



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
FACULTAD DE CIENCIAS MARINAS
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES OCEANOLÓGICAS**



Clasificación de las aguas marinas basada en Propiedades Ópticas

TESIS

**QUE PARA CUBRIR PARCIALMENTE LOS REQUISITOS NECESARIOS
PARA OBTENER EL GRADO DE**

DOCTOR EN CIENCIAS EN OCEANOGRAFÍA COSTERA

PRESENTA

Alejandra de Jesús Castillo Ramírez

Ensenada, Baja California, México.

Resumen

Se describe y caracteriza la relación que existe entre las propiedades ópticas y el color del océano en diferentes tipos de parcelas de agua. El trabajo se divide en dos capítulos; El primero se enfocó en mejorar la estimación del coeficiente de atenuación de luz difusa (K_d (PAR)) a partir de la profundidad de disco de Secchi (Z_{SD}). Se obtuvo una aproximación adaptativa de tres ecuaciones que representan condiciones de aguas claras, aguas turbias y la zona de transición. Dicha aproximación se contrastó con aproximaciones clásicas reportadas en la literatura para calcular K_d (PAR) a partir de Z_{SD} , que en la mayoría de los casos se basan en un único valor de profundidad óptica donde desaparece el disco de Secchi (OD_{SD}). Estos contrastes mostraron que con la aproximación adaptativa se obtienen resultados más precisos. Esto puede ser debido a que un solo valor de OD_{SD} no puede caracterizar la amplia gama de condiciones ópticas que se encuentran en el medio marino. Para una mayor practicidad en el uso de nuestra aproximación adaptativa, se generó una tabla en la que se muestran los valores de K_d (PAR) para Z_{SD} que van de 0.5 m. a 50 m. Por otra parte, el capítulo 2 se basó en el hecho de que el color del agua es el resultado de la cantidad y variedad de los componentes particulados y disueltos que estén presentes en esta. Este color y por lo tanto la combinación de los componentes particulados y disueltos pueden ser captados en una fotografía digital, por lo que, variabilidades del color en la fotografía se derivan de cambios de la composición de los materiales disueltos y particulados. El objetivo de este capítulo fue examinar los cambios de color en las fotografías digitales y por medio de algoritmos estimar la escala de Forel-Ule, la escala de Jerlov, Z_{SD} , K_d (PAR) y la concentración de Clorofila a ($Chla$). Lo anterior fue posible a partir de la descomposición de las imágenes digitales en los canales digitales rojo, verde y azul (R, G, B) y la asociación de estos con datos *in situ* superficiales de los parámetros ópticos antes mencionados. Se consideraron condiciones desde oceánicas a costeras y se desarrollaron tres aproximaciones para cada parámetro: condiciones generales (donde se utilizaron todas las observaciones), oceánicas y costeras (donde se consideraron solo los datos que fueron clasificados en dichas condiciones con base en la escala de Jerlov). Los resultados mostraron que las aproximaciones generales pueden ser aplicadas en un amplio espectro de condiciones ópticas, sin embargo, al generar aproximaciones más específicas en cuanto a condiciones ópticas, se observó que las aproximaciones propuestas para la zona costeras son más precisas. Así mismo, se comprobó que para obtener resultados que representen la variabilidad real de una parcela agua, la cámara debe colocarse a 45° respecto a la superficie del mar, de lo contrario se pueden obtener alteraciones en los resultados. En general este trabajo da las bases sobre el uso potencial de las fotografías digitales para monitorear el color del océano y así tener un proxy de cómo las propiedades ópticas de una parcela de agua pueden variar espacio-temporalmente. Así mismo, es importante mencionar que hoy en día este tipo de aproximaciones se necesitan reforzar con análisis tradicionales de las propiedades ópticas para poder ponderar los efectos de los cambios de los componentes disueltos o particulados en la zona marina.

**FACULTAD DE CIENCIAS MARINAS
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES OCEANOLÓGICAS
POSGRADO EN OCEANOGRAFIA COSTERA**

**CLASIFICACIÓN DE LAS AGUAS MARINAS BASADA EN
PROPIEDADES ÓPTICAS**

T E S I S

**QUE PARA CUBRIR PARCIALMENTE LOS REQUISITOS NECESARIOS PARA
OBTENER EL GRADO DE**

DOCTOR EN CIENCIAS EN OCEANOGRAFÍA COSTERA

PRESENTA

ALEJANDRA DE JESÚS CASTILLO RAMÍREZ

Aprobada por:



Dr. Eduardo Santamaria del Ángel
Director de tesis



Dra. Adriana González Silvera
Sinodal



Dr. Jorge Manuel López Calderón
Sinodal



Dr. Luis Manuel Enríquez Paredes
Sinodal



Dr. Rafael Hernández Walls
Sinodal

Dedicatoria

A mis padres por haberme formado como la persona que soy en la actualidad, me formaron con reglas y algunas libertades, pero al final de cuentas me motivaron constantemente para alcanzar mis anhelos. Muchos de mis logros se los debo a ustedes entre los que se incluye este, el cual fue una tarea titánica que parecía interminable. Sin embargo, ustedes nunca dejaron de apoyarme y siempre me motivaron a continuar.

A mi hermano por estar siempre a mi lado dándome su apoyo y cariño, así como, por enseñarme a no tener miedo y no darme por vencida en mis metas.

Más que una amiga a mi hermana Ana Cristina, que se convirtió en mi familia todos estos años que estuve en Ensenada; has llegado a mi vida como una mano derecha sin la cual no estaría aquí. Por apoyarme y hacerme reír cuando más lo necesitaba, por estar siempre en las buenas y en las malas.

Agradecimientos:

En primer lugar, agradezco a mi comité de tesis: Dr. Eduardo Santamaria del Ángel, Dra. Adriana González Silvera, Dr. Jorge Manuel López Calderón, Dr. Rafael Hernández Walls y Dr. Luis Manuel Enríquez Paredes, por sus consejos, paciencia y apoyo en la elaboración de este manuscrito.

A Eduardo Santamaria del Ángel quien más que un director de tesis y colega se convirtió en un verdadero amigo para mí. Gracias por tu tiempo, dedicación, consejos y paciencia al explicarme las cosas de la manera más sencilla posible y no cansarte de repetirme las cosas (eso digo yo). Todo este proceso no ha sido fácil, sin embargo, con tu ayuda esto ha sido un poco menos complicado. No hay palabras para agradecer tu apoyo en los momentos buenos y malos.

A todos los estudiantes del grupo POPEYE, gracias por apoyarme en todo momento, hacerme reír todos los días en la oficina y hasta por esperarme para ir comer cuando se le ocurría Eduardo hablarme a reunión 5 min antes de irnos.

A la Facultad de Ciencias Marinas, la cual fue como una casa los últimos 11 años, e inculcó en mí las buenas prácticas en la ciencia, así como el amor por el océano.

A CONACYT por la beca otorgada (No. De becario 546071) para la realización de mis estudios de Doctorado en Oceanografía Costera.

Al proyecto “Influencia de remolinos de mesoescala sobre hábitats de larvas de peces (con énfasis en especies de importancia comercial) en la zona de mínimo de oxígeno del océano pacífico frente a México: océano abierto y efecto de islas” (SEP-CONACYT 236864).

Al proyecto “Fronteras de la Ciencia: Probando paradigmas sobre la expansión de la zona del mínimo de oxígeno: reducción del hábitat vertical del zooplancton y su efecto en el ecosistema pelágico mediante métodos de muestreo autónomos” (CONACYT 8662).

Al proyecto “Flujo atmosférico de metales bioactivos y su solubilidad en el Golfo de California: un escenario hacia el cambio climático” (UABC-IIO).

Al proyecto “Regionalización dinámica de la Bahía de Todos Santos mediante imágenes de color del océano” (IAI CRN393; SIMAC-CONACYT).

Al proyecto “Dinámica Costera en Inmediaciones De San Felipe, B.C”.

Al proyecto “Condiciones Oceanográficas Del Área De Refugio Para La Protección De La Vaquita Marina e Inmediaciones” (Secretaría de marina armada de México).

Al proyecto “Estudio integral para la determinación del polígono para vertimientos de materiales producto del dragado en bahía Sebastián Vizcaíno, B.C.” (Secretaría de marina armada de México; SIMAC-2000107017 CICESE).

Al proyecto “Monitoreo ecológico del alto Golfo de California” (INP-CICIMAR: SIP 1721,20160514-CONACYT 236864).

Índice

| | |
|--|----|
| Lista de figuras..... | 8 |
| Lista de tablas | 9 |
| 1. Introducción general..... | 10 |
| 2. Objetivos..... | 15 |
| 2.1 Objetivo general..... | 15 |
| 2.2 Objetivos particulares..... | 15 |
| 3. Capítulo 1. Nuevo algoritmo para estimar el coeficiente de atenuación vertical de luz difusa a partir de la profundidad del disco de Secchi. | 16 |
| 3.1. Resumen | 16 |
| 3.2. Versión completa del artículo publicado | 17 |
| 3.3. Consideraciones para realizar mediciones de la profundidad del disco de Secchi..... | 34 |
| 3.4. Material suplementario..... | 35 |
| 4. Capítulo 2. Estimación de propiedades ópticas superficiales de aguas oceánicas y costeras a partir de fotografías digitales. | 36 |
| 4.1 Resumen..... | 36 |
| 4.2 Introducción..... | 37 |
| 4.3 Materiales y métodos..... | 41 |
| 4.4 Resultados y discusión..... | 50 |
| 4.4.1 Aproximaciones generales..... | 50 |
| 4.4.2 Aproximaciones oceánicas y costeras..... | 53 |
| 4.5 Conclusiones..... | 60 |
| 5. Conclusiones generales y futuras líneas de investigación..... | 62 |
| 6. Referencias..... | 64 |

Lista de figuras

| | |
|--|----|
| Introducción general. Figura 1. Espectro electromagnético..... | 10 |
| Introducción general. Figura 2. Espectros de absorción típicos de los diferentes componentes presentes en el agua de mar (Fuente: Santamaría-del-Ángel <i>et al.</i> 2015a)..... | 12 |
| Capítulo 1. Figura 1. Ubicación de estaciones; la barra de color indica la batimetría, en metros. a) Estaciones del Consorcio de Estaciones Oceánicas de Tara (2009-2013) y Megard y Berman (1989). b) Estaciones del archivo NASA SeaBass (Werdell y Bailey, 2005), base de datos POPEYE, Gallegos <i>et al.</i> (2011) y Montes-Hugo y Álvarez-Borrego (2005)..... | 21 |
| Capítulo 1. Figura 2. Análisis comparativo entre el coeficiente de atenuación estimado in situ ($K_d \text{ in situ}$) y los coeficientes de atenuación modelados. a) $K_d \text{ modelo a}$, b) $K_d \text{ modelo b}$ and c) $K_d \text{ modelo c}$ | 24 |
| Capítulo 1. Figura 3. Comparación de $K_d \text{ in situ}$ vs $K_d \text{ modelado}$ calculado con el modelo de Lee <i>et al.</i> (2018) (círculos) y con el modelo c (cruces), para la base de datos completa (negro) y para dos cruceros con diferentes condiciones ópticas: Cal9709 (amarillo y azul); Ties9802 (rojo y verde)..... | 26 |
| Capítulo 1. Figura 4. (a) Relación entre Z_{SD} y $K_d \text{ in situ}$ de acuerdo con los tres intervalos de Z_{SD} (679 estaciones); (b) Relación entre Z_{SD} and $K_d \text{ in situ}$ de acuerdo al tipo de agua de Jerlov (113 estaciones con datos de absorción)..... | 27 |
| Capítulo 1. Figura 5. Tipos de agua intermedios (línea punteada), agregados a los tipos costeros de la clasificación de Jerlov. | 28 |
| Capítulo 1. Figura 6. Método de ajuste por mínimos cuadrados para cuatro estaciones seleccionadas. La línea negra indica los valores de $a(\lambda) \text{ modelado}$ para diferentes tipos de agua; La línea punteada representa, $a(\lambda) \text{ in situ}$. χ^2_{Crit} marca la tolerancia máxima permitida para el ajuste. a) Ejemplo de ajuste para el tipo II, donde la estación D05 dio el mejor ajuste; b) Ejemplo de ajuste para el tipo 4, donde la estación B06 dio el mejor ajuste; c) Ejemplo de ajuste para el tipo 6, donde la estación 247 dio el mejor ajuste; d) Ejemplo de ajuste para el tipo 8, donde la estación 071 dio el mejor ajuste. | 29 |
| Capítulo 2. Figura 1. Escala de Forel-Ule utilizada en cruceros oceanográficos..... | 38 |
| Capítulo 2. Figura 2. Mapa de ubicación de las estaciones utilizadas para este estudio..... | 41 |
| Capítulo 2. Figura 3. Esquema que describe los pasos que se deben seguir para la captura de la fotografía de la superficie del océano. El Sol en la espalda (a), girar 45° a la izquierda o derecha de la posición inicial (b), colocar el lente de la cámara a 45° respecto a la superficie del mar (c) | 43 |
| Capítulo 2. Figura 4. Ejemplo del procesamiento de las fotografías digitales. Se muestran los cuatro cuadrantes seleccionados y los histogramas que se utilizaron en el caso de esta imagen, para obtener los valores digitales promedio (R, G, B)..... | 44 |
| Capítulo 2. Figura 5. Esquema de los tipos de modelo estimados para cada parámetro óptico y la base de datos utilizada para su desarrollo..... | 46 |
| Capítulo 2. Figura 6. Análisis de residuos estandarizados. a) modelo de Z_{SD} ; b) modelo de $Chla$ | 59 |

Lista de tablas

| | |
|--|----|
| Capítulo 1. Tabla 1. Evaluación de $K_d \text{ in situ}$ contra los modelos estimados a partir de Z_{SD} | 24 |
| Capítulo 1. Tabla 2. Evaluación de $K_d \text{ in situ}$ contra los modelos de Z_{SD} y satelitales. | 25 |
| Capítulo 1. Tabla 3. Número de observaciones (N) clasificadas en los diferentes tipos de agua de Jerlov para las 113 estaciones con $a(\lambda)$ | 29 |
| Capítulo 1. Tabla 4. Evaluación de $K_d \text{ in situ}$ contra un modelo específico por tipo de agua y el modelo c. Los datos resaltados indican los mejores resultados. | 29 |
| Capítulo 2. Tabla 1. Número muestras obtenidas de cada variable en los diferentes cruceros oceanográficos. | 42 |
| Capítulo 2. Tabla 2. Coordenadas de cromaticidad (x, y) estimadas por Novoa <i>et al.</i> (2013) para cada tipo de agua de Forel-Ule. | 45 |
| Capítulo 2. Tabla 3. Análisis de regresión múltiple por pasos para modelos generales y comparación entre los datos modelados y los de validación ($\alpha = 0.05$). | 52 |
| Capítulo 2. Tabla 4. Análisis de regresión múltiple por pasos para los modelos, en donde se utilizó un $\alpha = 0.05$ | 53 |
| Capítulo 2. Tabla 5. Análisis de regresión múltiple por pasos para modelos oceánicos y costeros, así como comparación entre los datos modelados y los de validación, donde se utilizó un $\alpha = 0.05$ | 55 |
| Capítulo 2. Tabla 6. Resultados del análisis de Friedman, $\alpha = 0.05$ | 58 |
| Capítulo 2. Tabla 7. Análisis de mínimos cuadrados para los modelos de Z_{SD} y $Chla$ | 59 |

1. Introducción general

La luz es radiación electromagnética que emite el Sol y se puede clasificar en longitudes de onda, medidas en nanómetros (nm) (Sakshaug *et al.* 2009). Esta incluye ondas de radio, radar, microondas, rayos infrarrojos, luz visible, rayos ultravioletas, rayos X, rayos gamma y rayos cósmicos (Fig. 1) (Kirk, 2011). En este trabajo, nos centraremos en la luz visible (400nm-700nm) o también conocida como radiación fotosintéticamente disponible (PAR) y su comportamiento en el océano. La luz PAR es relevante porque: influye en procesos físicos como la transferencia de calor en la capa superior de la columna de agua; interactúa con las moléculas de agua, los materiales disueltos y partículas en suspensión (Nakamoto *et al.* 2000); y determina procesos biológicos como la fotosíntesis, que representa la principal entrada de energía a estos ecosistemas (Antoine *et al.* 2014).

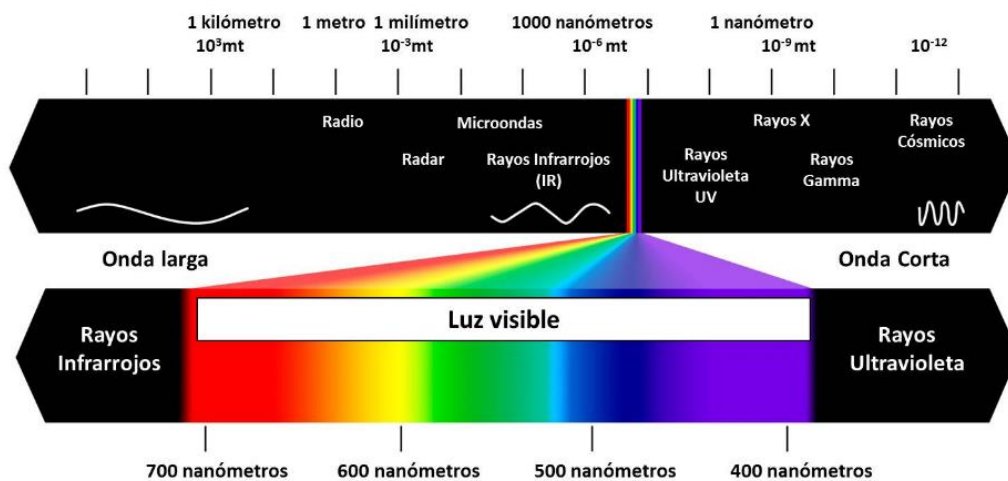


Figura 1. Espectro electromagnético (fuente: <https://revistas.udea.edu.co/index.php/experimenta/article/download/24548/20072/94545>).

La luz que llega a la superficie del océano no presenta la misma intensidad en todas las longitudes de onda, ya que puede ser afectada por la posición del sol, las nubes, la humedad y los aerosoles (Sakshaug *et al.* 2009; Kirk, 2011). Al entrar en contacto con la superficie esta puede reflejarse o penetrar en la columna de agua; si el ángulo de incidencia de la luz se acerca a los 90° , la posibilidad de penetración aumenta drásticamente. Mientras que, si el ángulo es inferior a 45° , se reflejará hacia el cielo la mayor parte de la radiación incidente (Kirk, 2011). Un punto importante de mencionar es el hecho de que la cantidad de luz que entra al océano puede aumentar o disminuir con la presencia de olas. Lo anterior, debido a que estas cambian el ángulo de incidencia de la luz (Sakshaug *et al.* 2009; Kirk, 2011).

Una vez que la luz ingresa en la columna de agua, es dispersada, absorbida o reflejada por el agua misma o por los componentes presentes en esta (fitoplancton, material inorgánico particulado, material orgánico disuelto coloreado o CDOM) (Mobley, 1994). Para comprender qué sucede cuando la luz pasa a través de la interfaz aire-océano, es importante estudiar las propiedades ópticas aparentes (POAs) e inherentes (POIs) de un cuerpo de agua, ya que definen la trayectoria óptica de la luz y su intensidad y calidad (Mobley, 1994; Kirk, 2011). Las POAs son aquellas propiedades que dependen de la estructura geométrica del campo de luz y de los componentes que hay en el medio (Preisendorfer, 1976; Sakshaug *et al.* 2009; Kirk, 2011). Este es el caso del coeficiente de atenuación vertical de la luz difusa (K_d) que mide la atenuación de la luz en la columna de agua y de la reflectancia ($R_r(\lambda)$) que mide la relación entre la irradiancia ascendente y descendente en un punto dado (Kirk, 2011). Por otro lado, las POIs solo dependen de los componentes presentes en el agua de mar, esto en relación con su composición, concentración y tamaño (Preisendorfer, 1986). Una de estas es el coeficiente absorción de luz ($a(\lambda)$), que es la suma de la absorción de luz de cada uno de los componentes que se encuentran en el medio (Ec. 1) (Sosik y Mitchell, 1995).

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_p(\lambda) + a_{CDOM}(\lambda) \quad (1)$$

Donde λ es la longitud de onda, $a_w(\lambda)$ es el coeficiente de absorción de luz por el agua pura, $a_p(\lambda)$ es el coeficiente de absorción de luz por el material particulado y $a_{CDOM}(\lambda)$ es el coeficiente de absorción de luz por el material orgánico disuelto coloreado (CDOM). A su vez $a_p(\lambda)$ se descompone en (Ec. 2):

$$a_p(\lambda) = a_{phy}(\lambda) + a_d(\lambda) \quad (2)$$

Donde $a_{phy}(\lambda)$ y $a_d(\lambda)$ son los coeficientes de absorción de luz por el fitoplancton y por el material detrítico (partículas minerales y orgánicas), respectivamente.

Cada uno de los componentes del $a(\lambda)$ presenta un espectro de absorción típico (Fig. 2) (Kirk, 2011). El agua absorbe luz por encima de los 600 nm y aumenta exponencialmente hacia la región roja del espectro electromagnético (Pope y Fry, 1997). El fitoplancton absorbe de manera significativa en dos longitudes de onda, a los 440nm (azul) y a los 675 nm (rojo) y muy débilmente en la región verde. Mientras

que, el detrito y el CDOM presentan un aumento en absorción hacia longitudes de onda corta (Mobley, 1994; Kirk, 2011).

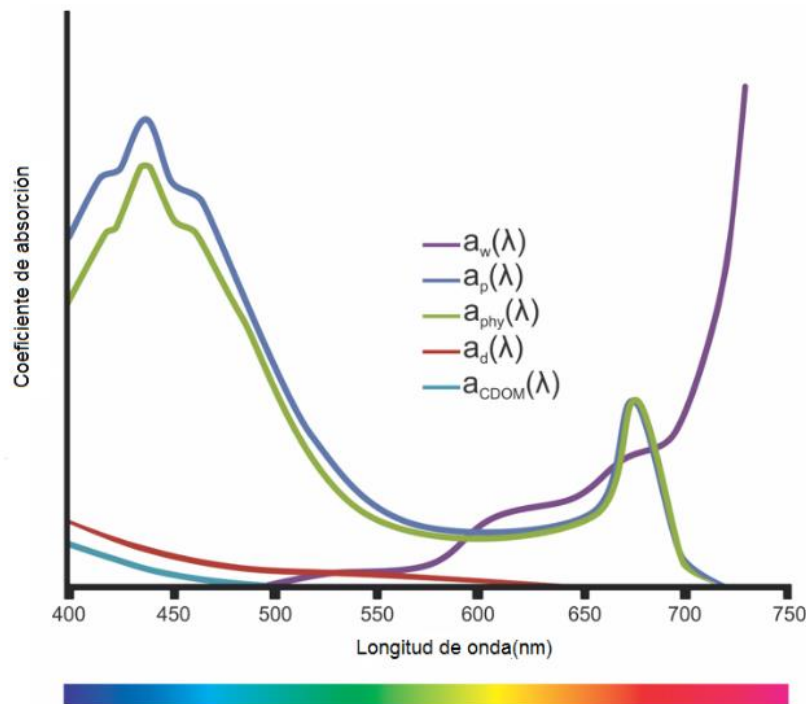


Figura 2. Espectros de absorción típicos de los diferentes componentes presentes en el agua de mar (Fuente: Santamaría-del-Ángel *et al.* 2015a).

Las POAs y POIs muestran las características específicas de una parcela de agua, lo que permite que estas se hayan utilizado para clasificar diferentes tipos ópticos de agua (Baker y Smith, 1982). Las primeras clasificaciones ópticas se basaron en mediciones de la transparencia del agua (Secchi, 1866) (ver capítulo 1) y su color (Ule, 1892; Forel, 1895) (ver capítulo 2). Estas clasificaciones al depender de los ojos del observador se catalogan como subjetivas y no cuantitativas. No fue hasta el final de la Segunda Guerra Mundial, con el desarrollo de equipo radiométricos subacuáticos, que se pudo llevar a cabo cuantitativamente la clasificación de tipos ópticos de agua (Arnone *et al.* 2004). En 1950, Jerlov utilizó datos recopilados con instrumentación para medir la irradiancia espectral en la columna de agua y realizó una clasificación basada en el K_d (ver capítulo 1). Posteriormente, Morel y Prieur (1977) utilizaron tanto las POAs y las POIs para establecer dos diferentes tipos de agua (aguas caso 1 y ópticamente complejas), lo que en esta tesis se explica más a detalle en el capítulo 2. A partir de 1978, comenzó el desarrollo de los sensores remotos del tipo espectro-radiómetro, los cuales tienen el objetivo de medir las variaciones en el

color del océano. Esto permitió que en los últimos 20 años se desarrollaran algoritmos de teledetección para las POAs y POIs, con los que se han generado huellas ópticas únicas, de forma remota, para diferentes tipos de agua (Moore *et al.* 2001; Arnone *et al.* 2004; Lubac y Loisel, 2007; Mélin y Vantrepotte, 2015; Prasad y Agrawal, 2016; Wei *et al.* 2016; Ye *et al.* 2016; Eleveld *et al.* 2017; Avouris y Ortiz, 2019; Vandermeulen *et al.* 2020). Por otra parte, en el Siglo XXI con el avance de la tecnología de las cámaras digitales, Goddijn-Murphy *et al.* (2009) propusieron las bases para estimar parámetros ópticos como el CDOM y clorofila a partir del uso de estas. Lo anterior, dio paso al desarrollo de aplicaciones para teléfonos inteligentes (Apps) que permiten utilizar la cámara integrada a estos aparatos, para monitorear de forma remota las características ópticas de una parcela de agua (Novoa *et al.* 2014; Leeuw y Boss, 2018). Tal es el caso de la App EyeOnWater que sirve para estimar el color del agua (Novoa *et al.* 2014) y la App HydroColor que proporciona una estimación de turbidez (Leeuw y Boss, 2018). En estas dos Apps, la cámara del teléfono inteligente se utiliza para capturar las imágenes de la superficie del agua, de las cuales se extraen los valores de los colores digitales rojo, verde y azul (R, G, B). Valores que posteriormente se aplican en algoritmos ya establecidos en estas Apps, para derivar los parámetros ópticos antes mencionados (color, turbidez) (Novoa *et al.* 2014; Leeuw y Boss, 2018).

La clasificación de tipos de agua con base en el monitoreo de parámetros ópticos es importante, ya que permite comprender y describir la variabilidad espacio-temporal de los procesos ecológicos que suceden en el océano, así como, medir los impactos de las actividades humanas sobre este (Mobley, 1994; Arnone *et al.* 2004; Bastos *et al.* 2016). Lo anterior, es crucial para gestionar los ecosistemas marinos, ya que primero se debe conocer la variabilidad natural del ecosistema y delimitar una línea base, para poder determinar si las variabilidades observadas son causadas por variaciones naturales o por el impacto antropogénico (Santamaria-del-Ángel *et al.* 2015b).

En la actualidad, existen iniciativas para monitorear a largo plazo las propiedades ópticas en el océano, como por ejemplo, la red latinoamericana de monitoreo marino (ANTARES, www.antares.ws), la serie de tiempo Hawaii Ocean (HOT, www.hahana.soest.hawaii.edu/hot/protocols/protocols.html) y la Red de Estudios Ecológicos a Largo Plazo del Ecosistema Pelágico de la Corriente de California (CCE-LTER, www.ccelter.sio.ucsd.edu/data). Los datos obtenidos de este tipo de iniciativas pueden ser utilizados como base para:

- La evaluación del estado de la calidad de agua del ecosistema marino que se esté monitoreando.
- La prohibición del uso del agua para propósitos específicos o como advertencias a los usuarios, dependiente de los resultados de la evaluación mencionada en el punto anterior.
- Identificación o presunción de las probables fuentes de contaminación.
- Evaluación de los efectos de la contaminación y las medidas de control implantadas.
- Analizar la necesidad de establecer medidas nuevas o adicionales para proteger o mejorar la calidad del agua.
- Desarrollar modelos de simulación de la calidad del agua que puedan explicar los mecanismos existentes de contaminación, para poder predecir el estado futuro de la calidad del agua.

La implementación de estas iniciativas o monitoreos implica un alto costo de inversión, el cual como lo mencionan Santamaria-del-Ángel *et al.* (2015b) debe corresponder al menos al 1% del producto interno bruto del lugar donde se encuentre el ecosistema marino a monitorear. Generalmente, este financiamiento es proporcionado por agencias gubernamentales, lo que implica un desafío porque el presupuesto puede variar al terminar cada periodo legislativo (Santamaria-del-Ángel *et al.* 2015b). Una alternativa para superar este desafío ha sido complementar los monitoreos tradicionales con monitoreos ciudadanos (Ceccaronil *et al.* 2020). En los cuales se utilizan técnicas de bajo costo y fácil aplicación, como las propuestas por Novoa *et al.* (2014) y Leeuw y Boss (2018), donde solo se necesita un teléfono inteligente o tableta electrónica para obtener parámetros ópticos. La practicidad de este método, aunado al hecho de que hoy en día 6,055 millones de personas poseen un teléfono inteligente (O'Dea, 2021), hacen de este una valiosa herramienta de monitoreo.

Con base en la información antes proporcionada, este trabajo busca establecer una relación entre las POAs y POIs, que tratará de correlacionarse con el color del agua obtenido a partir de fotografías digitales. El objetivo es generar las bases teóricas para el desarrollo de una tecnología y análisis de bajo costo y fácil aplicación, como base de un sistema de monitoreo para evaluar posibles cambios en el color del agua debido a eventos de florecimientos fitoplanctónicos, anoxia-hipoxia e hiper-eutroficación del sistema.

2. Objetivos

2.1. Objetivo general

Describir y caracterizar la relación que existe entre las propiedades ópticas y el color del océano (ya sea captado por una fotografía o como el que puede ser captado por un sensor tipo espectro-irradiómetro), según los diferentes tipos de parcelas de agua.

2.2. Objetivos particulares.

1. Estimar la escala de Jerlov a partir del coeficiente de absorción de luz total ($a(\lambda)$).
2. Establecer una relación empírica entre el coeficiente de atenuación de luz difusa (K_d (PAR)) y la profundidad del disco de Secchi (Z_{SD}), que pueda aplicarse a condiciones ópticas desde oceánicas hasta costeras.
3. Comparar la relación empírica mencionada anteriormente con las relaciones establecidas en la literatura, que se basan en un único valor de profundidad óptica a la que desaparece el disco de Secchi.
4. Analizar el uso de fotografías digitales para realizar una caracterización bio-óptica, con base en la relación de las propiedades ópticas aparentes e inherentes y los principios de color del mar.
5. Validar que las diferencias de la imagen dependen del ángulo de la captura fotográfica.

Para el desarrollo de estos objetivos este documento se estructura en dos capítulos. En el capítulo 1, se clasifican las muestras con base en la escala de Jerlov a partir del $a(\lambda)$ y se desarrolla un algoritmo para estimar K_d (PAR) a partir de la Z_{SD} , que puede ser aplicado en una amplia gama de condiciones ópticas marinas. Este capítulo ya fue sometido y publicado en una revista científica arbitrada e indexada y se presenta su versión completa. Por otra parte, en el capítulo 2 se desarrollan algoritmos para estimar diversos parámetros ópticos superficiales (la escala de Forel-Ule, la escala de Jerlov, Z_{SD} , K_d (PAR) y la concentración de Clorofila a ($Chla$)) a partir de los colores digitales rojo, verde y azul (R, G, B), extraídos de fotografías digitales de la superficie del agua. Así mismo, se evalúa el ángulo en el que se debe posicionar la cámara para capturar dichas imágenes.

3. Capítulo 1. Nuevo algoritmo para estimar el coeficiente de atenuación vertical de luz difusa a partir de la profundidad del disco de Secchi.

Castillo-Ramírez, A.; Santamaría-del-Ángel, E.; González-Silvera, A.; Frouin, R.; Sebastián-Frasquet, M.-T.; Tan, J.; Lopez-Calderon, J.; Sánchez-Velasco, L.; Enríquez-Paredes, L. A New Algorithm to Estimate Diffuse Attenuation Coefficient from Secchi Disk Depth. *J. Mar. Sci. Eng.* 2020, 8 (558). <https://doi.org/10.3390/jmse8080558>









3.1. Resumen

El coeficiente de atenuación vertical de la luz difusa, K_d (PAR), se utiliza para calcular la zona eufótica y la primera profundidad óptica, las cuales son variables importantes en los modelos de productividad primaria. Actualmente, K_d (PAR) se puede estimar utilizando un irradiómetro o un disco Secchi (SD). El principal objetivo de este trabajo es definir una aproximación para estimar K_d (PAR) a partir de SD , que se pueda aplicar a una amplia gama de condiciones ópticas marinas. Se utilizaron 679 estaciones en diferentes regiones marinas, que contaban con perfiles de irradiancia y profundidad de SD (Z_{SD}). Se desarrollaron tres aproximaciones empíricas y su significancia estadística se evaluó contra los trabajos reportados anteriormente en la literatura y contra datos de sensores remotos. Los resultados más precisos se obtuvieron con una aproximación adaptativa que representa tres condiciones: agua clara, agua turbia y una zona de transición. Las aproximaciones publicadas previamente en la literatura que consideraban un solo valor de profundidad óptica a la que desaparece SD , no logran capturar la complejidad óptica marina. Además, nuestra clasificación de estaciones en los diferentes tipos ópticos de agua de Jerlov, con base en el coeficiente de absorción de luz total ($a(\lambda)$), si bien no nos permitió realizar una aproximación para estimar K_d (PAR) para cada tipo de agua, nos permitió agrupar las muestras en tres grupos (agua clara, agua turbia, en transición) lo que mejoró el ajuste de nuestra aproximación adaptativa. Aunque obtener K_d (PAR) a partir de Z_{SD} es simple y de bajo costo, se debe tener algunas consideraciones en la metodología utilizada para medir Z_{SD} para asegurar resultados consistentes en diferentes condiciones ópticas marinas.

Palabras claves: Disco de Secchi, coeficientes de atenuación vertical de la luz difusa, profundidad óptica del disco de Secchi, modelo adaptativo, enfoque de monitoreo con disco de Secchi.

Article

A New Algorithm to Estimate Diffuse Attenuation Coefficient from Secchi Disk Depth

Alejandra Castillo-Ramírez ^{1,2} , Eduardo Santamaría-del-Ángel ^{1,*} ,
Adriana González-Silvera ¹ , Robert Frouin ³ , María-Teresa Sebastián-Frasquet ⁴ , Jing Tan ³ ,
Jorge Lopez-Calderon ¹ , Laura Sánchez-Velasco ⁵  and Luis Enríquez-Paredes ¹

¹ Facultad de Ciencias Marinas, Universidad Autónoma de Baja California, Ensenada 22860, Baja California, Mexico; alejandra.castillo@uabc.edu.mx (A.C.-R.); adriana.gonzalez@uabc.edu.mx (A.G.-S.); jorge.lopez67@uabc.edu.mx (J.L.-C.); lmenriquez@uabc.edu.mx (L.E.-P.)

² Alumni PhD postgraduate program in Coastal Oceanography, Facultad de Ciencias Marinas, Universidad Autónoma de Baja California, Ensenada 22860, Baja California, Mexico

³ Scripps Institution of Oceanography, University of California San Diego, La Jolla, CA 92037, USA; rfrouin@ucsd.edu (R.F.); jit079@ucsd.edu (J.T.)

⁴ Institut d'Investigació per a la Gestió Integrada de Zones Costaneres (IGIC), Universitat Politècnica de València (UPV), 46730 Grau de Gandia, Spain; mtsebastian@hma.upv.es

⁵ Departamento de Plancton y Ecología Marina, Instituto Politécnico Nacional, Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas (IPN-CICIMAR), La Paz 23096, Baja California Sur, Mexico; lsvelasc@gmail.com

* Correspondence: santamaria@uabc.edu.mx

Received: 24 June 2020; Accepted: 22 July 2020; Published: 25 July 2020



Abstract: The vertical diffuse attenuation coefficient K_d (PAR) is used for calculating the euphotic zone, the first optical depth that is important for primary productivity models. Currently, K_d (PAR) can be estimated using an irradiator or a Secchi disk (SD). The main objective of this work is to define a model that can be applied to a wide range of optical marine conditions to estimate K_d (PAR) by SD. We used irradiance profiles and SD depth (Z_{SD}) from 679 stations in various marine regions. Three parametric models were developed, and their statistical performance was evaluated in view of previous approaches reported and remote sensing data. The best results were obtained with an adaptive model representing three cases: clear-water, turbid-water, and a transition zone ($R^2 = 0.965$, MAE = 0.083, RMSD = 0.239, BIAS = 0.01, and MPI = 0.854). Previous models considering a single optical depth figure at which the SD disappears did not capture the marine optical complexity. Our classification of 113 stations with spectral absorption data into Jerlov water types indicated that no unique correspondence existed between estimated K_d (PAR) and water type, making it ambiguous to associate compatible inherent optical properties and chlorophyll with Z_{SD} . Although obtaining K_d (PAR) from Z_{SD} is simple/low-cost, care should be taken in the methodology used to measure Z_{SD} to ensure consistent results across different optical marine conditions.

Keywords: Secchi disk; vertical diffuse attenuation coefficient K_d ; Secchi disk optical depth; adaptive model; Secchi disk monitoring approach

1. Introduction

Sunlight in the electromagnetic spectrum region between 400 and 700 nm, known as photosynthetically active radiation (PAR) [1], plays an important role in the physics, biology, and chemistry of the oceans [2]. PAR is directly linked to biological processes such as photosynthesis, which constitutes the base of the food chain in marine ecosystems [1,3–5]. In other words, primary productivity largely depends on the sunlight field in the water column, which decreases exponentially with depth.

In the late 19th century, Pietro Angelo Secchi (1866) [6] pioneered studies on the field of light penetration in water and developed a method for determining water transparency based on a white disk (made of a non-refractive material) 30201350 cm in diameter, now known as Secchi disk (SD) [7]. The principle for the use of the SD consists of determining the depth at which it is no longer visible to the naked eye [8]. This depth is defined as the Secchi disk depth (Z_{SD}), being inversely proportional to the amount of dissolved or particulate matter present in the water column; therefore, the Z_{SD} reading can be used as an indicator of turbidity [9,10].

During the 20th century, it was possible to quantify the light field in water, noting that light decreases exponentially with depth. This decrease can be measured using the vertical spectral diffuse attenuation coefficient (K_d), an apparent optical property (AOP) [11] that reflects the attenuation caused by water molecules [12] and the amount and type of compounds in water (phytoplankton, organic and inorganic particles, and colored dissolved organic matter (CDOM)) [13].

Since primary productivity, which controls the evolution of marine ecosystems, largely depends on the sunlight environment in the water column, knowing K_d is essential to describe its variability. For instance, K_d can be used for calculating the depth of the euphotic zone (Z_{eu}) (i.e., the depth at which 99% of the surface light is attenuated) and the first optical depth (qualitatively, the ocean layer that produces the color signal of the ocean recorded by satellites) [1]. K_d is also important for primary productivity models, which are based on the potential of the phytoplankton community to react to different light intensities [14].

K_d can be estimated directly, using irradiance sensors measuring the flow of PAR photons in the water column ($K_d(\text{PAR})$) [1], or indirectly, using a SD [7]. The former provides more accurate data; however, is not routinely used in oceanographic cruises due to its high cost, but only in those focused on bio-optical measurements or primary productivity, or for the calibration of ocean color sensors [9,15–18]. On the other hand, SD is routinely used in most oceanographic cruises [18–22]. The approximation most commonly used is that $K_d(\text{PAR})$ is inversely proportional to Z_{SD} [9] (Equation (1)), which yields empirical constants. Considering the criteria of Kirk [1] and Gallegos et al. [23], these empirical constants represent the optical depth (OD_{SD}) at which the Secchi disk disappears:

$$K_d(\text{PAR}) = \frac{OD_{SD}}{Z_{SD}} \quad (1)$$

Poole and Atkins (1929) [9] were the first to propose an OD_{SD} value from 14 measurements recorded in the English Channel, with Z_{SD} values ranging from 2 to 35 m. These authors proposed estimating $K_d(\text{PAR})$ with an OD_{SD} of 1.70. In 1970, at a time when technological progress made it possible to manufacture submersible photometers/irradiance-meters, Holmes [15] revisited this topic; using data from 13 stations in Santa Barbara (California, USA), he derived a value of 1.44. However, the data used by Holmes [15] came from an area with Z_{SD} values ranging from 2 to 12 m, i.e., conditions that were more turbid than those reported by Poole and Atkins [9]. The above studies support using an OD_{SD} of 1.70 for clear water and 1.44 for turbid water (v.gr. Barbosa and Domingues, 2009 [22]).

The above values (i.e., 1.70 and 1.44) were estimated from a limited dataset (14 and 13 stations), which is why several researchers have subsequently sought to re-evaluate these values. Megard and Berman (1989) [16] recorded 24 measurements in the southeastern Mediterranean Sea and estimated an average value of 1.54 for areas with Z_{SD} ranging from 6 to 46 m.

In the marine environment, $K_d(\text{PAR})$ has been estimated from Z_{SD} using OD_{SD} values ranging from 1.22 to 1.70 [22]. Recently, according to the new Secchi Disk Theory [23] and the approach proposed in the Fifth IOCCG Report [24], Lee et al. (2018) [18] proposed to unify all OD_{SD} values into a single figure. These authors used the Hydrolight computer code [25] to simulate the light field in the water column under different optical conditions (from oligotrophic to eutrophic, oceanic and coastal, including phytoplankton blooms). These simulations yielded an average OD_{SD} of 1.48.

Another approach used to estimate K_d (PAR) through SD without involving OD_{SD} involves the development of empirical models based on a nonlinear relationship between K_d (PAR) and $1/Z_{SD}$:

$$K_d(\text{PAR}) = \frac{a}{(Z_{SD})^b} \quad (2)$$

where a and b are the empirical coefficients of the model, which vary according to the study area. The majority of the work on models given by Equation (2) has been conducted for inland water bodies [26–28]. For marine environments, Montes-Hugo and Alvarez-Borrego [17] proposed values of 1.45 and 1.10 for a and b , respectively, for coastal waters in the northeast of Baja California and southern California, an area with Z_{SD} from 2 to 12 m.

Jerlov [29] classified oceanic water into five types (I, IA, IB, II, and III) and coastal water into five types (1, 3, 5, 7, and 9), based on hyperspectral K_d ($K_d(\lambda)$) for each wavelength), where a larger number indicates higher turbidity. Each of the 10 Jerlov water types has a typical light absorption coefficient associated ($a(\lambda)_{model}$) [30]. This absorption coefficient takes into account pure sea water absorption, $a_w(\lambda)$, chlorophyll-based absorption, $a_{phy}(\lambda)$, and CDOM absorption, $a_{CDOM}(\lambda)$ [30] (Equation (3)):

$$a(\lambda)_{model} = a_w(\lambda) + a_{phy}(\lambda) + a_{CDOM}(\lambda) \quad (3)$$

where λ is wavelength.

Based on the above, estimating K_d (PAR) from Z_{SD} measurements has proven to be a useful, cost-effective methodology to detect changes in marine ecosystems. However, it is essential that the K_d (PAR) estimates be robust and objective, since a miscalculation of K_d (PAR) would lead to errors in estimates of euphotic zone and first optical depths. The main objective of this work is to establish an empirical relationship that could be applied to a wide range of optical conditions occurring in marine environments. A second objective is to examine whether the K_d (PAR) derived from Z_{SD} could be related to a specific optical water type (in Jerlov's sense), which would broaden the application of the SD approach and enhance its usefulness as a descriptor of water optical properties. Likewise, and considering that the current development of spectroradiometer-type remote sensors allows producing synoptic measurements of K_d at 490 nm ($K_d(490)$), this study considered data from these remote sensors as one of the models to evaluate.

2. Materials and Methods

In this study, we compiled 679 pairs of K_d (PAR) and Z_{SD} data recorded under well-illuminated (sunny) conditions, with an irradiance meter and SD, respectively. These encompass conditions from clear oceanic to turbid coastal waters (Figure 1a,b). The source of data was as follows: 212 data pairs from the Tara Ocean Consortium [31] (Figure 1a); 195 from the NASA SeaBass archive (Chesapeake bay and CALCOFI zone) [32]; 103 from Gallegos et al. [21]; 74 from the Phytoplankton Ecology Group (POPEYE) database at Universidad Autónoma de Baja California; 71 from Montes-Hugo and Alvarez-Borrego [17]; 24 from Megard and Berman [16]. Hereafter, K_d (PAR) recorded from irradiance-meter data will be named $K_{d\text{in situ}}$.

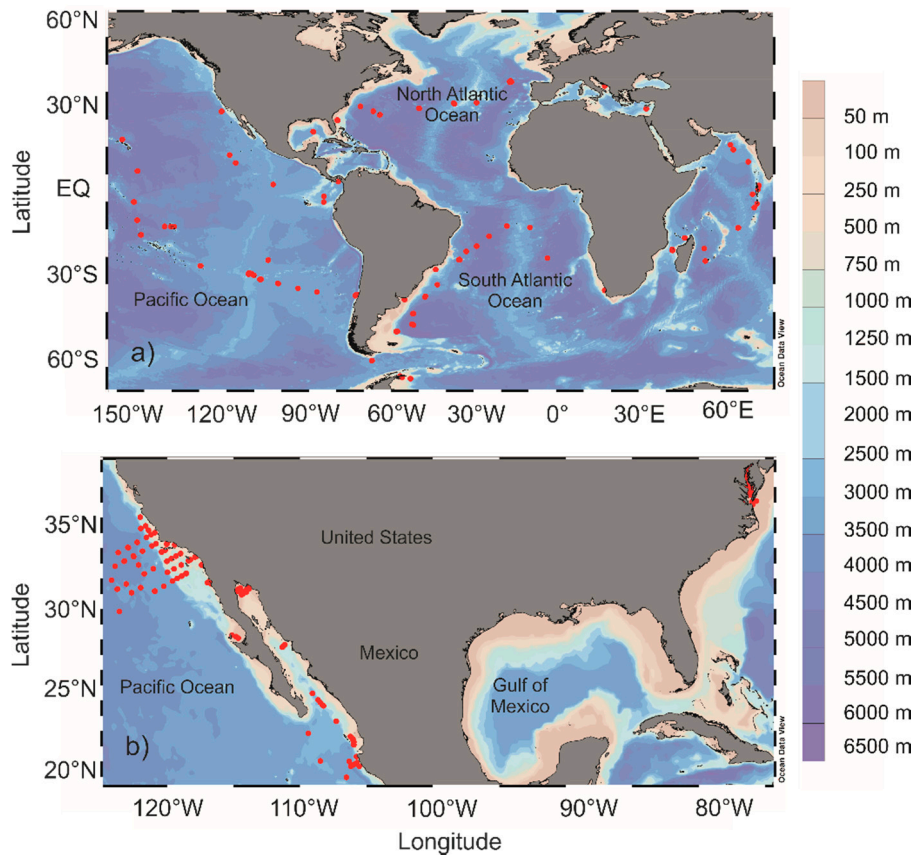


Figure 1. Location of stations; the color bar indicates the bathymetry, in meters. (a) Stations of the Tara Ocean Stations Consortium [31] and Megard and Berman [16]. (b) Stations of the NASA SeaBass file [32], POPEYE database, Gallegos et al. [21], and Montes-Hugo and Alvarez-Borrego [17].

$K_{din\ situ}$ for NASA SeaBass [32] and POPEYE data was estimated for each station based on PAR measurements, in accordance with the criteria of Kirk [1], expressed in Equation (4):

$$\ln(PAR(Z)) = \ln(PAR(0)) - K_{din\ situ} Z \quad (4)$$

where $K_{din\ situ}$ is the slope of a linear model and the dependent variable is the natural logarithm of irradiance as a function of depth (Z). For the Tara Ocean Consortium data [31], $K_{din\ situ}$ was estimated from Z_{eu} using the following equation [1]:

$$Z_{eu} = \frac{4.6}{K_{din\ situ}} \quad (5)$$

The $K_{din\ situ}$ data of Megard and Berman [16], Montes-Hugo and Alvarez-Borrego [17], and Gallegos et al. [21] were taken from those reported in the respective publications.

Based on Steyerberg [33] and the IOCCG report [34], the database was randomly split into two groups. Group 1 was used for the development of models; it comprises 478 data pairs (70% of total data). Group 2 was used for validation purposes; it comprises 201 data pairs (30% of total data). To reduce the random error in the selection of the two datasets and to test the robustness of models, 10 replicates were obtained by randomly selecting 10 different datasets for modeling, along with the respective validation datasets.

Three parametric models were tested to predict K_d (PAR) based on Z_{SD} ; the model with the best fit was selected as per the criteria of Xu et al. [35] for least-squares analysis. The first approximation (model *a*) was based on Equation (1), where K_d (PAR) is calculated using fixed (or single) estimates of

OD_{SD} ; the second (model *b*) was based on the nonlinear empirical relationship between $K_{d\text{in situ}}$ and $\frac{1}{Z_{SD}}$ (Equation (2)); and the third (model *c*) followed the concepts of Equation (2); in the latter model, Z_{SD} was split into three zones, namely two extreme cases (clear and turbid waters) and a transition zone, as follows:

$$\log_{10}(K_d) = p1 + p2 \times \log_{10}(Z_{SD}), \text{ if } \log_{10}(Z_{SD}) < p3 \tag{6}$$

$$\log_{10}(K_d) = p5 + p6 \times \log_{10}(Z_{SD}) \text{ if } \log_{10}(Z_{SD}) \geq p4 \tag{7}$$

In the transition zone, where $p3 \leq \log_{10}(Z_{SD}) < p4$, $\log_{10}(K_d)$ is modeled as a linear combination of the two models:

$$\log_{10}(K_d) = (p1 + p2 \times \log_{10}(Z_{SD})) \times \frac{p4 - \log_{10}(Z_{SD})}{p4 - p3} + (p5 + p6 \times \log_{10}(Z_{SD})) \times \frac{\log_{10}(Z_{SD}) - p3}{p4 - p3} \tag{8}$$

The model parameters $p1$, $p2$, $p3$, $p4$, $p5$, and $p6$ are retrieved through the least-squares fitting.

Moreover, K_d (490) values were derived from measurements with a 1×1 km-resolution spectroradiometer in monthly multi-sensor composites. The sensors used were Ocean Color and Temperature Scanner from August 1996 to July 1997 (OCTS_v2014.0), Sea-Viewing Wide Field-of-View Sensor (SeaWiFS) from September 1997 to December 2010 (SeaWiFS_v2018.0), Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer-MODIS TERRA from February 2000 to date (MODIST_v2018.0), Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS) from April 2002 to March 2012 (MERIS_R3), Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer-MODIS-AQUA from July 2002 to date (MODISA_v2018.0), and Visible and Infrared Imager/Radiometer Suit (VIIRS) Suomi-NPP from January 2012 to date (VIIRS_v2018.0). Sensor data to construct these images were downloaded from [36] to 1B level and processed at levels 2 and 3 using SeaDAS 7.5.1. (National Aeronautics and Space Administration) The multi-sensor composites were performed following the criteria by [37,38].

To determine the performance from the above models, three statistical descriptors were calculated: mean absolute error (MAE) (Equation (9)), root-mean-square error (RMSD) (Equation (10)), and analysis of bias (BIAS) (Equation (11)).

$$MAE = \frac{\sum |(K_{d\text{in situ}} - K_{d\text{model}})|}{n} \tag{9}$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum (K_{d\text{in situ}} - K_{d\text{model}})^2}{n}} \tag{10}$$

where n is the total number of data included in this analysis, $K_{d\text{in situ}} - K_{d\text{model}}$ is residual observations, and $|(K_{d\text{in situ}} - K_{d\text{model}})|$ is the absolute value of residuals.

$$BIAS = \text{average} (K_{d\text{in situ}} - K_{d\text{model}}) \tag{11}$$

where $BIAS$ is the residual mean.

According to MAE and RMSD, lower values represent better results, whereas $BIAS$ values closer to zero mean better results. To determine which is the best model, a model performance index (MPI) was estimated (Equation (12)) based on the three statistic descriptors mentioned above:

$$MPI = 1 - \left(\frac{\left(\frac{R_{MAE}}{p} \right) + \left(\frac{R_{RMSD}}{p} \right) + \left(\frac{R_{|BIAS|}}{p} \right)}{3} \right) \tag{12}$$

where R_{MAE} is the MAE rank, R_{RMSD} is the RMSD rank, $R_{|BIAS|}$ is the rank of absolute $BIAS$ values, and p is the total number of models to be compared. Ranks and their respective matches were calculated following the criteria of [39–41]. MPI ranges from 0 to 1, where values closer to 1 mean a better model.

To accomplish the objective of examine whether the K_d (PAR) derived from Z_{SD} could be related to a specific optical water type (in Jerlov’s sense), we compiled in-situ absorption coefficient data

$(a(\lambda)_{in situ})$. These were available for 113 stations only. The data for the POPEYE database and the CALCOFI zone were processed following the protocol of Mitchell et al. [42], whereas the data for the Chesapeake Bay area were analyzed following the protocol of Mueller and Austin [43]. Pope and Fry [12] values were used for $a_w(\lambda)$. $a(\lambda)_{in situ}$ spectra were classified into the different Jerlov water types. The classification was obtained by comparing $a(\lambda)_{in situ}$ with $a(\lambda)_{model}$ using a least-squares fitting method based on Xu et al. [35]. The statistical significance of this fit was determined through a goodness-of-fit test following Zar [44]. POPEYE absorption data ranged from 400 to 700 nm, and SeaBaSS data from 400 to 650 nm. Thus, the goodness-of-fit test was carried out with different degrees of freedom, according to each dataset (POPEYE: $\alpha = 0.05$, $\chi^2_{Crit} = 21.02$, $df = 12$; SeaBaSS: $\alpha = 0.05$, $\chi^2_{Crit} = 18.30$, $df = 10$).

3. Results and Discussion

Our database includes both oceanic and coastal stations (Figure 1), so the models presented in this work were developed and evaluated considering a wide range of optical conditions. The three models proposed in this work represent $K_{din situ}$ and Z_{SD} values ranging from 0.030 to 3.217 m^{-1} . and 0.3 to 50 m, respectively.

Model *a* based on Equation (1) and that gives rise to Equation (13) yielded an OD_{SD} of 1.37 ($R^2 = 0.957$), which is lower than OD_{SD} values reported in the literature. Typically, studies performed in the 20th century considered that low OD_{SD} values resulted from increased turbidity [13,45]. However, the authors of [18] mentioned that in addition to the above, a factor to consider is that when K_d (PAR) is estimated using shallow depths, this tends to be higher than values estimated for deeper layers. This trend is most evident in oceanic stations with deeper Z_{eu} relative to stations where light penetration is lower. In other words, lower OD_{SD} values may be obtained when the calculation of K_d (PAR) considers the light profile from the surface to a depth close to Z_{eu} , or at least to Z_{SD} [18]. In determining OD_{SD} , $K_{din situ}$ was calculated using light profiles close to Z_{eu} or Z_{SD} .

$$K_{dmodel a} = \frac{1.37}{Z_{SD}} \tag{13}$$

Model *b* was based on a nonlinear fit between $K_{din situ}$ and Z_{SD} , (Equation (14)), assuming that this represents the continuous function of the empirical relationship between K_d (PAR) and Z_{SD} . This model resulted in regression coefficients $a = 1.18$ and $b = 0.92$ ($R^2 = 0.957$). These coefficients are lower relative to those reported by Montes-Hugo and Álvarez-Borrego [17] ($a = 1.45$ and $b = 1.10$), likely because of the narrower sampling interval (1–12 m) used by these authors.

$$K_{dmodel b} = \frac{1.18}{(Z_{SD})^{0.92}} \tag{14}$$

Model *c* is adaptive and followed the same approach as model *b*, i.e., it comprises three equations that consider three Z_{SD} ranges (Equations (15)–(17)) ($R^2 = 0.965$). These Z_{SD} ranges represent two contrasting conditions: turbid water with $Z_{SD} < 2.20$ m (Equation (15)) and clear water with $Z_{SD} \geq 5.37$ m (Equation (17)); plus a transition zone with $2.20 \text{ m} \leq Z_{SD} < 5.37$ m (Equation (16)).

$$K_{dmodel c} = \frac{1.16}{(Z_{SD})^{0.62}} \tag{15}$$

$$K_{dmodel c} = \exp \left((0.15 - \log Z_{SD} \times 0.62) \times \frac{1.68 - \log Z_{SD}}{0.89} + (-0.48 - \log Z_{SD} \times 0.72) \times \frac{\log Z_{SD} - 0.79}{0.89} \right) \tag{16}$$

$$K_{dmodel c} = \frac{0.62}{(Z_{SD})^{0.72}} \tag{17}$$

The equation for the transition zone (Equation (16)) is more complex since attempting to discern stations located between these two extremes (turbid-to-clear vs. clear-to-turbid stations), while keeping

continuity in Z_{SD} over the entire Z_{SD} range. This partitioning into Z_{SD} ranges in the model c allowed us to reduce variability in the data, i.e., achieve a better fit for each case, therefore providing better performance overall.

For evaluating models a , b , and c , $K_{d\text{ in situ}}$ (Equations (4) and (5)) was compared versus $K_{d\text{ model } a}$ (Equation (13)), $K_{d\text{ model } b}$ (Equation (14)), and $K_{d\text{ model } c}$ (Equations (15)–(17)) (Figure 2), as well as versus K_d estimated from the different models for marine waters reported in the literature (Table 1). These comparisons were evaluated based on MAE (Equation (9)), RMSD (Equation (10)), BIAS (Equation (11)), and MPI (Equation (12)). The above showed that model c (Figure 2c) yielded the best fit (lowest MAE, RMSD, BIAS close to zero, and MPI closest to one), MAE of 0.083, RMSD of 0.239, BIAS of 0.01, and MPI of 0.854.

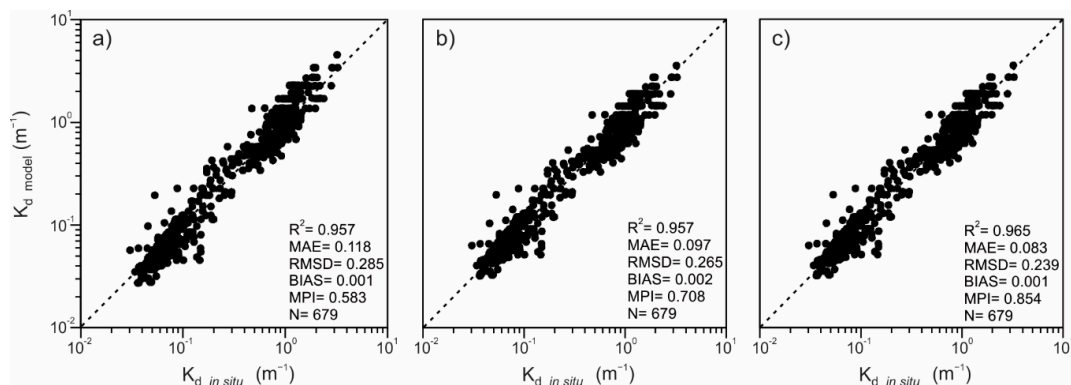


Figure 2. Comparative analysis between the attenuation coefficient estimated in situ ($K_{d\text{ in situ}}$) and the attenuation coefficients modeled. (a) $K_{d\text{ model } a}$, (b) $K_{d\text{ model } b}$, and (c) $K_{d\text{ model } c}$.

Table 1. Evaluation of $K_{d\text{ in situ}}$ versus Z_{SD} models.

| Reference | Equation | Z_{SD} Intervals (m) | MAE | RMSD | BIAS | MPI |
|--------------------------------------|------------------------------|--------------------------|-------|-------|--------|-------|
| Poole and Atkins [9] | $K_d = 1.7/Z_{SD}$ | 1.9–35 | 0.182 | 0.285 | 0.217 | 0.104 |
| Poole and Atkins [9] | $K_d = 1.7/Z_{SD}$ | 1.9–35 | 0.125 | 0.273 | 0.120 | 0.416 |
| Holmes [15] | $K_d = 1.4/Z_{SD}$ | 2–12 | 0.142 | 0.285 | 0.118 | 0.229 |
| Megard and Berman [16] | $K_d = 1.54/Z_{SD}$ | 6–46 | 0.134 | 0.285 | 0.078 | 0.354 |
| Lee et al. [18] | $K_d = 1.48/Z_{SD}$ | All intervals | 0.141 | 0.359 | −0.013 | 0.250 |
| Montes-Hugo and Álvarez-Borrego [17] | $K_d = 1.45/(Z_{SD})^{1.10}$ | 1–12 | 0.118 | 0.285 | 0.003 | 0.583 |
| Model a | $K_d = 1.37/Z_{SD}$ | All intervals | 0.097 | 0.265 | 0.002 | 0.708 |
| Model b | $K_d = 1.18/(Z_{SD})^{0.92}$ | All intervals | <2.20 | | | |
| Model c | Equations (15)–(17) | Transition zone ≥5.37 | 0.083 | 0.239 | 0.001 | 0.854 |

Table 1 represents an improvement versus previous methods, showing that model c yields the best performance considering the statistical descriptors and the index mentioned above. In particular, with respect to the most recent model [18], model c yields a MAE reduction of 0.051, an RMSD reduction of 0.046, and a MPI increase of 0.5.

If models developed for particular or regional marine conditions are considered, such as the model of Lugo-Fernández et al. [46], which divide their conditions for use into summer and non-summer for the north Gulf of Mexico an area influenced by the Mississippi river mouth, highly dispersed results may be obtained as this area is affected by high inland CDOM inputs. Additionally, we consider that the conditions in this model depend on river flows rather than seasonality. Given that our database includes stations from both northern and southern hemispheres, the criteria for applying this model become complex. As an example, we assessed the model of Montes-Hugo and Álvarez-Borrego [17], which was developed only for coastal waters in northeast Baja California and southern California; we observed that the application of this model to different marine conditions yields suboptimal results,

thus highlighting the constraints in generalizing empirical models that were originally established from a limited range of conditions.

The evaluation of models *a* and *b* revealed that the use of a single OD_{SD} value [9,15,16,18] for different optical conditions of water resulted in higher RMSD (Table 1), relative to using two values, i.e., the 1.70 figure proposed by Poole and Atkins [9] for clear waters and the 1.44 figure estimated by Holmes [15] for turbid waters. If we consider the broad range of optical conditions that occur in the marine environment, the above confirms that a single value is certainly not representative of the range of optical conditions. In addition, it was noted that model *b* yields lower RMSD values relative to OD_{SD} .

The three equations adequately represented the range of optical diversity in marine environments (from clear ocean waters to very turbid coastal waters) in a simplified way, and the model can be used even under conditions of phytoplankton blooms such as those described in Santamaria-del-Angel et al. [47] and Aguilar-Maldonado et al. [48].

In order to estimate $K_d(490)$ values from remote sensors for comparison versus $K_{din\ situ}$ and K_d figures estimated with the models in Table 1, 1 km-resolution multi-sensor images were constructed. From the original 679 data, only 383 were used for this comparison. Table 2 evidences that model *c* is the best model, yielding an MPI of 0.814, whereas the models with the worst fit to $K_{din\ situ}$ were the model of Poole and Atkins [9] and the satellite model, with an MPI of 0.074. To note, the model of [9] was derived from only 14 data that are not representative of the range of optical conditions in the ocean.

Table 2. Evaluation of $K_{din\ situ}$ versus Z_{SD} and satellite models.

| Reference | Equation | Z_{SD} Intervals (m) | MAE | RMSD | BIAS | MPI |
|--------------------------------------|------------------------------|--------------------------|-------|-------|--------|-------|
| Poole and Atkins [9] | $K_d = 1.7/Z_{SD}$ | 1.9–35 | 0.041 | 0.073 | −0.028 | 0.074 |
| Poole and Atkins [9] | $K_d = 1.7/Z_{SD}$ | 1.9–35 | 0.034 | 0.063 | −0.006 | 0.460 |
| Holmes [15] | $K_d = 1.4/Z_{SD}$ | 2–12 | 0.032 | 0.063 | −0.011 | 0.425 |
| Megard and Berman [16] | $K_d = 1.54/Z_{SD}$ | 6–46 | 0.031 | 0.062 | −0.005 | 0.740 |
| Lee et al. [18] | $K_d = 1.48/Z_{SD}$ | All intervals | 0.034 | 0.003 | 0.021 | 0.425 |
| Montes-Hugo and Álvarez-Borrego [17] | $K_d = 1.45/(Z_{SD})^{1.10}$ | 1–12 | 0.029 | 0.063 | 0.007 | 0.592 |
| Model <i>a</i> | $K_d = 1.37/Z_{SD}$ | All intervals | 0.032 | 0.072 | 0.009 | 0.388 |
| Model <i>b</i> | $K_d = 1.18/(Z_{SD})^{0.92}$ | All intervals | 0.026 | 0.062 | 0.005 | 0.814 |
| Model <i>c</i> | Equations (15)–(17) | <2.20 | 0.079 | 0.187 | 0.015 | 0.074 |
| K_d satellite model (490) | Standard SeaDAS product | Transition zone ≥5.37 | | | | |

For its part, the satellite model represents $K_d(490)$, which is a spectral portion of the $K_d(\text{PAR})$ measured in situ. Austin and Petzoid [49] proposed the first approach of $K_d(490)$ using the ratio between leaving-water radiances (Lwr) between 443 and 550 nm (Lwr_{443}/Lwr_{550}), as well as the $K_d(490)$ for optically pure seawater and some linear approximation coefficients. A number of approaches have been developed from there, such as those of [32], which essentially have yielded improved estimates of the coefficients used, being specific to each sensor.

Additionally, several authors have estimated Z_{SD} from satellite images, mostly focusing on inland water bodies [50–54]. In the marine environment, Kim et al. [55] estimated Z_{SD} from $K_d(490)$ based on concepts derived from [56–58]. All these point to the need to measure other intrinsic optical properties, such as backscattering at least at 490 nm. As this work did not have in-situ backscattering observations available, we might think that these could be estimated through standard models such as the Generalized Inherent Optical Property (GIOP) model; however, Betancur-Turizo et al. [59] warn that care should be taken with these models because, by being too simplified, they do not reflect the variability of the parameter in a reliable way. This cautionary statement has been addressed recently. The works by Jiang et al. [60] and Liu et al. [61] have aimed to improve these estimates to obtain more accurate satellite Z_{SD} values for various types of water. It is clear that this is a dynamic and constantly evolving line of research.

Although data derived from satellite observations are promising and this subject of research needs to be further refined in the future, we recommend further monitoring of marine optical properties while observing the data quality, and complementing in-situ reflectance measurements.

Based on the above and following the criteria established by [62], the use of multi-sensor data will allow us, in the long term, an improved integration of in-situ measurements and satellite images. This will result in time series that will be suitable for use in marine monitoring programs, defining weekly, monthly, seasonal, and annual variability scales, as well as their trends.

Figure 3 compares $K_{d\text{ in situ}}$ and $K_{d\text{ model}}$ calculated using model *c* and the model of Lee et al. [18]. The results show that both models performed similarly for $K_{d\text{ in situ}}$ values lower than 0.1 m^{-1} (clear waters). In more optically complex waters ($K_d > 2\text{ m}^{-1}$), the difference between in-situ and modelled data increases. The model of Lee et al. [18] tends to fit a positive exponential (J-shaped) function departing from the 1:1 line, while model *c* is a closer fit to the 1:1 line. This is evident for the full database (679 observations) and for two independent cruises with different optical conditions (Cal9709: oceanic/coastal conditions; Ties9802: estuarine conditions).

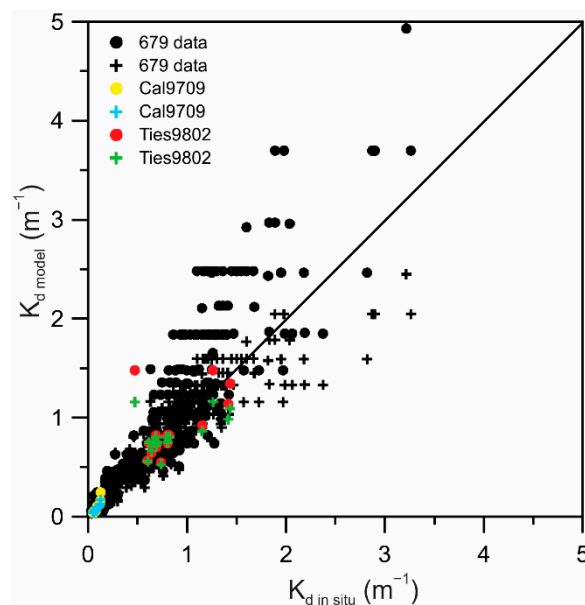


Figure 3. Comparison of $K_{d\text{ in situ}}$ vs. $K_{d\text{ model}}$ calculated with the model of Lee et al. [18] (circles) and with model *c* (crosses), for the full database (black) and for two cruises with different optical conditions: Cal9709 (yellow and blue); Ties9802 (red and green).

The primary objective of this work is to define a model applicable to a wide range of optical conditions in marine environments. Under this premise, model *c* in an adaptive model that yields better predictions relative to models that consider an OD_{SD} value only. In order to use this model in field cruises, a table was added as supplementary material for K_d (*PAR*) (Table S1), derived from this model and based on Z_{SD} . The most accurate estimate of K_d (*PAR*) with model *c* allows obtaining better results in the calculation of primary productivity, which is a major variable that can be used in studies ranging from understanding the global carbon cycle to fisheries aspects [63]. A proper understanding of primary organic production will not only allow estimating the total organic matter produced in the oceans, but also supports the comparison of ocean regions as potential food sources [14].

Figure 4a shows K_d values associated with the three Z_{SD} ranges. The clear water case, i.e., $Z_{SD} \geq 5.37\text{ m}$, corresponds to $K_{d\text{ in situ}}$ values of less than 0.2 m^{-1} (blue circles); the turbid water case, i.e., $Z_{SD} < 2.20\text{ m}$, to $K_{d\text{ in situ}}$ values above 0.4 m^{-1} (brown circles); and the transition zone, to intermediate $K_{d\text{ in situ}}$ values. In general, K_d (*PAR*) is inversely related to Z_{SD} [1,9], but with a variable dependence according to the Z_{SD} range, a behavior due to the differential influence of the components that contribute to light attenuation as Z_{SD} change [21].

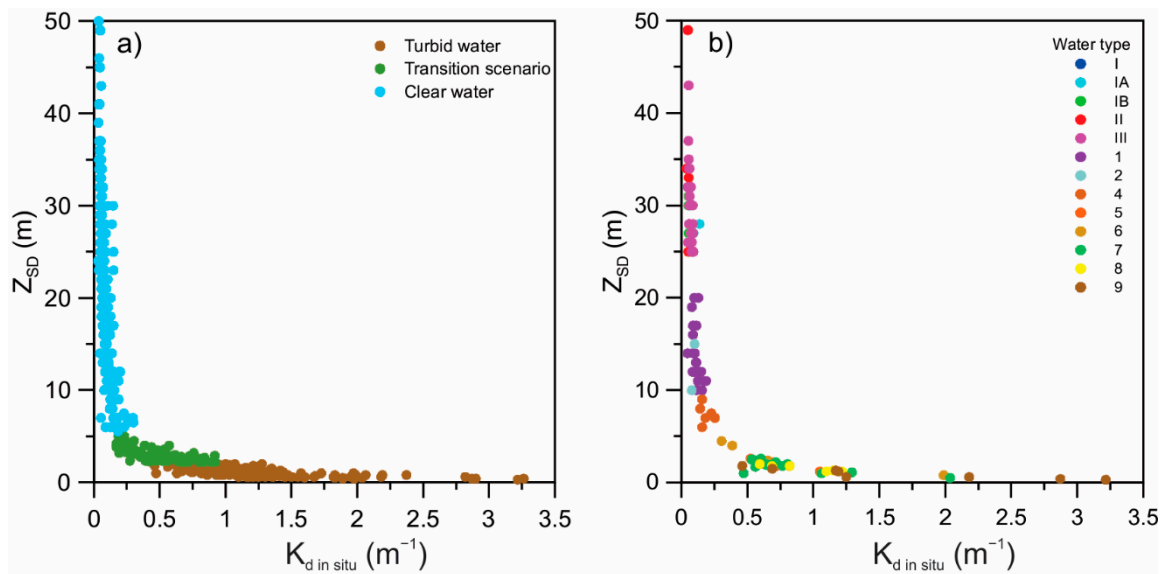


Figure 4. (a) Relationship between Z_{SD} and K_d *in situ* according to three Z_{SD} ranges (679 stations); (b) relationship between Z_{SD} and K_d *in situ* according to Jerlov water type (113 stations with absorption data).

The analysis of $a(\lambda)_{in\ situ}$ resulted in 92 stations classified into a Jerlov water type; the remaining 21 stations failed to meet the criteria for inclusion into a given water type. Intermediate water types were therefore added, i.e., 2, 4, 6, and 8 (Figure 5), supporting the allocation of a water type to the 113 $a(\lambda)_{in\ situ}$ spectra.

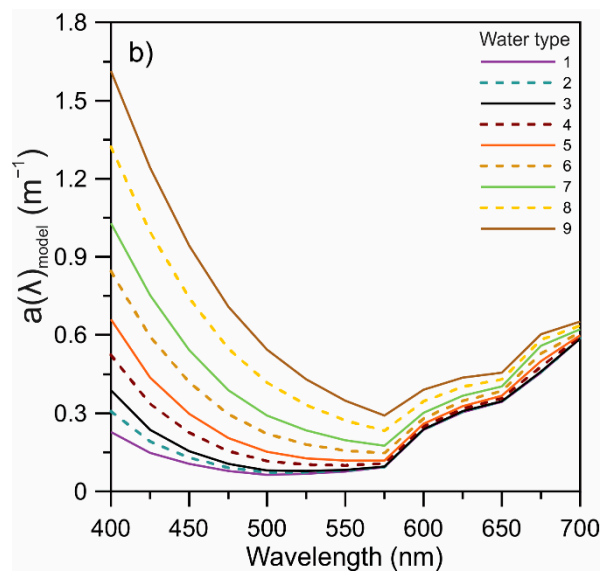


Figure 5. Intermediate water types (dashed lines), added to the original Jerlov coastal water types.

Figure 6 illustrates the classification procedure into Jerlov water types. Four stations were selected as examples, which were contrasted according to a goodness-of-fit test based on a least-squares fitting method [35]. In each panel of Figure 6, $a(\lambda)_{in\ situ}$ of the selected stations and $a(\lambda)_{model}$ of different types of water (II, 4, 6, and 8) are displayed with the respective χ^2_{Cal} values that represent the integration of the square distances between $a(\lambda)_{in\ situ}$ and $a(\lambda)_{model}$. The water type for which χ^2_{Cal} is minimum was selected (if the value was zero, this would imply a perfect fit, i.e., $a(\lambda)_{in\ situ}$ is equal to $a(\lambda)_{model}$). In Figure 6a, station D05 presented a $\chi^2_{Cal} = 1.46$, this being the smallest value relative to all other stations,

indicating that it must be classified as a type-II water. In Figure 6b, the lowest χ^2_{Cal} corresponded to station B06, so it was classified as type 4. For water type 6, which is exemplified in Figure 6c, station 247 showed the lowest χ^2_{Cal} . When stations were contrasted with water type 8 (Figure 6d), station 071 had the lowest χ^2_{Cal} .

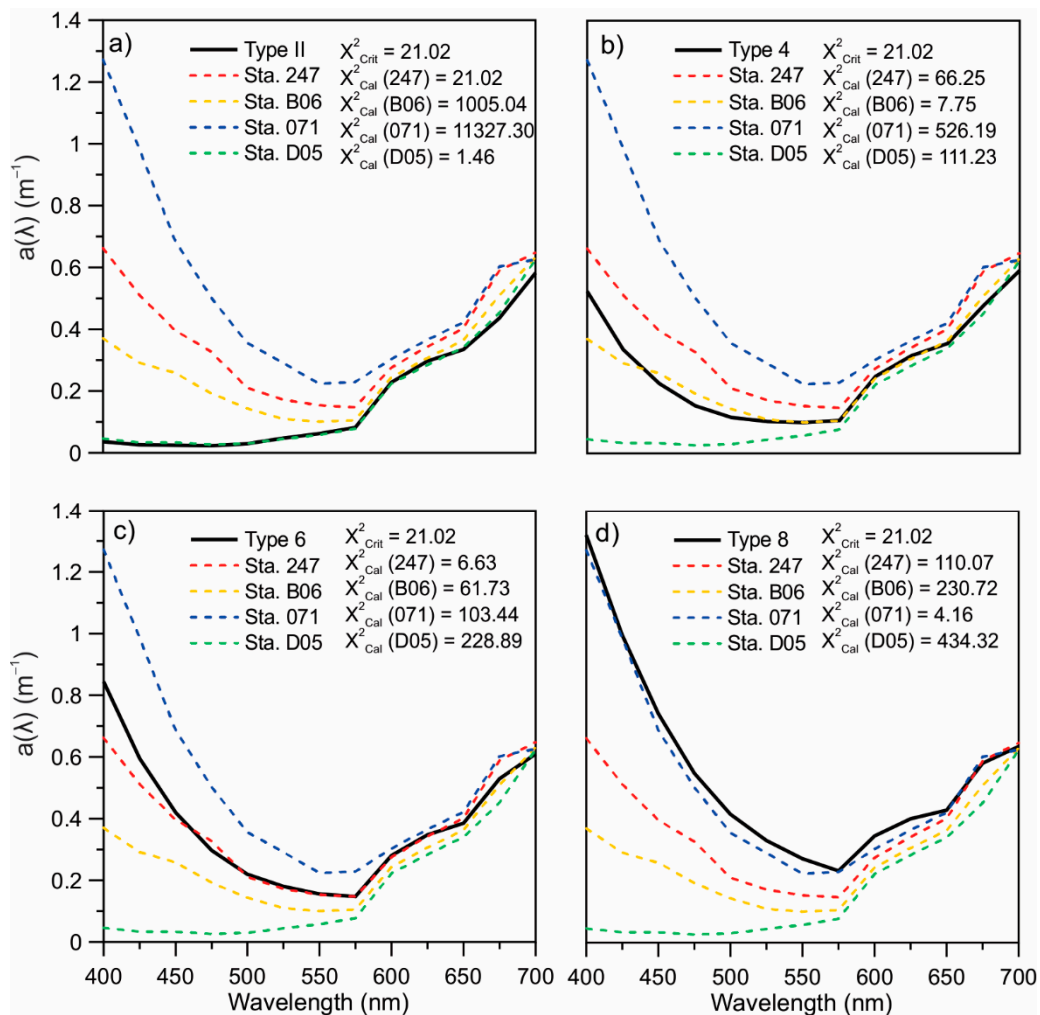


Figure 6. Least-squares fitting method for four selected stations. The black line indicates $a(\lambda)_{model}$ values for the different water types; the dotted line, $a(\lambda)_{in situ}$ for stations. χ^2_{Crit} marks the maximum allowable tolerance for the fit. (a) Example of the fit for type II, where station D05 gave the best fit; (b) example of the fit for type 4, where station B06 gave the best fit; (c) example of the fit for type 6, where station 247 gave the best fit; (d) example of the fit for type 8, where station 071 gave the best fit.

The classification into Jerlov water types yielded the results shown in Table 3, with 48 oceanic stations (i.e., types I–III) and 65 coastal stations (i.e., types 1–9). No water type 3 was found in the reduced data set. Figure 4b shows that the clear water case ($Z_{SD} \geq 5.37$ m.) comprises all the oceanic groups (I, IA, IB, II, III) and the most transparent coastal groups (1–4), with $K_{din situ}$ values of less than $0.2 m^{-1}$. The turbid-water case ($Z_{SD} < 2.20$ m) included the most turbid coastal waters (5–9), with $K_{din situ}$ values above $0.4 m^{-1}$. Additionally, the transition zone shows the interaction between groups 4, 5, 6, and 7, comprising stations ranging from clear (4) to turbid (5–7) waters, where some stations (for example, group 6) show turbid waters while other stations in the same group belong to the transition zone. Figure 4b also shows an overlap of water types for a given Z_{SD} in the group of oceanic waters. This also occurs for the group of clear coastal waters that includes types 1, 2, and 4, with an overlap between the few type 2 and type 1 cases. In addition, if data representing type 3 were

available, these would presumably overlap with type 4. Finally, and consistent with the above, the group of turbid coastal waters (types 5–9) exhibits an overlap between optical types. These results show that the relationship between Z_{SD} (or deduced K_d (PAR)) and water type, as determined from a (λ), is not unique (i.e., a given Z_{SD} or range of Z_{SD} values may be associated to different water types), thus limiting the ability to derive specific inherent optical properties from Z_{SD} as the only variable, even in statistic terms. This is hardly surprising, since K_d (PAR) is non-spectral and depends not only on a (λ) but also on spectral particulate backscattering [23]. Note that the model proposed by Solonenko and Mobley [30] to associate the inherent optical properties with Jerlov water type does not consider the contribution of non-phytoplankton particulate material, which comprises phytoplankton detritus plus other organic and mineral particles. They argue that it is sufficient to model absorption as a function of chlorophyll and CDOM in both Case-1 and Case-2 waters, and even for the most turbid waters. In areas highly influenced by non-phytoplankton particulate matter (e.g., mineral sources), however, the absorption of these components likely influences the association of the inherent optical properties with water type. Therefore, Jerlov’s classification needs to be adapted to account for such scenarios in turbid coastal environments, including coastal lagoons, estuaries, and river mouths.

Table 3. Number of observations (N) classified into a Jerlov water type for the 113 stations with a .

| Descriptors | Oceanic | | | | | Coastal | | | | | | | | |
|-------------|---------|----|----|----|-----|---------|---|---|---|---|---|----|---|---|
| Water Type | I | IA | IB | II | III | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| N | 2 | 4 | 4 | 8 | 26 | 21 | 2 | - | 6 | 5 | 7 | 14 | 6 | 8 |

Considering the 113 data that were optically classified into the different Jerlov water types (Table 3), a model might theoretically be derived for each type of water; however, the number of observations for some optical types is small. It was therefore decided to split the 113 data into two groups, oceanic and coastal, and work only with those types of water including more than 10 observations, aiming of derive a specific model for each. For estimating the models, observations for each type of water (oceanic, coastal, III, 1, and 7) were randomly sorted into two groups (50% for modeling and 50% for validation purposes). Once the models were obtained, these were applied to the dataset to validate them, and contrasted against model c , which is the best model from the previous analyses. These comparisons are shown in Table 4. In this case, MPI (Equation (12)) was not suitable due to the small number of observations; thus, the best model was the one showing the lowest MAE (Equation (9)) and RMSD (Equation (10)) values, and the BIAS (Equation (11)) value closest to zero.

Table 4. Evaluation of the $K_{dim\ situ}$ versus a specific model by water type and model c . The bold show the best results.

| Water Type | Model | Equation | MAE | RMSD | BIAS |
|---------------|---------------|----------------------------------|--------------|--------------|---------------|
| Oceanic group | Model c | Equations (15)–(17) | 0.016 | 0.018 | 0.016 |
| | Model oceanic | $K_d = 0.089 / (Z_{SD})^{0.518}$ | 0.550 | 0.020 | 0.055 |
| Coastal group | Model c | Equations (15)–(17) | 0.149 | 0.260 | 0.037 |
| | Model coastal | $K_d = 1.79 / (Z_{SD})^{0.978}$ | 0.346 | 0.469 | −0.343 |
| III | Model c | Equations (15)–(17) | 0.011 | 0.009 | 0.011 |
| | Model III | $K_d = 0.37 / (Z_{SD})^{0.673}$ | 0.027 | 0.010 | 0.027 |
| 1 | Model c | Equations (15)–(17) | 0.021 | 0.027 | 0.016 |
| | Model 1 | $K_d = 0.66 / (Z_{SD})^{0.784}$ | 0.027 | 0.027 | 0.025 |
| 7 | Model c | Equations (15)–(17) | 0.051 | 0.053 | −0.032 |
| | Model 7 | $K_d = 0.95 / (Z_{SD})^{0.667}$ | 0.105 | 0.074 | 0.105 |

Model c is the best fit in all cases because this model contemplates three intervals of Z_{SD} ; also, in each interval, this model makes an approximation based on a nonlinear model (Equation (2)). Consequently, this is an adaptive model that estimates the best combination regardless of the optical type of water being analyzed. In this regard, we consider that the development of model c simplifies of the estimate K_d based on Z_{SD} regardless of the type of water. Model c can be applied to different

marine optical conditions; however, it is advisable to continue obtaining measurements of Jerlov’s water types to determine the contribution of each individual component present in seawater to the calculation of K_d .

Continuing with the simultaneous measurement of Z_{SD} and K_d with an irradiance-meter will facilitate obtaining better coefficients in each equation of the adaptive model. Additional measurements should be performed, especially in turbid coastal waters, including coastal lagoons, estuaries, and river mouths.

There is the need to implement marine monitoring systems to detect changes in ecosystems. Water turbidity may provide information on environmental alterations, and the monitoring thereof based on estimations of K_d (PAR) from Z_{SD} using empirical models such as model *c* is sufficiently accurate and cost-effective. The potential sources of error in these estimates, which were analyzed by Preisendorfer [10], should however be kept in mind to ensure that the results obtained reflect the true variability across water parcels.

4. Conclusions

K_d is a valuable tool for monitoring both spatio-temporal changes and long-term trends in the water column. The estimation of K_d based on Z_{SD} measurements is a low-cost methodology that can be used systematically in oceanographic campaigns due to its easy application/implementation. However, to ensure consistent results, care must be taken regarding the methodology to measure Z_{SD} . The classical approaches for calculating K_d from Z_{SD} , based on a single OD_{SD} value, do not accurately represent the broad range of optical conditions that occur in the marine environment. The adaptive model proposed in this work represents the optical diversity under various conditions, ranging from clear ocean waters to highly turbid coastal waters. It provides continuity across Z_{SD} and, importantly, improves K_d retrieval under clear, turbid, and transition scenarios. This model calculates K_d considering three ranges of Z_{SD} values, as described by the following equations:

$$\begin{aligned}
 &\text{If } Z_{SD} < 2.20 \text{ m, then } K_{d\text{model } c} = \frac{1.16}{(Z_{SD})^{0.62}} \\
 &\text{If } 2.20 \text{ m} \leq Z_{SD} < 5.37 \text{ m, then} \\
 K_{d\text{model } c} = &\exp\left(\left(0.15 - \log Z_{SD} \times 0.62\right) \times \frac{1.68 - \log Z_{SD}}{0.89} + \left(-0.48 - \log Z_{SD} \times 0.72\right) \times \frac{\log Z_{SD} - 0.79}{0.89}\right) \quad (18) \\
 &\text{If } Z_{SD} \geq 5.37 \text{ m, then } K_{d\text{model } c} = \frac{0.62}{(Z_{SD})^{0.72}}
 \end{aligned}$$

The marine optical water classification is a potential approach in studies addressing the relationship between K_d (PAR) and optical characteristics. However, our classification of 113 stations with absorption data into Jerlov water types indicated that no unique water type could be related to a given Z_{SD} or K_d (PAR), thus making it difficult to use Z_{SD} measurements to infer the optical properties and chlorophyll concentrations of particular water types. This is likely due to the fact that K_d (PAR) is the overall result of the variability in both the quantity and type of material (dissolved or particulate matter) present in the water column. In addition, it should be noted that different optical types may occur at the same time in the water column, so that K_d (PAR) may result from the combination of different water types. Given this complexity, data derived from satellite observations are promising and this field of research should be further refined in the future.

Supplementary Materials: The following are available online at <http://www.mdpi.com/2077-1312/8/8/558/s1>. Table S1. Derived K_d from model *c* using Z_{SD} ranging from 0.5 to 50 m.

Author Contributions: Conceptualization, A.C.-R., E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F., M.-T.S.-F., J.L.-C., L.S.-V. and L.E.-P.; Data curation, A.C.-R. and E.S.-d.-Á.; Formal analysis, A.C.-R., E.S.-d.-Á., R.F. and J.T.; Funding acquisition, E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F. and L.S.-V.; Investigation, A.C.-R., E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F., M.-T.S.-F., J.T., J.L.-C., L.S.-V. and L.E.-P.; Methodology, A.C.-R., E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F., M.-T.S.-F., J.T., J.L.-C., L.S.-V. and L.E.-P.; Project administration, E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F. and L.S.-V.; Resources, E.S.-d.-Á., A.G.-S. and R.F.; Supervision, A.C.-R., E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F., M.-T.S.-F., J.T., J.L.-C., L.S.-V. and L.E.-P.; Validation, A.C.-R., E.S.-d.-Á., R.F. and J.T.; Visualization, A.C.-R., E.S.-d.-Á., R.F. and J.T.; Writing—original draft, A.C.-R., E.S.-d.-Á., A.G.-S., R.F., M.-T.S.-F.

and J.L.-C.; Writing—review and editing, A.C.-R., E.S.-d.-Á., R.F., M.-T.S.-F. and J.T. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research was funded by the projects "Influencia de remolinos de mesoescala sobre hábitats de larvas de peces (con énfasis en especies de importancia comercial) en la zona de mínimo de oxígeno del océano pacífico frente a México: océano abierto y efecto de islas" ("Influence of Mesoscale Eddies on the Habitats of Fish Larvae (with Emphasis on Species of Commercial Importance) in the Oxygen Minimum Layer of the Pacific Ocean off Mexico: Open Ocean and Effect of Islands") (SEP-CONACYT 236864), "Fronteras de la Ciencia: Probando paradigmas sobre la expansión de la zona del mínimo de oxígeno: reducción del hábitat vertical del zooplancton y su efecto en el ecosistema pelágico mediante métodos de muestreo autónomos" ("Frontiers of Science: Testing Paradigms on the Expansion of the Oxygen Minimum Layer: Reduction of the Vertical Habitat of Zooplankton and its Effect on the Pelagic Ecosystem through Autonomous Sampling Methods") (CONACYT 8662), "Flujo atmosférico de metales bioactivos y sus solubilidad en el Golfo de California: un escenario hacia el cambio climático" ("Atmospheric Flow of Bioactive Metals and their Solubility in the Gulf of California: a Scenario toward Climate Change (UABC-IIO), "Regionalización dinámica de la Bahía de Todos Santos mediante imágenes de color del océano" ("Dynamic Regionalization of Todos Santos Bay through Ocean Color Images" supported by the 18th Internal Call at UABC, ANTARES (IAI CRN393), SIMAC-CONACYT; "Dinámica Costera En Inmediaciones De San Felipe, B.C." ("Coastal Dynamics in the Vicinity of San Felipe, B.C."); "Condiciones Oceanográficas Del Área De Refugio Para La Protección De La Vaquita Marina e Inmediaciones" ("Oceanographic Conditions in the Reserve Area for the Protection of the Vaquita and Adjacent Areas" (Secretariat of the Navy); "Estudio integral para la determinación del polígono para vertimientos de materiales producto del dragado en bahía Sebastián Vizcaíno, B.C." ("Integral Study to Determine the Polygon for Emptying Dredged Materials in Bahía Sebastian Vizcaino, B.C.") (Secretariat of the Navy), SIMAC-2000107017 (CICESE); and "Ecological Monitoring of the Upper Gulf of California" (PANGAS-Packard Foundation); INP-CICIMAR: SIP 1721,20160514-CONACYT 236864). M.-T.S.-F. was beneficiary of two post-doctoral research grants, one by the Spanish Ministry of Education Culture and Sports number CAS18/00107, and one by the Valencian Conselleria d'Educació, Investigació, Cultura i Esport number BEST/2017/217; both in support of her stay at The Universidad Autónoma de Baja California (México) during advisory time.

Acknowledgments: The authors wish to thank Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) for the grant awarded to the first author in her studies. Thanks also to the SIMBIOS NASA Program, Universidad Autónoma de Baja California, Instituto de Investigaciones Oceanológicas, Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Secretaría de Marina Armada de México, Dirección General Adjunta de Oceanografía, Hidrografía y Meteorología, Instituto Politécnico Nacional. Maria Elena Sánchez-Salazar edited the English manuscript.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest. The funding sponsors played no role in the design of the study; the collection, analysis, or interpretation of data; the drafting of the manuscript; or the decision to publish the results.

References

1. Kirk, J.T.O. *Light and Photosynthesis in Aquatic Ecosystems*, 3rd ed.; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2011; p. 649.
2. Frouin, R.; Ramon, D.; Boss, E.; Jolivet, D.; Compiègne, M.; Tan, J.; Bouma, H.; Jackso, T.; Franz, B.; Platt, T.; et al. Satellite Radiation Products for Ocean Biology and Biogeochemistry: Needs, State-of-the-Art, Gaps, Development Priorities, and Opportunities. *Front. Mar. Sci.* **2018**, *5*, 3. [[CrossRef](#)]
3. Platt, T.; Denman, K.L.; Jassby, A.D. *Modeling the Productivity of Phytoplankton, in the Sea: Ideas and Observations on Progress in the Study of the Seas*; Goldberg, E.D., Ed.; John Wiley: New York, NY, USA, 1977; pp. 807–856.
4. Falkowski, P.G.; Raven, J.A. *Aquatic Photosynthesis*; Blackwell Science: Malden, MA, USA, 1997; p. 375.
5. Antoine, D.; Babin, M.; Berthon, J.; Bricaud, A.; Gentili, B.; Loisel, H.; Maritorena, S.; Stramski, D. Shedding Light on the Sea: André Morel's Legacy to Optical Oceanography. *Annu. Rev. Mar. Sci.* **2014**, *6*, 1–21. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
6. Secchi, A. Schreiben des Herrn Prof. Secchi, Directors der Sternwarte des Collegio Romano, an den Herausgeber. *Astron. Nachr.* **1866**, *68*, 63. [[CrossRef](#)]
7. Wernard, M.R. On the history of the Secchi Disk. *J. Eur. Opt. Soc.-Rapid* **2010**, *5*, 100135. [[CrossRef](#)]
8. Davies-Colley, R.J.; Vant, W.N.; Smith, D.G. *Colour and Clarity of Natural Waters. Science and Management of Optical Water Quality*; Ellis-Horwood: New York, NY, USA, 1993; p. 310.
9. Poole, H.H.; Atkins, W.R.G. Photo-Electric Measurements of Submarine Illumination throughout the Year. *J. Mar. Biol Assoc. UK* **1929**, *16*, 297–324. [[CrossRef](#)]
10. Preisendorfer, R.W. Secchi disk science: Visual optics of natural waters. *Limnol. Oceanogr.* **1986**, *31*, 909–926. [[CrossRef](#)]

11. Lund-Hansen, L.C. Diffuse Attenuation Coefficients $K_d(\text{PAR})$ at the Estuarine North Sea–Baltic Sea Transition: Time-Series, Partitioning, Absorption, and Scattering. *Estua Coast. Shelf Sci.* **2004**, *61*, 251–259. [[CrossRef](#)]
12. Pope, R.M.; Fry, E.S. Absorption Spectrum (380–700 nm) of Pure Water. II. Integrating Cavity Measurements. *Appl. Opt.* **1997**, *36*, 8710–8723. [[CrossRef](#)]
13. Prieur, L.; Sathyendranath, S. An Optical Classification of Coastal and Oceanic Waters Based on the Specific Spectral Absorption Curves of Phytoplankton Pigments, Dissolved Organic Matter, and Other Particulate Materials. *Limnol. Oceanogr.* **1981**, *26*, 671–689. [[CrossRef](#)]
14. Santamaría-del-Ángel, E.; Millán-Núñez, R.; González-Silvera, A.; Cajal-Medrano, R. *Producción Primaria Fitoplanctónicas. En Manuales del cuerpo Académico de Ecología del Fitoplancton de la Facultad de Ciencias Marinas de la Universidad Autónoma de Baja California*; Series White Papers POPEYE 41 p; Universidad Autónoma de Baja California, Facultad de Ciencias Marinas: Ensenada, Mexico, 2005. [[CrossRef](#)]
15. Holmes, R.W. The Secchi disk in turbid coastal waters. *Limnol. Oceanogr.* **1970**, *15*, 688–694. [[CrossRef](#)]
16. Megard, R.O.; Berman, T. Effects of algae on the Secchi transparency of the southeastern Mediterranean Sea. *Limnol. Oceanogr.* **1989**, *34*, 1640–1655. [[CrossRef](#)]
17. Montes-Hugo, M.A.; Álvarez-Borrego, S. Empirical relations to estimate PAR attenuation in San Quintín Bay, using Secchi depth and sighting range. *Cienc Mar.* **2005**, *31*, 685–695. [[CrossRef](#)]
18. Lee, Z.; Shang, S.; Du, K.; Wei, J. Resolving the Long-Standing Puzzles about the Observed Secchi Depth Relationships. *Limnol. Oceanogr.* **2018**, *63*, 2321–2336. [[CrossRef](#)]
19. Harvey, E.T.; Walve, J.; Andersson, A.; Karlson, B.; Kratzer, S. The effect of optical properties on Secchi depth and implications for eutrophication management. *Front. Mar. Sci.* **2019**, *5*, 496. [[CrossRef](#)]
20. Steinmetz, H.; Staudinger, M.; Balch, W.M. Analyzing the Effects of Coccolithophore Concentration on the Relationship between Vertical Absorption Coefficient and Secchi Disk Depth. Student Showcase. 2019. Available online: https://scholarworks.umass.edu/sustainableumass_studentshowcase/26 (accessed on 10 June 2020).
21. Gallegos, C.L.; Werdell, P.J.; McClain, C.R. Longterm changes in light scattering in Chesapeake Bay inferred from Secchi depth, light attenuation, and remote sensing measurements. *J. Geophys. Res.* **2011**, *116*, C00H08. [[CrossRef](#)]
22. Barbosa, A.; Domingues, R. Effects of Nutrient and Light Enrichment on Phytoplankton Growth. In *Practical Experiments Guide for Ecohydrology*; Chicharo, L., Wagner, I., Chicharo, M., Lapinska, M., Zalewski, M., Eds.; UNESCO: Venice, Italy, 2009; pp. 27–30.
23. Lee, Z.; Shang, S.; Hu, C.; Du, K.; Weidemann, A.; Hou, W.; Lin, J.; Lin, G. Secchi disk depth: A new theory and mechanistic model for underwater visibility. *Remote Sens. Environ.* **2015**, *169*, 139–149. [[CrossRef](#)]
24. IOCCG. *Remote Sensing of Inherent Optical Properties: Fundamentals, Tests of Algorithms, and Applications. In Reports of the International Ocean Colour Coordinating Group No. 5*; Lee, Z.P., Ed.; IOCCG: Dartmouth, NS, Canada, 2006; p. 126.
25. Mobley, C.D.; Sundman, L.K. *HydroLight 5.2 User's Guide*; Sequoia Scientific: Seattle, WA, USA, 2013.
26. Padial, A.A.; Thomaz, S.M. Prediction of the light attenuation coefficient through the Secchi disk depth: Empirical modeling in two large Neotropical ecosystems. *Limnology* **2008**, *9*, 143–151. [[CrossRef](#)]
27. Ficek, D.; Zapadka, T. Variability of bio-optical parameters in Lake Jasiień Północny and Lake Jasiień Południowy. *Limnol. Rev.* **2010**, *10*, 67–76. [[CrossRef](#)]
28. Zhang, Y.; Liu, X.; Yin, Y.; Wang, M.; Qin, B. Predicting the light attenuation coefficient through Secchi disk depth and beam attenuation coefficient in a large, shallow, freshwater lake. *Hydrobiologia* **2012**, *693*, 29–37. [[CrossRef](#)]
29. Jerlov, N.G. *Optical Oceanography*; American Elsevier Publishing Company Incorporation: New York, NY, USA, 1968; p. 194.
30. Solonenko, M.G.; Mobley, C.D. Inherent optical properties of Jerlov water types. *Appl. Opt.* **2015**, *54*, 5392–5401. [[CrossRef](#)]
31. Tara Oceans Consortium, Coordinators; Tara Oceans Expedition. *Environmental Context of All Samples from the Tara Oceans Expedition (2009–2013), about Mesoscale Features*; PANGAEA: Bremerhaven, Germany, 2016. [[CrossRef](#)]
32. Werdell, P.J.; Bailey, S.W. An improved bio-optical data set for ocean color algorithm development and satellite data product validation. *Remote Sens. Environ.* **2005**, *98*, 122–140. [[CrossRef](#)]

33. Steyerberg, E.W. Validation of Prediction Models. In *Clinical Prediction Models. Statistics for Biology and Health*, 2nd ed.; Springer: Cham, Germany, 2019; pp. 329–344.
34. IOCCG. *Synergy between Ocean Colour and Biogeochemical/Ecosystem Models 2020*; IOCCG Report Series, No. 19; Dutkiewicz, S., Ed.; International Ocean Colour Coordinating Group: Dartmouth, NS, Canada, 2020. [[CrossRef](#)]
35. Xu, W.; Chen, W.; Liang, Y. Feasibility Study on the Least Square Method for Fitting Non-Gaussian Noise Data. *Phys. A Stat. Mech. Appl.* **2017**, *492*, 1917–1930. [[CrossRef](#)]
36. Ocean Color Data. Available online: <https://oceandata.sci.gsfc.nasa.gov/> (accessed on 5 July 2020).
37. Kahru, M.; Kudela, R.M.; Anderson, C.R.; Mitchell, B.G. Optimized merger of ocean chlorophyll algorithms of MODIS-Aqua and VIIRS. *IEEE Geosci. Remote Sens.* **2015**, *12*, 11. [[CrossRef](#)]
38. Kahru, M.; Di Lorenzo, E.; Manzano-Sarabia, M.; Mitchell, B.G. Spatial and temporal statistics of sea surface temperature and chlorophyll fronts in the California Current. *J. Plankton Res.* **2012**, *34*, 749–760. [[CrossRef](#)]
39. Wilcoxon, F. Individual Comparisons by Ranking Methods. *Biom. Bull.* **1945**, *1*, 80–83. [[CrossRef](#)]
40. Wilcoxon, F.; Katti, S.K.; Wilcox, R.A. *Critical Values and Probability Levels for the Wilcoxon Rank Sum Test and the Signed Rank Test*; American Cyanamid Co., & Lederle Lab.: Pearl River, NY, USA, 1963.
41. Wilcoxon, F.; Katti, S.K.; Wilcox, R.A. *Critical Values and Probability Levels for the Wilcoxon Rank Sum Test and the Wilcoxon Signed Rank Test*. In *Selected Tables in Mathematical Statistics*; Amer Mathematical Society: Providence, RI, USA, 1970; Volume 1, pp. 171–259.
42. Mitchell, B.G.; Bricaud, A.; Carder, K.; Cleveland, J.; Ferrari, G.M.; Gould, R.; Kahru, M.; Kishino, M.; Maske, H.; Moisan, T.; et al. Determination of Spectral Absorption Coefficients of Particles, Dissolved Material and Phytoplankton for Discrete Water Samples. In *Ocean Optics Protocols for Satellite Ocean Color Sensor Validation*; Revision 2; Fargion, G.S., Mueller, J.L., McClain, C.R., Eds.; Goddard Space Flight Space Center: Greenbelt, MD, USA, 2000; pp. 125–153.
43. Mueller, J.L.; Austin, R.W. *Ocean Optics Protocols for SeaWiFS Validation*; Revision 1; SeaWiFS Technical Report Series; Hooker, S.B., Firestone, E.R., Acker, J.G., Mueller, J.L., Austin, R.W., Eds.; Goddard Space Flight Space Center: Greenbelt, MD, USA, 1995; p. 25.
44. Zar, J.H. *Biostatistical Analysis*, 5th ed.; Prentice-Hall: New Jersey, NJ, USA, 2010; p. 944.
45. Koenings, J.P.; Edmundson, J.A. Secchi disk and photometer estimates of light regimes in Alaskan lakes: Effects of yellow color and turbidity. *Limnol. Oceanogr.* **1991**, *36*, 91–105. [[CrossRef](#)]
46. Lugo-Fernández, A.; Gravois, M.; Montgomery, T. Analysis of Secchi depths and light attenuation coefficients in the Louisiana-Texas shelf, northern Gulf of Mexico. *Gulf Mex. Sci.* **2008**, *26*, 14–27. [[CrossRef](#)]
47. Santamaría-del-Ángel, E.; Millán-Núñez, R.; Soto, I.; González-Silvera, A.; Wolny, J.; Cerdeira-Estrada, S.; Cajal-Medrano, R.; Muller-Karger, F.; Padilla-Rosas, Y.X.S.; Mercado-Santana, A.; et al. Phytoplankton Blooms: New Initiative Using Marine Optics as a Basis for Monitoring Programs. In *Coastal Ecosystems: Experiences and Recommendations for Environmental Monitoring Programs*; Nova Science Publisher: New York, NY, USA, 2015; Chapter 4.
48. Aguilar-Maldonado, J.A.; Santamaría-del-Ángel, E.; González-Silvera, A.; Cervantes-Rosas, O.; López, L.M.; Gutiérrez-Magness, A.; Cerdeira-Estrada, S.; Sebastián-Frasquet, M.T. Identification of Phytoplankton Blooms under the Index of Inherent Optical Properties (IOP Index) in Optically Complex Waters. *Water* **2018**, *10*, 129. [[CrossRef](#)]
49. Austin, R.W.; Petzold, T.J. The Determination of the Diffuse Attenuation Coefficient of Sea Water Using the Coastal Zone Color Scanner. In *Oceanography from Space*; Springer: Boston, MA, USA, 1981; pp. 239–256.
50. Hicks, B.J.; Stichbury, G.A.; Brabyn, L.K.; Allan, M.G.; Ashraf, S. Hindcasting water clarity from Landsat satellite images of unmonitored shallow lakes in the Waikato region, New Zealand. *Environ. Monit. Assess.* **2013**, *185*, 7245–7261. [[CrossRef](#)]
51. Butt, M.J.; Nazeer, M. Landsat ETM+ Secchi Disc Transparency (SDT) retrievals for Rawal Lake, Pakistan. *Adv. Space Res.* **2015**, *56*, 1428–1440. [[CrossRef](#)]
52. Rodrigues, T.; Alcântara, E.; Watanabe, F.; Imai, N. Retrieval of Secchi disk depth from a reservoir using a semi-analytical scheme. *Remote Sens. Environ.* **2017**, *198*, 213–228. [[CrossRef](#)]

53. Leite, H.R.; de Oliveira, F.A.; Drago, D.; Muraro, A.; Teixeira, L.F.; Hainosz, F.S.; Prochnow, R.M.; Quicu, S.T.; Nascimento, C. Natural effects on remote sensing of water quality parameters data: A case study on available algorithms at the Jupia Reservoir, Brazil. In *Remote Sensing of the Ocean, Sea Ice, Coastal Waters, and Large Water Regions*; International Society for Optics and Photonics: Washington, DC, USA, 2019; Volume 11150, p. 1115006.
54. Nouchi, V.; Kutser, T.; Wüest, A.; Müller, B.; Odermatt, D.; Baracchini, T.; Bouffard, D. Resolving biogeochemical processes in lakes using remote sensing. *Aquat. Sci.* **2019**, *81*, 27. [[CrossRef](#)]
55. Kim, S.H.; Yang, C.S.; Ouchi, K. Validation of the semi-analytical algorithm for estimating vertical underwater visibility using MODIS data in the waters around Korea. *Korean J. Remote Sens.* **2013**, *29*, 601–610. [[CrossRef](#)]
56. Tyler, J.E. The Secchi Disk. *Limnol. Oceanogr.* **1968**, *13*, 1–6. [[CrossRef](#)]
57. Doron, M.; Babin, M.; Mangin, A.; Hembise, O. Estimation of light concentration, and horizontal and vertical visibility in oceanic and coastal waters from surface reflectance. *J. Geophys. Res.* **2007**, *112*, C06003. [[CrossRef](#)]
58. Doron, M.; Babin, M.; Hembise, O.; Mangin, A.; Garnesson, P. Ocean transparency from space: Validation of algorithm estimating Secchi depth using MERIS, MODIS and SeaWiFS data. *Remote Sens. Environ.* **2011**, *115*, 2986–3001. [[CrossRef](#)]
59. Betancur-Turizo, S.P.; González-Silvera, A.G.; Santamaría-Del-Ángel, E.; Millán-Núñez, R.; Millán-Núñez, E.; García-Nava, H.; Godínez, V.M.; Sánchez-Velasco, L. Variability in the Light Absorption Coefficient by Phytoplankton, Non-Algal Particles and Colored Dissolved Organic Matter in the Northern Gulf of California. *Open J. Mar. Sci.* **2018**, *8*, 20–37. [[CrossRef](#)]
60. Jiang, D.; Matsushita, B.; Setiawan, F.; Vundo, A. An improved algorithm for estimating the Secchi disk depth from remote sensing data based on the new underwater visibility theory. *ISPRS J. Photogramm.* **2019**, *152*, 13–23. [[CrossRef](#)]
61. Liu, Y.; Xiao, C.; Li, J.; Zhang, F.; Wang, S. Secchi Disk Depth Estimation from China's New Generation of GF-5 Hyperspectral Observations Using a Semi-Analytical Scheme. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 1849. [[CrossRef](#)]
62. Arabi, B.; Salama, M.S.; Pitarch, J.; Verhoef, W. Integration of in-situ and multi-sensor satellite observations for long-term water quality monitoring in coastal areas. *Remote Sens. Environ.* **2020**, *239*, 111632. [[CrossRef](#)]
63. Djavidnia, S.; Ott, M.; Seeyave, S. (Eds.) *Oceans and Society: Blue Planet*; Cambridge Scholars Publishing: Newcastle upon Tyne, UK, 2014.



© 2020 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

3.3 Consideraciones para medir la profundidad del disco de Secchi.

1. Utilizar una cuerda no dinámica con flotabilidad negativa o neutra, marcada cada 0.5 m, de modo que su longitud represente con precisión la Z_{SD} .
2. La medición de Z_{SD} debe observarse en un día soleado con mar en calma (no White-caps).
3. La medición debe de realizarse en un lugar de la embarcación donde el sol no proyecte sombra.
4. El observador debe realizar la medición a ojo desnudo y sin usar gorra.
5. En cuerpos costeros muy turbios, se debe de utilizar una cuerda marcada en intervalos de 0.1 m. Aunque se pueden instalar sensores de presión en la superficie del disco para lograr una mayor precisión.

3.4 Material suplementario.

Tabla S1. K_d (PAR) estimado a partir del modelo adaptativo propuesto en el capítulo 1 para Z_{SD} de 0.5 a 50 m.

| Z_{SD} (m) | K_d (m ⁻¹) | Z_{SD} (m) | K_d (m ⁻¹) | Z_{SD} (m) | K_d (m ⁻¹) | Z_{SD} (m) | K_d (m ⁻¹) | Z_{SD} (m) | K_d (m ⁻¹) |
|-----------------|-----------------------------|-----------------|-----------------------------|-----------------|-----------------------------|-----------------|-----------------------------|-----------------|-----------------------------|
| 0.5 | 1.7836 | 10.5 | 0.1141 | 20.5 | 0.0705 | 30.5 | 0.0529 | 40.5 | 0.0432 |
| 1.0 | 1.1586 | 11.0 | 0.1105 | 21.0 | 0.0694 | 31.0 | 0.0524 | 41.0 | 0.0429 |
| 1.5 | 0.9002 | 11.5 | 0.1068 | 21.5 | 0.0681 | 31.5 | 0.0517 | 41.5 | 0.0424 |
| 2.0 | 0.7526 | 12.0 | 0.1038 | 22.0 | 0.0671 | 32.0 | 0.0513 | 42.0 | 0.0420 |
| 2.5 | 0.5911 | 12.5 | 0.1008 | 22.5 | 0.0659 | 32.5 | 0.0506 | 42.5 | 0.0417 |
| 3.0 | 0.4533 | 13.0 | 0.0979 | 23.0 | 0.0650 | 33.0 | 0.0501 | 43.0 | 0.0414 |
| 3.5 | 0.3570 | 13.5 | 0.0952 | 23.5 | 0.0639 | 33.5 | 0.0495 | 43.5 | 0.0410 |
| 4.0 | 0.2938 | 14.0 | 0.0929 | 24.0 | 0.0630 | 34.0 | 0.0491 | 44.0 | 0.0407 |
| 4.5 | 0.2447 | 14.5 | 0.0904 | 24.5 | 0.0620 | 34.5 | 0.0484 | 44.5 | 0.0403 |
| 5.0 | 0.2073 | 15.0 | 0.0884 | 25.0 | 0.0612 | 35.0 | 0.0481 | 45.0 | 0.0401 |
| 5.5 | 0.1818 | 15.5 | 0.0862 | 25.5 | 0.0602 | 35.5 | 0.0474 | 45.5 | 0.0397 |
| 6.0 | 0.1708 | 16.0 | 0.0844 | 26.0 | 0.0595 | 36.0 | 0.0471 | 46.0 | 0.0395 |
| 6.5 | 0.1612 | 16.5 | 0.0824 | 26.5 | 0.0586 | 36.5 | 0.0465 | 46.5 | 0.0391 |
| 7.0 | 0.1529 | 17.0 | 0.0805 | 27.0 | 0.0579 | 37.0 | 0.0462 | 47.0 | 0.0388 |
| 7.5 | 0.1455 | 17.5 | 0.0790 | 27.5 | 0.0570 | 37.5 | 0.0456 | 47.5 | 0.0385 |
| 8.0 | 0.1389 | 18.0 | 0.0775 | 28.0 | 0.0564 | 38.0 | 0.0452 | 48.0 | 0.0382 |
| 8.5 | 0.1328 | 18.5 | 0.0756 | 28.5 | 0.055 | 38.5 | 0.0448 | 48.5 | 0.0379 |
| 9.0 | 0.1276 | 19.0 | 0.0746 | 29.0 | 0.0550 | 39.0 | 0.0445 | 49.0 | 0.0377 |
| 9.5 | 0.1226 | 19.5 | 0.0730 | 29.5 | 0.0542 | 39.5 | 0.0439 | 49.5 | 0.0373 |
| 10.0 | 0.1183 | 20.0 | 0.0716 | 30.0 | 0.0537 | 40.0 | 0.0435 | 50.0 | 0.0372 |

4 Capítulo 2. Estimación de propiedades ópticas superficiales de aguas oceánicas y costeras a partir de fotografías digitales.

4.1. Resumen

Tanto el color del océano como su transparencia son el resultado de la interacción de la luz incidente y de los componentes presentes en él. Por lo tanto, el cambio de color del agua se puede utilizar para monitorear la composición de los componentes, disueltos o particulados, que se pueden encontrar en la columna de agua. Con el avance de la tecnología de sensores remotos, se ha explorado la posibilidad obtener información sobre las características ópticas de una parcela de agua a partir de la coloración captada por una fotografía digital. Con base a lo anterior, el objetivo de este capítulo es generar algoritmos para estimar la escala de Forel-Ule, escala de Jerlov, profundidad del disco de Secchi (Z_{SD}), coeficientes de atenuación de luz difusa (K_d) y clorofila a ($Chla$) a partir de los colores digitales rojo, verde y azul (R, G, B), extraídos de imágenes digitales capturadas a la superficie del océano. Para llevar a cabo lo anterior, se utilizaron fotografías de la superficie del agua y datos *in situ* superficiales de los parámetros ópticos antes mencionados. Estos datos se obtuvieron durante siete cruceros oceanográficos, en los que se muestrearon parcelas de agua en condiciones ópticas desde oceánicas hasta costeras. Se desarrollaron tres tipos de aproximaciones para cada parámetro: Una general que se puede aplicar en cualquier condición óptica, una para condiciones ópticas oceánicas y otra para costeras. Los resultados de las aproximaciones costeras mostraron que al generar aproximaciones más específicas (en cuanto a condiciones ópticas) se obtienen mayores valores del grado de asociación entre los datos modelados y los de validación. Por otra parte, en las aguas oceánicas las pocas variaciones de color no permitieron detectar cambios significativos que se vieran reflejados en una fotografía digital. Es importante mencionar, que para obtener resultados precisos y exactos la cámara se debe colocar a 45° respecto a la superficie del mar. Lo anterior, se demostró al aplicar las aproximaciones costeras estimadas para predecir la Z_{SD} y la $Chla$ en dos sets de datos: Uno obtenido de imágenes capturadas a 45° y otro a no 45°. Este ejercicio, mostró que, en la aplicación de ambas aproximaciones los datos más precisos y exactos eran los de 45°, mientras que, los resultados de los datos de no 45° generaron una subestimación en los valores de Z_{SD} y una sobreestimación en los valores de $Chla$. Los resultados obtenidos en este trabajo dejan bases para que las fotografías digitales de la superficie del agua sean utilizadas para estimar Z_{SD} , K_d y el tipo de agua de Jerlov. Se recomienda el uso de estas aproximaciones para complementar los análisis tradicionales e incrementar la obtención de datos en un menor tiempo.

Palabras claves: Color del agua, fotografías digitales, colores digitales (R, G, B), propiedades ópticas.

4.2. Introducción.

El color es la percepción que se produce en respuesta a una estimulación nerviosa del ojo. Este estímulo es causado por las longitudes de onda reflejadas o emitidas por el objeto observado (Klein, 2010). La superficie de los objetos refleja hacia su entorno aquellas longitudes de onda que no fueron absorbidas y el ojo humano las capta con ayuda de las células fotorreceptoras, llamadas conos (Klein, 2010). Esto le permite distinguir 10 millones de colores diferentes. Para enviar estas diferencias de color al cerebro, el ojo utiliza una combinación de tres conos receptores: (1) los de onda larga, que tienen un pico de respuesta en la parte roja del espectro electromagnético; (2) los de onda media con señal en la región verde y (3) los de onda corta relacionados con la región azul (Klein, 2010).

El color y la transparencia del océano es el resultado de la interacción de la luz incidente y los componentes presentes en este (Minnett, 2012; Santamaria-del-Angel *et al.* 2015b). Según Prieur y Sathyendranath (1981) existen tres componentes principales que afectan el color del agua:

1) El fitoplancton que, debido a la presencia de clorofila *a* (*Chla*) en sus células, causa una coloración verde en el agua cuando se encuentran en altas concentraciones; a excepción de ciertas especies que producen una coloración roja o marrón.

2) El material no fitoplanctónico (o detrito) que, dependiendo del origen del material, puede causar una coloración marrón o rojiza.

3) El material orgánico con color disuelto (CDOM), que da al agua una coloración amarilla o pardusco.

La variabilidad de estos componentes se deriva de causas naturales o antropogénicas y tiene un efecto sobre la transparencia y el color de una parcela de agua (Bøgestrand *et al.* 2005; Novoa *et al.* 2014). Sin embargo, para determinar si ese cambio se debe a un proceso o actividad en particular, es importante recopilar datos a largo plazo sobre el color y la transparencia de los cuerpos de agua (Novoa *et al.* 2014). Esto ha llevado a que se proponga, que el cambio en el color del agua se puede utilizar como una forma de monitorear la composición de los componentes (disueltos o particulados) que se pueden encontrar en un sistema y relacionarlos a cambios en la calidad del agua y procesos de anoxia-hipoxia y eutrofización (IOCCG, 2018).

A su vez, esto conlleva a la clasificación de diferentes tipos ópticos de agua (Mobley *et al.* 1994). Han existido diversos intentos de clasificar parcelas de agua con base en su transparencia y color. La primera clasificación se basó en la transparencia y se llevó a cabo por Pietro Angelo Secchi (ver capítulo

1). En 1900, esta medición se reforzó con el uso de comparadores de color propuestos por François-Alphonse Forel y William Ule (Ule, 1892; Forel, 1895). Su instrumento, fue de los primeros en demostrar que el color del agua se podría utilizar para definir parcelas de agua con diferentes características ópticas (Arnone *et al.* 2004). La escala de Forel-Ule, consta de viales con fluido de colores que van del azul al marrón (Fig. 1). Esta clasificación consiste en encontrar el vial cuyo color coincida con el color de la muestra que se va a observar. Este enfoque al igual que las mediciones de transparencia es no cuantitativo, por lo que, no toma en cuenta la forma en que los diferentes constituyentes del agua contribuyen al color del océano (Arnone *et al.* 2004).



Figura 2. Escala de Forel-Ule utilizada en cruceros oceanográficos (fuente: www.noaateacheratsea.blog/tag/forelule-scale/).

Posteriormente, se establecieron otros esquemas de clasificación cuantitativos que relacionan propiedades ópticas con la variabilidad observada del color y transparencia del agua. Estos incluyen parámetros como coeficiente de atenuación de la luz difusa (K_d) (Jerlov, 1950), Reflectancia (R_r) y el coeficiente de absorción de luz ($a(\lambda)$) (Morel y Prieur, 1977). Con base en las dos últimas variables, se

clasificaron las aguas marinas en dos tipos: Caso 1 y ópticamente complejas (Morel y Prieur, 1977). Por definición, las aguas Caso 1, son aquellas cuyas propiedades ópticas están dominadas principalmente por fitoplancton y generalmente se encuentran en zonas oceánicas alejadas de la plataforma continental. Las aguas ópticamente complejas, son aquellas en las que además del fitoplancton, se encuentran presentes en el medio sedimentos suspendidos, partículas orgánicas no-fitoplactónicas y/o CDOM. Las fuentes de estos compuestos suelen estar asociadas a zonas costeras, sin embargo, en eventos específicos, también es posible tener aguas ópticamente complejas en zonas oceánicas. Por ejemplo: un florecimiento fitoplanctónico incrementaría la cantidad de CDOM en una la parcela de agua oceánica y como consecuencia está pasaría a tener características ópticamente complejas (Morel y Prieur, 1977; Gordon y Morel, 1983; Sakshaug *et al.* 2009).

En estudios recientes, las clasificaciones ópticas también se han realizado con base en los productos obtenidos de sensores remotos a bordo de satélites (i.e Reflectancia satelital) (Lubac y Loisel 2007; Moore *et al.* 2009; Melin *et al.* 2011; Tilstone *et al.* 2012; Vantrepotte *et al.* 2012; Moore *et al.* 2014; Melin y Vantrepotte 2015; Ye *et al.* 2016; Spyrakos *et al.* 2018; Vandermeulen *et al.* 2020; Botha *et al.* 2020). Estos sensores que miden el color del océano tienen en general una resolución espacial de 1 km, aunque algunos llegan a tener solo centenas de metros (Sebastiá-Frasquet *et al.* 2019; Pena-Regueiro *et al.* 2020). Por otro lado, aunque la resolución espacial está mejorando, las mediciones cercanas a la costa se ven afectadas por la saturación de brillo generada por la tierra. Por lo que, en comparación con los resultados obtenidos en regiones oceánicas, los datos generados para estas áreas son menos precisos (Gohin *et al.* 2005; Goddijn-Murphy *et al.* 2009).

Con la finalidad de superar las limitaciones antes mencionadas, se han buscado nuevas técnicas que complementen los análisis que se utilizan en los monitoreos *in situ* de las propiedades ópticas. Una de estas alternativas, se basa en el uso de cámaras digitales y el desarrollo de aplicaciones para teléfonos inteligentes (Apps) (Goddijn-Murphy *et al.* 2006; Goddijn-Murphy *et al.* 2009; Novoa *et al.* 2014; Leeuw y Boss, 2018). Esta técnica, permite caracterizar una parcela agua a partir de las propiedades ópticas registradas por una fotografía. Por ejemplo, la App EyeOnWater proporciona el color del agua con base en la escala de Forel-Ule (Novoa *et al.* 2014) y la App Hydrocolor que estima turbidez (Leeuw y Boss,

2018). En general, el principio básico de esta técnica es el siguiente (Goddijn-Murphy *et al.* 2006; (Lebourgeois *et al.* 2008; Goddijn-Murphy *et al.* 2009):

1. La cámara digital toma una imagen y captura la luz reflejada por el área fotografiada.
2. El sensor de la cámara divide el campo de luz capturado en tres canales: rojo, verde y azul (**R**, **G**, **B**). Al igual que el ojo humano, la combinación de estos tres colores da lugar al resto de los colores que se conocen
3. La proporción de mezcla de cada canal varía de 0 a 255, donde el número cero indica la ausencia del color y 255 la máxima proporción de mezcla. Con base a esto, cada color se define con tres números o valores digitales. Por ejemplo, cuando se tiene el valor máximo de mezcla en los tres colores digitales (255, 255, 255), se genera el color blanco. El rojo se obtiene cuando el valor de **R** presenta su máxima proporción mientras que los valores de **G** y **B** son nulos (255, 0, 0). El color verde cuando los valores **R** y **B** son nulos, mientras que, **G** presenta el valor máximo (0, 255, 0). Para el color azul, la proporción es: (0, 0, 255).
4. La proporción de mezcla de los canales se analiza con base en el histograma de color de la fotografía, la cual generalmente se produce en formato JPEG o TIFF.
5. Una vez obtenidos los valores digitales mediante esta técnica, se correlacionan con los parámetros ópticos de la superficie de interés.

Se ha mencionado que la ventaja de este procedimiento es que se puede utilizar sin ser un experto en óptica, por lo que, puede ser implementado en monitoreos ciudadanos (Novoa *et al.* 2014; Leeuw y Boss, 2018; Jovanovic *et al.* 2019). Este tipo de monitoreos, se definen como el trabajo científico realizado por miembros del público en general (personas no dedicadas profesionalmente a la ciencia) en colaboración con científicos o bajo su dirección (OED, 2014) y ayudan a generar conjuntos de datos con una amplia cobertura espacio-temporal, lo cual es necesario para mejorar la comprensión del medio marino (Bøgestrand *et al.* 2005; Jovanovic *et al.* 2019; Ceccaronil *et al.* 2020).

Con base en lo anterior, el objetivo de este trabajo es generar algoritmos para estimar parámetros ópticos superficiales (escala de Forel-Ule, escala de Jerlov, profundidad del disco de Secchi (Z_{SD}), K_d y la concentración de *Chla*) a partir de los colores digitales (**R**, **G**, **B**), extraídos de imágenes capturadas de la superficie del océano.

4.3 Materiales y métodos.

La base de datos utilizada en este estudio se obtuvo en siete cruceros oceanográficos, que fueron realizados en condiciones desde oceánicas a costeras (Fig. 2). Los cruceros Pangas 0613, Vaquita 0716 y Exfinife 0916 se llevaron a cabo en el Golfo de California. Los cruceros Point Sur 0413, Glyders 0615, Marías 0316 y Marías 0916 se realizaron al Noreste del Pacífico tropical mexicano (Fig. 2). Durante estas expediciones se obtuvieron fotografías digitales de la superficie del mar, mediciones de Z_{SD} , irradiancia de luz en la columna de agua ($Ed(PAR)$), coeficiente de absorción $a(\lambda)$, y $Chla$ en superficie. El número de muestras obtenidas para cada variable en cada crucero se muestra en la Tabla 1.

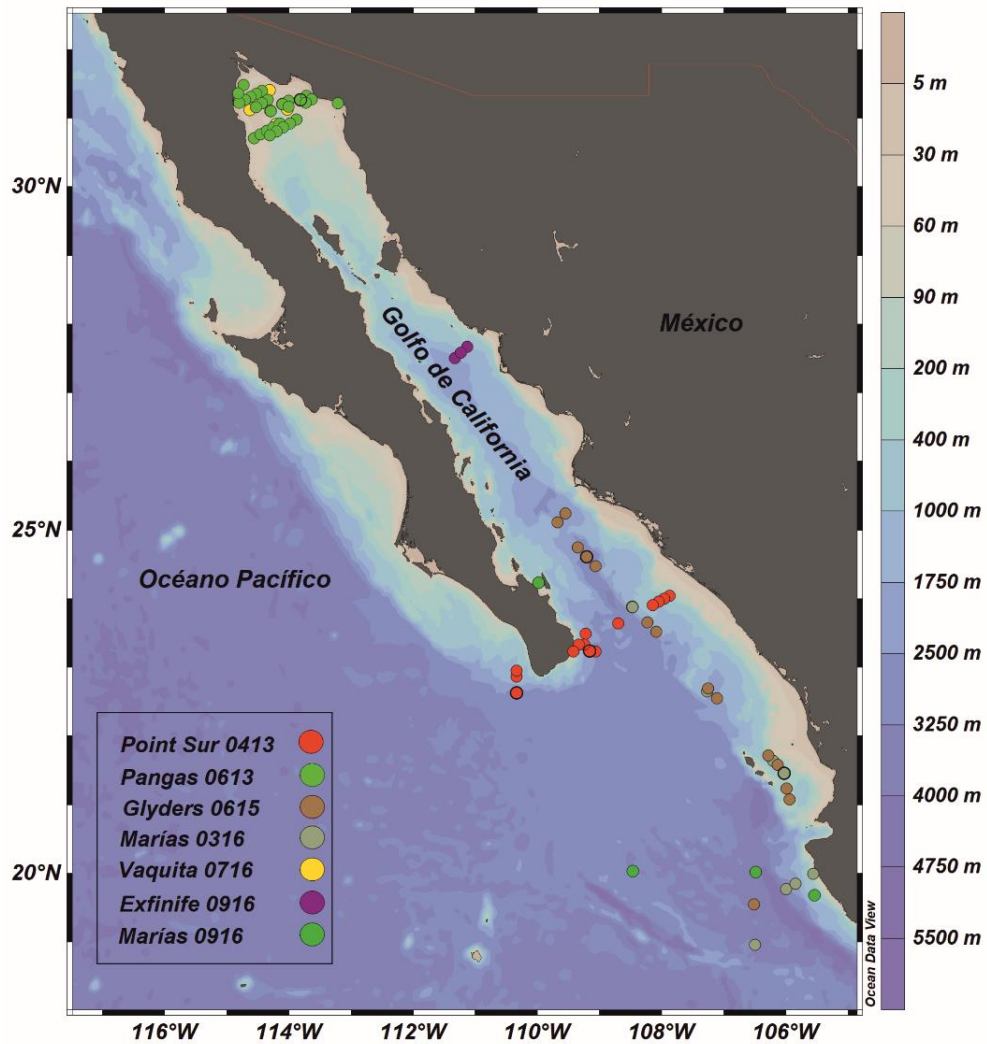


Figura 2. Mapa de ubicación de las estaciones utilizadas para este estudio.

Tabla 1. Número muestras obtenidas de cada variable en los diferentes cruceros oceanográficos.

| Crucero | Fotografías | Z_{SD} | $Ed (PAR)$ | $a(\lambda)$ | $Chla$ |
|----------------|--------------------|----------------------------|------------------------------|--------------------------------|--------------------------|
| Point sur 0413 | 15 | 11 | 11 | 9 | 15 |
| Pangas 0613 | 29 | 27 | 27 | 26 | 29 |
| Glyders 0615 | 15 | 12 | 12 | 11 | 14 |
| Marías 0316 | 8 | 8 | 8 | 7 | 5 |
| Vaquita 0716 | 7 | 4 | 4 | 7 | 7 |
| Exfinife 0916 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| Marías 0916 | 5 | 4 | 4 | 2 | 5 |
| TOTAL | 86 | 73 | 73 | 69 | 82 |

Las fotografías digitales se tomaron utilizando un *iPad Air 2* con una cámara de 8 megapíxeles. En este equipo se descargó la aplicación *spyglass* (play.google.com/store/apps/details?id=com.happymagenta.spyglass&hl=es_MX&gl=US), con la finalidad de conocer el ángulo de inclinación de la cámara y capturar las fotografías. Además, con el objetivo de obtener la ubicación de las estaciones se le integró al dispositivo un GPS *bad elf*.

El proceso de captura de las fotografías se llevó a cabo siguiendo el protocolo de Deschamps *et al.* (2004), en días con nula o baja nubosidad (con un máximo permitido del 30% de cobertura). Además, esto se realizó en un horario en el que el sol estuviera por arriba de los 45° sobre el horizonte (entre 10:00 am y 4:00 pm, para latitudes medias). Con la finalidad de minimizar la polarización residual y cuantificar la radiancia emergente del agua, el observador aplicó los siguientes pasos (Deschamps *et al.* 2004; Bastidas-Salamanca *et al.* 2014) :

1. Posicionar su cuerpo en la proa de la embarcación con el sol a su espalda (como se mencionó anteriormente, el sol debe de estar a un ángulo mayor o igual a 45° respecto al horizonte). Se recomienda posicionarse en la proa de la embarcación, ya que es la parte más angosta y la que menor sombra produce (Fig. 3a).

2. Girar el cuerpo 45° hacia su derecha o izquierda de la posición inicial y seleccionar la posición donde la sombra del barco no interfiera en el campo de registro fotográfico. (Según la metodología propuesta por Deschamps *et al.* 2004, esta posición se requiere porque el observador debe de estar posicionado a 135° en el azimut entre la posición del sol y su campo de visión para facilitar las mediciones desde cualquier plataforma en el océano, incluidas embarcaciones en movimiento) (Fig. 3b).
3. Colocar la cámara a 45° con respecto a la superficie del mar y capturar la fotografía (Fig. 3c).

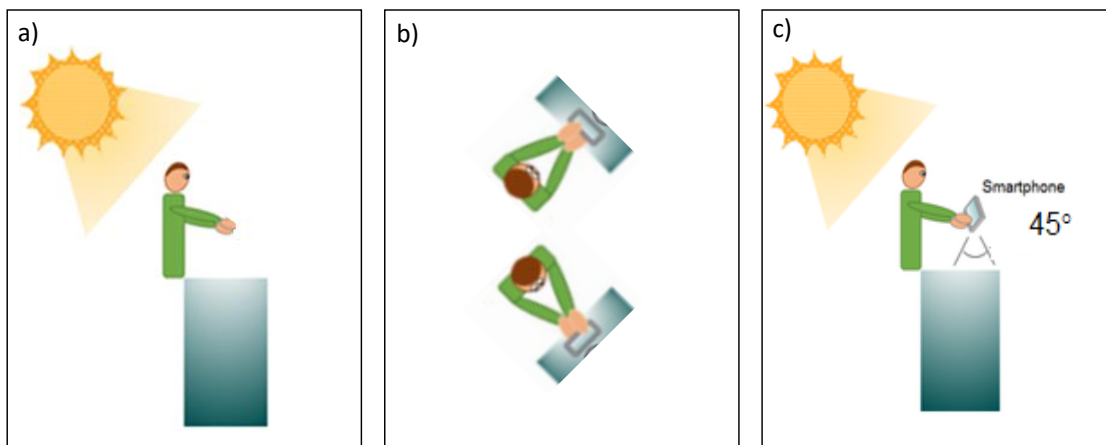


Figura 3. Esquema que describe los pasos que se deben seguir para la captura de la fotografía de la superficie del océano. El Sol en la espalda (a), girar 45° a la izquierda o derecha de la posición inicial, para posicionarse a 135° en el azimut entre la posición del sol y su campo de visión (b), colocar el lente de la cámara a 45° respecto a la superficie del mar y capturar la fotografía (c).

En cada estación, se tomaron al menos seis fotografías digitales y se seleccionaron aquellas que fueron capturadas exactamente a 45° de la superficie marina y no presentaran espuma dentro de la zona central. Para obtener los colores digitales (R, G, B), las fotografías fueron procesadas en el programa Corel Photo Paint X8. En cada imagen se seleccionaron cuatro cuadrantes de 1 cm y en cada uno de estos se obtuvo un histograma de color, del cual se extrajeron los valores digitales (R, G, B) (Fig. 4). Con la finalidad de reducir la variabilidad natural del color del agua, los valores digitales de cada estación fueron el promedio de los valores obtenidos de todos los cuadrantes en todas las fotografías seleccionadas para cada estación.

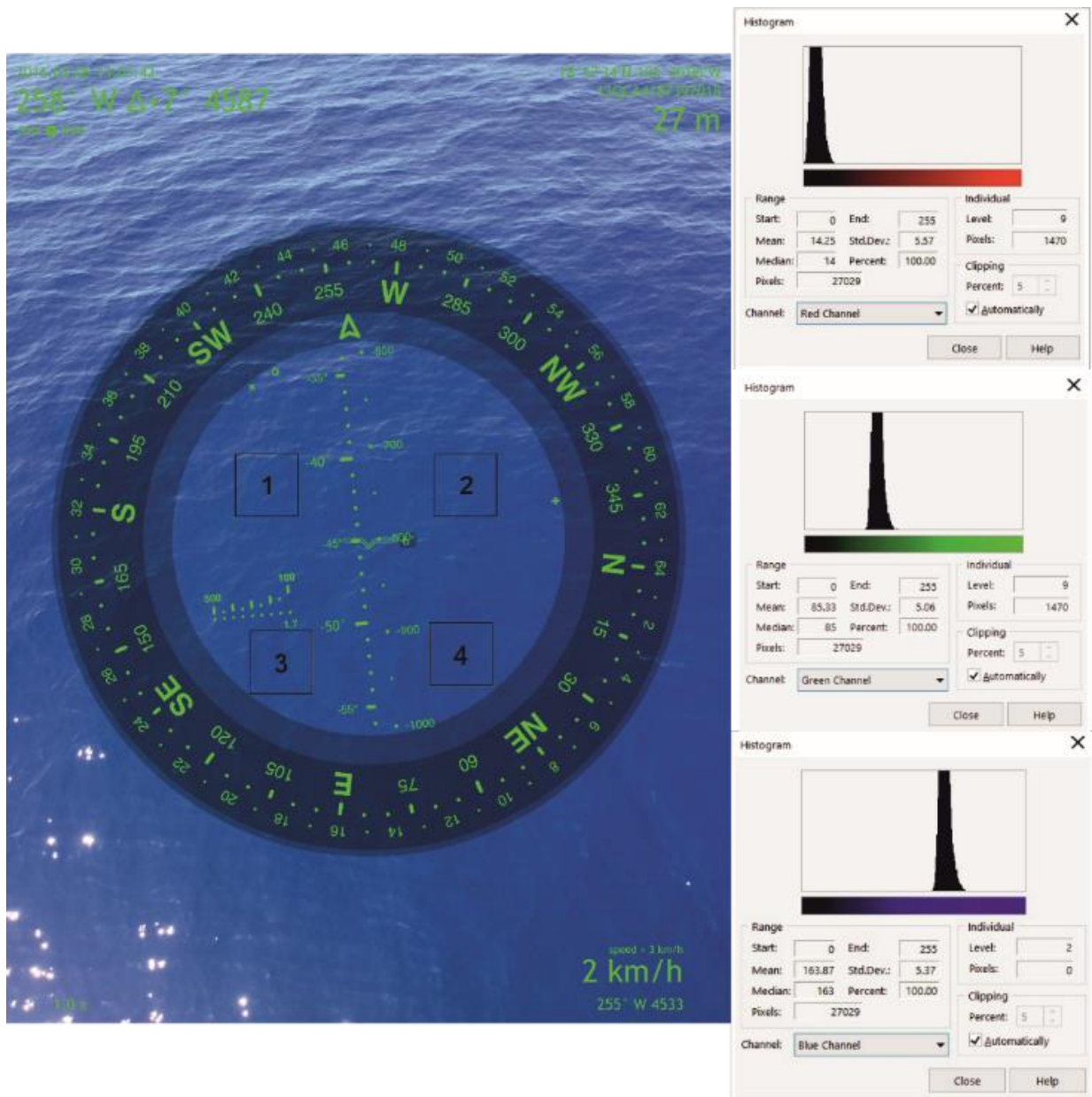


Figura 4. Ejemplo del procesamiento de las fotografías digitales. Se muestran los cuatro cuadrantes seleccionados y los histogramas que se utilizaron en el caso de esta imagen, para obtener los valores digitales promedio (R, G, B).

Posteriormente, para estimar la escala de Forel-Ule para cada estación, se aplicaron los criterios de Nova *et al.* (2013) y se convirtieron los valores digitales (R, G, B) a coordenadas de cromaticidad (x, y, z). Por definición de la Comisión Internacional de Iluminación (1931) $x + y + z = 1$, por lo tanto, $z = 1 - x - y$, lo que hace que la coordenada (z) no ofrezca información adicional. Así mismo, por convención de esta misma Comisión Internacional solo se utilizan las coordenadas (x, y) para representar un color en un

diagrama de cromaticidad (Wernand *et al.* 2013). Debido a lo anterior, en este trabajo al igual que en el de Novoa *et al.* (2013) solo se utilizan las coordenadas (x, y).

Una vez que se obtuvieron las coordenadas de cromaticidad (x, y) para cada fotografía, estas fueron contrastadas con las estimadas por Novoa *et al.* (2013) para cada tipo de agua Forel-Ule (Tabla 2). Lo anterior, se llevó a cabo aplicando los criterios de mínimos cuadrados con base a una prueba de bondad de ajuste (Xu *et al.* 2017; Zar, 2010).

Tabla 2. Coordenadas de cromaticidad (x, y) estimadas por Novoa *et al.* (2013) para cada tipo de agua de Forel-Ule.

| Escala de Forel-Ule | x | y | Escala de Forel-Ule | x | y | Escala de Forel-Ule | x | y |
|------------------------|-------|-------|------------------------|-------|-------|------------------------|-------|-------|
| 1 | 0.191 | 0.167 | 8 | 0.315 | 0.440 | 15 | 0.446 | 0.458 |
| 2 | 0.199 | 0.200 | 9 | 0.337 | 0.462 | 16 | 0.461 | 0.449 |
| 3 | 0.210 | 0.240 | 10 | 0.363 | 0.476 | 17 | 0.475 | 0.441 |
| 4 | 0.227 | 0.288 | 11 | 0.386 | 0.487 | 18 | 0.489 | 0.433 |
| 5 | 0.246 | 0.335 | 12 | 0.402 | 0.481 | 19 | 0.503 | 0.425 |
| 6 | 0.266 | 0.376 | 13 | 0.416 | 0.474 | 20 | 0.516 | 0.416 |
| 7 | 0.297 | 0.412 | 14 | 0.431 | 0.466 | 21 | 0.528 | 0.408 |

Las mediciones de Z_{SD} se llevaron a cabo simultáneamente a la toma de fotografías de la superficie del océano. Para las mediciones de Z_{SD} se utilizó un disco color blanco de 30 cm de diámetro, que se bajó en la columna de agua por la parte soleada de la embarcación. La profundidad a la que este desapareció de la vista del observador (a ojo desnudo) fue registrada como la Z_{SD} (Tyler, 1968). Las mediciones de Ed (PAR) se realizaron con un irradiómetro escalar Li-Cor (LI-193), que registró la luz metro a metro en la columna de agua hasta una profundidad máxima de 30 m.

Posteriormente, se estimó K_d con base en dos metodologías. En la primera, se calculó de manera indirecta a partir de las mediciones de Z_{SD} y los criterios establecidos en el capítulo 1 (Castillo-Ramírez *et al.* 2020). En la segunda, se utilizaron las mediciones de Ed (PAR) y se siguieron los criterios de Kirk (2011), expresados en la siguiente ecuación:

$$\ln(PAR(z)) = \ln(PAR(0)) - K_d \times Z \quad (1)$$

Donde K_d es la pendiente de una regresión lineal y la variable dependiente es el logaritmo natural de la irradiancia en función de la profundidad.

Así mismo, en los cruceros oceanográficos, se recolectaron muestras de agua para estimar el coeficiente de absorción de luz total ($a(\lambda)$) con base en los criterios de Mitchell *et al.* 2000 y la concentración de *Chla* siguiendo la metodología de Thomas (2012). Ya estimado el $a(\lambda)$ este se utilizó para clasificar las estaciones en los diferentes tipos ópticos de Jerlov, siguiendo los criterios de Solonenko y Mobley (2015), como se describe en el capítulo 1.

La base de datos antes mencionada, cubre una gama de condiciones ópticas que va desde aguas claras (oceánicas) hasta aguas turbias (costeras) (Fig. 2). Por esta razón se generaron tres tipos de aproximaciones empíricas para cada una de las variables ópticas (Escala de Forel-Ule, Z_{SD} , K_d , Escala de Jerlov y *Chla*). Una general, que puede ser aplicada tanto en condiciones oceánicas como costeras y dos aproximaciones específicas para aplicar por separado en estas condiciones (aproximación oceánica y costera) (Fig. 5). Para las aproximaciones generales se utilizó toda la base de datos, mientras que, para las oceánicas y costeras, esta se dividió con base en la clasificación de la escala de Jerlov que dio cada una de las estaciones (Fig. 5).

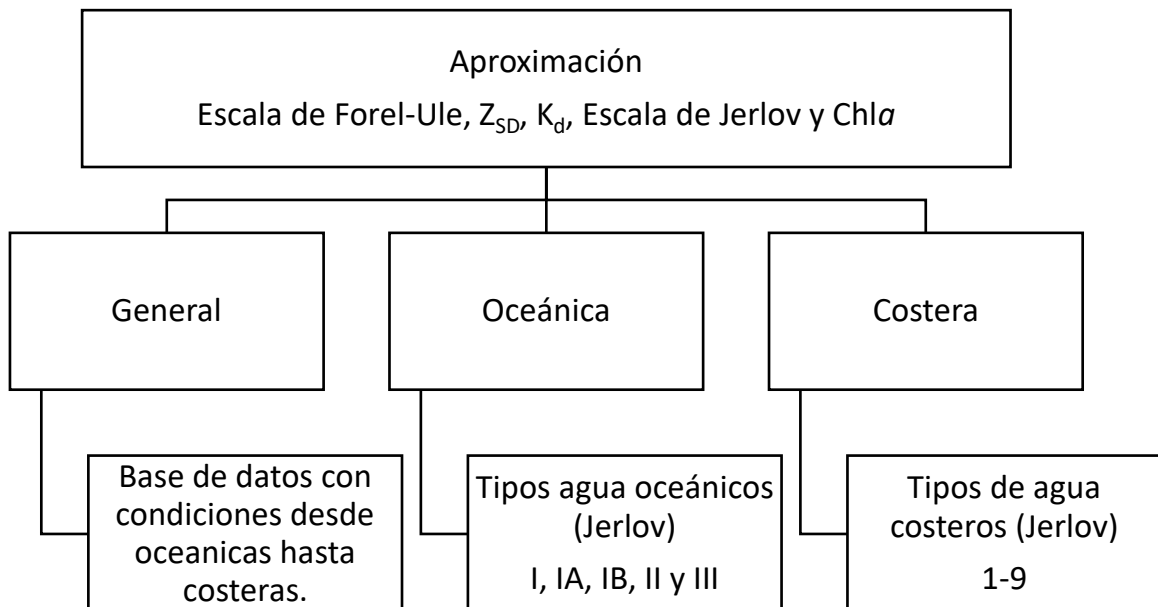


Figura 5. Esquema de los tipos de aproximaciones estimadas para cada parámetro óptico y la base de datos utilizada para su desarrollo.

Las aproximaciones empíricas relacionaron la Escala de Forel-Ule, Z_{SD} , K_d , Escala de Jerlov y $Chla$ con los valores digitales (R, G, B), con base en un análisis de regresión múltiple por pasos, siguiendo los criterios de Bass (2007) (Ec. 2).

$$\hat{y} = b_o + b_1R_1 + b_2G_2 + b_3B_3 \quad (2)$$

donde \hat{y} es la variable por predecir, que puede ser: Escala de Forel-Ule, Z_{SD} , K_d *in situ*, Escala de Jerlov y $Chla_{sup}$ (variable dependiente), (R, G, B) las variables independientes y b_n sus coeficientes asociados.

Por otra parte, con el fin de eliminar las observaciones inusuales se aplicó un análisis residual que se basa en la siguiente ecuación:

$$e = y - \hat{y} \quad (3)$$

donde e es el residuo, este puede ser considerado como el error calculado por la distancia entre el valor observado (y) y el modelado (\hat{y}). Mientras más cerca de cero estén los residuos mejor funciona el modelo.

Para identificar las observaciones de alto ruido, se siguieron los criterios del análisis Seis Sigma con base a los errores estandarizados (Bass, 2007), donde se estandariza e (Z_e) (Ec. 4)

$$Z_e = \frac{e - \bar{e}}{SD_e} \quad (4)$$

Donde \bar{e} es el promedio de los residuos y SD_e es la desviación estándar del residuo.

Una vez eliminadas las observaciones de alto ruido, la base de datos de cada variable se dividió aleatoriamente en dos grupos: 50% para modelar y 50% para validar (Steyerberg, 2019; IOCCG, 2020). Para reducir el error aleatorio en la selección de los dos conjuntos de datos y probar la solidez de los modelos, se realizaron cinco iteraciones seleccionando al azar cinco conjuntos de datos diferentes para modelar, con su respectivo grupo de validación. A los datos utilizados para modelar se les aplicó nuevamente una regresión múltiple por pasos, siguiendo los criterios de Bass (2007).

Posteriormente, con la finalidad de probar que las variables independientes fueron significativas en cada modelo, se aplicó una prueba t (Ec. 5) a los coeficientes asociados de cada una de estas.

$$t_{cal} = \frac{b_k}{SE_{bk}} \quad (5)$$

donde b_k es el coeficiente de la regresión asociado a la variable independiente y SE_{bk} es el error estándar del coeficiente b_k expresado en las siguientes ecuaciones.

$$SE_{b1} = \sqrt{\frac{MSE}{\sum R^2 - \frac{(\sum R)^2}{n}}} \quad (6)$$

$$SE_{b2} = \sqrt{\frac{MSE}{\sum G^2 - \frac{(\sum G)^2}{n}}} \quad (7)$$

$$SE_{b2} = \sqrt{\frac{MSE}{\sum B^2 - \frac{(\sum B)^2}{n}}} \quad (8)$$

donde (R, G, B) son los colores digitales (variables independientes).

Así mismo, con el objetivo de conocer la significancia global de los modelos resultantes se aplicó una prueba F con base en la ecuación 9:

$$F_{cal} = \frac{\frac{\sum(y_i - \bar{y})^2 - \sum(y_i - \hat{y})^2}{k}}{\frac{\sum(y_i - \hat{y})^2}{n - (k+1)}} = \frac{MSR}{MSE} \quad (9)$$

donde k es el número de variables independientes y en este caso es igual a tres, MSR es la media cuadrática de la regresión y MSE es la media cuadrática del error residual.

Para determinar la proporción de variación de la variable dependiente que puede ser explicada con base a las variables independientes, se utilizó el coeficiente de determinación R^2 (Ec. 10).

$$R^2 = \left(\frac{\sum(y_i - \hat{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \right) \times 100 = \left(\frac{SSE}{SST} \right) \times 100 \quad (10)$$

donde SSE es la variabilidad explicada por el modelo y SST es la variabilidad explicada por y .

Una vez obtenidos los modelos para cada variable, estos se validaron con base en un análisis de match up (Santamaría-del-Ángel *et al.* 2011), donde la validez estadística de los modelos se estimó mediante el coeficiente de correlación de Pearson (r_p), cuya expresión matemática es la siguiente:

$$r_p = \frac{Cov_{model,val}}{SD_{model} * SD_{val}} \quad (11)$$

donde r_p es la correlación de Pearson, $Cov_{model,val}$ es la covarianza de los datos modelados y los validados, SD_{model} y SD_{val} son la desviación estándar de los datos modelados y validados respectivamente. Este coeficiente es una medida de correlación lineal entre dos variables y sus resultados se encuentran entre -1 y 1 (1 indica una relación lineal directa, -1 una relación lineal inversa y cero indica una relación no lineal).

Posteriormente, debido a que la metodología de captura de la fotografía es muy específica, en cuanto a los grados en los que esta se debe de llevar a cabo, porque se busca minimizar la polarización residual y cuantificar la radiancia emergente del agua con el menor error posible. Se trató de explorar que sucedía si la fotografía no se capturaba a 45°, con respecto a la superficie.

Para llevar a cabo lo anterior, se aplicaron los modelos antes mencionados en estaciones que cumplían con los siguientes criterios: (1) tenían datos *in situ* de la variable a modelar, (2) valores (R, G, B) obtenidos de imágenes capturadas a 45° y (3) a no 45°. Desafortunadamente, debido al control de calidad *in-situ*, donde solo capturaban fotografías a 45° o lo más cercano posible a este ángulo. En este ejercicio los datos a no 45° únicamente incluyen fotografías capturadas a $\pm 1^\circ$ de diferencia (44° y 46°).

Con el objetivo de evaluar si existían diferencias estadísticamente significativas entre los valores *in situ* y los resultados obtenidos a partir de las imágenes a 45° y a no a 45°, se realizó un análisis ANOVA no paramétrico por bloques de Friedman siguiendo los criterios de Friedman (1940) (Ec. 12).

$$F_{r\ cal} = \left(\frac{12}{rk(k+1)} * \sum T_j^2 \right) - 3r(k + 1) \quad (12)$$

Donde r es el número de observaciones, k el número de tratamientos y T_j el rango asignado a cada observación.

Una vez analizadas las diferencias y con la finalidad de conocer que resultados presentaban el menor error, se aplicó un análisis de residuos estandarizados (Ec. 4). Donde un valor más cercano a cero

indica menos error. Así mismo, con el objetivo de estimar la precisión de los resultados se estableció un intervalo de confianza con base en una $t_{crit \alpha/2, n-1}$ con un error α de 95%, para después calcular el porcentaje de datos que estaba dentro de este intervalo.

Por último, se probó la exactitud de los datos con base en una prueba de mínimos cuadrados siguiendo los criterios de Xu *et al.* (2017). Donde los más exactos son aquellos que presentan el menor valor X^2 .

4.4 Resultados y discusión.

El resultado del análisis residual aplicado en los tres diferentes tipos de aproximaciones (general, oceánica y costera) de cada parámetro óptico (Escala de Forel-Ule, Z_{SD} , K_d , Escala de Jerlov y $Chla$), dio como resultado la eliminación de las observaciones de alto ruido (Tabla 3, 4 y 5). Para la escala de Forel-Ule y Z_{SD} , las eliminaciones pueden ser el resultado de errores metodológicos. Porque, como establecen Forel (1895) y Secchi (1866), estas dependen de los ojos del observador y de diversos parámetros como el oleaje y la posición solar. En los datos de K_d y $Chla$, esto pudo deberse a que se utilizaron dos metodologías para estimar estas variables. Por último, en el caso de la escala de Jerlov la eliminación puede ser resultado de que se utilizó el método propuesto por Solonenko y Mobley (2015), que no toma en cuenta el componente detrítico.

4.4.1. Aproximaciones generales

Las aproximaciones generales fueron estimadas a partir de una base de datos con una amplia gama de condiciones ópticas (desde oceánicas hasta costeras) y mostraron como resultado que la variable independiente no significativa, en la mayoría de las aproximaciones, fue el color digital **R** correspondiente a la longitud de onda roja (700nm) (Tabla 3). Este resultado coincide con lo expuesto por Sakshaug *et al.* (2009) y Kirk (2011) quienes mencionan que las longitudes de onda larga (~700 nm) son las que presentan mayor atenuación, lo que a su vez se puede traducir como una menor capacidad de penetración en la columna de agua y por lo tanto en una menor reflexión de estas. Esto se puede deber al hecho, de que la absorción de luz por el agua aumenta de manera exponencial hacia la región roja del espectro electromagnético (Pope y Fry, 1997). En el único caso donde los tres colores digitales (**R**, **G**, **B**) fueron significativos (Tabla 3), fue en la aproximación estimada para predecir la escala de Forel-Ule (Ec. 13). Lo

que puede ser debido a que dicha escala, a diferencia de los parámetros utilizados en las otras aproximaciones, se basa en una percepción visual del color del agua, el cual según lo reportado por Klein (2010) se da como resultado de la combinación de estos tres colores (R, G, B).

Una vez obtenidas las variables significativas, se comprobó que todas las aproximaciones generales fueron significativas (Tabla 3). Lo que implica, que por medio de la descomposición de una fotografía digital en los canales digitales (R, G, B) y la asociación de esto con datos *in situ* de parámetros ópticos superficiales, se pueden estimar la Z_{SD} , K_d y la escala de Jerlov. Además, estos resultados respaldan lo reportado por Goddijn-Murphy *et al.* (2009), Novoa *et al.* (2014), y Leeuw y Boss (2018), quienes sugieren el uso de las fotografías como una alternativa para estimar $Chla$, turbidez, y escala de Forel-Ule.

Posteriormente, se realizó la validación de dichas aproximaciones y con base en los criterios expuestos por Gregg y Casey (2004), Djavidnia *et al.* (2006) y Santamaría-del-Ángel *et al.* (2011), quienes establecen que valores de r_{pcal} por arriba de 0.70 son representativos de una asociación fuerte, podemos decir que las correlaciones entre los datos modelados y los de validación fueron en su mayoría altamente significativas (Tabla 3). Debido a que el modelo del K_d fue el que presentó los valores menores, se llevó a cabo la siguiente alternativa para estimarlo: se utilizaron los valores de Z_{SD} modelados a partir de la ecuación 14 y se aplicaron los criterios del capítulo 1 para obtener K_d (Castillo-Ramírez *et al.* 2020). Con lo anterior, se obtuvieron valores más altos en la correlación (Tabla 3), por lo que, proponemos esta como la mejor alternativa para estimar K_d , a partir de una fotografía digital.

Los resultados anteriores (Tabla 3), demostraron que las aproximaciones generales de cada parámetro pueden ser aplicadas en un amplio espectro de condiciones ópticas. Sin embargo, con base en Morel y Prieur (1977) quienes establecen que la mayor variabilidad y cantidad de componentes ópticos que generan el cambio del color del agua se da en las zonas costeras. Se decidió generar también aproximaciones oceánicas y costeras por separado

Tabla 3. Análisis de regresión múltiple por pasos para las aproximaciones generales y comparación entre los datos modelados y los de validación ($\alpha = 0.05$).

| Variable | n (Después del Análisis Residual) | n (Modelar) | Modelos significativos | Min | Max | R (t_{cal}) | G (t_{cal}) | B (t_{cal}) | t_{cri} | F_{cal} | F_{cri} | R^2 | n (Validar) | $r_{p\ cal}$ | $r_{p\ cri}$ |
|--------------------------------------|--|----------------|--|------------------------|------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|-----------|-----------|-----------|-------|-------------|--------------|--------------|
| <i>Forel – Ule</i> | 72 | 36 | = 3.16 + 0.0188 R + 0.0495 G – 0.0335 B (Ec. 13) | 1 | 8 | 2.20 | 22.47 | -12.08 | 1.99 | 242.42 | 3.12 | 96 % | 36 | 0.96 | 0.33 |
| Z_{SD} | 60 | 30 | =22.1 - 0.309 G + 0.201 B (Ec. 14) | 4 m | 35 m | | -14.45 | 5.13 | 2.00 | 109.13 | 4.00 | 89% | 30 | 0.81 | 0.36 |
| K_d | 69 | 35 | = 0.218 + 0.00179 G – 0.00196 B (Ec. 15) | 0.045 m ⁻¹ | 0.293m ⁻¹ | | 7.79 | -5.78 | 1.99 | 30.57 | 3.98 | 66% | 34 | 0.69 | 0.33 |
| Alternativa para obtener K_d | | 30 | Aplicar ecuación 13 para obtener Z_{SD} y aplicar criterios del capítulo 1 | | | | | | | | | | 30 | 0.85 | 0.36 |
| <i>Jerlov</i> | 56 | 28 | = 37 - 0.0733 G – 0.0874 B (Ec. 16) | IA | 4C | | -5.56 | -4.45 | 2.00 | 83.58 | 4.02 | 87% | 28 | 0.90 | 0.37 |
| <i>Chla</i> | 62 | 31 | = 0.521 + 0.00534 G – 0.00521 B (Ec. 17) | 0.053 $\frac{mg}{m^3}$ | 0.541 $\frac{mg}{m^3}$ | | 11.19 | -7.73 | 2.00 | 62.83 | 4.00 | 82% | 31 | 0.76 | 0.36 |

4.4.2. Aproximaciones oceánicas y costeras.

Las aproximaciones para las condiciones oceánicas y costeras se desarrollaron con la finalidad de evaluar si modelos más específicos (en cuanto a condiciones ópticas) replican mejor resultados. Los resultados de las aproximaciones oceánicas (Tabla 4), mostraron que para la mayoría de estas ninguno de los tres colores digitales (R, G, B) fue significativo, por lo tanto, tampoco las aproximaciones lo fueron. La única aproximación significativa fue la estimada para predecir la escala de Forel-Ule (Tabla 4). En las zonas oceánicas el fitoplancton y el agua son los únicos componentes que modifican las características ópticas de la parcela de agua (Morel y Prieur, 1977). Mientras que, en las zonas costeras además del fitoplancton y el agua, se encuentran presentes en esta el material orgánico e inorgánico particulado y la materia orgánica disuelta coloreada, lo cuales generan mayores cambios de color en estas zonas (Morel y Prieur, 1977). Con base en lo anterior, los resultados obtenidos (Tabla 4) pueden indicar que en las regiones oceánicas no se observan cambios de color significativos, que puedan ser captados en una fotografía digital para asociarlos a la Z_{SD} , K_d , escala de Jerlov y $Chla$.

Tabla 4. Análisis de regresión múltiple por pasos en donde se utilizó un $\alpha = 0.05$.

| Variable | n (inicial) | n (Después de Análisis Residual) | R (t_{cal}) | G (t_{cal}) | B (t_{cal}) | t_{crit} | F_{cal} | F_{crit} |
|----------------------------------|----------------|---|--------------------|--------------------|--------------------|------------|-----------|------------|
| <i>Forel – Ule</i> (Oceánico) | 31 | 31 | 2.43 | 12.49 | -4.80 | 2.04 | 71.74 | 3.34 |
| Z_{SD} (Oceánico) | 28 | 23 | - | 2.06 | - | 2.08 | 4.24 | 4.30 |
| K_d (Oceánico) | 28 | 28 | 0.99 | 1.64 | 0.96 | 2.05 | 1.64 | 3.38 |
| <i>Jerlov</i> (Oceánico) | 31 | 31 | 1.29 | 0.07 | 0.77 | 2.04 | 0.91 | 3.34 |
| <i>Chla</i> (Oceánico) | 27 | 24 | - | 1.69 | -0.51 | 2.07 | 1.45 | 4.32 |

Por otra parte, las aproximaciones costeras mostraron como resultado que el color digital G en todos los modelos fue significativo, el cual en algunos casos lo encontramos en combinación con los colores digitales R o B (Tabla 5). Estas variaciones entre longitudes de onda o colores, según lo establecido por Prieur y Sathyendranath (1981) depende de la naturaleza y cantidad de las partículas presentes en la parcela de agua a estudiar.

Todas las aproximaciones costeras fueron significativas (Tabla 5), lo que señala que estas pueden ser utilizadas para estimar la escala de Forel-Ule, escala de Jerlov, Z_{SD} , K_d , y $Chla$ en condiciones ópticamente complejas. Además, la validación de estas (Tabla 5), mostró que, al generar aproximaciones más específicas, en cuanto a condiciones ópticas, se replican mejor los resultados. Esto ya que los valores del grado de asociación entre los datos modelados y los de validación (r_{Pcal}) (Tabla 5) fueron mayores a los obtenidos en las aproximaciones generales (Tabla 3). La única aproximación donde se obtuvieron valores menores, a los reportados en las aproximaciones generales, fue en la estimada para predecir la escala de Jerlov (Ec. 22). Esto se puede deber al hecho de que el modelo propuesto por Solonenko y Mogley (2015) para asociar las Propiedades Ópticas Inherentes (POIs) con el tipo de agua Jerlov, no considera la contribución de material particulado no fitoplanctónico, que comprende detritus de fitoplancton más otras partículas orgánicas y minerales. El cual según lo reportados por Morel y Prieur (1977) es un componente con contribuciones importantes en las zonas costeras.

Tabla 5. Análisis de regresión múltiple por pasos para aproximaciones oceánicas y costeras, así como comparación entre los datos modelados y los de validación, donde se utilizó un $\alpha = 0.05$.

| Variable | n (Después del Análisis Residual) | n (Modelar) | Modelos significativos | Min | Max | R (t_{cal}) | G (t_{cal}) | B (t_{cal}) | t_{cri} | F_{cal} | F_{cri} | R ² | n (Validar) | $r_{p\ cal}$ | $r_{p\ cri}$ |
|---|--|----------------|---|------------------------|------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|-----------|-----------|-----------|----------------|----------------|--------------|--------------|
| <i>Forel – Ule</i> (Oceánico) | 31 | 16 | = 3.16 + 0.0221 R + 0.0495 G – 0.0346 B (Ec. 18) | 1 | 5 | 2.43 | 12.49 | -4.80 | 2.04 | 71.74 | 3.34 | 92 % | 15 | 0.93 | 0.51 |
| <i>Forel – Ule</i> (Costero) | 35 | 18 | = 5.12 + 0.0406 G – 0.0368 B (Ec. 19) | 3 | 6 | * | 9.16 | -13.16 | 2.03 | 161.32 | 4.14 | 92% | 17 | 0.95 | 0.48 |
| Z_{SD} (Costero) | 25 | 13 | = 29.2 – 0.369 G + 0.210 B (Ec. 20) | 4 m | 30 m | * | -7.46 | 6.26 | 2.07 | 63.66 | 3.44 | 88% | 12 | 0.90 | 0.57 |
| K_d (Costero) | 23 | 12 | = – 0.191 + 0.00329 R + 0.00186 G (Ec. 21) | 0.053 m ⁻¹ | 0.127m ⁻¹ | 5.08 | 5.06 | * | 2.08 | 21.40 | 4.37 | 73% | 11 | 0.80 | 0.60 |
| Alternativa para obtener K_d (Costero) | | 13 | Aplicar ecuación 19 para obtener Z_{SD} y aplicar criterios del capítulo 1 | | | | | | | | | | 12 | 0.97 | 0.57 |
| <i>Jerlov</i> (Costero) | 32 | 16 | = 2.92 + 0.0538 G (Ec. 22) | 1C | 4C | * | 5.49 | * | 2.04 | 30.13 | 3.32 | 55% | 16 | 0.73 | 0.49 |
| <i>Chla</i> (Costero) | 32 | 16 | = 1.44 + 0.00243 G – 0.00808 B (Ec. 23) | 0.080 $\frac{mg}{m^3}$ | 0.703 $\frac{mg}{m^3}$ | * | 2.82 | -8.98 | 2.04 | 56.66 | 4.18 | 82% | 16 | 0.85 | 0.49 |

Con base en que las aproximaciones costeras replican mejor los resultados (Tabla 5) y a la necesidad de implementar sistemas de monitoreo en estas zonas, ya que entre 2020 y 2035 estarán viviendo 355 millones de personas dentro de los 100 km de la costa (Burke *et al.* 2001; Naciones Unidas, 2017; Maul y Duedall, 2019). Lo que puede causar la degradación de estos ecosistemas y causar impactos en la calidad del agua (Santamaria-del-Ángel *et al.* 2015b; Piroddi *et al.* 2017). Proponemos el uso de las aproximaciones costeras, como un complemento de los análisis que se utilizan tradicionalmente en los monitoreos *in situ*.

Los métodos tradicionales utilizados en los monitoreos *in situ* para obtener parámetros ópticos, si bien tienen una alta precisión, se llevan a cabo con instrumentación especializada (D'sa *et al.* 2000; Bowers *et al.* 2001; Siddorn *et al.* 2001; Thomas, 2012; Solonenko y Mobley, 2015; Prasetyo *et al.* 2017; Rau *et al.* 2018; Mallick *et al.* 2019). Lo que puede llegar a ser relativamente complejo y costoso (Boss *et al.* 2018). Además, estos tienen un proceso de análisis lento, lo que evita que se pueda obtener una visión del área a estudiar a gran escala en un corto tiempo (Goddijn-Murphy *et al.* 2009; Boss *et al.* 2018). Por otra parte, la logística para preparar un monitoreo *in situ* con base en propiedades ópticas no es simple; se requiere de una embarcación, material de campo, así como personal experimentado en el registro de las mediciones y la toma de muestras. Asimismo, estos monitoreos deben programarse en días soleados, ya que las nubes pueden alterar las mediciones del campo de luz en el agua (Nann y Riordan 1991; Bartlett *et al.* 1998; Stramska y Dickey 1998). Una vez mencionado lo que se requiere para monitorear un área con base en propiedades ópticas, podemos decir que la principal ventaja de las aproximaciones que proponemos en este trabajo es su fácil implementación y bajo costo, ya que no se requiere ser un experto en óptica y solo se necesita de una cámara digital.

Por ejemplo, el utilizar la aproximación generada para la escala de Jerlov (Ec. 22) ayudaría a clasificar tipos de agua de una manera fácil y rápida, ya que los equipos que se utilizan actualmente para definir tipos de agua, con base en esta escala, requieren de un conocimiento especializado para su uso. Como es el caso de irradiómetros hiper-espectrales (Prasetyo *et al.* 2017) o de espectrofotómetros (para el cálculo de propiedades ópticas inherentes) si se siguen los criterios de Solonenko y Mobley (2015), como se hizo para este trabajo. Asimismo, se podrían considerar que aproximaciones como la de Mallick *et al.* (2019), donde derivan valores de K_d a partir de imágenes satelitales, para estimar la escala de Jerlov.

Sin embargo, como lo menciona Lebourgeois *et al.* (2008) el procesamiento de dichas imágenes es más complejo que el de una fotografía digital.

Estimar la concentración de *Chla* con la aproximación propuesta en este trabajo (Ec. 23), nos ayudaría a obtener esta información a un menor costo y tiempo. Esto debido a que las metodologías utilizadas actualmente en los laboratorios involucran equipos como espectrofotómetros o HPLC, los cuales requieren de un sistema de filtración, filtros de fibra de vidrio y solventes (Lorenze, 1967; Thomas, 2012). Aunado a lo anterior, en el caso de la metodología donde se utiliza HPLC, también se necesitan estándares de dicho pigmento para obtener su concentración, así como, un tiempo de análisis de aproximadamente 48h (Thomas, 2012).

Las aproximaciones estimadas para predecir la Z_{SD} (Ec. 20) y el color de agua con base en la escala de Forel-Ule (Ec. 19), nos ayudarían a obtener estas variables en días soleados en los que no se tenga un disco de Secchi y los comparadores de color, respectivamente. Además, en el caso de la escala de Forel-Ule, este tipo de aproximaciones permite estimar cada uno de los colores de dicha escala. Ya que en el instrumento que se utiliza en la actualidad solo se muestran 16 comparadores de color (Fig. 12).

Con base en lo anterior, podemos decir en general, que este tipo de aproximaciones nos podrían permitir tener una prospección del estado del agua del área de interés, sin la necesidad de muestras de agua o compromisos de tiempo por adelantado. Por ejemplo, se podrían obtener datos en días soleados en los que no se tengan programados salidas de campo. Sin embargo, es importante mencionar que, para mejorar la confiabilidad y utilidad de este tipo de aproximaciones, se debe seguir con las mediciones *in situ* para llevar a cabo estudios adicionales de calibración y validación.

Por otra parte, la principal dificultad de la técnica aquí propuesta es poder posicionar la cámara para la captura de la fotografía. La metodología es muy específica en cuanto a los ángulos de posicionamiento, esta es igual a la utilizada en las mediciones de reflectancia llevadas a cabo con el espectro-radiómetro SIMDAD (ver Deschamps *et al.* 2004). Según lo mencionado por Fougny *et al.* (1999) y Deschamps *et al.* (2004), esta metodología permite reducir el ruido o interferencia que puede ocasionar el brillo solar y el reflejo del cielo sobre la superficie del agua. Por lo anterior, se decidió evaluar las diferencias que se pueden obtener si no se siguen las indicaciones, con relación al ángulo de posición de

la cámara respecto a la superficie del agua. Este análisis se llevó a cabo únicamente con las aproximaciones costeras para predecir Z_{SD} (Ec. 20) y $Chla$ (Ec.23), ya que para el resto de las aproximaciones no se contaba con los datos necesarios para realizar esta prueba.

El análisis de Friedman no paramétrico mostró que al aplicar ambas aproximaciones (Ec. 20 y Ec. 23) existían diferencias significativas entre los valores obtenidos a partir de una fotografía capturada a 45° y a no 45° (Tabla 6). Posteriormente, se evaluó la precisión de los resultados y para esto se estableció un intervalo de confianza de ± 2.08 cuando se utilizó la aproximación para predecir Z_{SD} (Ec. 20) y de ± 2.06 para la $Chla$ (Ec. 23) (Fig. 6a y 6b). Lo anterior, mostró que, al aplicar la aproximación de la Z_{SD} (Ec. 20) el 95.45% de los datos, obtenidos a partir de las imágenes de 45°, estaban dentro del intervalo de confianza, mientras que, en el caso de los datos del grupo de no 45° solo entró el 86.36% (Fig. 6a). Así mismo, se pudo observar que los datos que estaban fuera del intervalo de confianza estaban siendo subestimados. Por otra parte, al aplicar la aproximación de la $Chla$ (Ec. 23) se observó que el 95.45% de los datos de 45° y el 90.90% de no 45° entraron en el intervalo de confianza (Fig. 6b), sin embargo, en este caso los datos que estaban por afuera del intervalo están siendo sobreestimados. Una vez analizadas las diferencias y la precisión de los resultados, se procedió a evaluar su exactitud y se obtuvo que los valores más bajos de X^2 corresponden a los obtenidos a partir de utilizar las imágenes capturadas a 45° (Tabla 7). Lo que indica que estos además de ser más precisos son más exactos.

Tabla 6. Resultados del análisis de Friedman, $\alpha = 0.05$.

| | Z_{SD} | $Chla$ |
|----------------|-----------|------------|
| n | 22 | 26 |
| $X^2_{r\ cal}$ | 8,377.215 | 13,903.500 |
| X^2_{crit} | 7,815.000 | 7,815.000 |

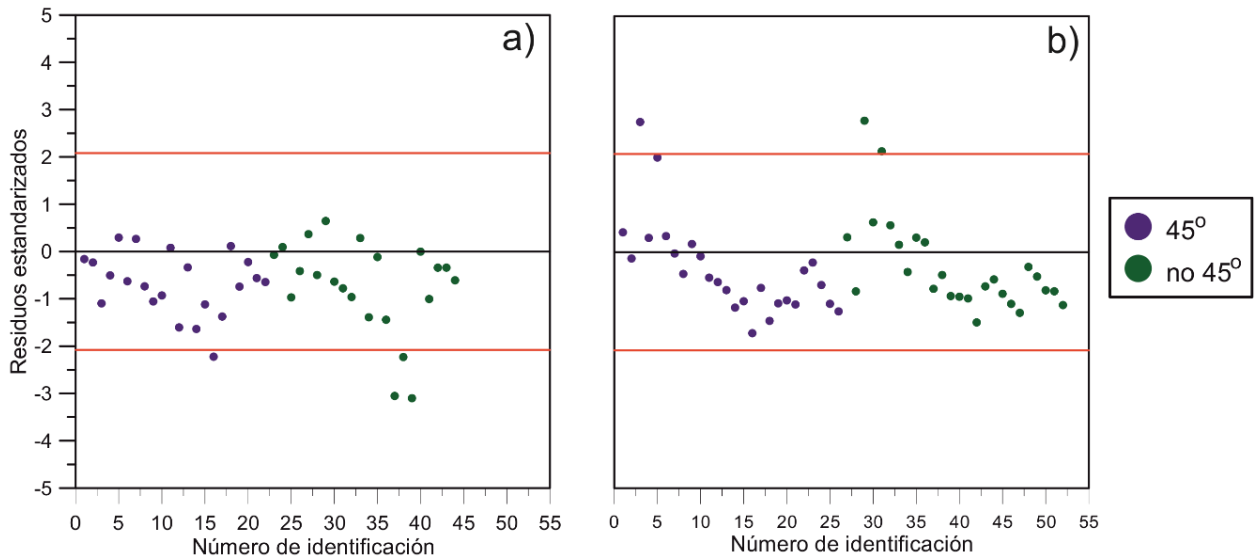


Figura 6. Análisis de residuos estandarizados. a) modelo de Z_{SD} ; b) modelo de $Chla$

Tabla 7. Análisis de mínimos cuadrados para los modelos de Z_{SD} y $Chla$.

| | Z_{SD} | $Chla$ |
|----------------------|----------|--------|
| n | 22 | 26 |
| $X^2_{45^\circ}$ | 52 | 5.828 |
| $X^2_{no\ 45^\circ}$ | 55 | 11.852 |

El evaluar la variabilidad de las imágenes con relación al ángulo en el que estas son capturadas (Tabla 6, Fig. 6 y Tabla 7), mostró que, aunque la posición con respecto a la superficie varíe en un grado, se pueden generar diferencias en los resultados. Lo anterior, confirma lo reportado por Fougnie *et al.* (1999) quienes evaluaron de manera teórica y experimental diferentes ángulos para realizar mediciones radiométricas (con instrumentos no sumergibles). Estos autores concluyeron que el ruido causado por el brillo solar y el reflejo del cielo en la superficie del agua puede minimizarse si el instrumento de medición se coloca a 45° de la superficie. Por lo que esperaríamos que la precisión y exactitud de los resultados disminuyeran cada vez más al alejarnos de los 45° a los que se debe de capturar la imagen.

En este trabajo no se evaluó el ángulo azimutal de la posición del observador, ya que no se contaba con los datos necesarios. Sin embargo, Fougnie *et al.* (1999) concluyeron que posicionarse en ángulos azimutales mayores a 135° es aceptable (hasta 180°), pero puede resultar inconveniente debido a los efectos de sombra de la embarcación. Con base en lo anterior, la metodología utilizada por Deschamps *et*

al. (2004) y también utilizada en este trabajo, en la que una vez que el observador se encuentra en la posición inicial para realizar la medición (con el sol a su espalda), se le da la opción de girar su cuerpo 45° hacia su derecha o izquierda de la posición inicial (para posicionarse a 135° en el azimut entre la posición del sol y su campo de visión), además de ser la metodología más práctica, facilita realizar las mediciones desde cualquier plataforma en el océano, incluidas las embarcaciones en movimiento.

Los resultados de este capítulo muestran el potencial de las fotografías digitales para evaluar las propiedades ópticas superficiales de una parcela de agua. Aunado a esto y a la popularidad hoy en día de los teléfonos inteligentes y las cámaras digitales, esta técnica puede ser una valiosa herramienta de monitoreo con la que se podrían generar bases de datos con una amplia cobertura espacio-temporal, la cual es importante y necesaria para comprender como los océanos, al ser entornos dinámicos, responden al forzamiento y variabilidad climática (IOCCG, 2000). Este tipo de información no solo beneficiaría a los científicos, sino que también podría ser utilizada por la industria turística o acuícola, así como, por los ciudadanos preocupados por los cambios en la calidad de agua de su entorno.

4.5. Conclusiones

Las fotografías de la superficie del océano proporcionan información sobre las características ópticas de una parcela de agua. El uso de estas para el desarrollo de aproximaciones empíricas mostró los mejores resultados en la zona costera. Sin embargo, se deben de aumentar el número de observaciones para generar modelos más robustos que representen mejor los diferentes tipos de condiciones ópticas. Además, para obtener resultados consistentes es importante seguir la metodología establecida, ya que se comprobó que si la cámara no se posiciona a 45° respecto a la superficie del mar para capturar la fotografía, se pueden obtener alteraciones en los resultados debido al ruido o interferencia generada por el brillo solar y el reflejo del cielo en la superficie del agua. Este tipo de aproximaciones de fácil aplicación y bajo costo pueden ser utilizadas como un complemento de los análisis que se utilizan tradicionalmente en los monitoreos *in situ*. Lo anterior, ayudaría a obtener una mayor cobertura de muestreo que nos brinde una prospección del área de interés en un menor tiempo.

Este segundo capítulo deja bases para que las fotografías digitales de la superficie del agua sean utilizadas para estimar Z_{SD} , K_d y el tipo de agua de Jerlov, además, respalda el hecho de poder estimar

variables como la escala de Forel-Ule, turbidez y Chl_a . Las aproximaciones propuestas en este trabajo para la zona costera son representadas por las siguientes ecuaciones:

- $Forel - Ule = 5.12 + 0.0406G - 0.0368B$
- $Z_{SD} = 29.2 - 0.369G + 0.210B$
- $K_d =$ Aplicar ecuación para obtener Z_{SD} y aplicar criterios del capítulo 1
- $Jerlov = 2.92 + 0.0538G$
- $Chla = 1.44 + 0.00243G - 0.00808B$

5. Conclusiones generales y futuras líneas de investigación

Los cambios de color o turbidez en el medio marino implican una alteración de los constituyentes que absorben o dispersan el campo de luz dentro de la columna de agua. Estos cambios pueden ser causa de procesos que alteran la calidad del agua, por ejemplo, anoxia-hipoxia e hiper-eutroficación del sistema, así como, a florecimientos fitoplanctónicos. Por lo anterior, es importante implementar sistemas de monitoreo con base en estas variables (color o turbidez del agua). Una forma sencilla de realizar este tipo de monitoreo, sin que implique un costo elevado, es estimar el coeficiente de atenuación de luz difusa (K_d) a partir de la profundidad del disco de Secchi (Z_{SD}). En el capítulo 1, la variedad de datos recolectados, en condiciones ópticas desde oceánicas hasta costeras, permitió desarrollar una relación empírica entre el K_d y la Z_{SD} , la cual proporciona continuidad en la Z_{SD} y mejora la estimación de K_d en escenarios claros, turbios y de transición. Esto en comparación con los métodos clásicos utilizados, que se basan en un único valor de profundidad óptica a la que desaparece del disco de Secchi.

La aproximación adaptativa propuesta en el capítulo 1 consta de tres ecuaciones (una para cada escenario), por lo que, puede resultar algo complejo de aplicar cuando se está en el campo. Para utilizarla de manera práctica en campañas de monitoreo, se desarrolló una tabla en la que se muestran los valores de K_d para Z_{SD} que van de 0.5 m. a 50 m. Sin embargo, para obtener resultados consistentes que representen la verdadera variabilidad de las parcelas de agua, es importante tomar en cuenta las consideraciones metodológicas mencionadas para medir la Z_{SD} . Además, se recomienda dar continuidad a las mediciones simultáneas de Z_{SD} y E_d (PAR) medido con irradiómetro, ya que esto permitirá obtener mejores coeficientes en cada una de las ecuaciones del modelo adaptativo.

En el capítulo 2 se demostró que las fotografías tomadas a la superficie del océano (con una metodología específica) proporcionan información sobre las características ópticas (como: Escala de Forel-Ule, Z_{SD} , K_d , Escala de Jerlov y Chl_a) de una parcela de agua y muestran los mejores resultados en la zona costera. Además, se comprobó que, si no se sigue la metodología establecida para la captura de la fotografía, esto en relación con el ángulo de posicionamiento de la cámara, los resultados pueden ser alterados por el ruido generado por el brillo solar y el reflejo del cielo sobre la superficie del océano. Por otra parte, uno de los aspectos que deben ser cubiertos en un futuro inmediato, es la variabilidad de las

imágenes debido a las condiciones meteorológicas (nubosidad y velocidad del viento) y a la captura de estas con diferentes dispositivos electrónicos. Asimismo, se deben de aumentar el número de observaciones en zonas turbias como lagunas costeras, estuarios y desembocaduras de ríos, para lograr un mejor ajuste de los modelos para estas condiciones ópticas. En ambos capítulos, se desarrollaron herramientas de fácil aplicación y bajo costo, que se pueden utilizar como complemento de los análisis que se utilizan tradicionalmente en los monitoreos *in situ*. El que no sea necesario ser un experto en óptica para utilizarlas, facilita el desarrollo de esquemas de monitoreo en los que se integren los esfuerzos de la ciudadanía para la generación de datos; lo que ayudaría a ampliar la cobertura espacio-temporal de los monitoreos. Asimismo, el trabajo realizado en esta tesis da paso al futuro desarrollo de una App que proporcione la Escala de Forel-Ule, Z_{SD} , K_d , Escala de Jerlov y Chl_a , la cual pueda ser utilizada por científicos y público en general. Con la finalidad de obtener datos que proporcionen la verdadera variabilidad de una parcela de agua y de filtrar las imágenes que no se ajusten a los criterios metodológicos, se deberán establecer banderas de calidad en esta App en relación con el ángulo de posicionamiento del sol, del observador y del dispositivo con el que se capture la imagen. Además, se deberá agregar información como la fecha, hora, posición global y la distancia a la superficie del agua. Lo anterior, se podrá llevar a cabo con las herramientas que proporcionan hoy en día los dispositivos móviles como: el calendario, reloj, el Sistema de Posicionamiento Global (GPS por sus siglas en inglés) y barómetro. Para la libre obtención de los datos también se deberá desarrollar una página Web donde estos se puedan descargar, así como, ver en tiempo real.

6.Referencias

- Antoine, D., Babin, M., Berthon, J., Bricaud, A., Gentili, B., Loisel, H., Maritorena, S. and Stramski, D. (2014). Shedding Light on the Sea: André Morel's Legacy to Optical Oceanography. *Annual Review of Marine Science*, 6 (1): 1–21.
- Arnone, R. A., Wood, A. M. and GOULD, R. W. (2004). The evolution of optical water mass classification. *Oceanography*, 17(2), 14-15.
- Avouris, D. M. and Ortiz, J. D. (2019). Validation of 2015 Lake Erie MODIS image spectral decomposition using visible derivative spectroscopy and field campaign data. *Journal of Great Lakes Research*, 45(3), 466-479.
- Baker, K. S. and Smith, R. C. (1982). Bio-optical classification and model of natural waters. 2 1. *Limnology and Oceanography*, 27(3), 500-509.
- Bartlett, J. S., Ciotti, Á. M., Davis, R. F. and Cullen, J. J. (1998). The spectral effects of clouds on solar irradiance. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 103(C13), 31017-31031.
- Bass, I. (2007). Six sigma statistics with Excel and Minitab (Vol. 7). New York: McGraw-Hill.
- Bastidas-Salamanca, M., Gonzalez-Silvera, A., Millán-Núñez, R., Santamaria-del-Angel, E. and Frouin, R. (2014). Bio-optical characteristics of the Northern Gulf of California during June 2008. *International Journal of Oceanography*.
- Bastos L, Bio A and Iglesias I. (2016). The Importance of Marine Observatories and of RAI A in Particular. *Front. Mar. Sci.* 3:140.
- Bøgestrand, J., Kristensen, P. and Kronvang, B. (2005). Source apportionment of nitrogen and phosphorus inputs into the aquatic environment. Report 7, 48.
- Botha, E. J., Anstee, J. M., Sagar, S., Lehmann, E. and Medeiros, T. A. (2020). Classification of Australian Waterbodies across a Wide Range of Optical Water Types. *Remote Sensing*, 12(18), 3018.
- Bowers, D.G., Smith, P.S.D., Kratzer, S., Morrison, J.R., Tett, P., Walne, A.W. y Wild-Allen, K. (2001). On the calibration and use of in situ ocean colour measurements for monitoring algal blooms. *International Journal of Remote Sensing*, 22(2-3), pp.359-368.
- Burke, L., Kura, Y., Kassem, K., Revenga, C., Spalding, M., McAllister, D. and Caddy, J. (2001). *Coastal ecosystems*. Washington, DC: World Resources Institute.
- Castillo-Ramírez, A., Santamaría-del-Ángel, E., González-Silvera, A., Frouin, R., Sebastiá-Frasquet, M.T., Tan, J., Lopez-Calderon, J., Sánchez-Velasco, L. and Enríquez-Paredes, L. (2020). A new algorithm to estimate diffuse attenuation coefficient from secchi disk depth. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(8), p.558.
- Ceccaroni, L., Piera, J., Wernand, M.R., Zielinski, O., Busch, J.A., Van Der Woerd, H.J., Bardaji, R., Friedrichs, A., Novoa, S., Thijsse, P. and Velickovski, F., 2020. Citclops: A next-generation sensor system for the monitoring of natural waters and a citizens' observatory for the assessment of ecosystems' status. *PloS one*, 15(3).
- CIE(1932). Commission internationale de l'Eclairage proceedings, 1931. Cambridge: Cambridge University Press.
- Deschamps, P. Y., Fougnie, B., Frouin, R., Lecomte, P. and Verwaerde, C. (2004). SIMBAD: A field radiometer for satellite ocean-color validation. *Applied Optics*, 43(20), 4055-4069.
- Djavidnia, S., Mélin, F. and Hoepffner, N. (2006). Analysis of multi-sensor global and regional ocean colour products. MERSEA-IP Marine Environment and Security for the European Area-Integrated Project Report on Deliverable D, 2(5), 228.
- D'sa, E. J., Zaitzeff, J. B y Steward, R. G. (2000). Monitoring water quality in Florida Bay with remotely sensed salinity and in situ bio-optical observations. *International Journal of Remote Sensing*, 21(4), 811-816.
- Duedall, I. W. and Maul, G. A. (2019). Demography of coastal populations. *Encyclopedia of coastal science*, encyclopedia of earth sciences series, 368-374.
- Eleveld, M. A., Ruescas, A. B., Hommersom, A., Moore, T. S., Peters, S. W. and Brockmann, C. (2017). An optical classification tool for global lake waters. *Remote Sensing*, 9(5), 420.
- Forel, F. A. (1895). Le Léman, Monographie Limnologique II. Librairie de l'Université, Lausanne, 651.
- Fougnie, B., Frouin, R., Lecomte, P. and Deschamps, P.Y. (1999). Reduction of skylight reflection effects in the above-water measurement of diffuse marine reflectance. *Applied Optics*, 38(18), pp.3844-3856.
- Friedman, M. (1940). A comparison of alternative tests of significance for the problem of m rankings. *The Annals of Mathematical Statistics*, 11(1), 86-92.

- Goddijn-Murphy, L., Dailloux, D., White, M., and Bowers, D. (2009). Fundamentals of in situ digital camera methodology for water quality monitoring of coast and ocean. *Sensors*, 9(7), 5825-5843.
- Gohin, F., Loyer, S., Lunven, M., Labry, C., Froidefond, J. M., Delmas, D. and Herbland, A. (2005). Satellite-derived parameters for biological modelling in coastal waters: Illustration over the eastern continental shelf of the Bay of Biscay. *Remote Sensing of environment*, 95(1), 29-46.
- Gordon, H.R. and Morel, A. (1983). Remote assessment of ocean color for interpretation of satellite visible imagery, A review. In: Lecture notes on coastal and estuarine studies, R.T. BARBER, C.N.K. MOOERS, M.J. BOWMAN and B. ZEITSCHER, editors, Springer-Verlag, 114pp.
- Gregg, W. W. and Casey, N. W. (2004). Global and regional evaluation of the SeaWiFS chlorophyll data set. *Remote Sensing of Environment*, 93(4), 463-479.
- IOCCG, (2018). "Earth observations in support of global water quality monitoring," in IOCCG Report Series, No. 17, International Ocean Colour Coordinating Group, eds S. Greb, A. Dekker, and C. Binding, (Dartmouth: IOCCG).
- IOCCG. (2020). Synergy between Ocean Colour and Biogeochemical/Ecosystem Models 2020; IOCCG Report Series, No. 19; Dutkiewicz, S., Ed.; International Ocean Colour Coordinating Group: Dartmouth, NS, Canada.
- IOCCG. 2000. Remote sensing of ocean color in coastal, and other optically-complex waters, p. 144. In S. Sathyendranath [ed.], Reports of the. International Ocean-Colour Coordinating Group 3. IOCCG Project Office, Dartmouth, Canada.
- Jerlov, N. G. (1950). Optical studies of ocean water. Rept. Swedish Deep-Sea Exped., 3, 1-59.
- Jovanovic, S., Carrion, D. and Brovelli, M. A. (2019). Citizen Science for Water Quality Monitoring Applying Foss. In *2019 Free and Open Source Software for Geospatial, FOSS4G 2019* (Vol. 42, No. 4, pp. 119-126). International Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
- Kirk, J. T. (2011). Light and photosynthesis in aquatic ecosystems. Cambridge university press. p.649.
- Klein, G. A. (2010). *Industrial color physics*.
- Lebourgeois, V., Bégué, A., Labbé, S., Mallavan, B., Prévot, L. and Roux, B. (2008). Can commercial digital cameras be used as multispectral sensors? A crop monitoring test. *Sensors*, 8(11), 7300-7322
- Leeuw, T. and Boss, E. (2018). The HydroColor app: Above water measurements of remote sensing reflectance and turbidity using a smartphone camera. *Sensors*, 18(1), 256.
- Lubac, B. and Loisel, H. (2007). Variability and classification of remote sensing reflectance spectra in the eastern English Channel and southern North Sea. *Remote Sensing of Environment*, 110(1), 45-58.
- Mallick, S. K., Agarwal, N., Sharma, R., Prasad, K. V. S. R. and Weller, R. A. (2019). Impact of satellite-derived diffuse attenuation coefficient on upper ocean simulation using high-resolution numerical ocean model: case study for the Bay of Bengal. *Marine Geodesy*, 42(6), 535-557.
- Mélin, F. and Vantrepotte, V. (2015). How optically diverse is the coastal ocean? *Remote Sensing of Environment*, 160, 235-251.
- Mélin, F., Zibordi, G., Berthon, J. F., Bailey, S., Franz, B., Voss, K. and Grant, M. (2011). Assessment of MERIS reflectance data as processed with SeaDAS over the European seas. *Optics Express*, 19(25), 25657-25671.
- Minnett, P. J. (2012). *Satellite Oceanography: Ocean colour*. University of Miami.
- Mitchell, B.G., Bricaud, A., Carder, K., Cleveland, J., Ferrari, G.M., Gould, R., Kahru, M., Kishino, M., Maske, H. and Moisan, T. (2000). Determination of Spectral Absorption Coefficients of Particles, Dissolved Material and Phytoplankton for Discrete Water Samples. In *Ocean Optics Protocols for Satellite Ocean Color Sensor Validation; Revision 2*; Fargion, G.S., Mueller, J.L., McClain, C.R., Eds.; Goddard Space Flight Space Center: Greenbelt, MD, USA. pp. 125–153.
- Mobley, C. D. (1994). *Light and water: radiative transfer in natural waters*. Academic press.
- Moore, T. S., Campbell, J. W., and Feng, H. (2001). A fuzzy logic classification scheme for selecting and blending satellite ocean color algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 39(8), 1764-1776.
- Moore, T. S., Campbell, J. W. and Dowell, M. D. (2009). A class-based approach to characterizing and mapping the uncertainty of the MODIS ocean chlorophyll product. *Remote Sensing of Environment*, 113(11), 2424-2430.
- Moore, T., Dowell, M., Bradt, S. and Ruiz-Verdu, A. (2014). A framework for selecting and blending ocean color products in coastal zones and lakes. *Remote Sens. Environ*, 143, 97-111.
- Morel, A. and Prieur, L. (1977). Analysis of variations in ocean color 1. *Limnology and oceanography*, 22(4), 709-722.

- Nakamoto, S., Prasanna Kumar, S., Oberhuber, J. M., Muneyama, K. and Frouin, R. (2000) Chlorophyll Modulation of Sea Surface Temperature in the Arabian Sea in a Mixed-Layer Isopycnal General Circulation Model. *Geophys Res Lett.* 27 (6): 747–50.
- Nann, S. and Riordan, C. (1991). Solar spectral irradiance under clear and cloudy skies: Measurements and a semiempirical model. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 30(4), 447-462.
- Novoa, S., Wernand, M. R. and Van der Woerd, H. J. (2013). The Forel-Ule scale revisited spectrally: preparation protocol, transmission measurements and chromaticity. *Journal of the European Optical Society-Rapid publications*, 8.
- Novoa, S., Wernand, M. R. and Van der Woerd, H. J. (2014). The modern Forel-Ule scale: a 'do-it-yourself' colour comparator for water monitoring. *Journal of the European Optical Society-Rapid publications*, 9.
- OED. (2014). Citizen science definition - Oxford English Dictionary
- Pena-Regueiro, J., Sebastián-Frasquet, M. T., Estornell, J. and Aguilar-Maldonado, J. A. (2020). Sentinel-2 Application to the Surface Characterization of Small Water Bodies in Wetlands. *Water*, 12(5), 1487.
- Piroddi C., Coll M., Liqueste C., Macias D., Greer K., Buszowski J., Steenbeek J., Danovaro R. and Christensen V. (2017). Historical changes of the Mediterranean Sea ecosystem: modelling the role and impact of primary productivity and fisheries changes over time. *Scientific Reports*, 7: 44491.
- Pope, R. M. and Fry, E. S. (1997). Absorption spectrum (380–700 nm) of pure water. II. Integrating cavity measurements. *Applied optics*, 36(33), 8710-8723.
- Prasad, D. K. and Agarwal, K. (2016). Classification of hyperspectral or trichromatic measurements of ocean color data into spectral classes. *Sensors*, 16(3), 413.
- Prasetyo, B. A., Siregar, V. P., Agus, S. B. and Asriningrum, W. (2017). In-Situ Measurement Of Diffuse Attenuation Coefficient And Its Relationship With Water Constituent And Depth Estimation Of Shallow Waters By Remote Sensing Technique. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences*, 14(1), 47-60.
- Preisendorfer, R.W. (1976) *Hydrologic Optics. Volume 5. Properties.* Honolulu: US Dept. of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, Environmental Research Laboratories, Pacific Marine Environmental Laboratory.
- Preisendorfer, R.W. (1986). Secchi disk science: Visual optics of natural waters. *Limnol. Oceanogr.* 31: 909-926.
- Prieur, L. and Sathyendranath, S. (1981). An optical classification of coastal and oceanic waters based on the specific spectral absorption curves of phytoplankton pigments, dissolved organic matter, and other particulate materials 1. *Limnology and Oceanography*, 26(4), 671-689.
- Rau, M. J., Ackleson, S. G. y Smith, G. B. (2018). Effects of turbulent aggregation on clay floc breakup and implications for the oceanic environment. *PLoS one*, 13(12), e0207809.
- Sakshaug E, Johnsen G, Volent Z (2009) Light. In: Sakshaug E, Johnsen GH, Kovacs KM (eds) *Ecosystem Barents Sea*. Tapir Academic Press, Trondheim, Norway.
- Santamaría-del-Angel, E., Millán-Núñez, R., González-Silvera, A., Callejas-Jiménez, M., Cajal-Medrano, R., and Salvador Galindo-Bect, M. (2011). The response of shrimp fisheries to climate variability off Baja California, México. *ICES Journal of Marine Science*, 68: 766–772.
- Santamaría-del-Ángel, E., Millán-Núñez, R., Soto, I., González-Silvera, A., Wolny, J., Cerdeira-Estrada, S., Cajal-Medrano, R., Muller-Karger, F., Padilla-Rosas, Y. X. S., Mercado-Santana, A., Gracia-Escobar, M.F., Álvarez-Torres, P. and Ruiz-de-la-Torre, M.C. (2015b). Phytoplankton blooms: new initiative using marine optics as a basis for monitoring programs. In Chapter 4: *Coastal Ecosystems: Experiences and Recommendations for Environmental Monitoring Programs; Sebastián-Frasquet, MT, Ed*, 57-88.
- Santamaría-del-Angel, E., Sebastián-Frasquet, M. T., Millán-Núñez, R., González-Silvera, A. and Cajal-Medrano, R. (2015a). Anthropocentric bias in management policies. Are we efficiently monitoring our ecosystem? In chapter 1: *Coastal Ecosystems: Experiences and Recommendations for Environmental Monitoring Programs; Sebastián-Frasquet, MT, Ed*, 1-12.
- Secchi, A. (1866). *Relazione della Esperienze Fatta a Bordo della Pontificia Pirocorvetta L'Immacolata Concezione per Determinare La Trasparenza de1 Mare* [Reports on Experiments made on board the Papal Steam Sloop L'Immacolata Concezione to determine the transparency of the sea]. From Cmdr. A. Cialdi, Sul moto ondoso de1 mare e su le cor- renti di esso specialment auquelle littorali, 2nd ed., p. 258-288. [Dep. of the Navy, Office of Chief of Naval Operations, ON1 Transl. A-655, Op- 923 M4B.

- Sebastiá-Frasquet, M. T., Aguilar-Maldonado, J. A., Santamaría-Del-Ángel, E. and Estornell, J. (2019). Sentinel 2 Analysis of Turbidity Patterns in a Coastal Lagoon. *Remote Sensing*, 11(24), 2926.
- Siddorn, J. R., Bowers, D. G. y Hogue, A. M. (2001). Detecting the Zambezi River plume using observed optical properties. *Marine pollution bulletin*, 42(10), 942-950.
- Solonenko, M. G. and Mobley, C. D. (2015). Inherent optical properties of Jerlov water types. *Applied optics*, 54(17), 5392-5401.
- Sosik, H.M. and Mitchell, B.G. (1995). Light absorption by phytoplankton, photosynthetic pigments and detritus in the California Current System. *Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers*. 42:1717-1748.
- Spyrakos, E., O'donnell, R., Hunter, P. D., Miller, C., Scott, M., Simis, S. G. and Tyler, A. N. (2018). Optical types of inland and coastal waters. *Limnology and Oceanography*, 63(2), 846-870.
- Steyerberg, E.W. (2019). Validation of Prediction Models. In *Clinical Prediction Models. Statistics for Biology and Health*, 2nd ed.; Springer: Cham, Germany. pp. 329–344.
- Stramska, M. and Dickey, T. D. (1998). Short-term variability of the underwater light field in the oligotrophic ocean in response to surface waves and clouds. *Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers*, 45(9), 1393-1410.
- Thomas, C. (2012). The HPLC Method, Chapter 6. En *The Fifth SeaWiFs HPLC Analysis Round-Robin Experiment (SeaHARRE-5)*. p. 63-72.
- Tilstone, G. H., Peters, S. W., van der Woerd, H. J., Eleveld, M. A., Ruddick, K., Schönfeld, W. and Shutler, J. D. (2012). Variability in specific-absorption properties and their use in a semi-analytical ocean colour algorithm for MERIS in North Sea and Western English Channel Coastal Waters. *Remote Sensing of Environment*, 118, 320-338.
- Tyler, J. E. (1968). The secchi disc. *Limnology and oceanography*, 13(1), 1-6.
- Ule, W. (1892). Die bestimmung der Wasserfarbe in den Seen. *Kleinere Mittheilungen. Dr. A. Petermanns Mittheilungen aus Justus Perthes geographischer Anstalt*, 70-71.
- United Nations. (2017). Probabilistic population projections based in the world population prospects: The 2017 revision, June 2017. UN Department of Economic and Social Affairs, Population Division, New York, 253 pp
- Vandermeulen, R. A., Mannino, A., Craig, S. E. and Werdell, P. J. (2020). 150 shades of green: Using the full spectrum of remote sensing reflectance to elucidate color shifts in the ocean. *Remote Sensing of Environment*, 247, 111900.
- Vantrepotte, V., Loisel, H., Dessailly, D. and Mériaux, X. (2012). Optical classification of contrasted coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 123, 306-323.
- Wei, J., Lee, Z. and Shang, S. (2016). A system to measure the data quality of spectral remote-sensing reflectance of aquatic environments. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 121(11), 8189-8207.
- Wernand, M. R., H. J. Van Der Woerd, and W. W. C. Gieskes. 2013. Trends in Ocean Colour and Chlorophyll Concentration from 1889 to 2000, Worldwide. *PLoS ONE*.
- Xu, W., Chen, W. and Liang, Y. (2017). Feasibility study on the least square method for fitting non-Gaussian noise data. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 492, 1917-1930.
- Ye, H., Li, J., Li, T., Shen, Q., Zhu, J., Wang, X. and Zhang, B. (2016). Spectral classification of the Yellow Sea and implications for coastal ocean color remote sensing. *Remote Sensing*, 8(4), 321.
- Zar, J.H. (2010). *Biostatistical Analysis*, 5th ed.; Prentice-Hall: New Jersey, NJ, USA. p. 944.

Sitios web

- Antares Network. www.antares.ws (acceso: 03/oct/2021).
- California Current Ecosystem LTER. www.oceaninformatics.ucsd.edu. (acceso: 03/oct/2021).
- Google play. www.play.google.com/store/apps/details?id=com.happymagenta.spyglass&hl=en&gl=US (acceso: 05/abril/2020).
- Hawaii Ocean Time-series (HOT). www.hahana.soest.hawaii.edu/hot/. (acceso: 03/oct/2021).
- NOAA teacher at sea blog. www.noaateacheratsea.blog/tag/forelule-scale/. (acceso: 15/Feb/2020).
- Universidad de Antioquia. www.revistas.udea.edu.co/index.php/experimenta/article/download/24548/20072/94545. (acceso: 15/Mar/2019).