



CENTRO DE INVESTIGACIONES BIOLÓGICAS  
DEL NOROESTE, S.C.

---

---

**Estimación de parámetros ambientales a partir de  
imágenes Landsat 8 y mediciones *in situ*, en Bahía  
de La Paz, BCS**

**TESIS**

Que para obtener el grado de

**Maestra en Ciencias**

Uso, Manejo y Preservación de los Recursos Naturales  
(Orientación en Biología Marina)

P r e s e n t a

**Rosa Judith Aviña Hernández**

La Paz, Baja California Sur, septiembre 2018

## ACTA DE LIBERACIÓN DE TESIS

En la Ciudad de La Paz, B. C. S., siendo las 11:00 horas del día 11 del Mes de Septiembre del 2018, se procedió por los abajo firmantes, miembros de la Comisión Revisora de Tesis avalada por la Dirección de Estudios de Posgrado y Formación de Recursos Humanos del Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S. C., a liberar la Tesis de Grado titulada:

**"Estimación de parámetros ambientales a partir de imágenes Landsat 8 y mediciones *in situ*, en Bahía de La Paz, BCS"**

Presentada por el alumno:

**Aviña Hernández Rosa Judith**

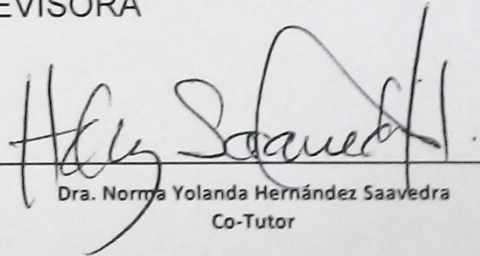
Aspirante al Grado de MAESTRO EN CIENCIAS EN EL USO, MANEJO Y PRESERVACIÓN DE LOS RECURSOS NATURALES CON ORIENTACIÓN EN **BIOLOGÍA MARINA**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron su **APROBACIÓN DE LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.


### LA COMISIÓN REVISORA



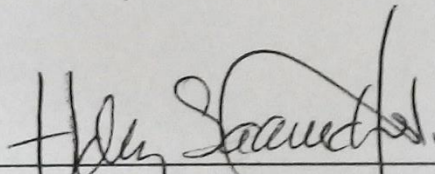
Dr. Raul Octavio Martínez Rincón  
Director de Tesis



Dra. Norma Yolanda Hernández Saavedra  
Co-Tutor



Dr. Fausto Valenzuela Quiñonez  
Co-Tutor



Dra. Norma Yolanda Hernández Saavedra,  
Directora de Estudios de Posgrado y  
Formación de Recursos Humanos

**Comité tutorial:**

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón

Centro de Investigaciones Biologicas del Noroeste, S.C

Director de Tesis.

Dra. Norma Yolanda Hernández Saavedra

Centro de Investigaciones Biologicas del Noroeste, S.C

Tutor de Tesis.

Dr. Fausto Valenzuela Quiñonez

Centro de Investigaciones Biologicas del Noroeste, S.C

Tutor de Tesis.

**Comité revisor de tesis:**

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón

Dra. Norma Yolanda Hernández Saavedra

Dr. Fausto Valenzuela Quiñonez

**Jurado de examen:**

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón

Dra. Norma Yolanda Hernández Saavedra

Dr. Fausto Valenzuela Quiñonez

**Suplente:**

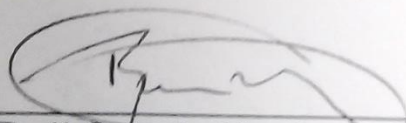
Dr. Leonardo Huato Soberanis



## Resumen

El monitoreo de parámetros ambientales en cuerpos de agua costeros es importante debido a la variabilidad de las condiciones ambientales que ocurren espacial y temporalmente. Sin embargo, un monitoreo constante a partir de mediciones *in situ* tiene limitaciones principalmente debido a los altos costos. Una alternativa que rompe con estas limitaciones es el uso de la teledetección satelital para estimar y monitorear parámetros ambientales del agua de mar porque puede proporcionar largas series de tiempo a bajo costo. Los satélites de observación oceánica proporcionan información de los principales parámetros del agua de mar (temperatura y clorofila-a) con una resolución espacial de hasta 1 km, sin embargo, estimaciones en zonas costeras pueden ser deficientes y/o limitadas debido al método de estimación y a la resolución espacial. Es por esto, que en años recientes se han utilizado otros productos como Landsat para estimar parámetros ambientales del mar a una resolución de 30 m. Sin embargo, los parámetros del agua de mar derivados de los productos Landsat deben estimarse localmente, ya que las características ópticas, físicas y biológicas presentes en una región determinada pueden diferir de las otras, por lo que un algoritmo desarrollado en una zona en particular no necesariamente será útil para la estimación en otro cuerpo de agua. El objetivo de este trabajo fue estimar y predecir parámetros del agua de mar (temperatura, pH, clorofila-a, salinidad, turbidez, concentración de oxígeno disuelto y saturación de oxígeno disuelto) mediante el uso de modelos de regresión lineal múltiple y datos colectados *in situ* en la Bahía de La Paz. La evaluación del desempeño de los modelos, sugiere que es posible estimar la mayoría de los parámetros propuestos con una buena confianza estadística ( $R^2$  0.58 - 0.94,  $r$  0.59 - 0.95). Las predicciones de los modelos se utilizaron para describir la variación espacio-temporal de los parámetros del agua de mar durante el periodo 2013-2017. Los resultados muestran marcada estacionalidad en la temperatura, pH y concentración de oxígeno disuelto; por el contrario se observó menor variación estacional en la salinidad. Con las estimaciones de la clorofila-a y turbidez se hizo evidente valores muy altos de estos parámetros durante eventos de marea roja. Los resultados de este trabajo sugieren que imágenes Landsat 8 pueden ser utilizadas de manera efectiva para el monitoreo constante de parámetros ambientales en pequeños cuerpos de agua costero.

Palabras clave: Ambientes costeros, Percepción remota, Modelos de regresión lineal múltiple, Series de tiempo de parámetros ambientales.



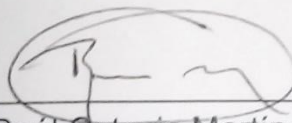
Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón  
Vo Bo. Director de Tesis



## Summary

Monitoring of environmental parameters in coastal water bodies is important due to the variability of environmental conditions that occur spatially and temporally. However, constant monitoring from in situ measurements has limitations mainly due to high costs. An alternative that breaks with these limitations is the use of satellite remote sensing to estimate and monitor environmental parameters of seawater because it can provide long time series at low cost. Oceanic observation satellites provide information on the main parameters of seawater (temperature and chlorophyll-a) with a spatial resolution of up to 1 km, however, estimates in coastal areas may be deficient and / or limited due to the estimation method and the spatial resolution. This is why, in recent years, other products such as Landsat have been used to estimate environmental parameters of the sea at a resolution of 30 m. However, seawater parameters derived from Landsat products must be estimated locally, since the optical, physical and biological characteristics present in a given region may differ from the others, so an algorithm developed in a particular area does not It will necessarily be useful for estimation in another body of water. The objective of this work was to estimate and predict seawater parameters (temperature, pH, chlorophyll-a, salinity, turbidity, dissolved oxygen concentration and dissolved oxygen saturation) by using multiple linear regression models and data collected *in situ* in Bahía de La Paz. Evaluation of the performance of models suggests that it is possible to estimate most of the proposed parameters with good statistical confidence ( $R^2$  0.58 - 0.94,  $r$  0.59 - 0.95). Model predictions were used to describe the spatio-temporal variation of seawater parameters during the period 2013-2017. The results show marked seasonality in temperature, pH and concentration of dissolved oxygen; on the contrary, there was less seasonal variation in salinity. With the chlorophyll-a, and turbidity estimates, very high values of these parameters were evident during red tide events. The results of this work suggest that Landsat 8 images can be used effectively for the constant monitoring of environmental parameters in small coastal water bodies.

Keywords: Coastal environments, Remote sensing, Multiple linear regression models, Time series of environmental parameters.



---

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón  
Vo Bo. Director de Tesis

## Agradecimientos

Quiero expresar mis agradecimientos en primer lugar y por toda la importancia que para mí representa al **Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.** por permitirme realizar mis estudios de maestría y continuar en el camino de mi formación profesional.

De igual manera extiendo mis agradecimientos al **CONACYT** por la beca de manutención otorgada (607854).

Al Dr. Raúl Martínez mi director de tesis quien me brindo su asesoría y sus conocimientos y también por compartir conmigo su experiencia y sobre todo por su gran calidad humana.

A los miembros de mi comité tutorial Dra. Norma Y. Hernández y Dr. Fausto Valenzuela por el enriquecimiento a este proyecto a través de sus conocimientos y atinados comentarios. Al técnico Mario Cota Castro por la gran disposición de ayudarme durante las salidas a campo. Les agradezco mucho.

A mis padres Juana Hernández y Guillermo Aviña, por el amor y cariño que me han dado a pesar de todo el sacrificio que la distancia nos ha producido, les agradezco mucho. Espero que estén orgullosos de mis logros, y sepan que son ustedes mi mayor fortaleza.

Dra. Fabiola Aviña (mi hermana) por su incondicional compañía, guía y ejemplo con el que me ha acompañado durante mi formación tanto personal como profesional, te lo agradezco sinceramente.

A los compañeros y amigos con quienes tuve el placer de compartir este proceso Mariana Muzquiz, Karla Cota, David Gómez y Miguel Ángel Matus, quisiera expresarles mis agradecimientos y la felicidad que siento al compartir este nuevo logro con ustedes.

|  |     |
|--|-----|
| <b>Contenido</b>   |     |
| <b>Resumen</b> .....   | ii  |
| <b>Summary</b> .....   | ii  |
| <b>Agradecimientos</b> .....   | iii |
| <b>Lista de figuras</b> .....  | v   |
| <b>Lista de tablas</b> .....   | vii |
| <b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....   | 1   |
| <b>2. ANTECEDENTES</b> .....   | 8   |
| <b>3. JUSTIFICACIÓN</b> .....  | 13  |
| <b>4. HIPÓTESIS</b> .....  | 13  |
| <b>5. OBJETIVOS</b> .....  | 14  |
| 5.1 Objetivo general.....  | 14  |
| 5.2 Objetivos particulares.....  | 14  |
| <b>6. MATERIAL Y MÉTODOS</b> .....   | 15  |
| 6.1 Área de estudio.....   | 15  |
| 6.2 Colecta de datos ambientales <i>in situ</i> .....  | 16  |
| 6.3 Procesamiento de Imágenes Landsat 8.....   | 18  |
| 6.4 Modelos de regresión lineal para estimación de parámetros ambientales.....                         | 21  |
| 6.5 Distribución espacial de parámetros ambientales.....   | 23  |
| <b>7. RESULTADOS</b> .....   | 24  |
| 7.1 Descripción de los parámetros ambientales <i>in situ</i> .....                                     | 24  |
| 7.2 Modelos de estimación de parámetros ambientales.....   | 40  |
| 7.3 Variación espacio-temporal de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8..... | 47  |
| <b>8. DISCUSIÓN</b> .....  | 58  |
| 8.1 Parámetros ambientales <i>in situ</i> .....  | 58  |
| 8.2 Estimación de parámetros ambientales a partir de imágenes Landsat 8.....                           | 62  |
| 8.3 Variación espacio-temporal de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8..... | 67  |
| <b>9. CONCLUSIONES</b> .....   | 69  |
| <b>10. LITERATURA CITADA</b> .....   | 70  |
| <b>11. ANEXOS</b> .....  |     |
| ... 77   |     |
| Anexo 1.....   | 77  |

## Lista de figuras

|   |    |
|---|----|
| <b>Figura 1.</b> Esquema del espectro electromagnético de la luz  | 8  |
| <b>Figura 2.</b> Área de estudio; porción sur de Bahía de La Paz, BCS   | 16 |
| <b>Figura 3.</b> Estaciones de muestreo de la temporada agosto 2016 a junio 2017  | 17 |
| <b>Figura 4.</b> Valores de temperatura registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                       | 26 |
| <b>Figura 5.</b> Valores de pH registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                                | 28 |
| <b>Figura 6.</b> Valores de concentración de clorofila-a registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017      | 30 |
| <b>Figura 7.</b> Valores de salinidad registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                         | 32 |
| <b>Figura 8.</b> Valores de turbidez registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                          | 34 |
| <b>Figura 9.</b> Valores de concentración de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017 | 36 |
| <b>Figura 10.</b> Valores de saturación de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio para el periodo agosto 2016 junio 2017      | 38 |
| <b>Figura 11.</b> Matriz de correlación entre los parámetros ambientales medidos <i>in situ</i>   | 39 |
| <b>Figura 12.</b> Gráficas de correlación entre datos <i>in situ</i> y valores estimados con modelos de regresión lineal múltiple         | 46 |
| <b>Figura 13.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de temperatura superficial del mar (2013-2017)                       | 48 |
| <b>Figura 14.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de pH (2013-2017)  | 49 |
| <b>Figura 15.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de concentración de clorofila-a (2013-2017)                          | 50 |
| <b>Figura 16.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de salinidad (2013-2017)   | 51 |
| <b>Figura 17.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de turbidez (2013-2017)  | 52 |
| <b>Figura 18.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de concentración de oxígeno disuelto (2013-2017)                     | 53 |



|   |    |
|---|----|
| <b>Figura 19.</b> Promedios mensuales de las predicciones espaciales de saturación de oxígeno disuelto (2013-2017)                      | 54 |
| <b>Figura 20.</b> Promedios mensuales 2013-2017 de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8 en Bahía de La paz   | 55 |
| <b>Figura 21.</b> Series de tiempo de parámetros ambientales estimadas a partir de imágenes Landsat 8 en Bahía de La paz de 2013 a 2017 | 57 |

## Lista de tablas

|  |    |
|--|----|
| <b>Tabla I.</b> Resolución espectral de sensores OLI y TIRS Landsat 8  | 6  |
| <b>Tabla II.</b> Valores de temperatura (°C) registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                   | 24 |
| <b>Tabla III.</b> Valores de pH registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                                | 27 |
| <b>Tabla IV.</b> Valores de concentración de clorofila-a registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017       | 29 |
| <b>Tabla V.</b> Valores de salinidad registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                           | 31 |
| <b>Tabla VI.</b> Valores de turbidez registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017                           | 33 |
| <b>Tabla VII.</b> Valores de concentración de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017 | 35 |
| <b>Tabla VIII.</b> Valores de saturación de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio para el periodo agosto 2016 junio 2017      | 37 |
| <b>Tabla IX.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de temperatura  | 43 |
| <b>Tabla X.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de pH  | 43 |
| <b>Tabla XI.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de clorofila-a  | 43 |
| <b>Tabla XII.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de salinidad   | 44 |
| <b>Tabla XIII.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de turbidez   | 44 |
| <b>Tabla XIV.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para estimación de concentración de oxígeno disuelto                                | 44 |
| <b>Tabla XV.</b> Modelos de regresión lineal múltiple para estimación de saturación de oxígeno disuelto                                    | 45 |
| <b>Tabla XVI.</b> Ecuaciones y coeficientes de los modelos de regresión lineal múltiple  | 45 |

## 1. INTRODUCCIÓN

Las bahías costeras son cuerpos de agua transicionales entre la costa y los océanos abiertos, por lo que su dinámica es influenciada por una parte por el intercambio de agua con el océano adyacente el cual determina la estructura vertical y horizontal de la bahía y por otra parte por el aporte fluvial y de materiales terrestres por ríos o arroyos permanentes o de temporal (Ileana *et al.*, 2008).

Otro aspecto importante que determina la variación espacio-temporal de las condiciones de un sistema costero es su batimetría, las lagunas costeras son cuerpos de agua de escasa profundidad separados de aguas oceánicas más profundas por una barrera tal como una isla o un banco de arena, que mantienen una conexión constante o efímera con el océano abierto a través de una boca o canal. Estas zonas mantienen una alta productividad basada no solo en la producción de fitoplancton, sino también en la productividad de las macroalgas e incluso vegetación del litoral como los manglares (Hinojosa-Larios, 2007).

Existen diferencias marcadas entre los sistemas costeros del Golfo de México y los del Pacífico, incluso entre el Golfo de California y el lado occidental de la Península de Baja California, como resultado de la variación en la ocurrencia e intensidad de las lluvias o la ausencia de las mismas, que se traducen en aportes fluviales, desde grandes ríos hasta escasos y efímeros aportes continentales, caso particular de Bahía de La Paz (Ileana *et al.*, 2008).

Debido a la gran cantidad de elementos que influyen en la dinámica de sistemas costeros, así como el número de parámetros ambientales que se deben estudiar para comprender la variabilidad ambiental de los mismos es importante establecer un monitoreo constante de los parámetros oceanográficos.

Los parámetros oceanográficos se clasifican en tres grupos: físicos, químicos y biológicos, además de otros parámetros asociados con el fondo marino y la atmosfera que forman parte de estudios geológicos y meteorológicos. Los

parámetros ambientales se pueden clasificar de acuerdo a si se refieren a las propiedades físicas y químicas del agua o de los compuestos o sustancias disueltas en ella.

Todos estos grupos de parámetros son necesarios para caracterizar la dinámica de un cuerpo de agua, particularmente las propiedades físicas como presión, salinidad y temperatura debido a que son determinantes para otras propiedades tales como la reflectividad, densidad, conductividad eléctrica, entre otras (Pond y Pickard, 1983).

La variabilidad ambiental en ecosistemas marinos ha sido descrita utilizando métodos tradicionales como la medición de parámetros ambientales *in situ*, tanto en la superficie del mar como a diferentes profundidades (Obeso-Nieblas *et al.*, 2008). Esto ha permitido generar conocimiento de la variabilidad del ambiente tanto en el plano horizontal como en el vertical.

Uno de los principales intereses del monitoreo de parámetros ambientales *in situ* es reducir la vulnerabilidad de las comunidades pesqueras y acuícolas; así como proveer de un sistema de alerta temprana ante amenazas climáticas y ecológicas. Sin embargo, estos métodos tienen una gran limitación en cobertura espacial y temporal, ya que normalmente este tipo de estudios se realizan en cruceros de investigación que son muy costosos.

Como alternativa a los métodos tradicionales para monitorear la variabilidad ambiental en ecosistemas marinos, se ha optado por la aplicación de la teledetección satelital a partir de sensores espectrales especializados en observación oceánica capaces de medir la reflectancia de los océanos a distintas longitudes de onda dentro del espectro electromagnético de la luz lo cual proporcionó una nueva herramienta en estudios oceanográficos (Wilson *et al.*, 2010).

Los sensores satelitales cuentan con distintos tipos de resoluciones: 1) Resolución espectral que indica la capacidad del sensor para definir intervalos de longitud de



onda finos; 2) Resolución espacial que se refiere al tamaño del objeto más pequeño que puede ser identificado en una imagen (tamaño del pixel); 3) Resolución temporal se refiere a la capacidad para grabar secuencias de imágenes, es decir, indica la periodicidad entre las observaciones.

Los datos de sensores remotos con escalas regionales se utilizan para múltiples tipos de investigaciones como la estimación de la temperatura superficial del mar, concentración de clorofila-a, materia orgánica disuelta coloreada, identificación de zonas potenciales de pesca, contaminación, parámetros de calidad de agua, etc. (Devi *et al.*, 2015).

Seasat fue uno de los primeros satélites de observación de la Tierra, diseñado para probar sensores oceanográficos, se puso en operación en 1978 y se mantuvo en órbita durante 105 días, estaba equipado con el radar de apertura sintética (SAR, por sus siglas en inglés) el cual permitía medir los vientos y temperaturas de la superficie del mar, alturas de oleaje, contenido de agua líquida atmosférica, características del hielo marino y topografía oceánica (revisado en <https://eosps.nasa.gov/missions/seasat-1>).

El escáner de color de la zona costera (CZCS, por sus siglas en inglés) fue el primer instrumento dedicado a la medición del color del océano, se mantuvo operando de octubre de 1978 a junio de 1986, capturaba la reflectancia en 6 bandas espectrales entre los 443 y 750 nanómetros (nm), entre sus principales aplicaciones se encontraba la estimación de temperatura superficial del mar, concentraciones de clorofila-a y ligado a esto el desarrollo de floraciones de marea roja (revisado en <https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/czcs/instrument/>).

El sensor de campo de vista amplia para el mar (SeaWiFS, por sus siglas en inglés) fue diseñado para recopilar datos biológicos oceánicos, permaneció activo desde 1997 hasta 2010, tenía una resolución espacial de 1.1 a 4.5 km y medía la reflectancia en 8 bandas espectrales entre 402 y 885 nm, su principal función era

cuantificar la clorofila producida por el fitoplancton (revisado en <https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/seawifs/>).

El radiómetro avanzado de muy alta resolución (AVHRR, por sus siglas en inglés) de Pathfinder fue lanzado en la plataforma NOAA-15 en mayo de 1998, midió la reflectancia de la Tierra y el océano en 5 bandas espectrales entre el rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo térmico, su principal aplicación es la estimación de temperatura superficial del océano (Devi *et al.*, 2015).

Ocean-Sat 1 fue el primer satélite de la india diseñado para observación oceánica, lanzado en mayo de 1999, contaba con el monitor de color del océano (OCM, por sus siglas en inglés) capaz de detectar 8 bandas espectrales entre los 400 y 835 nm y un radiómetro de microondas de escaneo multifrecuencia (MSMR, por sus siglas en inglés) para estudios oceanográficos, a partir del cual se han realizado estimaciones de clorofila-a y afloramientos de fitoplancton (Solanki *et al.*, 2003).

El espectrorradiómetro de imágenes de resolución media (MERIS, por sus siglas en inglés) fue lanzado a órbita en marzo de 2002 y permaneció activo hasta 2012, este sensor medía la radiación solar reflejada desde la superficie de la Tierra y las nubes en 15 bandas espectrales entre los 390 y 1040 nm. Su principal objetivo era medir el color del mar de los océanos y las zonas costeras, pero como objetivo secundario también era capaz de estimar tipos de nubes, índices de vegetación, fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida, etc. (revisado en <https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/meris/>).

El espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS, por sus siglas en inglés) es un instrumento a bordo del satélite AQUA que se encuentra activo desde julio de 2007 a la fecha, cuenta con 9 bandas espectrales entre los 405 y 877 nm especializadas en la detección del color del océano, fitoplancton y características biogeoquímicas (revisado en <https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/aqua/>). Este sensor ha sido ampliamente utilizado en la estimación de temperatura superficial del mar, variación en la

distribución de clorofila-a, estimaciones de salinidad superficial del mar y diversos parámetros oceanográficos (Cerdeira-Estrada y López-Saldaña, 2011; Qing *et al.*, 2013; Zaitsev *et al.*, 2014).

En 1972 inició la primera misión de Landsat, dicho satélite contaba con sensores para medir la reflectancia en la parte visible de la luz (azul, verde y rojo). En años posteriores iniciaron las misiones Landsat 2 y 3 con sensores muy similares a Landsat 1. En 1982 inició la misión Landsat 4, con sensores que miden la reflectancia en la parte visible de la luz y en el infrarrojo cercano. En 1984 inició la misión Landsat 5, cuya duración fue la más larga de este programa (hasta 2013), este satélite contaba con sensores para medir la reflectancia tanto en la parte visible de la luz, como en el infrarrojo cercano, de onda corta e infrarrojo térmico y con resolución espacial de 30m. La misión Landsat 6 fracasó debido a problemas técnicos (revisado en <https://landsat.usgs.gov/landsat-missions-timeline>). En 1999 inició la misión Landsat 7, que a diferencia de Landsat 5, incluye el producto “pancromático”, que consiste en una combinación de las bandas de la parte visible de la luz para crear una banda con mayor resolución espacial (15m), este satélite cuenta con otra banda que mide la reflectancia en el infrarrojo de onda corta para estimación de nubes (revisado en <https://landsat.usgs.gov/landsat-7>).

El satélite Landsat 8 fue lanzado el 11 de febrero de 2013 y continúa en operación hasta la fecha, realiza orbitas completas alrededor de la Tierra cada 98.9 minutos, el ciclo completo de orbitas se realiza en 16 días (resolución temporal). Landsat 8 es un satélite equipado con dos sensores, el reproductor de imágenes de tierra operacional (OLI, por sus siglas en inglés) y el sensor de infrarrojo térmico (TIRS, por sus siglas en inglés). El sensor OLI tiene una resolución espectral de los 0.435 a 1.38  $\mu\text{m}$ , dividida en 9 bandas (B01 a B09) cuenta con dos bandas adicionales a las versiones previas que miden la reflectancia cerca del ultravioleta (B01, “aerosol/costero”) y en el infrarrojo de onda corta para estimación de nubes (B09), la resolución espectral del sensor “TIRS” es de dos bandas B10 y B11 que van de los 10.60 a 12.51  $\mu\text{m}$  (Tabla I).

**Tabla I.** Resolución espectral de sensores OLI y TIRS Landsat 8.

| Sensor | Banda | Resolución espectral (nm) | Resolución espacial (m) |
|--------|-------|---------------------------|-------------------------|
| OLI    | B01   | (Coastal) 435-451         | 30 x 30                 |
|        | B02   | (Azul) 452-512            | 30 x 30                 |
|        | B03   | (verde) 533-590           | 30 x 30                 |
|        | B04   | (Rojo) 636-673            | 30 x 30                 |
|        | B05   | (NIR) 851-879             | 30 x 30                 |
|        | B06   | (SWIR-1) 1,566-1,651      | 30 x 30                 |
|        | B07   | (SWIR-2) 2,107-2,294      | 30 x 30                 |
|        | B08   | (Pancromática) 503-676    | 15 x 15                 |
|        | B09   | (Cirrus) 1,363-1,384      | 30 x 30                 |
| TIRS   | B10   | (LWIR-1) 10,600-11,190    | 100 x 100               |
|        | B11   | (LWIR-2) 11,500-12,510    | 100 x 100               |

El ancho de algunas de las bandas del sensor OLI se refina para evitar los efectos de la absorción atmosférica por ejemplo en la banda OLI 5 (0.851-0.879  $\mu\text{m}$ , infrarrojo cercano, NIR por sus siglas en inglés) que se corrige para excluir el efecto de absorción de vapor de agua en el centro de la banda (USGS, 2016).

El sensor TIRS mide la energía del infrarrojo térmico de onda larga emitida por la superficie de la Tierra, cuya intensidad es una función de la temperatura de la superficie. TIRS es sensible a longitudes de onda infrarrojas térmicas, lo que permite separar la temperatura de la superficie de la Tierra y la de la atmósfera (USGS, 2016).

El tamaño aproximado de una escena Landsat es de 170 km de norte a sur por 183 kilómetros de este a oeste. La resolución espacial de las bandas del sensor OLI es de 30 metros, con excepción de la banda B08 (pancromática) la cual cuenta con resolución espacial es de 15 metros. Las dos bandas térmicas del sensor TIRS 10 y 11 son tomadas con 100 metros de resolución, y remuestreadas a los 30 metros (USGS, 2016).

En cada píxel de las imágenes Landsat se registra un promedio de la radiación captada en esa área, estos valores se traducen en brillantes del píxel. Dicha



información puede ser utilizada para identificar los materiales presentes en el cuerpo de agua ya que todos los elementos disueltos o suspendidos en el agua transforman de forma diferente la radiación electromagnética que reciben del Sol, dando un nivel de respuesta específico en términos del porcentaje de radiación reflejada, absorbida y transmitida (USGS, 2016).

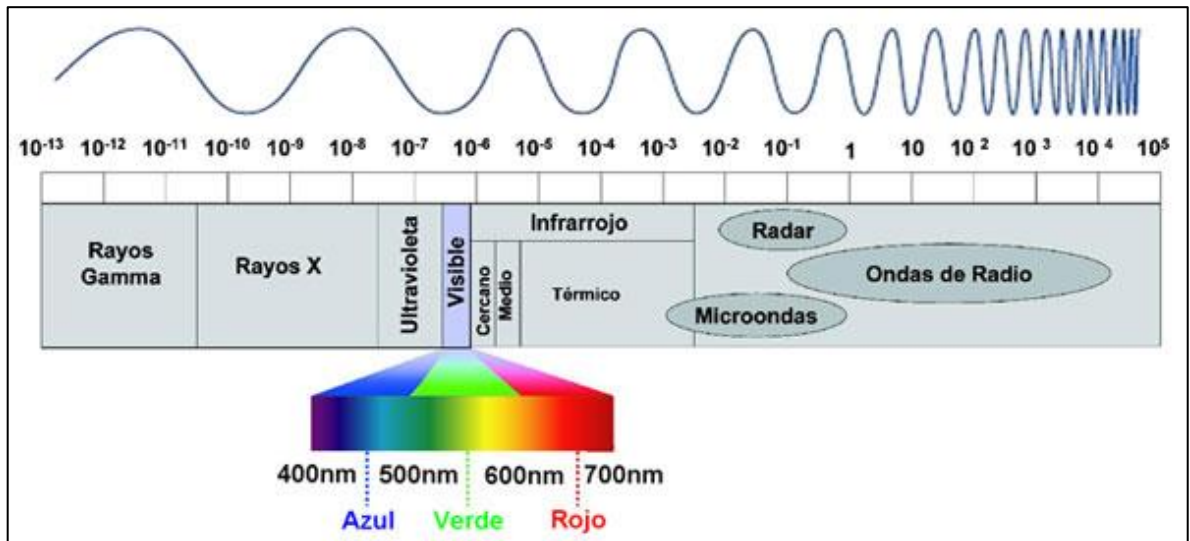
Investigaciones recientes (Allan *et al.*, 2011; Brezonik *et al.*, 2005; Guo *et al.*, 2016) han demostrado que las imágenes de los satélites Landsat pueden ser utilizadas para la estimación de parámetros ambientales de calidad del agua, siempre que dichos parámetros tengan relación lineal o no lineal con las propiedades ópticas del agua y la reflectancia de las mismas en diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético de la luz, resolviendo así la problemática de observación de cuerpos de agua reducidos, tanto continentales como costeros, ya que ofrecen una resolución espacial de 30 metros.

La presente investigación pretende demostrar que se pueden estimar y predecir parámetros ambientales en pequeños cuerpos de agua costeros con una alta resolución espacial mediante el uso de imágenes Landsat 8 a través de modelos de regresión lineal múltiple. De tal manera, que con los parámetros ambientales estimados y predichos en el área de estudio podrían sentar las bases para realizar monitoreos ambientales periódicos con una alta resolución ambiental, y que estos pueden ser aplicados en diferentes disciplinas como oceanografía física, biológica, pesquera. Este estudio se desarrolló en la Bahía de La Paz, Baja California Sur, México, durante el periodo 2016-2017.

## 2. ANTECEDENTES

La estimación de parámetros ambientales en cuerpos de agua a partir de imágenes de satélite ha sido posible debido a la relación que existe entre las propiedades ópticas del agua y la reflectancia de las mismas en diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético de la luz. Los cuerpos de agua exhiben comportamientos de reflectancia/absorbancia variable y condicionado tanto por factores externos (ambientales) como por las propiedades físicas y químicas del agua (Pérez y Muñoz, 2006).

El espectro electromagnético es el acomodo continuo de las longitudes de onda que componen la luz, en donde las ondas más largas (longitudes desde metros a kilómetros) se encuentran en un extremo (Radio) y las longitudes más cortas (billonésima de metro) en el otro extremo (Gamma). La luz visible, es una porción del espectro en la cual se encuentran las longitudes de onda para las cuales está adaptado el ojo humano y van de aproximadamente 400 nm (violeta) a 700 nm (rojo) (Fig. 1).



**Figura 1.** Esquema del espectro electromagnético de la luz. (Fuente <http://www.astronomia2009.es>).

El perfil de reflectancia en función de la longitud de onda producido por un objeto se denomina firma espectral. La firma espectral del agua depende principalmente de

su pureza y de la presencia de partículas en suspensión que generan turbidez, el agua pura tiene alta transmisión de radiación electromagnética en el espectro visible y de absorción en el infrarrojo (Concha, 2015).

La reflectancia del agua pura presenta un pico en el verde que se reduce al acercarse hacia el infrarrojo, esta característica es clave para diferenciar entre áreas de tierra y agua tanto en zonas costeras como en ríos o lagos. Al incrementarse la profundidad del cuerpo de agua la reflectancia desciende en cualquier longitud de onda. Cuando el agua presenta turbidez la respuesta espectral depende del tipo de partículas en suspensión, la presencia de fitoplancton incrementa la reflectancia en las longitudes de onda correspondientes al color verde (530 a 590 nm), mientras que el azul (450 a 510 nm) disminuye (Concha, 2015).

Diversas investigaciones han utilizado las imágenes satelitales de las más recientes versiones del satélite Landsat para la estimación de parámetros ambientales del agua en sistemas costeros y continentales, estos estudios se basan en las relaciones entre los valores de reflectancia de las distintas bandas espectrales y los valores de los parámetros registrados *in situ* durante el paso del satélite para establecer en su mayoría modelos de regresión lineal simples o múltiples que permitan estimar los parámetros ambientales en una escala espacial fina.

Theologou *et al.* (2015) indican que existen distintos enfoques en la construcción de las regresiones lineales tales como: 1) el enfoque empírico; en el cual se desconocen las propiedades ópticas relacionadas con el parámetro que se pretende estimar, por lo tanto los modelos se basan únicamente en los datos *in situ* y los valores de las imágenes de satélite para intentar encontrar una relación lineal entre ambos, 2) enfoque analítico; en el cual las propiedades ópticas inherentes de los parámetros ambientales son conocidas y utilizadas para desarrollar los modelos de regresión lineal.

La concentración de materia orgánica disuelta coloreada (CDOM, por sus siglas en inglés), la concentración de clorofila-a y la turbidez son parámetros ambientales

para los cuales es posible utilizar el enfoque analítico para desarrollar modelos matemáticos, debido a que se conocen algunas de las propiedades ópticas inherentes de dichos parámetros, por ejemplo, la CDOM es responsable de aumentar la absorción de luz en longitudes de onda en el intervalo de 350 nm a 700 nm, la clorofila-a presenta picos de absorbancia en el azul (450 nm) y el rojo (630 nm) y los sedimentos suspendidos incrementan la radiancia de la superficie del agua en la porción visible e infrarroja del espectro electromagnético (Devi *et al.*, 2015).

Debido a lo anteriormente mencionado, la concentración de clorofila-a ha sido uno de los parámetros más estimados a partir de imágenes Landsat (Kim *et al.*, 2016; Tebbs *et al.*, 2013; Torbick y Corbiere, 2015; Vincent *et al.*, 2004; Watanabe *et al.*, 2015; Yunus *et al.*, 2015). Un ejemplo es el trabajo de Lim y Choi (2015), quienes buscaron estimar la calidad del agua en el río Nakdong, Corea, a partir de imágenes landsat 8 y mediciones *in situ*, basados en modelos de regresión lineal múltiple para estimar clorofila-a (Chl-a), sólidos en suspensión (SS), nitrógeno total (TN) y fósforo total (TP), ellos encontraron una alta correlación para las bandas azul, verde, rojo y NIR con la mayoría de los parámetros ambientales, específicamente para la concentración de clorofila-a y para los sólidos en suspensión encontraron valores de correlación de 0.74 y 0.71, respectivamente. Con esto concluyen que el sensor OLI puede proveer datos apropiados para estimar y monitorear parámetros ambientales a escala regional.

Por otra parte, Yang y Anderson (2016), utilizaron modelos de regresión lineal simple para estimar la concentración de clorofila-a en el Río Jordan utilizando como variables predictivas las bandas espectrales del satélite Landsat 8. Estos autores encontraron valores de correlación de 0.81 entre el logaritmo natural de la concentración de clorofila-a y la proporción entre las bandas verde y aerosol/costero (435 a 451 nm), sin embargo, observaron que la sensibilidad del modelo es variable en relación a la estación del año, lo cual puede estar relacionado con la composición del fitoplancton y la presencia de otro tipo de partículas en suspensión.



Otros autores han realizado comparaciones entre distintos tipos de modelos para la estimación de parámetros ambientales. Al respecto Bonansea *et al.* (2015) utilizaron imágenes Landsat TM y ETM en el embalse de Río Tercero en Argentina, para estimar algunos parámetros ambientales como concentración de clorofila-a, temperatura superficial del mar y precipitación, mediante el uso de regresiones lineales simples, múltiples y modelos mixtos. En este estudio concluyen que los modelos mixtos resultaron mejores en la estimación de parámetros ambientales que las regresiones lineales simples y múltiples.

Guo *et al.* (2016) realizaron una comparación entre modelos de regresión lineal simple y redes neuronales artificiales para la estimación de clorofila-a usando imágenes Landsat 8 en el Río Haihe, China. Estos autores concluyen que las redes neuronales artificiales tienen un mejor desempeño predictivo en la estimación de la concentración clorofila-a.

Olmanson *et al.* (2016) realizaron una comparación entre la capacidad de las versiones Landsat 7 y 8 en la estimación de la profundidad del disco de Secchi (SD) y CDOM. Encontraron que las estimaciones de ambos parámetros son mejores cuando se utilizan las imágenes Landsat 8 y que los modelos múltiples de dos variables (usando proporciones de bandas) tienen un buen desempeño en la estimación de estos parámetros.

Los modelos de regresión lineal simple también han mostrado un buen desempeño en la estimación de parámetros ambientales. Masocha *et al.* (2017), probaron una serie de modelos lineales simples para evaluar la utilidad de landsat 8 en la estimación de parámetros ambientales en el lago Chivero y la presa Mazvikadei (Zimbabwe), sus resultados indicaron que la proporción de las bandas azul y rojo tuvo está linealmente relacionado con la transparencia del disco de Secchi y la turbidez, por otra parte la proporción NIR y rojo está linealmente relacionado con la clorofila-a.

Las propiedades ópticas inherentes de la salinidad del agua de mar no han sido bien descritas a la fecha, sin embargo, algunas investigaciones han estimado este parámetro ambiental basados en la relación inversa existente entre la salinidad y CDOM. Al respecto, Zhao *et al.* (2017), desarrollaron modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de salinidad superficial en el Golfo Árabe bajo condiciones hiper-salinas post-tormenta, utilizaron datos de salinidad *in situ* como variable de respuesta y algunas las bandas OLI aerosol/costero, azul, verde y rojo como variables predictivas. Los modelos que aplicaron obtuvieron buenos ajustes, con lo cual comprobaron el potencial de Landsat 8 para estimar este parámetro.

Uno de los parámetros ambientales del agua que ha sido menos estudiado es el pH, debido a que no se conocen las propiedades ópticas en las que podría tener influencia, sin embargo, existen investigaciones que han logrado estimar con éxito el pH a partir imágenes Landsat 8 utilizando modelos de regresión lineal múltiple. González-Márquez *et al.* (2018a), desarrollaron regresiones múltiples para estimar parámetros ambientales en El Guájaro, Colombia, a través los valores de reflectancia de las bandas OLI y las mediciones de pH y oxígeno disuelto, entre otros parámetros. Los resultados de esta investigación muestran que el pH está relacionado con las bandas OLI 3, 4, 5 y 6, y que la concentración de oxígeno está relacionada con las bandas 1, 3, 4, 5 y 7.

González-Márquez *et al.* (2018b) estimaron parámetros ambientales del agua en Bahía Playa Colorada, Sinaloa, utilizando un método muy similar al anteriormente descrito. Encontraron que la relación entre el pH y la reflectancia de las bandas espectrales no es igual a lo largo del año por lo cual proponen distintos modelos para el otoño y para la primavera.

### 3. JUSTIFICACIÓN

El monitoreo de parámetros ambientales en cuerpos de agua por medio de percepción remota, específicamente a partir de los productos Landsat 8, proporciona una herramienta de alta precisión y fina resolución espacial, que permitirá identificar y describir procesos físicos y químicos a nivel de mesoescala (kilómetros) y microescala (metros). Adicionalmente, esta es una alternativa que ofrece costos de implementación bajos, disponibilidad de los datos es constante y de fácil acceso. Finalmente, se espera que con los resultados de este trabajo se establecerán las bases para realizar el monitoreo ambiental de la Bahía de La Paz que será de utilidad para estudios posteriores que involucren la variación espacio-temporal del ambiente y su efecto en organismos marinos.

#### **Pregunta de investigación**

¿Cuál es la relación entre los valores de reflectancia en diferentes longitudes de onda obtenidos de imágenes satelitales Landsat 8 y los parámetros ambientales colectados *in situ* en Bahía de La Paz?

### 4. HIPÓTESIS

Se ha demostrado que existen relaciones del tipo lineal o no lineal entre las propiedades ópticas de la luz y las características abióticas (físico-químicas) y bióticas (plancton) del agua de mar, por lo que se espera que los modelos lineales múltiples permitan estimar y predecir parámetros ambientales del agua de mar a partir de datos *in situ* e imágenes multiespectrales con una buena certidumbre, y que estas predicciones sienten las bases para un monitoreo remoto de los parámetros ambientales en Bahía de La Paz.

## **5. OBJETIVOS**

### **5.1 Objetivo general**

Estimar y describir parámetros ambientales (temperatura, pH, clorofila-a, salinidad, turbidez, concentración de oxígeno disuelto y saturación de oxígeno disuelto) en Bahía de La Paz, BCS., a partir de imágenes del satélite Landsat 8 y datos *in situ*.

### **5.2 Objetivos particulares**

- Obtener, procesar y analizar los parámetros ambientales del mar mediante mediciones *in situ* en Bahía de La Paz.
- Obtener, procesar y analizar las imágenes del satélite Landsat 8 durante el periodo 2016-2017, correspondientes a la Bahía de La Paz.
- Desarrollar y validar modelos estadísticos para estimar parámetros ambientales a partir de mediciones *in situ* e imágenes de satélite.
- Analizar y describir la variación espacio-temporal de los parámetros ambientales estimados a partir de imágenes del satélite Landsat 8 durante el periodo 2013-2017.



## 6. MATERIAL Y MÉTODOS

### 6.1 Área de estudio

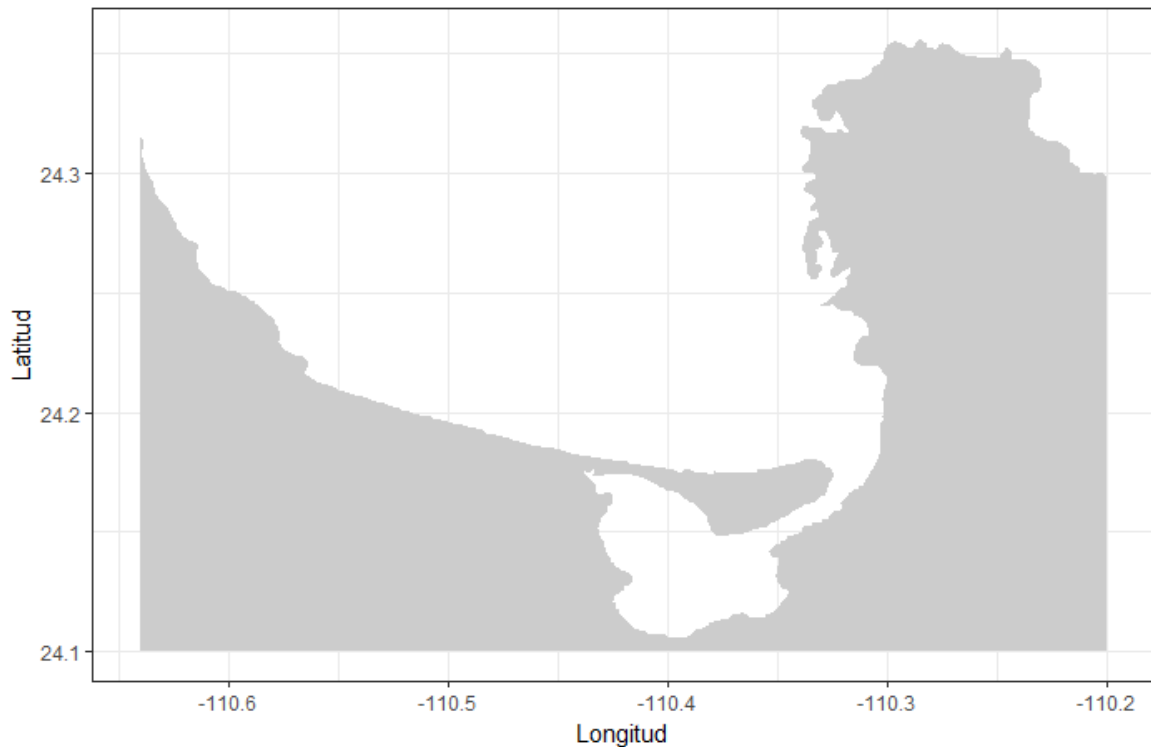
El área de estudio corresponde a la porción sur de Bahía de La Paz, esta se localiza en el margen sudoriental de la Península de Baja California, entre las latitudes 24°07' y 24°80' N y los meridianos 110°17' y 110°70' O (Fig. 2). La bahía tiene una superficie aproximada de 2,000 km<sup>2</sup> con una profundidad máxima de 400 m, su forma es alargada con un eje máximo de 90 km de largo y su eje transversal de 30 km de ancho. Los rasgos más notables la dividen en dos partes, la del sur que es somera con profundidades entre 10-100 m y la porción norte con un canal bien definido entre 220 y 320 m, además de su punto de máxima profundidad de hasta 400 m (Obeso-Nieblas *et al.*, 2008).

Bahía de La Paz está limitada hacia el sur y oeste por la península de Baja California, hacia el norte y noreste por las aguas del Golfo de California, y hacia el sureste por el complejo insular Espíritu Santo-La Partida, una segunda conexión con el Golfo de California se forma en el canal San Lorenzo entre Isla Espíritu Santo y Punta el Coyote (Obeso-Nieblas *et al.*, 2008).

La bahía es afectada por el oleaje generado en el Golfo de California, el cual arriba del noroeste en invierno y del sureste en verano. Se han descrito dos patrones de vientos: 1) Los vientos del sur y sureste, que ocurren al final de la primavera y persisten durante el verano e inicio del otoño, con magnitudes de  $\sim 4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , 2) Los vientos del norte y noroeste, dominantes a finales del otoño y durante el invierno que pueden alcanzar velocidades de  $12 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  (Hinojosa-Larios 2007).

La Ensenada de La Paz se encuentra dentro de la bahía, separada de ella por una barra de arena denominada "El Mogote" y cuenta con una extensión de 45 km<sup>2</sup>, es un cuerpo de agua somero con fondos que no exceden los 10 m de profundidad en los canales de navegación, la ensenada es influenciada de manera notoria por el intercambio de agua con la bahía. En el litoral de la ensenada se encuentran algunas áreas con vegetación de manglar (Balart, 1995). El clima en la porción

continental que delimita la zona de estudio es BW(h')hw(x') semidesértico, con lluvias principalmente en verano, con un promedio anual de lluvias de 187 mm, evaporación promedio anual de 215 mm y humedad relativa anual que varía entre el 62% y 70% (Hinojosa-Larios, 2007).



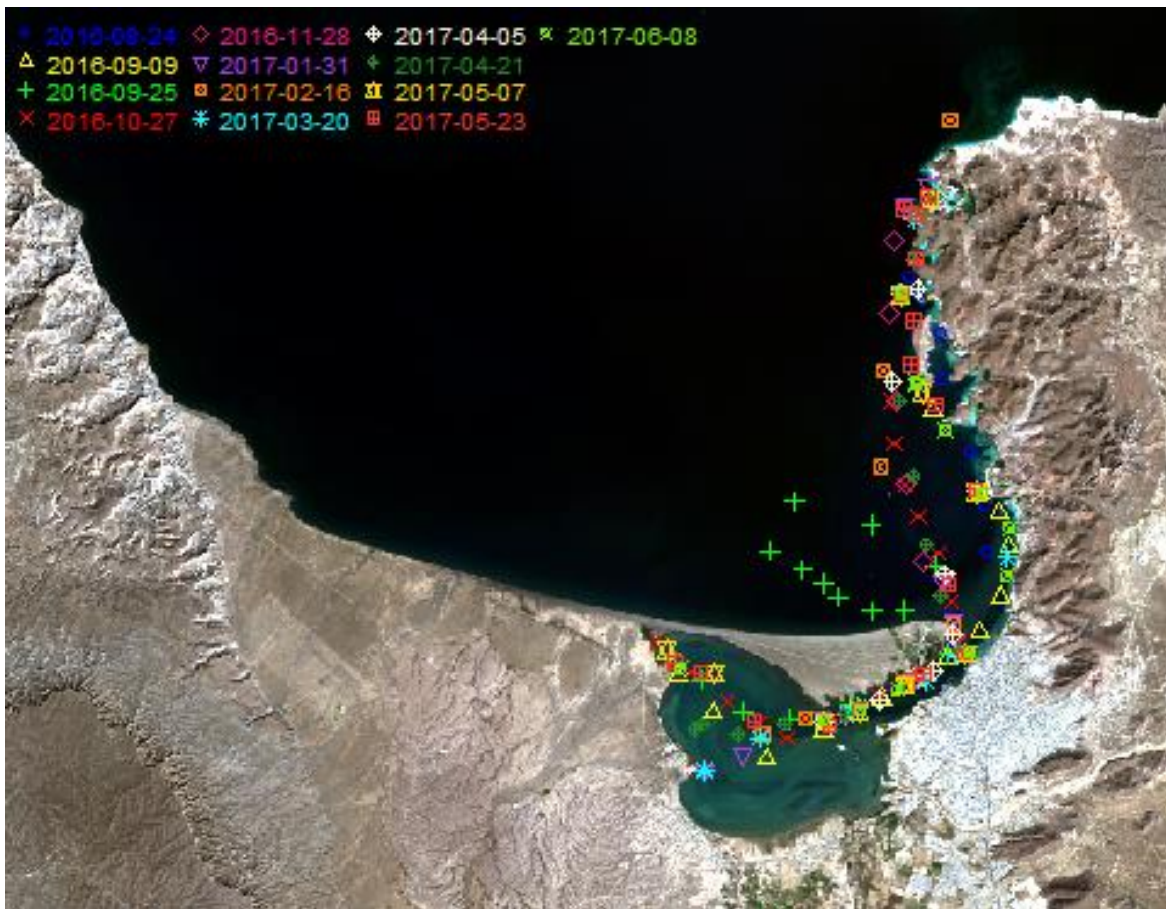
**Figura 2.** Área de estudio; porción sur de Bahía de La Paz.

## 6.2 Colecta de datos ambientales *in situ*

Se realizaron muestreos periódicos en Bahía de La Paz, en los cuales se registraron datos *in situ* de parámetros ambientales (temperatura, pH, clorofila-a, salinidad, turbidez, concentración de oxígeno disuelto, saturación de oxígeno disuelto) durante agosto 2016 – junio 2017. Las salidas se realizaron cada 16 o 32 días, dependiendo de las condiciones del tiempo o la alta nubosidad, coincidiendo con el paso del satélite Landsat 8 por la zona de estudio, procurando realizar por lo menos una salida en cada mes durante la temporada de muestreo. Los muestreos fueron

realizados en un intervalo de  $\pm 2$  horas alrededor de la hora de paso del satélite (17:48 UTC; 10:48 MST; 11:48 MDT).

En promedio se realizaron 10 estaciones de muestreo por salida, distribuidas en la zona sur de Bahía de la Paz, en el canal y dentro de la ensenada. Algunas de las estaciones se seleccionaron de manera aleatoria, mientras otras se mantuvieron constantes a lo largo de la temporada de muestreo (Fig. 3).



**Figura 3.** Estaciones de muestreo de la temporada agosto 2016 a junio 2017.

En cada estación se registró la posición geográfica, así como la hora de muestreo. Las mediciones de los parámetros ambientales se realizaron con el multisensor RBR-maestro el cual fue programado registrar datos con una frecuencia de 3 segundos, para esto, el multisensor se sumergió aproximadamente a 40 cm de

profundidad durante un periodo de 2 minutos, para obtener datos representativos de la superficie del mar.

El multisensor RBR-maestro cuenta con un sensor de temperatura con rango de medición de  $-5^{\circ}\text{C}$  hasta  $35^{\circ}\text{C}$ , sensor de conductividad con rango de medición calibrado de 0 a  $85\text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ , sensor de presión con un rango de medición de 0 a 2000 m, sensor de oxígeno disuelto (oxyguard) con un rango de 0 a 600% con precisión inicial de  $\pm 2\%$  de saturación de  $\text{O}_2$ , sensor de turbidez (Seapoint) con fuente de luz de 880 nm y sensor de fluorescencia con rango de medición de  $0.02\text{ }\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  a  $150\text{ }\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ . Los datos del multisensor RBR-maestro fueron descargados con el software Ruskin versión 2.2.0.

El análisis de los datos fue realizado con el software R versión 3.4.2 (R Core team, 2017). Como paso inicial se realizó un análisis exploratorio para describir la variación mensual de los parámetros ambientales, después se realizaron los análisis estadísticos, comenzando por la prueba de Shapiro-wilk para evaluar normalidad y la prueba de Bartlett para homogeneidad de varianzas. Los datos no cumplieron con los supuestos de normalidad y homocedasticidad, por lo que se procedió a realizar un análisis no paramétrico con la prueba de Kruskal-Wallis ( $\alpha = 0.05$ ) para evaluar las diferencias de medianas entre los distintos meses de muestreo para cada uno de los parámetros ambientales considerados, posteriormente se realizó la prueba de Dunn ( $\alpha = 0.05$ ) para identificar los meses entre los que existían diferencias significativas.

### **6.3 Procesamiento de Imágenes Landsat 8**

Las imágenes Landsat 8 fueron descargadas de la plataforma EarthExplorer del U.S. Geological Survey (<https://earthexplorer.usgs.gov>), estas imágenes se encuentran disponibles desde marzo de 2013 a la fecha. En total se utilizaron 12 imágenes correspondientes a los 10 meses de muestreo de parámetros *in situ* para construir los modelos de regresión lineal múltiple y un total de 76 imágenes desde 2013 a 2017 para realizar la predicción estadística con el mejor modelo de cada

parámetro. Algunas imágenes fueron descartadas debido a la alta presencia de nubes.

Las imágenes fueron procesadas con el software R versión 3.4.2 (R Core team, 2017) utilizando la librería *raster* versión 2.6-7 (Hijmans, 2017). Como primer paso se realizó un recorte de la escena (LC08\_L1TP\_034043) correspondiente a la extensión del área de estudio, sobre dicho recorte se realizaron las correcciones geométricas y conversiones radiométricas necesarias para la obtención de los valores finales de radiancia y reflectancia.

Las imágenes Landsat 8 de nivel 1 se presentan en unidades de números digitales (DN) que se pueden convertir fácilmente a radiancia espectral o reflectancia de la parte superior de la atmósfera (TOA, por sus siglas en inglés). Para esto se utilizaron las ecuaciones del manual de USGS (2016).

Para la conversión a radiancia espectral de los valores de DN se utilizan los factores de escala de radiancia proporcionados en el archivo de metadatos, aplicándolos en la siguiente ecuación:

$$L_{\lambda} = M_L * Q_{cal} + A_L \quad (1)$$

Donde:  $L_{\lambda}$  = Radiancia espectral ( $W/(m^2 * sr * \mu m)$ );  $M_L$  = Factor de escala multiplicativa de radiancia para la banda;  $A_L$  = Factor de escala aditiva de radiancia para la banda;  $Q_{cal}$  = Valor de píxel de nivel 1 en DN.

De manera similar a la conversión a radiancia los valores de DN de las bandas OLI pueden ser transformados a reflectancia de la parte superior de la atmósfera (TOA) utilizando los factores de escala de reflectancia proporcionados en el archivo de metadatos, a partir de la siguiente ecuación:

$$\rho_{\lambda}' = M_p * Q_{cal} + A_p \quad (2)$$

Donde:  $\rho_{\lambda}'$  = Reflectancia espectral planetaria de la parte superior de la atmósfera, sin corrección para el ángulo solar;  $M_p$  = Factor de escala multiplicativa de



reflectancia de la parte superior de la atmósfera para la banda;  $A_p$  = Factor de escala aditiva de reflectancia de la parte superior de la atmósfera para la banda;  $Q_{cal}$  = Valor de píxel de nivel 1 en DN.

Cabe resaltar que el valor de reflectancia ( $\rho_\lambda'$ ) no es realmente el valor de reflectancia TOA, debido a que no cuenta con la corrección del ángulo de elevación solar, este factor de corrección queda fuera de la escala de nivel uno para permitir a los usuarios de las imágenes calcular su propio ángulo de elevación solar. El archivo de metadatos cuenta con un ángulo de elevación solar que puede ser utilizado para la corrección a reflectancia TOA real con la siguiente ecuación:

$$\rho_\lambda = (\rho_\lambda') / \sin(\theta) \quad (3)$$

Donde:  $\rho_\lambda$  = Reflectancia planetaria de la parte superior de la atmósfera (TOA);  $\rho_\lambda'$  = Reflectancia espectral planetaria de la parte superior de la atmósfera, sin corrección para el ángulo solar (Sin unidades);  $\theta$  = Ángulo de elevación solar (obtenido de los metadatos o calculado).

Los datos de TIRS pueden ser convertidos de radiancia espectral a la temperatura de brillo, que es la temperatura efectiva vista por el satélite bajo la suposición de emisión de unidad. La fórmula de conversión es:

$$T = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L_\lambda} + 1\right)} \quad (4)$$

Donde: T = Temperatura de brillo de la parte superior de la atmósfera, en Kelvin;  $L_\lambda$  = Radiancia espectral (Watts/(m<sup>2</sup> \* sr \*  $\mu$ m)); K1 = Constante de conversión termal; K2 = Constante de conversión termal.

Luego de realizar las correcciones a las 76 imágenes se seleccionaron las 12 imágenes correspondientes a las fechas de monitoreo *in situ* para extraer los valores de radiancia y reflectancia espectral en las bandas 1 a 7 del sensor OLI así como las bandas 10 y 11 del sensor TIRS de los píxeles correspondientes a las estaciones

de muestreo. Finalmente estos valores se integraron en una base de datos junto con los promedios de cada estación y fecha de los parámetros ambientales muestreados con el multisensor RBR-maestro.

#### **6.4 Modelos de regresión lineal para estimación de parámetros ambientales**

Para la construcción de los modelos de regresión lineal múltiple se utilizaron los valores de reflectancia de las 9 bandas espectrales como variables predictivas y los datos de los parámetros ambientales como variables de respuesta.

La ecuación general de los modelos de regresión lineal múltiple es de la forma (Crawley, 2013):

$$y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n \quad (5)$$

Donde:  $y$  = la variable de respuesta que se pretende estimar (ej. clorofila-a);  $X_i$  = variables predictivas (valores de reflectancia de las bandas espectrales);  $\alpha$  = es el intercepto o término constante;  $\beta$  = son todos los coeficientes o pendientes correspondientes a las variables independientes o predictivas.

La construcción de los modelos de regresión lineal se realizó con el software R versión 3.4.2 a través de la función *lm*. La modelación de los parámetros se desarrollaron basados en las propiedades ópticas que las caracterizan y pueden ser distinguidas a partir de las longitudes de onda captadas por el satélite, mientras que en otros casos debido a la falta de referencias acerca de las propiedades ópticas de la variable de respuesta se probaron distintos modelos matemáticos y se seleccionaron los mejores modelos basados en valores estadísticos como el AIC y SSR.

La evaluación de modelos se realizó mediante el valor del coeficiente de determinación ( $R^2$ ), que mide la proporción de la variación de la variable de respuesta que es explicada por las variables predictivas, el  $R^2$  se calcula como se muestra en la siguiente ecuación (Crawley, 2013):

$$R^2 = (SSY - SSR) / SSR \quad (6)$$

Donde: SSY = es la variación total en la variable de respuesta; SSR = se refiere a la suma de cuadrados de los residuales.

El valor del  $R^2$  va de 0 a 1 donde un valor de 1 corresponde a un modelo ideal que explica el 100% de la variación en de la variable respuesta, mientras un valor de 0 corresponde a una completa falta de ajuste entre los valores observados y los valores estimados por el modelo.

La construcción de modelos se basó en el principio de parsimonia. Este principio requiere la simplificación de los modelos hasta llegar al modelo mínimo adecuado. Es decir, la remoción de términos (variables predictivas) redundantes o no significativos.

Para realizar la simplificación de los modelos se utilizó el procedimiento *backward step wise*, el cual consiste en la eliminación o no de términos del modelo con todas las variables posibles, usando el criterio de información de Akaike (AIC, por sus siglas en inglés). El AIC es un valor estadístico que se utiliza para comparar modelos, y es ampliamente utilizado debido a que penaliza el ajuste del modelo basado en el número de parámetros que se utilizan. La ecuación (Crawley, 2013) para estimar el AIC es:

$$AIC = -2 \times \log - \text{likelihood} + 2(p + 1) \quad (7)$$

Donde: likelihood = es el valor que resulta de dividir la suma de cuadrados de los residuales entre el número de datos; p = es el número de parámetros en el modelo.

El procedimiento *backward step wise* realiza múltiples pruebas de reducción de variables en el modelo evaluando la influencia de cada parámetro en el valor de AIC hasta obtener el modelo más simple posible que presente el menor valor de AIC.

## 6.5 Distribución espacial de parámetros ambientales

Una vez definidos los modelos con mejor ajuste para cada parámetro ambiental se realizaron las predicciones espaciales en las 76 imágenes Landsat 8 desde 2013 a 2017. Para realizar las predicciones se utilizó el software R versión 3.4.2 con la función *predict* la cual utiliza los coeficientes del modelo de regresión lineal múltiple para hacer una predicción del valor del parámetro de interés en cada pixel de la imagen. Debido a que la predicción se realiza sobre toda la imagen es necesario diferenciar los pixeles correspondientes a tierra de aquellos correspondientes al agua, para lo cual se utilizó el índice de agua de diferencia normalizada (NDWI, por sus siglas en inglés). La ecuación utilizada para estimar el NDWI es:

$$NDWI = \frac{B03 - B05}{B03 + B05} \quad (8)$$

Donde: B03 = es la reflectancia en el color verde (533-590 nm); B05 = es la reflectancia en el infrarrojo cercano (851-879 nm).

Los valores de NDWI son positivos en el agua, debido a la alta absorbancia en el infrarrojo cercano, mientras que los valores de NDWI son negativos en tierra (Khattab y Merkel, 2014). Es por esto, que los valores de NDWI se utilizaron como referencia para crear una máscara y remover los pixeles en tierra de las predicciones espaciales.

A partir de las predicciones en las 76 imágenes de los años 2013 a 2017 se calcularon los promedios mensuales de cada parámetro ambiental y los mapas de cada uno de los parámetros ambientales.

## 7. RESULTADOS

### 7.1 Descripción de los parámetros ambientales *in situ*

Debido a que los datos *in situ* no presentaron ni distribución normal ni varianzas homogéneas, se utilizaron pruebas no paramétricas (Kruskal-Wallis y Dunn) para evaluar diferencias significativas entre meses y entre sitios (Ensenada (EN), Canal (CA) y Bahía (BA)). Los valores obtenidos en la prueba de Dunn para cada variable se reportan en las tablas del Anexo 1.

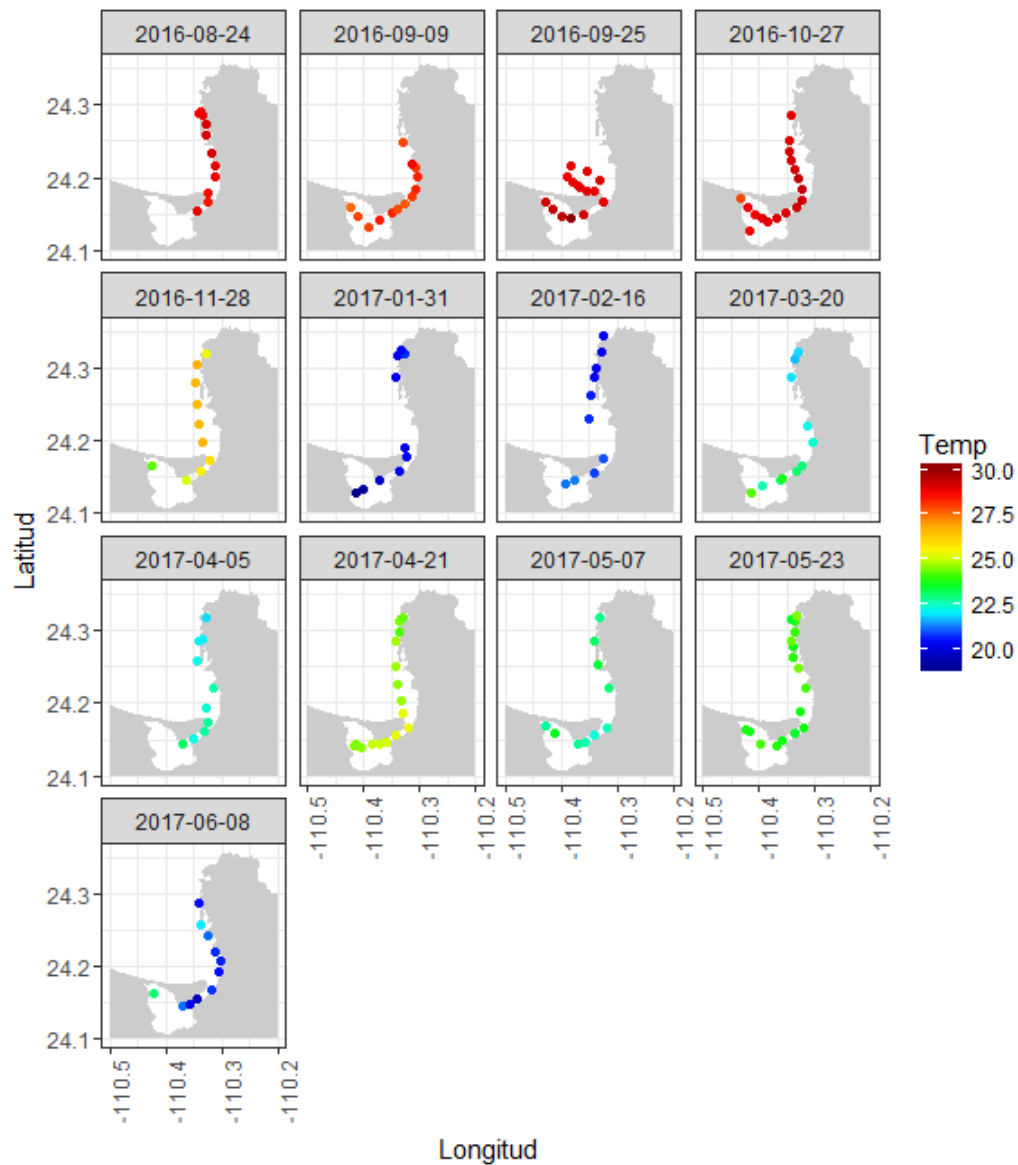
Los datos de temperatura presentaron diferencias significativas tanto por meses ( $X^2_{5647,9} = 5078.9$ ,  $p < 0.05$ ) como por sitios ( $X^2_{5654,2} = 23.35$ ,  $p < 0.05$ ). La mediana de la temperatura registrada durante los meses de muestreo fue de 24.40 °C, con una temperatura mínima de 18.91 °C registrada en el mes de enero de 2017 y un máximo de temperatura de 30.13 °C en el mes de septiembre de 2016 (Tabla II).

**Tabla II.** Valores de temperatura (°C) registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

| Fecha      | Temperatura (°C) |                 |         |                 |        |
|------------|------------------|-----------------|---------|-----------------|--------|
|            | Mínimo           | Q1 <sup>1</sup> | Mediana | Q3 <sup>2</sup> | Máximo |
| 24/08/2016 | 28.43            | 28.69           | 28.88   | 28.99           | 29.15  |
| 09/09/2016 | 27.51            | 27.86           | 27.98   | 28.19           | 28.69  |
| 25/09/2016 | 28.78            | 28.81           | 28.92   | 29.19           | 30.13  |
| 27/10/2016 | 27.82            | 28.92           | 28.98   | 29.14           | 29.35  |
| 28/11/2016 | 24.32            | 25.36           | 26.2    | 26.61           | 26.72  |
| 31/01/2017 | 18.91            | 19.91           | 20.28   | 20.31           | 20.81  |
| 16/02/2017 | 20.26            | 20.46           | 20.68   | 20.98           | 21.31  |
| 20/03/2017 | 21.73            | 21.94           | 22.4    | 22.98           | 24.23  |
| 05/04/2017 | 21.9             | 22.17           | 22.33   | 22.7            | 23.12  |
| 21/04/2017 | 24.17            | 24.52           | 24.71   | 25.01           | 25.27  |
| 07/05/2017 | 22.33            | 22.63           | 22.82   | 23.07           | 23.56  |
| 23/05/2017 | 23.49            | 23.7            | 23.85   | 24.13           | 24.45  |
| 08/06/2017 | 19.63            | 20.52           | 20.73   | 21.24           | 23.02  |

Notas: <sup>1</sup>Q1= primer cuartil, <sup>2</sup>Q3= tercer cuartil.

Los valores de temperatura más contrastantes (mín. = 30.15 °C, máx. = 18.83 °C) se registraron dentro de la ensenada. En la Bahía se registraron valores mínimos de 20.11 y máximos de 29.35 °C. En el canal se registraron valores mínimos de 19.51 y máximos de 29.56 °C. En general se observó que los datos muestran una estacionalidad muy marcada, con valores de temperatura superiores a los 27 °C en los meses correspondientes al verano (agosto-octubre) y temperaturas inferiores a 22 °C durante los meses de invierno (enero-febrero) como se observa en la figura 4. Los meses que presentaron las mayores diferencias en temperatura fueron ene-17/oct-16 y ene-17/sep-16.



**Figura 4.** Valores de temperatura registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

Los valores de pH resultaron ligeramente alcalinos, característicos del agua marina, con un rango de valores entre 7.58 y 8.29 (Tabla III). Estos valores presentaron diferencias significativas entre meses ( $X^2_{5647,9} = 4741.7, p < 0.05$ ) y sitios ( $X^2_{5654,2} = 14.64, p < 0.05$ ). Los valores más bajos en pH se presentaron en los meses de agosto y septiembre, mientras que en los meses de marzo a junio los valores fueron más altos (Fig. 5). Las comparaciones que más resaltan en la prueba de Dunn fueron

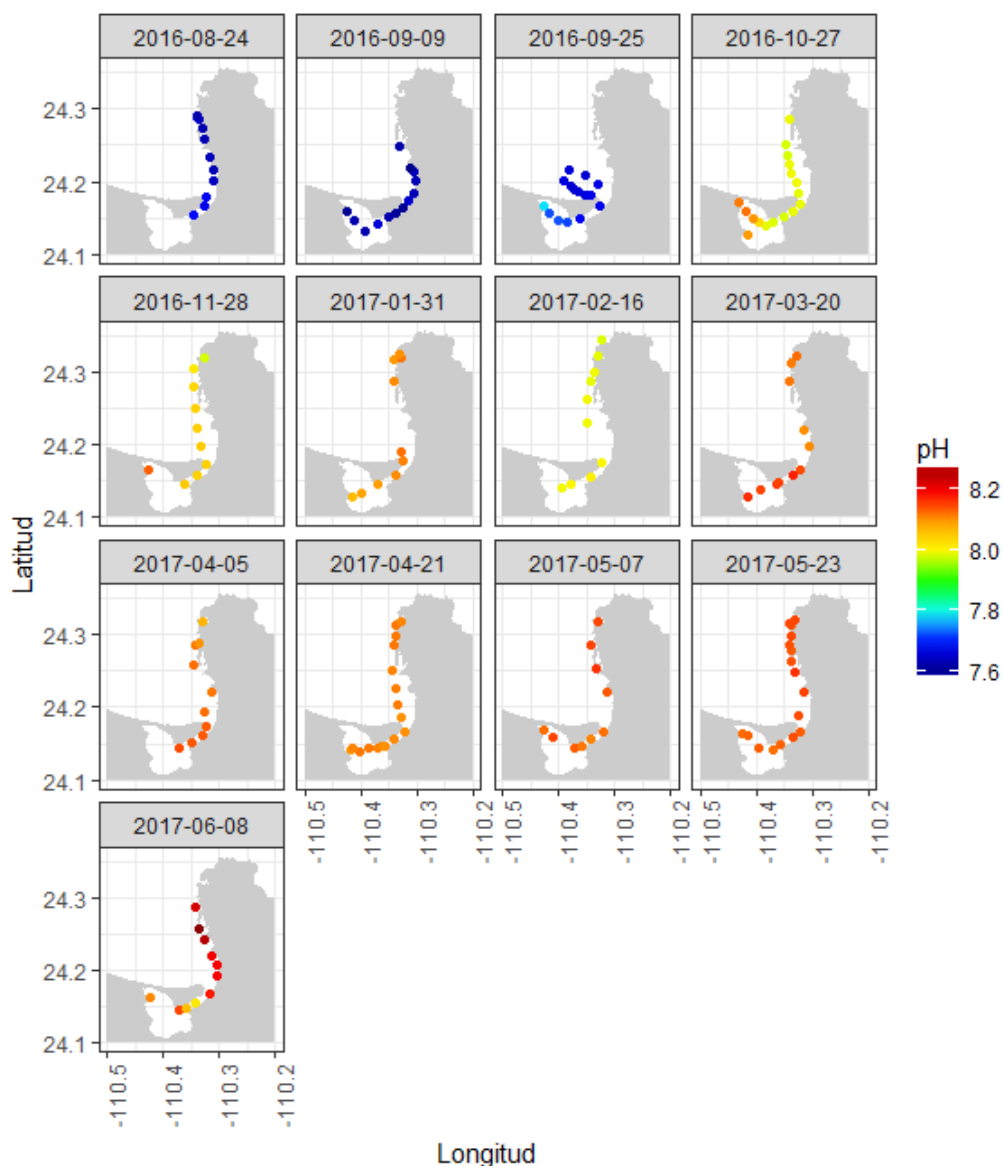


may-17/sep-16 y jun-17/sep-16. Las comparaciones entre sitio muestran que el pH es mayor en la ensenada, seguido por la bahía y el canal.

**Tabla III.** Valores de pH registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

| Fecha      | pH     |                 |         |                 |        |
|------------|--------|-----------------|---------|-----------------|--------|
|            | Mínimo | Q1 <sup>1</sup> | Mediana | Q3 <sup>2</sup> | Máximo |
| 24/08/2016 | 7.61   | 7.62            | 7.63    | 7.65            | 7.68   |
| 09/09/2016 | 7.58   | 7.59            | 7.61    | 7.62            | 7.65   |
| 25/09/2016 | 7.64   | 7.65            | 7.67    | 7.71            | 7.77   |
| 27/10/2016 | 7.97   | 7.98            | 7.99    | 8.03            | 8.12   |
| 28/11/2016 | 7.97   | 8.03            | 8.04    | 8.05            | 8.13   |
| 31/01/2017 | 8.06   | 8.09            | 8.1     | 8.11            | 8.12   |
| 16/02/2017 | 7.97   | 7.98            | 7.99    | 7.99            | 8.03   |
| 20/03/2017 | 8.04   | 8.11            | 8.13    | 8.15            | 8.17   |
| 05/04/2017 | 8.07   | 8.121           | 8.125   | 8.14            | 8.147  |
| 21/04/2017 | 8.09   | 8.1             | 8.114   | 8.119           | 8.121  |
| 07/05/2017 | 8.11   | 8.12            | 8.14    | 8.15            | 8.16   |
| 23/05/2017 | 8.12   | 8.13            | 8.144   | 8.149           | 8.166  |
| 08/06/2017 | 8.01   | 8.15            | 8.19    | 8.23            | 8.29   |

Notas: <sup>1</sup>Q1= primer cuartil, <sup>2</sup>Q3= tercer cuartil.



**Figura 5.** Valores de pH registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

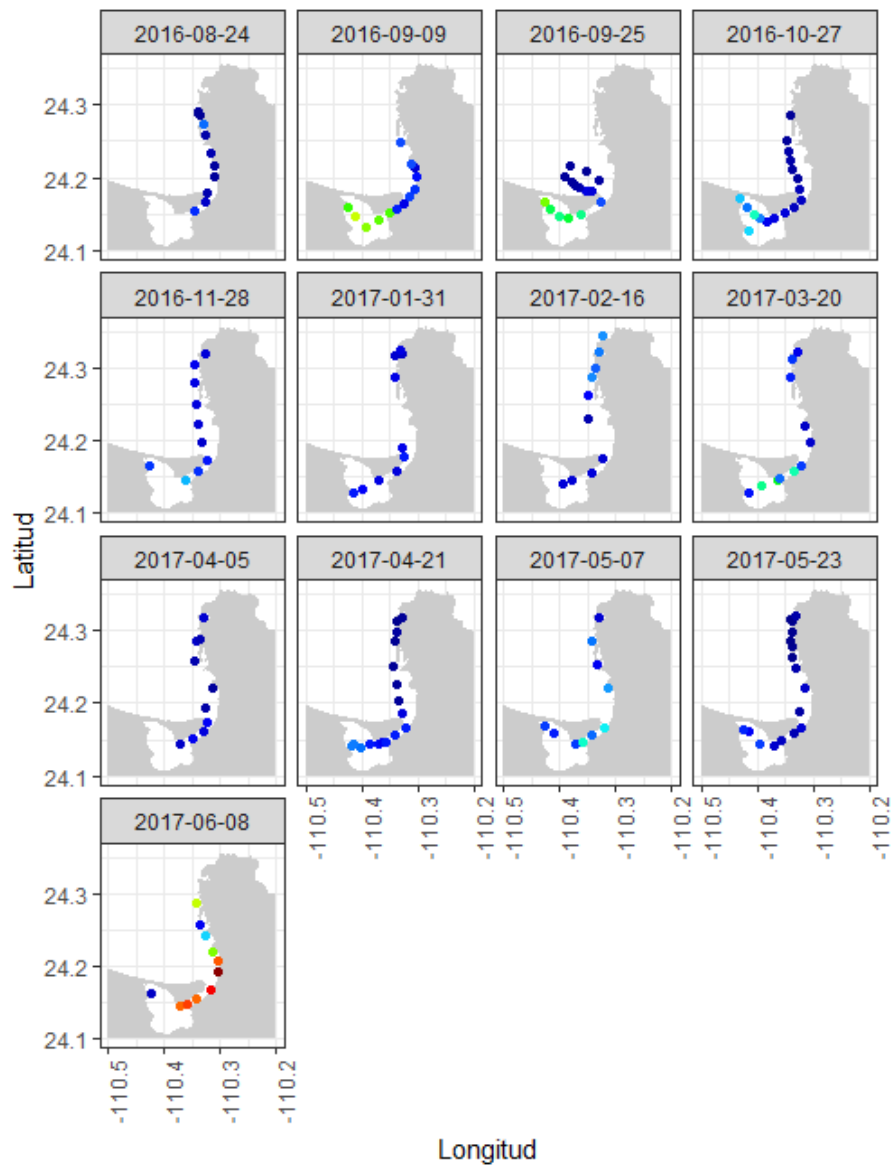
La concentración de clorofila-a presentó valores entre  $0.13 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  y  $2.71 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  (Tabla IV), ambos registrados durante el mes de junio de 2017, con una mediana de  $0.45 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ . Se observaron diferencias significativas entre meses ( $X^2_{5647,9} = 1449.6$ ,  $p < 0.05$ ) y sitios ( $X^2_{5654,2} = 1664.6$ ,  $p < 0.05$ ). Los valores más altos de clorofila-a se registraron durante los meses septiembre-16, marzo-17, mayo-17 y junio-17 siendo este último mes el que presenta valores superiores a  $2 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  en las

zonas de la bahía y el canal. Las diferencias más grandes en la clorofila-a se registraron entre abr-17/jun-17 y ago-16/jun-17. Los valores más altos de clorofila-a se registraron en la ensenada, seguido por el canal y la bahía (Fig. 6).

**Tabla IV.** Valores de concentración de clorofila-a registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

| Fecha      | Clorofila-a ( $\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ ) |                 |         |                 |        |
|------------|---|-----------------|---------|-----------------|--------|
|            | Mínimo  | Q1 <sup>1</sup> | Mediana | Q3 <sup>2</sup> | Máximo |
| 24/08/2016 | 0.15  | 0.18            | 0.23    | 0.29            | 0.65   |
| 09/09/2016 | 0.36  | 0.52            | 0.6     | 1.34            | 1.53   |
| 25/09/2016 | 0.17  | 0.2             | 0.41    | 1.04            | 1.4    |
| 27/10/2016 | 0.17  | 0.23            | 0.31    | 0.67            | 0.97   |
| 28/11/2016 | 0.34  | 0.38            | 0.43    | 0.55            | 0.77   |
| 31/01/2017 | 0.33  | 0.39            | 0.41    | 0.47            | 0.52   |
| 16/02/2017 | 0.24  | 0.37            | 0.43    | 0.67            | 0.71   |
| 20/03/2017 | 0.32  | 0.48            | 0.57    | 0.98            | 1.21   |
| 05/04/2017 | 0.19  | 0.24            | 0.33    | 0.38            | 0.47   |
| 21/04/2017 | 0.14  | 0.17            | 0.46    | 0.52            | 0.68   |
| 07/05/2017 | 0.35  | 0.53            | 0.62    | 0.71            | 0.95   |
| 23/05/2017 | 0.13  | 0.15            | 0.24    | 0.34            | 0.59   |
| 08/06/2017 | 0.31  | 0.81            | 1.52    | 2.15            | 2.71   |

Notas: <sup>1</sup>Q1= primer cuartil, <sup>2</sup>Q3= tercer cuartil.



**Figura 6.** Valores de concentración de clorofila-a registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

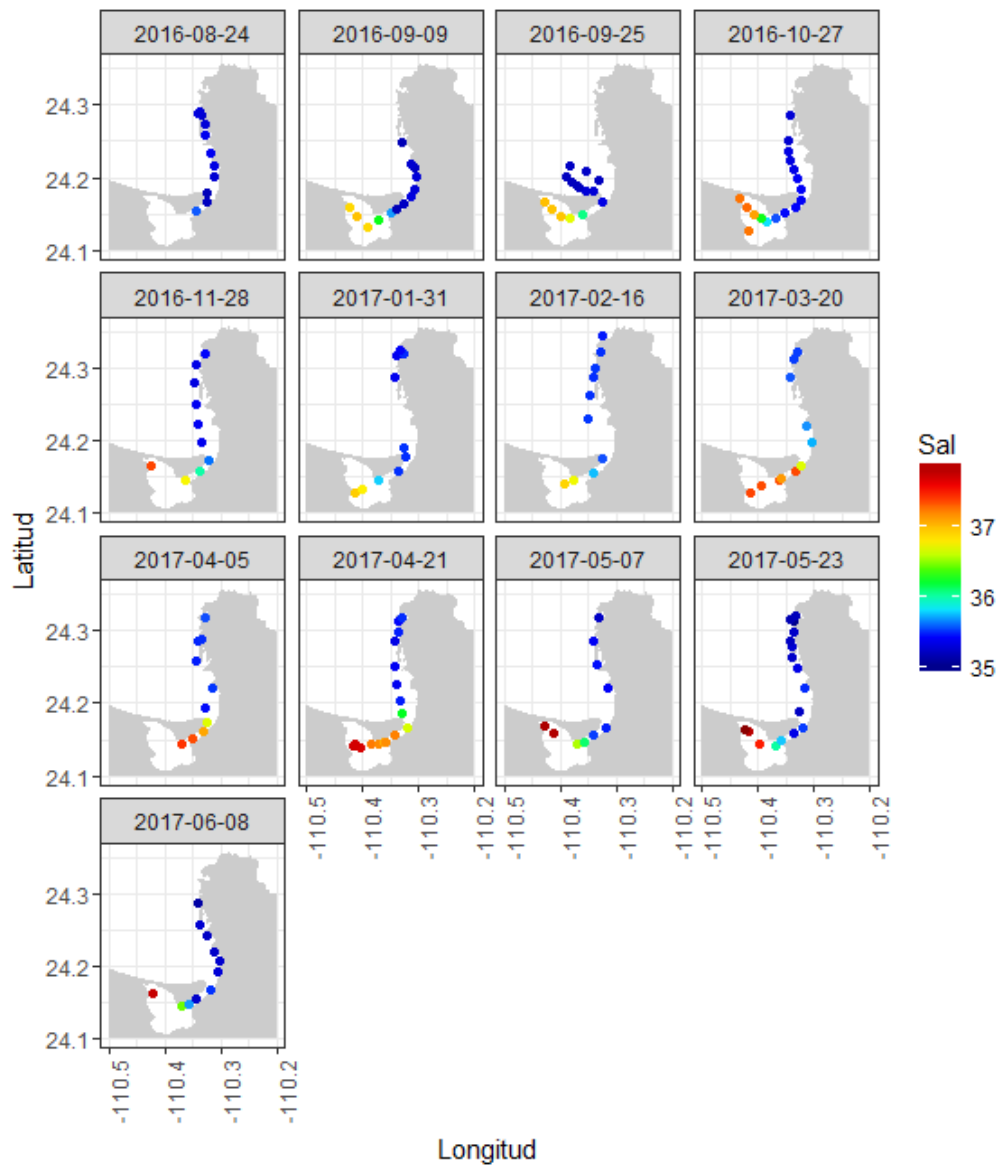
Los valores de salinidad registrados durante el periodo de estudio mostraron un rango de valores entre 34.99 y 37.98 PSU (Tabla V), con una mediana de 35.47 PSU. Los valores más altos de salinidad de registraron durante los meses de abril, mayo y junio de 2017 dentro de la ensenada (Fig. 7), mientras que el valor mínimo se registró en la bahía. Se observaron diferencias significativas entre meses ( $X^2_{5647,9}$

=1324.5,  $p < 0.05$ ) y sitios ( $X^2_{5654,2} = 3522.7$ ,  $p < 0.05$ ). Las mayores diferencias de salinidad se presentaron entre ago-16/mar-17 y jun-17/mar-17. Los valores de salinidad más altos se registraron en la ensenada, seguido por el canal y la bahía.

**Tabla V.** Valores de salinidad registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017

| Fecha      | Salinidad (PSU) |       |         |       |        |
|------------|-----------------|-------|---------|-------|--------|
|            | Mínimo          | Q1    | Mediana | Q3    | Máximo |
| 24/08/2016 | 35.16           | 35.24 | 35.27   | 35.34 | 35.57  |
| 09/09/2016 | 35.15           | 35.2  | 35.27   | 36.25 | 36.99  |
| 25/09/2016 | 35.17           | 35.2  | 35.27   | 36.59 | 37     |
| 27/10/2016 | 35.25           | 35.33 | 35.4    | 36.25 | 37.28  |
| 28/11/2016 | 35.3            | 35.35 | 35.39   | 35.89 | 37.37  |
| 31/01/2017 | 35.35           | 35.42 | 35.49   | 35.7  | 36.93  |
| 16/02/2017 | 35.43           | 35.49 | 35.51   | 35.69 | 36.9   |
| 20/03/2017 | 35.52           | 35.56 | 36.65   | 37.36 | 37.45  |
| 05/04/2017 | 35.41           | 35.46 | 35.53   | 36.99 | 37.43  |
| 21/04/2017 | 35.32           | 35.44 | 36.63   | 37.22 | 37.72  |
| 07/05/2017 | 35.21           | 35.4  | 35.48   | 36.44 | 37.85  |
| 23/05/2017 | 34.99           | 35.2  | 35.33   | 35.75 | 37.98  |
| 08/06/2017 | 35.08           | 35.22 | 35.25   | 35.5  | 37.76  |

Q1= primer cuartil, Q3= tercer cuartil.



**Figura 7.** Valores de salinidad registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

Los valores de turbidez (unidades nefelométricas de turbidez [NTU, por sus siglas en inglés]) oscilaron entre 0.10 y 10 NTU (Tabla VI). El valor máximo se registró en el mes de agosto dentro de la bahía, los demás meses se mantuvieron por debajo de 7 NTU (Fig. 8). Se observaron diferencias significativas entre meses ( $X^2_{5647,9} = 879.39$ ,  $p < 0.05$ ) y sitios ( $X^2_{5654,2} = 1945.7$ ,  $p < 0.05$ ). Las mayores diferencias de

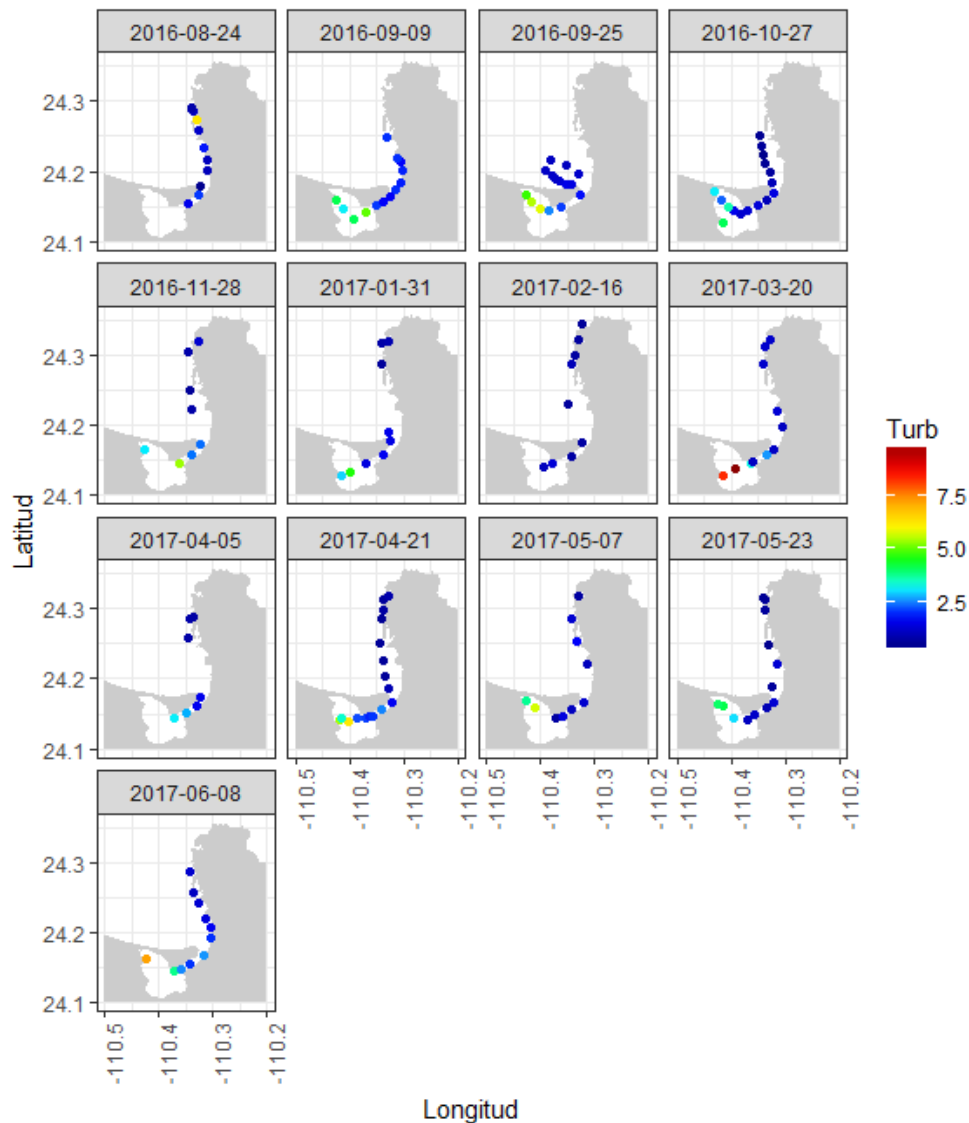
turbidez se presentaron entre feb-17/sep-16 y may-17/sep-16. Los valores de turbidez más altos se registraron en la ensenada, seguido por el canal y la bahía (Fig. 8).

**Tabla VI.** Valores de turbidez registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

| Fecha      | Turbidez (NTU) |                 |         |                 |        |
|------------|----------------|-----------------|---------|-----------------|--------|
|            | Min.           | Q1 <sup>1</sup> | Mediana | Q3 <sup>2</sup> | Máximo |
| 24/08/2016 | 0.69           | 0.98            | 1.09    | 1.74            | 6.22   |
| 09/09/2016 | 1.68           | 1.85            | 1.98    | 3.10            | 5.03   |
| 25/09/2016 | 1.02           | 1.12            | 1.51    | 2.51            | 5.77   |
| 27/10/2016 | 0.35           | 0.95            | 1.31    | 2.19            | 4.04   |
| 28/11/2016 | 0.25           | 0.44            | 1.10    | 2.50            | 5.36   |
| 31/01/2017 | 0.51           | 1.15            | 1.52    | 2.26            | 4.62   |
| 16/02/2017 | 0.58           | 0.63            | 0.68    | 0.69            | 0.92   |
| 20/03/2017 | 0.63           | 1.09            | 1.17    | 3.09            | 10.00  |
| 05/04/2017 | 0.63           | 0.76            | 0.93    | 2.06            | 2.36   |
| 21/04/2017 | 0.27           | 0.56            | 1.71    | 2.13            | 6.20   |
| 07/05/2017 | 0.99           | 1.14            | 1.30    | 2.22            | 5.66   |
| 23/05/2017 | 0.10           | 0.46            | 1.17    | 2.63            | 4.14   |
| 08/06/2017 | 0.81           | 1.26            | 1.93    | 2.50            | 7.00   |

Notas: <sup>1</sup>Q1= primer cuartil, <sup>2</sup>Q3= tercer cuartil.





**Figura 8.** Valores de turbidez registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

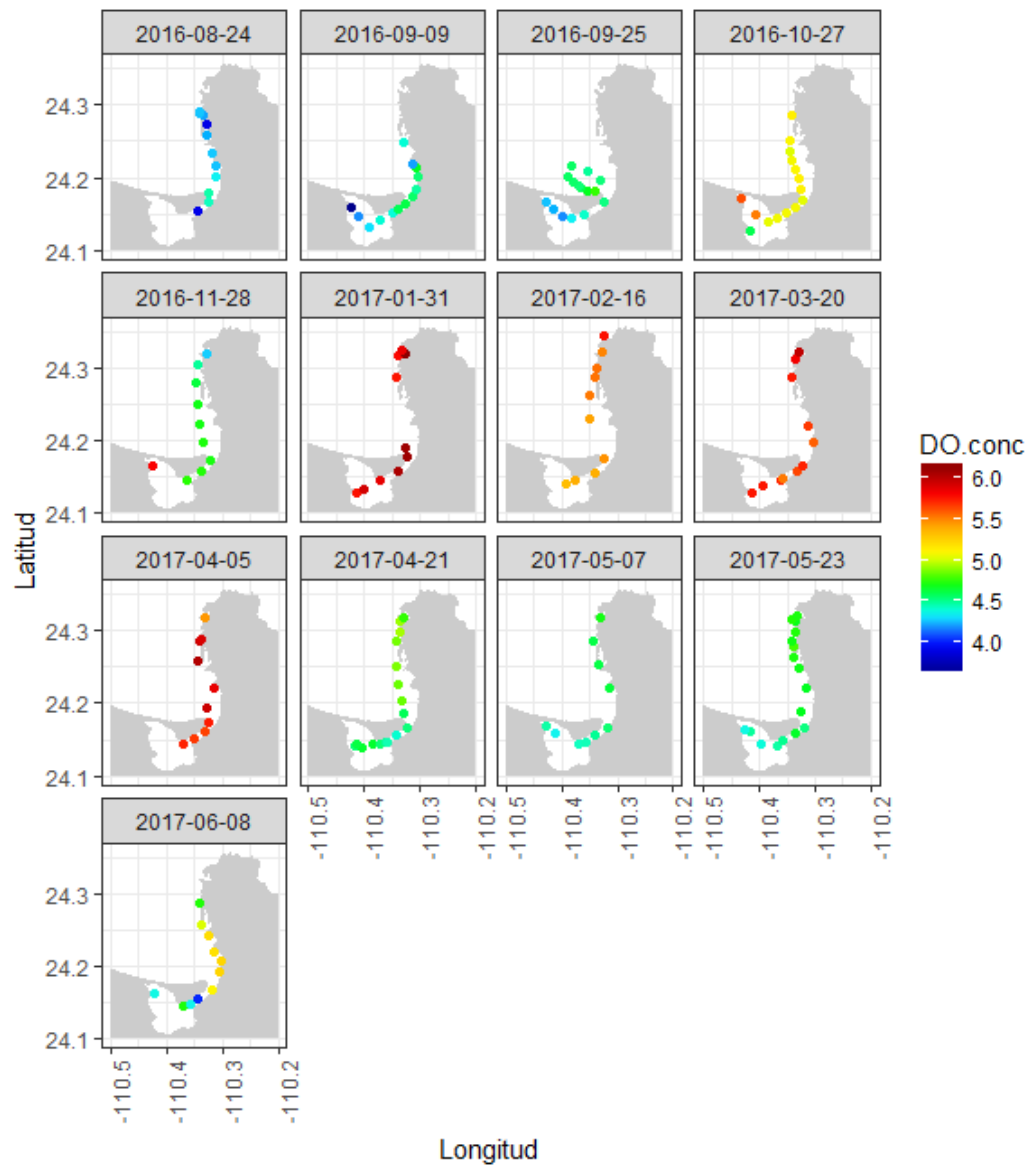
En cuanto a la concentración de oxígeno disuelto el intervalo de valores observado fue de 3.63 a 12.83 mg/L, con una mediana de 4.72 mg/L (Tabla VII). Entre los meses de enero a abril de 2017 se registraron las mayores concentraciones de oxígeno disuelto (Fig. 9). Se observaron diferencias significativas entre meses ( $X^2_{5551,9} = 3832.1$ ,  $p < 0.05$ ) y sitios ( $X^2_{5558,2} = 120.29$ ,  $p < 0.05$ ). Las mayores diferencias se presentaron entre ago-16/ene-17 y ago-16/mar-17. Los valores de

concentración de oxígeno disuelto más altos se registraron en la bahía, seguido por el canal y la ensenada.

**Tabla VII.** Valores de concentración de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

| Fecha      | Concentración de oxígeno disuelto (mg/L) |                 |         |                 |        |
|------------|--|-----------------|---------|-----------------|--------|
|            | Mínimo                                   | Q1 <sup>1</sup> | Mediana | Q3 <sup>2</sup> | Máximo |
| 24/08/2016 | 3.91                                     | 4.23            | 4.26    | 4.31            | 4.46   |
| 09/09/2016 | 3.63                                     | 4.3             | 4.4     | 4.56            | 4.66   |
| 25/09/2016 | 4.18                                     | 4.38            | 4.52    | 4.56            | 4.77   |
| 27/10/2016 | 4.59                                     | 5.06            | 5.09    | 5.12            | 12.83  |
| 28/11/2016 | 4.28                                     | 4.64            | 4.7     | 4.74            | 5.79   |
| 31/01/2017 | 5.75                                     | 5.79            | 5.88    | 6.06            | 6.13   |
| 16/02/2017 | 5.32                                     | 5.38            | 5.47    | 5.52            | 5.76   |
| 20/03/2017 | 5.51                                     | 5.64            | 5.7     | 5.74            | 5.97   |
| 05/04/2017 | 5.44                                     | 5.67            | 5.79    | 5.92            | 6.01   |
| 21/04/2017 | 4.41                                     | 4.54            | 4.65    | 4.85            | 4.93   |
| 07/05/2017 | 4.35                                     | 4.45            | 4.52    | 4.61            | 4.7    |
| 23/05/2017 | 4.38                                     | 4.5             | 4.66    | 4.72            | 4.79   |
| 08/06/2017 | 4.02                                     | 4.73            | 5.01    | 5.18            | 5.22   |

Notas: <sup>1</sup>Q1= primer cuartil, <sup>2</sup>Q3= tercer cuartil.



**Figura 9.** Valores de concentración de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio durante el periodo agosto 2016 junio 2017.

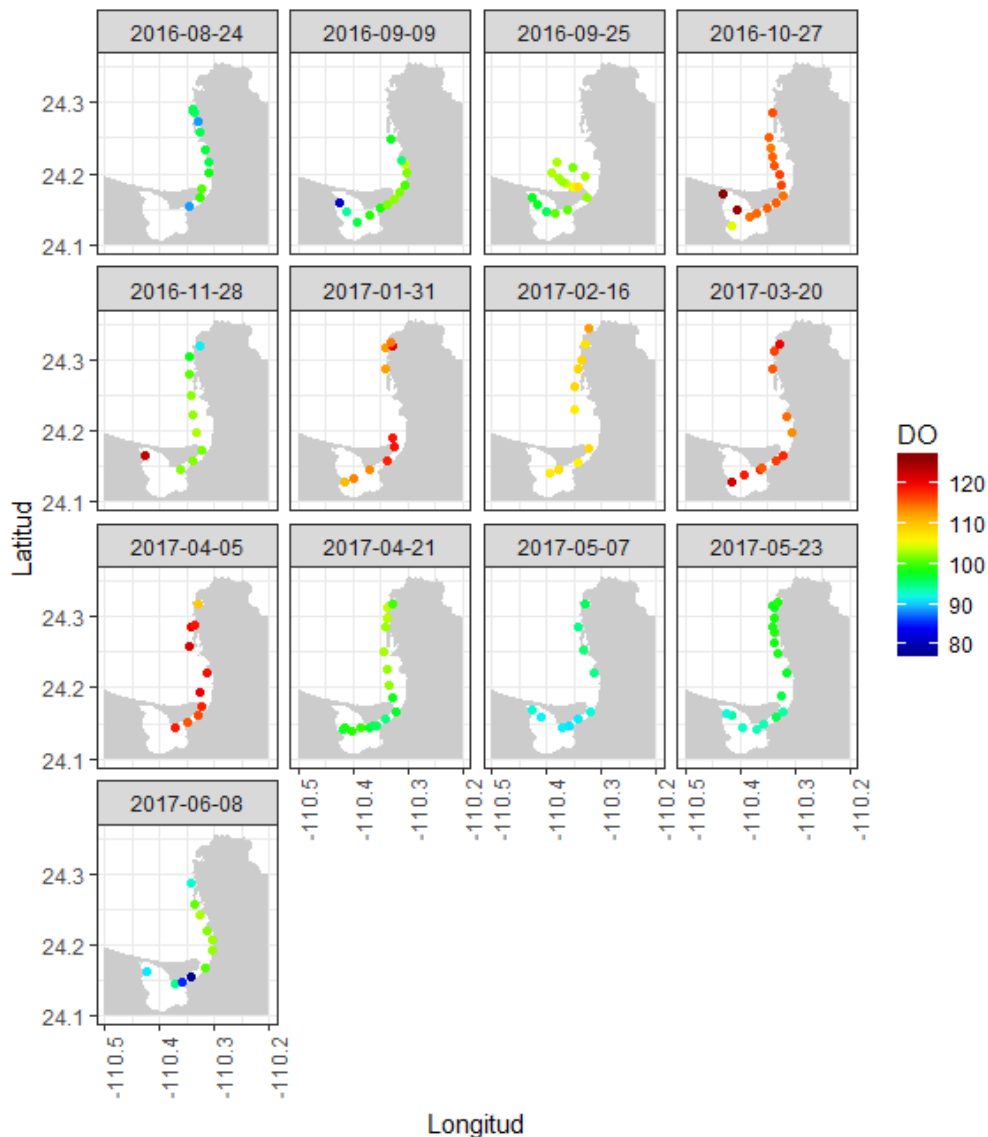
La saturación de oxígeno disuelto registró un valor mínimo de 77.58%, un máximo de 130% (Tabla VIII) y una mediana de 101.83%. Estos valores son normales en agua superficial debido a los procesos de mezcla dados por el movimiento de la misma que propician el intercambio de oxígeno con la atmósfera. La máxima saturación de oxígeno se observó en la ensenada con un valor de 153.60% (Fig. 10). Se observaron diferencias significativas entre meses ( $\chi^2_{5551,9} = 3545.6$ ,  $p < 0.05$ )

y sitios ( $X^2_{5558,2}=162.8$ ,  $p<0.05$ ). Las mayores diferencias se presentaron entre mar-17/may-17 y may-17/oct-16. Los valores de saturación de oxígeno más altos se registraron en la bahía, seguido por el canal y la ensenada.

**Tabla VIII.** Valores de saturación de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio para el periodo agosto 2016 junio 2017.

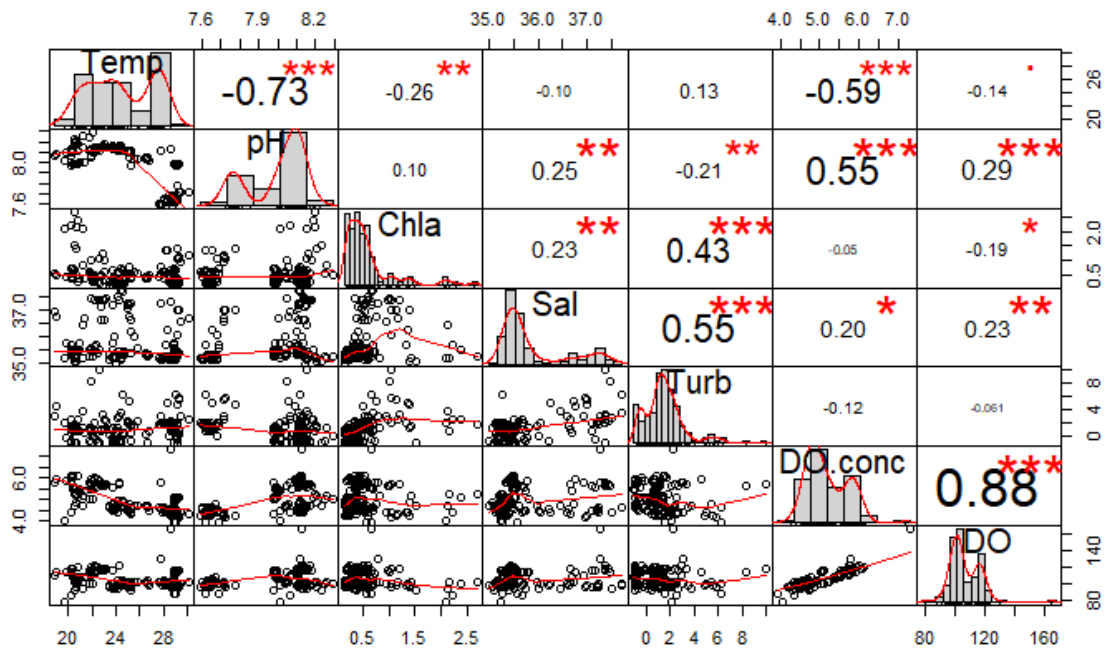
| Fecha      | Saturación de oxígeno disuelto (%) |                 |         |                 |        |
|------------|------------------------------------|-----------------|---------|-----------------|--------|
|            | Mínimo                             | Q1 <sup>1</sup> | Mediana | Q3 <sup>2</sup> | Máximo |
| 24/08/2016 | 88.71                              | 95.77           | 96.14   | 97.55           | 100.29 |
| 09/09/2016 | 81.02                              | 96.17           | 99.26   | 101.71          | 103.82 |
| 25/09/2016 | 96.21                              | 100.71          | 102.28  | 102.98          | 107.77 |
| 27/10/2016 | 104.5                              | 114.6           | 115.2   | 116.2           | 130    |
| 28/11/2016 | 91.25                              | 100.99          | 101.83  | 102.28          | 122.83 |
| 31/01/2017 | 110.6                              | 112.7           | 113.8   | 118.4           | 120.9  |
| 16/02/2017 | 106.3                              | 106.8           | 107.9   | 108.3           | 112.4  |
| 20/03/2017 | 113.3                              | 115.4           | 116.6   | 117.9           | 121.7  |
| 05/04/2017 | 109.5                              | 116.6           | 118.7   | 119.5           | 121.6  |
| 21/04/2017 | 94.98                              | 97.33           | 99.24   | 102.26          | 103.54 |
| 07/05/2017 | 90.81                              | 91.21           | 92.52   | 94.79           | 96     |
| 23/05/2017 | 92.32                              | 93.96           | 97.3    | 98.37           | 99.24  |
| 08/06/2017 | 77.58                              | 92.67           | 100.37  | 101.8           | 102.91 |

Notas: <sup>1</sup>Q1= primer cuartil, <sup>2</sup>Q3= tercer cuartil.



**Figura 10.** Valores de saturación de oxígeno disuelto registrados en la zona de estudio para el periodo agosto 2016 junio 2017.

La matriz de correlación entre los parámetros ambientales medidos *in situ* (Fig. 11), muestra que algunas variables están linealmente correlacionadas. Específicamente se observó una correlación de 0.88 entre la concentración de oxígeno disuelto y la saturación de oxígeno; de -0.73 entre la temperatura y el pH; de -0.59 entre la temperatura y la concentración de oxígeno disuelto; de 0.55 entre el pH y la concentración de oxígeno disuelto.



**Figura 11.** Matriz de correlación entre los parámetros ambientales medidas *in situ*. Las estrellas denotan el nivel de significancia: \*\*\* < 0.001, \*\* < 0.01 y \* < 0.05. Temp= temperatura, Chla= Clorofila-a, Sal= salinidad, Turb= turbidez, DO.conc= concentración de oxígeno disuelto, DO= saturación de oxígeno disuelto.

## 7.2 Modelos de estimación de parámetros ambientales

Se desarrollaron modelos de regresión lineal simples y múltiples para describir la relación entre los parámetros ambientales y las bandas espectrales de las imágenes Landsat 8. Para seleccionar el modelo óptimo de cada uno de los parámetros ambientales se utilizaron los siguientes criterios: 1) Coeficiente de determinación ( $R^2$ ), 2) Suma de cuadrados de los residuales (SSR), 3) Criterio de información de Akaike (AIC), y 4) Coeficiente de correlación de Pearson ( $r$ ). Las tablas IX – XV muestran los cuatro mejores modelos de cada uno de los parámetros ambientales. La figura 12 muestra la relación y el ajuste entre los valores observados y estimados de cada una de los parámetros ambientales.

En la tabla XVI se muestra el mejor modelo de cada uno de los parámetros ambientales, así como los coeficientes de cada término. Utilizando los modelos descritos en la tabla XVI se realizaron las predicciones espaciales de cada una de las variables en el área de estudio para el periodo 2013 – 2017.

En la construcción del modelo para estimar temperatura superficial del mar se consideraron las bandas 10 y 11 sensor TIRS, debido a que estas corresponden a las bandas térmicas. Los resultados sugieren un pobre ajuste de los modelos para estimar temperatura si se utilizan estas bandas por separado en un modelo de regresión lineal simple ( $R^2 = 0.41$  y  $R^2 = 0.11$ , respectivamente), mientras que el modelo de regresión múltiple (ambas bandas) obtuvo un ajuste muy alto ( $R^2 = 0.94$ ) (Tabla IX). La prueba de correlación entre valores observados *in situ* y estimados por el modelo indicó que este modelo puede predecir valores de temperatura con un alto grado de confianza ( $r = 0.95$ ) (Fig. 12 A).

Para la estimación de pH se desarrollaron diversos modelos de regresión múltiple utilizando las bandas 1 a 6 del sensor OLI y las bandas 10 y 11 del sensor TIRS. El modelo con el mejor ajuste ( $R^2 = 0.89$ ) para estimar pH, incluye las bandas 1, 2, 4, 5, 10, 11 y transformaciones cuadráticas de las bandas 1 a la 4 (Tabla X). La

correlación entre los valores observados y estimados por este modelo fue muy alta ( $r = 0.93$ ) (Fig. 12 B).

Para la estimación de clorofila-a se construyeron distintos modelos de regresión múltiple utilizando las bandas 1 a 5 como variables predictivas (Tabla XI). Particularmente para esta variable, se aplicó una transformación de la clorofila-a utilizando el logaritmo natural, debido a que la relación entre la concentración de clorofila-a y la reflectancia en las longitudes de onda seleccionadas es de tipo exponencial. El modelo que incluyó todas las bandas obtuvo el mejor ajuste ( $R^2 = 0.77$ ). La correlación entre valores observados y predichos fue alta ( $r = 0.87$ ) (Fig. 12 C).

Para la estimación de la salinidad se desarrolló un modelo múltiple utilizando las bandas 1 a 5. El modelo con el mejor ajuste ( $R^2 = 0.64$ ) para estimar salinidad, incluye las bandas 1, 2, 4, 5 y transformaciones cuadráticas de las bandas 1 a la 4 (Tabla XII). La correlación entre valores observados y estimados por el modelo fue de 0.67 (Fig. 12 D).

Para la estimación de turbidez se probaron modelos de regresión múltiple en los que se utilizaron las bandas 1 a 6, así como distintas proporciones de dichas bandas. El modelo con el mejor ajuste ( $R^2 = 0.60$ ) para estimar turbidez, incluye las bandas 3, 4, 6 y proporciones entre las bandas 3/2, 4/5, y 6/1 (Tabla XIII). La correlación entre valores observados y estimados por el modelo fue de 0.77 (Fig. 12 E).

Los modelos desarrollados para la estimación de la concentración de oxígeno disuelto involucraron tanto las bandas 1 a 5 del sensor OLI como las bandas 10 y 11 del sensor TIRS. El modelo con el mejor ajuste ( $R^2 = 0.58$ ) para estimar la concentración de oxígeno disuelto, incluye las bandas 10 y 11 (Tabla XIV). La correlación entre los valores observados y estimados fue de 0.59 (Fig. 12 F).



Los modelos de regresión múltiple utilizados para la estimación de saturación de oxígeno disuelto incluyeron las bandas 1, 2 y 5 del sensor OLI así como las bandas 10 y 11 del sensor TIRS. El modelo con el mejor ajuste ( $R^2 = 0.29$ ) para estimar la saturación de oxígeno, incluye las bandas 1, 2, 5, 10, 11 y transformaciones cuadráticas de las bandas 1 y 2 (Tabla XV). La correlación entre datos observados *in situ* y estimados por el modelo se presentó un valor de 0.54 (Fig. 12 G).

**Tabla IX.** Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de temperatura.

| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes | R <sup>2</sup> | AIC   | RSS    |
|--|----------------|-------|--------|
| Temperatura= 11.98 + 0.59(B10)                     | 0.41           | 218.1 | 740    |
| Temperatura= 17.46 + 0.36(B11)                     | 0.16           | 259.5 | 1060.8 |
| Temperatura= 2.27 + 3.69(B10) - 2.91(B11)          | 0.94           | -35.9 | 77     |

**Tabla X.** Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de pH.

| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes   | R <sup>2</sup> | AIC    | RSS  |
|--|----------------|--------|------|
| pH= 9.69 - 51.67(B01) + 50.62(B02) + 24.35(B04) - 5.85(B05) - 51.67(B01) <sup>2</sup> + 50.62(B02) <sup>2</sup> - 18.57(B03) <sup>2</sup> + 24.35(B04) <sup>2</sup>            | 0.22           | -354.5 | 3.77 |
| pH= 8.48 - 0.24(B10) + 0.24(B11)   | 0.85           | -545.4 | 0.69 |
| pH= 3.06 + 113(B01) - 43(B02) - 9.25(B04) - 0.86(B05) - 378(B01) <sup>2</sup> + 154(B02) <sup>2</sup> - 3.63(B03) <sup>2</sup> + 117(B04) <sup>2</sup> - 0.25(B10) + 0.25(B11) | 0.89           | -560.3 | 0.52 |
| pH= 3.34 + 107(B01) - 41(B02) - 9.8(B04) - 353(B01) <sup>2</sup> + 141(B02) <sup>2</sup> + 112.6(B04) <sup>2</sup> - 0.25(B10) + 0.25(B11)                                     | 0.89           | -564.2 | 0.52 |

**Tabla XI.** Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de clorofila-a (Chla).

| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes                              | R <sup>2</sup> | AIC    | RSS   |
|---|----------------|--------|-------|
| Chla= 0.29 + 88(B01) - 146.2(B02) + 63.23(B03)                                  | 0.50           | -231.7 | 14.30 |
| Chla= 0.69 + 75.6(B01) - 133.2(B02) + 57.8(B03) + 4.59(B04)                     | 0.49           | -241.8 | 12.86 |
| Chla= 1.05 + 80.84(B01) - 149.2(B02) + 75.2(B03) - 20.87(B04) + 20.45(B05)      | 0.55           | -249.8 | 11.79 |
| Log(Chla)= 1.05 + 103.36(B01) - 212.62(B02) + 119.1(B03) - 19(B04) + 21.38(B05) | 0.77           | -242.8 | 11.51 |

**Tabla XII.** Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de salinidad.

| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes  | R <sup>2</sup> | AIC    | RSS  |
|---|----------------|--------|------|
| Salinidad= 62.8 - 819.2(B01) + 444.6(B02) + 9.09(B03) + 115(B04) +<br>3292(B01) <sup>2</sup> - 2567(B02) <sup>2</sup> + 530.45(B03) <sup>2</sup> - 1443.6(B04) <sup>2</sup>   | 0.45           | -113.8 | 36.5 |
| Salinidad= 64.29 -745.6(B01) + 376(B02) + 349(B04) + 2929.5(B01) <sup>2</sup> -<br>2406(B02) <sup>2</sup> + 520.8(B03) <sup>2</sup> - 2129(B04) <sup>2</sup> - 18.87(B04/B02) | 0.46           | -116.6 | 35.6 |
| Salinidad= 57.06 - 848(B01) + 586.35(B02) + 97.5(B04) - 57.02(B06) +<br>3283.2(B01) <sup>2</sup> -2889(B02) <sup>2</sup> + 339(B03) <sup>2</sup> - 707.8(B04) <sup>2</sup>    | 0.60           | -151.8 | 24.0 |
| Salinidad= 38.76 - 446.3(B01) + 453.8(B02) + 73.9(B04) - 72.7(B05) +<br>1826(B01) <sup>2</sup> - 2363(B02) <sup>2</sup> + 340(B03) <sup>2</sup> - 243.94(B04) <sup>2</sup>    | 0.64           | -158.4 | 22.0 |

**Tabla XIII.** Modelos de regresión lineal múltiple para la estimación de turbidez.

| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes   | R <sup>2</sup> | AIC    | RSS    |
|--|----------------|--------|--------|
| Turbidez= -8.01 - 75.5(B03) + 69.56(B04) - 46.46(B06) + 19.16(B03/B02)   | 0.36           | 67.53  | 169.21 |
| Turbidez= -8.15 - 76.54(B03) + 71.35(B04) - 51.93(B06) + 19.19(B03/B02) +<br>0.39(B06/B05)                     | 0.36           | 69.51  | 169.16 |
| Turbidez= -8.54 - 105.2(B03) + 81.2(B04) + 329.5(B06) + 23.24(B03/B02) -<br>56.5(B06/B01)                      | 0.43           | 60.72  | 153.07 |
| Log(Turbidez)= -4.06 - 49.5(B03) + 73.8(B04) + 130.6(B06) + 12.25(B03/B02)<br>- 0.97(B04/B05) - 33.57(B06/B01) | 0.60           | -101.2 | 22.52  |

**Tabla XIV.** Modelos de regresión lineal múltiple para estimación de concentración de oxígeno disuelto (DO).

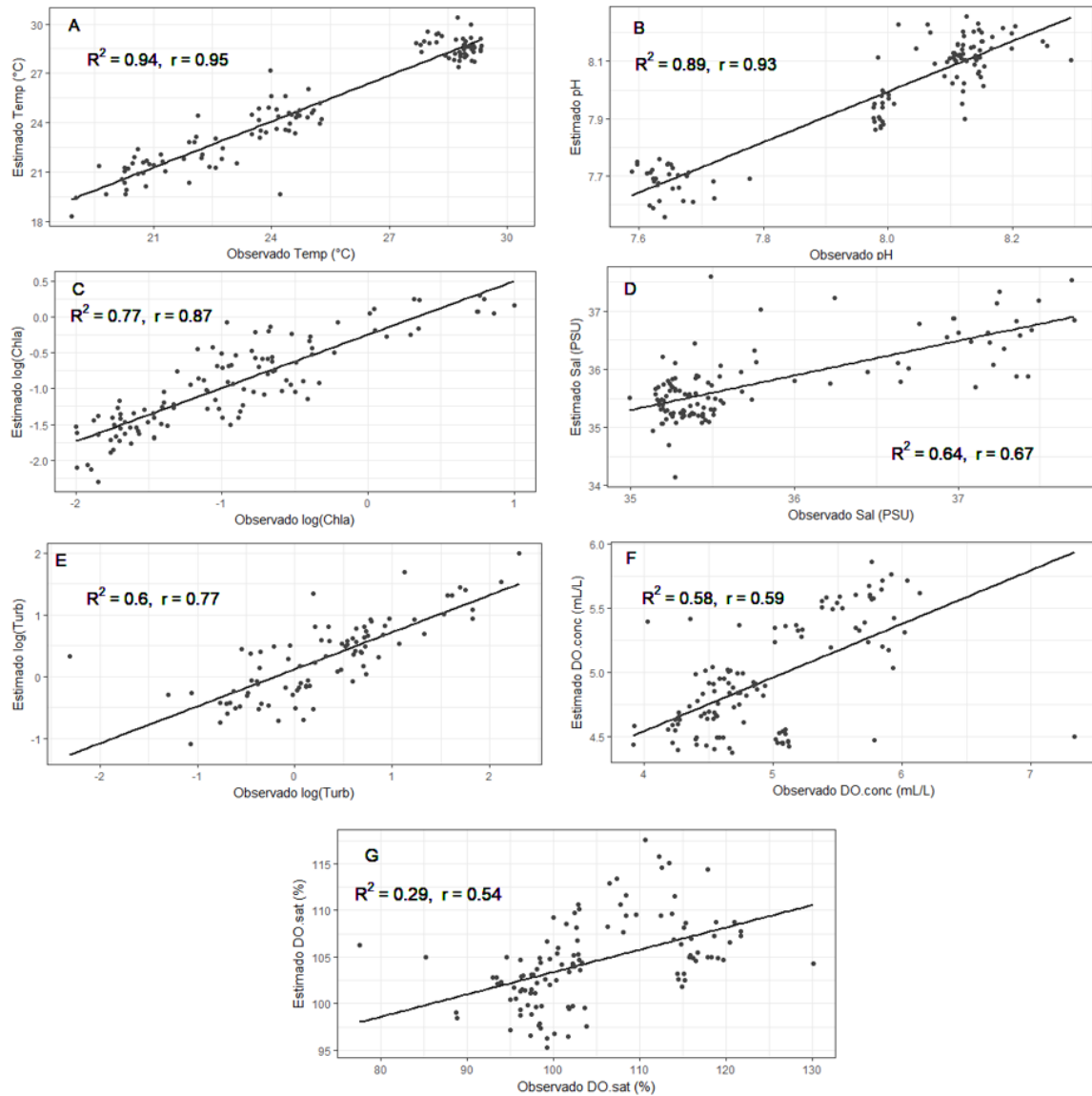
| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes  | R <sup>2</sup> | AIC     | RSS   |
|---|----------------|---------|-------|
| DO= -4.97 + 300(B01) - 153.6(B02) - 4.79(B05) - 913.9(B01) <sup>2</sup> + 496.4(B02) <sup>2</sup> -<br>0.43(B10) + 0.34(B11)  | 0.49           | -176.38 | 19.61 |
| DO= 0.26 + 37.47(B01) - 16.32(B02) - 3.84(B04) - 72.8(B01) <sup>2</sup> + 25.35(B03) <sup>2</sup> -<br>0.09(B10) + 0.07(B11)  | 0.49           | -177.49 | 19.42 |
| DO= -0.68 + 63.5(B01) - 29.3(B02) - 7.34(B04) + 2.3(B05) - 165(B01) <sup>2</sup> +<br>45.8(B02) <sup>2</sup> + 33.5(B03) <sup>2</sup> + 12.43(B04) <sup>2</sup> - 0.09(B10) - 0.07(B11) | 0.50           | -173.05 | 19.15 |
| DO= 8.29 - 0.39(B10) + 0.27(B11)  | 0.57           | -224.95 | 13.85 |

**Tabla XV.** Modelos de regresión lineal múltiple para estimación de saturación de oxígeno disuelto (DO.sat).

| Modelo de regresión lineal múltiple y coeficientes   | R <sup>2</sup> | AIC   | RSS    |
|--|----------------|-------|--------|
| DO.sat= 48.4 + 632(B01) – 59.9(B02) – 349(B03)+ 376.7(B04) – 384.16(B05)   | 0.12           | 502.4 | 8423.2 |
| DO.sat= -185.8 + 6995(B01) – 3491.6(B02) – 45.29(B03) – 63.28(B04) –<br>22688.9(B01) <sup>2</sup> + 12677(B02) <sup>2</sup> + 307.25(B04) <sup>2</sup>   | 0.11           | 501.9 | 8528.1 |
| DO.sat= -351.8 + 11197(B01) – 5273.3(B02) + 606.3(B04) – 451.8(B05) –<br>39250(B01) <sup>2</sup> + 22303(B02) <sup>2</sup> - 2213.6(B03) <sup>2</sup> - 1787(B04) <sup>2</sup> - 3.6(B10) +<br>2.82(B11) | 0.29           | 461.7 | 5832.5 |
| DO.sat= -323.7 + 10197.8(B01) – 4559.8(B02) – 225.5(B05) – 33444.3(B01) <sup>2</sup> +<br>16170(B02) <sup>2</sup> - 3.81(B10) + 3.10(B11)  | 0.28           | 457.1 | 5907.4 |

**Tabla XVI.** Ecuaciones y coeficientes de los modelos de regresión lineal múltiple.

| Parámetro   | Ecuaciones y coeficientes  |
|-------------|--|
| Temperatura | 2.27 + 3.69(B10) - 2.91(B11)   |
| pH          | 3.39 +106.8(B01) -40.9(B02) -9.8(B04) -353.1(B01) <sup>2</sup> +140.9(B02) <sup>2</sup> +112.6(B04) <sup>2</sup> -0.25(B10) +0.25(B11) |
| Clorofila-a | 0.41 + 113(B01) - 226.3(B02) + 120.2(B03) - 25.2(B04) + 23.7(B05)  |
| Salinidad   | 35.28 - 381.2(B01) + 446.4(B02) + 51.3(B04) - 75(B05) + 1587.6(B01) <sup>2</sup> - 2329.8(B02) <sup>2</sup> - 340(B03) <sup>2</sup>    |
| Turbidez    | -4 – 49.5(B03) + 73.85(B04) + 130.6(B06) + 12.25(B03/B02) – 0.97(B04/B05) – 33.6(B06/B01)  |
| DO          | 8.29 - 0.39(B10) + 0.27(B11)   |
| DO.sat      | -323.7 +10197.8(B01) -4559.8(B02) -225.5(B05) -33444.3(B01) <sup>2</sup> +16170.1(B02) <sup>2</sup> - 3.8(B10) +3.1(B11)               |

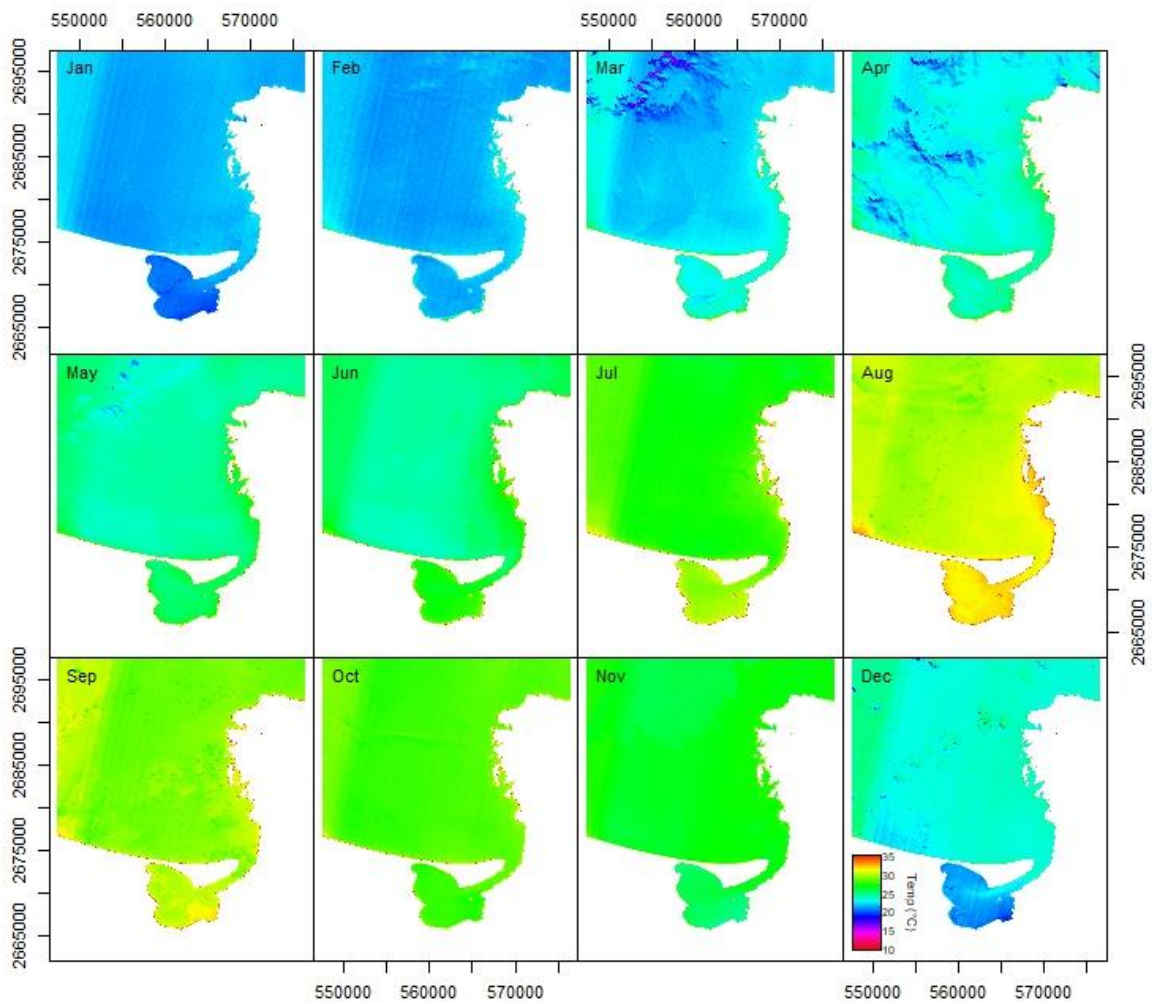


**Figura 12.** Gráficas de correlación entre datos *in situ* y valores estimados con modelos de regresión lineal múltiple.

### **7.3 Variación espacio-temporal de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8**

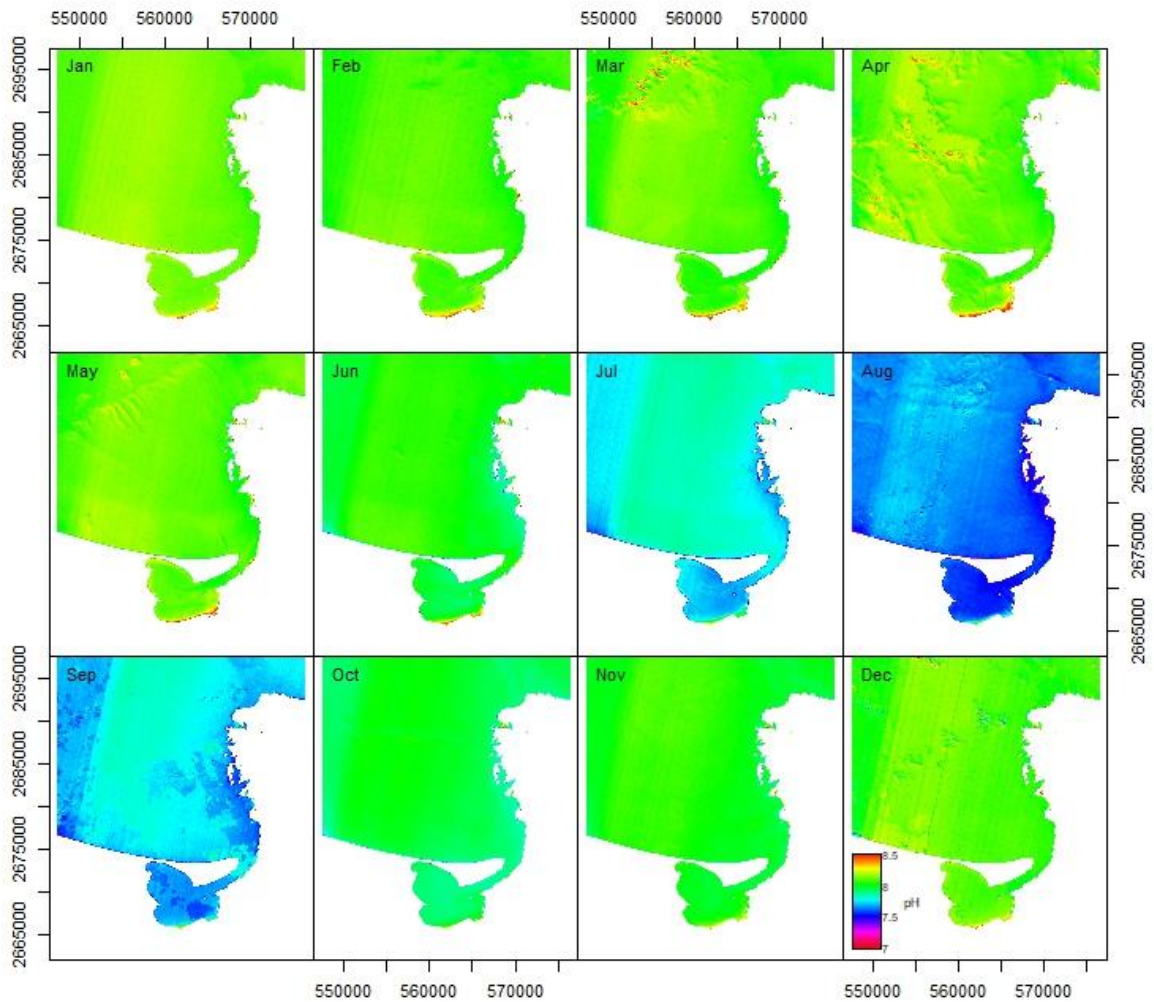
Para describir la variación espacio-temporal de los parámetros ambientales en Bahía de La Paz, se utilizaron los modelos con el mejor desempeño estadístico de cada una de los parámetros ambientales (Tabla XVI). A partir de dichos modelos realizó la predicción espacial de cada una de los parámetros en todas las escenas disponibles y con baja nubosidad para el área de estudio durante el periodo marzo 2013 – diciembre 2017. A partir de estas predicciones, se calcularon los promedios mensuales, con la finalidad de describir la variabilidad estacional de cada uno de los parámetros seleccionados. Adicionalmente se generaron gráficas de caja (rango intercuartílico [RIC]) y bigotes ( $1.5 \times \text{RIC} \pm \text{mediana}$ ).

Los promedios mensuales de la temperatura superficial del agua presentan valores más bajos durante los meses de diciembre a abril con temperaturas entre los 17 °C y 23 °C; así como temperaturas superiores a los 25 °C en los meses de mayo a noviembre, siendo agosto y septiembre los meses con temperaturas más altas y superiores a los 30 °C, particularmente dentro de la ensenada y en las zonas costeras (Fig. 13).



**Figura 13.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de temperatura superficial del mar (2013-2017).

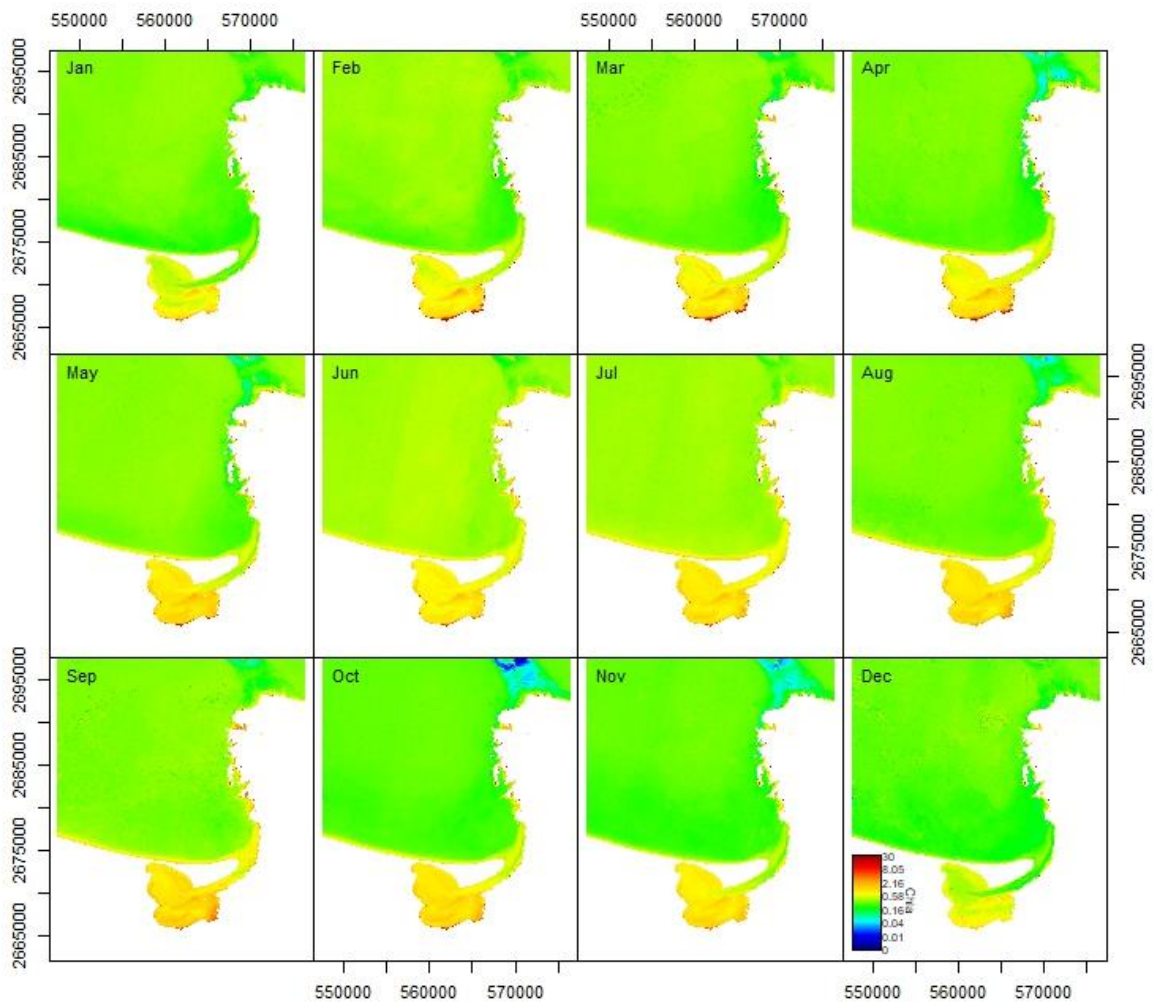
Los promedios mensuales de pH muestran una ligera variación a lo largo del año. Durante los meses de julio a septiembre se presentan los valores más bajos de pH (7.5), mientras que en los otros meses de enero a mayo se presentaron los valores más altos (8.5). Los valores más altos de pH se presentaron principalmente en la parte sur de la ensenada (Fig. 14).



**Figura 14.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de pH (2013-2017).

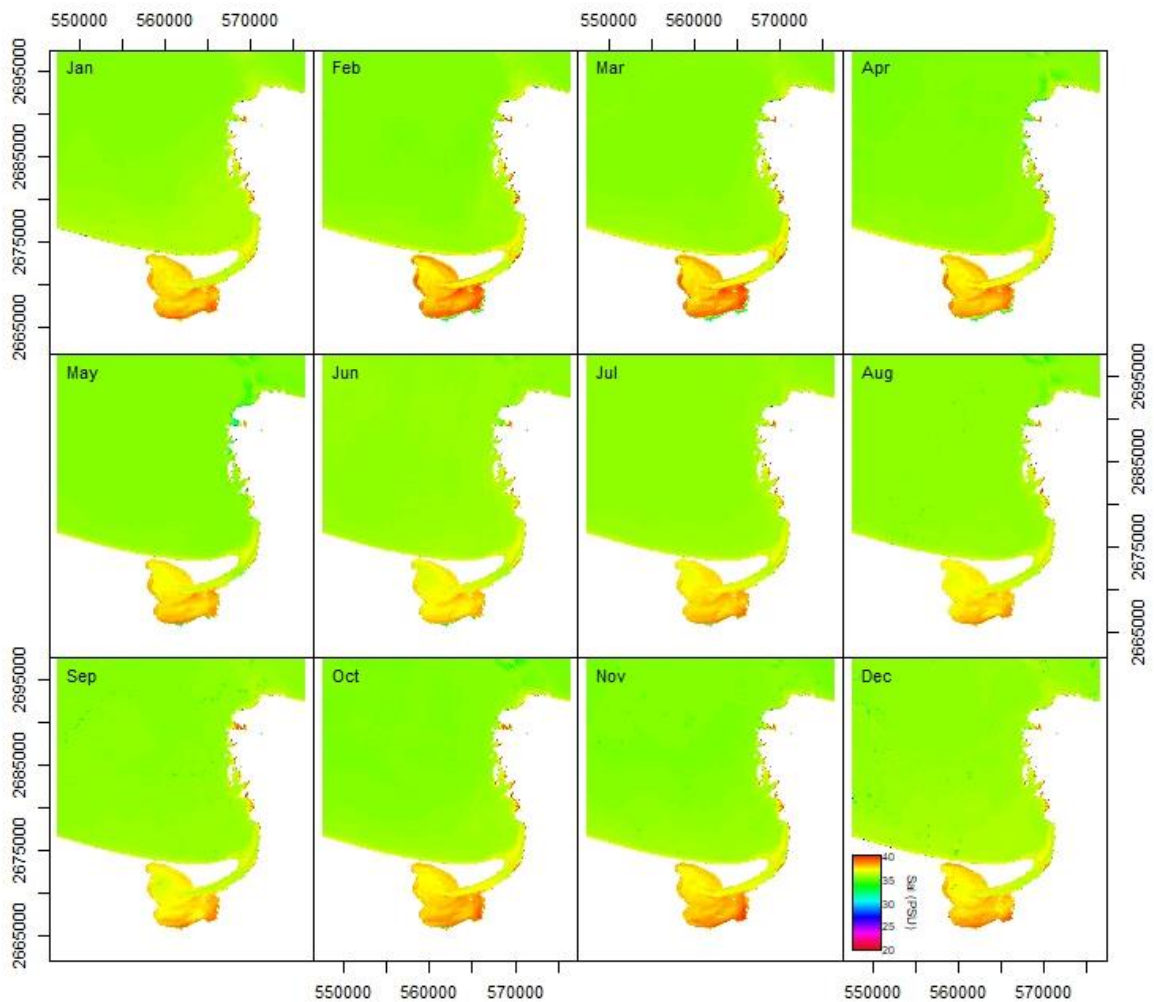
Los promedios mensuales de concentración de clorofila-a presentaron los valores más altos ( $2.16 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ ) dentro de la ensenada y en puntos ciertos puntos costeros de manera constante durante todos los meses, mientras que para el resto de la zona de estudio se presentaron valores por debajo de  $0.5 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ . La zona con los valores más bajos de clorofila-a se encuentra en la parte noreste del área de estudio, al norte de la playa Tecolote y al sur de la isla Espíritu Santo (Fig. 15).





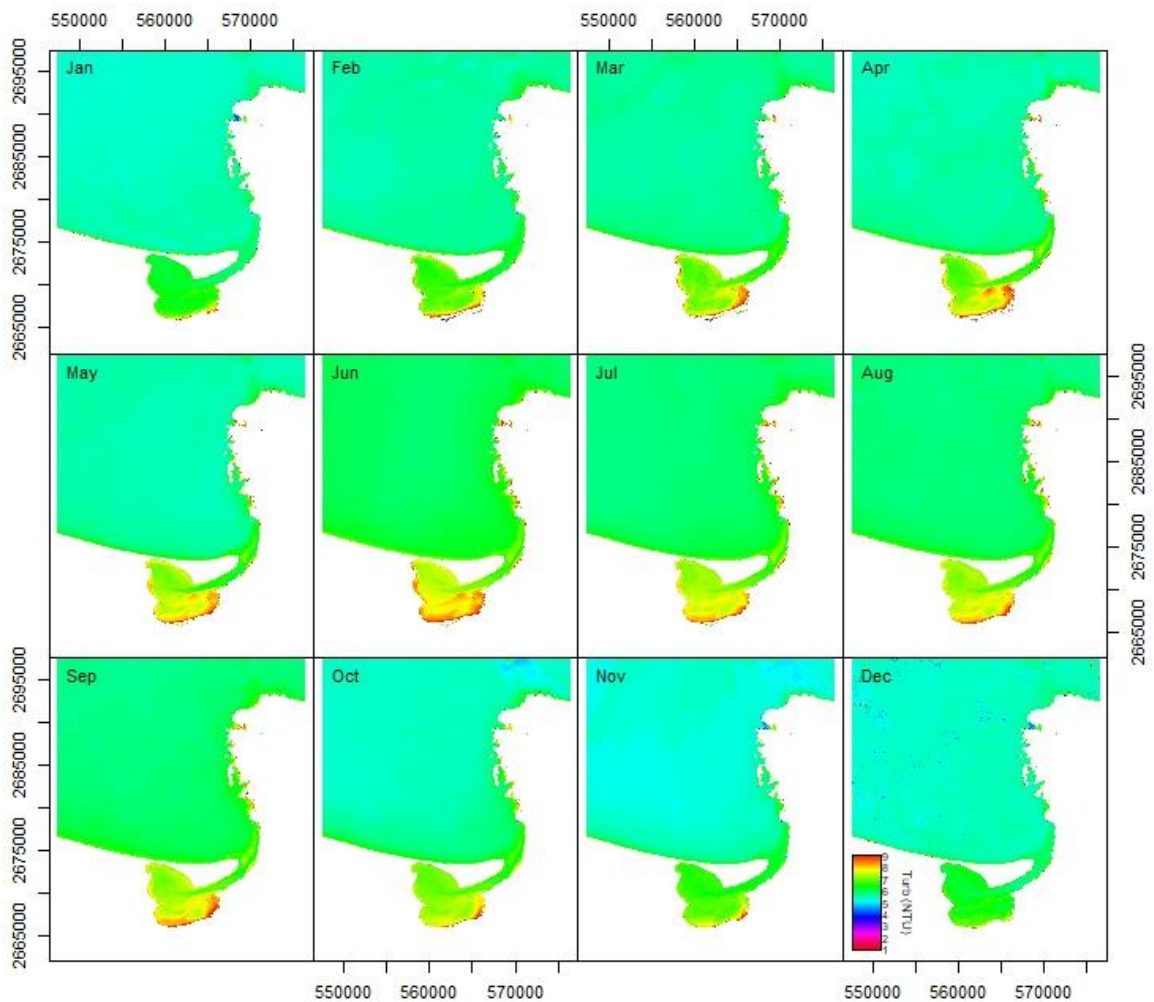
**Figura 15.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de concentración de clorofila-a (2013-2017).

Los promedios mensuales de salinidad también muestran valores más altos dentro de la ensenada, el canal y a lo largo de la costa durante todo el año (aproximadamente entre 38 y 40 PSU). Particularmente para esta zona los valores más altos de salinidad se presentan de enero a abril, el resto del área de estudio mantiene valores entre 30 y 35 PSU de forma más o menos constante en todos los meses (Fig. 16).



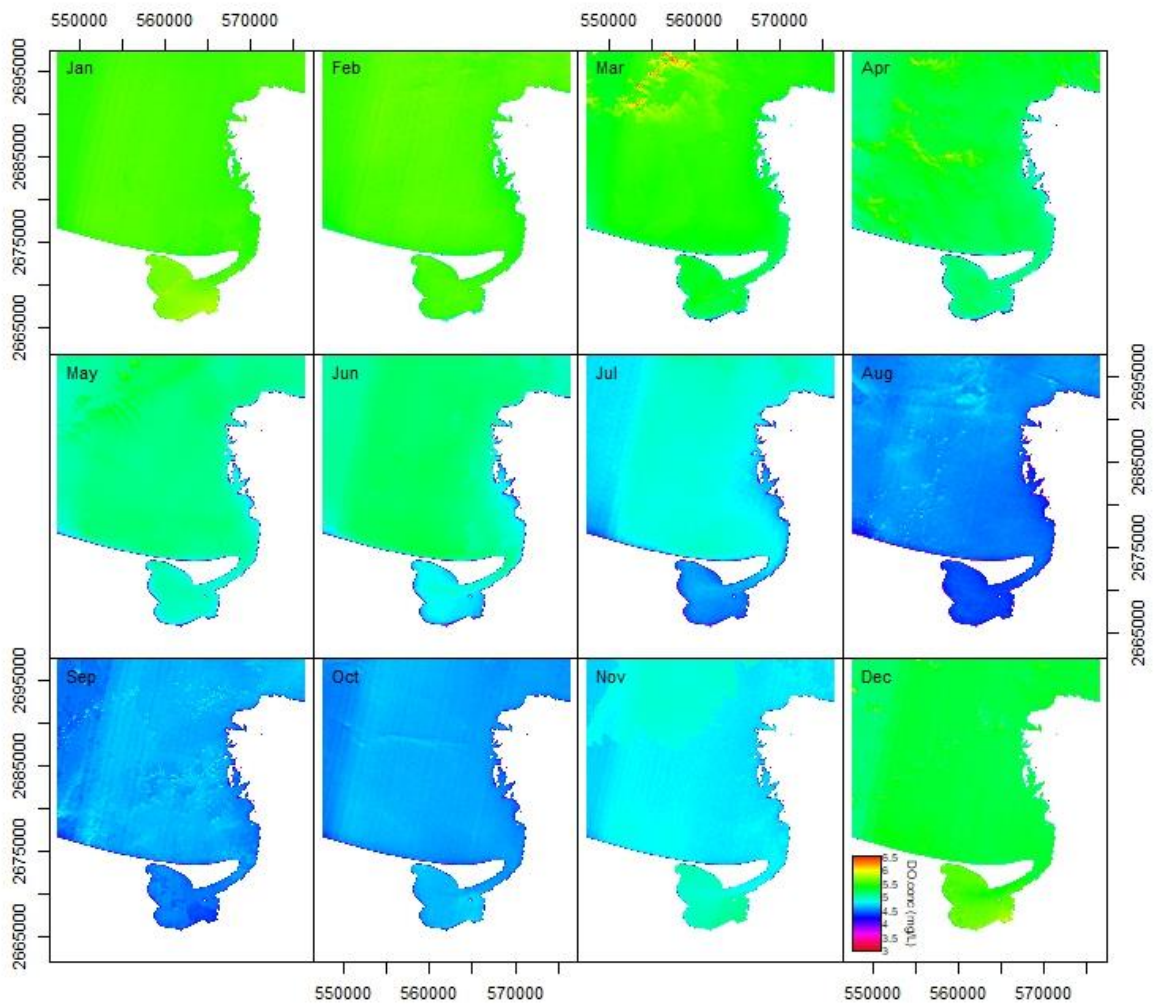
**Figura 16.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de salinidad (2013-2017).

Los promedios mensuales de turbidez muestran valores más elevados dentro de la ensenada y en las zonas costeras durante todos los meses con valores entre 5 y 15 NTU. Por otra parte, en Bahía de La Paz se presentan valores de turbidez entre 0 y 5 NTU durante los meses de junio a septiembre, siendo el mes de junio el que presentó los mayores valores de turbidez en toda el área de estudio (Fig. 17).



**Figura 17.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de turbidez (2013-2017).

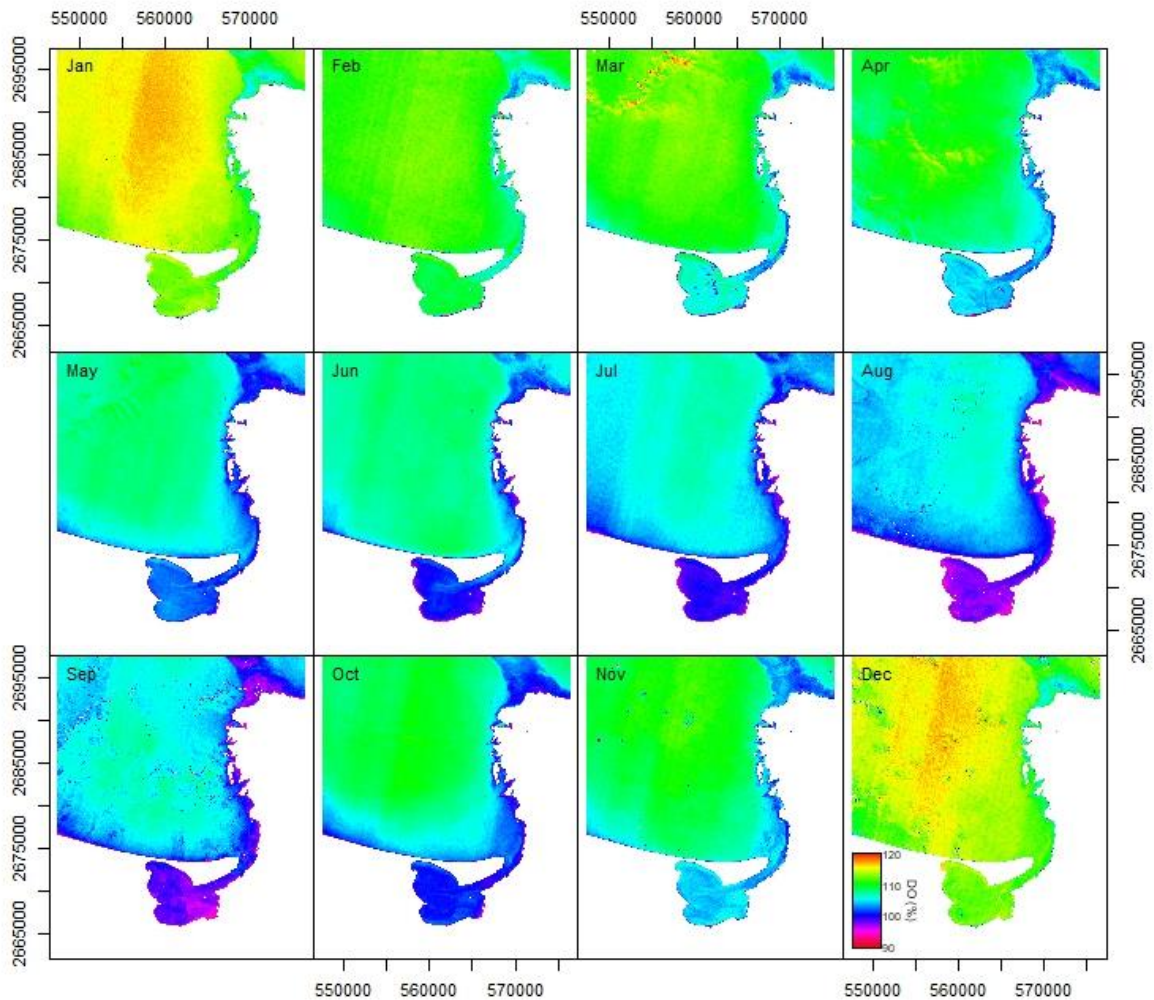
Los promedios mensuales de la concentración de oxígeno disuelto muestran valores mínimos (4-5 mg/L) entre los meses de junio a noviembre en toda el área de estudio. Los meses con mayor concentración de oxígeno van de diciembre a febrero (aproximadamente 6 mg/L). Los meses de marzo a junio presentan valores intermedios de concentración de oxígeno disuelto. Las zonas costeras presentan valores cercanos a 4 mg/L mientras el resto del área presenta concentraciones de oxígeno entre 5 y 6 mg/L (Fig. 18).



**Figura 18.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de concentración de oxígeno disuelto (2013-2017).

Los promedios mensuales de la saturación de oxígeno disuelto muestran valores mínimos (80 a 100% de saturación de oxígeno disuelto) a lo largo de la costa en todo el año y particularmente dentro de la ensenada durante los meses de mayo a octubre, de igual manera es posible distinguir una región al noreste de la zona de estudio en la cual se observan las menores saturaciones de oxígeno. Dicha región es consistente en todos los meses, siendo más marcada desde abril hasta noviembre. Los valores más altos (hasta 120%) se presentaron en los meses de diciembre a abril (Fig. 19).

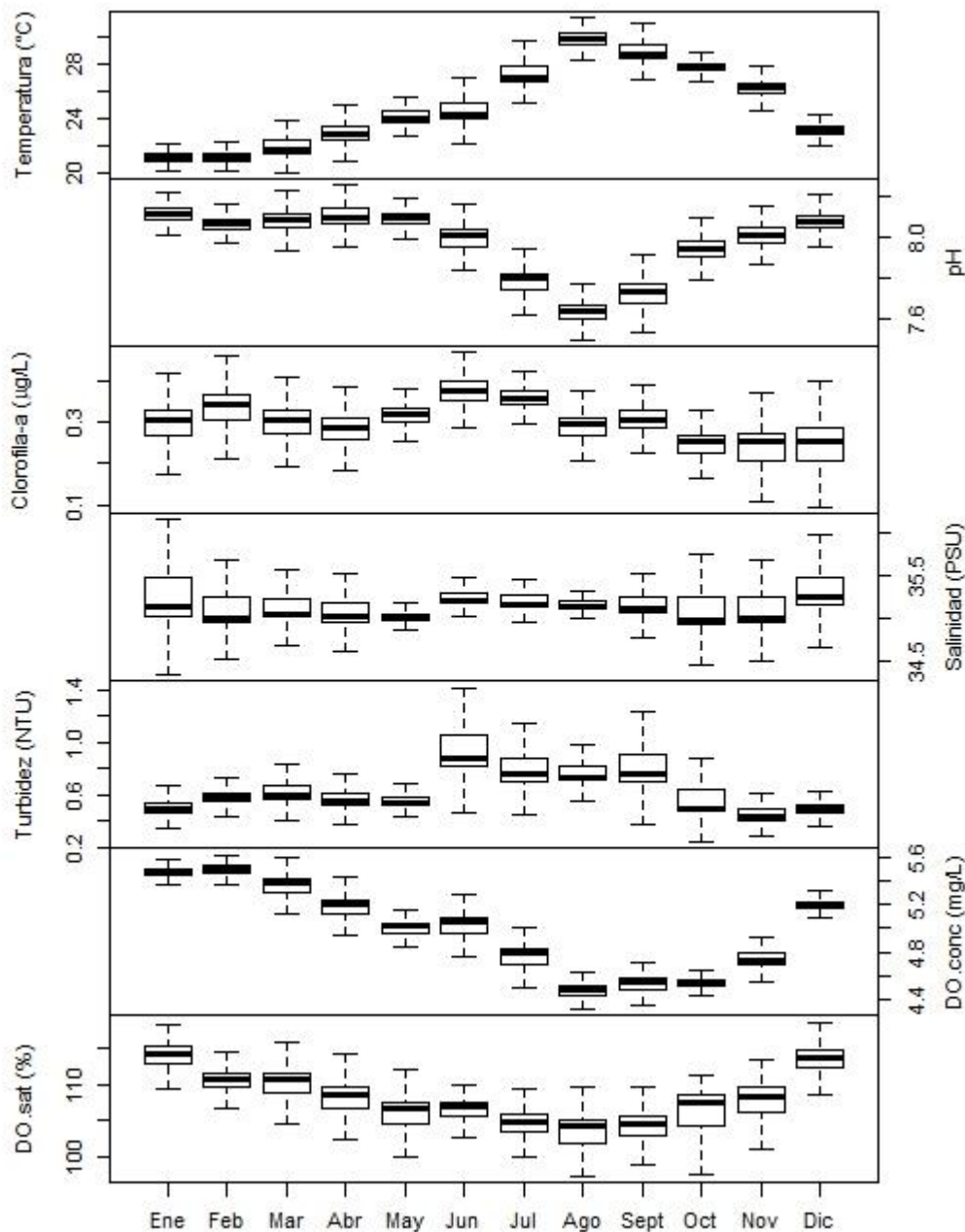




**Figura 19.** Promedios mensuales de las predicciones espaciales de saturación de oxígeno disuelto (2013-2017).

En la figura 20 se muestra el comportamiento de la mediana, primer cuartil, tercer cuartil y  $1.5 \times \text{RIC} \pm \text{mediana}$ , de los parámetros ambientales en el área de estudio durante el periodo de marzo de 2013 a diciembre de 2017. Como se aprecia en esta figura los valores máximos de temperatura se presentan durante el verano y los mínimos en invierno. El pH presenta un comportamiento inverso con mínimos durante el verano, máximos en invierno. La clorofila-a presenta ligeras oscilaciones durante el año con valores máximos en junio y mínimos en octubre. La salinidad se mantiene más o menos constante a lo largo del año, sin embargo, los valores más

bajos se presentan en mayo. La turbidez presenta los mayores valores de junio a octubre. La concentración y saturación de oxígeno disuelto presentan valores más elevados durante los meses de invierno que tienden a disminuir el resto del año.

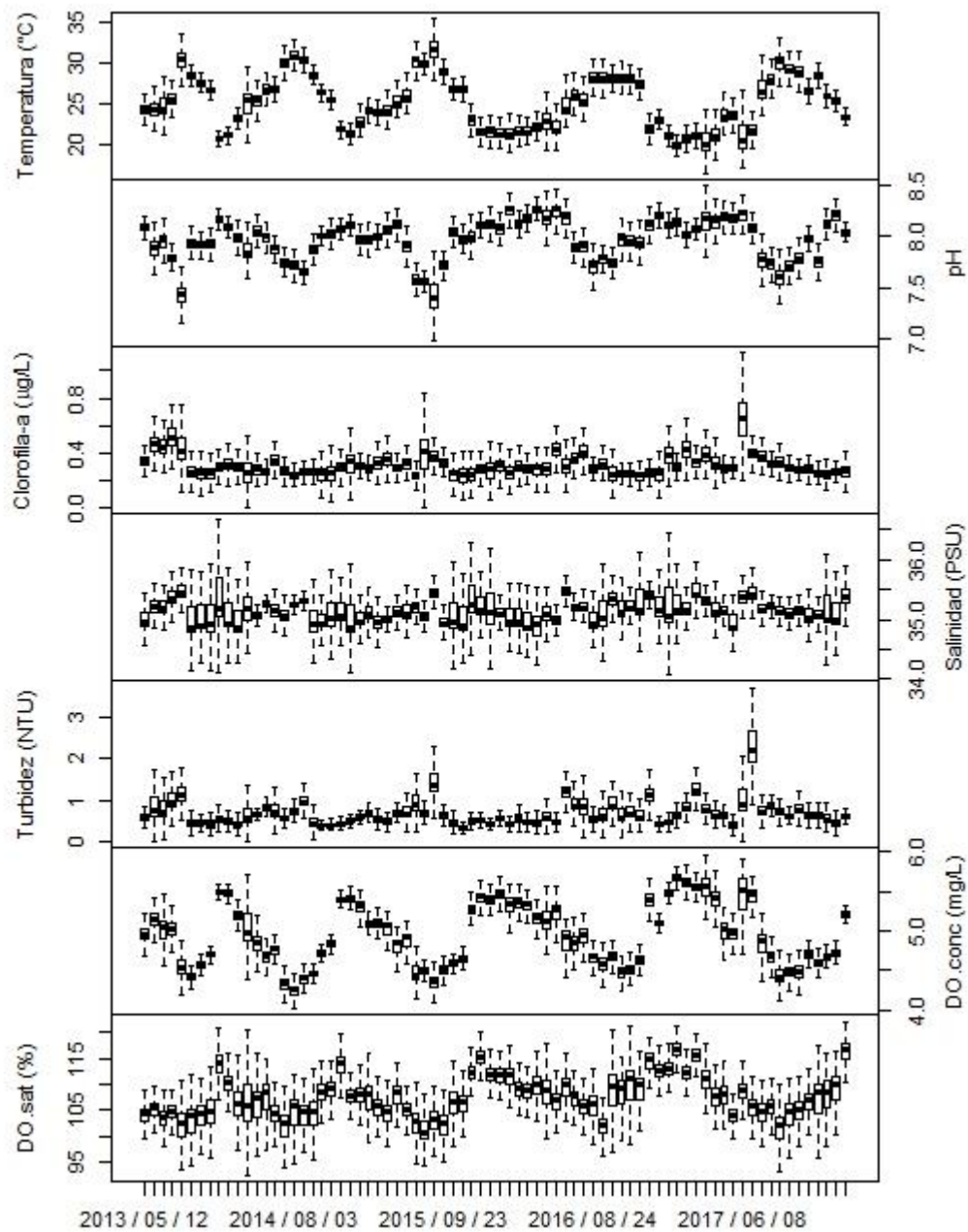


**Figura 20.** Promedios mensuales 2013-2017 de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8 en la zona de estudio.

La figura 21 muestra el comportamiento de los parámetros ambientales en las predicciones de las 76 imágenes seleccionadas desde 2013 a 2017. La mediana de las predicciones de temperatura en la serie de tiempo fue de 25.30 °C, mientras que la mínima (19.8°C) se presentó el 31 de enero de 2017 y la más alta se observó en la imagen del 07 de septiembre de 2015. Con respecto al pH, la mediana fue de 7.98, el 18 de abril de 2016 y 07 de septiembre de 2015 se observan los valores más extremos con medianas de 8.26 y 7.4, respectivamente.

El 22 de agosto de 2015 y el 08 de junio de 2017 se estimaron valores muy altos de clorofila-a, con medianas de 0.42 y 0.65  $\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ , respectivamente, mientras la mediana general fue de 0.29  $\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ . Para el caso particular del 08 de junio de 2017, los valores altos de clorofila-a corresponden a un evento de marea roja observado en campo durante los muestreos de esta investigación. La salinidad presenta alta variabilidad, con una mediana para la serie de tiempo de 35.09 PSU, la menor mediana se presentó el 27 de febrero de 2015 (34.84 PSU) y la máxima el 05 de junio de 2016 (35.46 PSU).

En cuanto a la turbidez, se obtuvo una mediana de 0.60 NTU para toda la serie de tiempo, los valores máximos se presentaron el 07 de septiembre de 2015 y 24 de junio de 2017 con medianas de 1.5 y 2.18 NTU, la mínima se registró el 10 de noviembre de 2015 (0.33 NTU). La concentración de oxígeno mostró una mediana de 4.93 mg/L, la mediana más baja (4.26 mg/L) se observó el 03 de agosto de 2014 y las más altas (5.67 y 5.45) se presentaron el 31 de enero de 2014 y 16 de febrero de 2017, respectivamente. La saturación de oxígeno disuelto presentó una mediana de 107.72 % para la serie de tiempo, las máximas saturaciones de oxígeno disuelto (> 116.6 %) ocurrieron durante los meses de enero de 2014, 2016 y 2017, mientras que la mediana más baja ocurrió el 22 de agosto de 2015 (100.7 %).



**Figura 21.** Series de tiempo de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8 en la zona de estudio de 2013 a 2017.



## 8. DISCUSIÓN

### 8.1 Parámetros ambientales *in situ*

En este trabajo se midieron parámetros ambientales mediante el uso de una sonda multiparámetros con la finalidad de describir la variabilidad ambiental registrada a lo largo de un año, posteriormente se utilizaron estos valores en modelos de regresión lineal múltiple para estimar parámetros ambientales mediante imágenes del satélite Landsat 8 con una resolución espacial de 30 m, finalmente se realizó la descripción de la variación espacio-temporal de los parámetros ambientales a partir de promedios mensuales de las estimaciones en imágenes de 2013 a 2017.

En la Bahía de La Paz se han realizado diversos estudios en los cuales se describe la variabilidad mensual, estacional o inter-anual de los principales parámetros ambientales (Cervantes-Duarte *et al.*, 2004; Coria-Monter *et al.*, 2017; Obeso-Nieblas *et al.*, 2008), sin embargo, estos trabajos carecen de continuidad temporal ya que los muestreos son realizados en una época del año en particular y/o están limitados espacialmente.

La temperatura superficial del mar, así como otros parámetros ambientales presenta una alta variabilidad circadiana (principalmente en los meses de transición entre verano e invierno), en este trabajo no se evaluó dicha variabilidad debido a que el objetivo principal de este trabajo está enfocado en estimar los parámetros ambientales a partir de las imágenes de satélite Landsat 8, por lo que la toma de parámetros ambientales se realizó en un horario de  $\pm 2$  horas alrededor del paso del satélite que atraviesa la región aproximadamente 10:48 horas en invierno y 11:48 horas en verano.

Diversos autores han registrado temperaturas de hasta 29.5°C en el verano dentro de la Bahía de La Paz, mientras que la temperatura durante el invierno desciende hasta los 21.2°C (Aceves-Medina *et al.*, 2008; Chávez-Sánchez, 2012; Obeso-Nieblas *et al.*, 2008). En este trabajo se observó que la temperatura máxima se presenta durante los meses de agosto a octubre, con valores máximos superiores

a 29°C; dentro de la Ensenada de La Paz se registraron los valores más extremos con máximos de 30°C y mínimos de 18.9°C. Al respecto Bautista-Romero (2018) menciona que en algunos cuerpos de agua protegidos la magnitud de la variación diaria de la TSM durante una gran parte del año es menor a 2°C, pero en la zona intermareal puede haber una variación desde 15°C hasta 20°C.

El pH del agua del mar mantiene un intervalo relativamente estable con valores aproximados entre 7.4 y 8.5, de manera general se reconoce que existe una relación lineal entre la temperatura del agua y el pH en aguas tropicales y subtropicales, mientras que en aguas polares el pH se relaciona en mayor medida con la salinidad. En un estudio realizado en la costa oeste de Baja California se encontró una alta relación entre el pH y la temperatura ( $r= 0.71$ ) y una menor relación con la salinidad ( $r= 0.59$ ) (Hernández-Ayón *et al.*, 2003).

En este trabajo se observó que los valores más altos de pH ocurren durante los meses con temperaturas más frías (enero-junio), mientras que los valores más bajos de pH se observan de agosto a noviembre. Al respecto se ha reportado que el pH en el agua de mar disminuye conforme aumenta la temperatura, esto se debe a que la temperatura afecta la constante de disociación del agua y por lo tanto produce cambios en la concentración relativa de los iones hidronio e hidroxilo (Roldan-Pérez y Ramírez-Restrepo, 2008).

La concentración de clorofila-a es considerada como un indicador de la productividad primaria de los océanos, la variabilidad espacio-temporal de la productividad primaria en los océanos es dependiente de las condiciones ambientales a las cuales están sujetas las poblaciones fitoplanctónicas. En este sentido los principales factores que determinan la productividad primaria son la irradiancia (luz), la temperatura y la concentración de nutrientes (Hinojosa-Larios, 2007; Salgado, 2007).

Para la Bahía de La Paz se ha descrito que la clorofila-a presenta variaciones entre 0.26 y 2.41  $\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ , siendo generalmente mayores durante los meses de noviembre

a enero y menores entre junio y septiembre (Cervantes-Duarte *et al.*, 2004). Por su parte Hinojosa-Larios (2007) describió un intervalo de concentración de clorofila-a entre  $0.13 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  para el verano y  $2.17 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  en invierno.

Otros trabajos reportan valores de clorofila-a en estaciones y fechas específicas dentro del área de estudio, Aguirre-Bahena (2002), reportó un valor mínimo de concentración de clorofila-a frente a CICIMAR de  $0.27 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  para el mes de julio y un valor máximo de  $11.55 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  en el canal que conecta la Ensenada con la Bahía; Coria-Monter *et al.* (2017), reportan un intervalo de clorofila-a entre  $0.8$  y  $2.1 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  en el mes de junio, los valores máximos se presentaron en la zona sur de la Bahía y los mínimos frente a la isla La Partida.

En este trabajo se observó una variación en la concentración de clorofila-a entre  $0.13 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$  y  $2.71 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ , coincidiendo con lo reportado anteriormente en esta zona. De manera general, los valores más altos se presentaron al interior de la Ensenada de La Paz. Sin embargo, el 08 de junio de 2017 se registraron valores muy altos de clorofila-a en el canal ( $>2.15 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ ), debido a la presencia de una marea roja. A pesar de que la concentración de clorofila-a está fuertemente relacionada con eventos de proliferaciones de fitoplancton, a la fecha no existen estudios que mencionen un valor de este parámetro relacionado con eventos de mareas rojas. En este trabajo observamos que zonas como el canal y la Bahía presentan valores entre  $0.13$  y  $2 \mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ , por lo que se sugiere que un valor superior a este pudiera estar relacionado a un evento de marea roja.

El promedio de salinidad superficial en los océanos es de 34 PSU con variaciones entre los 33 y 37 PSU, pero en condiciones hipersalinas pueden registrarse valores superiores a 39 PSU (Zhao y Temimi, 2017). Valores por debajo del mínimo se pueden registrar localmente en zonas costeras debido al aporte de agua dulce por desembocaduras de grandes ríos. En la Bahía de La Paz Hinojosa-Larios (2007) describió valores de salinidad superficial entre 35.42 PSU en el mes de enero y 35.24 PSU en el mes de julio. Aceves-Medina *et al.* (2008) encontraron un intervalo

entre 35.3 y 35.5 PSU en los meses de agosto y febrero. En un estudio similar Chávez-Sánchez (2012) reporta un intervalo de salinidad entre 33 y 36 PSU, el cual es ligeramente más amplio al observado en este trabajo (35.2 y 36.5 PSU). En este trabajo se observó que la variación estacional de este parámetro (máximos durante invierno-primavera y mínimos durante verano-otoño) coincide con lo anteriormente reportado, sugiriendo así que no se han presentado cambios importantes en los últimos años.

La turbidez es un parámetro ambiental frecuentemente utilizado como indicador de la calidad del agua, la turbidez del agua se basa en la cantidad de luz dispersada por las partículas suspendidas en la columna de agua, estos sólidos suspendidos pueden ser orgánicos o inorgánicos, por ejemplo la concentración de fitoplancton o de otros elementos que afecten la claridad del agua, este parámetro usualmente es medido mediante el uso del disco de secchi o sensores ópticos.

En la Bahía de La Paz los registros de turbidez se basan en la medición de la transparencia del agua con disco de secchi, valores más altos de transparencia son indicadores de menor turbidez y viceversa, al respecto Aguirre-Bahena (2002), registró valores máximos de transparencia en la parte más externa de la Ensenada de La Paz y valores mínimos en el interior. Este mismo patrón fue observado en este trabajo. Lo que indica que la alta turbidez presente en la Ensenada se debe a los aportes de sedimentos y materia orgánica desde la Bahía como consecuencia de las mareas y corrientes.

La concentración de oxígeno disuelto en un ambiente acuático es un indicador importante de la calidad del agua, el oxígeno gaseoso se disuelve en el agua por procesos de difusión entre la atmósfera y el agua, por el flujo del agua sobre las rocas y otros detritos, agitación por oleaje y como producto de la fotosíntesis realizada por los distintos organismos fotosintéticos. Para la Ensenada de La Paz Félix-Pico *et al.* (1989) registraron una concentración de oxígeno disuelto en un intervalo de 4.5 a 6 mg/L; Chávez (1985), describió una variación anual de 3.0 a 7.3

mg/L frente a Balandra; González-Acosta (1998), registró valores entre 2.8 y 5.87 mg/L en la Bahía de La Paz. La concentración de oxígeno disuelto es inversamente proporcional a la temperatura, este comportamiento fue observado en los datos *in situ*, los cuales mostraron incrementos en la concentración de oxígeno (> 5 mg/L) en los meses de enero a abril y disminuciones de mayo a septiembre (< 5 mg/L).

La saturación de oxígeno disuelto es la cantidad de oxígeno en el agua en relación a la cantidad máxima de oxígeno que puede haber a determinada temperatura y presión. Para la Ensenada de La Paz se han realizado descripciones de la variabilidad en la saturación de oxígeno disuelto durante el día, en los cuales se menciona que los mínimos se presentan a las 6:00 horas (91.05%) y máximos a las 11:00 horas (123.55%); mensualmente se ha descrito que los valores más bajos (100%) se presentan en marzo, mientras que los más altos (176%) en septiembre. Por otro lado, se ha observado que la saturación de oxígeno disuelto alcanza 200% durante eventos de florecimientos (Jiménez-Quiroz, 1991; López-Cortés *et al.*, 2014; Sánchez-Martínez, 1993). En este trabajo los valores más contrastantes se registraron en junio de 2017 (77.58 %) y octubre de 2016 (130%).

## **8.2 Estimación de parámetros ambientales a partir de imágenes Landsat 8**

Las imágenes de los satélites Landsat han sido ampliamente utilizadas para establecer estimar parámetros ambientales y parámetros de calidad del agua en una escala espacial fina (30 m), tanto en cuerpos de agua dulce como en marinos. La mayor parte de los trabajos publicados al respecto, hacen las estimaciones mediante el uso de modelos de regresión lineal.

La clorofila-a es uno de los parámetros ambientales de mayor importancia en ambientes acuáticos y en el cual se han enfocado un gran número de investigaciones que intentan estimar su variabilidad a partir de imágenes Landsat. Brezonik *et al.* (2005), utilizaron imágenes Landsat 7 para la estimación de clorofila-a en una serie de lagos y encontraron alta correlación entre el logaritmo de la clorofila-a y las bandas azul, verde e infrarrojo cercano más la proporción de bandas

azul y rojo.

Guo *et al.* (2016), indican que la clorofila-a en cuerpos de agua dulce tiene efectos en la absorción del azul y rojo y la reflectancia en el verde, por lo que las regresiones lineales que desarrollaron para la estimación de este parámetro se basaron en la proporción de bandas azul/verde+rojo, con ajustes que variaron entre 0.58 y 0.61. Zhang y Han (2015), encontraron una alta relación entre la concentración de clorofila-a con las bandas azul, verde y rojo a partir de las cuales desarrollaron un modelo lineal con un coeficiente de determinación de 0.90 para el verano y un modelo distinto con la proporción rojo-aerosol costero / rojo+aerosol costero con un  $R^2$  de 0.88 para los meses de invierno, en este caso distinguieron que el ajuste de un modelo difiere entre distintas temporadas del año, debido a la variaciones en las condiciones ambientales. Por otra parte, Patra *et al.* (2016), encontraron un coeficiente de correlación de 0.85 usando la proporción 5/4, lo cual sugiere que la clorofila-a también se encuentra relacionada con la reflectancia en el infrarrojo cercano.

La clorofila-a es un pigmento que presenta picos de absorción en el rojo y el azul, y picos de reflexión en el verde. Los coeficientes del modelo propuesto en esta investigación para la estimación de clorofila-a, son consistentes con estas propiedades absorción/reflexión, ya que se observaron coeficientes positivos en el verde y aerosol/costero y coeficientes negativos en el azul y rojo. El coeficiente más alto (en términos absolutos) lo presentó la banda del azul, lo que indica su alta relación con la clorofila-a.

La turbidez en un cuerpo de agua es un efecto de la dispersión de la luz a causa de las partículas suspendidas, mientras mayor sea la concentración de partículas existirá una mayor dispersión de la luz (Parra *et al.*, 2018). En un estudio realizado en cuerpos de agua dulce, se encontró una relación entre la turbidez y la reflectancia de la banda roja, los ajustes lineales tuvieron valores de  $R^2$  entre 0.6 y 0.84 (Brezonik *et al.*, 2005). Por otra parte, se ha descrito que existe una alta correlación

( $r = 0.9$ ) entre la turbidez y la reflectancia en la proporción de bandas rojo/verde (Masocha *et al.*, 2017), no obstante se menciona que el modelo puede presentar problemas en la estimación de la turbidez cuando los valores *in situ* superan el rango de valores con los que se desarrolló o al aplicarlo en cuerpos de agua con condiciones ambientales distintas. González-Márquez *et al.* (2018), desarrollaron un modelo lineal para la estimación de turbidez basado en la proporción de las bandas rojo/NIR, el cual presentó un buen ajuste ( $R^2 = 0.64$ ).

La materia orgánica disuelta coloreada es uno de los principales elementos involucrados en el incremento de la turbidez; al respecto diversos autores mencionan que la concentración de materia orgánica disuelta colorada es responsable de aumentar la absorción de luz en longitudes de onda en el intervalo de  $0.350 \mu\text{m}$  a  $0.700 \mu\text{m}$  (Devi *et al.*, 2015). Otro elemento involucrado en el incremento de la turbidez son los sedimentos suspendidos, los cuales incrementan la reflectancia en la porción visible e infrarroja del espectro electromagnético (Parra *et al.*, 2018). Estas características de la turbidez, permitieron que el mejor modelo obtenido en este trabajo para estimar este parámetro incluyera las bandas aerosol costero, azul, verde, rojo e infrarrojo cercano.

Para la estimación de salinidad superficial del mar, algunos autores han propuesto modelos de regresión lineal múltiple basados en imágenes Landsat 8, utilizando como variables predictivas las bandas aerosol costero a rojo (Zhang *et al.*, 2012; Zhao *et al.*, 2017). Sin embargo, estos autores recomiendan que al aplicar este método en otras regiones se deben utilizar datos locales para la validación de los modelos debido a que las propiedades ópticas de la luz pueden variar dependiendo de la localidad. En este trabajo el mejor modelo para estimar salinidad incluyó además de las bandas aerosol costero a rojo, el infrarrojo cercano.

Cualquier objeto que tenga una temperatura superior al cero absoluto ( $-273.15 \text{ }^\circ\text{C}$ ), emite energía electromagnética en la región infrarroja térmica, es decir entre los  $3$  y  $14 \mu\text{m}$  del espectro electromagnético (Cortes-Aguilar, 2015). Las bandas

espectrales 10 y 11 del sensor TIRS miden energía infrarroja emitida por la superficie de la Tierra o de los cuerpos de agua entre los 10.60 y 12.51  $\mu\text{m}$  y mantienen una alta sensibilidad que permite separar la temperatura de superficie de la temperatura atmosférica (USGS, 2016). Debido a que bajo ciertas condiciones de viento (8.0 a 13.8 m/s), el primer metro de agua se encuentra bien mezclado, ha sido posible establecer una relación entre las temperaturas del agua *in situ* y la temperatura superficial estimada a partir de imágenes Landsat (Ding y Elmore, 2015). Otras investigaciones también han encontrado correlación de 0.95 entre la temperatura del agua medida *in situ* y estimaciones por distintos métodos a partir de los valores de reflectancia de imágenes Landsat TM/ETM (Lamaro *et al.*, 2013). En este trabajo se utilizaron las dos bandas espectrales correspondientes al infrarrojo térmico para desarrollar un modelo de regresión lineal múltiple para estimar la temperatura superficial de la Bahía de La Paz con lo cual se obtuvo un ajuste de 0.94 debido a la eficiencia de ambas bandas en la medición de la energía infrarroja térmica emitida por el cuerpo de agua.

En investigaciones recientes, se ha realizado con éxito la estimación de pH en cuerpos de agua a partir de los valores de reflectancia de las imágenes Landsat 8 y modelos lineales que utilizan proporciones de bandas como (5/10) con un  $R^2$  de 0.86 (Theologou *et al.*, 2015) o mediante un modelo más complejo con las bandas verde, rojo, NIR y SWIR elevadas a distintas potencias (González-Márquez *et al.*, 2018). En dichas investigaciones no se explican las propiedades ópticas que permite estimar el pH a partir de valores de reflectancia espectral, lo que implica que los modelos desarrollados se basan en ajustes numéricos de los modelos más que en las propiedades ópticas de la luz. Por otra parte, los valores *in situ* de pH y la temperatura tienen una relación negativa, por lo cual se incluyeron las bandas correspondientes al infrarrojo térmico (10 y 11) en el modelo de estimación del pH. La inclusión en el modelo mejoró notablemente el ajuste del modelo. Esto sugiere que las propiedades ópticas de la luz relacionadas con el pH, pudieran ser similares a los que se relacionan con la temperatura.



A la fecha existen pocas investigaciones que describen la estimación de la concentración de oxígeno disuelto a partir de las imágenes del satélite Landsat 8. Sin embargo, González-Márquez *et al.* (2018), encontraron una relación entre la concentración de oxígeno disuelto y las bandas aerosol costero, verde, rojo, NIR y SWIR a través de un modelo de regresión lineal de 8 términos, en los cuales las 5 bandas espectrales se presentan como proporciones y elevadas a distintas potencias. En este estudio se utilizaron las bandas espectrales aerosol costero a NIR en distintos modelos para estimar el oxígeno disuelto, pero no se obtuvo un buen ajuste. Al incluir las bandas espectrales del infrarrojo térmico (10 y 11), se mejoraron los ajustes de este modelo. Esto puede estar directamente relacionado con la relación negativa encontrada entre el oxígeno disuelto y la temperatura.

A la fecha no existen trabajos publicados en los que se estime la saturación de oxígeno disuelto a partir de imágenes Landsat. No obstante, se ha descrito que existe una relación negativa entre la saturación de oxígeno disuelto y la temperatura del agua y lo mismo ocurre con la salinidad, es por esto que en este trabajo se probó un modelo que combina las bandas espectrales utilizadas previamente para la estimación de salinidad y temperatura, el ajuste del modelo fue bajo ( $R^2=0.29$ ) no obstante la correlación entre mediciones *in situ* y valores estimados fue más alta ( $r=0.54$ ) lo cual sugiere que la relación entre la saturación de oxígeno y la reflectancia en las bandas aerosol costero, azul, NIR, B10 y B11 es del tipo lineal.

### 8.3 Variación espacio-temporal de parámetros ambientales estimados a partir de imágenes Landsat 8

Una de las ventajas del monitoreo remoto de parámetros ambientales a partir de imágenes de satélite, es la posibilidad de realizar análisis retrospectivos de la variabilidad de dichos parámetros. Sin embargo, esta metodología no había sido aplicada en el área de estudio, debido a que los parámetros ambientales derivados de imágenes de satélite tienen altos niveles de incertidumbre, debido a que es un cuerpo de agua costero pequeño y los métodos tradicionales de percepción remota fallan en este tipo de ambiente.

En la Bahía de la Paz se han realizado descripciones de la variación de temperatura a partir de mediciones *in situ* que van desde 29.5°C en el verano hasta los 21.2°C en el invierno (Avilés-Agúndez, 2004; Hinojosa-Larios, 2007; Obeso-Nieblas *et al.*, 2014). En este trabajo se estimaron los valores de temperatura de la superficie del mar en el área de estudio para el periodo marzo 2013 a diciembre 2017 y se encontraron pequeñas diferencias con los que se describió en los trabajos anteriormente mencionados. Sugiriendo así que las estimaciones retrospectivas de este parámetro ambiental, con el método desarrollado en este trabajo, pueden ser utilizadas con un buen grado de confianza para describir y/o detectar variaciones de temperatura importantes que se presentaron en el área de estudio.

La concentración de clorofila-a en regiones costeras es dependiente de factores como la temperatura superficial, la intensidad de la radiación solar y los aportes de nutrientes por efectos de surgencia y descargas de agua dulce de ríos (Salgado, 2007). Investigaciones previas para la zona de estudio describen un intervalo de concentración de clorofila-a entre 0.13 y 11.55  $\mu\text{g}\cdot\text{L}^{-1}$ , basados en mediciones *in situ* (Aguirre-Bahena, 2002; Hinojosa-Larios, 2007). Las estimaciones realizadas en esta investigación presentaron valores dentro del intervalo previamente descrito. Adicionalmente, las estimaciones clorofila-a permitieron identificar el efecto del paso de huracanes y el de mareas rojas en los valores de este parámetro ambiental.

Las descripciones de la variación de salinidad superficial para la zona de estudio realizadas a partir de mediciones *in situ* muestran un intervalo entre 35.3 y 35.9 PSU, en el que los valores más elevados se presentan dentro de la Ensenada de La Paz (Guevara-Guillen, 2011). Las estimaciones de salinidad de esta investigación presentaron valores similares a los registros previos para a la región. Sugiriendo una vez más que las estimaciones retrospectivas de este parámetro ambiental propuestas, pueden ser utilizadas con un buen grado de confianza para describir la variación dentro de la zona de estudio.

Como se describió en apartados previos algunas investigaciones realizadas en la zona de estudio reportan intervalos de concentración de oxígeno disuelto de 4.5 a 6 mg/L al interior de la Ensenada de La Paz; así como variaciones de 2.8 hasta 5.87 mg/L en la Bahía, con valores máximos registrados en Balandra de 7.3 mg/L (Chávez, 1985; Félix-Pico *et al.*, 1989; González-Acosta, 1998; Villasenor-Casales, 1979). Las estimaciones de oxígeno disuelto a partir de la imágenes Landsat 8 producto de esta investigación mantuvieron valores similares a los descritos para la región. Lo que sugiere que las estimaciones de la concentración de oxígeno disuelto con el método propuesto en este trabajo mantienen un buen grado de confianza para su uso en análisis retrospectivos.

Para la Ensenada de La Paz se ha descrito saturación de oxígeno disuelto con mínimos entre las 6:00 y 9:00 horas (91.05 %) y máximos entre las 11:00 y 14:00 horas (123.55 %), valores superiores al 100% en el mes de marzo y hasta 176% en septiembre y valores superiores a 200% durante florecimientos algales (Jimenez-Quiroz, 1991; López-Cortés *et al.*, 2014; Sánchez-Martínez, 1993). Las estimaciones de saturación de oxígeno disuelto realizadas en este trabajo muestran concordancia con los valores descritos previamente.

## **9. CONCLUSIONES**

El ajuste de los modelos utilizados en este trabajo para estimar temperatura, clorofila-a, pH, salinidad, turbidez y concentración de oxígeno disuelto, sugiere que estos parámetros ambientales pueden ser estimados en el área de estudio con un alto grado de confianza a partir de imágenes Landsat 8.

Las predicciones espacio-temporales de los parámetros ambientales en el área de estudio tienen una alta concordancia con lo reportado anteriormente con otros métodos, lo que sugiere que se puede implementar un programa de monitoreo remoto de las variables ambientales con una alta resolución espacial utilizando los modelos desarrollados en este trabajo.

La estimación y descripción de variables ambientales a partir de imágenes Landsat 8 podría contribuir significativamente al entendimiento de procesos físicos, químicos y biológicos que ocurren a nivel de meso y micro escala, así como en la detección de eventos anómalos que pudieran generar impactos negativos en la población.

## 10. LITERATURA CITADA

Aceves-Medina, G., R. Saldierna-Martínez, A. Hinojosa-Medina, S. P. A. Jiménez-Rosenberg, M. E. Hernández-Rivas, R. Morales-Ávila. 2008. Vertical structure of larval fish assemblages during diel cycles in summer and winter in the southern part of Bahía de La Paz, México. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 76(4):889–901.

Aguirre-Bahena, F. 2002. Dinámica de los componentes de la materia particulada suspendida y otras variables hidrológicas en la Ensenada-Bahía de La Paz, Baja California Sur, México. Tesis (Maestría en ciencias), 175 p.

Allan, M.G., D. P. Hamilton, B. J. Hicks, L. Brabyn. 2011. Landsat remote sensing of chlorophyll a concentrations in central North Island lakes of New Zealand. *International Journal of Remote Sensing*, 32(7):2037–2055. Available at: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161003645840>.

Aviléz-Agúndez, G. 2004. “Productividad primaria estimada por fluorescencia natural durante otoño-invierno en la Bahía de La Paz, B.C.S., México.” Tesis (Maestría en ciencias), 69 p.

Balart, E.F., J.L. Castro-Aguirre, D. Aurióles-Gamboa, F. García-Rodríguez, C. Villaviscencio-Garavzar. 1995. Adiciones a la ictiofauna de Bahía de la Paz, Baja California Sur, México. *Hidrobiología* 5 (1:2):79-85.

Bautista-Romero, J. 2018. Respuestas ecofisiológicas del ostión japonés, *Magallana gigas* (Thunberg, 1793), ante el estrés térmico del noroeste de México. Universidad Autónoma de Baja California Sur, Tesis (Doctorado en ciencias marinas), 112 p.

Bonanse, M., M.C. Rodriguez, L. Pinotti, S. Ferrero. 2015. Using multi-temporal Landsat imagery and linear mixed models for assessing water quality parameters in Río Tercero reservoir (Argentina). *Remote Sensing of Environment*, 158:28–41. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.032>.

Brezonik, P., K.D. Menken, M. Bauer. 2005. Landsat-based remote Sensing of Lake Water Quality Characteristics, Including Chlorophyll and Colored Dissolved Organic Matter (CDOM). *Lake and Reservoir Management*, 21(4):373–382.

Crawley, M.J. 2013, *The R Book*, Imperial College London at Silwood Park, UK second edition, 975p, <http://www.bio.ic.ac.uk/research/mjcraw/therbook/index.htm>

Cerdeira-Estrada, S., G. López-Saldaña. 2011. Nuevo Sistema Satelital de Monitoreo Oceánico para México. *Ciencias Marinas*, 37(2):237–247.

Cervantes-Duarte, R., J.E. Valdez-Holguin, A. Reyes-salinas. 2004. Comparación de reflectancia in situ 443 / 555 y 490 / 555 con Clorofila a y Materia Suspendida Total en Bahía de La Paz, B.C.S., México Comparisons between in situ reflectance

443 / 555 y 490 / 555 with Chlorophyll a and Total Suspended Matter in. *Hidrobiologica*, 14(1):11–17.

Chávez-Sánchez, T. 2012. Composición y abundancia de especies de florecimientos macroalgales y su relación con variables ambientales en la Ensenada de La Paz, Baja California Sur. Tesis (Maestría en ciencias), 60 p.

Chávez, H. 1985. Aspectos biológicos de las Lisas (*Mugil spp.*) de la Bahía de La Paz, B.C.S, México, con referencia especial a juveniles. *Inv. Mar. CICIMAR*, 2(2).

Coria-Monter, E., M.A. Monreal-Gómez, D.A. Salas de León, E. Dúran-Campos, M. Merino-Ibarra. 2017. Wind driven nutrient and subsurface chlorophyll-a enhancement in the Bay of La Paz, Gulf of California. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 196:290–300.

Cortes-Aguilar, T.A. 2015. Aplicaciones de la termografía en electrónica, aeronáutica y defensa, Congreso internacional de electrónica 2015, Instituto tecnológico de Ciudad Guzmán, México, 10 p.

De la Lanza, E.G., M.C. Cáceres. 1994. *Lagunas costeras y el litoral Mexicano*, 1ª edición, UABCS, 521.

Devi, G.K., B.P. Ganasri, G.S. Dwarakish. 2015. Applications of Remote Sensing in Satellite Oceanography: A Review. *Aquatic Procedia*, 4:579–584. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214241X15000760>.

Ding, H., A.J. Elmore. 2015. Spatio-temporal patterns in water surface temperature from Landsat time series data in the Chesapeake Bay, U.S.A. *Remote Sensing of Environment*, 168:335–348. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.07.009>.

Félix, P.E.F., Q.A. Trip, C.J. Singh. 1989. Antecedentes en el cultivo de *Argopecten circularis* (Sowerby), en Baja California Sur, Mexico. *Inv. Mar. CICIMAR*, 4(1):73-92.

González-Acosta, A. 1998. Ecología de la comunidad de peces asociada al manglar del estero El Conchalito, Ensenada de la Paz, Baja California Sur, México. *CICIMAR*, Tesis (Maestría en ciencias), 126 p.

González-Márquez, L.C., F.M. Torres-Bejarano, A.C. Torregroza-Espinosa, I.R. Hansen-Rodríguez, H.B. Rodríguez-Gallegos. 2018. Use of LANDSAT 8 images for depth and water quality assessment of El Guájaro reservoir, Colombia. *Journal of South American Earth Sciences*, 82:231–238. Available at: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895981117303802>.

Guevara-Guillen, C. 2011. *Hidrografía en Bahía de La Paz y zona adyacente (2009)*. *CICIMAR*, Tesis (Maestría en ciencias), 152 p.

Guo, Q., X. Wu, Q. Bing, Y. Pan, Z. Wang, Y. Fu, D. Wang, J. Liu. 2016. Study on retrieval of chlorophyll-a concentration based on Landsat OLI Imagery in the Haihe River, China. *Sustainability (Switzerland)*, 8(8):1-15.

Hernández-Ayón, J.M., A. Zirino, S.G. Marinone, R. Canino-Herrera, M.S. Galindo-Bect. 2003. pH-density relationships in seawater. *Ciencias Marinas*, 29(4):497–508. Available at: <http://www.cienciasmarinas.com.mx/index.php/cmarias/article/view/166/142>.

Hijmans, R.J., J. van Etten. 2012. raster: Geographic analysis and modeling with raster data. R package version 2.0-12. <http://CRAN.R-project.org/package=raster>

Hinojosa-Larios, J.Á. 2007. Caracterización de los perfiles verticales de clorofila “a” en una Bahía Subtropical del Pacífico Mexicano. CICIMAR, Tesis (Maestría en ciencias), 104 p.

Ileana, M., J.A. Arreola Lizárraga, L.E. Calderón Aguilera, V.F. Camacho Ibar, G. de la Lanza Espino, A. Escofet Giansone, M. Guzmán Arroyo, L.B. Ladah, M. López Hernández, E.A. Meling López, P.M. Casasola Barceló, H. Reyes Bonilla, E. Ríos Jara, J.A. Zertuche González. 2008. Los ecosistemas costeros, insulares y epicontinentales. *Capital natural de México*, vol. I: Conocimiento actual de la biodiversidad. CONABIO, México, pp. 109–134.

Jiménez-Quiroz, M. del C. 1991. Contribución al conocimiento de los productores primarios de la Ensenada de La Paz. Análisis de la comunidad de Manglar, CICIMAR, Tesis (Maestría en ciencias), 223 p.

Khattab, M.F.O., B.J. Merkel. 2014. Application of landsat 5 and landsat 7 images data for water quality mapping in Mosul Dam Lake, Northern Iraq. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(9):3557–3573.

Kim, H.H., B.C. Ko, J.Y. Nam. 2016. Predicting chlorophyll- a using Landsat 8 OLI sensor data and the non-linear RANSAC method – a case study of Nakdong River, South Korea. *International Journal of Remote Sensing*, 37(14):3255–3271. Available at: <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01431161.2016.1196839>.

Lamaro, A.A., A. Mariñelarena, S.E. Torrusio, S.E. Sala. 2013. Water surface temperature estimation from Landsat 7 ETM+ thermal infrared data using the generalized single-channel method: Case study of Embalse del Río Tercero (Córdoba, Argentina). *Advances in Space Research*, 51(3):492–500.

Lavín, M.F., S.G. Marinone. 2003. An overview of the physical oceanography of the Gulf of California. *Nonlinear Processes in Geophysical Fluid Dynamics*, pp.173–204.

Lim, J., M. Choi. 2015. Assessment of water quality based on Landsat 8 operational land imager associated with human activities in Korea. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(6):1–17.

López-Cortés, D.J., C.J. Band-Schmitdt, J.J. Bustillos-Guzmán, F.E. Hernández-Sandoval, A. Mendoza-Flores, E.J. Núñez-Vázquez. 2014. Condiciones ambientales durante un florecimiento de *cochloidium polykrikoides* (Gymnodiniales, Dinophyceae) en la Ensenada de La Paz, Golfo de California. *Revista de Biología Marina y Oceanografía*, 49(1):97–110.

Masocha, M., T. Dube, T. Nihwatiwa, D. Choruma. 2017. Testing utility of Landsat 8 for remote assessment of water quality in two subtropical African reservoirs with contrasting trophic states. *Geocarto International*, 6049(March):1–14. Available at: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10106049.2017.1289561>.

Obeso-Nieblas, M., J.H. Gaviño-Rodríguez, H. Obesa-Huerta, S.I. Muñoz-Casillas. 2014. Variabilidad espacial termohalina, Masas de agua y circulación geostrofica en bahía de la paz, Golfo de california. *Revista de Biología Marina y Oceanografía*, 49(3):413–426.

Obeso-Nieblas, M., B. Shirasago-Germán, J. Gaviño-Rodríguez, E. Perez-Lezama, H. Obeso-Huerta, Á. Jiménez-Illescas. 2008, Variabilidad hidrográfica en Bahía de La Paz, Golfo de California, México (1995-2005), *Revista de Biología Marina y Oceanografía* 43(3):559-567.

Olmanson, L.G., P.L. Brezonik, J.C. Finlay, M.E. Bauer. 2016. Comparison of Landsat 8 and Landsat 7 for regional measurements of CDOM and water clarity in lakes. *Remote Sensing of Environment*, 185:119–128. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.007>.

Parra, L., J. Rocher, J. Escrivá, J. Lloret. 2018. Aquacultural Engineering Design and development of low cost smart turbidity sensor for water quality monitoring in fish farms. *Aquacultural Engineering*, 81(January):10–18. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.aquaeng.2018.01.004>.

Patra, P.P., S.K. Dubey, R.K. Trivedi, S.K Sahu, S.K. Rout. 2016. Estimation of Chlorophyll-a Concentration and Trophic States for an Inland Lake from Landsat-8 OLI Data: A Case Nalban Lake of East Kalkota Wetland, India. Preprints, (August), 1-18.

Peréz, C., Á.L. Muñoz. 2006. Teledetección: nociones y aplicaciones, Available at: <https://mundocartogeo.files.wordpress.com/2015/03/teledeteccion-nocionesaplicaciones-2006publico.pdf>.

Pond, S., G. Pickard. 1983. *Introductory Dynamical Oceanography*. 2nd edition, Butterworth Heinemann, 321 p.

Qing, S., J. Zhang, T. Cui, Y. Bao. 2013. Remote Sensing of Environment Retrieval of sea surface salinity with MERIS and MODIS data in the Bohai Sea Liaodong. *Remote Sensing of Environment*, 136:117–125. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.04.016>



R Core Team. 2017. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives, 40(7W3):1511–1516.

Roldan-Pérez, G., J.J. Ramírez-Restrepo. 2008. Fundamentos de limnología neotropical, Colección ciencia y tecnología, Volumen 15, Universidad de Antioquia, 440 p.

Salgado, C.L. 2007. Variabilidad de la clorofila a en las aguas costeras de la Península Ibérica entre 1998 y 2007 usando datos de SeaWiifs, Coordinadora Estatal de Ciencias Ambientales, 16 p.

Sánchez, M. 1993. Interacción de variables hidroquímicas entre la ensenada de La Paz u la Bahía de la Paz, BCS., México, CICIMAR, Tesis (Maestría en ciencias), 57 p.

Solanki, H.U., R.M. Dwivedi, S.R. Nayak, V.S. Somvanshi, D. K. Gulati, S. K. Pattnayak. 2003. Fishery forecast using OCM chlorophyll concentration and AVHRR SST: validation results off Gujarat coast, India. *International Journal of Remote Sensing*, 24(18):3691-3699.

Tebbs, E.J., J.J. Remedios, D.M. Harper. 2013. Remote sensing of chlorophyll-a as a measure of cyanobacterial biomass in Lake Bogoria, a hypertrophic, saline-alkaline, flamingo lake, using Landsat ETM+. *Remote Sensing of Environment*, 135:92–106. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.024>.

Theologou, I., M. Patelaki, K. Karantzalos. 2015. Can single empirical algorithms accurately predict inland shallow water quality status from high resolution, multi-sensor, multi-temporal satellite data, *International Archives of the Photogrammetry*. Volume XL-7/W3:1511-1516.

Torbick, N., M. Corbiere. 2015. A multiscale mapping assessment of lake champlain cyanobacterial harmful algal blooms. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 12(9):11560–11578.

USGS. 2016. LANDSAT 8 (L8) DATA USERS HANDBOOK, 8(June), 106 p.

Villaseñor-Casares, A. 1979. Distribución vertical de temperatura, Salinidad y Oxígeno disuelto en la Bahía de La Paz, Baja California Sur, durante la primavera de 1976. Volumen XX:146–149.

Vincent, R.K., X. Qin, R.M.L McKay, J. Miner, K. Czajkowski, J. Zavino, T. Bridgeman. 2004. Phycocyanin detection from LANDSAT TM data for mapping cyanobacterial blooms in Lake Erie. *Remote Sensing of Environment*, 89(3):381–392.

- Watanabe, F.S.Y., E. Alcántara, T.W. Pequeno Rodrigues, N. Nobuhiro Imai, C.C. Faria Barbosa, L.H. da Silva Rotta. 2015. Estimation of chlorophyll-a concentration and the trophic state of the barra bonita hydroelectric reservoir using OLI/landsat-8 images. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 12(9):10391–10417.
- Wilson, W.S., E.J. Lindstrom, J.R. Apel. 2010. Satellite Oceanography, History, and Introductory Concepts. *Encyclopedia of Ocean Sciences*, pp.65–79.
- Yang, Z., Y. Anderson. 2016. Estimating Chlorophyll-A Concentration in a Freshwater Lake Using Landsat 8 Imagery. *Journal of Environment and Earth Science*, 6(4):134–142.
- Yunus, A.P., J. Dou, N. Sravanthi. 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. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2015.09.002>.
- Zaitsev, O., A. Trasviña-Castro, J. Linero-Cueto, G. Gaxiola-Castro, J. Cepeda-Morales. 2014. Oceanographic conditions over the continental shelf off Magdalena Bay (Mexico) in 2011–2012. *Ciencias Marinas*, 40:89–112.
- Zhang, C., Z. Xie, C. Roberts, L. Berry, G. Chen. 2012. Salinity Assessment in Northeast Florida Bay Using Landsat TM Data. *Southeastern Geographer*, 52(3):267–281.
- Zhang, C., M. Han. 2015. Mapping Chlorophyll-a Concentration in Laizhou Bay Using Landsat 8 OLI data, E-proceedings of the 36th IAHR World Congress, pp.1–6.
- Zhao, J., M. Temimi. 2017. Remotely sensed sea surface salinity in the hyper-saline Arabian Gulf: Application to landsat 8 OLI data. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 187:168–177. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272771416303110?via%3Dihub> [Accessed November 23, 2017].
- Zhao, J., M. Temimi, H. Ghedira. 2017. Estuarine, Coastal and Shelf Science Remotely sensed sea surface salinity in the hyper-saline Arabian Gulf: Application to landsat 8 OLI data. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 187:168–177. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecss.2017.01.008>.

Referencias electrónicas:

Seasat 1 descripción, revisado el 22 de febrero de 2018 en:

<https://eosps.nasa.gov/missions/seasat-1>

CZCS descripción, revisado el 22 de febrero de 2018 en:

<https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/czcs/instrument/>

Seawifs descripción, revisado el 22 de febrero de 2018 en:

<https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/seawifs/>

MERIS descripción, revisado el 23 de febrero de 2018 en:

<https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/meris/>

MODIS descripción, revisado el 23 de febrero de 2018 en:

<https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/aqua/>

Historia Landsat versiones 1 a 6, revisado el 23 de febrero de 2018 en:

<https://landsat.usgs.gov/landsat-history>

Historia de Landsat 7, revisado el 24 de febrero de 2018 en:

[https://landsat.gsfc.nasa.gov/Landsat7\\_Handbook.pdf](https://landsat.gsfc.nasa.gov/Landsat7_Handbook.pdf)

Espectro electromagnético de la Luz, revisado el 29 de agosto de 2018 en:

<http://www.astronomia2009.es>

## 11. ANEXOS

### Anexo 1

Comparaciones pareadas (Z) de la temperatura por meses.  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Ene-17 - Oct-16 | -41.95 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Oct-16 | -40.44 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Sep-16 | -41.68 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Sep-16 | -40.36 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Oct-16 | -37.23 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Sep-16 | -36.46 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | 35.87  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Jun-17 | 33.82  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Oct-16 | -32.31 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Feb-17 | 31.80  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Sep-16 | -31.34 | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | -31.24 | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Sep-16 | -30.81 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | -28.13 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Sep-16 | -27.17 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Mar-17 | 26.55  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | -25.48 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - May-17 | 24.15  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Nov-16 | -22.76 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Nov-16 | -21.72 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | 21.54  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ago-16 | -21.50 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - May-17 | -19.04 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Jun-17 | 18.22  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Feb-17 | 17.04  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Nov-16 | -15.66 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - May-17 | -15.48 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - May-17 | -14.62 | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | -13.37 | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | -11.74 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | -11.42 | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Sep-16 | -10.49 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | 9.91   | <0.05 | <0.05      |

| Comparaciones   | Z     | P     | P ajustado |
|-----------------|-------|-------|------------|
| Abr-17 - Mar-17 | 9.40  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Nov-16 | -9.18 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Mar-17 | -7.75 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | -7.59 | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - May-17 | -6.64 | <0.05 | <0.05      |
| Oct-16 - Sep-16 | 4.94  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Jun-17 | -4.35 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - May-17 | 3.43  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Feb-17 | -3.19 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | -2.51 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Sep-16 | 1.47  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Jun-17 | -0.85 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) del pH por meses.  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Ago-16 - May-17 | -39.10 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Sep-16 | 38.24  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Sep-16 | 43.77  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Sep-16 | 51.36  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Sep-16 | 36.58  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Jun-17 | -36.39 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Mar-17 | -30.61 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ago-16 | 29.47  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | 28.14  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Oct-16 | 26.11  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - May-17 | -24.66 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Jun-17 | -23.96 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Sep-16 | 23.24  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | -20.37 | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | 20.07  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Nov-16 | 19.81  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Oct-16 | 19.67  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Mar-17 | -18.46 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | 16.98  | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Sep-16 | 16.97  | <0.05 | <0.05      |
| Oct-16 - Sep-16 | 16.16  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Feb-17 | 15.63  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | -15.15 | <0.05 | <0.05      |

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Ene-17 - Jun-17 | -14.34 | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Nov-16 | 14.17  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - May-17 | -13.85 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | -13.77 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Jun-17 | -12.85 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - May-17 | -12.60 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Sep-16 | 11.09  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Nov-16 | 10.74  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Feb-17 | -10.33 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Feb-17 | 9.40   | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Oct-16 | 8.99   | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | -8.71  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | 6.02   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Mar-17 | -5.84  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | 5.13   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | 4.54   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Nov-16 | -4.38  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - May-17 | -4.32  | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | 3.23   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - May-17 | 2.67   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Oct-16 | -1.74  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Sep-16 | -1.27  | >0.05 | >0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la clorofila-a por meses.  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Abr-17 - Ago-16 | 6.56   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | -5.17  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | -9.77  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Feb-17 | -6.78  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Feb-17 | -11.05 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Feb-17 | -1.47  | >0.05 | >0.05      |
| Abr-17 - Jun-17 | -27.99 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Jun-17 | -28.75 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Jun-17 | -17.93 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Jun-17 | -15.93 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Mar-17 | -16.44 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Mar-17 | -19.26 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | -8.66  | <0.05 | <0.05      |

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Feb-17 - Mar-17 | -6.88  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | 9.93   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - May-17 | -2.67  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - May-17 | -8.60  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - May-17 | 3.22   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - May-17 | 4.88   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - May-17 | 25.89  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - May-17 | 14.32  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Nov-16 | -8.10  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | -12.24 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | -2.42  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Nov-16 | -0.89  | >0.05 | >0.05      |
| Jun-17 - Nov-16 | 15.37  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Nov-16 | 6.09   | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | -6.15  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | -2.64  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | -8.19  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Oct-16 | 2.76   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Oct-16 | 4.33   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Oct-16 | 23.47  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Oct-16 | 12.87  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | -0.29  | >0.05 | >0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | 5.48   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Sep-16 | -17.34 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Sep-16 | -19.68 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Sep-16 | -7.37  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Sep-16 | -5.34  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Sep-16 | 14.61  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Sep-16 | 2.87   | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Sep-16 | -14.65 | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Sep-16 | -4.41  | <0.05 | <0.05      |
| Oct-16 - Sep-16 | -12.50 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la salinidad por meses.  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Ago-16 - Mar-17 | -24.73 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | -22.93 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ago-16 | 22.91  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Sep-16 | 22.72  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Sep-16 | 21.14  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Jun-17 | 20.91  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - May-17 | 17.57  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Feb-17 | -15.88 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - May-17 | 14.69  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Jun-17 | 13.77  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | -13.71 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | -13.19 | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Oct-16 | 13.16  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Nov-16 | 12.10  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Sep-16 | 11.91  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - May-17 | -11.81 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | -11.62 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Oct-16 | -11.25 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Jun-17 | 10.93  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | -10.44 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | 9.43   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Nov-16 | -9.29  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - May-17 | -9.06  | <0.05 | <0.05      |
| Oct-16 - Sep-16 | 8.89   | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Sep-16 | 8.63   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Nov-16 | 8.54   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - May-17 | 7.53   | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Sep-16 | -7.43  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Mar-17 | -7.08  | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Sep-16 | 6.74   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | 6.66   | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Sep-16 | 6.08   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Mar-17 | -5.68  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Nov-16 | 4.45   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Oct-16 | 4.38   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Sep-16 | -4.35  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - May-17 | 4.15   | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | -3.50  | <0.05 | <0.05      |



| Comparaciones   | Z     | P     | P ajustado |
|-----------------|-------|-------|------------|
| Abr-17 - Feb-17 | 2.95  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Feb-17 | -2.93 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Jun-17 | -2.89 | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | -2.28 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | 1.55  | >0.05 | >0.05      |
| Ene-17 - Oct-16 | 1.14  | >0.05 | >0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | -0.60 | >0.05 | >0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la turbidez por meses.  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P.adj |
|-----------------|--------|-------|-------|
| Feb-17 - Sep-16 | -23.74 | <0.05 | <0.05 |
| May-17 - Sep-16 | -21.80 | <0.05 | <0.05 |
| Abr-17 - Sep-16 | -18.34 | <0.05 | <0.05 |
| Oct-16 - Sep-16 | -16.33 | <0.05 | <0.05 |
| Feb-17 - Jun-17 | -14.99 | <0.05 | <0.05 |
| Nov-16 - Sep-16 | -13.92 | <0.05 | <0.05 |
| Feb-17 - Mar-17 | -12.79 | <0.05 | <0.05 |
| Ene-17 - Sep-16 | -12.68 | <0.05 | <0.05 |
| Ago-16 - Sep-16 | -12.53 | <0.05 | <0.05 |
| Abr-17 - Feb-17 | 10.65  | <0.05 | <0.05 |
| Mar-17 - Sep-16 | -10.34 | <0.05 | <0.05 |
| Ago-16 - Feb-17 | 10.05  | <0.05 | <0.05 |
| Feb-17 - Oct-16 | -9.77  | <0.05 | <0.05 |
| Jun-17 - May-17 | 9.74   | <0.05 | <0.05 |
| Ene-17 - Feb-17 | 9.46   | <0.05 | <0.05 |
| Feb-17 - Nov-16 | -8.49  | <0.05 | <0.05 |
| Feb-17 - May-17 | -8.31  | <0.05 | <0.05 |
| Jun-17 - Sep-16 | -7.52  | <0.05 | <0.05 |
| Abr-17 - Jun-17 | -7.05  | <0.05 | <0.05 |
| Mar-17 - May-17 | 6.93   | <0.05 | <0.05 |
| Jun-17 - Oct-16 | 6.68   | <0.05 | <0.05 |
| Jun-17 - Nov-16 | 6.15   | <0.05 | <0.05 |
| Ene-17 - Jun-17 | -5.08  | <0.05 | <0.05 |
| Ago-16 - Jun-17 | -4.73  | <0.05 | <0.05 |
| Abr-17 - Mar-17 | -4.26  | <0.05 | <0.05 |
| Mar-17 - Oct-16 | 4.12   | <0.05 | <0.05 |
| Mar-17 - Nov-16 | 3.90   | <0.05 | <0.05 |
| Ago-16 - May-17 | 3.71   | <0.05 | <0.05 |

| Comparaciones   | Z     | P     | P ajustado |
|-----------------|-------|-------|------------|
| Abr-17 - May-17 | 3.30  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - May-17 | 3.10  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | -2.83 | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | -2.66 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Mar-17 | -2.44 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | 2.40  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | -1.89 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | 1.44  | >0.05 | >0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | 1.31  | >0.05 | >0.05      |
| Abr-17 - Ago-16 | -1.21 | >0.05 | >0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | 1.00  | >0.05 | >0.05      |
| Ene-17 - Oct-16 | 0.81  | >0.05 | >0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | -0.67 | >0.05 | >0.05      |
| Abr-17 - Nov-16 | 0.53  | >0.05 | >0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | 0.42  | >0.05 | >0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | -0.30 | >0.05 | >0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | 0.24  | >0.05 | >0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la concentración de oxígeno disuelto por meses.  
 $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Abr-17 - Ago-16 | 28.62  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | -18.56 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | -39.21 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Feb-17 | -8.77  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Feb-17 | -30.46 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Feb-17 | 7.71   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Jun-17 | 5.20   | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Jun-17 | -20.81 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Jun-17 | 20.55  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Jun-17 | 11.86  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Mar-17 | -15.26 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Mar-17 | -37.61 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | 4.08   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Mar-17 | -4.19  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | -17.65 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - May-17 | 17.84  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - May-17 | -15.14 | <0.05 | <0.05      |

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Ene-17 - May-17 | 31.75  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - May-17 | 21.53  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - May-17 | 9.23   | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - May-17 | 29.71  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Nov-16 | 7.25   | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | -17.41 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | 21.41  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Nov-16 | 13.22  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Nov-16 | 2.21   | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Nov-16 | 18.67  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | -5.90  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | -3.26  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | -28.22 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Oct-16 | 14.06  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Oct-16 | 5.38   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Oct-16 | -7.37  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Oct-16 | 10.65  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | -18.13 | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | -9.11  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Sep-16 | 27.59  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Sep-16 | -8.40  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Sep-16 | 38.96  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Sep-16 | 28.35  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Sep-16 | 16.83  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Sep-16 | 37.65  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Sep-16 | 9.31   | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Sep-16 | 12.76  | <0.05 | <0.05      |
| Oct-16 - Sep-16 | 26.12  | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la saturación de oxígeno por meses.  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones   | Z      | P     | P ajustado |
|-----------------|--------|-------|------------|
| Mar-17 - May-17 | 40.43  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Oct-16 | -38.49 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - May-17 | 34.60  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Mar-17 | -31.43 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Oct-16 | -29.49 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - May-17 | 29.18  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Mar-17 | -28.61 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Ene-17 | -27.57 | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Oct-16 | -26.55 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - May-17 | 26.13  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Sep-16 | 26.01  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Jun-17 | 24.68  | <0.05 | <0.05      |
| Oct-16 - Sep-16 | 23.61  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Sep-16 | 21.34  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Feb-17 | -20.66 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ago-16 | 20.11  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Sep-16 | -18.91 | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Nov-16 | 17.55  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Jun-17 | 17.53  | <0.05 | <0.05      |
| May-17 - Nov-16 | -16.96 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Mar-17 | -16.81 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Jun-17 | 16.37  | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Oct-16 | -15.37 | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Nov-16 | 14.61  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Oct-16 | -14.16 | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Sep-16 | 13.18  | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Ene-17 | -13.06 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Nov-16 | -12.68 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Sep-16 | -12.13 | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Sep-16 | 11.09  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Nov-16 | -9.14  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Mar-17 | -8.49  | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Nov-16 | 8.12   | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - Sep-16 | -7.78  | <0.05 | <0.05      |
| Jun-17 - May-17 | 7.21   | <0.05 | <0.05      |
| Feb-17 - Oct-16 | -6.21  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Feb-17 | 6.16   | <0.05 | <0.05      |
| Abr-17 - Feb-17 | -5.28  | <0.05 | <0.05      |

| Comparaciones   | Z     | P     | P ajustado |
|-----------------|-------|-------|------------|
| Abr-17 - Nov-16 | 4.56  | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - Jun-17 | -4.17 | <0.05 | <0.05      |
| Nov-16 - Sep-16 | 3.45  | <0.05 | <0.05      |
| Mar-17 - Oct-16 | 2.69  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Mar-17 | -2.01 | <0.05 | <0.05      |
| Ago-16 - May-17 | 1.98  | <0.05 | <0.05      |
| Ene-17 - Oct-16 | 0.45  | >0.05 | >0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la temperatura por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z     | P     | P ajustado |
|---------------|-------|-------|------------|
| BA - CA       | 1.73  | <0.05 | <0.05      |
| BA - EN       | -3.78 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | -4.46 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) del pH por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z     | P     | P ajustado |
|---------------|-------|-------|------------|
| BA - CA       | 1.63  | >0.05 | >0.05      |
| BA - EN       | -2.81 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | -3.63 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la clorofila-a por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z      | P     | P ajustado |
|---------------|--------|-------|------------|
| BA - CA       | -21.09 | <0.05 | <0.05      |
| BA - EN       | -39.64 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | -10.73 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la salinidad por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z      | P     | P ajustado |
|---------------|--------|-------|------------|
| BA - CA       | -20.95 | <0.05 | <0.05      |
| BA - EN       | -59.25 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | -25.75 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la turbidez por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z      | P     | P ajustado |
|---------------|--------|-------|------------|
| BA - CA       | -21.25 | <0.05 | <0.05      |
| BA - EN       | -43.24 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | -13.33 | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la concentración de oxígeno disuelto por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z     | P     | P ajustado |
|---------------|-------|-------|------------|
| BA - CA       | 2.85  | <0.05 | <0.05      |
| BA - EN       | 14.71 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | 8.66  | <0.05 | <0.05      |

Comparaciones pareadas (Z) de la saturación de oxígeno por sitios. BA (bahía), CA (canal), EN (ensenada),  $\alpha=0.05$ .

| Comparaciones | Z     | P     | P ajustado |
|---------------|-------|-------|------------|
| BA - CA       | 1.30  | >0.05 | >0.05      |
| BA - EN       | 12.51 | <0.05 | <0.05      |
| CA - EN       | 8.39  | <0.05 | <0.05      |