen del 14/08/2018. Luego se seleccionó el modelo lineal que más se ajusta para el mapeo de Clo-*a* y se aplicó su respectiva ecuación a las cuatro imágenes correspondientes a los días de muestreos in-situ. De esta forma los píxeles de cada lago contienen un valor propio de concentración de Clo-*a*.

Con el fin de evaluar la dispersión espacial de la Clo-*a* en cada lago para las fechas de los muestreos in-situ se utilizó la Auto-correlación Espacial (AE), la cual refleja el grado en que determinados objetos en una unidad espacial son similares a los objetos en unidades próximas. Para ello se utilizó el *I* de Moran, que es una medida de la AE; es el coeficiente de correlación de Pearson con una matriz de ponderación de ubicación espacial. La hipótesis nula responde a la afirmación H_0 : la configuración espacial es aleatoria, y la alternativa H_a : la configuración espacial no es aleatoria. El nivel de significancia indica la probabilidad de rechazar la hipótesis nula (Moran 1948).

Para detectar patrones de distribución de la Clo-*a* en cada lago se realizaron análisis de *hot spots* o “puntos calientes” basados en la concentración de Clo-*a* estimada de acuerdo al modelo lineal seleccionado para mapear las cuatro fechas de muestreos in-situ. Dicho análisis identifica agrupamientos estadísticamente significativos llamados puntos calientes o fríos. En este estudio se consideró el parámetro *Gi* del método Getis-Ord (Getis y Ord 1992), que define punto caliente cuando una entidad tiene un valor alto y las entidades que lo rodean también tienen valores altos; para los puntos fríos es igual pero inverso. Cuando el estadístico *Gi* es positivo son estadísticamente significativos, y cuanto más grande, es más intenso el nivel de agrupamiento de los valores altos; en este caso habría un punto caliente. Cuando es negativo, también es significativo el agrupamiento y cuanto menor es la puntuación, es más intenso el nivel de agrupamiento de los valores

bajos; en este caso habría puntos fríos. Cuando la puntuación es 0 corresponde a entidades de un agrupamiento que no es estadísticamente significativo.

Para el mapeo de la Clo-*a* y de los puntos calientes se utilizó el software libre Quantum GIS. El análisis de auto-correlación de Moran *I* y el análisis de puntos calientes a partir del método Getis-Ord fue realizado en el software ArcMap versión 10.4.1.

RESULTADOS

Selección casos de estudio

Se seleccionaron los cinco lagos con la mayor variabilidad estacional y el mayor gradiente con respecto a los indicadores ópticos de *Clo-a* (*NDCI*), transparencia (*B2/B3*) y carbono orgánico disuelto (*B3/B4*), que fueron utilizados para comparar cualitativamente el conjunto de lagos. La selección se realizó a partir de la identificación de los cinco grupos con mayores similitudes mediante el análisis *k-means* (Fig. 5).

De acuerdo a la aproximación cualitativa de *Clo-a*, los lagos 5 y 8 presentaron los máximos en todas las estaciones. Los lagos 1, 2 y 12 presentaron valores máximos, intermedios y mínimos dependiendo de la estación, mientras que los demás lagos, si bien presentaron variaciones estacionales, lo hicieron en rangos bajos (Fig. 5).

El indicador de transparencia presentó sus valores más bajos en promedio durante diciembre del 2017, y los más altos en junio del 2018. En promedio, el lago 10 resultó el más transparente y el lago 8 el menos transparente. Por otro lado, el lago 2 presentó la mayor variabilidad estacional. En cuanto al indicador del COD resultó en una gran heterogeneidad estacional y entre lagos (Fig. 5).

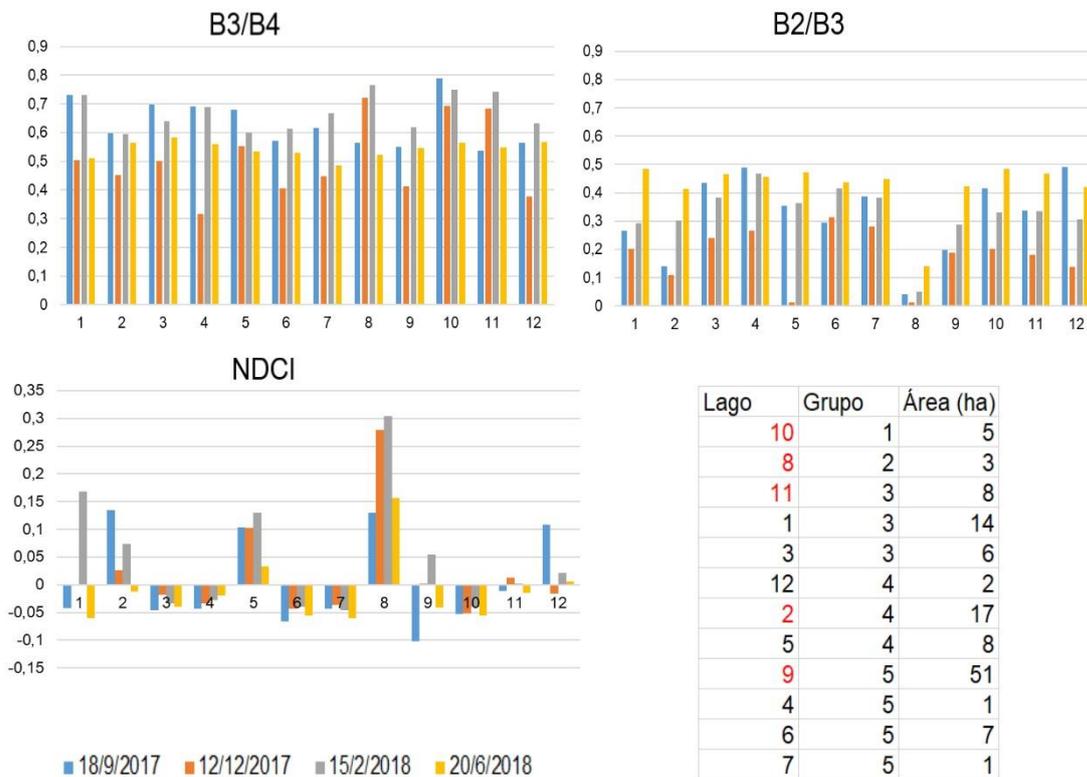


Figura 5: Resultados del pre-procesamiento de acuerdo a las diferentes relaciones de bandas utilizadas para aproximarse a las principales características de la totalidad de cuerpos de agua del sistema (12). Gráficas Eje (y): relación de bandas en % de reflectancia. Eje (x): Lagos identificados con números. Cuadro muestra los lagos que conforman los grupos resultado del análisis de agrupamiento *k-means*. *NDCI*: Índice de Clorofila de Diferencia Normalizada. B2: Banda 2 (490 nm), B3: Banda 3 (560 nm), B4: Banda 4 (665 nm) de Sentinel-2

En primer lugar, se escogieron como casos de estudio los lagos 10 y 8 identificados como *Bernotti* (Btti) y *Leandro* (Lea) respectivamente, debido a que son los únicos representantes de sus grupos. Del grupo 3 se seleccionó el lago 11, llamado *Pomacea* (Pom), debido a la facilidad de acceso en toda su costa. En el grupo 4 se escogió el lago 2, llamado *Javier* (Jav), ya que presentó la mayor variación estacional de *NDCI* en este grupo. Por último, del grupo 5 se seleccionó el lago 9, llamado *Botavara* (Btv), tanto por presentar la mayor variabilidad estacional de *NDCI* en este grupo como por ser el espejo de agua con mayor superficie (Fig. 5). Los lagos seleccionados como casos de estudio se señalan en la Figura 6.



Figura 6: Lagos seleccionados como casos de estudio

Resultados análisis de laboratorio

Los resultados obtenidos de Clo-*a* presentaron un amplio gradiente entre los cinco lagos de estudio. Sus valores mínimos en promedio fueron registrados en los muestreos del 14/08/2018 y 07/12/2018, donde los lagos *Bernotti*, *Pomácea* y *Botavara* presentaron las menores concentraciones del pigmento. Estos lagos incrementaron sus concentraciones el 16/05/2019 y 08/10/2019, fechas en las que se identificaron las mayores concentraciones en todos los casos de estudio en promedio. En el lago *Leandro* se registraron las máximas concentraciones de Clo-*a* seguido por el lago *Javier* en todos los muestreos, en el muestreo del 16/05/2019 el lago *Leandro* presentó los mayores valores de todas las variables de estudio (Tabla 3).

Con respecto al porcentaje de Clo-*a* perteneciente a cianobacterias, los lagos *Bernotti*, *Botavara* y *Pomácea* presentaron valores mínimos en los cuatro muestreos, mientras que en el lago *Leandro* se registraron los máximos, donde alcanzó hasta el 93% de la totalidad de la Clo-*a* en el muestreo del 16/05/2019. Las estimaciones en el lago *Javier* tuvieron una variación estacional, donde el 14/08/2018 se registró la menor concentración, el 16/05/2019 la mayor, y en las fechas 07/12/2018 y 08/10/2019 concentraciones intermedias (Tabla 3).

Los STS presentaron sus concentraciones mínimas en promedio en el muestreo del 14/08/2018; donde el lago *Bernotti* registró una concentración de $<1 \text{ mg L}^{-1}$, mientras que las concentraciones máximas en promedio se encontraron el 16/05/2019. El lago *Leandro* presentó concentraciones máximas en todos los muestreos y el lago *Bernotti* las mínimas con excepción del 16/05/2019. El lago *Pomácea* fue el que presentó mayor variación estacional (Tabla 3).

La MOS comparte sus mínimos y máximos con los STS, y correspondió a un elevado % de estos (promedio 72%, 12.5% a 100%, mínimo y máximo, respectivamente). En un caso, los valores de MOS fueron superiores al de STS debido a la imprecisión del método. Las mayores diferencias entre STS y MOS fueron de 5 mg L^{-1} y se registraron en el lago *Botavara* en los muestreos del 07/12/2018 y 16/05/2019, y en el lago *Pomácea* el 07/12/2018 y el 08/10/2019 (Tabla 3).

Tabla 3: Resultados muestreos in-situ de los cinco lagos de estudio. Clo-*a*: concentración de clorofila-*a* ($\mu\text{g L}^{-1}$), STS: concentración de sólidos totales en suspensión (mg/l). MOS: concentración de materia orgánica en suspensión (mg/l). Cianobacterias: % de Clo-*a* perteneciente a cianobacterias (%). Entre paréntesis, desvío estándar

Fecha	Sitio	Acrónimo	Clo- <i>a</i> ($\mu\text{g L}^{-1}$)	Cianobacterias (%)	STS (mg L ⁻¹)	MOS (mg L ⁻¹)
14/08/2018	Btv	Btv1	7 (± 0.2)	<10	6 (± 0.8)	5 (± 1.0)
07/12/2018	Btv	Btv2	9 (± 2.8)	<10	8 (± 2.5)	<1 (± 1.3)
16/05/2019	Btv	Btv3	43 (± 12.4)	<10	20 (± 5.8)	15 (± 9.6)
08/10/2019	Btv	Btv4	14 (± 2.2)	<10	4 (± 0.2)	3 (± 0.3)
14/08/2018	Btti	Btti1	4 (± 6.6)	<10	<1 (± 1.8)	1 (± 1.3)
07/12/2018	Btti	Btti2	3 (± 0.3)	<10	4 (± 1.1)	<1 (± 0.6)
16/05/2019	Btti	Btti3	45 (± 18.2)	<10	13 (± 7.5)	10 (± 3.3)
08/10/2019	Btti	Btti4	28 (± 0.3)	<10	4 (± 0.2)	4 (± 0.2)
14/08/2018	Jav	Jav1	60 (± 13.6)	<10	13 (± 7.0)	10 (± 2.3)
07/12/2018	Jav	Jav2	38 (± 13.4)	14	11 (± 2.1)	7 (± 0.8)
16/05/2019	Jav	Jav3	64 (± 36.4)	74	34 (± 17.1)	34 (± 14.9)
08/10/2019	Jav	Jav4	48 (± 0.7)	31	13 (± 6.4)	11 (± 3.7)
14/08/2018	Lea	Lea1	79 (± 7.4)	75	32 (± 1.3)	27 (± 3.0)
07/12/2018	Lea	Lea2	111 (± 21.7)	84	40 (± 3.6)	34 (± 1.8)
16/05/2019	Lea	Lea3	379 (± 12.6)	93	59 (± 10.6)	35 (± 4.0)
08/10/2019	Lea	Lea4	94 (± 12.5)	74	34 (± 0.4)	31 (± 1.5)
14/08/2018	Pom	Pom1	4 (± 0.9)	<10	6 (± 0.8)	5 (± 0.5)
07/12/2018	Pom	Pom2	17 (± 10.4)	<10	16 (± 2.1)	10 (± 1.0)
16/05/2019	Pom	Pom3	65 (± 9.1)	12	19 (± 4.7)	18 (± 13.4)
08/10/2019	Pom	Pom4	69 (± 4.9)	<10	14 (± 0.8)	9 (± 1.4)

Se detectaron asociaciones estadísticamente significativas entre las variables evaluadas. De acuerdo al test no paramétrico de Spearman, la Clo-*a* se correlacionó con los STS ($p < 0.001$; $R_s = 0.88$), con la MOS ($p < 0.001$; $R_s = 0.89$) y el porcentaje de cianobacterias ($p < 0.001$; $R_s = 0.76$). Asimismo, cuando aumentó la concentración de STS también se incrementó la MOS ($p < 0.001$; $R_s = 0.96$) y la concentración de cianobacterias ($p < 0.001$; $R_s = 0.75$). Esta última también se asoció con la MOS ($p < 0.001$; $R_s = 0.80$) (Tabla 4).

Tabla 4: Correlación de Spearman entre los valores de Clo-*a*: concentración de clorofila-*a* ($\mu\text{g L}^{-1}$). STS: concentración de sólidos totales en suspensión (mg L⁻¹). MOS: concentración de materia orgánica en suspensión (mg L⁻¹). Cianobacterias: % de Clo-*a* perteneciente a cianobacterias (%), evaluadas in-situ

	Clo- <i>a</i>	% Ciano	STS	MOS
Clo- <i>a</i>		5×10^{-4}	3×10^{-6}	1×10^{-6}
% Ciano	0.76		9×10^{-4}	2×10^{-4}
STS	0.88	0.75		7×10^{-10}
MOS	0.89	0.80	0.96	

Relación entre la información espectral y la clorofila-*a*

Firmas espectrales

En las firmas espectrales corregidas atmosféricamente, la banda 5 se diferenció entre los tres niveles guía o rangos de Clo-*a* donde el test Kruskal-Wallis arrojó un $p < 0.032$ y $H = 6.9$, al comparar las muestras pareadas, los niveles 0 y 2 resultaron diferentes, donde el test Mann-Whitney arrojó un $p < 0.051$, $U = 5$ y entre 1-2 ($p < 0.021$, $U = 6$), ambas muestras pareadas fueron homocedásticas de acuerdo al test de Levene ($p > 0.05$). También se detectaron diferencias entre rangos del cociente B4/B5 (K-W: $p < 0.002$, $H = 11.9$), donde se diferenciaron los rangos 0-2 (M-W: $p < 0.005$, $U = 0$) y 1-2 (M-W: $p < 0.007$, $U = 3$) y se corroboró homocedasticidad mediante el test de Levene ($p > 0.05$).

Con respecto a las firmas sin corrección atmosférica, el cociente B4/B5 presentó las únicas diferencias significativas entre las agrupaciones por Clo-*a* (K-W: $p < 0.002$, $H = 12.2$), en particular se diferenciaron los rangos 0-2 (M-W: $p < 0.006$, $U = 0$) y 1-2 (M-W: $p < 0.005$, $U = 2$), ambos con igualdad en su varianza de acuerdo al test de Levene ($p > 0.05$).

En cuanto a las transformaciones que genera la corrección atmosférica, se destaca que el conjunto *L2A* presentó una atenuación en la magnitud de reflectancia de todas sus bandas con respecto a los conjuntos *L1C* (Fig. 8). Se identificaron diferencias significativas entre los conjuntos *L1C* y *L2A* en numerosas bandas mediante el test Mann-Whitney, de las que se destacan B2 ($U = 0$), B3 ($U = 39$) y B4 ($U = 56$), mientras que las bandas del infrarrojo fueron las que presentaron menores diferencias significativas (Tabla 5), en todas las muestras pareadas Levene arrojó $p > 0.05$.

Tabla 5: Resultados del test Mann-Whitney realizado entre las bandas espectrales de Sentinel-2 corregidas atmosféricamente y sin corrección atmosférica. Se presenta el valor del estadístico U y el p valor

M-W	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B8A
p	<0,001	<0,001	<0,001	0,023	0,070	0,122	0,044	0,365
U	0	39	56	102	118	127	111	149

La forma de las firmas espectrales varió en los conjuntos analizados. A nivel *L1C* la pendiente entre las bandas 2 y 3 resultó negativa mientras que a nivel *L2A* en general fue positiva. Se destaca que a nivel *L1C* el rango 2 presentó las únicas firmas con pendientes positivas entre las bandas 2 y 3 (Fig. 7). La pendiente entre las bandas 4 y 5, fue

identificada como la más sensible a los cambios en la concentración de Clo-*a* independientemente de la corrección atmosférica, en este sentido, se identificó que los conjuntos del rango 2 presentan la mayor pendiente, en el rango 1, las pendientes B4-B5 fueron positivas pero mínimas; a excepción del caso Btv4 con una pendiente negativa, en el rango 0, dichas pendientes resultaron negativas tanto a nivel L2A como L1C, excluyendo el caso Btti1 (Fig. 7).

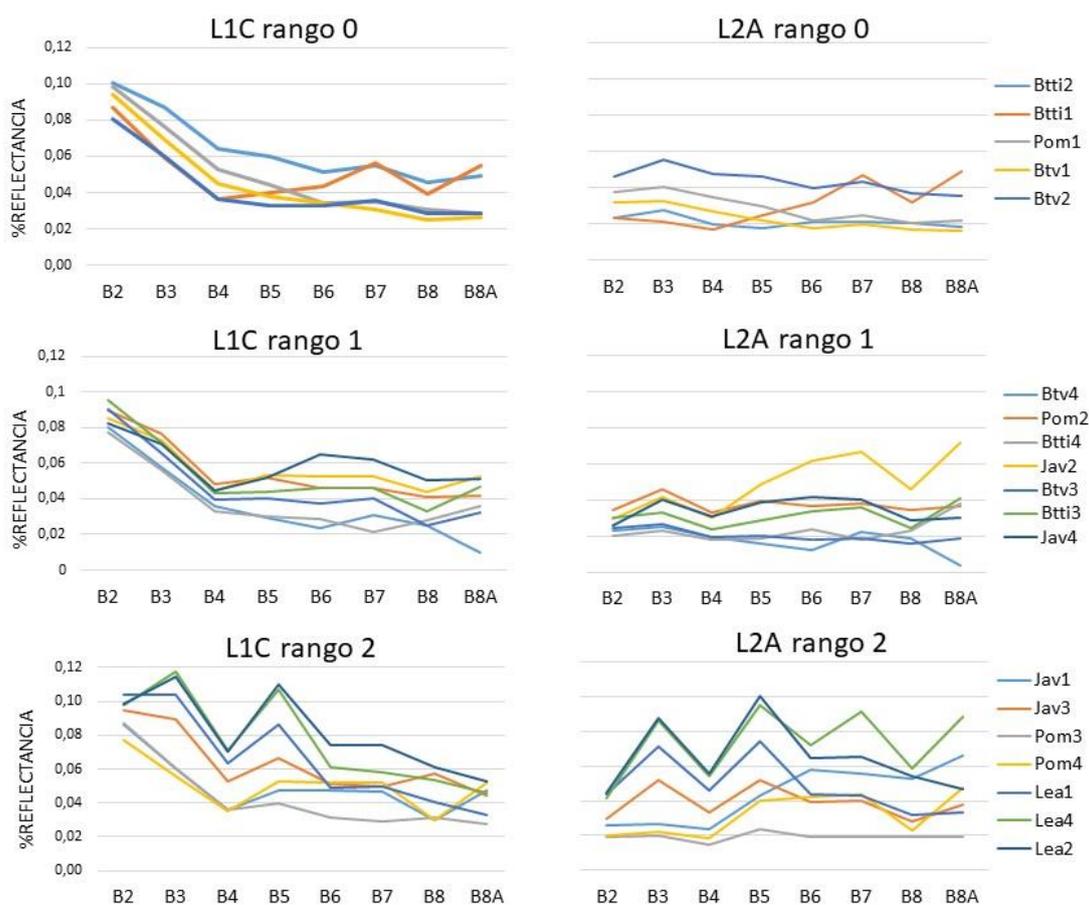


Figura 7: Porcentaje de reflectancia (eje y) según las bandas espectrales de Sentinel-2 (eje x) en los casos de estudio. Conjuntos sin correcciones atmosféricas (L1C) y corregidos atmosféricamente (L2A). Rangos clorofila-*a*: 1 ($<10 \mu\text{g L}^{-1}$), 2 ($10\text{-}50 \mu\text{g L}^{-1}$) y 3 ($>50 \mu\text{g L}^{-1}$)

Predicción de la concentración de clorofila-*a*

Se evaluaron 15 Modelos Lineales múltiples (ML) desarrollados para la estimación y mapeo de Clo-*a* a partir de información espectral adquirida de las imágenes Sentinel-2, para lo cual se trabajó por separado con la información espectral corregida atmosféricamente y sin corrección atmosférica.

La información espectral utilizada para el desarrollo de los ML consistió en los índices *NDCI*, *TBDO* y *GIT* (Tabla 2), y bandas de Sentinel-2 (Tabla 1) que se combinaron con los índices para evaluar posibles mejoras en el ajuste de los modelos. Las combinaciones realizadas fueron entre índices y bandas no co-lineales entre sí de acuerdo al test no paramétrico de Spearman con $R_s < 0.85$ (Tablas 6 y 7), una vez generados los modelos se verificó colinealidad utilizando el VIF.

La información de la variable de respuesta (*Clo-a*) utilizada consistió en los valores obtenidos in-situ en el rango de estudio 0-350 $\mu\text{g Clo-a L}^{-1}$, por lo tanto, se excluyó el dato Lea3 que presentó una concentración de 379 $\mu\text{g Clo-a L}^{-1}$. Se trabajó con una totalidad de casos $n=19$ y se corroboró con éxito la distribución normal de la *Clo-a* de acuerdo al test Shapiro-Wilk ($p=0.18$).

Tabla 6: Análisis de correlación de Spearman entre los promedios de las bandas de Sentinel-2 de los sitios de muestreo in-situ (B2 a B8A), sin corrección atmosférica (*L1C*). En rojo se señalan aquellas variables consideradas co-lineales

	<i>B2</i>	<i>B3</i>	<i>B4</i>	<i>B5</i>	<i>B6</i>	<i>B7</i>	<i>B8</i>	<i>B8A</i>
<i>B2</i>		0.000	0.000	0.008	0.160	0.216	0.032	0.887
<i>B3</i>	0.85		0.000	0.000	0.008	0.037	0.000	0.495
<i>B4</i>	0.85	0.96		0.000	0.009	0.022	0.001	0.509
<i>B5</i>	0.59	0.79	0.75		0.000	0.000	0.000	0.009
<i>B6</i>	0.34	0.59	0.58	0.90		0.000	0.000	0.000
<i>B7</i>	0.30	0.48	0.52	0.78	0.92		0.000	0.000
<i>B8</i>	0.49	0.76	0.71	0.84	0.81	0.79		0.004
<i>B8A</i>	0.04	0.17	0.16	0.58	0.77	0.85	0.63	

Tabla 7: Análisis de correlación de Spearman entre los promedios de las bandas de Sentinel-2 de los sitios de muestreo in-situ (B2 a B8A), corregidas atmosféricamente (*L2A*). En rojo se señalan aquellas variables consideradas co-lineales

	<i>B2</i>	<i>B3</i>	<i>B4</i>	<i>B5</i>	<i>B6</i>	<i>B7</i>	<i>B8</i>	<i>B8A</i>
<i>B2</i>		0.000	0.000	0.002	0.048	0.073	0.016	0.538
<i>B3</i>	0.91		0.000	0.000	0.006	0.030	0.005	0.363
<i>B4</i>	0.93	0.97		0.000	0.008	0.028	0.007	0.448
<i>B5</i>	0.66	0.76	0.76		0.000	0.000	0.000	0.003
<i>B6</i>	0.46	0.61	0.59	0.90		0.000	0.000	0.000
<i>B7</i>	0.42	0.50	0.50	0.82	0.88		0.000	0.000
<i>B8</i>	0.54	0.62	0.60	0.83	0.91	0.88		0.000
<i>B8A</i>	0.15	0.22	0.19	0.64	0.80	0.78	0.80	

Los ML que presentaron los mayores valores de ajuste de acuerdo al parámetro R^2 ajustado se muestran en la Tabla 8 y cuentan con un ID o número identificador. Los modelos presentados generaron residuales con distribución normal según el test Shapiro-

Wilk, presentaron homogeneidad en su varianza de acuerdo al test Breusch-Pagan a excepción de ML2 ($p < 0.031$), ML8 ($p < 0.024$) y ML18 ($p < 0.05$), y todas las variables predictivas que los componen fueron significativas de acuerdo al p-valor.

De los resultados obtenidos con la información espectral a nivel *LIC* se destacan los modelos generados a partir del índice *NDCI*, que presentaron los mayores R^2 ajustados en promedio (0.81). Entre los modelos que consideraron únicamente los índices como variable predictiva, el ML1 presentó el mayor ajuste ($R^2 = 0.75$). Las combinaciones entre índices y bandas resultaron en modelos con ajustes por encima de $R^2 > 0.8$; entre ellos se destaca el ML4 que presentó un $R^2 = 0.83$ siendo el modelo de combinación entre un índice y una banda que mayor ajuste tuvo, y que presentó el menor AIC. Por otro lado, se destacan entre las combinaciones con más de una banda los ML5 y ML7 con $R^2 = 0.83$. Entre las combinaciones con el índice *TBDO* se destacan el ML9 con un ajuste $R^2 = 0.82$ y el ML10 con $R^2 = 0.80$. En cuanto a las combinaciones con el índice *GIT* se destacan los ML15 con un ajuste de $R^2 = 0.82$ y el ML14 con un $R^2 = 0.78$ (Tabla 8), éste último podría estar afectado por colinealidad de acuerdo al VIF que se encontró entre 1 y 5, cabe destacar que el único ML con $VIF > 5$ fue ML13.

En los modelos lineales realizados con la información espectral corregida atmosféricamente (*L2A*) fue menor la cantidad de modelos que generaron residuales con distribución normal y donde todas las variables predictivas fueron estadísticamente significativas. Asimismo, algunos de los modelos generados podrían verse afectados por colinealidad, en particular, el VIF se encontró entre 1 y 5 en ML23, ML24, ML25 y ML26. En cuanto a los modelos realizados utilizando únicamente los índices descritos en la Tabla 2 como variables predictivas, el mayor R^2 (0.70) se obtuvo en el ML18, sin embargo, los residuales que generó no presentaron homogeneidad en su varianza de acuerdo al test Breusch-Pagan, por lo tanto, se destaca el ML16 con un $R^2 = 0.61$ (Tabla 8).

Entre los modelos generados a partir de combinaciones de índices y bandas a nivel *L2A*, el índice *NDCI* generó los mayores ajustes en promedio. De estos se destaca el ML21 con un $R^2 = 0.82$. Por otra parte, se destaca el ML24 con un $R^2 = 0.78$, siendo el más alto para las combinaciones con *TBDO*, en conjunto con el ML23, fueron los únicos modelos realizados con este índice donde todas las variables predictivas fueron estadísticamente significativas y que generaron residuales con distribución normal de acuerdo al test Shapiro-Wilk, sin embargo, ambos presentaron un VIF entre 1 y 5. Por último, de las

combinaciones realizadas con el índice *GIT* se destacan el ML27 con un $R^2=0.83$ y el ML26 con $R^2=0.82$ (Tabla 8), éste último en conjunto con ML25 presentaron un VIF entre 1 y 5.

Tabla 8: Resultados de los modelos lineales realizados con la información espectral sin corrección atmosférica (*L1C*) y corregida atmosféricamente (*L2A*) según el parámetro R^2 ajustado. Se reportan los modelos para los cuales todas las partes resultaron significativas ($p<0.05$), y que los residuales cumplieron con el supuesto de normalidad según el test Shapiro-Wilk. Los vacíos en la tabla corresponden a casos donde no todas las partes del modelo fueron significativas. En negrita se destacan los modelos lineales utilizados para mapear. AIC: Criterio de Información de Akaike. En asteriscos niveles de significancia de las variables predictivas según p-valor: <0.001 (***), 0.001-0.01 (**), 0.01-0.05 (*), 0.05 (·)

ID	Modelo Lineal (<i>L1C</i>)	AIC	R^2	p-valor
1	NDCI***	108	0.75	0.001
2	TBDO***	116	0.61	0.045
3	GIT***	114	0.66	0.016
4	NDCI*** + B8A**	101	0.83	<0.001
5	NDCI*** + B3* + B7*	103	0.83	0.002
6	NDCI*** + B4· + B7*	105	0.81	0.003
7	NDCI*** + B5* + B7*	102	0.83	0.001
8	TBDO*** + B8A·	114	0.68	0.044
9	TBDO*** + B5*** + B7**	104	0.80	0.002
10	TBDO*** + B5*** + B8A*	105	0.82	0.004
11	TBDO*** + B8* + B8A**	110	0.74	0.003
12	GIT*** + B4*	110	0.73	0.010
13	GIT· + B3* + B5·	110	0.75	0.002
14	GIT*** + B3** + B6*	107	0.78	0.009
15	GIT*** + B4** + B6*	104	0.82	0.002
ID	Modelo Lineal (<i>L2A</i>)	AIC	R^2	p-valor
16	NDCI***	117	0.61	0.054
17	TBDO**	127	0.31	0.008
18	GIT***	112	0.70	0.006
19	NDCI** + B5**	110	0.74	0.009
20	NDCI*** + B3** + B7*	107	0.78	0.008
21	NDCI*** + B5*** + B7*	104	0.82	0.002
22	NDCI*** + B5** + B8A*	106	0.79	0.006
23	TBDO*** + B3*** + B7*	112	0.72	0.049
24	TBDO** + B5*** + B7**	107	0.78	0.008
25	GIT*** + B3*	108	0.77	0.004
26	GIT*** + B3** + B6*	103	0.82	0.002
27	GIT*** + B4** + B6*	103	0.83	<0.001

Para el mapeo de la Clo-*a*, para cada nivel de procesamiento se seleccionó el modelo con mayor R² ajustado entre los realizados únicamente con los índices como variable predictiva. Por lo tanto, los escogidos fueron ML1 y ML18 (Tabla 8).

En cuanto a los modelos realizados con combinaciones, fue escogido el ML de combinación entre un índice y una sola banda que presentó el mayor R² ajustado y el menor AIC, de acuerdo a este criterio se seleccionó el ML4 (Tabla 8).

Por último, se escogió el modelo con mayor R² ajustado y menor AIC para las combinaciones realizadas con cada índice. En este paso no se consideró el índice *NDCI* a nivel *L1C* debido a que ya fue escogido el ML4. Los modelos seleccionados para el mapeo fueron, a nivel *L1C*: ML10 y ML15, y nivel *L2A*: ML21, ML24 y ML 27 (Tabla 8).

Tabla 9: Modelos lineales seleccionados para mapear concentración de clorofila-*a* realizados con la información espectral sin corrección atmosférica (*L1C*) y corregida atmosféricamente (*L2A*). ID: número identificador del modelo. Modelo Lineal: variables utilizadas en el modelo. Ecuación: ecuación resultante utilizada para mapear

ID	Modelo Lineal (<i>L1C</i>)	Ecuación
1	<i>NDCI</i>	$Clo-a = 28.4 + 279.7NDCI$
4	<i>NDCI</i> + <i>B8A</i>	$Clo-a = 65.5 + 360NDCI - 1029.5B8A$
10	<i>TBDO</i> + <i>B5</i> + <i>B8A</i>	$Clo-a = 36.6 + 136.2TBDO + 616.1B5 - 1037.4B8A$
15	<i>GIT</i> + <i>B4</i> + <i>B6</i>	$Clo-a = 54.7 + 2603.8GIT - 1661.8B4 + 983.9B6$
ID	Modelo Lineal (<i>L2A</i>)	Ecuación
18	<i>GIT</i>	$Clo-a = 25.3 + 2213.6GIT$
21	<i>NDCI</i> + <i>B5</i> + <i>B7</i>	$Clo-a = 15.7 + 141.7NDCI + 1109.9B5 - 915.5B7$
24	<i>TBDO</i> + <i>B5</i> + <i>B7</i>	$Clo-a = 12.1 + 46.2TBDO + 1527.2B5 - 1207B7$
27	<i>GIT</i> + <i>B4</i> + <i>B6</i>	$Clo-a = 40 + 2755.2GIT - 1465.2B4 + 669.5B6$

Dispersión en la predicción de la clorofila-*a*

Para conocer el comportamiento de los modelos lineales seleccionados para mapear la concentración de Clo-*a*, se graficaron las concentraciones estimadas (*eje y*) utilizando las ecuaciones resultantes de dichos ML (Tabla 9), y las concentraciones reales obtenidas en laboratorio de los muestreos in-situ (*eje x*) (Fig. 8 y 9).

De los modelos lineales realizados con reflectancia sin corrección atmosférica, en términos generales, el ML4 presentó el mayor ajuste (R²=0.83), menor AIC (101) y se destaca su precisión de estimación en valores mínimos, donde se observa una baja dispersión. Además, ML4 fue el que más ajustó en valores observados in-situ próximos

a $60 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. El ML10 por su parte es considerado el segundo con mayor ajuste ($R^2=0.82$, $\text{AIC}=105$), si bien los valores próximos a $40 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ son estimados con menor error que el ML4, aumenta su dispersión en valores próximos a $60 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ y mayores. El modelo lineal con mayor dispersión en términos generales fue el ML1, seguido por el ML10 que, aunque disminuye la dispersión en valores mínimos, los sobreestima (Fig. 8).

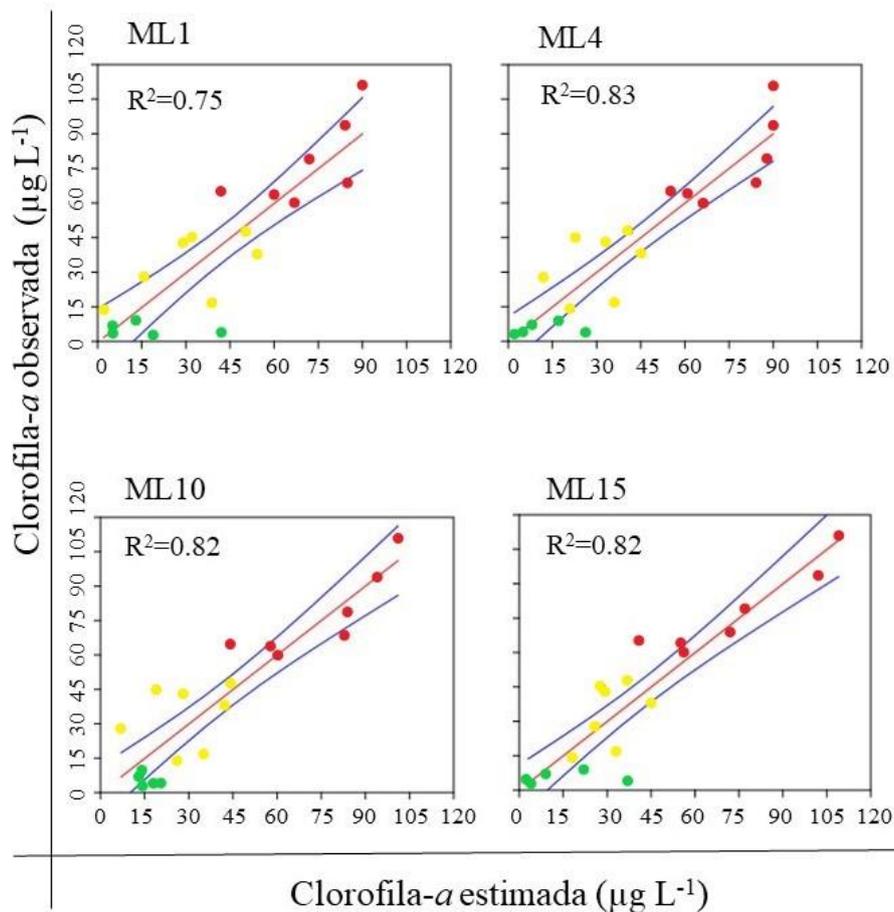


Figura 8: Dispersión de las estimaciones de los cuatro modelos lineales seleccionados para mapear la clorofila-a elaborados con información de reflectancia sin corrección atmosférica (*LIC*). Las ecuaciones utilizadas para la estimación son ML1: $\text{Clo-}a = 28.4 + 279.7\text{NDCI}$. ML4: $\text{Clo-}a = 65.5 + 360\text{NDCI} - 1029.5\text{B8A}$. ML10: $\text{Clo-}a = 36.6 + 136.2\text{TBDO} + 616.1\text{B5} - 1037.4\text{B8A}$. ML15: $\text{Clo-}a = 54.7 + 2603.8\text{GIT} - 1661.8\text{B4} + 983.9\text{B6}$. En verde: concentraciones de clorofila-a $< 10 \mu\text{g L}^{-1}$. En amarillo: $10-50 \mu\text{g L}^{-1}$. En rojo: $> 50 \mu\text{g L}^{-1}$

En cuanto a los modelos lineales realizados con la reflectancia superficial (nivel *L2A*) que fueron seleccionados para mapear, todos presentaron una alta dispersión cercano a los valores mínimos observados in-situ ($3 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$). Sin embargo, el ML24 fue el que generó la menor dispersión en valores mínimos. Por otro lado, se destaca el ML27, por su baja dispersión en valores superiores a $60 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. El ML21 fue el que más ajustó

en valores entre 40 y 70 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. Por último, el ML18 presenta el mayor grado de dispersión en todos los rangos, sobrestima valores próximos a 0 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ y subestima entre 40-70 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ (Fig. 9).

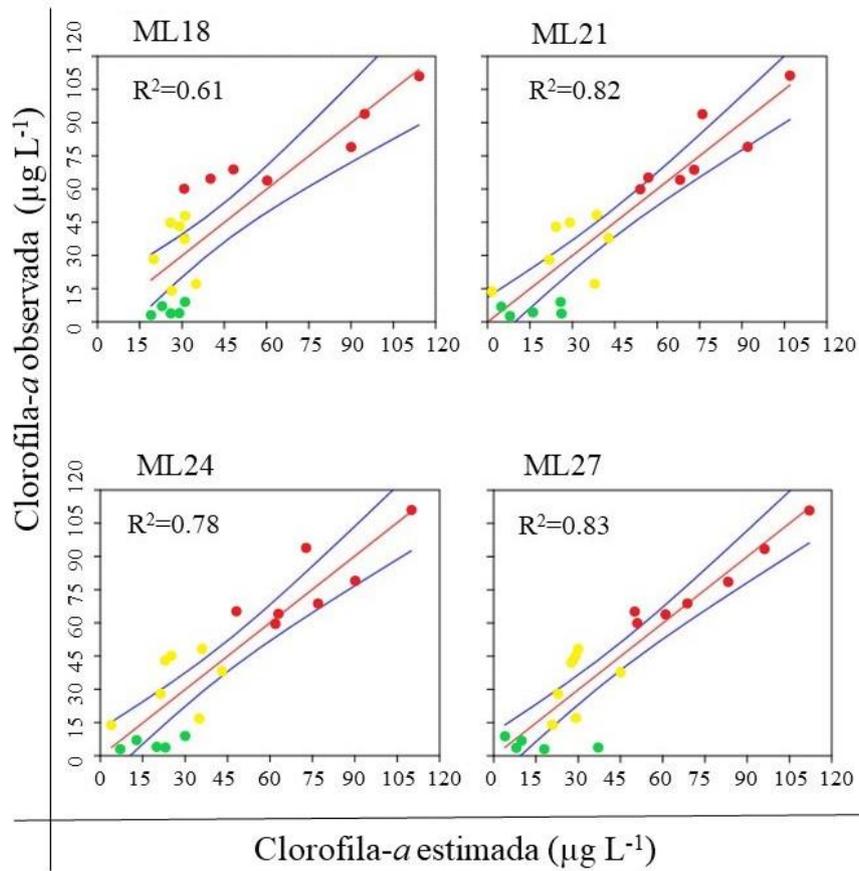


Figura 9: Dispersión de las predicciones de los cuatro modelos lineales seleccionados para mapear la clorofila-a elaborados con información de reflectancia corregida atmosféricamente ($L2A$). Las ecuaciones utilizadas para la estimación son ML18: $\text{Clo-}a = 25.3 + 2213.6GIT$. ML21: $\text{Clo-}a = 15.7 + 141.7NDCI + 1109.9B5 - 915.5B7$. ML24: $\text{Clo-}a = 12.1 + 46.2TBDO + 1527.2B5 - 1207B7$. ML27: $\text{Clo-}a = 40 + 2755.2GIT - 1465.2B4 + 669.5B6$. En verde: concentraciones de clorofila-a $<10 \mu\text{g L}^{-1}$. En amarillo: $10-50 \mu\text{g L}^{-1}$. En rojo: $>50 \mu\text{g L}^{-1}$

Estimación de la clorofila-a por rangos

Para estimar la concentración de Clo-a por rangos se realizó una clasificación supervisada mediante el análisis discriminante lineal, para la cual se utilizaron las combinaciones de los modelos lineales seleccionados para mapear (ML1, ML4, ML10, ML15, ML18, ML21, ML24, ML27) como variables predictivas, dichas combinaciones se detallan en la tabla 8. Entre los resultados obtenidos, se reportan las dos combinaciones que presentaron mayor ajuste para los niveles de procesamiento $L1C$ y $L2A$ (Tabla 10).

El análisis realizado con la combinación *NDCI+B8A* fue el que presentó mayor ajuste en la clase 2 (7 casos) con el 100%. También fue el más exitoso en la clase 1 (7 casos) con el 60%. Sin embargo, en la clase 0 (5 casos) alcanzó el 40% de ajuste, siendo el segundo más exitoso en esta clase (Tabla 10). Cabe destacar que en la combinación *NDCI+B8A*, ambas variables predictoras cumplen con el supuesto de normalidad de acuerdo al test Shapiro-Wilk y por lo tanto es donde el análisis discriminante lineal es más robusto.

La combinación *TBDO+B5+B7* fue la segunda con mayor porcentaje de ajuste tanto en la clase 2 (86%) así como en la clase 1 (56%), mientras que en la clase 0 estimó correctamente el 20% de los casos (Tabla 10).

La única combinación que logró estimar con éxito los casos pertenecientes a la clase 0 fue *GIT+B4+B6*, clasificando correctamente 80% de los casos en dicha clase, mientras que presentó un ajuste de 14% para las clases 1 y 2. La combinación *NDCI+B5+B7* fue la que presentó menores porcentajes de ajuste, los cuales se encontraron en las tres clases por debajo de 30% (Tabla 10).

Tabla 10: Porcentajes de ajuste de las clasificaciones supervisadas realizadas con el Análisis Discriminante Lineal (*LDA*) y validado por validación cruzada caso a caso. *LIC*: reflectancia sin corrección atmosférica. *L2A*: reflectancia corregida atmosféricamente. Clase 0: 0-10 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$, Clase 1: 10-50 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$, Clase 2: $\geq 50 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ de clorofila-*a*

Procesamiento	ML	Combinación	% Ajuste		
			Clase 0	Clase 1	Clase 2
<i>LIC</i>	4	<i>NDCI + B8A</i>	40	60	100
	10	<i>TBDO + B5 + B7</i>	20	57	86
<i>L2A</i>	27	<i>GIT + B4 + B6</i>	80	14	14
	21	<i>NDCI + B5 + B7</i>	20	29	29

Distribución espacial y temporal de la clorofila-*a*

Mapas de concentración de clorofila-*a*

Se identificó un amplio gradiente de Clo-*a* entre lagos e intralagos, el que se observa en el mapeo realizado a partir de las ecuaciones resultantes de los modelos lineales múltiples generados (Tabla 9). Los mapas realizados con la reflectancia a nivel *LIC* son presentados en la Figura 10.

El mapa A (ML1: *NDCI*) permite distinguir el gradiente completo de concentraciones (3-111 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$). Sin embargo, se destaca la cantidad de píxeles con no dato (N/D) en los lagos *Botavara* y *Pomacea* (Fig. 10).

El mapa B (ML4: *NDCI+B8A*) también permite visualizar el gradiente completo de concentración de Clo-*a*, y disminuye la cantidad de píxeles N/D en el lago *Botavara* con respecto al mapa A. Asimismo, permite observar la variabilidad interna de los lagos, donde se destaca la representación de concentraciones entre 10 y 100 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ en el lago *Javier* (Fig. 10).

El mapa C (ML10: *TBDO+B5*) no permite observar el gradiente completo de Clo-*a* ya que carece de píxeles con concentraciones entre 0 y 10 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. Presenta la menor variabilidad interna de todos los lagos, tal que en todos menos en el lago *Javier* la distribución de la Clo-*a* es homogénea (Fig. 10).

El mapa D (ML15: *GIT+B4+B6*) presenta el gradiente completo de concentración de Clo-*a*. Sin embargo, permite visualizar la distribución interna únicamente en los lagos que presentaron las menores concentraciones (*Pomácea* y *Botavara*) (Fig. 10).

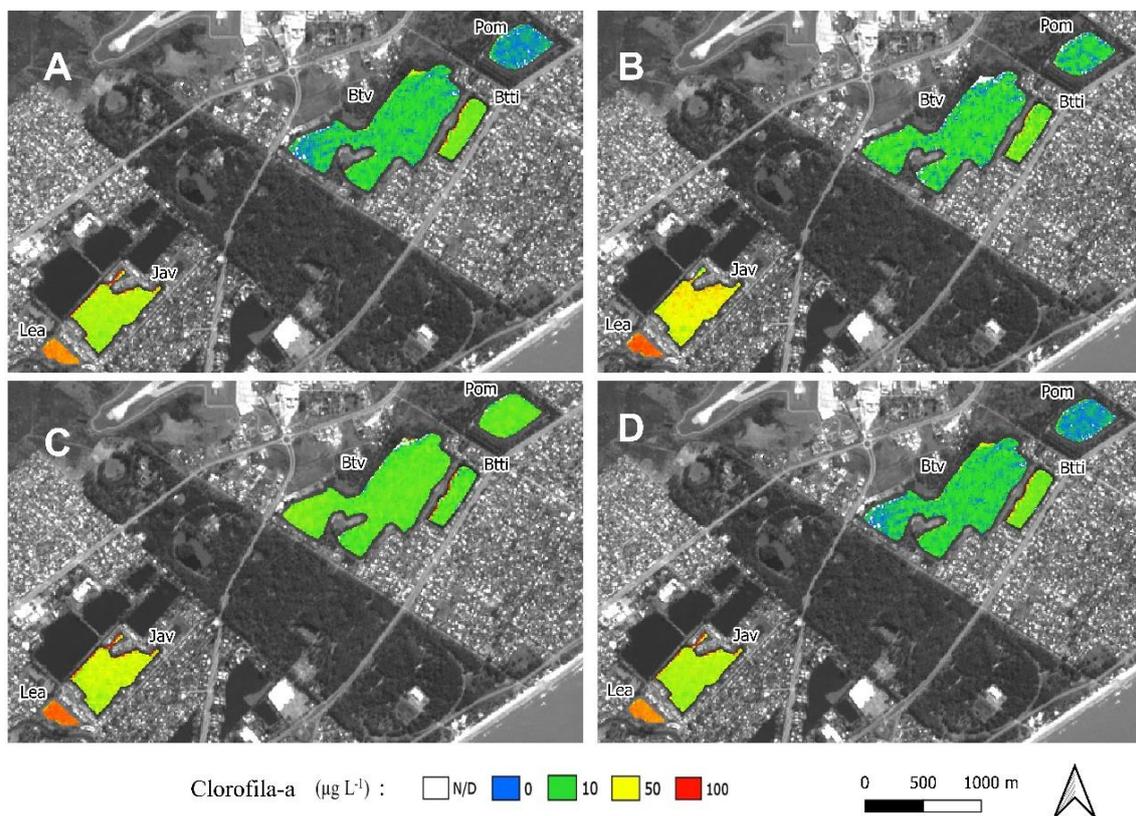


Figura 10: Mapas de concentración de clorofila-*a* estimada de acuerdo a los modelos lineales correspondientes a A: ML1 (*NDCI*), B: ML4 (*NDCI+B8A*), C: ML10 (*TBDO+B5*), D: ML15 (*GIT+B4+B6*) realizados a partir de información de reflectancia sin corrección atmosférica de la imagen con fecha 14/08/2018. Lagos: Leandro (Lea), Javier (Jav), Botavara (Btv), Bernotti (Btti), Pomácea (Pom)

También se logró observar la distribución de la Clo-*a* entre los lagos y dentro de cada uno a partir de los mapas realizados con los modelos lineales desarrollados con la reflectancia superficial (nivel L2A) (Fig. 11).

Del mapeo presentado en la Figura 11, el mapa A no permite visualizar el gradiente completo de Clo-*a* ya que no presenta píxeles con valores entre 0 y 10 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$, y presenta una distribución interna homogénea en todos los lagos. Por otra parte, los mapas B y C, aunque presentan una mínima cantidad de píxeles con concentraciones bajas (0-10 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$), se aproximan al gradiente completo de la Clo-*a* (3-111 $\mu\text{g L}^{-1}$), sin embargo, también presentan una distribución interna homogénea. Por último, el mapa D si bien permite observar la variabilidad interna en los lagos *Botavara* y *Bernotti*, únicamente lo hace en concentraciones entre 0 y 10 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ (Fig. 11).

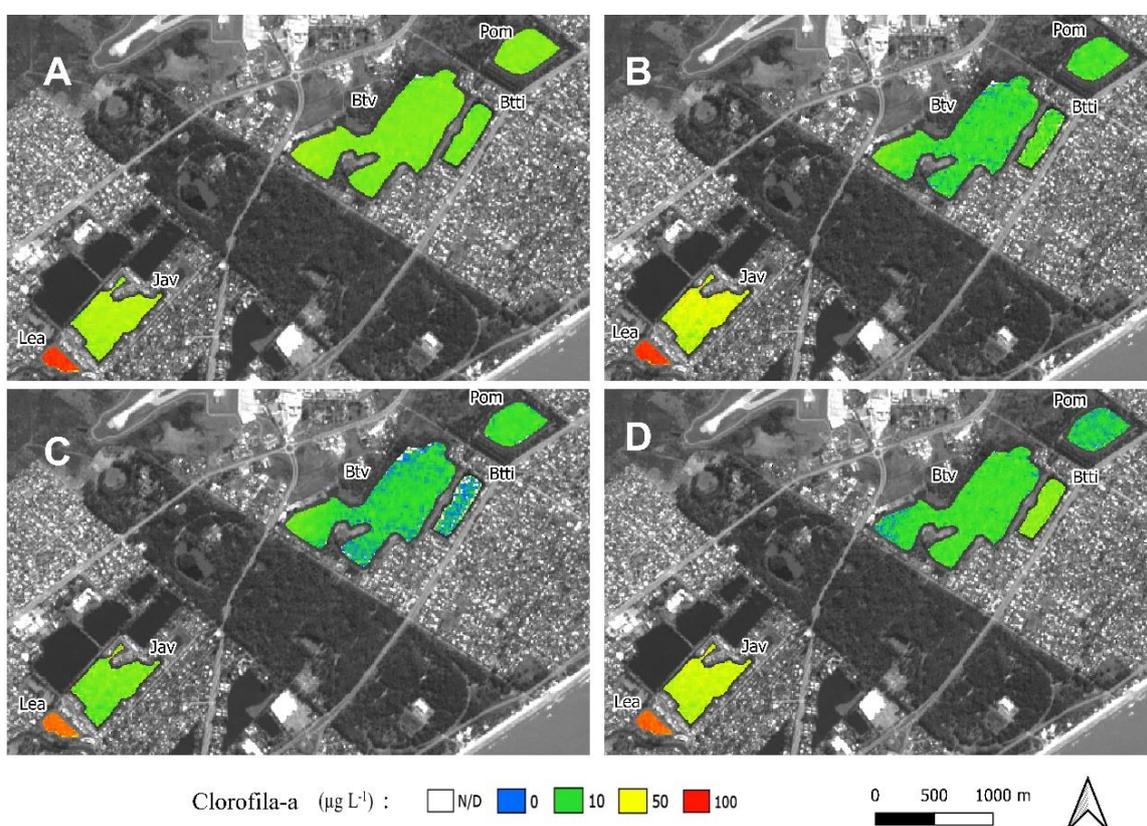


Figura 11: Mapas concentración de clorofila-*a* estimada de acuerdo a los modelos lineales correspondientes a A: ML18 (*GIT*), B: ML21 (*NDCI+B5+B7*), C: ML24 (*TBDO+B5+B7*), D: ML27 (*GIT+B4+B6*) realizados a partir de información de reflectancia superficial (L2A) de la imagen con fecha 14/08/2018. Lagos: Leandro (Lea), Javier (Jav), Botavara (Btv), Bernotti (Btti), Pomacea (Pom)

Para observar la distribución de la Clo-*a* en las fechas correspondientes a los muestreos in-situ se aplicó la ecuación resultante del ML4 (Tabla 9). Se mapeo con este modelo por

ser el que mejor se aproximó a concentraciones intermedias, y que por lo tanto permite observar con mayor precisión la distribución interna de los lagos (Fig. 12).

El mapeo en las cuatro fechas permitió detectar variaciones estacionales de los lagos, donde se destaca el aumento de la superficie cubierta por concentraciones altas ($>50 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$) que tuvieron los lagos *Javier* y *Leandro*, que alcanzaron su máximo el 16/05/2019. Esta fecha es identificada como el momento de mayor concentración de *Clo-}a* en promedio en todos los lagos de estudio. Por otro lado, se destaca el crecimiento progresivo de la superficie ocupada por concentraciones altas observado en el lago *Pomácea*. A diferencia de los lagos *Bernotti* y *Botavara*, que mantuvieron concentraciones bajas en las cuatro imágenes, y si bien mantuvieron también una distribución interna homogénea, se observa un aumento en la zona suroeste del lago *Botavara* en la fecha 16/05/2019. Cabe destacar que el lago *Javier* fue el único donde la variabilidad espacial de la *Clo-}a* no estuvo acompañada siempre por un aumento en su concentración (Fig. 12).

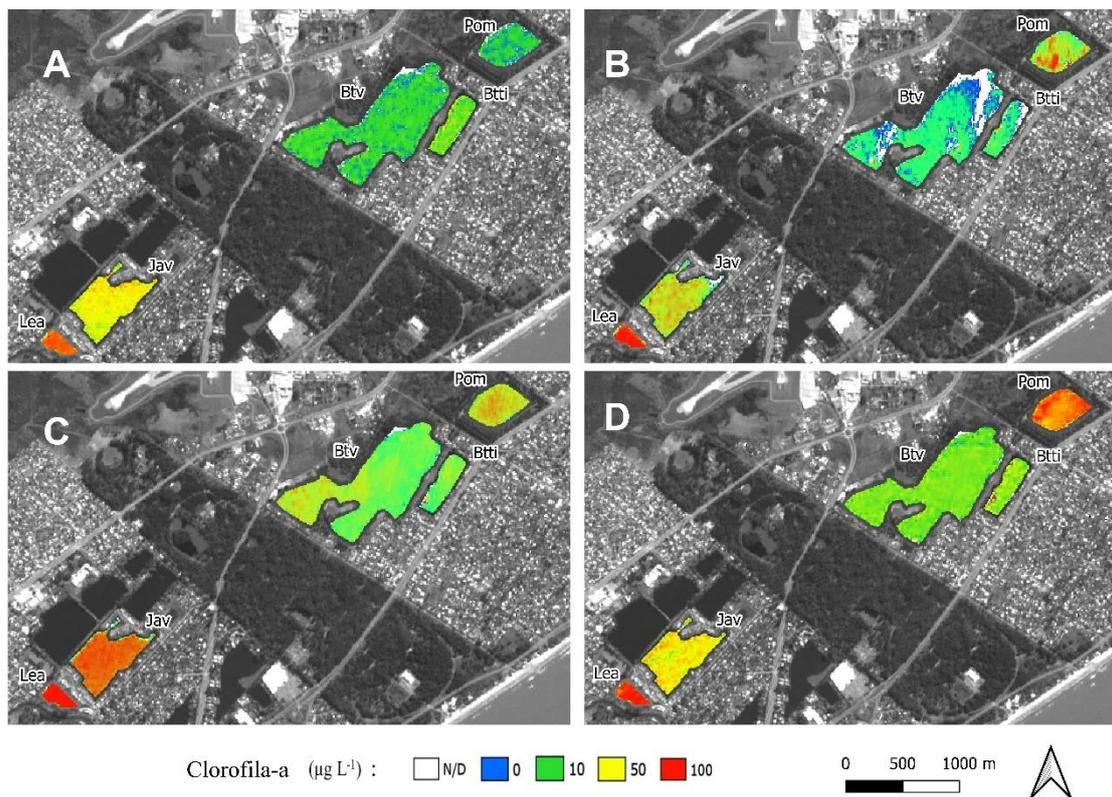


Figura 12: Variación espacial y temporal de concentración de clorofila-*a* estimada de acuerdo al Modelo Lineal 4 (*NDCI+B8A*) generado a partir de reflectancia sin corrección atmosférica, aplicado a las fechas de muestreo, mapa A: 14/08/2018, B: 07/12/2018, C: 16/05/2019, D: 08/10/2019 Lagos: Leandro (Lea), Javier (Jav), Botavara (Btv), Bernotti (Btti), Pomácea (Pom)

Patrones espaciotemporales de la clorofila-a

La distribución espacial de la Clo-*a* resultó no ser aleatoria en los lagos de estudio para las fechas correspondientes a los muestreos in-situ de acuerdo al análisis de auto correlación espacial *I* de Moran. En los lagos evaluados, el p-valor de este análisis siempre se encontró por encima del nivel de significancia ($p < 0.01$) y por lo tanto se rechaza la hipótesis nula de que la distribución de la Clo-*a* es aleatoria y no responde a ningún patrón. A partir de esta verificación se puede proceder a realizar análisis para identificar los patrones espaciales que presenta la Clo-*a* de los lagos de estudio en las cuatro imágenes.

Se identificaron patrones espaciales en todos los lagos de estudio, principalmente asociados a la identificación de puntos calientes en las costas y puntos fríos sobre los márgenes opuestos. Asimismo, se logran identificar tanto parches de puntos calientes como fríos, estos últimos ubicados principalmente hacia las zonas centrales de los cuerpos de agua.

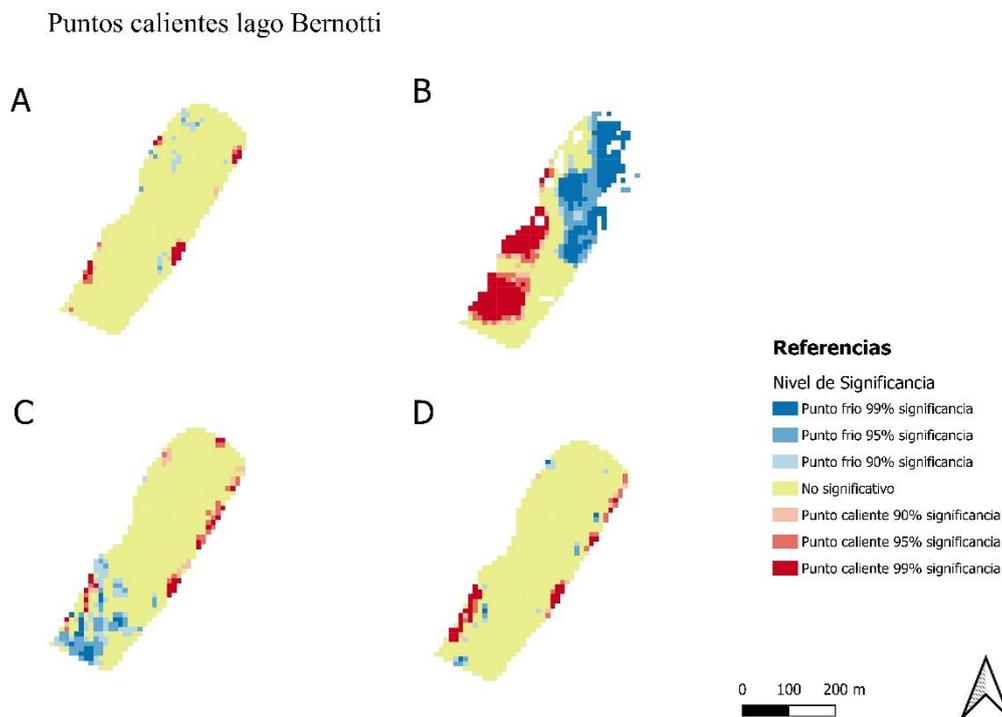


Figura 13: Mapa de puntos calientes de acuerdo al indicador *Gi* del método Getis-Ord, y su nivel de significancia estadística en el lago *Bernotti* en las cuatro imágenes Sentinel-2 correspondientes a los días de muestreos in-situ. Mapa A: 14/08/2018, B: 07/12/2018, C: 16/05/2019, D: 08/10/2019

En términos generales, el lago *Bernotti* presentó un patrón espacial con una situación de acumulación costera en el margen este. También se destaca el parche de puntos calientes ubicado sobre el margen suroeste, que se mantuvo en todas las imágenes. En cuanto a los puntos fríos identificados, se destacan los presentes en la imagen del 16/05/2019 sobre la zona sur. Además, se destaca que únicamente en la imagen del 07/12/2018 se identificaron puntos fríos hacía el centro del lago (Fig. 13).

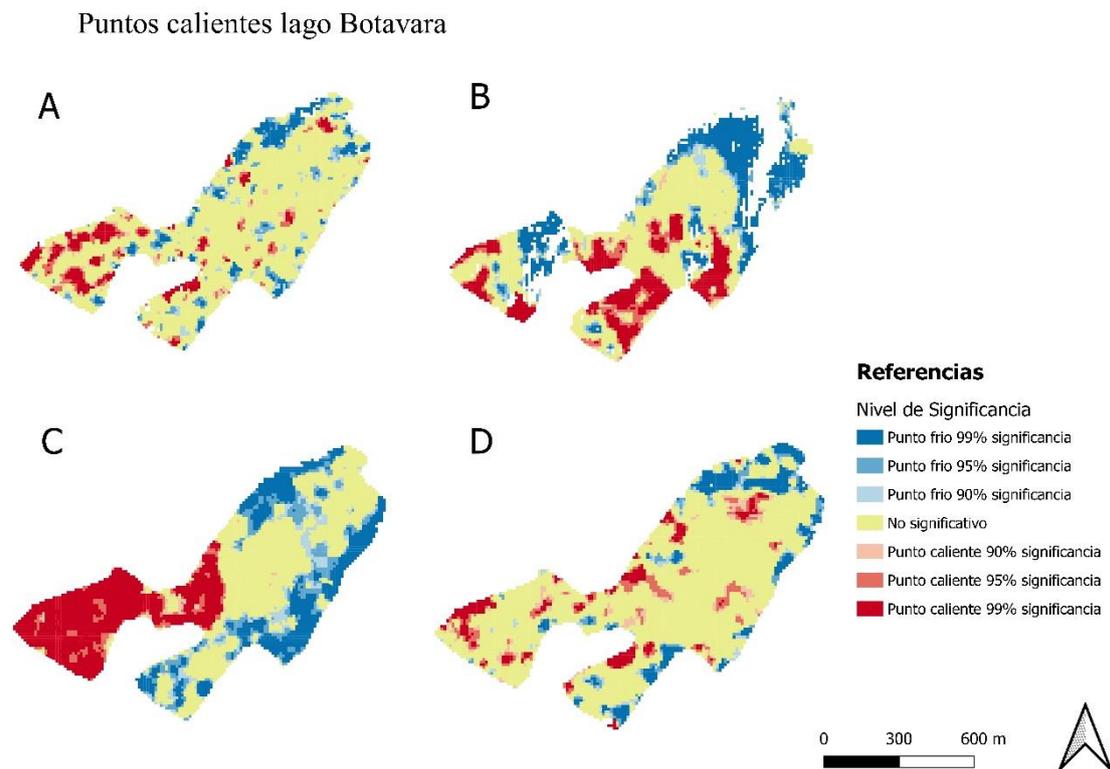


Figura 14: Mapa puntos calientes de acuerdo al indicador G_i del método Getis-Ord, y su nivel de significancia estadística en el lago Botavara en las cuatro imágenes Sentinel-2 correspondientes a los días de muestreos in-situ. Mapa A: 14/08/2018, B: 07/12/2018, C: 16/05/2019, D: 08/10/2019

El lago *Botavara* también presentó un patrón de acumulación costera, principalmente en los márgenes oeste y sur. La zona oeste en particular resultó punto caliente en las cuatro imágenes. Se destaca la zona de puntos calientes ubicada en la zona suroeste en la imagen del 16/05/2019, la cual es el parche más amplio detectado para este lago. En la misma imagen también se identificó el parche más amplio de puntos fríos, ubicado hacia el centro y que va desde el margen este y sureste hasta el margen noroeste. Los puntos fríos en las

imágenes restantes se distribuyen en parches pequeños, principalmente en zonas interiores (Fig. 14).

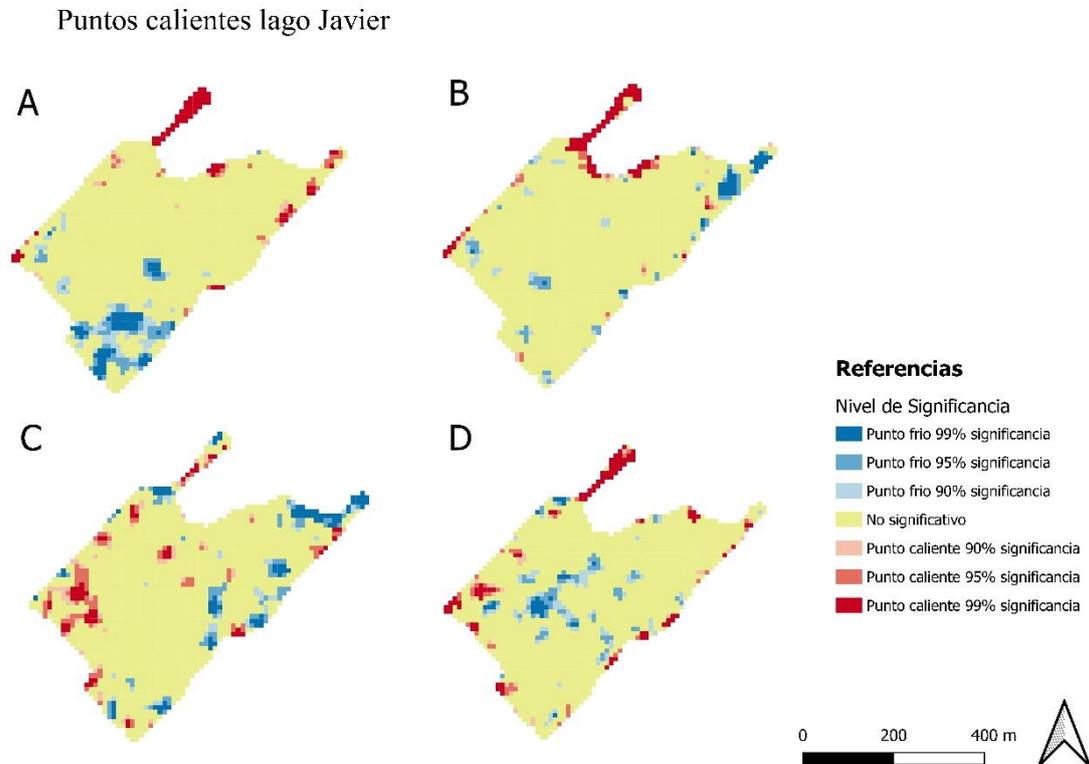


Figura 15: Mapa puntos calientes de acuerdo al indicador Gi del método Getis-Ord, y su nivel de significancia estadística en el lago Javier en las cuatro imágenes Sentinel-2 correspondientes a los días de muestreos in-situ. Mapa A: 14/08/2018, B: 07/12/2018, C: 16/05/2019, D: 08/10/2019

En el lago *Javier* se identificó un patrón de acumulación de puntos calientes sobre el brazo norte en las cuatro imágenes. Asimismo, se destacan acumulaciones de puntos calientes sobre los márgenes que llegan a formar parches estrechos. En las cuatro imágenes se detectaron parches de puntos fríos, que se ubican en zonas centrales en la imagen del 08/10/2019, centro y costeras en el caso de las imágenes del 14/08/2018 y del 16/05/2019, y principalmente costeras en la imagen del 07/12/2018. En la imagen del 14/08/2018 se encontró una situación de contraste, ya que mientras que en la zona sur se ubica un parche extenso de puntos fríos, en el brazo norte y en el margen noreste se encuentran parches de puntos calientes. También se identificó un contraste en la imagen del 08/10/2019, donde los parches de puntos calientes se ubican principalmente en los márgenes de todo el lago, mientras que los parches de puntos fríos, están presentes únicamente en la zona central (Fig. 15).

Puntos calientes lago Leandro

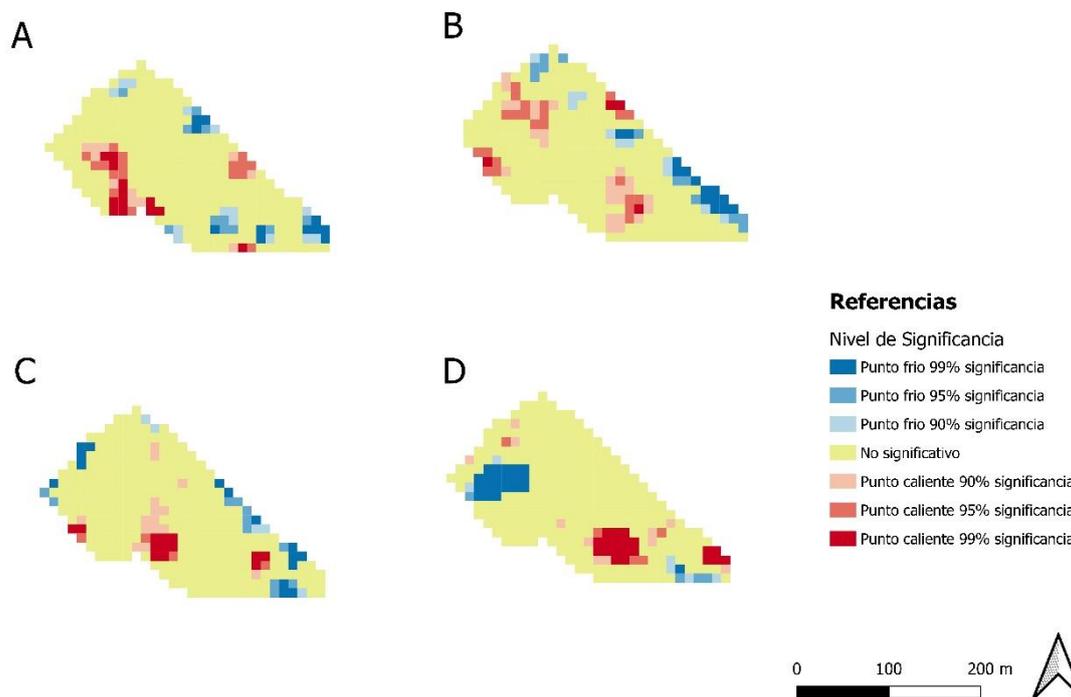


Figura 16: Mapa puntos calientes de acuerdo al indicador G_i del método Getis-Ord, y su nivel de significancia estadística en el lago Leandro en las cuatro imágenes Sentinel-2 correspondientes a los días de muestreos in-situ. Mapa A: 14/08/2018, B: 07/12/2018, C: 16/05/2019, D: 08/10/2019

El lago *Leandro* presentó un patrón espacial con un gradiente sur-norte. Este gradiente determina que los parches de puntos calientes principalmente se agrupen desde la zona central hacia el margen suroeste, mientras que los parches de puntos fríos se encuentren hacia el noreste. La imagen del 08/10/2019 escapa de este gradiente, ya que presenta dos parches extensos; uno de ellos es de puntos fríos y se ubica sobre el margen oeste y el otro es de puntos calientes y se encuentra hacia el sur. En esta imagen se destaca también que es la única que no presentó puntos fríos sobre el margen noreste. En términos generales hacía las zonas centrales no se encontraron puntos fríos ni calientes (Fig. 16).

Puntos calientes lago Pomacea

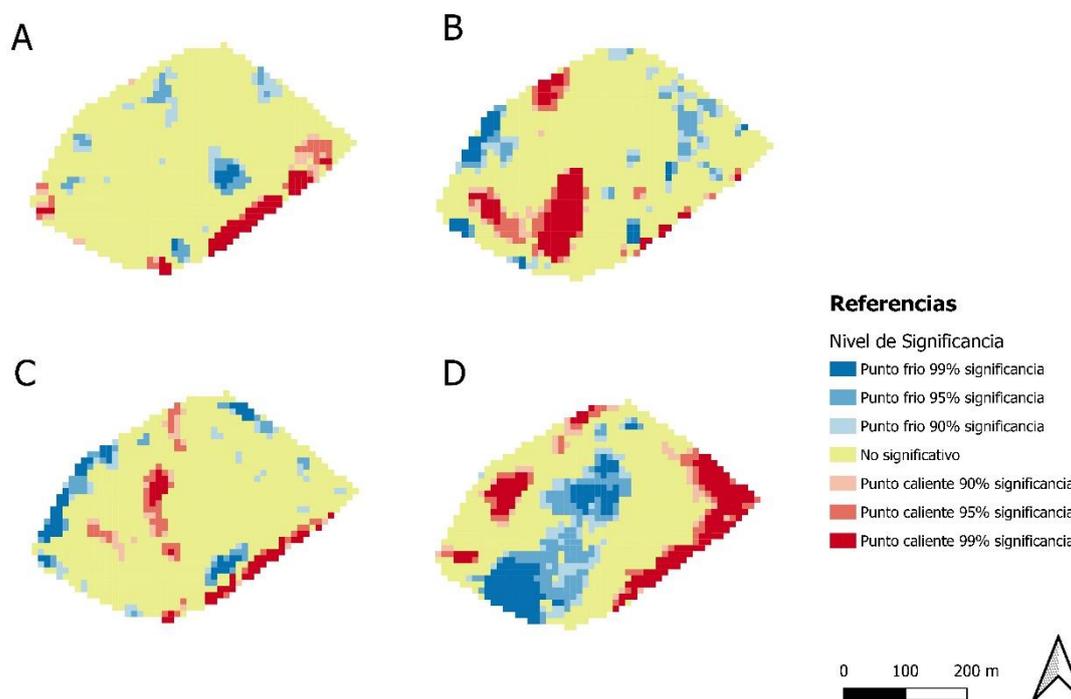


Figura 17: Mapa puntos calientes de acuerdo al indicador Gi del método Getis-Ord, y su nivel de significancia estadística en el lago Pomácea en las cuatro imágenes Sentinel-2 correspondientes a los días de muestreos in-situ. Mapa A: 14/08/2018, B: 07/12/2018, C: 16/05/2019, D: 08/10/2019

El lago *Pomacea* presentó un patrón de acumulación de puntos calientes sobre el margen sureste en las cuatro imágenes, mientras que los puntos fríos tuvieron acumulaciones costeras principalmente en el margen oeste. Las zonas centrales presentaron puntos fríos en parches dispersos en las cuatro imágenes, mientras que en la imagen del 07/12/2018 se encuentra el parche de puntos calientes más extenso ubicado desde la zona centro hacia el margen sur. La imagen del 16/05/2019 también presentó un parche de puntos calientes extenso en la zona central. Se destaca la falta de puntos calientes sobre el margen noreste, donde únicamente se identificaron puntos fríos en las cuatro imágenes (Fig. 17).

DISCUSIÓN

En esta tesis fue posible avanzar en la estimación remota de la Clo-*a* en cuerpos de agua lénticos, pequeños y medianos, mediante la modelación de índices preestablecidos con bandas espectrales adicionales y determinación de Clo-*a* por extracción. La modelación permitió identificar relaciones entre la información espectral y la concentración de Clo-*a* total medida in-situ y evaluar la distribución espaciotemporal de puntos calientes (*hot spots*) de la Clo-*a* en los lagos de estudio.

Si bien para aproximarse con precisión a las concentraciones de Clo-*a* los métodos utilizados deben ser ajustados con información in-situ (Ogashawara et al. 2017), en este trabajo, a partir del procedimiento aplicado para la selección de los casos de estudio, se concluye que es posible aproximarse de forma cualitativa a la variabilidad temporal y espacial de la Clo-*a* utilizando indicadores ópticos preestablecido. Esta conclusión concuerda con los resultados obtenidos por Aubriot et al. (2020), quienes evaluaron espacial y temporalmente el desarrollo de una floración cianobacteriana masiva en el Río de la Plata, mediante el uso cualitativo de un indicador óptico ampliamente utilizado como el *NDCI*.

El ajuste de índices para la estimación remota de Clo-*a* aporta al desarrollo de sistemas de alerta, ya que para ello es necesario contar con un indicador validado y de alta frecuencia que permita generar niveles de alerta para focalizar los esfuerzos de monitoreo y desencadenar acciones de gestión de los ambientes afectados (Chorus y Bartram 1999). Si bien ha habido numerosas experiencias vinculadas al desarrollo de sistemas de alerta que varían de acuerdo a las necesidades y problemáticas abordadas, continúa siendo un desafío obtener un indicador con la precisión y frecuencia necesarias (Cotterill et al. 2019). En este sentido, se destacan experiencias para determinar de forma sencilla cianobacterias mediante fluorómetro de mano (Cotterill et al. 2019), la instalación de boyas para la detección remota de pigmentos fitoplanctónicos (Aubriot et al. 2018) y el uso de la teledetección (Imen et al. 2015). En esta tesis, los resultados obtenidos en la estimación remota de concentración de Clo-*a* por rangos, arrojaron alta precisión en concentraciones medias ($10-50 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$) y altas ($>50 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$), mientras que en concentraciones bajas ($<10 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$) si bien se obtuvieron las mayores imprecisiones de estimación, no se obtuvo ningún “falso positivo” es decir que ningún ML subestimó la Clo-*a*. Por lo tanto, se considera que la estimación remota de Clo-*a* es un indicador de niveles de alerta y por ende apropiado para el desarrollo de sistemas de alerta (Matthews

y Bernard 2015). Asimismo, detectar con precisión concentraciones bajas de Clo-*a* aporta a sistemas de alerta temprana ya que permite detectar procesos de floración y eutrofización desde sus inicios (Li y Song 2017).

Firmas espectrales

Las firmas espectrales obtenidas permiten ilustrar las principales modificaciones que generó la corrección atmosférica, entre las cuales se destaca la disminución en magnitud de la reflectancia en todas las bandas (Fig. 7). Las bandas utilizadas por los índices y de las combinaciones realizadas no sufrieron grandes modificaciones, por lo tanto, la corrección atmosférica en términos generales no altera los comportamientos espectrales que permiten estimar Clo-*a*. En particular, las bandas del azul (B2) y del verde (B3) presentaron diferencias significativas entre los conjuntos *L2A* y *L1C*, independientemente de los rangos de concentración de Clo-*a*. Este es un resultado esperado ya que los procedimientos de corrección atmosférica estiman la reflectancia en superficie disminuyendo las interferencias por aerosoles, lo cual principalmente atenúa la reflectancia en la región azul (Martins et al. 2017).

La reflectancia obtenida a nivel *L1C* corresponde a la reflectancia censada en el tope de la atmósfera, la cual es afectada por los efectos de dispersión atmosféricos, que presentan su máxima interferencia en las bandas azules, donde pueden alcanzar hasta ~80% de la reflectancia censada en el tope de la atmósfera (Martins et al. 2017). Estos efectos disminuyen hacia mayores longitudes de onda, dicho fenómeno se debe a la retrodispersión de onda corta generada por los aerosoles atmosféricos (Bodhaine et al. 1999). En este sentido, las firmas espectrales obtenidas a nivel *L2A* se asemejan a las firmas espectrales reportadas para cuerpos de agua continentales por Spyrakos et al. (2017), donde la firma espectral presenta valles en azul, rojo e infrarrojo cercano (>740 nm) y picos en verde y *borde rojo* (~705 nm) (Fig. 1 y 7). Por otro lado, las firmas espectrales a nivel *L1C* presentan una forma similar a las reportadas por el antecedente en las bandas de longitudes de onda mayores (>665 nm), ya que en estas regiones las interferencias atmosféricas son menores, y por lo tanto las correcciones atmosféricas no introducen grandes modificaciones. De acuerdo a estos resultados, se podría decir que el uso de bandas de longitudes de onda mayores al rojo no requiere indispensablemente de correcciones atmosféricas, esta conclusión concuerda con los resultados obtenidos por

Zhang et al. (2018) quienes no encontraron grandes diferencias en el uso del Índice de Diferencia de Vegetación Normalizado; el cual utiliza las bandas del rojo y *NIR*, con y sin procesamientos de corrección atmosférica. Sin embargo, destacan la utilidad de dichos procesamientos cuando se quiere utilizar información espectral proveniente de distintos sensores o en series temporales.

Las correcciones atmosféricas son un desafío constante en los estudios de teledetección de la calidad del agua, ya que las imprecisiones en la estimación de la reflectancia en la región azul limitan la utilización de la herramienta, principalmente, en las aproximaciones a la concentración de COD a partir de la reflectancia de las bandas azul y verde (Kutser et al. 2005). Por otro lado, el uso de las bandas rojas, de *borde rojo* y *NIR* aplicadas a la concentración de sólidos en suspensión (Matthews 2011) y de *Clo-a* (Martins et al. 2017), minimizan las interferencias por partículas de aerosoles atmosféricos y evitan los procedimientos de corrección atmosférica (Matthews et al. 2012). En este sentido, Toming et al. (2016) obtuvieron mayores ajustes entre índices de relación de bandas roja-*NIR* con la información espectral *LIC* que a nivel *L2A*, lo cual concuerda con los resultados obtenidos en los modelos lineales de esta tesis, donde los mayores ajustes se obtuvieron a nivel *LIC*, mientras que con *L2A* además de obtener ajustes más bajos, fueron menos los ML que presentaron homogeneidad en la varianza, ausencia de colinealidad y normalidad en sus residuos (Tabla 8). Por lo tanto, los resultados obtenidos señalan como más apropiado el uso de las imágenes *MSI* a nivel *LIC*, este resultado se destaca ya que simplifica el análisis de las imágenes y disminuye los tiempos de procesamiento, lo cual es una ventaja para la implementación de estas herramientas en plataformas operacionales de monitoreo constante (Matthews et al. 2012).

De acuerdo a las diferencias obtenidas de las bandas en los tres rangos de *Clo-a*, se detectaron relaciones entre la banda 5 (705 nm) y el cociente B4/B5 con la concentración de *Clo-a*. Este resultado es esperable ya que, en cuerpos de agua continentales con concentraciones elevadas de biomasa, la *Clo-a* está correlacionada con la magnitud del pico ~700 nm, y con la mínima reflectancia en rojo (~665 nm) (Gitelson 1992). Sin embargo, hay casos que escaparon de esta relación, se destaca *Btti1*, que pertenece al rango 0 con una concentración mínima ($4 \mu\text{g Clo-a L}^{-1}$) y a diferencia de los otros casos de este rango que tuvieron pendientes negativas entre B4 y B5, *Btti1* presentó una pendiente positiva, característica de firmas con mayor concentración de *Clo-a*. Asimismo, su firma espectral presenta magnitudes elevadas en todas las bandas con respecto a las

demás firmas del rango 0, y se destaca también su reflectancia elevada en la región del infrarrojo cercano, siendo la mayor registrada en la banda B8A (Fig. 8). Este resultado es inesperado, ya que en aguas claras con baja biomasa se espera que la reflectancia disminuya desde la región verde hacia el infrarrojo cercano, donde encontraría su mínimo (Uudeberg et al. 2020; Dall'Olmo et al. 2005). Dado que los casos Btti1 y Btti2 presentaron los valores mínimos de STS (3 y 4 mg L⁻¹ respectivamente) y por lo tanto son considerados como los casos más transparentes, la singularidad detectada podría ser explicada por el aporte de reflectancia de plantas sumergidas, las cuales aumentan la reflectancia en longitudes de onda >750 nm (Gower et al. 2005), y de acuerdo a las firmas espectrales obtenidas, los casos Btti1 y Btti2 son los que presentaron mayores valores de reflectancia a partir de 750 nm (Fig. 8). En este sentido, el lago *Bernotti* es un caso particular y su análisis representa un desafío a futuro.

El tipo de lagos de estudio permite descartar interferencias por efectos de fondo debido a su profundidad y estrecha zona litoral. Asimismo, en caso de existir un efecto de adyacencia a píxeles de tierra cercanos que podrían aumentar la reflectancia en el infrarrojo cercano (Matthews et al. 2012), todos los lagos serían afectados de forma similar. Los píxeles adyacentes cubiertos por materiales como concreto y bitumen en general presentan firmas espectrales con mayor magnitud en todas las bandas en comparación al agua (Van der Linden et al. 2019), lo que podría aumentar el brillo de los píxeles de agua (Ansper 2018).

El agua presenta una fuerte absorción de la radiación recibida a partir de ~700 nm, tal que la firma espectral teórica del agua disminuye exponencialmente hacia dichas longitudes de onda. Los sólidos en suspensión presentan el mismo comportamiento, aunque en menor medida. El fitoplancton disminuye su absorción hacia el infrarrojo cercano, y por lo tanto aumenta la reflectancia del agua en dicha región (Morel y Prieur 1977). En este sentido, los ambientes con altos contenidos de pigmentos fitoplanctónicos y sólidos en suspensión presentan una mayor reflectancia en longitudes de onda >700 nm (Ogashawara et al. 2017). Estas afirmaciones se observan en las firmas espectrales obtenidas, donde B8 (833 nm) tiene sus valores más altos en los casos con mayor concentración de *Clo-a* (Fig. 7, Tabla 3).

El lago *Botavara* presentó en promedio las firmas con menor magnitud en todas las bandas. En particular, los casos Btv4, Btv1, Btv3 presentaron los valores mínimos de B8 tanto a nivel *LIC* como *L2A* (Fig. 7). Por otro lado, en el mapeo realizado se observa que

es el único lago que presentó importante cantidad de píxeles con no-valor. La principal característica que distingue al lago *Botavara* es su extensión, siendo la mayor de los demás lagos de estudio, además, se encuentra expuesto a vientos de distintas direcciones, principalmente en el margen cercano a la ruta n°101. Estas características podrían explicar su comportamiento espectral, ya que la exposición a vientos genera ondulaciones en la superficie y aumenta la rugosidad del cuerpo de agua, lo cual favorece la absorción de la radiación recibida desde el visible hasta el infrarrojo cercano (Mobley 1994).

De acuerdo a los resultados obtenidos a nivel *LIC*, la banda del verde (B3) presentó un pico en el rango 2 de *Clo-a*. A nivel *L2A*, si bien siempre tuvo un pico en verde vinculado a la disminución de la banda del azul (B2) producida por la corrección atmosférica, la pendiente entre B3 y B4 se incrementó en las clases 1 y 2 (Fig. 7). Por lo tanto, se podría decir que cuanto mayor fue la concentración de *Clo-a*, mayor fue la pendiente entre estas bandas. Este comportamiento es compatible con los resultados obtenidos por Dall'Olmo et al. (2005) quienes identificaron un pico de reflectancia en verde en casos con concentraciones elevadas de *Clo-a*, en su caso mayores a $89 \mu\text{g L}^{-1}$, asimismo, algunas investigaciones han utilizado la relación entre la reflectancia en la banda del verde y del rojo como aproximación a la *Clo-a* (Oliveira et al. 2016). De acuerdo a los resultados obtenidos, en todos los casos con concentraciones mayores a $64 \mu\text{g Clo-a L}^{-1}$ estuvo presente el pico en verde. Por lo tanto, si bien la banda del verde varía con la *Clo-a*, lo hace en casos con concentraciones elevadas (Dall'Olmo et al. 2005). Este resultado discrepa con algunos antecedentes que han utilizado la relación del pico en verde con el mínimo en rojo como indicador de *Clo-a* en condiciones de baja biomasa (Candiani et al. 2005; Floricioiu et al. 2004).

Las estimaciones remotas de la *Clo-a* en aguas oceánicas claras parten de los supuestos que ésta determina la relación de la reflectancia entre las regiones azul y verde, y que co-varía con los demás constituyentes ópticamente activos como son generalmente los sólidos en suspensión y el COD. De acuerdo a los resultados obtenidos, la *Clo-a* co-varía con los sólidos en suspensión, mientras que el COD no fue evaluado. Con respecto a la relación entre las bandas azul y verde, únicamente se vinculó en los casos con *Clo-a* superior a $64 \mu\text{g Clo-a L}^{-1}$. Por lo tanto, existirían otros compuestos (como el COD) que podrían intervenir en las relaciones de la reflectancia entre las bandas azul y verde. Esto es otra evidencia que apoya el uso de la reflectancia en rojo y *borde rojo* como aproximación a la *Clo-a* en aguas continentales (Ogashawara et al. 2017).

Las firmas espectrales obtenidas en este estudio presentan numerosas similitudes en su forma con las reportadas por Spyarakos et al. (2017) y Dall' Olmo et al. (2005) para aguas continentales. Las principales características similares corresponden al valle en azul (~490 nm), asociado generalmente a la fuerte absorción en dicha región por parte del COD y los sólidos en suspensión. Por otro lado, se identificaron similitudes en la reflectancia del verde, donde siempre se da un máximo que puede variar en magnitud y que se encuentra influenciada por las concentraciones de Clo-*a*, COD y STS. En cuanto a la banda del rojo siempre presenta un valle que está vinculado a la absorción del agua pura y de los pigmentos fitoplanctónicos (Ogashawara et al. 2017), mientras que la banda de *borde rojo* presenta un máximo explicado por las concentraciones fitoplanctónicas. La relación de estas dos bandas (*rojo-borde rojo*) se asocia directamente a la Clo-*a*, como en los resultados obtenidos en los lagos de estudio, tanto en las firmas espectrales como en los modelos lineales. Por último, la reflectancia en el infrarrojo cercano es variable tanto en los antecedentes mencionados como en las firmas espectrales obtenidas, este comportamiento se asocia a la situación específica de cada sitio donde se evaluó la reflectancia, principalmente vinculada a la rugosidad de la superficie, vientos, profundidad, entre otros (Duan et al. 2010).

Estimación de la concentración de clorofila-*a*

Los modelos lineales realizados permiten estimar las concentraciones de Clo-*a* en los lagos de estudio. El índice a partir del cual se generaron los modelos con mayor ajuste fue el Índice de Diferencia Normalizada de Clorofila (*NDCI*), resultado que concuerda con las firmas espectrales obtenidas, donde se identificó a la pendiente entre las bandas 4 y 5 como principal diferencia entre los rangos evaluados. Asimismo, concuerda con numerosos antecedentes que han utilizado con éxito la relación entre la reflectancia en longitudes de onda próximas al rojo (~665 nm) y *borde rojo* (~700 nm), para aproximarse a concentraciones de Clo-*a* por encima de 10 µg L⁻¹ en diversos cuerpos de agua (Dörnhöfer et al. 2016; Odermatt et al. 2012), entre los que se destacan lagos hipereutróficos (Matthews et al. 2010) y turbios productivos (Dall' Olmo et al. 2005), grandes cuerpos de agua continentales someros (Moses et al. 2009), estuarios (Schalles y Hladik 2012), y embalses (Augusto-Silva et al. 2014).

Las investigaciones mencionadas en su mayoría utilizaron sensores multispectrales de campo o sensores como MERIS que, si bien contaba con numerosas bandas centradas en la región del rojo y del *borde rojo*, resultaba de utilidad para océanos y grandes cuerpos de agua continentales debido a su pixel de 300 x 300 m. En el año 2015 el sensor MSI fue puesto en órbita a bordo de Sentinel-2, cuenta con una banda centrada en el *borde rojo* en 705 nm (B5) y un pixel de 10 x 10 m, estas características permitieron la estimación de Clo-*a* en cuerpos de agua continentales medianos (Ansper 2018; Toming et al. 2016). En este estudio se verificó con éxito la aplicación de MSI en lagos pequeños ubicados en una zona suburbana.

El *NDCI* fue desarrollado por Mishra y Mishra (2012), con el fin de generar un índice de fácil aplicación en cuerpos de agua continentales y costeros que favorezca los monitoreos constantes a bajo costo. Para ello testearon el índice mediante modelos lineales con ajustes de hasta $R^2=0.9$ en un rango de 0.9-28 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. Recientemente, Udeberg et al. (2020) reportaron un ajuste del *NDCI* de $R^2=0.89$ en aguas turbias con concentraciones entre 0.5-200 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$, mientras que el mayor ajuste que obtuvieron con el índice *GIT* fue de $R^2=0.78$ y tuvo lugar en aguas claras (0.5-50 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$). Estos resultados concuerdan con lo obtenido en este estudio, donde *NDCI* arrojó los mayores ajustes de forma individual y en combinación con bandas en un rango de 3-111 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$.

Pahlevan et al. (2020) reportaron que *NDCI* no proporciona estimaciones precisas por debajo de 15 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. En este sentido, algunos antecedentes que utilizaron variados índices y sensores en aguas continentales, sugieren que la detección cuantitativa de la Clo-*a* presenta sus mayores incertidumbres en concentraciones $<20 \mu\text{g L}^{-1}$ (Ansper 2018; Matthews 2014; Dall' Olmo et al. 2005). Mientras que Augusto-Silva et al. (2014) obtuvieron ajustes con $R^2>0.8$ utilizando *NDCI* en concentraciones $<20 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$. En las clasificaciones supervisadas realizadas, la mayor dificultad en la predicción de la Clo-*a*, independientemente de la combinación, fue en concentraciones bajas $<10 \mu\text{g L}^{-1}$ (Tabla 10). Sin embargo, el modelo lineal utilizado para mapear (ML4) presentó baja dispersión en la estimación de valores $<20 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ con excepción de dos casos sobreestimados, mientras que su mayor dispersión se encontró en valores entre 30-60 $\mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$ donde subestimó algunos casos (Fig. 8).

Las diferencias de estimación detectadas entre los modelos lineales y las clasificaciones supervisadas se dieron en concentraciones bajas, donde ML4 presentó mayor ajuste que el *LDA*, y en concentraciones intermedias, donde el *LDA* ajustó mejor que el ML4,

mientras que en concentraciones elevadas ambos métodos arrojaron altos ajustes (Tabla 10, Fig. 8). En la revisión bibliográfica realizada, el único método de clasificación encontrado fue desarrollado por Uudeberg et al. (2020), quienes clasificaron cinco grupos de aguas de acuerdo a los contenidos fitoplanctónicos, de carbono orgánico disuelto y sólidos en suspensión, y obtuvieron la firma espectral característica de cada conjunto. Esta metodología, tuvo lugar principalmente debido a que no obtenían ajustes precisos en la región de estudio a partir de modelos lineales múltiples. En el presente estudio se puso a prueba la metodología de clasificación supervisada, y en comparación, se destacan los modelos lineales por su facilidad de aplicación en el mapeo lo cual favorece la operatividad de una plataforma de monitoreo constante.

La magnitud de la reflectancia ~ 700 nm con respecto a una línea de base entre ~ 665 nm y ~ 740 nm; en este estudio llamado *GIT*, ha sido utilizada para estimar *Clo-a* en lagos desde hace más de dos décadas (Gitelson et al. 1992). En Toming et al. (2016) fue validada con éxito en lagos con distinto estado trófico y un amplio gradiente de constituyentes ópticamente activos. Asimismo, se ha demostrado su alto rendimiento independientemente de las correcciones atmosféricas, principalmente vinculado a que las bandas rojas y del infrarrojo cercano son las menos afectadas por interferencias atmosféricas. Esto concuerda con los resultados obtenidos, ya que, si bien no fue el índice con mayor ajuste, fue el que menor variación tuvo entre los modelos realizados con y sin corrección atmosférica.

El índice *TBDO* por su parte ha sido aplicado en aguas hipereutróficas turbias y con alta biomasa (Zimba y Gitelson 2006), así como también en aguas estuarinas con rangos de *Clo-a* entre $5-30 \mu\text{g L}^{-1}$ (Moses et al. 2009). Recientemente ha sido aplicado en embalses de Sudáfrica, donde se obtuvo un ajuste de $R^2=0.87$ en un rango amplio de $5-520 \mu\text{g Clo-a L}^{-1}$ utilizando la reflectancia censada en el tope de la atmósfera (Kravitz et al. 2020). Sin embargo, en este trabajo, *TBDO* de forma individual arrojó los menores R^2 ajustados (Tabla 8), el bajo ajuste obtenido podría deberse a que los antecedentes mencionados trabajaron en ambientes con altos contenidos de sólidos en suspensión y carbono orgánico disuelto, mientras que en este estudio fueron mínimos los sólidos en suspensión y el carbono orgánico disuelto no fue evaluado. Por lo tanto, se apoya la idea de que *TBDO* tendría alto rendimiento en ambientes turbios altamente productivos (Dall'Olmo et al. 2005).

En cuanto a las combinaciones de bandas, Duan et al. (2010) a partir de mediciones de reflectancia in-situ ajustaron un modelo de estimación de Clo-*a* que utiliza tres bandas centradas en longitudes de onda próximas al rojo, *borde rojo* e infrarrojo cercano. Los autores sugieren que las posiciones óptimas de las longitudes de onda a utilizarse varían de acuerdo a las propiedades ópticas del cuerpo de agua de estudio y proponen tres intervalos posibles, 650-690 nm, 710-740 nm y >750 nm. Se destaca el resultado que obtuvieron bajo la forma $[(Rrs(681\text{ nm}) - Rrs(709\text{ nm})) \times Rrs(865\text{ nm})]$, con un ajuste de $R^2=0.87$ en un rango de 3-108 $\mu\text{g Clo-}a\text{ L}^{-1}$, realizado con 83 mediciones en el lago Taihu, China. Esto concuerda con los resultados de los modelos lineales realizados en nuestro estudio, donde el mayor ajuste se obtuvo en el ML4 con la forma $[NDCI \times Rrs(865\text{ nm})]$ donde $NDCI: [(Rrs(705\text{ nm}) - Rrs(665\text{ nm})) / (Rrs(705\text{ nm}) + Rrs(665\text{ nm}))]$.

La selección del ML4 para el mapeo de la Clo-*a* en las cuatro fechas correspondientes a los muestreos in-situ es apoyada por el criterio de parsimonia, el cual hace referencia a que el mejor modelo es aquel que explica con precisión la variable de respuesta utilizando la menor cantidad de predictores (Baker 2004). En este sentido, el ML4 es la combinación de índices y bandas con la menor cantidad de variables predictivas.

Distribución espaciotemporal de la clorofila *a*

Los resultados obtenidos destacan la potencialidad del método de puntos calientes Getis-Ord G_i^* para evaluar la variabilidad fitoplanctónica interna de lagos pequeños e identificar patrones espaciales. De acuerdo a los antecedentes bibliográficos consultados, estos enfoques han tenido lugar únicamente en ambientes extensos como el Golfo de México (Copado et al. 2020), la Bahía de Tokio (Yunus et al. 2015) y el Lago Utah (Tate et al. 2019). En esta tesis se logró avanzar en la aplicación del análisis de puntos calientes en lagos pequeños, se destaca en particular el lago *Leandro* (3 ha) donde según el mapeo de la Clo-*a* se encontraba cubierto en su totalidad por concentraciones elevadas con una distribución aparentemente homogénea (Fig. 12), y se identificaron puntos calientes ubicados sobre la zona sur y suroeste, así como también puntos fríos ubicados en la costa norte (Fig. 16).

Según el análisis realizado en el lago *Javier*, existen zonas de puntos calientes que se repitieron en las fechas evaluadas, por lo tanto, son identificadas como zonas de alta residencia de concentraciones fitoplanctónicas elevadas (Fig. 12). A pesar de estos

resultados, en esta tesis no se estudió específicamente la evolución temporal de los puntos calientes. En este sentido, se destaca la experiencia de Tate et al. (2019), quienes evaluaron la evolución histórica de puntos calientes y fríos en un gran lago. Para ello, construyeron una serie temporal de Clo-*a* en agua utilizando distintos índices previamente ajustados, y aplicaron el análisis de puntos calientes emergentes, el cual detecta puntos calientes de acuerdo al grado de agrupamiento según Getis-Ord G_i^* y luego analiza las tendencias temporales mediante el método de Mann-Kendall, como resultado arroja 17 categorías de puntos calientes o fríos (Getis y Ord 1992; Mann 1945). Este método, también fue utilizado por Harris et al. (2017) con la finalidad de identificar zonas críticas donde se deberían intensificar las políticas de conservación de bosques, para ello trabajaron con series temporales de deforestación obtenidas a partir del procesamiento de la serie Landsat. En este trabajo, si bien no se realizó análisis de puntos calientes emergentes, se disponibiliza una herramienta para la estimación de Clo-*a* que puede ser aplicada a la serie Sentinel-2 y utilizarse para evaluar la evolución de los puntos calientes desde el año 2015.

El ML4 seleccionado para mapear Clo-*a* permite detectar concentraciones mínimas $<10 \mu\text{g L}^{-1}$, por lo tanto, cuando se utilizan estas estimaciones en análisis de puntos calientes de vecinos cercanos, es posible identificar cambios en las concentraciones fitoplanctónicas desde un estado inicial oligotrófico o mesotrófico que podrían relacionarse con el comienzo de una floración. Esta situación tuvo lugar en el lago *Pomacea*, donde la concentración de Clo-*a* aumentó progresivamente en los muestreos realizados; desde 4 a $69 \mu\text{g Clo-}a \text{ L}^{-1}$, pasando de un estado mesotrófico (Pom1) a eutrófico (Pom2) e hipereutrófico (Pom3, Pom4), con un porcentaje de cianobacterias por debajo del 10% (Tabla 3). A partir del análisis de puntos calientes realizado, se sugiere que el aumento de la Clo-*a* podría deberse a una floración fitoplanctónica no cianobacteriana, que comenzó el 7/12/2018 en la zona profunda del lago (Fig. 17). A diferencia del análisis de puntos calientes emergentes, Getis-Ord G_i^* permite su aplicación sin contar con numerosos muestreos. En este sentido, Achkar et al. (2018) lo aplicaron para aportar a la detección temprana de contaminantes orgánicos en una red de abastecimiento de agua potable, asimismo, Sosa et al. (2018) identificaron patrones en la distribución de una especie invasora. En este sentido, los resultados obtenidos en los modelos lineales múltiples y su aplicación en análisis de puntos calientes en fechas específicas podrían aportar a la detección temprana de floraciones fitoplanctónicas.

CONCLUSIONES Y PERSPECTIVA

En esta tesis, se logró aproximarse a la variabilidad temporal y espacial del conjunto de lagos de estudio a partir del uso cualitativo y cuantitativo de indicadores ópticos desarrollados por antecedentes bibliográficos y su combinación con bandas espectrales de Sentinel-2.

La diferencia entre la banda roja (665 nm) y de *borde rojo* (705 nm) fue identificada como la principal característica de las firmas espectrales relacionada con la concentración por rangos de la clorofila-*a*. También se relacionó con el pico en verde, sin embargo, tuvo lugar únicamente en concentraciones elevadas $>64 \mu\text{g L}^{-1}$. En este sentido, el Índice de Diferencia Normalizada de Clorofila (*NDCI*) que considera únicamente la banda roja y de *borde rojo* combinado con la banda B8A de Sentinel-2 resultó la aproximación más apropiada para estimar y mapear la concentración de clorofila-*a*. De acuerdo a los altos ajustes obtenidos con el Índice de Diferencia Normalizada de Clorofila, se concluye que podría ser aplicable en los lagos suburbanos de la Ciudad de la Costa (Canelones) que no cuenten con información in-situ, de esta forma es posible evaluar la distribución interior de la clorofila-*a*, su evolución temporal, y avanzar en la identificación de zonas de alta residencia de concentraciones elevadas que representen un mayor riesgo de exposición a floraciones fitoplanctónicas nocivas para los usuarios de los lagos.

Se identificaron zonas de acumulación de concentraciones elevadas en el lago *Javier* que pueden ser focos para la implementación de métodos de mitigación, asimismo se logró detectar una floración fitoplanctónica desde su comienzo. Estos resultados destacan la utilidad del análisis de puntos calientes Getis-Ord G_i^* , que permitió analizar la variabilidad de la clorofila-*a* al interior de cada lago y representa un método con gran potencialidad en ambientes acuáticos para la identificación de zonas prioritarias para la focalización de esfuerzos. Los avances alcanzados en esta tesis permiten la continuidad en el estudio de la evolución temporal de puntos calientes.

En este trabajo, si bien no se discuten las causas de los puntos calientes identificados, a partir de su detección se generan nuevas preguntas vinculadas a los factores que los explican; como su relación con los usos del suelo y los aportes puntuales de nutrientes producto de la expansión urbana de la zona y del sistema de saneamiento, así como la relación con variables ambientales (vientos, temperatura, radiación). Para la profundización en el estudio de puntos calientes se recomienda validar los ajustes de los

modelos lineales múltiples generados y los puntos calientes mediante un muestreo in-situ que alcance numerosos puntos dentro de cada lago, por ejemplo, a partir de métodos fluorométricos.

Los mayores ajustes obtenidos en los modelos desarrollados se alcanzaron con información espectral sin corrección atmosférica. En este sentido, se concluye que el nivel de procesamiento en el que son disponibilizadas las imágenes Sentinel-2 (*L1C*) es apropiado para la estimación remota de la clorofila-*a*. Sin embargo, se recomiendan los procedimientos de corrección atmosférica cuando se utilizan indicadores ópticos que consideran las bandas del azul y verde.

Las estimaciones de clorofila-*a* obtenidas mediante el modelo lineal 4 (*NDCI + B8A*), en ningún caso subestimaron concentraciones elevadas de clorofila-*a*, esta es una ventaja destacable para su aplicación en monitoreos y sistemas de alerta, ya que no pasa por alto ningún evento de riesgo. Sin embargo, se identificó un comportamiento inesperado en el lago *Bernotti* en la fecha 14/08/2018, donde se reportó la menor concentración de clorofila-*a* ($4 \mu\text{g L}^{-1}$), el modelo lineal 4 sobrestimó la concentración, y no fue posible detectar las causas de este comportamiento. Por lo tanto, aunque se obtuvo un alto ajuste en los modelos lineales múltiples realizados que permite estimar las concentraciones de clorofila-*a* en el conjunto de lagos suburbanos de estudio, la sobrestimación mencionada sugiere la necesidad de profundizar en la investigación de la aplicación del modelo generado en cuerpos de agua de baja turbidez y profundos.

En los casos con concentraciones elevadas de clorofila-*a* ($>50 \mu\text{g L}^{-1}$) se identificaron las mayores relaciones con la información espectral, donde sus firmas espectrales fueron las más diferenciadas con respecto a los otros dos rangos de concentraciones menores, asimismo, el análisis discriminante lineal presentó un 100% de ajuste en este rango y el modelo lineal 4 utilizado para mapear presentó baja dispersión. Por otra parte, las concentraciones bajas ($<10 \mu\text{g L}^{-1}$) presentaron el menor ajuste de acuerdo al análisis discriminante lineal, sin embargo, en el modelo lineal 4 presentaron baja dispersión sin ser por el caso *Btti1*. Por lo tanto, se destacan los modelos lineales como herramienta para la estimación y mapeo de la clorofila-*a*.

Este estudio es un avance en la aplicación de la teledetección para monitorear de forma simultánea un conjunto de cuerpos de agua continentales, que probó con éxito su aplicación en pequeños lagos suburbanos. Con la finalidad de avanzar hacia una

plataforma operativa de monitoreo constante de numerosos cuerpos de agua desplegados en grandes extensiones territoriales, se sugiere el ajuste de esta metodología en otros cuerpos de agua como los embalses de uso productivo (más de 1300 registrados, MVOTMA 2017). Asimismo, es relevante el análisis de la evolución temporal de puntos calientes en cuerpos de agua extensos, como las represas hidroeléctricas que tienen una gran heterogeneidad espacial y producen grandes acumulaciones de biomasa, así como en playas del Río de la Plata.

BIBLIOGRAFÍA

Achkar M., Seoan G., Gomez-Camponovo M., Umpierrez E. y Perez N. (2018). Early detection of chloroform hot spots in the Montevideo drinking water network. *Cogent Environmental Science*, 4 (1):1516501.

Adamovich B., Medvinsky A., Nikitina L., Radchikova N., Mikheyeva T., Kovalevskaya R., ... y Zhukova T. (2019). Relations between variations in the lake bacterioplankton abundance and the lake trophic state: Evidence from the 20-year monitoring. *Ecological Indicators*, 97, 120-129.

Aguilera A., Aubriot L., Echenique R., Salerno G., Brena B., Pérez M. y Bonilla S. (2017). Synergistic effects of nutrients and light favor Nostocales over non-heterocystous cyanobacteria. *Hydrobiologia*, 794:241-255.

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6), 716-723.

Ansper A. (2018). Sentinel-2/MSI applications for European Union Water Framework Directive reporting purposes. *Doctoral dissertation, Tartu Ülikool*.

APHA (2005). Standard methods for the examination of water and wastewater. *APHA/AWWA/WPCF*, Washington.

Armstrong R., Gilbes F., Guerrero R., Lasta C., Benavidez H. y Mianzan H. (2004). Validation of SeaWiFS-derived chlorophyll for the Rio de la Plata Estuary and adjacent waters. *International Journal of Remote Sensing*, 25 (7-8):1501-1505.

Aubriot L. y Bonilla S. (2018). Regulation of phosphate uptake reveals cyanobacterial bloom resilience to shifting N:P ratios. *Freshwater Biology*, 63:318-329.

Aubriot L., Conde D., Bonilla S., Hein V. y Britos A. (2005). Vulnerabilidad de una laguna costera reserva de biósfera: indicios recientes de eutrofización. In: *Taller Internacional de Eutrofización y Embalses CYTED VXII B. (Eds I. Vila y J. Pizarro)*, 65-87. Patagonia Impresores, Santiago de Chile.

Aubriot L., Delbene L., Haakonsson S., Somma A., Hirsch F. y Bonilla S. (2017). Evolución de la eutrofización en el Río Santa Lucía: influencia de la intensificación productiva y perspectivas. *INNOTECH*, 14:07-16.

Aubriot L., Hirsch F. y Somma A. (2018). Evaluación de la detección de clorofila *a* y cianobacterias con fluorómetros autónomos en la cuenca del río Santa Lucía. Informe

final. Convenio Administración Nacional de Telecomunicaciones y Facultad de Ciencias 42p.

Aubriot L., Zabaleta B., Bordet F., Sienna D., Risso J., Achkar M., y Somma A. (2020). Assessing the origin of a massive cyanobacterial bloom in the Río de la Plata (2019): Towards an early warning system. *Water Research*, 115944.

Augusto-Silva P., Ogashawara I., Barbosa C., De Carvalho L., Jorge D., Fornari C. y Stech J. (2014). Analysis of MERIS reflectance algorithms for estimating chlorophyll-a concentration in a Brazilian reservoir. *Remote Sensing*, 6 (12):11689-11707.

Baker A. (2004). Simplicity.

Bodhaine B., Wood N., Dutton E. y Slusser J. (1999). On Rayleigh optical depth calculations. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 16 (11):1854-1861.

Bonilla S., Conde D., Aubriot L., Rodríguez-Gallego L., Piccini C., Meerhoff M. y Britos A. (2006). Procesos estructuradores de las comunidades biológicas en lagunas costeras de Uruguay. Bases para la conservación y el manejo de la costa uruguaya, 611-630.

Bonilla S., Haakonsson S., Somma A., Gravier A., Britos A., Vidal L., De León L., Brena B., Pérez M., Piccini C., Martínez de la Escalera G., Chalar G., González-Piana M., Martigan F. y Aubriot L. (2015). Cianobacterias y cianotoxinas en ecosistemas límnicos de Uruguay. *INNOTECH*, 10:9-22.

Bordet F., Fontanarrosa M. y O'Farrell I. (2017). Influence of light and mixing regime on bloom-forming phytoplankton in a subtropical reservoir. *River Research and Applications*, 33 (8):1315-1326.

Brando V. y Dekker A. (2003). Satellite hyperspectral remote sensing for estimating estuarine and coastal water quality. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41 (6):1378-1387.

Brena B. y Bonilla S. (2009). Producción de toxinas y otros metabolitos. En: Cianobacterias. Manual para Identificación y Monitoreo. Bonilla S. Eds. Montevideo: UNESCO, 96 p.

Breusch T. y Pagan A. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrical: Journal of the Econometric Society*, 1287-1294.

Burford M., Carey C., Hamilton D., Huisman J., Paerl H., Wood S. y Wulff A. (2019). Perspective: advancing the research agenda for improving understanding of cyanobacteria in a future of global change. *Harmful Algae*, 91:101601

Burford M. y O'Donohue M. (2006). A comparison of phytoplankton community assemblages in artificially and naturally mixed subtropical water reservoirs. *Freshwater Biology*, 51:973-982.

Candiani G., Giardino C. y Brando V. (2007). Adjacency effects and bio-optical model regionalisation: MERIS data to assess lake water quality in the Subalpine ecoregion. *In Procesing Envisat Symposium*, Montreux, Switzerland (pp. 23-27).

Candiani G., Floricioiu D., Giardino C., y Rott H. (2005). Monitoring water quality of the perialpine Italian Lake Garda through multi-temporal MERIS data. *In Proceedings of MERIS-(A) ATSR Workshop*, Frascati, Italy (pp. 26-30).

Carlson R. (1977). A trophic state index for lakes. *Limnology and Oceanography*, 22:361-369.

Carmichael W. (2001). Health effects of toxin-producing cyanobacteria: "The CyanoHABs". *Human and ecological risk assessment: An International Journal*, 7 (5):1393-1407.

Carpenter R., Caraco F., Correll D., Howarth R., Sharpley A. y Smith V. (1998). Nonpoint pollution of surface waters with phosphorus and nitrogen. *Ecological Applications*, 8 (3):559-568.

Carpenter S., Stanley E., y Vander Zanden M. (2011). State of the world's freshwater ecosystems: physical, chemical, and biological changes. *Annual review of Environment and Resources*, 36:75-99.

CARU (2016). Estudio de la calidad del agua en el Río Uruguay en el bienio 2013-2014: vigilancia de playas y estado trófico. *INFORME BIENAL 2013-2014*.

Caussi M. (2018). Estudio del estado trófico de la Laguna del Sauce mediante estimación de profundidad de Secchi y clorofila utilizando imágenes de Landsat 8. *Tesis de grado*, Universidad Católica del Uruguay.

Chalar G., Arocena R., Pacheco J. y Fabián D. (2011). Trophic assessment of streams in Uruguay: A Trophic State Index for Benthic Invertebrates (TSI-BI). *Ecological Indicators*, 11:362-369.

Chapin S., Matson P. y Vitousek P. (2011). Principles of terrestrial ecosystem ecology. *Springer Science & Business Media*, 529 p.

Chen Q., Zhang Y., Ekroos A., y Hallikainen M. (2004). The role of remote sensing technology in the EU water framework directive (WFD). *Environmental Science & Policy*, 7 (4):267-276.

Chorus I. y Bartram J. (Eds.). (1999). Toxic cyanobacteria in water: a guide to their public health consequences, monitoring and management. *CRC Press*.

Chuvienco E. (2002). Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio.

Conde D., Arocena R. y Rodríguez-Gallego L. (2002). Recursos acuáticos superficiales de Uruguay: ambientes algunas problemáticas y desafíos para la gestión (I y II). *AMBIOS*, 3 (10):5-9 y 4 (11):32-33.

Conley D., Paerl H., Howarth R., Boesch D., Seitzinger S., Havens K., Lancelot C. y Likens G. (2009). Controlling Eutrophication: Nitrogen and Phosphorus. *SCIENCE*, 323:1014-1014.

Copado-Rivera A., Bello-Pineda J., Aké-Castillo J., y Arceo P. (2020). Spatial modeling to detect potential incidence zones of harmful algae blooms in Veracruz, Mexico. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 243, 106908.

Cotterill V., Hamilton D., Puddick J., Suren A. y Wood S. (2019). Phycocyanin sensors as an early warning system for cyanobacteria blooms concentrations: a case study in the Rotorua lakes. *New Zealand Journal of Marine and Freshwater Research*, 53(4), 555-570.

Cremella B. (2017). Puesta a punto y validación de un método basado en la fluorescencia in vivo de pigmentos como indicador de biomasa de fitoplancton y cianobacterias en cuerpos de agua de Uruguay. *Tesis de maestría, Facultad de Ciencias, UdelaR*.

Cremella B., Huot Y. y Bonilla S. (2018). Interpretation of total phytoplankton and cyanobacteria fluorescence from cross-calibrated fluorometers, including sensitivity to turbidity and colored dissolved organic matter. *Limnology and Oceanography: Methods*, 16 (12):881-894.

Crisci C., Terra R., Pacheco J., Ghattas B., Bidegain M., Goyenola G., Lagomarsino J., Méndez G. y Mazzeo N. (2017). Multi-model approach to predict phytoplankton biomass and composition dynamics in a eutrophic shallow lake governed by extreme meteorological events. *Ecological Modelling*, 360:80-93.

Cunha D., do Carmo M. y Lamparelli M. (2013). A trophic state index for tropical/subtropical reservoirs (TSItsR). *Ecological Engineering*, 60:126-134.

Dall'Olmo G. y Gitelson A. (2005). Effect of bio-optical parameter variability on the remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters: experimental results. *Applied optics*, 44 (3):412-422.

Dall'Olmo G., Gitelson A., Rundquist D., Leavitt B., Barrow T. y Holz J. (2005). Assessing the potential of SeaWiFS and MODIS for estimating chlorophyll concentration in turbid productive waters using red and near-infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 96(2), 176-187.

Delbene L., Gerhard M., Marrero A. y Aubriot L. (2011). Evaluación de la calidad del agua de un lago artificial en Paso Carrasco, Canelones. *Informe técnico*, CSIC-PAIE, UDELAR 9.

Delegido J., Urrego P., Vicente E., Sòria-Perpinyà X., Soria J., Pereira-Sandoval M., Ruiz-Verdú A., Peña R. y Moreno J. (2019). Turbidez y profundidad de disco de Secchi con Sentinel-2 en embalses con diferente estado trófico en la Comunidad Valenciana. *Revista de Teledetección*, 54:15-24.

Díaz I. (2013). Modelación de los aportes de nitrógeno y fósforo en cuencas hidrográficas del departamento de Canelones (Uruguay). *Tesis de maestría*, Universidad de la República (Uruguay), Facultad de Ciencias.

DINAMA (2015). Evolución de la calidad en la cuenca del Santa Lucía. 10 años de información. Montevideo: *MVOTMA*.

Dodds W., Bouska W., Eitzmann J., Pilger T., Pitts K., Riley A., Schloesser J. y Thornbrugh D. (2009). Eutrophication of US Freshwaters: Analysis of Potential Economic Damages. *Environmental Science & Technology*, 43 (1):12-19.

Dörnhöfer K., Göritz A., Gege P., Pflug B. y Oppelt N. (2016). Water constituents and water depth retrieval from Sentinel-2. A first evaluation in an oligotrophic lake. *Remote Sensing*, 8 (11):941.

Dörnhöfer K., Klinger P., Heege T. y Oppelt N. (2018). Multi-sensor satellite and in situ monitoring of phytoplankton development in a eutrophic-mesotrophic lake. *Science of The Total Environment*, 612:1200-1214.

Drozd A., de Tezanos P., Fernández V., Bazzal M., Bordet F. y Ibañez G. (2019). Hyperspectral remote sensing monitoring of cyanobacteria blooms in a large South American reservoir: high- and medium-spatial resolution satellite algorithm simulation. *Marine and Freshwater Research*, 71 (5):593-605.

Drozd A., Ibañez G., Bordet F. y Torrusio S. (2014). Remote Sensing of chlorophyll in Salto Grande waters using hyperspectral resolution spectrometer, SPOT-4 (HRVIR) and Landsat-7 ETM+ data. *II Conferencia Internacional de Hidrología de Llanuras*, Santa Fe, Argentina.

Duan H., Ma R., Zhang Y., Loiselle S., Xu J., Zhao C., Lin Z. y Shang L. (2010). A new three-band algorithm for estimating chlorophyll concentrations in turbid inland lakes. *Environmental Research Letters*, 5 (4):044009.

Ernst O. y Siri-Prieto G. (2011). La agricultura en Uruguay: su trayectoria y consecuencias. *II Simposio Nacional de Agricultura*, 149-163.

Fabre A., Carballo C., Hernández E., Piriz P., Bergamino L., Mello L., González S., Pérez G., León J.G., Aubriot L., Bonilla S. y Kruk C. (2010). El nitrógeno y la relación zona eufótica/zona de mezcla explican la presencia de cianobacterias en pequeños lagos subtropicales, artificiales de Uruguay. *Pan-American Journal of Aquatic Sciences*, 5:112-125.

Fletcher K. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services (European Spatial Agency SP-1322/2). ISBN 978-92-9221-419-7.

Floricioiu D., Rott H., Rott E., Dokulil M. y Defrancesco C. (2003). Retrieval of limnological parameters of perialpine lakes by means of MERIS data. *Limnology*, 16 (09): 44.

Franco B., Defeo O., Piola A., Barreiro M., Yang H., Ortega L., ... y Pájaro M. (2020). Climate change impacts on the atmospheric circulation, ocean, and fisheries in the southwest South Atlantic Ocean: a review. *Climatic Change*, 1-19.

Gallegos C. y Neale P. (2015). Long-term variations in primary production in a eutrophic sub-estuary: contribution of short-term events. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 162: 22-34.

Gazzano I., Achkar M. y Díaz I. (2019). Agricultural transformations in the Southern Cone of Latin America: agricultural intensification and decrease of the aboveground net primary production, Uruguay's case. *Sustainability*, 11 (24):7011.

Getis A. y Ord J. (1992). The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical Analysis*, Ohio State University, 24 (3):189-206.

Giardino C., Brando V., Gege P., Pinnel N., Hochberg E., Knaeps E., Reusen I., Doerffer R., Bresciani M., Braga F., Champollion N., Dekker A. y Foerster S. (2019). Imaging Spectrometry of Inland and Coastal Waters: State of the Art, Achievements and Perspectives. *Surveys in Geophysics*, 40 (3):401-429.

Gitelson A., Nikanorov A., Sabo G. y Szilagyi F. (1986). Etude de la qualite des eaux de surface par teledetection. *IAHS Publications*, 157:111-121.

Gitelson A. (1992). The peak near 700 nm on radiance spectra of algae and water: relationships of its magnitude and position with chlorophyll concentration. *International Journal of Remote Sensing*, 13 (17):3367-3373.

Gitelson A., Yacobi Y. Rundquist D., Stark R., Han L. y Etzion D. (2000). Remote estimation of chlorophyll concentration in productive waters: Principals, algorithm development and validation. *National Monitoring Conference*, 149-160.

Gons H. (1999). Optical teledetection of chlorophyll a in turbid inland waters. *Environmental Science & Technology*, 33 (7):1127-1132.

Gons H., Rijkeboer M. y Ruddick K. (2002). A chlorophyll-retrieval algorithm for satellite imagery (Medium Resolution Imaging Spectrometer) of inland and coastal waters. *Journal of Plankton Research*, 24 (9):947-951.

González-Piana M., Fabián D., Piccardo A. y Chalar G. (2017). Dynamics of total microcystin LR concentration in three subtropical hydroelectric generation reservoirs in Uruguay, South America. *Bulletin of Environmental Contamination and Toxicology*, 99 (4):488-492.

Gordon H., Clark D., Mueller J. y Hovis W. (1980). Phytoplankton pigments from the Nimbus-7 Coastal Zone Color Scanner: comparisons with surface measurements. *Science*, 210 (4465):63-6

Gordon H., Clark D., Hovis W., Austin R. y Yentsch C. (1985). Ocean color measurements. In: Saltzman, B (Ed.), *Advances in Geophysics*. Elsevier, pp. 297-333.

Gordon H. y Morel A. (2012). Remote assessment of ocean color for interpretation of satellite visible imagery: a review (Vol. 4). *Springer Science & Business Media*.

Gower J., King S., Borstad G. y Brown L. (2005). Detection of intense plankton blooms using the 709 nm band of the MERIS imaging spectrometer. *International Journal of Remote Sensing*, 26(9):2005-2012.

Ha N., Thao N., Koike K. y Nhuan M. (2017). Selecting the Best Band Ratio to Estimate Chlorophyll-a Concentration in a Tropical Freshwater Lake Using Sentinel 2A Images from a Case Study of Lake Ba Be (Northern Vietnam). *International Journal of Geo-Information*, 6 (9):290.

Haakonsson S., Rodríguez-Gallego L., Somma A. y Bonilla S. (2017). Temperature and precipitation shape the distribution of harmful cyanobacteria in subtropical lotic and lentic ecosystems. *Science of the Total Environment*, 609:1132-1139.

Haakonsson S, Rodríguez M., Carballo C., Pérez MdC., Arocena R. y Bonilla S. (2020).

Predicting cyanobacterial biovolume from water temperature and conductivity using a Bayesian compound Poisson-Gamma model. *Water Research*, 176:115710

Hansen C., Williams G., Adjei Z., Barlow A., Nelson J. y Miller A. (2015). Reservoir water quality monitoring using remote sensing with seasonal models: case study of five central-Utah Reservoirs. *Lake and Reservoir Management*, 31 (3):225-240.

Harding L., Magnuson A. y Mallonee M. (2005). SeaWiFS retrievals of chlorophyll in Chesapeake Bay and the mid-Atlantic bight. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 62 (1-2):75-94.

Harris N., Goldman E., Gabris C., Nordling J., Minnemeyer S., Ansari S., ... y Potapov P. (2017). Using spatial statistics to identify emerging hot spots of forest loss. *Environmental Research Letters*, 12(2):024012.

Ho J., Michalak A. y Pahlevan N. (2019). Widespread global increase in intense lake phytoplankton blooms since the 1980s. *Nature*, 574 (7780):667-670.

Huisman J., Codd G., Paerl H., Ibelings B., Verspagen J. y Visser P. (2018). Cyanobacterial blooms. *Nature Reviews Microbiology*, 16 (8):471-483.

Imen S., Chang N., y Yang Y. (2015). Developing the remote sensing-based early warning system for monitoring TSS concentrations in Lake Mead. *Journal of environmental management*, 160:73-89.

IPCC (2014). Summary for Policymakers. In: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. (Ed T.F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley). *Cambridge University Press*, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

ISO-10260. (1992) Water quality -- Measurement of biochemical parameters - Spectrometric determination of the chlorophyll-a concentration.

James G., Witten D., Hastie T. y Tibshirani R. (2013). An introduction to statistical learning. *Springer*, 112: 18.

Kravitz J., Matthews M., Bernard S. y Griffith D. (2020). Application of Sentinel 3 OLCI for chl-a retrieval over small inland water targets: Successes and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 237:111562.

Kruk C., Martínez A., de la Escalera G., Trinchin R., Manta G., Segura A., Piccini C., Brena B., Fabiano G., Pérez M., Gabito L., Alcántara I. y Yannicelli B. (2019). Floración

excepcional de cianobacterias tóxicas en la costa de Uruguay, verano 2019. *INNOTEC*, 18: 36-68.

Kruk C., Peeters E., Van Nes E., Huszar V., Costa L. y Scheffer M. (2011). Phytoplankton community composition can be predicted best in terms of morphological groups. *Limnology and Oceanography*, 56(1), 110-118.

Kruk C., Segura, A., Nogueira L., Alcántara I., Calliari D., Martínez de la Escalera G. M., ... y Piccini C. (2017). A multilevel trait-based approach to the ecological performance of *Microcystis aeruginosa* complex from headwaters to the ocean. *Harmful algae*, 70:23-36.

Kruk C., Segura A., Nogueira L., Carballo C., de la Escalera G., Calliari D., Ferrari G., Simoens M., Cea J., Alcántara I., Vico P., Míguez D. y Piccini C. (2015). Herramientas para el monitoreo y sistema de alerta de floraciones de cianobacterias nocivas: Río Uruguay y Río de la Plata. *INNOTEC*, 10:23-39.

Kutser T., Pierson D., Kallio K., Reinart A. y Sobek S. (2005). Mapping lake CDOM by satellite remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 94 (4):535-540.

Kutser T., Paavel B., Verpoorter C., Ligi M., Soomets T., Toming K. y Casal G. (2016). Remote sensing of black lakes and using 810 nm reflectance peak for retrieving water quality parameters of optically complex waters. *Remote Sensing*, 8 (6):497.

Leflaive J. y Ten-Hage L. (2007). Algal and cyanobacterial secondary metabolites in freshwaters: a comparison of allelopathic compounds and toxins. *Freshwater Biology*, 52 (2):199-214.

Legendre P. y Legendre L. (1998). Numerical ecology: developments in environmental modelling. *Developments in Environmental Modelling*, 20.

Li L. y Song K. (2017). Bio-optical Modeling of Phycocyanin. In *Bio-optical Modeling and Remote Sensing of Inland Waters* (pp. 233-262). Elsevier.

Lin S, Shen S., Zhou A. y Lyu H. (2020). Sustainable development and environmental restoration in Lake Erhai, China. *Journal of Cleaner Production*, 120758.

Lins R., Martinez J., Motta Marques D., Cirilo J. y Frago C. (2017). Assessment of chlorophyll-a remote sensing algorithms in a productive tropical estuarine-lagoon system. *Remote Sensing*, 9 (6):516.

Liu H., Li Q., Shi T., Hu S., Wu G. y Zhou Q. (2017). Application of sentinel 2 MSI images to retrieve suspended particulate matter concentrations in Poyang Lake. *Remote Sensing*, 9 (7):761.

- Loveland T. y Dwyer J. (2012). Landsat: Building a strong future. *Remote Sensing of Environment*, 122:22-29.
- Lunetta R., Shao Y., Ediriwickrema J. y Lyon J. (2010). Monitoring agricultural cropping patterns across the Laurentian Great Lakes Basin using MODIS-NDVI data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12 (2):81-88.
- Mann H. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrical: Journal of the econometric society*, 245-259.
- Margalef R. (1981). Ecología. *Editorial Planeta*, 252 p.
- Martigani F. (2017). Fluctuaciones en la disponibilidad de nutrientes como factor promotor de floraciones de cianobacterias tóxicas. *Tesis de Maestría*, PEDECIBA. Facultad de Ciencias, Universidad de la República.
- Martinez G., Brugnoli E., Hernandez J., Frouin R. y Vizziano D. (2005). How valid is the SeaWiFS estimation of chlorophyll-a at the Rio de la Plata estuary and its area of influence? *Active and Passive Remote Sensing of the Oceans*, 5656:54-66.
- Martinez de la Escalera G., Kruk C., Segura A., Nogueira L., Alcántara I. y Piccini C. (2017). Dynamics of toxic genotypes of *Microcystis aeruginosa* complex (MAC) through a wide freshwater to marine environmental gradient. *Harmful algae*, 62:73-83.
- Martins V., Barbosa C., De Carvalho L., Jorge D., Lobo F. y Novo E. (2017). Assessment of atmospheric correction methods for Sentinel-2 MSI images applied to Amazon floodplain lakes. *Remote Sensing*, 9 (4):322.
- Matthews M. (2011). A current review of empirical procedures of remote sensing in inland and near-coastal transitional waters. *International Journal of Remote Sensing*, 32 (21):6855-6899.
- Matthews M. (2014). Eutrophication and cyanobacterial blooms in South African inland waters: 10 years of MERIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 155:161-177.
- Matthews M. y Bernard S. (2015). Eutrophication and cyanobacteria in South Africa's standing water bodies: A view from space. *South African journal of science*, 111 (5-6):1-8.
- Matthews M., Bernard S. y Robertson L. (2012). An algorithm for detecting trophic status (chlorophyll-a), cyanobacterial-dominance, surface scums and floating vegetation in inland and coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 124:637-652.

Matthews M., Bernard S. y Winter K. (2010). Remote sensing of cyanobacteria-dominant algal blooms and water quality parameters in Zeekoevlei, a small hypertrophic lake, using MERIS. *Remote Sensing of Environment*, 114 (9):2070-2087.

Michalak A., Anderson E., Beletsky D., Boland S., Bosche N., Bridgeman T., Chaffin J., Chog K., Confesor R., Dalo I., Evans M., DePinto J., Fahnenstiel G., Hek L., Hol J., Jenkins L., Johengenc T., Kuod K., LaPorten E., Liud X., McWilliamso M., Mooreg M., Posseltd D., Richardsh P., Scaviag D., Steinerd A., Verhammei E., Wrightd D. y Zagorskid M. (2013). Record-setting algal bloom in Lake Erie caused by agricultural and meteorological trends consistent with expected future conditions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110 (16):6448-6452.

Mishra S. y Mishra D. (2012). Normalized difference chlorophyll index: A novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters. *Remote Sensing of Environment*, 117:394-406.

Mishra S. y Mishra D. (2014). A novel remote sensing algorithm to quantify phycocyanin in cyanobacterial algal blooms. *Environmental Research Letters*, 9(11):114003.

Mobley C. (1994). Light and water: radiative transfer in natural waters. *Academic press*.

Molden D. ed. (2007). Evaluación exhaustiva del manejo del Agua en Agricultura. Agua para la Alimentación, Agua para la Vida. Earthscan y Colombo: Instituto Internacional del Manejo del Agua.

Moran P. (1948). The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society*, 10:243-251.

Morel A. y Prieur L. (1977). Analysis of variations in ocean color 1. *Limnology and oceanography*, 22 (4):709-722.

Morel A., Huot Y., Gentili B., Werdell P., Hooker S. y Franz B. (2007). Examining the consistency of products derived from various ocean color sensors in open ocean (Case 1) waters in the perspective of a multi-sensor approach. *Remote Sensing of Environment*, 111(1):69-88.

Moses W., Gitelson A., Berdnikov S. y Povazhnyy V. (2009). Estimation of chlorophyll-a concentration in case II waters using MODIS and MERIS data—successes and challenges. *Environmental Research Letters*, 4 (4):045005.

Mouw C., Greb S., Aurin D., DiGiacomo P., Lee Z., Twardowski M., Binding C., Hu C., Ma R., Moore T., Craig S. y Moses W. (2015). Aquatic color radiometry remote sensing of coastal and inland waters: Challenges and recommendations for future satellite missions. *Remote sensing of environment*, 160:15-30.

MVOTMA (2017). Plan Nacional de Aguas. Ministerio de Vivienda, Ordenamiento Territorial y Medio Ambiente.

Navalgund R., Jayaraman V. y Roy P. (2007). Remote sensing applications: An overview. *Current Science*, 00113891 (93):12.

Nechad B., Ruddick K. y Park Y. (2010). Calibration and validation of a generic multisensor algorithm for mapping of total suspended matter in turbid waters. *Remote Sensing of Environment*, 114 (4):854-866.

Nechad B., Ruddick K., Schroeder T., Oubelkheir K., Blondeau-Patissier D., Cherukuru R., Brando V., Dekker A., Clementson L., Banks A., Maritorena S., Werdell P., Sá C., Brotas V., Caballero I., Ahn Y., Salama S., Tilstone G., Martinez V., Foley D., McKibben M., Nahorniak J., Peterson T., Siliò-Calzada A., Röttgers R. y Lee Z. (2015). CoastColour Round Robin datasets: a database to evaluate the performance of algorithms for the retrieval of water quality parameters in coastal waters. *Earth system science data*, 7:319-348.

Odermatt D., Gitelson A., Brando V. y Schaepman M. (2012). Review of constituent retrieval in optically deep and complex waters from satellite imagery. *Remote sensing of environment*, 118:116-126.

Ogashawara I., Mishra D. y Gitelson A. (2017). Remote sensing of inland waters: background and current state-of-the-art. In Bio-optical modeling and remote sensing of inland waters. *Elsevier*, pp. 1-24.

Oliveira E., Fernandes A., Kappel M., Cordeiro R., Brandini N., Vinzon S., Grassi R., Pinto F., Fillipo A. y Paranhos R. (2016). Assessment of remotely sensed chlorophyll-a concentration in Guanabara Bay, Brazil. *Journal of Applied Remote Sensing*, 10 (2):026003.

Olmanson L., Kloiber S., Bauer M. y Brezonik P. (2001). Image processing protocol for regional assessments of lake water quality. *Water resources center technical report*, 14.

O'Neil J., Davis T., Burford M. y Gobler C. (2012). The rise of harmful cyanobacteria blooms: the potential roles of eutrophication and climate change. *Harmful Algae*, 14: 313-334.

O'Reilly J., Maritorena S., Mitchell B., Siegel D., Carder K., Garver S., Kahru M. y McClain C. (1998). Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 103 (C11): 24937-24953.

Paerl H. (2017). Controlling harmful cyanobacterial blooms in a climatically more extreme world: management options and research needs. *Journal of Plankton Research*, 39 (5):763-771.

Page B., Kumar A., y Mishra D. (2018). A novel cross-satellite based assessment of the spatio-temporal development of a cyanobacterial harmful algal bloom. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66:69-81.

Pahlevan N., Sarkar S., Franz B., Balasubramanian S. y He J. (2017). Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) data processing for aquatic science applications: Demonstrations and validations. *Remote Sensing of Environment*, 201:47-56.

Pahlevan N., Smith B., Schalles J., Binding C., Cao Z., Ma R., Alikas K., Kangro K., Gurlin D., Ha N., Matsushita B., Moses W., Greb S., Lehmann M., Ondrusek M., Oppelt N. y Stumpf R. (2020). Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters: A machine-learning approach. *Remote Sensing of Environment*, 111604.

Palmer S., Kutser T. y Hunter P. (2015). Remote sensing of inland waters: Challenges, progress and future directions. *Remote Sensing of Environment*, 157:1-8.

Pan X., Mannino A., Marshall H., Filippino K. y Mulholland M. (2011). Remote sensing of phytoplankton community composition along the northeast coast of the United States. *Remote Sensing of Environment*, 115 (12):3731-3747.

Pearson L., Dittmann E., Mazmouz R., Ongley S., D'Agostino P. y Neilan B. (2016). The genetics, biosynthesis and regulation of toxic specialized metabolites of cyanobacteria. *Harmful Algae*, 54:98-111.

Risso J., Sienra D., D'Alessandro B. y Echezarreta M. (2019). Programa de monitoreo de agua de playas y costa del departamento de Montevideo. Informe anual, Intendencia Departamental de Montevideo.

Ritchie J., Zimba P. y Everitt J. (2003). Remote Sensing Techniques to Assess Water Quality. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69 (6):695-704.

Rodríguez-Gallego L., Achkar M., Defeo O., Vidal L., Meerhoff E. y Conde D. (2017). Effects of land use changes on eutrophication indicators in five coastal lagoons of the Southwestern Atlantic Ocean. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 188:116-126.

R. Team (2013). R: A language and environment for statistical computing.

Salas H. y Martino P. (1991). A simplified phosphorus trophic state model for warm-water tropical lakes. *Water research*, 25 (3):341-350.

Schalles J. (2006). Optical remote sensing techniques to estimate phytoplankton chlorophyll a concentrations in coastal. *In Remote sensing of aquatic coastal ecosystem processes* (pp. 27-79). Springer, Dordrecht.

Schalles J., Sheil A., Tycast J., Alberts J. y Yacobi Y. (1998). Detection of chlorophyll, seston, and dissolved organic matter in the estuarine mixing zone of Georgia coastal plain rivers. *In 5th International Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments*, 2:315-324.

Schalles J. y Hladik C. (2012). Mapping phytoplankton chlorophyll in turbid, Case 2 estuarine and coastal waters. *Israel Journal of Plant Sciences*, 60 (1-2):169-191.

Segura A., Piccini C., Nogueira L., Alcántara I., Calliari D. y Kruk C. (2017). Increased sampled volume improves *Microcystis aeruginosa* complex (MAC) colonies detection and prediction using Random Forests. *Ecological Indicators*, 79:347-354.

Shanmugam P. (2012). CAAS: an atmospheric correction algorithm for the remote sensing of complex waters. *Annales Geophysicae* 09927689 (30):1.

Shapiro S. y Wilk M. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52 (3/4):591-611.

Sinha E., Michalak A. y Balaji V. (2017) Eutrophication will increase during the 21st century as a result of precipitation changes. *Science*, 357 (6349):405-408.

Smayda T. (1997). What is a Bloom? A Commentary. The Ecology and Oceanography of Harmful Algal Bloom. *Limnology and Oceanography*, 42 (5, part 2):1132-1136.

Somma A. (2014). El papel de la luz y la temperatura en la dinámica de cianobacterias en un lago de uso recreativo. *Tesis de grado*. Facultad de Ciencias, Universidad de la República.

Soria X., Delegido J., Urrego P., Pereira-Sandoval M., Vicente E., Ruiz-Verdú A., Soria J., Peña R., Tenjo C. y Moreno J. (2017). Validación de algoritmos para la estimación de la Clorofila-a con Sentinel-2 en la Albufera de Valencia. *En: Teledetección, nuevas plataformas y sensores aplicados a la gestión del agua, agricultura y medio ambiente*, 289-292.

Sosa B., Romero D., Fernández G. y Achkar M. (2018). Spatial analysis to identify invasion colonization strategies and management priorities in riparian ecosystems. *Forest Ecology and Management*, 411:195-202.

Spyrakos E., O'Donnell R., Hunter P., Miller C., Scott M., Simis S., Neil C., Barbosa C., Binding C., Bradt S., Dall'Olmo G., Giardino C., Gitelson A., Kutser T., Li L., Matsushita

B., Martinez V., Matthews M., Ogashawara I., Ruiz-Verdú A., Schalles J., Tebbs E., Zhang Y., Tyler A. y Bresciani M. (2018). Optical types of inland and coastal waters. *Limnology and Oceanography*, 63 (2):846-870.

Sterckx S., Knaeps S., Kratzer S. y Ruddick K. (2015). SIMilarity Environment Correction (SIMEC) applied to MERIS data over inland and coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 157:96-110.

Strong A. (1974). Remote sensing of algal blooms by aircraft and satellite in Lake Erie and Utah Lake. *Remote sensing of Environment*, 3 (2):99-107.

Tamm M., Ligi M., Panksep K., Teeveer K., Freiberg R., Laas P., Paavel B., Kutser T., Reinart A., Tõnno I. y Nõges T. (2019). Boosting the monitoring of phytoplankton in optically complex coastal waters by combining pigment-based chemotaxonomy and in situ radiometry. *Ecological indicators*, 97:329-340.

Tate, R. S. (2019). Landsat Collections Reveal Long-Term Algal Bloom Hot Spots of Utah Lake.

Techera J., Arriguetti R. y Spoturno J. (2004). Mapa geológico y de recursos minerales del Departamento de Canelones a escala 1: 100.000. Memoria descriptiva, Recursos minerales, parte III. Facultad de Ciencias–DINAMIGE, Montevideo.

Toming K., Kutser T., Laas A., Sepp M., Paavel B. y Nõges T. (2016). Mapping lake water quality parameters with Sentinel-2 MSI imagery. *Remote Sensing*, 8 (8):640.

Uudeberg K., Aavaste A., Kõks K., Ansper A., Uusõue M., Kangro K., Ansko I., Ligi M., Toming y Reinart A. (2020). Optical Water Type Guided Approach to Estimate Optical Water Quality Parameters. *Remote Sensing*, 12 (6):931.

Van der Linden S., Okujeni A., Canters F., Degerick J., Heiden U., Hostert P., Priem F., Somers B. y Thiel F. (2019). Imaging spectroscopy of urban environments. *Surveys in Geophysics*, 40 (3):471-488.

Vanhellemont Q. y Ruddick K. (2016). Acolite for Sentinel-2: Aquatic applications of MSI imagery. *Proceedings of the ESA Living Planet Symposium*, Prague, Czech Republic. pp. 9-13.

Vidal, L. & Kruk, C. (2008). *Cylindrospermopsis raciborskii* (Cyanobacteria) extends its distribution to Latitude 34° 53'S: taxonomical and ecological features in Uruguayan eutrophic lakes. *Pan-American Journal of Aquatic Sciences*, 3(2):142-151.

- Vincent R., Qin X., McKay R., Miner J., Czajkowski K., Savino J. y Bridgeman T. (2004). Phycocyanin detection from LANDSAT TM data for mapping cyanobacterial blooms in Lake Erie. *Remote Sensing of Environment*, 89 (3):381-392.
- Watanabe F., Alcântara E. y Stech J. (2018). High performance of chlorophyll-a prediction algorithms based on simulated OLCI Sentinel-3A bands in cyanobacteria-dominated inland waters. *Advances in Space Research*, 62 (2):265-273.
- Wu X., Kong F., Chen Y., Qian X., Zhang L., Yu Y., Zhang M. y Xing P. (2010). Horizontal distribution and transport processes of bloom-forming *Microcystis* in a large shallow lake (Taihu, China). *Limnologica*, 40 (1):8-15.
- Yacobi Y., Moses W., Kaganovsky S., Sulimani B., Leavitt B. y Gitelson A. (2011). NIR-red reflectance-based algorithms for chlorophyll-a estimation in mesotrophic inland and coastal waters: Lake Kinneret case study. *Water Research*, 45 (7):2428-2436.
- Yang Z., Reiter M. y Munyei N. (2017). Estimation of chlorophyll-a concentrations in diverse water bodies using ratio-based NIR/Red indices. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 6:52-58.
- Yunus A., Dou J. y Sravanthi N. (2015). Remote sensing of chlorophyll-a as a measure of red tide in Tokyo Bay using hotspot analysis. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2, 11-25.
- Zhang, H. K., Roy, D. P., Yan, L., Li, Z., Huang, H., Vermote, E., ... & Roger, J. C. (2018). Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. *Remote sensing of environment*, 215:482-494.
- Zheng G., Stramski D. y DiGiacomo P. (2015). A model for partitioning the light absorption coefficient of natural waters into phytoplankton, nonalgal particulate, and colored dissolved organic components: A case study for the Chesapeake Bay. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 120 (4):2601-2621.
- Zheng G. y DiGiacomo P. (2017). Uncertainties and applications of satellite-derived coastal water quality products. *Progress in oceanography*, 159:45-72.
- Zhu, W., Yu, Q., Tian, Y. Q., Becker, B. L., Zheng, T., & Carrick, H. J. (2014). An assessment of remote sensing algorithms for colored dissolved organic matter in complex freshwater environments. *Remote Sensing of Environment*, 140, 766-778
- Zimba P. y Gitelson A. (2006). Remote estimation of chlorophyll concentration in hyper-eutrophic aquatic systems: Model tuning and accuracy optimization. *Aquaculture*, 256 (1-4):272-286.