



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



**Estimación del coeficiente de atenuación vertical de la radiación
fotosintéticamente activa ($K_d(PAR)$), mediante el coeficiente de atenuación
vertical de la luz difusa a 490 nm ($K_d(490)$).**

PROYECTO DE TESIS

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

MAESTRO EN CIENCIAS EN OCEANOGRAFÍA COSTERA

PRESENTA

JORVIN ALEXANDER ZAPATA HINESTROZA
ENSENADA, BAJA CALIFORNIA, MÉXICO

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

“ESTIMACIÓN DEL COEFICIENTE DE ATENUACIÓN VERTICAL DE LA
RADIACIÓN FOTOSINTÉTICAMENTE ACTIVA ($K_d(PAR)$), MEDIANTE EL
COEFICIENTE DE ATENUACIÓN VERTICAL DE LA LUZ DIFUSA A 490
NM ($K_d(490)$)”

T E S I S

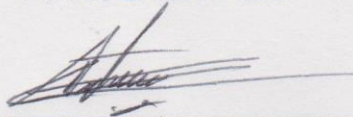
QUE PARA CUBRIR PARCIALMENTE LOS REQUISITOS NECESARIOS PARA
OBTENER EL GRADO DE

MAESTRO EN CIENCIAS EN OCEANOGRAFÍA COSTERA

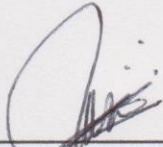
PRESENTA

JORVIN ALEXÁNDER ZAPATA HINESTROZA

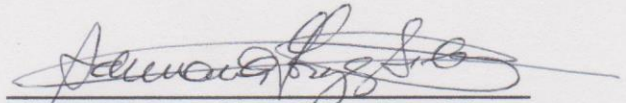
APROBADA POR:



Dr. Eduardo Santamaría del Ángel
Director de tesis



Dr. Jorge Manuel López Calderón
Sinodal



Dra. Adriana Gisel González Silvera
Sinodal

Resumen

El coeficiente de atenuación de la Radiación Fotosintéticamente Activa ($K_d(PAR)$), la profundidad de la zona eufótica (Z_{eu}) y la primera profundidad óptica (OD_1), se usan para determinar la disponibilidad de la luz en el agua para la fotosíntesis, en modelos de producción primaria del fitoplancton y evaluación de la turbidez del agua. El objetivo principal de este trabajo consistió en determinar los factores a considerar al utilizar el coeficiente de atenuación vertical de luz a 490 nm satelital ($K_d(490)$), en el cálculo de los parámetros mencionados anteriormente. Se realizaron modelos para estimar el $K_d(PAR)$, la Z_{eu} y la OD_1 mediante el $K_d(490)$ calculado *in situ* y satelitalmente. Se utilizó la base de datos global del SeaBASS para la realización de los modelos y las bases de datos del NOMAD, POPEYE y TARA para la validación de los mismos. Los modelos realizados con datos *in situ* y satelitales se hicieron para parcelas de agua con distintos intervalos de $K_d(PAR)$, con base en cuatro aproximaciones: *Global*, *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia*. Los modelos de estimación de $K_d(PAR)$ probados en los datos satelitales, presentaron mejores resultados cuando se realizaron con datos de $K_d(490)$ satelital, en lugar de datos de $K_d(490)$ *in situ*. Se obtuvieron modelos satelitales significativos para las aproximaciones *Global*, *Oceánica* y *Costera Turbia*, a excepción del modelo de la región *Costera Clara* que, a pesar de ser significativo, sus asociaciones lineales no fueron aceptables ($r_P < 0.5$). Los datos de $K_d(490)$ satelitales presentaron subestimaciones en aguas ópticamente complejas con los datos de $K_d(490)$ *in situ*, influyendo así en el desempeño de los modelos generados para estas aguas. Los valores satelitales de $K_d(490)$ representaron mayormente al $K_d(490)$ calculado hasta la profundidad de la zona eufótica ($r_P = \sim 0.80$, $n = 2311$) que al calculado a la OD_1 ($r_P = \sim 0.67$, $n = 2213$), comportándose de forma diferente a lo esperado. Las estimaciones de la Z_{eu} y la OD_1 por medio del $K_d(490)$ satelital, presentaron errores hasta de un factor de ~ 3.5 para aguas *Oceánicas* y $> \sim 6.0$ para aguas *Costeras Claras* y *Costeras Turbias*, a comparación con los errores que se tenían cuando se modelaba primero el $K_d(490)$ satelital y luego se utilizaba para el cálculo de la Z_{eu} y la OD_1 . Por lo tanto, el $K_d(490)$ satelital es un producto que se puede utilizar para el cálculo del $K_d(PAR)$ y subsecuentemente la Z_{eu} y la OD_1 , considerando que se debe modelar primero y no ser utilizado de manera directa.

Palabras claves: aguas caso 1, aguas ópticamente complejas, coeficiente de atenuación de luz, estimación, modelos, $K_d(490)$, $K_d(PAR)$.

Dedicatoria

Quiero dedicar este trabajo a Dios, por estar siempre presente, escucharme en mis momentos de desesperación y dotarme de tantas bendiciones que hasta el día de hoy no logro dimensionar. Eres bueno todo el tiempo.

A mis padres Julio Zapata y Yaqueline Hiestroza, quienes siempre han sido mi punto de apoyo, mi columna vertebral y la motivación más grande por la cual tomé la decisión de venir a este bello país, México, a realizar mis estudios de maestría. Espero que tengan mucha vida para ver todos mis logros de vida.

A mis hermanos Jan Carlos Zapata y María Fernanda Zapata que siempre me han enviado todo su apoyo y sus energías positivas para que cumpla mis sueños. Ellos han tomado todos mis logros como propios, y eso me llena de felicidad.

A mi profesor y amigo Jorge Velázquez, quien considero como mi mentor en la ciencia. Persona quien vio en mí cualidades que incluso yo mismo no veía. Fue la persona que me recomendó y trajo a este país. Infinitas gracias para vos parce.

A mis parceros de la Iglesia "Los Compis". Rogelio principalmente, quien se convirtió en un hermano para mí en Ensenada, me presentó a su esposa y a su grupo de amigos a los cuales considero como mis verdaderos amigos. Blassa, Daniel, Gladys, Yarely, Tony y Cecilia. Infinitos agradecimientos para todos ustedes porque me ayudaron a salir de la rutina, a conocer México y más de la Baja California, sin duda con ustedes viví las aventuras más bonitas de mi vida y sin su apoyo en lo anímico, emocional y personal, mi estancia en este país no hubiera sido tan divertida.

Agradecimientos

Como primero, agradezco a mi comité de tesis conformado por el Dr. Eduardo Santamaría del Ángel, el Dr. Jorge Manuel López Calderón y la Dra. Adriana González Silvera, por su apoyo en la Maestría en Oceanografía Costera. Les agradezco por su paciencia y disposición de corregir detenidamente mi tesis y hacerme saber los puntos en los que estaba fallando y debía mejorar.

A mi director el Dr. Eduardo Santamaría quien, con su manera muy particular de ser, me brindó apoyo incondicional a lo largo de este proceso. Agradezco infinitamente su ayuda en los inicios de mi maestría al llegar a Ensenada. Le agradezco su disposición e insistencia en enseñarme, ayudarme a romper paradigmas e ir siempre más allá de lo que ya está publicado. Su paciencia a la hora de revisar mi tesis, de sentarse conmigo y explicarme mi problema con la redacción suicida y de boomerang, cosa que espero corregir en el futuro. Agradezco su franqueza al decirme cuando estaba haciendo las cosas mal. Siempre recordaré una frase muy típica de él “despacio que voy de prisa”, dándome a entender que es mejor realizar las cosas bien (aunque me demore más) pero con la plena seguridad que el trabajo quede bien hecho y no toque repetirlo más adelante.

A la Universidad Autónoma de Baja California, la Facultad de Ciencias Marinas e Instituto de Investigaciones Oceanológicas, por abrirme sus puertas y disponer de su amplio equipo de profesores experimentados para que me transmitieran su conocimiento y experticia. Asimismo, agradezco al CONACYT por brindarme la beca y hacer posible esta tesis en esta prestigiosa universidad. Gracias por otorgarme mi grado de Maestro en Ciencias en Oceanografía Costera.

Agradezco al grupo de investigación POPEYE, sus integrantes (profesores y estudiantes), que me permitieron ser parte de sus salidas de campo y laboratorios, incluso cuando yo no hacía parte de este tipo de actividades. Gracias por incluirme y enseñarme un poco de las propiedades ópticas del fitoplancton.

A mis parceros de maestría y el grupo “Fisiología de Nutrias” conformado por Alanh Hernández, Julio Mercado y Daniel González, parceros con quienes compartí muchas risas, apoyo académico, e historias para hacer más llevadera esta maestría que se realizó casi en su totalidad de manera virtual.

Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN	1
2. OBJETIVOS	12
3. METODOLOGÍA	12
3.1. Datos <i>in situ</i>	12
3.2. Datos satelitales.....	15
3.3. Análisis estadístico.....	16
3.3.1. Valores de alto ruido.....	16
3.3.2. Aproximaciones <i>in situ</i>	17
3.3.3. Aproximaciones satelitales	18
3.3.4. Cálculo de la Z_{eu} y la OD_1	22
4. RESULTADOS	23
4.1. Aproximaciones <i>in situ</i>	23
4.2. Aproximaciones satelitales.....	35
4.2.1. Ecuaciones de potencia.....	36
4.2.2. Ecuaciones lineales y de $K_d(490)_{sat}$ corregido	38
4.2.3. Modelos para la OD_1	40
4.2.4. Comparación de modelos.....	42
4.3. Cálculo de la Z_{eu}	52
4.4. Cálculo de la OD_1	57
5. DISCUSIÓN	61
6. CONCLUSIONES	72
7. REFERENCIAS	74

Lista de Tablas

Tabla 1. Algoritmo universal para el cálculo del $K_d(490)$. Aplicable a sensores como el CZCS; SeaWiFS, MODIS (Terra/Aqua), MERIS y VIIRS (SNPP/JPSS), entre otros. (https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/atbd/kd_490/)	6
Tabla 2. Modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ reportados en la literatura.	11
Tabla 3. Modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ <i>in situ</i> reportados en la literatura.	22
Tabla 4. Modelos de conversión <i>in situ</i> Globales de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 3748$ para realizar el modelo y un $n-30\%= 1607$ para validarlo. Se usaron 3746 grados de libertad (g.l.) para la prueba t, y 1, 3746 para la prueba F, resultando en sus valores críticos $t_{cri}=1.96$ y $F_{cri}= 5.03$, respectivamente. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	24
Tabla 5. Modelos de conversión <i>in situ</i> Oceánicos de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 3486$ y $n-30\%= 1494$; g.l.= 3484 para $t_{cri}= 1.96$, y g.l.= 1, 3484 para $F_{cri}= 5.03$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	25
Tabla 6. Modelos de conversión <i>in situ</i> Costeros Claros de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 193$ y $n-30\%= 83$; g.l.= 191 para $t_{cri}= 1.97$, y g.l.= 1, 191, para $F_{cri}= 5.104$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	25
Tabla 7. Modelos de conversión <i>in situ</i> Costeros Turbios de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 69$ y $n-30\%= 30$; g.l.= 67 para $t_{cri}=2.00$ y g.l.= 1, 67, para $F_{cri}= 5.257$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	25
Tabla 8. Mejor modelo de conversión <i>in situ</i> de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ por región para este estudio.	26
Tabla 9. Desempeño de los mejores modelos en los datos Globales, región Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia con respecto a los reportados en la literatura y en la base datos NOMAD+. El mejor modelo dentro de cada región se muestra en negrita e itálica.	27
Tabla 10. Mejor modelo de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ por regiones, resultado de la comparación con los modelos reportados en la literatura.....	29
Tabla 11. Modelos de conversión potenciales Globales de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 1623$ y $n-30\%= 696$; g.l.= 1621 para $t_{cri}=1.96$ y g.l.= 1, 1621 para $F_{cri}= 5.036$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. Las ecuaciones con exponente se indican con el símbolo (**).....	37
Tabla 12. Modelos de conversión potenciales Oceánicos de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 1510$ y $n-30\%= 647$; g.l.= 1508 para $t_{cri}= 1.96$, y g.l.= 1, 1508 para $F_{cri}= 5.047$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	37
Tabla 13. Modelos de conversión potenciales Costeros Claros de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 100$ y $n-30\%= 43$; g.l.= 98 para $t_{cri}= 1.96$, y g.l.= 1, 98 para $F_{cri}= 5.182$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	37

Tabla 14. Modelos de conversión potenciales <i>Costeros Turbios</i> de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 13$ y $n-30\%= 6$; g.l.= 11 para $t_{cri} = 2.18$, y g.l.= 1, 11 para $F_{cri} = 6.724$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.	38
Tabla 15. Mejor modelo de potencia de conversión de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ por regiones.	38
Tabla 16. Modelos lineales de conversión de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ por regiones. Con un $\alpha= 5\%$. Los g.l. para el enfoque <i>Global</i> , y la región <i>Oceánica</i> , <i>Costera Clara</i> y <i>Costera Turbia</i> son 1621, 1508, 98, 11 para t_{cri} , respectivamente y 1, 1621; 1, 1508; 1, 98; y 1, 11 para F_{cri} , respectivamente.	39
Tabla 17. Modelos de corrección potenciales para derivar el $K_d(490)_{in\ situ}$ por medio del $K_d(490)_{sat}$ para cada región. Con un $\alpha= 5\%$. Los g.l. para el enfoque <i>Global</i> , y la región <i>Oceánica</i> , <i>Costera Clara</i> y <i>Costera Turbia</i> son 1621, 1508, 98, 11 para t_{cri} y 1, 1621; 1, 1508; 1, 98; y 1, 11 para F_{cri} , respectivamente. Los valores en negrita no son significativos.	39
Tabla 18. Modelos potenciales y lineales de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_c$ para cada región con un $\alpha= 5\%$. Los g.l. para la aproximación <i>Global</i> , <i>Oceánica</i> , <i>Costera Clara</i> y <i>Costera Turbia</i> son 1621, 1508, 98, 11 para t_{cri} y 1, 1621; 1, 1508; 1, 98; y 1, 11 para F_{cri} , respectivamente. Los valores en negrita no son significativos.	40
Tabla 19. Modelos lineales, de potencia y con $K_d(490)_c$ para la OD_1 . Los valores subrayados en rojo no son significativos.....	41
Tabla 20. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en el enfoque <i>Global</i> , más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. $n= 1032$. $r_{Pcri} = 0.197$	43
Tabla 21. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en la región <i>Oceánica</i> , más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. $n= 972$. $r_{Pcri} = 0.197$	44
Tabla 22. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en la región <i>Costera Clara</i> , más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. $n =49$. $r_{Pcri} = 0.279$	44
Tabla 23. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en la región <i>Costera Turbia</i> , más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. $n =6$; $r_{Pcri} = 0.811$	45
Tabla 24. Mejores modelos de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$ para cada una de las regiones.	46
Tabla 25. Modelos potenciales y lineales para el cálculo de la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$, para la región <i>Global</i> , <i>Oceánica</i> , <i>Costera Clara</i> y <i>Costera Turbia</i>	52
Tabla 26. Desempeño de modelos para el cálculo de la Z_{eu} en la región <i>Global</i> , <i>Oceánica</i> , <i>Costera Clara</i> y <i>Costera Turbia</i> . El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.....	54
Tabla 27. Mejores modelos que describen la Z_{eu} por medio de datos satelitales.	57

Tabla 28. Modelos potenciales y lineales para el cálculo de la OD_1 por medio del $K_d(490)_{sat}$, para la región *Global, Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia*. 58

Tabla 29. Desempeño de modelos para el cálculo de la OD_1 en la región *Global, Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia*. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. 59

Lista de Figuras

Figura 1. Distribución de las estaciones *in situ* en todos los océanos, tanto en aguas oceánicas claras, como en aguas costeras turbias, para la base de datos del SeaBASS, NOMAD, POPEYE y TARA. 15

Figura 2. Distribución de las estaciones *in situ*, que presentaron datos satelitales de $K_d(490)$ para la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. 16

Figura 3. Diagrama de despeje del modelo de potencia. 19

Figura 4. M Mediciones *in situ* de $K_d(PAR)$ comparadas con $K_d(490)$ de la base de datos del SeaBASS. 24

Figura 5. Diagramas de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ de la base de datos del NOMAD+, *versus* el $K_d(PAR)_{modelado}$ de: (a) presente estudio, (b) Morel *et al.* (2007), (c) Pierson *et al.* (2008), (d) Wang *et al.* (2009a) y (e) Saulquin *et al.* (2013), para la aproximación *Global*. 31

Figura 6. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ de la base de datos del NOMAD+, *versus* el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel *et al.* (2007), (c) Pierson *et al.* (2008), (d) Wang *et al.* (2009) y (e) Saulquin *et al.* (2013), para la region *Oceánica*. 32

Figura 7. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ de la base de datos del NOMAD+, *versus* el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel *et al.* (2007), (c) Pierson *et al.* (2008), (d) Wang *et al.* (2009) y (e) Saulquin *et al.* (2013), para la region *Costera Clara*. 33

Figura 8. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ de la base de datos del NOMAD+, *versus* el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel *et al.* (2007), (c) Pierson *et al.* (2008), (d) Wang *et al.* (2009) y (e) Saulquin *et al.* (2013), para la region *Costera Turbia*. 34

Figura 9. Análisis de match-up (en escala logarítmica), de los datos de $K_d(490)_{in situ}$ *versus* $K_d(490)_{sat}$ para la base de datos del SeaBASS. 36

Figura 10. Análisis de match-up (en escala logarítmica), de los datos de $K_d(490)_{in situ}$ *versus* $K_d(490)_{sat}$ para la OD_1 , de la base de datos del SeaBASS. 36

Figura 11. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ *versus* el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel *et al.* (2007), (c) Pierson *et al.* (2008), (d) Wang *et al.* (2009) y (e) Saulquin *et al.* (2013) para la aproximación *Global*, de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA. 48

Figura 12. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ versus el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel <i>et al.</i> (2007), (c) Pierson <i>et al.</i> (2008), (d) Wang <i>et al.</i> (2009) y (e) Saulquin <i>et al.</i> (2013) para la región <i>Oceánica</i> de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.....	49
Figura 13. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ versus el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel <i>et al.</i> (2007), (c) Pierson <i>et al.</i> (2008), (d) Wang <i>et al.</i> (2009) y (e) Saulquin <i>et al.</i> (2013) para la región <i>Costera Clara</i> de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.....	50
Figura 14. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in situ}$ versus el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel <i>et al.</i> (2007), (c) Pierson <i>et al.</i> (2008), (d) Wang <i>et al.</i> (2009) y (e) Saulquin <i>et al.</i> (2013) para la región <i>Costera Turbia</i> de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.....	51
Figura 15. Diagrama de dispersión entre la Z_{eu} <i>in situ</i> versus la Z_{eu} modelada por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto, de a) aproximación <i>Global</i> , b) <i>Oceánica</i> , c) <i>Costera Clara</i> y d) <i>Costera Turbia</i>	56
Figura 16. Diagrama de dispersión entre la OD_1 <i>in situ</i> versus la OD_1 modelada por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto, de a) aproximación <i>Global</i> , b) <i>Oceánica</i> , c) <i>Costera Clara</i> y d) <i>Costera Turbia</i>	61

1. INTRODUCCIÓN

La radiación solar es un factor de gran importancia en la capa superficial de los océanos, ya que regula procesos físicos y biogeoquímicos como la fotosíntesis (Rautenberger *et al.*, 2015), el calentamiento de la capa superficial (Bissett *et al.*, 2001) y la migración de especies (Norheim *et al.*, 2016)). Parte de esta radiación se localiza en la región visible del espectro electromagnético (400 a 700 nm) y se conoce como Radiación Fotosintéticamente Activa o PAR (Kirk, 2011), la cual representa aproximadamente la mitad de la energía radiante total que llega a la superficie del océano (Wei y Lee, 2013).

La interacción de la luz con las sustancias y partículas presentes en el océano, se puede caracterizar mediante las propiedades ópticas del agua, que se clasifican en inherentes (POIs) y aparentes (POAs) (Preisendorfer, 1976; Kirk, 2011). Las POIs son el coeficiente de absorción ($a(\lambda)$) y de dispersión ($b(\lambda)$). Estas varían únicamente con las sustancias que hay en el agua, como la biota fotosintética, la materia orgánica cromofórica (CDOM, por sus siglas en inglés), y partículas orgánicas e inorgánicas suspendidas que modulan la absorción o dispersión de la luz. Por el contrario, las POAs, son aquellas que varían con la distribución angular del campo de luz incidente y estas son la reflectancia ($R(\lambda)$) y el coeficiente de atenuación de la luz difusa (K_d) (Kirk, 2011).

El K_d es uno de los parámetros usados para describir el comportamiento de la luz en el agua y se define como la variación de la irradiancia descendente (E_d) con la profundidad (Z) (Tiwari *et al.*, 2018). Su variación depende de los compuestos que hay en el agua y de las condiciones de la geometría de incidencia de la irradiancia en la superficie del mar (Lee *et al.*, 2005a). Se hace necesario estudiar los cambios espaciales, espectrales y temporales del K_d , ya que se usa para determinar la disponibilidad de la luz como un regulador crítico de la productividad primaria oceánica y costera del fitoplancton (Barnard *et al.*, 1999), para evaluar la turbidez del agua (Gallegos *et al.*, 2011), mapear hábitats del fondo marino (Saulquin *et al.*, 2013)

y calcular la profundidad de la zona eufótica (Z_{eu}) (ec. 1); la cual se define como la profundidad donde la irradiancia es igual al 1% de su valor justo por debajo de la superficie (E_0^-).

$$Z_{eu} = \frac{4.6}{K_d} \quad (\text{ec. 1})$$

Adicionalmente, el K_d se utiliza en la óptica oceánica aplicada a los sensores del color del océano (Lee *et al.*, 2005b, 2005c; Morel *et al.*, 2007; Penta *et al.*, 2009), el K_d ha sido calculado con datos de sensores como el Coastal Zone Color Scanner (CZCS) (Austin y Petzold, 1981); Sea-Viewing Wide Field-of-View Sensor (SeaWiFS) (Mueller, 2000; Werdell y Bailey, 2005); Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS); (Esaias *et al.*, 1998; Shi y Wang, 2010), entre otros. El K_d satelital se usa para calcular tanto la Z_{eu} satelital, como la primera profundidad óptica (OD_1) (ec. 2), la cual es el inverso del K_d (Kirk, 2011):

$$OD_1 = \frac{1}{K_d} \quad (\text{ec. 2})$$

La OD_1 corresponde a la capa del océano donde se origina el 90% flujo ascendente que detectan los sensores del color del océano. La irradiancia en este capa disminuye en un 37% de su valor subsuperficial (Gordon y McCluney, 1975; Kirk, 2011).

1.1. Estimación del K_d *in situ*

Para las estimaciones del K_d *in situ*, se utilizan irradiómetros/radiómetros y el disco de Secchi (SD , por sus siglas en inglés). Los irradiómetros/radiómetros son equipos que se utilizan en campo para medir luz, estas mediciones se utilizan posteriormente en cálculos de productividad primaria (Lee *et al.*, 2011), propiedades bio-ópticas (Deschamps *et al.*, 2004), calibración de sensores remotos (Werdell y Bailey, 2005), entre otros (Lee *et al.*, 2011; Ogashawara *et al.*, 2016).

Estos equipos miden el flujo fotónico en el intervalo de longitudes de onda del *PAR* en la columna de agua (Kirk, 2011), cuya propagación vertical está gobernada por la ley de Lambert-Beer (ec. 3):

$$E_d(\lambda, z) = E_d(\lambda, 0^-)e^{-K_d(\lambda, z) Z} \quad (\text{ec. 3})$$

donde $E_d(\lambda, z)$ es la irradiancia espectral descendente a la profundidad Z (m), y $K_d(\lambda)$ el coeficiente de atenuación espectral de E_d para la longitud de onda λ (nm).

Si la ecuación (ec. 3) se escribe en términos de la variación vertical de *PAR*, entonces se podría expresar como la ecuación (ec. 4):

$$PAR(z) = PAR(E_{0^-}) e^{-K_d(PAR) Z} \quad (\text{ec. 4})$$

donde $PAR(E_{0^-})$ es el valor *PAR* justo por debajo de la superficie del agua y el $K_d(PAR)$ representa el coeficiente de atenuación de *PAR* (m^{-1}). Para conocer la variación vertical de K_d , la irradiancia descendente ($E_d(z)$) debe medirse dentro de un intervalo infinitesimal de Z (ec. 5) (Gordon *et al.*, 1980):

$$K_d(Z) = -\frac{1}{E_d(z)} \frac{dE_d(z)}{dz} \quad (\text{ec. 5})$$

Sin embargo, en las mediciones *in situ* de K_d , las fluctuaciones introducidas por la onda electromagnética en el campo de luz subsuperficial, hacen que sea difícil determinarlo con precisión (Lee *et al.*, 2005b). Una práctica común es calcular el coeficiente de atenuación difusa entre las irradiancias medidas en profundidades distantes (Lee, 2009), con mediciones de Z_1 y Z_2 muy separadas para que se pueden garantizar mediciones confiables del cambio de E_d (ec. 6) (Lee *et al.*, 2005b). Adicionalmente, si se tienen perfiles verticales de $E_d(z)$, el $K_d(PAR)$ se calcula por una regresión lineal entre el logaritmo natural de $E_d(z)$ y Z , siendo $K_d(PAR)$ el valor de la pendiente (Kirk, 2011).

$$K_d(Z_1 \leftrightarrow Z_2) = \frac{1}{z_2 - z_1} \ln \left(\frac{E_d(z_1)}{E_d(z_2)} \right) \quad (\text{ec. 6})$$

Por otro lado, el método del *SD* se usa frecuentemente en cruceros oceanográficos, dado que provee información sobre la transparencia y penetración de la luz en el agua (Graham, 1966; Kulshreshtha y Shanmugam, 2015; Harvey *et al.*, 2019). Este método consiste en el uso de un disco de aproximadamente 20-30 cm de diámetro, con una superficie de color blanca mate (no reflectante) y una cuerda graduada unida al disco (Wernand, 2010; Kirk, 2011). El principio para su uso se basa en determinar la profundidad a la que ya no es visible el disco (Poole y Atkins, 1929) y esta profundidad se considera la medida de la transparencia del agua, que usualmente se le conoce como la profundidad del *SD* (Z_{SD}).

Para calcular el $K_d(PAR)$ con base en la Z_{SD} , se utilizan diferentes aproximaciones. La más usada se fundamenta en la relación inversamente proporcional del K_d y la Z_{SD} (Poole y Atkins, 1929), que se deriva a partir de la relación de constantes empíricas que representan la profundidad óptica en la cual el *SD* desaparece (OD_{SD}) (Preisendorfer, 1986; Gallegos *et al.*, 2011) (ec. 7):

$$K_d(PAR) = \frac{OD_{SD}}{Z_{SD}} \quad (\text{ec. 7})$$

Poole y Atkins (1929) propusieron estimar el $K_d(PAR)$ con una OD_{SD} de 1.7, valor que fue tomado como universal para estimar el $K_d(PAR)$ para la mayoría de las aguas oceánicas. No obstante, Holmes (1970) revisó el valor propuesto por Poole y Atkins (1929) y propuso que para las aguas costeras (aguas ópticamente complejas), se utilizara 1.4. A su vez, Castillo-Ramírez *et al.* (2020), propusieron un modelo empírico adaptativo, con tres escenarios descritos por tres ecuaciones, las cuales permiten representar mejor la complejidad de la óptica marina que comprende aguas tipo oceánicas ($Z_{SD} \geq 5.37$ m), aguas intermedias ($2.20 \text{ m} \geq Z_{SD} < 5.37$ m) y aguas turbias ($Z_{SD} < 2.20$ m).

1.2. Estimaciones del K_d por sensores remotos

Las estimaciones de K_d por medio de sensores del color del océano se realizan a la longitud de onda de 490 nm (Austin y Petzold, 1981; Zhao *et al.*, 2013). Esto es debido a que la atenuación espectral del flujo descendente de PAR, cambia exponencialmente con la profundidad. En aguas claras, esto resulta en que la mayor parte de la luz por debajo de 15 m se limite a la banda azul-verde (400 a 550 nm), con un pico en la región azul de 440 a 490 nm, aproximadamente (Kirk, 2011).

Uno de los primeros algoritmos para estimar $K_d(490)$ fue desarrollado por Austin y Petzold (1981) para el CZCS, utilizando una relación entre $K_d(490)$ y la proporción de radiación que emerge del océano (Water leaving radiance (L_w)), en dos longitudes de onda dentro de la región espectral azul-verde (*i.e.* $\lambda_1 = 400$ y $\lambda_2 = 550$ nm) (ec. 8):

$$K_d(490) = K_w(490) + A \left(\frac{L_w(\lambda_1)}{L_w(\lambda_2)} \right)^B \quad (\text{ec. 8})$$

donde $K_w(490) = 0.022 \text{ m}^{-1}$, es el coeficiente de atenuación difusa para el agua pura a 490 nm (Smith y Baker, 1981). Las longitudes de onda $\lambda_1 = 443$ nm y $\lambda_2 = 550$ nm corresponden a los dos canales centrales del CZCS y los coeficientes $A = 0.0883$ y $B = -1.491$ se derivaron de un análisis de regresión lineal.

Mueller (2000) revisó el algoritmo de Austin y Petzold (1981) y lo transformó para el SeaWiFS (ec. 9):

$$K_d(490) = K_w(490) + A \left[\frac{nL_w(490)}{nL_w(555)} \right]^B \quad (\text{ec. 9})$$

donde actualizó el coeficiente de absorción del agua pura ($K_w(490) = 0.016 \text{ m}^{-1}$ por Pope y Fry, 1997) y los coeficientes $A = 0.15645$ y $B = -1.541$. Los términos $nL_{w490,555}$ corresponden a la radiancia normalizada emitida por el océano (*normalized water-leaving radiance* (nL_w)) a 490

y 555 nm) que se define como la radiancia que sale del océano en ausencia de la atmósfera, con el Sol en el cenit, a la distancia media entre la Tierra y el Sol. Las longitudes de onda 490 y 555 nm corresponden a los canales centrales del SeaWiFS.

De esta manera, se han desarrollado y aplicado algoritmos para derivar $K_d(490)$ a partir de la razón espectral azul-verde (Austin y Petzold, 1981; Mueller, 2000; Werdell y Bailey, 2005) o azul-rojo (i.e. $\lambda_1=490$ nm y $\lambda_2= 650 - 700$ nm) (Doron *et al.*, 2007; Zhang y Fell, 2007; Kratzer *et al.*, 2008; Wang *et al.*, 2009a) de la radiancia normalizada emitida por el océano (nL_w) (ec. 10):

$$nL_w = F_0(\lambda) * R_{rs}(\lambda) \quad (\text{ec. 10})$$

donde $F_0(\lambda)$ es la irradiancia solar a la distancia media entre el Sol y la Tierra. Asimismo, el $K_d(490)$ se puede derivar a partir de la *Remote Sensing reflectance* (R_{rs}) (ec. 11), en la cual se basa el actual algoritmo universal para el cálculo del $K_d(490)$ (Tabla 1):

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{nL_w}{E_d(0^+\lambda)} \quad (\text{ec. 11})$$

Tabla 1. Algoritmo universal para el cálculo del $K_d(490)$. Aplicable a sensores como el CZCS; SeaWiFS, MODIS (Terra/Aqua), MERIS y VIIRS (SNPP/JPSS), entre otros. (https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/atbd/kd_490/)

Forma general	$\log_{10} K_{bio}(490) = a_0 + \sum_{i=1}^4 a_i \left(\log_{10} \left(\frac{R_{rs}\lambda_{azul}}{R_{rs}\lambda_{verde}} \right) \right)^i$
Forma simplificada	$K_{bio}(490) = 10^{(a_0+a_1X+a_2X^2+a_3X^3+a_4X^4)}$
	$K_d(490) = K_{bio}(490) + 0.0166$

El algoritmo universal es una relación polinómica de cuarto orden entre R_{rs} y $K_d(490)$ (Tabla 1). K_{bio} se define como la diferencia entre $K_d(\lambda)$ y el K_d del agua pura (0.016 m⁻¹). Los coeficientes a_0 y a_i fueron derivados de la base de datos de *NASA bio-Optical Marine Algorithm*

Dataset (NOMAD). Estos coeficientes, junto con los canales de longitud de onda dentro de la razón espectral azul-verde, varían específicamente para cada sensor.

Se han revisado los algoritmos de $K_d(490)$ basados en la razón azul-verde de las R_{rs} , dado que funcionan bien cuando las propiedades ópticas del agua están dominadas por el fitoplancton y sus productos de degradación (aguas Caso 1) (Lee *et al.*, 2007; 2015). Sin embargo, estos presentan subestimaciones en aguas costeras turbias, puesto que el fitoplancton no es el único componente que participa en el proceso de absorción y dispersión de la luz (Rochford *et al.*, 2001; Zhao *et al.*, 2013; Mitchell *et al.*, 2014)

Con el objetivo de tener mejores algoritmos de $K_d(490)$ en aguas costeras turbias, se han desarrollado algoritmos semianalíticos que vinculan el $K_d(\lambda)$ con los coeficientes de absorción y retrodispersión, basados en el modelo de transferencia radiativa (Morel, 1988; Lee *et al.*, 2005a). Estos algoritmos no requieren que las aguas sean Caso 1, ya que tienen un enfoque en las POIs. Por ejemplo, Lee *et al.* (2005b) propusieron un algoritmo semianalítico para estimar $K_d(490)$ (ec. 12), por medio de la derivación de los coeficientes de absorción $a(490)$ y retrodispersión $b_b(490)$, a partir de $R_{rs}(490)$, utilizando la aproximación de Lee *et al.* (2002).

$$K_d(490) = ((1 + 0.005\theta_0) * a(490)) + (4.18 * (1 - 0.52e^{-10.8a(490)}) * b_b(490)) \quad (\text{ec. 12})$$

donde θ_0 denota el ángulo cenital del Sol por encima de la superficie del agua.

Este algoritmo ha sido utilizado en aguas costeras (Zhao *et al.*, 2013; Mitchell *et al.*, 2014; Mitchell y Cunningham, 2015) e incorporado en versiones del sistema de análisis de datos SeaWiFS (SeaDAS, por sus siglas en inglés), paquete de procesamiento de datos satelitales de la NASA (IOCCG, 2006). No obstante, Mitchell *et al.* (2014) afirman que este algoritmo está basado en coeficientes globales y que es prudente validarlos con mediciones *in situ* siempre que sea posible.

Por consiguiente, es evidente que existen muchos algoritmos de $K_d(490)$ para aguas oceánicas claras y aguas costeras turbias, que difieren en cierta medida entre sí, producto del uso de diferentes combinaciones de canales, enfoques científicos, así como el origen de las bases de datos de cada autor. Su uso será definido con base en los criterios que considere cada investigador.

1.3. Relación entre K_d *in situ* y K_d satelital

Generalmente los cálculos *in situ* del K_d , corresponden al intervalo de longitudes de onda de 400-700 nm, conocido como $K_d(PAR)$, mientras que por sensores remotos se calcula el K_d a 490 nm ($K_d(490)$) que, a través de su inverso, proporciona la profundidad a partir de la cual se origina el 90% de la señal emergente del mar a 490 nm (IOCCG, 2000). Esto permite estimar remotamente el espesor de la capa “percibida” por el sensor a esta longitud de onda (Morel *et al.*, 2007).

Se ha descrito que existen relaciones significativas *in situ* entre el $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ (Morel *et al.*, 2007; Pierson *et al.*, 2008; Kirk, 2011), lo que ha llevado a la realización de aproximaciones que permiten derivar el $K_d(PAR)$ a través del $K_d(490)$ por medio de sensores del color del océano (Saulquin *et al.*, 2013; Read *et al.*, 2015; Son y Wang, 2015). Por ejemplo, Zaneveld *et al.* (1993) encontraron relaciones significativas entre el $K_d(490)$ y el $K_d(PAR)$ para la OD_1 ($R^2= 0.952$) basados en mediciones para aguas caso 1. Posteriormente, Barnard *et al.* (1999), demostraron que la relación de $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ varía con las características ópticas del agua, por lo que realizaron relaciones para aguas oceánicas y aguas costeras.

Desde entonces, se han realizado estudios que demuestran relaciones significativas entre el $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ por medio de algoritmos empíricos (Kratzer *et al.*, 2003; Morel *et al.*, 2007) y semianalíticos (Wang *et al.*, 2009a; Saulquin *et al.*, 2013). Por ejemplo, el algoritmo

propuesto por Morel *et al.* (2007) (ec. 13) fue implementado para el SeaWiFS y el MODIS de la NASA para generar el $K_d(PAR)$ a la OD_1 en aguas Caso 1:

$$K_d(PAR) = \left(0.0864 + (0.884 * K_d(490))\right) - (0.00137 * [K_d(490)]^{-1}) \quad (\text{ec. 13})$$

Por otro lado, Wang *et al.* (2009a) propusieron un algoritmo regional para las aguas costeras turbias de la Bahía de Chesapeake (ec. 14), que también funcionó en otras aguas costeras turbias.

$$K_d(PAR) = 0.8045 * K_d(490)^{0.917} \quad (\text{ec. 14})$$

Saulquin *et al.* (2013) propusieron un modelo con dos enfoques, un enfoque lineal para aguas claras (ec. 15) y un enfoque potencial para aguas turbias (ec. 16):

$$K_d(PAR) = \frac{4.6005 * K_d(490)}{6.07 * K_d(490) + 3.2} \text{ para } K_d(490) \leq 0.115 \text{ m}^{-1} \quad (\text{ec. 15})$$

$$K_d(PAR) = 0.81 * K_d(490)^{0.8256} \text{ para } K_d(490) > 0.115 \text{ m}^{-1} \quad (\text{ec. 16})$$

Posteriormente, Son y Wang (2015) unieron el algoritmo para aguas caso 1 (Morel *et al.*, 2007) y para aguas ópticamente complejas (Wang *et al.*, 2009a), con el objetivo de tener un algoritmo que tuviera ambos enfoques y funcionara mejor para la gran variedad de condiciones ópticas marinas (ec. 17):

$$K_d^{Comb}(PAR) = ((1 - W) * K_d^{Claro}(PAR)) + WK_d^{Turbio}(PAR) \quad (\text{ec. 17})$$

donde $K_d^{Claro}(PAR)$ es el modelo para estimar el $K_d(PAR)$ para el océano abierto (e.g. de Morel *et al.* (2007), (ec. 13), y $K_d^{Turbio}(PAR)$ es el algoritmo para aguas costeras turbias (e.g. de Wang *et al.* (2009a), (ec. 14), $K_d^{Comb}(PAR)$ es el producto $K_d(PAR)$ derivado de satélite, calculado de acuerdo con la ecuación (ec. 17).

En la ecuación (ec. 17) se presentan valores de transición (W) (ec. 18), que suavizan los productos de $K_d(PAR)$:

$$\begin{aligned}
 W &= 0; \text{ para } \frac{\rho_{wN}(670)}{\rho_{wN}(490)} < 0.2604 \\
 W &= -1.175 + \frac{4.512 * \rho_{wN}(670)}{\rho_{wN}(490)}; \text{ para } 0.2604 \geq \frac{\rho_{wN}(670)}{\rho_{wN}(490)} \leq 0.4821 \quad (\text{ec. 18}) \\
 W &= 1; \text{ para } \frac{\rho_{wN}(670)}{\rho_{wN}(490)} > 0.4821
 \end{aligned}$$

donde $\rho_{wN}(490)$ y $\rho_{wN}(670)$ son la reflectancia normalizada que sale del agua a las longitudes de onda de 490 y 670 nm, respectivamente.

Los resultados del modelo de Son y Wang (2015), usando mediciones de color del océano *in situ* y satelitales de MODIS-Aqua, mostraron que el nuevo enfoque generó valores de $K_d(PAR)$ significativos para latitudes bajas y medias (0-30°) y presentó sobrestimaciones para latitudes altas (> 60°), en un 50% con respecto a los valores de $K_d(PAR)$ *in situ*.

Aunado a los esfuerzos de estimar de una manera más precisa el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ satelital, se presentan nuevos desafíos como lo son el cálculo de algunos parámetros que tienen ecuaciones para ser calculados *in situ* (e.g. Z_{eu} , y OD_1). Estas ecuaciones generalmente involucran el $K_d(PAR)$ como variable utilizada para su cálculo (Kirk, 2011). No obstante, existen diferentes enfoques que permiten calcular la Z_{eu} por medio de $K_d(490)$ satelital, realizados mayormente para aguas ópticamente complejas e involucrando modelos semianalíticos. Por ejemplo, Zhao *et al.* (2013) utilizaron el algoritmo semianalítico de Lee *et al.* (2005b) para derivar el $\overline{K_d}(E_{10\%}, \lambda)$ (i.e. $K_d(\lambda)$ calculado hasta dónde llega el 10% de E_{0-}), por medio de $a(490)$ y $b_b(490)$, para subsecuentemente derivar la Z_{eu} usando una función hiperbólica de la siguiente forma:

$$Z_{eu} = 0.28 + \frac{395.92 * 0.0092}{0.0092 + \overline{K_d}(490)} \quad (\text{ec. 19})$$

Este modelo regional se obtuvo para las aguas costeras de Florida. Asimismo, se han realizado modelos regionales para la estimación de la Z_{eu} con diferentes enfoques y localidades (Tabla 2).

Tabla 2. Modelos para el cálculo de la Z_{eu} reportados en la literatura.

Autores	Modelo	n	Localidad
Kratzer <i>et al.</i> (2003)	$Z_{eu} = \frac{6.8}{K_d(490)}$	17	Modelo para el Mar Báltico
Cunningham <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.27 * \overline{K_d}(490)^{-0.77}$	—	Modelo para las aguas costeras occidentales del Reino Unido.
Mitchell <i>et al.</i> (2014)	$Z_{eu} = 5.52 * \overline{K_d}(490)^{-0.86}$	—	Ajuste del modelo de Cunningham <i>et al.</i> (2013) para el Mar de Irlanda.
Majozi <i>et al.</i> (2014)	$Z_{eu} = \frac{4.605}{0.56 * K_d(490) + 0.30}$	33	Modelo para las aguas continentales del lago Naivasha, Kenia.

De este modo, se han descrito las formas de calcular el K_d tanto *in situ* ($K_d(PAR)$) (Kirk, 2011), como por sensores del color del océano ($K_d(490)$) (Mueller, 2000). Además se han mostrado modelos donde se calcula el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$, utilizando relaciones empíricas (Morel *et al.*, 2007) y semianalíticas (Wang *et al.*, 2009), con datos validados *in situ* y luego aplicados a los sensores remotos. También se han presentado enfoques donde se calcula la Z_{eu} por medio del $K_d(490)$ (Mitchell *et al.*, 2014) o del $K_d(PAR)$ modelado (Majozi *et al.*, 2014).

A pesar de la información y modelos existentes en la literatura publicada para estimar el $K_d(490)$, así como el $K_d(PAR)$ y la Z_{eu} en todo tipo de aguas, no se aborda a profundidad la ruta crítica a seguir en cuanto al uso del $K_d(490)$ proveniente del algoritmo universal. Por lo tanto, este estudio servirá como un complemento más detallado en cuanto al uso de $K_d(490)$ satelital en el cálculo del $K_d(PAR)$, la Z_{eu} y la OD_1 . Lo anterior es relevante puesto que para entender esto, se evaluaron las relaciones que hay *in situ* entre el $K_d(490)$ y el $K_d(PAR)$, y luego se estudió

su cambio cuando se aplicaron a los datos de sensores del color del océano. Adicionalmente, se realizaron modelos para mejorar las estimaciones de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ satelital y posteriormente se determinó el error que se cometía al calcular la Z_{eu} y la OD_1 por medio del $K_d(490)$ satelital en bruto (*i.e.* sin ningún tipo de tratamiento) o por modelos de estimación de $K_d(PAR)$.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo general

Determinar la incertidumbre que se tiene al calcular el $K_d(490)$ a través de sensores del color del océano, con respecto a las mediciones realizadas *in situ* del mismo producto, y su uso en el cálculo de otros parámetros (*e.g.* $K_d(PAR)$, Z_{eu} , OD_1).

2.2. Objetivos particulares

- Examinar las asociaciones entre el $K_d(490)$ y el $K_d(PAR)$ determinadas *in situ*.
- Examinar las asociaciones entre el $K_d(490)$ y el $K_d(PAR)$ *in situ*, con el $K_d(490)$ satelital.
- Determinar el error que se tiene al calcular la Z_{eu} por medio del $K_d(490)$ satelital, con respecto al $K_d(PAR)$ modelado.
- Determinar el error que se tiene al calcular la OD_1 por medio del $K_d(490)$ satelital, con respecto al $K_d(PAR)$ modelado.

3. METODOLOGÍA

3.1. Datos *in situ*

Los datos radiométricos *in situ*, que incluyen $E_d(\lambda)$, $E(PAR)$ y parámetros como Z_{SD} , se obtuvieron del Sistema de Almacenamiento y Archivo Bio-óptico SeaWiFS de la NASA (SeaBASS, por sus siglas en inglés) (<http://seabass.gsfc.nasa.gov/>) de la base de datos NOMAD

(Werdell y Bailey, 2005); de *Phytoplankton Ecology Team* (POPEYE), Universidad Autónoma de Baja California, y de *Tara Ocean Consortium* (Tara Oceans Consortium y Tara Oceans Expedition, 2016).

La base de datos del SeaBASS funge como un depósito local para datos radiométricos y de pigmentos de fitoplancton *in situ*, usado por el Grupo de Procesamiento de Biología Oceánica de la NASA (OBPG, por sus siglas en inglés) para sus actividades de validación de datos satelitales (Werdell *et al.*, 2003). Esta base de datos consiste en datos atmosféricos y de cruceros oceanográficos que abarcan estaciones (*i.e.* área dentro de la cual se realiza la observación de una variable) desde aguas oceánicas claras hasta aguas costeras turbias, distribuidos inequitativamente alrededor del mundo (Barnes *et al.*, 2003).

La base de datos NOMAD (Werdell y Bailey, 2005) consta de más de 3400 observaciones *in situ* con variables como $L_w(\lambda)$, clorofila a (Chl_a), $K_d(\lambda)$ y $K_d(PAR)$. Estos datos han sido recopilados en todo el mundo entre 1991 y 2004, en todo tipo de aguas con valores de Chl_a (desde 0.012 mg m^{-3} a 72.12 mg m^{-3}) y $K_d(490)$ (desde 0.016 m^{-1} a 4.6 m^{-1}). Esta base de datos se utiliza generalmente para el desarrollo de algoritmos y validación de datos satelitales (Zhang y Fell, 2007; Pan y Zimmerman, 2010; Tiwari y Shanmugam, 2014).

Las estaciones que presentaron perfiles de $E_d(\lambda)$ y $E(PAR)$ se les estimó el $K_d(490)$ y el $K_d(PAR)$ siguiendo los criterios de (Kirk, 2011):

$$\ln(PAR(Z)) = \ln(PAR(0)) - K_{d(in\ situ)} Z \quad (\text{ec. 20})$$

donde $K_{d(in\ situ)}$ es la pendiente de una regresión lineal, cuya variable dependiente es el logaritmo natural de la irradiancia en función de la profundidad.

Las estaciones que presentaron el valor de E_{0-} , pero no tuvieron valores en superficie (*e.g.* ~2-10 m), se les calculó el $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ con base en la ecuación (ec. 6), donde $E_d(z_1)$ corresponde a E_{0-} y $E_d(z_2)$ a la profundidad de interés. Asimismo, aquellas estaciones que

presentaron Z_{SD} , se les estimó el $K_d(PAR)$ siguiendo los criterios de Castillo-Ramírez *et al.* (2020).

Con el objetivo de evitar posibles errores al estimar el $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$, se eliminaron las estaciones que presentaban perfiles incompletos (*i.e.* espacios vacíos en los perfiles de irradiancias), perfiles con irradiancias negativas, valores de $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ menores que el K_d del agua pura ($K_w = 0.016 \text{ m}^{-1}$) y estaciones cuyos perfiles no presentaban mediciones cercanas a la superficie ($< 5\text{m}$) ni E_0 . A su vez, se corrigieron aquellas estaciones que presentaban datos de sombra en la superficie y no se excluyeron los datos con alto porcentaje de nubosidad.

Una vez realizados los filtros anteriormente mencionados, de la base de datos del SeaBASS se obtuvieron un total de 5444 estaciones con pares de $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$; de la base de datos de POPEYE y TARA se obtuvieron 550 estaciones con valores de $K_d(PAR)$, provenientes de los valores de Z_{SD} y $E(PAR)$, y de la base de datos NOMAD, se obtuvieron 662 pares de datos de $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ (Fig. 1). Las bases de datos fueron divididas de la siguiente manera: SeaBASS para la realización de los algoritmos y POPEYE, TARA y NOMAD para la validación de los mismos.

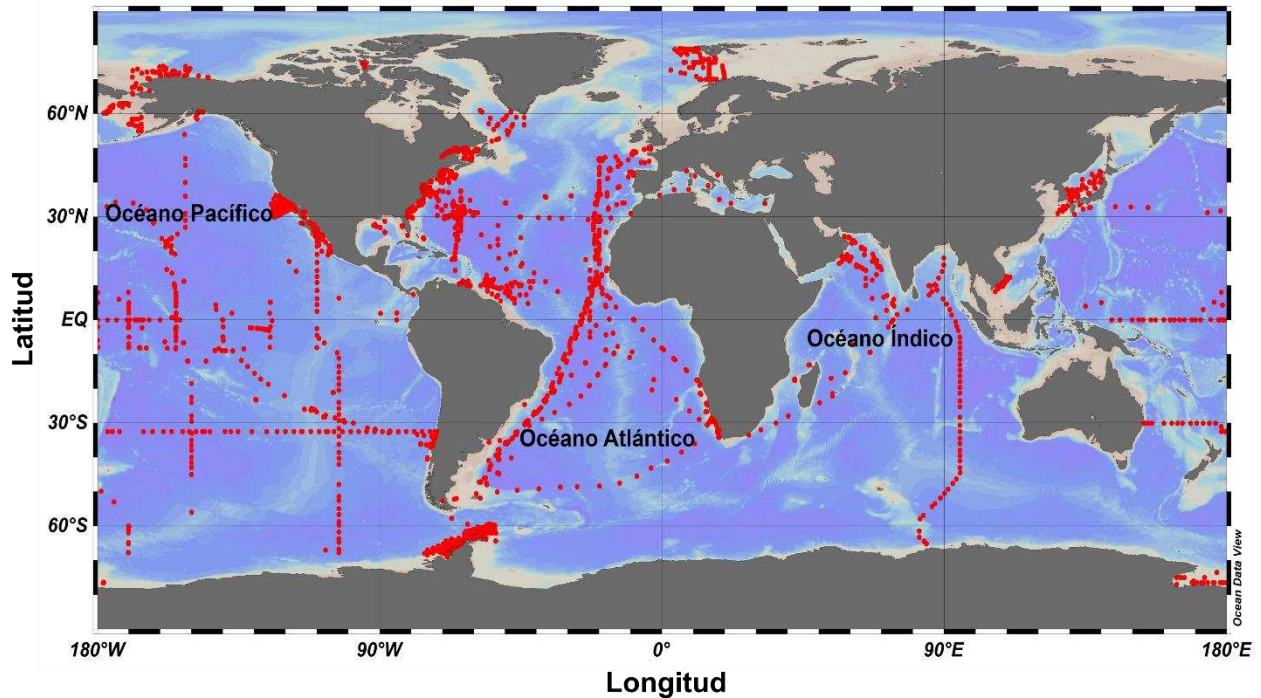


Figura 1. Distribución de las estaciones *in situ* en todos los océanos, tanto en aguas oceánicas claras, como en aguas costeras turbias, para las bases de datos SeaBASS, NOMAD, POPEYE y TARA.

3.2. Datos satelitales

Se descargaron imágenes diarias de $K_d(490)$ a 4 km de resolución del sitio web de Ocean Color Data de la NASA (<https://oceandata.sci.gsfc.nasa.gov/>), utilizando el algoritmo universal para este producto (Tabla 1). Los sensores utilizados fueron el SeaWiFS (SeaWiFS_v2018.0); MODIS-TERRA (MODIST_v2018.0); MODIS-AQUA (MODISA_v2018.0) y VIIRS Suomi-NPP (VIIRS_v2018.0). Se realizaron compuestas multisensor siguiendo las banderas de calidad estándar L3 considerando los valores válidos de $K_d(490)$, cumpliendo los criterios de Kahru *et al.* (2012, 2015). Los datos de $K_d(490)$ fueron extraídos de cada compuesta diaria en la misma ubicación de la medición *in situ*. Se obtuvieron datos de $K_d(490)$ desde 1997 hasta 2017.

Una vez extraídos los datos, de las 5444 estaciones *in situ* del SeaBASS, solo 2426 estaciones presentaron datos de $K_d(490)$ satelital, y de las 550 estaciones de POPEYE Y TARA, solo 337 presentaron valores de $K_d(490)$ satelital (Fig. 2).

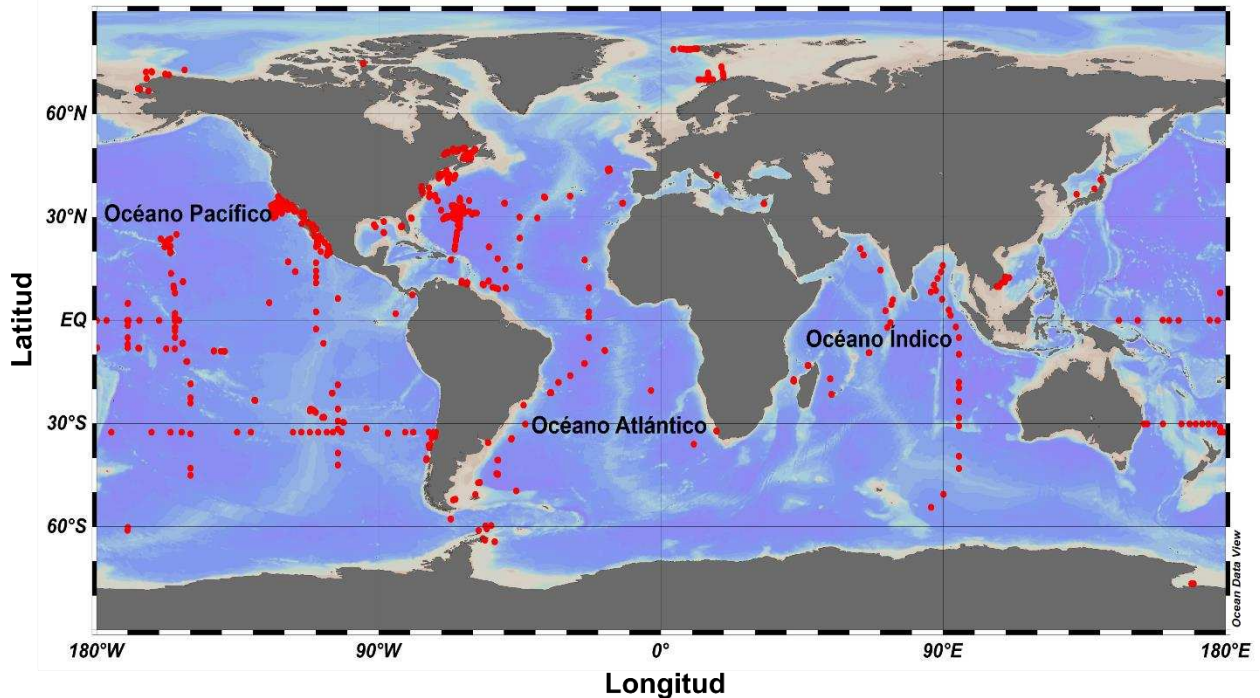


Figura 2. Distribución de las estaciones *in situ*, que presentaron datos satelitales de $K_d(490)$ para las bases de datos SeaBASS, POPEYE y TARA.

3.3. Análisis estadístico

3.3.1. Valores de alto ruido

Con el objetivo de identificar los valores de alto ruido en las bases de datos utilizadas en este trabajo, se realizó *a priori* un análisis de regresión lineal donde se predijo el $K_d(PAR)$ por medio de $K_d(490)$, para realizar *a posteriori* un análisis residual e identificar los valores de alto ruido.

Un residual (e_i) es la diferencia entre el valor observado (Y_i) y el valor estimado por una regresión lineal (\hat{Y}_i) (i.e. $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$). Para estimar los valores de alto ruido, se utilizó el residual estandarizado (ec. 21):

$$Ze_i = \frac{e_i - \bar{X}e_i}{SDe_i} \quad (\text{ec. 21})$$

donde Ze_i son las anomalías estandarizadas de los residuos, e_i el valor residual, $\bar{X}e_i$ el promedio de los residuos y SDe_i la desviación estándar de los residuos.

Basados en el concepto de anomalías estandarizadas (Santamaría-del-Angel *et al.*, 2015), se tomaron como valores de alto ruido aquellas anomalías residuales mayores a $Ze_i > 2$ y menores a $Ze_i < -2$. Este valor se determinó usando un 95% de confianza en una distribución Z , cuyo valor es 1.96. No obstante, dado el número de datos utilizados en este trabajo, este valor se redondeó a 2 para facilitar el tratamiento de los datos.

3.3.2. Aproximaciones *in situ*

Con el objetivo de hacer aproximaciones globales y regionales de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$, se dividió la base de datos del SeaBASS en una aproximación *Global* junto con tres aproximaciones regionales con base en los criterios de Castillo-Ramírez *et al.* (2020): 1) Aproximación *Global*, la cual abarca todas las condiciones ópticas tanto marinas como costeras. 2) región *Oceánica* (*i.e.* valores de $K_d(PAR) < 0.2 \text{ m}^{-1}$ o $Z_{SD} > 5.37 \text{ m}$). 3) *Costera Clara* (*i.e.* $0.2 \text{ m}^{-1} \geq K_d(PAR) \leq 0.4 \text{ m}^{-1}$ o $2.20 \geq Z_{SD} \leq 5.37 \text{ m}$) y 4) *Costera Turbia* (*i.e.* $K_d(PAR) > 0.4 \text{ m}^{-1}$ o $Z_{SD} < 2.20 \text{ m}$).

Se compararon los datos de $K_d(490)$ *in situ* y $K_d(PAR)$ de manera global por medio de un análisis de *match-up* (Santamaría-del-Ángel *et al.*, 2011). Con el objetivo de realizar modelos regionales de estimación del $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$, los datos del SeaBASS se dividieron en 70% para modelar y 30% para validar en cada aproximación. Para reducir el error aleatorio en la selección de los grupos para modelar y validar, se hicieron 10 iteraciones seleccionando al azar 10 conjuntos de datos diferentes para el modelo, junto con sus respectivos

conjuntos de validación. De este modo, se aseguró que el mejor modelo no se generara a la primera, por simple cuestión del azar.

Para la evaluación de los modelos en cada aproximación, se utilizó el 30% de datos del SeaBASS destinados para validar, en conjunto con la base de datos independiente de NOMAD. Al conjunto de estas bases de datos se les denominará NOMAD+. Los criterios utilizados para escoger el mejor modelo se explicarán más adelante.

3.3.3. Aproximaciones satelitales

Con el objetivo de determinar el grado de asociación entre el $K_d(490)$ *in situ* y el $K_d(490)$ satelital, se realizó un análisis de *match-up* siguiendo los criterios de Santamaría-del-Ángel *et al.* (2011). Asimismo, se calcularon los valores de $K_d(490)$ *in situ* hasta la OD_1 para hacer un análisis de *match-up* con su respectivo valor satelital. En lo sucesivo, el $K_d(490)$ *in situ* y satelital se les denominará $K_d(490)_{in situ}$ y $K_d(490)_{sat}$, respectivamente.

Además, se probaron los modelos de conversión a $K_d(PAR)$ generados *in situ* en los datos de $K_d(490)_{sat}$, analizando su desempeño *a priori* con los coeficientes de correlación de Pearson (r_p), Spearman (r_{sp}) y asociaciones de Pearson a los datos transformados a logaritmo base 10 (\log_{10}) de $K_d(490)_{in situ}$ y $K_d(PAR)_{modelado}$. Con el objetivo de tener mejores aproximaciones de $K_d(PAR)$, se generaron una serie de enfoques para modelar el $K_d(PAR)$ a través del $K_d(490)_{sat}$ que serán mencionadas a continuación.

3.3.3.1. Enfoque ecuación de potencia

Se transformaron los datos $K_d(PAR)$ y $K_d(490)_{sat}$ al \log_{10} y posteriormente se realizó una regresión lineal para predecir el $\log_{10} K_d(PAR)$ por medio del $\log_{10} K_d(490)_{sat}$. La ecuación

generada por la regresión lineal se despejó para poder generar el modelo de potencia (Fig. 3). Se realizaron 10 iteraciones para escoger los mejores modelos de potencia para cada región.

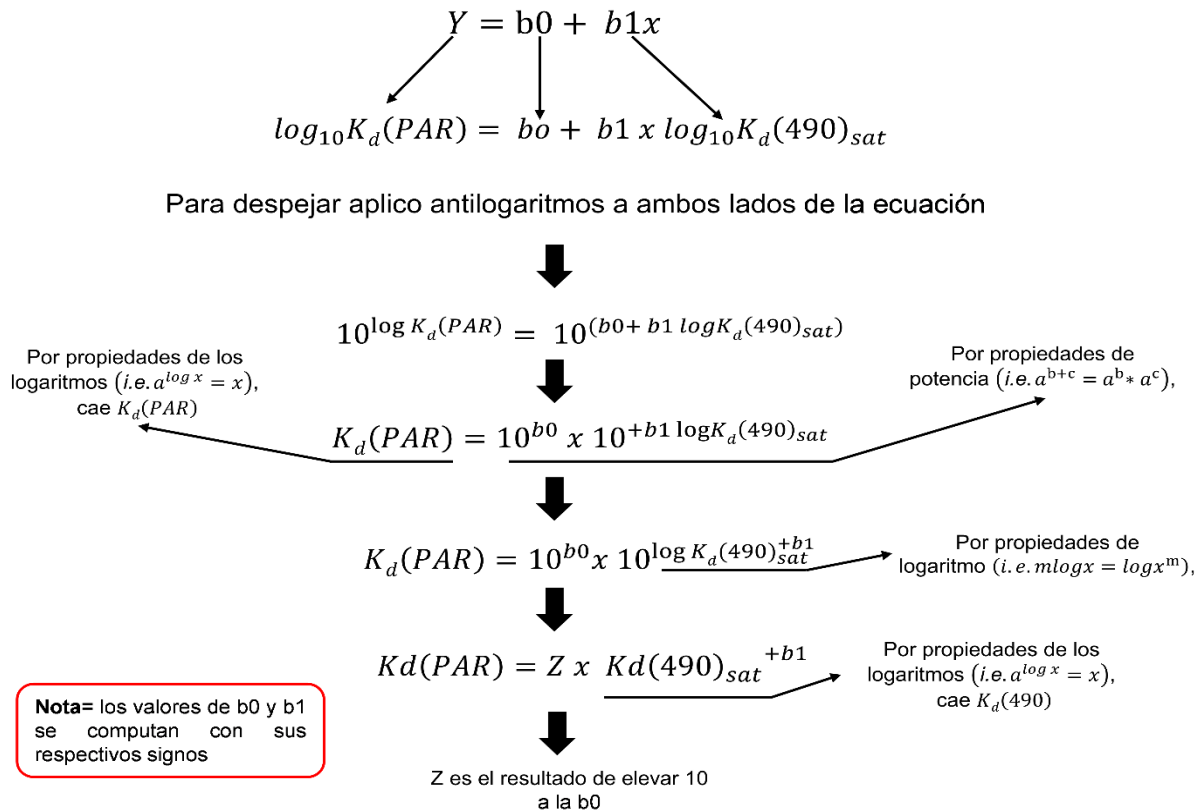


Figura 3. Diagrama de despeje del modelo de potencia.

Cabe resaltar que los modelos de potencia presentaron baja variabilidad en los ajustes (R^2) dentro cada región. Por lo tanto, los demás enfoques que se presentarán a continuación no se realizaron con 10 iteraciones, sino que se hicieron con las mejores combinaciones de datos que resultaron de los mejores modelos de potencia de cada aproximación.

3.3.3.1. Enfoque ecuación lineal, de $K_d(490)_{sat}$ corregido y de modelos para la OD_1

Para el enfoque lineal, se realizaron regresiones lineales simples para predecir el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$, para cada una de las regiones.

Con el objetivo de corregir el $K_d(490)_{sat}$ por medio del $K_d(490)_{in situ}$, se realizaron modelos de potencia para cada región, prediciendo el $\log_{10} K_d(490)_{in situ}$ con base en el $\log_{10} K_d(490)_{sat}$. Los modelos de corrección se aplicaron a los datos satelitales y se realizaron modelos de potencia y lineales para predecir el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$ corregido. Los modelos realizados con $K_d(490)_{sat}$ corregido se les denominarán $(K_d(490)_c)$ en este escrito.

Para el enfoque de modelos a la OD_1 , se realizaron modelos lineales, de potencia y con $K_d(490)_c$, para predecir el $K_d(PAR)$ calculado hasta la OD_1 por medio del $K_d(490)_{sat}$.

En síntesis, para los modelos de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$, se generaron 9 modelos para cada una de las cuatro aproximaciones: *Global*, *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia*, para un total de 36 modelos que se ejemplifican de la siguiente manera:

Modelos para la aproximación *Global*

- Modelo de potencia *Global* con $K_d(490)_{sat}$ crudo (*i.e.* “crudo” se refiere a $K_d(490)_{sat}$ sin ningún tipo de tratamiento).
- Modelo de potencia *Global* con $K_d(490)_c$.
- Modelo de potencia *Global* para la OD_1 con $K_d(490)_{sat}$ crudo.
- Modelo de potencia *Global* con $K_d(490)_c$ para la OD_1 .

- Modelo lineal *Global* para la OD_1 *in situ*.
- Modelo lineal *Global* con $K_d(490)_{sat}$ crudo.
- Modelo lineal *Global* con $K_d(490)_c$.
- Modelo lineal *Global* para la OD_1 con $K_d(490)_{sat}$ crudo.
- Modelo lineal *Global* con $K_d(490)_c$ para la OD_1 .

Se hicieron sus equivalentes para las regiones *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia*.

Se realizó un ensayo de hipótesis utilizando la prueba t-student (para regresión lineal) y la prueba F (Fisher), para determinar la significancia del intercepto (b_0), pendiente (b_1) y la significancia global de todos los modelos realizados en este estudio. Se comprobó la significancia usando un $\alpha = 5\%$.

Para determinar el desempeño de los modelos generados se calcularon tres descriptores estadísticos: Error Absoluto Medio (*MAE*) (ec. 22), Error Cuadrático Medio (*RMSE*) (ec. 23) y Análisis de Sesgo (*BIAS*) (ec. 24):

$$MAE = \frac{\sum |K_d(insitu) - K_d(modelado)|}{n} \quad (\text{ec. 22})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (K_d(insitu) - K_d(modelado))^2}{n}} \quad (\text{ec. 23})$$

donde n es el número total de datos incluidos en el análisis, $K_d(insitu) - K_d(modelado)$ es la diferencia de los residuos y $|K_d(insitu) - K_d(modelado)|$ es el valor absoluto de los residuos.

$$BIAS = \text{promedio} (K_d(in situ) - K_d(modelado)) \quad (\text{ec. 24})$$

donde el *BIAS* es el promedio de la diferencia de los residuos.

En el *MAE*, *RMSE* y *BIAS*, los valores más cercanos a cero representan mejores resultados. Para determinar cuál fue el mejor modelo, se estimó el índice de desempeño del modelo (*MPI*) (Castillo-Ramírez *et al.*, 2020) (ec. 25), el cual está basado en los tres descriptores estadísticos mencionados anteriormente:

$$MPI = 1 - \left(\frac{\left(\frac{R_{MAE}}{p} \right) + \left(\frac{R_{RMSE}}{p} \right) + \left(\frac{R_{|BIAS|}}{p} \right)}{3} \right) \quad (\text{ec. 25})$$

donde R_{MAE}, R_{RMSE} es el rango del MAE y $RMSE$, respectivamente. $R_{|BIAS|}$ es el rango absoluto de $BIAS$ y p es el número total de modelos comparados. Los rangos fueron calculados siguiendo los criterios de Wilcoxon (1945). Los intervalos de MPI van de 0 a 1, donde los valores más cercanos a 1 representan el mejor modelo.

La cantidad de modelos realizados obedece a la necesidad de escoger el mejor modelo que prediga con más precisión el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{\text{sat}}$. Estos modelos se compararon con los reportados en la literatura (Tabla 3). Las comparaciones se realizaron en el 30% de los datos que no fueron utilizados en los modelos dentro de cada región del SeaBASS, más los datos independientes de POPEYE y TARA.

Tabla 3. Modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ *in situ* reportados en la literatura.

Autores	Modelo	n	Observaciones
Morel <i>et al.</i> 2007	$K_d(PAR) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - \left(\frac{0.00137}{K_d(490)} \right)$	1166	Modelo para la OD_1 aplicable solamente para aguas Caso 1
Pierson <i>et al.</i> 2008	$K_d(PAR) = 0.6677 * K_d(490)^{0.6763}$	500	Modelo de potencia para las aguas del Mar Báltico.
Wang <i>et al.</i> 2009a	$K_d(PAR) = 0.8045 * K_d(490)^{0.917}$	—	Modelo de potencia para las aguas Turbias de la Bahía Chesapeake
Saulquin <i>et al.</i> 2013	1) $K_d(PAR) = \frac{4.6005 * K_d(490)}{6.07 * K_d(490) + 3.2}$ 2) $K_d(PAR) = 0.81 * K_d(490)^{0.8256}$		1) Modelo para $K_d(490) \leq 0.115 \text{ m}^{-1}$ 2) Modelo para $K_d(490) > 0.115 \text{ m}^{-1}$

3.3.4. Cálculo de la Z_{eu} y la OD_1

Para determinar el error que se tiene al calcular la Z_{eu} y la OD_1 por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto o por medio del $K_d(PAR)_{modelado}$, se tomó el mejor modelo *Global*, *Oceánico*, *Costero Claro* y *Costero Turbio*, resultado de la comparación de todos los modelos generados para predecir el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$, y se les estimó la Z_{eu} y la OD_1 por medio de las ecuaciones (ec. 1) y (ec. 2), respectivamente. De la misma forma, se realizó un modelo de potencia y lineal para predecir la Z_{eu} y la OD_1 por medio de una regresión lineal donde el $K_d(490)_{sat}$ fuese la variable independiente. Esto se hizo para cada una de las regiones.

Consecuentemente, se probaron estos modelos en el 30% de los datos del SeaBASS no utilizados para generar los modelos, más los datos independientes de POPEYE y TARA. Se escogieron los mejores modelos con base en los descriptores estadísticos *MAE*, *RMSE*, *BIAS* y *MPI* y se realizaron análisis de *match-up* entre los valores de la Z_{eu} *in situ* y los de la Z_{eu} modelados. Los mejores modelos resultantes se compararon con los modelos para el cálculo de la Z_{eu} reportados en la literatura (Tabla 2).

4. RESULTADOS

4.1. Aproximaciones *in situ*

Como resultado del análisis residual y la eliminación de datos de alto ruido, de los 5444 datos con pares de $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ de la base de datos del SeaBASS, 5355 quedaron disponibles para ser tratados en el presente trabajo. El ~93% de estos datos pertenecían a la región *Oceánica* (n= 4980), seguidos del ~5.1% para la región *Costera Clara* (n= 276) y un ~1.9% para la región *Costera Turbia* (n= 99).

Los resultados del análisis de *match-up in situ* para el $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ mostraron una asociación lineal de Pearson significativa ($r_p= 0.99$) (Fig. 4). El $K_d(PAR)$ es mayor que el $K_d(490)$ en sus valores más bajos (aguas oceánicas) y menor que el $K_d(490)$ en sus valores más altos (aguas costeras).

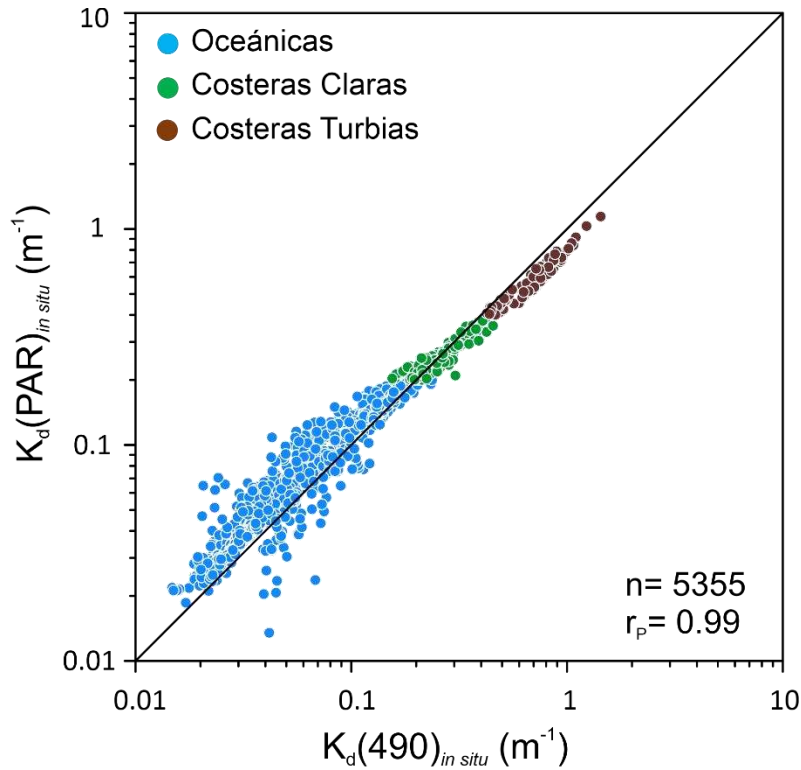


Figura 4. Mediciones *in situ* de $K_d(PAR)$ comparadas con $K_d(490)$ de la base de datos del SeaBASS.

Se presentó baja variabilidad en los R^2 de los modelos de estimación del $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ en las aproximaciones *Global* (97.9-98.2%), *Oceánica* (96.6-96.9%), *Costera Clara* (88-90.4%) y *Costera Turbia* (92.7-94.6%) (Tablas 4, 5, 6 y 7, respectivamente). Los mejores modelos se escogieron con base en el *MPI*, que es la mejor combinación del *MAE*, *RMSE* y *BIAS*. Todos los modelos generados fueron estadísticamente significativos.

Tabla 4. Modelos de conversión *in situ* Globales de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 3748$ para realizar el modelo y un $n-30\%= 1607$ para validarlo. Se usaron 3746 grados de libertad (g.l.) para la prueba t, y 1, 3746 para la prueba F, resultando en sus valores críticos $t_{cri}=1.96$ y $F_{cri}= 5.03$, respectivamente. El mejor modelo se muestra en **negrita e itálica**.

#	Modelo	R^2	t_{cri} b0	t_{cri} b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR)= 0.021 + (0.826*K_d(490))$	98.0	78.32	428.66	183746.89	0.009	0.012	0.000	0.47
2	$K_d(PAR)= 0.020 + (0.833*K_d(490))$	98.2	79.18	449.18	201764.82	0.009	0.014	0.000	0.07
3	$K_d(PAR)= 0.020 + (0.836*K_d(490))$	98.0	76.54	428.53	183634.13	0.009	0.013	0.000	0.53
4	$K_d(PAR)= 0.021 + (0.832*K_d(490))$	98.1	79.81	441.83	195211.66	0.009	0.013	0.000	0.27
5	<i>$K_d(PAR)= 0.020 + (0.836*K_d(490))$</i>	97.9	75.78	419.84	176264.54	0.009	0.013	-0.001	0.73
6	$K_d(PAR)= 0.021 + (0.827*K_d(490))$	98.0	78.44	433.75	188135.48	0.009	0.012	0.000	0.53
7	$K_d(PAR)= 0.021 + (0.829*K_d(490))$	98.1	79.01	445.1	198113.63	0.009	0.013	0.000	0.47

8	$K_d(PAR) = 0.020 + (0.836 * K_d(490))$	97.9	76.01	415.19	172382.47	0.009	0.013	0.000	0.17
9	$K_d(PAR) = 0.021 + (0.826 * K_d(490))$	98.1	78.26	442	195363.91	0.009	0.012	0.000	0.63
10	$K_d(PAR) = 0.020 + (0.842 * K_d(490))$	98.1	76.76	441.04	194512.56	0.009	0.013	-0.001	0.63

Tabla 5. Modelos de conversión *in situ* *Oceánicos* de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 3486$ y $n-30\%= 1494$; g.l.= 3484 para $t_{cri} = 1.96$, y g.l.= 1, 3484 para $F_{cri} = 5.03$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

#	Modelo	R ²	tcri b0	tcri b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR) = 0.008 + (1.03 * K_d(490))$	96.6	36.25	314.2	98691.44	0.004	0.007	-0.001	0.57
2	$K_d(PAR) = 0.008 + (1.02 * K_d(490))$	96.7	37.56	321.6	103398.69	0.004	0.007	0.000	0.60
3	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	96.8	38.35	325.3	105843.13	0.004	0.008	0.000	0.43
4	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	96.8	39.33	324.1	105053.26	0.004	0.008	0.000	0.60
5	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	96.7	38.1	321.7	103476.91	0.004	0.008	0.000	0.37
6	$K_d(PAR) = 0.008 + (1.02 * K_d(490))$	96.8	37.96	324.4	105228.06	0.004	0.008	0.000	0.23
7	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	96.7	37.54	319.5	102064.8	0.004	0.007	0.000	0.87
8	$K_d(PAR) = 0.0085 + (1.02 * K_d(490))$	96.9	38.46	328.9	108149.97	0.004	0.008	0.000	0.20
9	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	96.7	38.17	321.7	103482.35	0.004	0.007	0.000	0.40
10	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	96.8	39.41	325.6	106027.77	0.004	0.008	0.000	0.23

Tabla 6. Modelos de conversión *in situ* *Costeros Claros* de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 193$ y $n-30\%= 83$; g.l.= 191 para $t_{cri} = 1.97$, y g.l.= 1, 191, para $F_{cri} = 5.104$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

#	Modelo	R ²	tcri b0	tcri b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR) = 0.056 + (0.762 * K_d(490))$	88.9	10.83	39.19	1536.11	0.011	0.014	-0.001	0.70
2	$K_d(PAR) = 0.061 + (0.741 * K_d(490))$	90.3	13.24	42.14	1775.66	0.013	0.017	0.000	0.17
3	$K_d(PAR) = 0.054 + (0.765 * K_d(490))$	90.4	11.2	42.33	1792.08	0.012	0.015	0.003	0.13
4	$K_d(PAR) = 0.059 + (0.746 * K_d(490))$	90.0	12.31	41.35	1709.53	0.010	0.014	0.000	0.63
5	$K_d(PAR) = 0.063 + (0.733 * K_d(490))$	88.0	12.48	37.45	1402.67	0.012	0.014	-0.002	0.53
6	$K_d(PAR) = 0.052 + (0.776 * K_d(490))$	91.9	11.68	46.59	2170.6	0.012	0.018	0.000	0.20
7	$K_d(PAR) = 0.058 + (0.750 * K_d(490))$	89.5	11.63	40.36	1628.99	0.010	0.013	0.001	0.67
8	$K_d(PAR) = 0.059 + (0.747 * K_d(490))$	89.2	11.87	39.73	1578.45	0.011	0.014	-0.001	0.43
9	$K_d(PAR) = 0.055 + (0.762 * K_d(490))$	90.2	11.31	42	1764.01	0.011	0.014	0.001	0.40
10	$K_d(PAR) = 0.064 + (0.729 * K_d(490))$	89.5	13.22	40.35	1628.14	0.011	0.014	-0.001	0.63

Tabla 7. Modelos de conversión *in situ* *Costeros Turbios* de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 69$ y $n-30\%= 30$; g.l.= 67 para $t_{cri} = 2.00$ y g.l.= 1, 67, para $F_{cri} = 5.257$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

#	Modelo	R ²	tcri b0	tcri b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR) = 0.111 + (0.660 * K_d(490))$	93.1	7.04	30.11	906.54	0.040	0.041	0.029	0.00
2	$K_d(PAR) = 0.074 + (0.725 * K_d(490))$	94.6	4.57	34.21	1170.51	0.031	0.034	-0.007	0.40
3	$K_d(PAR) = 0.084 + (0.714 * K_d(490))$	93.4	5.01	30.72	944.02	0.029	0.032	-0.013	0.57
4	$K_d(PAR) = 0.074 + (0.725 * K_d(490))$	94.5	4.61	34.09	1161.86	0.029	0.033	-0.006	0.60
5	$K_d(PAR) = 0.098 + (0.689 * K_d(490))$	92.9	5.65	29.61	876.98	0.029	0.038	0.002	0.43
6	$K_d(PAR) = 0.076 + (0.719 * K_d(490))$	92.7	4.14	29.21	853.46	0.027	0.032	0.002	0.83

7	$K_d(\text{PAR}) = 0.085 + (0.709 * K_d(490))$	94.3	5.26	33.39	1114.99	0.032	0.037	-0.001	0.47
8	$K_d(\text{PAR}) = 0.091 + (0.696 * K_d(490))$	93.5	5.35	30.98	959.8	0.036	0.041	0.009	0.13
9	$K_d(\text{PAR}) = 0.081 + (0.710 * K_d(490))$	93.5	4.81	31.11	967.64	0.027	0.034	0.008	0.57
10	$K_d(\text{PAR}) = 0.071 + (0.725 * K_d(490))$	93.3	3.96	30.65	939.48	0.031	0.035	0.002	0.50

Los mejores modelos lineales de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(\text{PAR})$ anteriormente evaluados, presentaron R^2 mayores al 88% para cada región (Tabla 8) y se compararon con los modelos reportados en la literatura, escogiendo el mejor modelo con base en el MPI (Tabla 9). Los mejores modelos presentaron asociaciones lineales significativas > 0.9 y subestimaciones $BIAS < 1.5\%$ en cada una de las aproximaciones.

Tabla 8. Mejor modelo de conversión *in situ* de $K_d(490)$ a $K_d(\text{PAR})$ por región para este estudio.

Región	Modelo	n	R^2	MPI
Global	$K_d(\text{PAR}) = 0.020 + (0.836 * K_d(490))$	3748	97.9	0.73
Oceánica	$K_d(\text{PAR}) = 0.009 + (1.020 * K_d(490))$	3484	96.7	0.87
Costera Clara	$K_d(\text{PAR}) = 0.056 + (0.762 * K_d(490))$	193	88.9	0.70
Costero Turbia	$K_d(\text{PAR}) = 0.076 + (0.719 * K_d(490))$	69	92.7	0.83

Tabla 9. Desempeño de los mejores modelos en los datos *Globales*, región *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia* con respecto a los reportados en la literatura y en la base datos NOMAD+. El mejor modelo dentro de cada región se muestra en negrita e itálica.

Global n= 2269								
Modelos		r_P	r_{Sp}	r_P log₁₀	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Modelo Global	$K_d(\text{PAR}) = 0.020 + (0.836 * K_d(490))$	0.986	0.872	0.958	0.013	0.018	0.006	0.53
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(\text{PAR}) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.986	0.874	0.935	0.037	0.022	-0.036	0.07
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(\text{PAR}) = 0.8045 * (K_d(490))^{**0.917}$	0.989	0.894	0.957	0.017	0.016	0.016	0.47
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(\text{PAR}) = 0.6677 * (K_d(490))^{**0.6763}$	0.983	0.9	0.957	0.024	0.025	-0.017	0.13
<i>Saulquin et al. 2013.</i>	<i>$K_d(\text{PAR}) = (4.6051 * K_d(490)) / (6.0700 * K_d(490) + 3.200)$</i>	<i>0.989</i>	<i>0.879</i>	<i>0.955</i>	<i>0.011</i>	<i>0.016</i>	<i>0.000</i>	<i>0.80</i>
	<i>$K_d(\text{PAR}) = 0.81 * K_d(490)^{**0.8256}$</i>							
Región Oceánica n= 2072								
<i>Modelo Oceánico</i>	<i>$K_d(\text{PAR}) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$</i>	<i>0.945</i>	<i>0.823</i>	<i>0.911</i>	<i>0.009</i>	<i>0.013</i>	<i>0.005</i>	<i>0.72</i>
Modelo Global	$K_d(\text{PAR}) = 0.0202 + (0.836 * K_d(490))$	0.945	0.837	0.91	0.011	0.014	0.004	0.44
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(\text{PAR}) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.931	0.827	0.851	0.035	0.017	-0.034	0.00
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(\text{PAR}) = 0.8045 * (K_d(490))^{**0.917}$	0.946	0.85	0.906	0.015	0.013	0.015	0.39
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(\text{PAR}) = 0.6677 * (K_d(490))^{**0.6763}$	0.945	0.857	0.906	0.022	0.013	-0.021	0.33
<i>Saulquin et al. 2013.</i>	$1K_d(\text{PAR}) = (4.6051 * K_d(490)) / (6.0700 * K_d(490) + 3.200)$	0.947	0.829	0.903	0.010	0.013	0.000	0.61
	$K_d(\text{PAR}) = 0.81 * K_d(490)^{**0.8256}$							
Región Costera Clara n= 143								
<i>Modelo Costero Claro</i>	<i>$K_d(\text{PAR}) = 0.056 + (0.762 * K_d(490))$</i>	<i>0.903</i>	<i>0.909</i>	<i>0.896</i>	<i>0.016</i>	<i>0.021</i>	<i>0.006</i>	<i>0.78</i>
Modelo Global	$K_d(\text{PAR}) = 0.0202 + (0.836 * K_d(490))$	0.903	0.919	0.893	0.024	0.023	0.022	0.33
Morel <i>et al.</i> (2008)	$K_d(\text{PAR}) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.902	0.871	0.896	0.052	0.024	-0.051	0.06
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(\text{PAR}) = 0.8045 * (K_d(490))^{**0.917}$	0.902	0.919	0.89	0.028	0.022	0.026	0.28

Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(\text{PAR}) = 0.6677 * (K_d(490))^{**} 0.6763$	0.898	0.894	0.89	0.019	0.022	-0.007	0.61
Saulquin <i>et al.</i> 2013.	$K_d(\text{PAR}) = 0.81 * K_d(490)^{**} 0.8256$	0.903	0.906	0.89	0.022	0.028	0.000	0.44

Región Costera Turbia n= 54

Modelo Costero Turbio	$K_d(\text{PAR}) = 0.076 + (0.719 * K_d(490))$	0.953	0.94	0.952	0.048	0.048	0.035	0.67
Modelo Global	$K_d(\text{PAR}) = 0.0202 + (0.836 * K_d(490))$	0.953	0.931	0.95	0.053	0.056	0.017	0.44
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(\text{PAR}) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.953	0.934	0.951	0.088	0.064	-0.086	0.11
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(\text{PAR}) = 0.8045 * (K_d(490))^{**} 0.917$	0.952	0.938	0.949	0.053	0.050	0.037	0.44
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(\text{PAR}) = 0.6677 * (K_d(490))^{**} 0.6763$	0.948	0.94	0.949	0.091	0.062	0.091	0.06
Saulquin <i>et al.</i> 2013.	$K_d(\text{PAR}) = 0.81 * K_d(490)^{**} 0.8256$	0.95	0.93	0.949	0.042	0.048	0.015	0.78

La tabla 10 muestra un resumen de los mejores modelos en cada región, probados en la base de datos independiente de NOMAD+. Estos tuvieron los mayores *MPI*, indicando que fueron los que presentaron la mejor combinación de *MAE*, *RMSE* y *BIAS*.

Tabla 10. Mejor modelo de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ por región, resultado de la comparación con los modelos reportados en la literatura.

Región	Autor	Modelo	r_P	MPI
Global	Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$K_d(PAR) = (4.605 * K_d(490)) / (6.070 * K_d(490) + 3.20)$ $K_d(PAR) = 0.81 * K_d(490) ** 0.8256$	0.989	0.80
Oceánica	Presente estudio	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.020 * K_d(490))$	0.945	0.72
Costera Clara	Presente estudio	$K_d(PAR) = 0.056 + (0.762 * K_d(490))$	0.903	0.78
Costero Turbia	Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$K_d(PAR) = 0.81 * K_d(490) ** 0.8256$	0.950	0.78

Con el objetivo de comparar gráficamente el desempeño de los modelos, la Figura 5 muestra las mediciones de $K_d(PAR)_{in situ}$, con los datos de $K_d(PAR)$ para la aproximación *Global*, derivados del modelo del presente estudio (Fig. 5a), del modelo de Morel *et al.* (2007) (Fig. 5b), Pierson *et al.* (2008) (Fig. 5c), Wang *et al.* (2009a) (Fig. 5d) y Saulquin *et al.* (2013) (Fig. 5e). Asimismo, las Figuras 6, 7 y 8 muestran la comparación de los modelos para la región *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia*, respectivamente.

El modelo de Morel *et al.* (2007) sobreestima los valores de $K_d(PAR) > \sim 0.5 \text{ m}^{-1}$ en la aproximación *Global* (Fig. 5b). Este comportamiento es más notorio cuando se presentan mayores sobrestimaciones *BIAS* en la región *Costera Clara* (5.1%) (Fig. 7b) y *Costera Turbia* (8.6%) (Fig. 8b), con respecto a la región *Oceánica* (3.4%) (Fig. 6b). El modelo de Pierson *et al.* (2008), por el contrario, subestima los valores de $K_d(PAR) > \sim 0.5 \text{ m}^{-1}$ en los datos de la aproximación *Global* (Fig. 5c). La Figura 8c demuestra que en la región *Costera Turbia* se presentó una subestimación de 9.1% con respecto a sobrestimaciones más bajas en las regiones *Oceánica* (2.9%) (Fig. 6c) y *Costera Clara* (0.7%) (Fig. 7c).

Los valores de $K_d(PAR)$ derivados del modelo de Wang *et al.* (2009a) presentaron una subestimación general, con mayores errores *BIAS* en la región *Costera Turbia* (3.7%) (Fig. 8d)

seguido de las regiones *Oceánica* (1.5%) (Fig. 6d) y *Costera Clara* (2.6%) (Fig. 7d). El modelo de Saulquin *et al.* (2013) estimó mejor el $K_d(PAR)$ presentando una subestimación de 1.5% en la región *Costera Turbia* (Fig. 8e) y un *BIAS* de 0% en las regiones *Oceánica* (Fig. 6e) y *Costera Clara* (Fig. 7e).

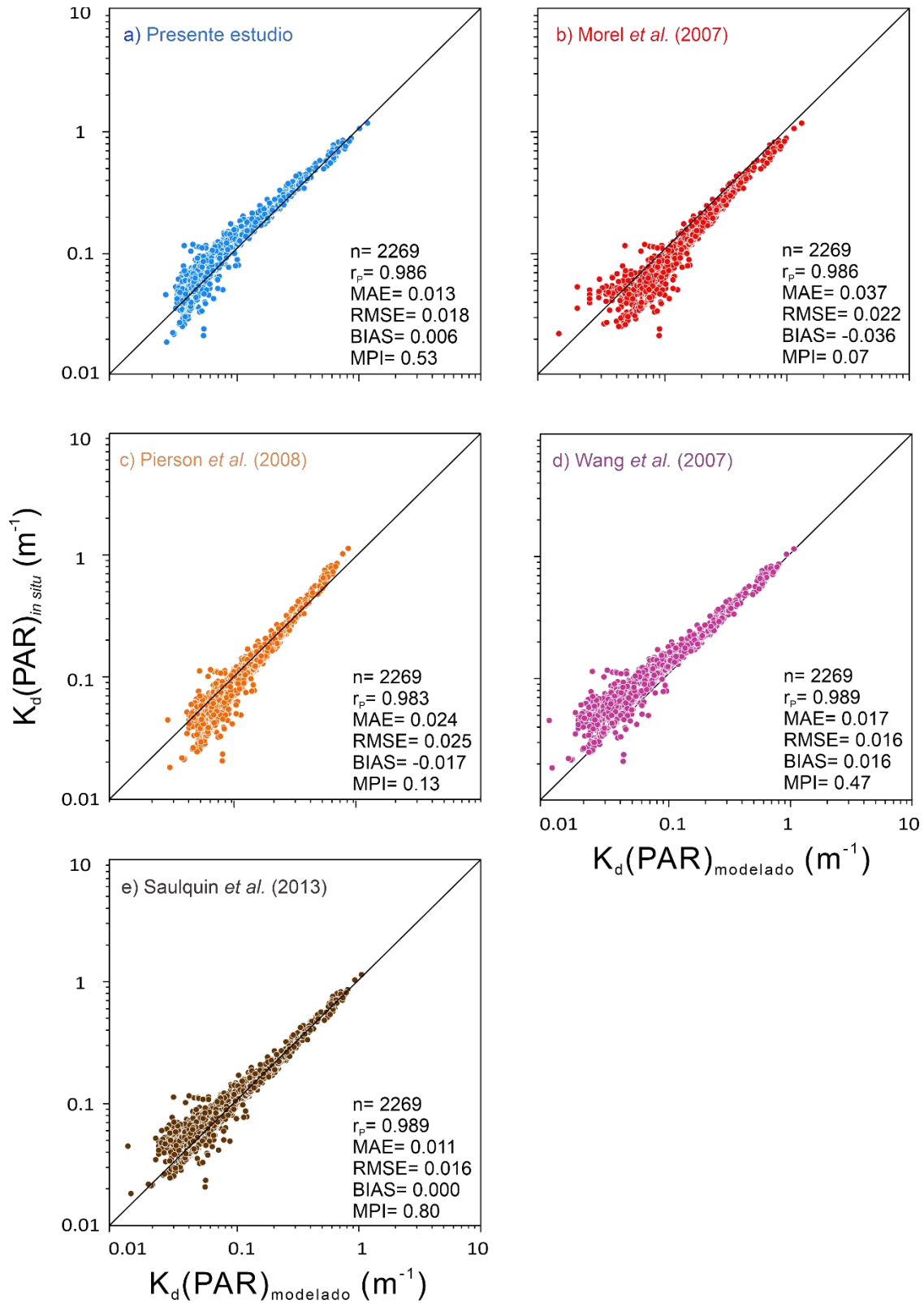


Figura 5. Diagramas de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in\ situ}$ de la base de datos del NOMAD+, versus el $K_d(PAR)_{modelado}$ de: (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009a) y (e) Saulquin et al. (2013), para la aproximación *Global*.

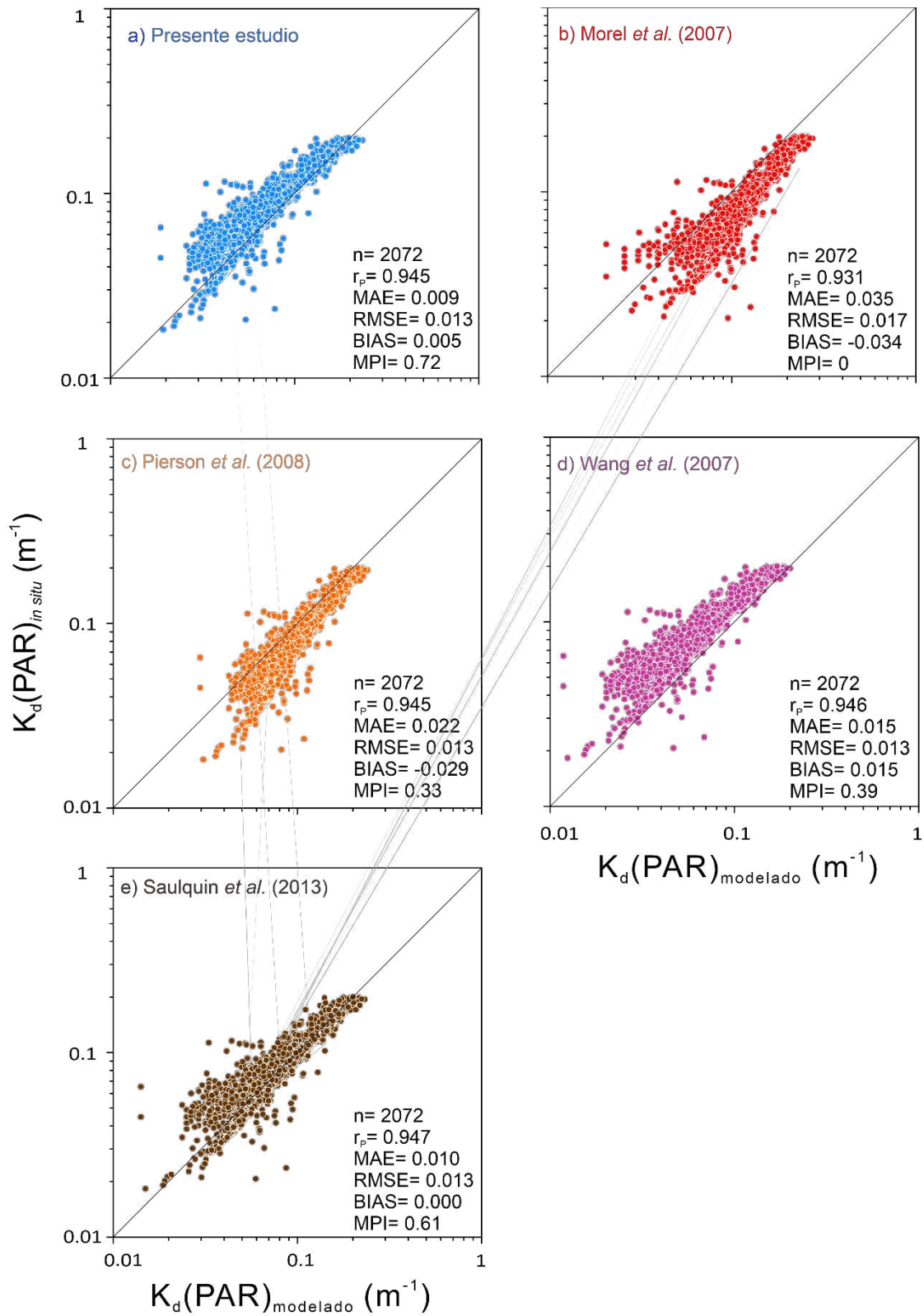


Figura 6. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in\ situ}$ de la base de datos del NOMAD+, versus el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009a) y (e) Saulquin et al. (2013), para la región Océánica.

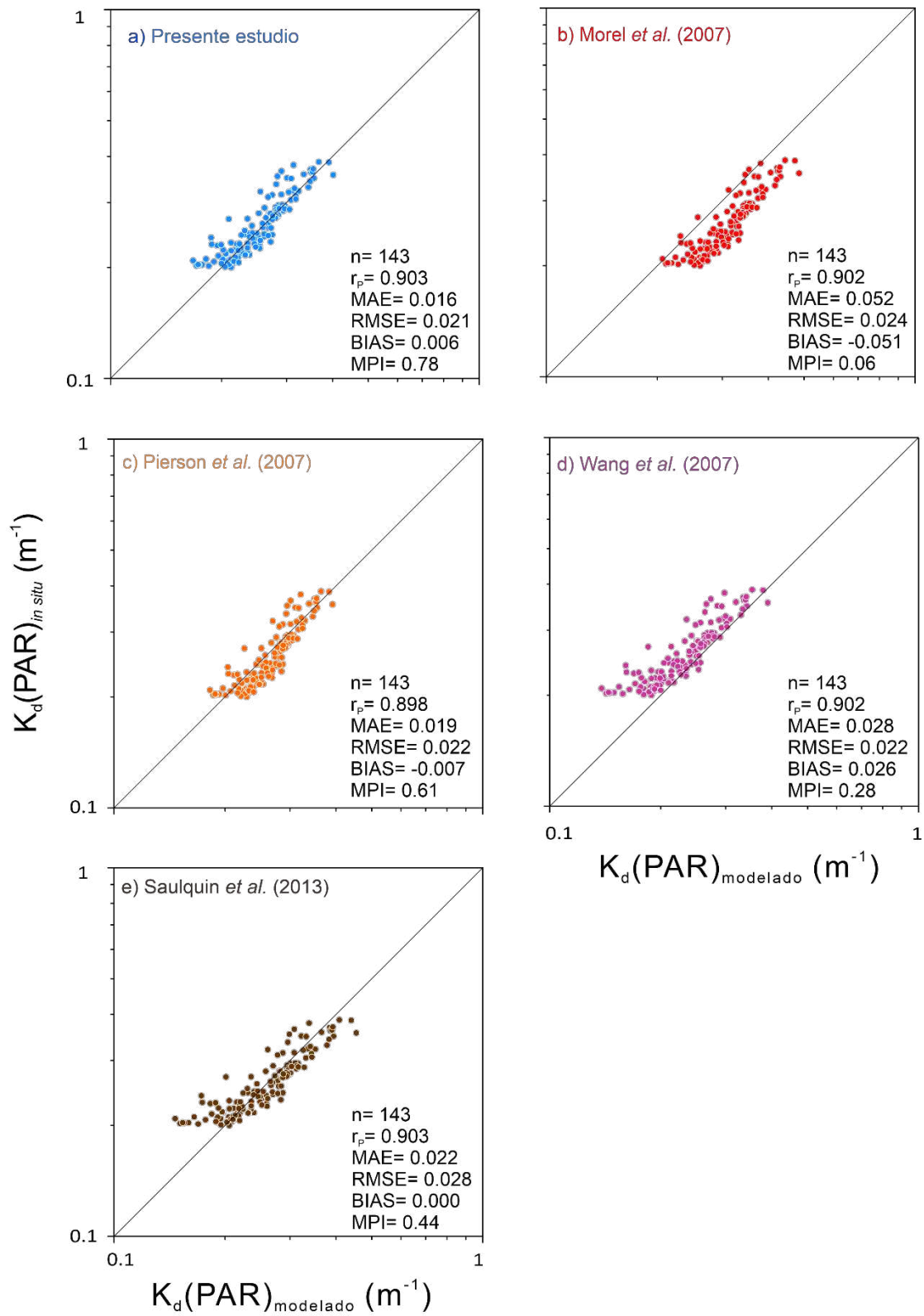


Figura 7. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(\text{PAR})_{in\ situ}$ de la base de datos del NOMAD+, versus el $K_d(\text{PAR})_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009a) y (e) Saulquin et al. (2013), para la región Costera Clara.

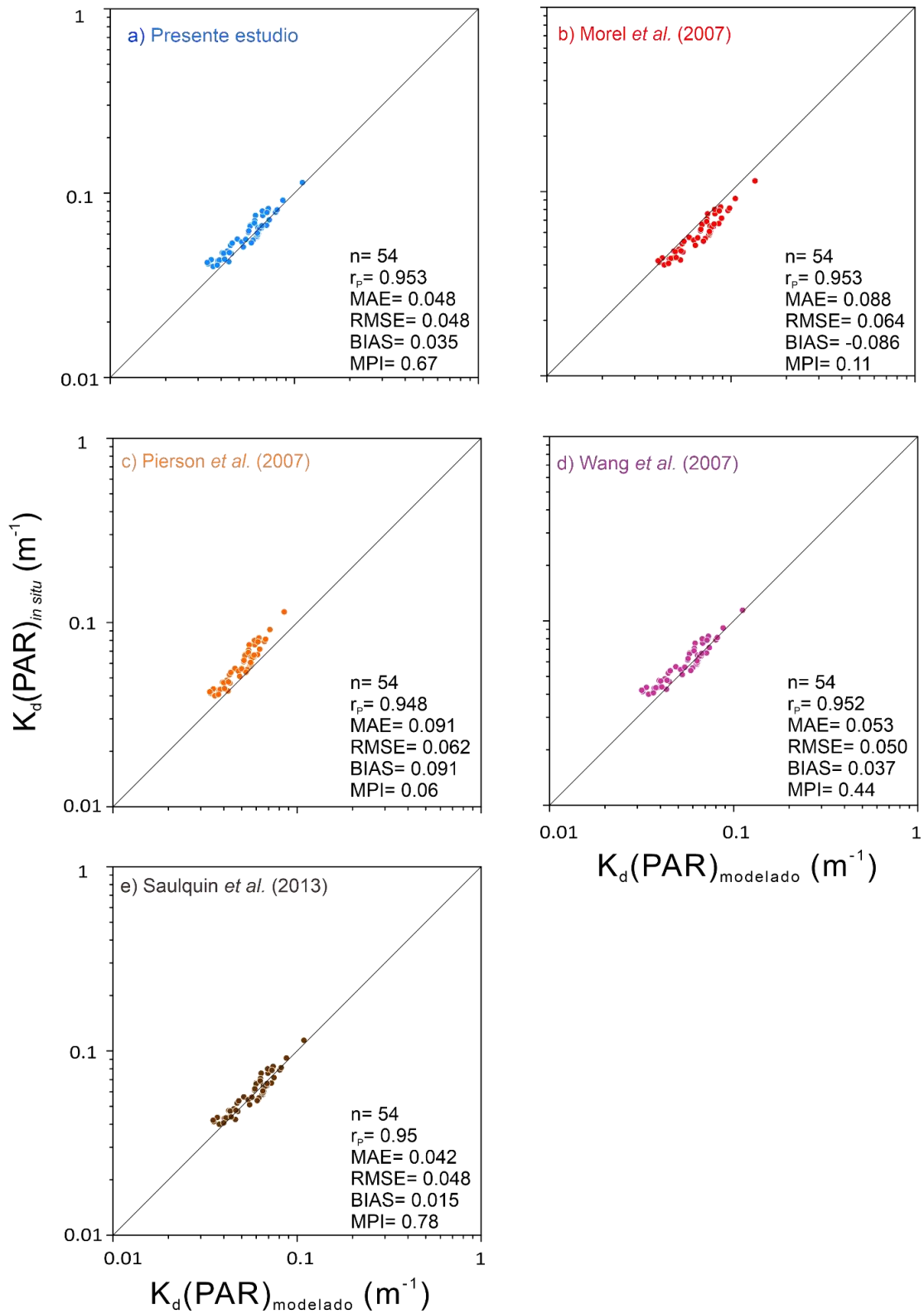


Figura 8. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(\text{PAR})_{in\ situ}$ de la base de datos del NOMAD+, versus el $K_d(\text{PAR})_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009a) y (e) Saulquin et al. (2013), para la región Costera Turbia.

4.2. Aproximaciones satelitales

Como resultado del análisis residual, de las 2426 estaciones del SeaBASS que presentaron datos de $K_d(490)_{sat}$, 2319 quedaron disponibles para la realización y validación de los modelos. La región *Oceánica* tuvo el mayor porcentaje de datos (93%) (n= 2157), seguido de la región *Costera Clara* (6.2%) (n= 143) y la región *Costera Turbia* (0.82%) (n= 19). Asimismo, se obtuvieron 337 estaciones con datos de $K_d(490)_{sat}$, de las bases de datos de POPEYE y TARA, que posteriormente se utilizaron para la validación de los modelos generados.

El análisis de *match-up* de $K_d(490)_{in situ}$ versus el $K_d(490)_{sat}$ presentaron una asociación significativa de Pearson ($r_P= 0.796$) y Spearman ($r_{Sp}= 0.846$) en la totalidad de los datos (Fig. 9). Sin embargo, este escenario cambió cuando se aplicaron las mismas asociaciones por aproximación. Se presentaron asociaciones lineales mayores en la región *Oceánica* ($r_P= 0.630$, $r_{Sp}= 0.834$, n= 2157) y *Costera Turbia* ($r_P= 0.851$, $r_{Sp}= 0.751$, n=19) con respecto a la región *Costera Clara*, que presentó los menores valores ($r_P= 0.371$, $r_{Sp}= 0.365$, n=143).

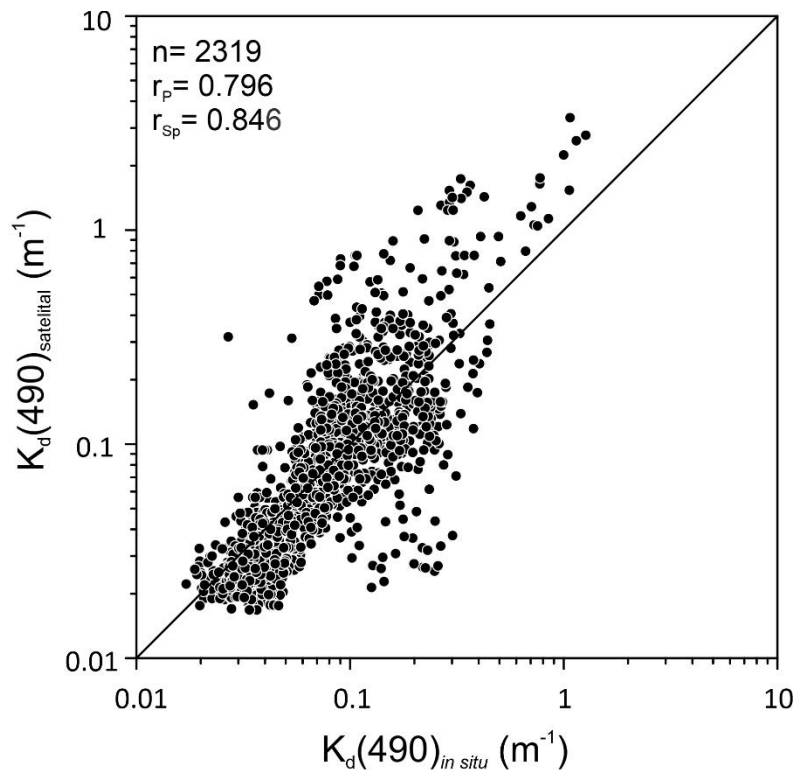


Figura 9. Análisis de match-up (en escala logarítmica), de los datos de $K_d(490)_{in situ}$ versus $K_d(490)_{sat}$ para la base de datos del SeaBASS.

El análisis de *match-up* de $K_d(490)_{in situ}$ versus el $K_d(490)_{sat}$ para la OD_1 (Fig. 10) tuvo una asociación lineal de Pearson más baja ($r_P=0.671$) que los datos de $K_d(490)_{in situ}$ calculados a la profundidad de la zona eufótica ($r_P= 0.796$) (Fig. 9).

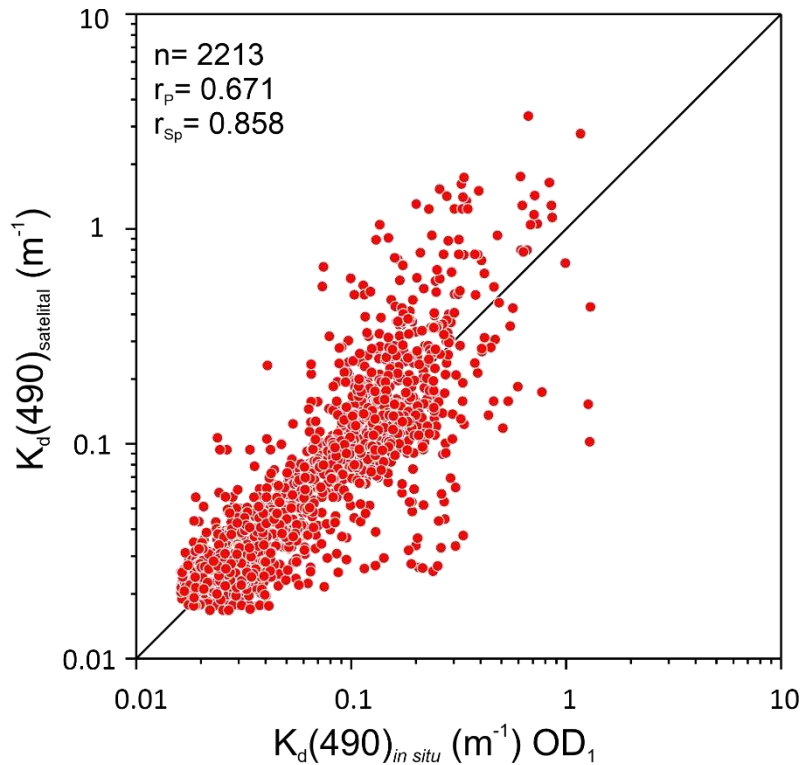


Figura 10. Análisis de match-up (en escala logarítmica), de los datos de $K_d(490)_{in situ}$ versus $K_d(490)_{sat}$ para la OD_1 , de la base de datos del SeaBASS.

Con el objetivo de generar modelos más precisos para estimar el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$, se presentarán a continuación los enfoques y modelos realizados con la base de datos de SeaBASS.

4.2.1. Ecuaciones de potencia

Los modelos de potencia presentaron R^2 estables (*i.e.* baja variabilidad) para las aproximaciones *Global* ($R^2= 73.1-74.8\%$) (Tabla 11) y *Oceánica* ($R^2= 71-73.1\%$) (Tabla 12), a

excepción de la región *Costera Clara* ($R^2= 5.6-17.5\%$) (Tabla 13) y *Costera Turbia* ($R^2= 55.3-87.2\%$) (Tabla 14) que presentaron mayor variabilidad, siendo la región *Costera Clara* la que presentó menores valores de R^2 .

Tabla 11. Modelos de conversión potenciales *Globales* de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 1623$ y $n-30\%= 696$; g.l.= 1621 para $t_{cri}=1.96$ y g.l.= 1, 1621 para $F_{cri}= 5.036$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. Las ecuaciones con exponente se indican con el símbolo (**).

#	Modelo	R^2	t_{cri} b0	t_{cri} b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	<i>$K_d(PAR)= 0.387 * K_d(490)_{sat} **0.577$</i>	73.7	-35.95	67.33	4533.74	0.021	0.042	0.002	0.73
2	$K_d(PAR)= 0.379 * K_d(490)_{sat} **0.573$	73.4	-36.81	66.94	4480.92	0.022	0.042	0.005	0.43
3	$K_d(PAR)= 0.387 * K_d(490)_{sat} **0.576$	73.1	-35.44	66.42	4411.64	0.022	0.042	0.001	0.57
4	$K_d(PAR)= 0.385 * K_d(490)_{sat} **0.577$	73.9	-36.19	67.78	4593.91	0.024	0.047	0.004	0.10
5	$K_d(PAR)= 0.382 * K_d(490)_{sat} **0.574$	73.1	-36.17	66.36	4403.13	0.021	0.040	0.003	0.73
6	$K_d(PAR)= 0.396 * K_d(490)_{sat} **0.586$	74.8	-35.55	69.38	4813.37	0.023	0.046	0.001	0.37
7	$K_d(PAR)= 0.374 * K_d(490)_{sat} **0.568$	73.9	-38.06	67.75	4589.92	0.023	0.044	0.006	0.20
8	$K_d(PAR)= 0.383 * K_d(490)_{sat} **0.575$	74.2	-37.07	68.26	4660.11	0.021	0.041	0.004	0.63
9	$K_d(PAR)= 0.378 * K_d(490)_{sat} **0.571$	72.9	-36.50	66.03	4359.88	0.022	0.042	0.005	0.33
10	$K_d(PAR)= 0.394 * K_d(490)_{sat} **0.583$	73.2	-34.33	66.54	4426.99	0.023	0.045	0.001	0.40

Tabla 12. Modelos de conversión potenciales *Oceánicos* de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 1510$ y $n-30\%= 647$; g.l.= 1508 para $t_{cri} = 1.96$, y g.l.= 1, 1508 para $F_{cri}= 5.047$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

#	Modelo	R^2	t_{cri} b0	t_{cri} b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR)= 0.338 * K_d(490)_{sat} **0.544$	72.1	-39.29	62.37	3890	0.015	0.027	0.001	0.43
2	$K_d(PAR)= 0.318 * K_d(490)_{sat} **0.527$	72.1	-42.82	62.44	3898.76	0.015	0.025	0.004	0.30
3	<i>$K_d(PAR)= 0.331 * K_d(490)_{sat} **0.537$</i>	71.4	-40.23	61.43	3773.85	0.013	0.024	0.001	0.87
4	$K_d(PAR)= 0.344 * K_d(490)_{sat} **0.544$	71.7	-38.12	61.80	3819.34	0.014	0.025	-0.002	0.60
5	$K_d(PAR)= 0.336 * K_d(490)_{sat} **0.543$	73.2	-40.79	64.11	4110.15	0.015	0.027	0.002	0.43
6	$K_d(PAR)= 0.330 * K_d(490)_{sat} **0.537$	73.1	-41.96	64.06	4104.13	0.016	0.028	0.002	0.10
7	$K_d(PAR)= 0.311 * K_d(490)_{sat} **0.511$	71.8	-43.50	62.03	3847.64	0.015	0.025	0.006	0.27
8	$K_d(PAR)= 0.330 * K_d(490)_{sat} **0.537$	71.8	-40.26	62.03	3848.33	0.015	0.026	0.002	0.43
9	$K_d(PAR)= 0.323 * K_d(490)_{sat} **0.529$	71.0	-41.32	60.79	3694.92	0.013	0.024	0.002	0.70
10	$K_d(PAR)= 0.321 * K_d(490)_{sat} **0.531$	73.0	-43.22	63.77	4066.9	0.015	0.025	0.004	0.37

Tabla 13. Modelos de conversión potenciales *Costeros Claros* de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 100$ y $n-30\%= 43$; g.l.= 98 para $t_{cri} = 1.96$, y g.l.= 1, 98 para $F_{cri}= 5.182$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

#	Modelo	R^2	t_{cri} b0	t_{cri} b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR)= 0.262 * K_d(490)_{sat} **0.047$	7.7	-44.10	2.87	8.22	0.033	0.046	0.010	0.23
2	$K_d(PAR)= 0.272 * K_d(490)_{sat} **0.066$	14.2	-42.97	4.03	16.22	0.032	0.044	0.006	0.37

3	<i>$K_d(PAR) = 0.265 * K_d(490)_{sat} ** 0.046$</i>	6.3	-38.35	2.57	6.62	0.029	0.038	0.001	0.80
4	$K_d(PAR) = 0.262 * K_d(490)_{sat} ** 0.043$	5.6	-40.21	2.40	5.77	0.030	0.039	0.004	0.60
5	$K_d(PAR) = 0.269 * K_d(490)_{sat} ** 0.065$	15.2	-46.51	4.20	17.61	0.035	0.047	0.013	0.07
6	$K_d(PAR) = 0.269 * K_d(490)_{sat} ** 0.055$	8.6	-39.64	3.04	9.24	0.029	0.040	-0.001	0.77
7	$K_d(PAR) = 0.279 * K_d(490)_{sat} ** 0.074$	17.5	-42.34	4.56	20.77	0.035	0.045	-0.004	0.30
8	$K_d(PAR) = 0.270 * K_d(490)_{sat} ** 0.054$	10.1	-41.88	3.33	11.07	0.030	0.039	-0.005	0.60
9	$K_d(PAR) = 0.268 * K_d(490)_{sat} ** 0.055$	9.9	-41.49	3.29	10.80	0.034	0.043	0.004	0.47
10	$K_d(PAR) = 0.267 * K_d(490)_{sat} ** 0.049$	9.8	-47.07	3.26	10.63	0.038	0.048	-0.001	0.30

Tabla 14. Modelos de conversión potenciales *Costeros Turbios* de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ con 10 iteraciones. Se usó un $\alpha=5\%$, un $n-70\%= 13$ y $n-30\%= 6$; g.l.= 11 para $t_{cri} = 2.18$, y g.l.= 1, 11 para $F_{cri} = 6.724$. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

#	Modelo	R ²	tcri b0	tcri b1	Fcal	MAE	RMSE	BIAS	MPI
1	$K_d(PAR) = 0.520 * K_d(490)_{sat} ** 0.281$	63.4	-15.05	4.36	19.04	0.0478	0.0550	0.0400	0.57
2	$K_d(PAR) = 0.521 * K_d(490)_{sat} ** 0.301$	60.9	-16.13	4.14	17.12	0.0598	0.0597	0.0281	0.53
3	$K_d(PAR) = 0.536 * K_d(490)_{sat} ** 0.257$	55.3	-14.12	3.69	13.60	0.0529	0.0741	-0.0008	0.70
4	$K_d(PAR) = 0.545 * K_d(490)_{sat} ** 0.290$	81.8	-22.84	7.04	49.54	0.0733	0.0958	-0.0412	0.17
5	<i>$K_d(PAR) = 0.514 * K_d(490)_{sat} ** 0.294$</i>	59.7	-17.24	4.03	16.26	0.0666	0.0505	0.0556	0.40
6	$K_d(PAR) = 0.542 * K_d(490)_{sat} ** 0.270$	87.2	-26.16	8.64	74.70	0.0798	0.0988	-0.0325	0.13
7	$K_d(PAR) = 0.532 * K_d(490)_{sat} ** 0.255$	78.0	-24.07	6.24	38.90	0.0796	0.1097	0.0184	0.27
8	$K_d(PAR) = 0.541 * K_d(490)_{sat} ** 0.290$	83.5	-21.82	7.45	55.47	0.0594	0.0899	-0.0290	0.47
9	$K_d(PAR) = 0.533 * K_d(490)_{sat} ** 0.234$	73.8	-18.12	5.57	31.02	0.0600	0.0930	-0.0231	0.43
10	<i>$K_d(PAR) = 0.528 * K_d(490)_{sat} ** 0.270$</i>	70.1	-15.64	5.07	25.73	0.0464	0.0544	0.0182	0.83

Todos los modelos de potencia tuvieron significancia global, del intercepto y pendiente, presentando en general R² mayores a 70% en cada región, excepto la región *Costera Clara* (6.3%) (Tabla 15). También se muestra la ventana de datos bajo la cual se realizaron los modelos en cada aproximación, presentando el menor número de datos las aproximaciones *Costera Clara* y *Costera Turbia*.

Tabla 15. Mejor modelo de potencia de conversión de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ por regiones.

Región	Modelo	n	R ²	MPI
Global	$K_d(PAR) = 0.387 * K_d(490)_{sat} ** 0.577$	1623	73.7	0.73
Oceánica	$K_d(PAR) = 0.331 * K_d(490)_{sat} ** 0.537$	1510	71.4	0.87
Costera Clara	$K_d(PAR) = 0.265 * K_d(490)_{sat} ** 0.046$	100	6.3	0.70
Costero Turbia	$K_d(PAR) = 0.528 * K_d(490)_{sat} ** 0.270$	13	70.1	0.83

4.2.2. Ecuaciones lineales y de $K_d(490)_{sat}$ corregido

Los modelos lineales de conversión de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ generados para cada región (Tabla 16) mostraron R^2 consistentemente más bajos (< ~55%) que los modelos de potencia (< ~74%) (Tabla 15) salvo la región *Costera Turbia* (76.2%). Todos fueron estadísticamente significativos.

Tabla 16. Modelos lineales de conversión de $K_d(490)_{sat}$ a $K_d(PAR)$ por regiones. Con un $\alpha = 5\%$. Los g.l. para el enfoque *Global*, y la región *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia* son 1621, 1508, 98, 11 para tcri, respectivamente y 1, 1621; 1, 1508; 1, 98; y 1, 11 para Fcri, respectivamente.

Región	Modelo	n	R ²	tcal b0	tcal b1	tcri	Fcal	Fcri
Global	$K_d(PAR) = 0.062 + (0.276 * K_d(490)_{sat})$	1623	55.3	45.22	44.78	1.96	2005.23	5.03
Oceánica	$K_d(PAR) = 0.053 + (0.295 * K_d(490)_{sat})$	1510	38.4	50.83	30.65	1.96	39.48	5.03
Costera Clara	$K_d(PAR) = 0.241 + (0.031 * K_d(490)_{sat})$	100	7.3	40.59	2.78	1.98	7.71	5.18
Costera Turbia	$K_d(PAR) = 0.373 + (0.130 * K_d(490)_{sat})$	13	76.2	9.66	5.94	2.18	32.57	6.72

Los modelos de potencia para corregir el $K_d(490)_{sat}$ fueron significativos para los datos de $K_d(490)_{in situ}$. Sin embargo, los modelos *Costero Claro* y *Costero Turbio*, no presentaron ninguna significancia estadística para los datos de $K_d(490)$ calculados a la OD_1 (Tabla 17). En este caso, para generar los modelos de conversión a $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_c$ en estas regiones, se utilizó el modelo *Global* de corrección de $K_d(490)_{sat}$ para la OD_1 , puesto que este engloba las condiciones oceánicas y las costeras turbias.

Tabla 17. Modelos de corrección potenciales para derivar el $K_d(490)_{in situ}$ por medio del $K_d(490)_{sat}$ para cada región. Con un $\alpha = 5\%$. Los g.l. para el enfoque *Global*, y la región *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia* son 1621, 1508, 98, 11 para tcri y 1, 1621; 1, 1508; 1, 98; y 1, 11 para Fcri, respectivamente. Los valores en negrita no son significativos.

Región	Modelo	n	R ²	tcal b0	tcal b1	tcri	Fcal	Fcri
Modelos para todo el perfil								
Global	$K_d(490)_c = 0.380 * K_d(490)_{sat} ** 0.626$	1623	70.7	-31.39	44.78	1.96	3919.72	5.03
Oceánica	$K_d(490)_c = 0.304 * K_d(490)_{sat} ** 0.565$	1510	69.3	-38.89	58.25	1.96	3393	5.03
Costera Clara	$K_d(490)_c = 0.281 * K_d(490)_{sat} ** 0.094$	100	6.80	-20.51	2.68	1.98	8.78	5.18
Costera Turbia	$K_d(490)_c = 0.686 * K_d(490)_{sat} ** 0.418$	13	62.4	-5.63	4.27	2.18	18.26	6.72
Modelos para la OD_1								
Global	$K_d(490)_c = 0.583 * K_d(490)_{sat} ** 0.808$	1541	76.5	-15.30	70.78	1.96	5009	5.03
Oceánica	$K_d(490)_c = 0.592 * K_d(490)_{sat} ** 0.823$	1434	76.2	-13.74	67.70	1.96	4583	5.03
Costera Clara	$K_d(490)_c = 0.262 * K_d(490)_{sat} ** 0.100$	100	3.80	-14.12	1.96	1.98	3.82	5.18

Costera Turbia	$K_d(490)_c = 0.597 * K_d(490)_{sat} ** 0.315$	13	13.2	-3.48	1.29	2.18	1.4	6.72
----------------	--	----	------	-------	-------------	------	------------	------

Se probó si los modelos de corrección generados anteriormente (Tabla 17) podrían proporcionar mejores aproximaciones para calcular el $K_d(PAR)$. Por lo tanto, la Tabla 18 muestra los modelos de potencia y lineales de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_c$, donde se observa que los R^2 mejoraron con respecto a los modelos con enfoques lineales (Tabla 16) y se mantuvieron relativamente iguales con respecto a los modelos de potencia (Tabla 15). Los modelos que no fueron significativos del intercepto (modelo de potencia *Global* y *Oceánico*) sí se utilizaron en las futuras comparaciones, dado que el intercepto solo da información sobre si la línea de regresión parte del origen o no.

Tabla 18. Modelos potenciales y lineales de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_c$ para cada región con un $\alpha = 5\%$. Los g.l. para la aproximación *Global*, *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia* son 1621, 1508, 98, 11 para t_{cri} y 1, 1621; 1, 1508; 1, 98; y 1, 11 para F_{cal} , respectivamente. Los valores en negrita no son significativos.

Región	Modelo	n	R ²	tcal b0	tcal b1	tcri	Fcal	Fcri
Enfoque lineal								
Global	$K_d(PAR) = 0.022 + (0.276 * K_d(490)_c)$	1623	64.8	13.49	54.68	1.96	2990.16	5.03
Oceánica	$K_d(PAR) = 0.019 + (0.885 * K_d(490)_c)$	1510	55.3	13.70	43.21	1.96	1866.98	5.03
Costera Clara	$K_d(PAR) = 0.111 + (0.572 * K_d(490)_c)$	100	6.70	2.13	2.66	1.98	8.78	5.18
Costera Turbia	$K_d(PAR) = 0.151 + (0.542 * K_d(490)_c)$	13	74.4	1.98	5.66	2.18	32.04	6.72
Enfoque Potencial								
Global	$K_d(PAR) = 0.562 * K_d(490)_c ** 0.921$	1623	73.7	-1.47	67.33	1.96	4533.74	5.03
Oceánica	$K_d(PAR) = 1.026 * K_d(490)_c ** 0.951$	1510	71.4	0.57	61.43	1.96	3773.85	5.03
Costera Clara	$K_d(PAR) = 0.495 * K_d(490)_c ** 0.493$	100	6.3	-2.57	2.57	1.98	6.62	5.18
Costera Turbia	$K_d(PAR) = 0.675 * K_d(490)_c ** 0.647$	13	70.1	-7.02	5.07	2.18	25.73	6.72

4.2.3. Modelos para la OD_1

En los modelos lineales y de potencia generados para la OD_1 (Tabla 19), la aproximación *Global* y *Oceánica* presentaron significancia global, del intercepto y pendiente, presentándose mayores R^2 en los modelos de potencia. Por otro lado, la mayoría de los modelos *Costeros Claros* y *Costeros Turbios* no fueron estadísticamente significativos.

Tabla 19. Modelos lineales, de potencia y con $K_d(490)_c$ para la OD_1 . Los valores subrayados en negrita no son significativos.

Región	Modelo	R ²	tcal b0	tcal b1	Fcal
Global OD₁		n= 1541; tcrici= 1.96 – g.l.= 1539; Fcri= 5.063 - g.l.= 1, 1539			
Modelo lineal <i>in situ</i>	$K_d(\text{PAR})= 0.026 + (0.927 * K_d(490))$	91.90	28.23	131.84	17382.58
Modelo lineal con $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.069 + (0.360 * K_d(490)_{\text{sat}})$	44.80	32.83	35.35	1249.46
Modelo lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.049 + (0.699 * K_d(490)_c)$	52.30	22.30	41.10	1689.14
Modelo de potencia $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.618 * K_d(490)_{\text{sat}}^{**} 0.718$	74.60	-14.67	67.27	4525.19
Modelo de potencia $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 1.032 * K_d(490)_c^{**} 0.963$	74.60	-0.06	67.27	4525.19
Oceánica OD₁		n= 1432; tcrici= 1.96 - g.l.= 1430; Fcri= 5.063 - g.l.= 1, 1430			
Modelo lineal <i>in situ</i>	$K_d(\text{PAR})= 0.022 + (0.961 * K_d(490))$	89.9	28.46	112.67	12694.74
Modelo lineal con $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.045 + (0.581 * K_d(490)_{\text{sat}})$	48.0	27.67	36.36	1321.78
Modelo lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.030 + (0.901 * K_d(490)_c)$	53.80	16.87	40.82	1665.88
Modelo de potencia $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.656 * K_d(490)_{\text{sat}}^{**} 0.747$	75.10	-11.72	65.71	4317.66
Modelo de potencia $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 1.058 * K_d(490)_c^{**} 0.907$	75.10	1.30	65.71	4317.66
Costera Clara OD₁		n= 100; tcrici= 1.98 g.l.= 98; Fcri= 5.18 g.l.= 1, 98			
Modelo lineal <i>in situ</i>	$K_d(\text{PAR})= 0.091 + (0.756 * K_d(490))$	79.10	8.54	19.16	367.17
Modelo lineal con $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.265 + (0.045 * K_d(490)_{\text{sat}})$	2.90	22.04	1.72	2.96
Modelo lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.261 + (0.087 * K_d(490)_c)$	3.00	19.14	1.74	3.01
Modelo de potencia $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.290 * K_d(490)_{\text{sat}}^{**} 0.0578$	2.50	-17.89	1.59	2.54
Modelo de potencia $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.302 * K_d(490)_c^{**} 0.715$	2.50	-13.16	1.59	2.54
Costera Turbia OD₁		n= 13; tcrici= 2.18 g.l.= 11; Fcri= 6.72 g.l.= 1, 11			
Modelo lineal <i>in situ</i>	$K_d(\text{PAR})= 0.065 + (0.863 * K_d(490))$	95.50	1.7	15.32	234.69
Modelo lineal con $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.343 + (0.236 * K_d(490)_{\text{sat}})$	32.90	2.77	2.32	5.4
Modelo lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.281 + (0.525 * K_d(490)_c)$	33.10	1.91	2.33	5.43
Modelo de potencia $K_d(490)_{\text{sat}}$ crudos	$K_d(\text{PAR})= 0.527 * K_d(490)_{\text{sat}}^{**} 0.335$	16.50	-3.26	1.47	2.17
Modelo de potencia $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.724 * K_d(490)_c^{**} 0.587$	16.50	-1.01	1.47	2.17

4.2.4. Comparación de modelos

Las pruebas de validación en la base de datos satelital de los modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ generados *in situ* en cada región (Tabla 8) y los reportados en la literatura (Tabla 3), muestran coeficientes de correlación significativos en cada una de las aproximaciones ($r_P > 0.70$) (Tablas 20, 21 y 23), exceptuando la región *Costera Clara* ($r_P < 0.45$) (Tabla 22). Los mejores modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ fueron los satelitales con enfoque de potencia, dado que presentaron mayores coeficientes de correlación y *MPI* en las regiones *Global* (Tabla 20), *Oceánica* (Tabla 21) y *Costera Turbia* (Tabla 23). En la región *Costera Clara* (Tabla 22) el mejor modelo fue el satelital con enfoque lineal.

Tabla 20. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en el enfoque *Global*, más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. n= 1032. $r_{Pcrit} = 0.197$

Nombre	Modelos	r_P	r_{Sp}	$r_P \log_{10}$	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Global lineal <i>in situ</i>	$K_d(PAR) = 0.0202 + (0.836 * K_d(490))$	0.743	0.863	0.840	0.032	0.097	-0.009	0.57
Global lineal con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.0619 + (0.276 * K_d(490)_{sat})$	0.743	0.868	0.758	0.029	0.044	-0.002	0.86
Global lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(PAR) = 0.0220 + (0.276 * K_d(490)_c)$	0.743	0.865	0.840	0.034	0.107	-0.017	0.38
Global de potencia con $K_d(490)_{sat}$	<i>$K_d(PAR) = 0.3873 * K_d(490)_{sat} ** 0.577$</i>	0.798	0.867	0.857	0.021	0.040	0.002	0.88
Global de potencia con $K_d(490)_c$	$K_d(PAR) = 0.5623 * K_d(490)_c ** 0.921$	0.758	0.861	0.857	0.042	0.059	0.027	0.33
Global lineal <i>in situ</i> – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.0261 + (0.927 * K_d(490))$	0.743	0.868	0.838	0.036	0.112	-0.023	0.26
Global lineal con $K_d(490)_{sat}$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.0689 + (0.360 * K_d(490)_{sat})$	0.743	0.868	0.767	0.033	0.045	-0.016	0.62
Global lineal con $K_d(490)_c$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.0486 + (0.699 * K_d(490)_c)$	0.743	0.882	0.813	0.036	0.079	-0.026	0.33
Global de potencia con $K_d(490)_{sat}$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.6180 * K_d(490)_{sat} ** 0.718$	0.787	0.866	0.857	0.027	0.060	-0.011	0.71
Global de potencia con $K_d(490)_c$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 1.0315 * K_d(490)_c ** 0.963$	0.75	0.867	0.857	0.043	0.125	-0.013	0.19
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(PAR) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.774	0.848	0.846	0.052	0.112	-0.046	0.02
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(PAR) = 0.8045 * (K_d(490) ** 0.917)$	0.758	0.871	0.857	0.037	0.090	0.002	0.48
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(PAR) = 0.6677 * (K_d(490) ** 0.6763)$	0.791	0.873	0.857	0.036	0.066	-0.028	0.36
Saulquin <i>et al.</i> 2013.	$K_d(PAR) = (4.6051 * K_d(490)) / (6.0700 * K_d(490) + 3.2)$	0.776	0.868	0.859	0.035	0.089	-0.013	0.50
	$K_d(PAR) = 0.81 * K_d(490) ** 0.8256$							

Tabla 21. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en la región *Oceánica*, más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. n= 972. $r_{Pcrit} = 0.197$

Nombre	Modelos	r_P	r_{Sp}	$r_P \log_{10}$	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Global de potencia con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.3873 * K_d(490)_{sat} ** 0.577$	0.777	0.854	0.852	0.015	0.027	-0.001	0.87
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(PAR) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.744	0.838	0.840	0.041	0.063	-0.037	0.07
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(PAR) = 0.8045 * (K_d(490)) ** 0.917$	0.698	0.858	0.852	0.028	0.051	0.007	0.44
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(PAR) = 0.6677 * (K_d(490)) ** 0.6763$	0.757	0.864	0.852	0.030	0.047	-0.026	0.29
Saulquin <i>et al.</i> 2013.	$K_d(PAR) = (4.6051 * K_d(490)) / (6.0700 * K_d(490) + 3.2)$	0.728	0.858	0.856	0.026	0.055	-0.007	0.40
Oceánico lineal <i>in situ</i>	$K_d(PAR) = 0.009 + (1.02 * K_d(490))$	0.675	0.857	0.845	0.028	0.064	-0.005	0.38
Oceánico lineal con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.053 + (0.295 * K_d(490)_{sat})$	0.675	0.857	0.763	0.020	0.027	0.000	0.84
Oceánico lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(PAR) = 0.019 + (0.885 * K_d(490)_c)$	0.675	0.850	0.834	0.022	0.054	-0.007	0.56
<i>Oceánico de potencia con $K_d(490)_{sat}$</i>	<i>$K_d(PAR) = 0.331 * K_d(490)_{sat} ** 0.537$</i>	0.784	0.854	0.852	0.014	0.024	0.002	0.89
Oceánico de potencia con $K_d(490)_c$	$K_d(PAR) = 1.026 * K_d(490)_c ** 0.951$	0.688	0.860	0.852	0.030	0.066	-0.005	0.31
Oceánico lineal <i>in situ</i> – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.022 + (0.961 * K_d(490))$	0.675	0.854	0.833	0.024	0.059	-0.014	0.36
Oceánico lineal con $K_d(490)_{sat}$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.045 + (0.581 * K_d(490)_{sat})$	0.675	0.870	0.799	0.021	0.035	-0.012	0.58
Oceánico lineal con $K_d(490)_c$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.030 + (0.901 * K_d(490)_c)$	0.675	0.863	0.825	0.025	0.055	-0.018	0.33
Oceánico de potencia con $K_d(490)_{sat}$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 0.656 * K_d(490)_{sat} ** 0.747$	0.741	0.854	0.852	0.021	0.044	-0.009	0.60
Oceánico de potencia con $K_d(490)_c$ – OD ₁	$K_d(PAR) = 1.058 * K_d(490)_c ** 0.907$	0.700	0.856	0.852	0.031	0.070	-0.016	0.09

Tabla 22. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en la región *Costera Clara*, más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. n =49. $r_{Pcrit} = 0.279$

Nombre	Modelos	r_P	r_{Sp}	$r_P \log_{10}$	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Global de potencia con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.3873 * K_d(490)_{sat} ** 0.577$	0.412	0.274	0.332	0.090	0.077	0.073	0.52
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(PAR) = 0.0864 + (0.884 * K_d(490)) - (0.00137 / K_d(490))$	0.427	0.235	0.345	0.139	0.226	-0.085	0.09
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(PAR) = 0.8045 * (K_d(490)) ** 0.917$	0.427	0.238	0.332	0.127	0.193	-0.003	0.06
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(PAR) = 0.6677 * (K_d(490)) ** 0.6763$	0.418	0.237	0.332	0.099	0.141	-0.021	0.52
Saulquin <i>et al.</i> 2013.	$K_d(PAR) = (4.6051 * K_d(490)) / (6.0700 * K_d(490) + 3.2)$	0.424	0.224	0.327	0.124	0.187	-0.030	0.21

	$K_d(\text{PAR})=0.81 * K_d(490) ** 0.8256$								
Cos_Claro lineal <i>in situ</i>	$K_d(\text{PAR})= 0.0558 + (0.762 * K_d(490))$	0.428	0.229	0.367	0.117	0.189	-0.027	0.32	
Cos_Claro lineal con $K_d(490)_{\text{sat}}$	$K_d(\text{PAR})= 0.241 + (0.0307 * K_d(490)_{\text{sat}}$	0.428	0.316	0.414	0.033	0.043	0.000	0.89	
Cos_Claro lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.111 + (0.572 * K_d(490)_c)$	0.428	0.248	0.381	0.095	0.153	-0.031	0.58	
Cos_Claro de potencia con $K_d(490)_{\text{sat}}$	$K_d(\text{PAR})= 0.2649 * K_d(490)_{\text{sat}} ** 0.0463$	0.353	0.287	0.332	0.033	0.044	0.003	0.83	
Cos_Claro de potencia con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.4954 * K_d(490)_c ** 0.493$	0.412	0.254	0.332	0.082	0.111	-0.006	0.67	
Cos_Claro lineal <i>in situ</i> – OD ₁	$K_d(\text{PAR})= 0.0912 + (0.756 * K_d(490))$	0.428	0.229	0.367	0.117	0.189	-0.027	0.32	

Tabla 23. Comparación del desempeño de los modelos realizados en el presente estudio en la región *Costera Turbia*, más los reportados en la literatura, en la base de datos del SeaBASS, POPEYE y TARA. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica. n =6; $r_{\text{Pcri}}= 0.811$.

Nombre del modelo	Modelos	r_P	r_{Sp}	$r_P \log_{10}$	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Global de potencia con $K_d(490)_{\text{sat}}$	$K_d(\text{PAR})= 0.3873 * K_d(490)_{\text{sat}} ** 0.577$	0.876	0.833	0.886	0.142	0.046	0.142	0.79
Morel <i>et al.</i> (2007)	$K_d(\text{PAR})=0.0864+(0.884 * K_d(490))(0.00137/K_d490)$	0.867	0.886	0.885	0.581	0.283	-0.581	0.00
Wang <i>et al.</i> (2009a)	$K_d(\text{PAR})= 0.8045 * (K_d(490) ** 0.917)$	0.869	0.833	0.886	0.382	0.219	-0.382	0.18
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$K_d(\text{PAR})= 0.6677 * (K_d(490) ** 0.6763)$	0.874	0.915	0.886	0.180	0.103	-0.180	0.61
Saulquin <i>et al.</i> 2013.	$K_d(\text{PAR})=0.6677 * K_d(490) ** 0.6763$	0.871	0.853	0.886	0.369	0.188	-0.369	0.36
Cos_Turbio lineal <i>in situ</i>	$K_d(\text{PAR})= 0.0761 + (0.719 * K_d(490))$	0.867	0.833	0.885	0.373	0.216	-0.373	0.27
Cos_Turbio lineal con $K_d(490)_{\text{sat}}$	$K_d(\text{PAR})= 0.373 + (0.130 * K_d(490)_{\text{sat}}$	0.867	0.844	0.870	0.053	0.055	0.039	0.79
Cos_Turbio lineal con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.151 + (0.542 * K_d(490)_c)$	0.867	0.915	0.882	0.235	0.147	-0.235	0.45
<i>Cos_Turbio de potencia con $K_d(490)_{\text{sat}}$</i>	<i>$K_d(\text{PAR})= 0.5284 * K_d(490)_{\text{sat}} ** 0.270$</i>	0.882	0.867	0.886	0.046	0.054	0.018	0.88
Cos_Turbio de potencia con $K_d(490)_c$	$K_d(\text{PAR})= 0.6745 * K_d(490)_c ** 0.647$	0.875	0.860	0.886	0.184	0.097	-0.184	0.58
Cos_Turbio lineal <i>in situ</i> – OD ₁	$K_d(\text{PAR})= 0.0648 + (0.863 * K_d(490))$	0.867	0.843	0.885	0.535	0.274	-0.535	0.09

Los modelos satelitales de potencia presentaron menores subestimaciones ($< \sim 1.8\%$) con los datos de $K_d(PAR)_{in situ}$, con respecto a los demás modelos comparados en cada una de las aproximaciones. Las asociaciones de Pearson y Spearman de estos modelos fueron mayores a $\sim 78\%$ y $\sim 85\%$, respectivamente (Tabla 24). La región *Costera Clara* presentó un enfoque lineal como mejor modelo y una asociación de Pearson y Spearman menor al $\sim 5\%$.

Tabla 24. Mejores modelos de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$ para cada una de las regiones.

Nombre	Modelo	n	r _P	r _{Sp}	MPI
Global de potencia con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.387 * K_d(490)_{sat} ** 0.577$	1032	0.798	0.867	0.73
Oceánico de potencia con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.331 * K_d(490)_{sat} ** 0.537$	972	0.784	0.854	0.87
Cos_Claro lineal con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.241 + (0.0307 * K_d(490)_{sat})$	49	0.428	0.316	0.89
Costero Turbio de potencia con $K_d(490)_{sat}$	$K_d(PAR) = 0.528 * K_d(490)_{sat} ** 0.270$	6	0.882	0.867	0.88

El mejor modelo de potencia *Global* (Tabla 24), al tener un mayor número de datos pertenecientes a la región *Oceánica* (93.3%), funciona bien en valores de $K_d(PAR) \leq \sim 0.25 \text{ m}^{-1}$ o $Z_{SD} = \geq \sim 4 \text{ m}$ (Fig. 11a). El modelo *Oceánico* de potencia funciona bien en aguas con valores de $K_d(PAR) < \sim 0.2 \text{ m}^{-1}$ o $Z_{SD} = \geq \sim 5 \text{ m}$ (Fig. 12a). El modelo de lineal *Costero Claro*, a pesar de ser significativo, no presentó buenas estimaciones de $K_d(PAR)$ ($r_P = 0.428$) (Fig. 13a). El modelo de potencia *Costero Turbio*, funciona bien para valores de $K_d(PAR) > \sim 0.4 \text{ m}^{-1}$ o $Z_{SD} < \sim 3 \text{ m}$ con asociaciones lineales significativas ($r_P = 0.882$) (Fig. 14a).

La comparación gráfica de los modelos (Fig. 11), mostró que el modelo de Morel *et al.* (2007) sobrestima los valores altos de $K_d(PAR) > \sim 0.2 \text{ m}^{-1}$ (Fig. 11b) en la aproximación *Global*. Su error *BIAS* aumenta desde la región *Oceánica* (3.72%) (Fig. 12b) hasta la región *Costera Clara* (8.45%) (Fig. 13b) y *Costera Turbia* (58.6%) (Fig. 14b). El modelo de Pierson *et al.* (2008), por el contrario, presentó una sobrestimación general (Fig. 11c), teniendo mayores sobrestimaciones en la región *Oceánica* (2.6%) (Fig. 12c), y *Costera Turbia* (18%) (Fig. 14c), con menor porcentaje en la región *Costera Clara* (2.1%) (Fig. 13c).

El modelo de Wang *et al.* (2009a), presentó mayores sobrestimaciones en la región *Costera Turbia* (38.2%) (Fig. 14d) seguido de la región *Oceánica* (0.7%) (Fig. 12d) y la región *Costera Clara* (0.3%) (Fig. 13d). Asimismo, el modelo de Saulquin *et al.* (2013), presentó en general una sobreestimación creciente desde la región *Oceánica* (0.72%) (Fig. 12e) hacia la región *Costera Clara* (2.95%) (Fig. 13e) y *Costera Turbia* (3.68%) (Fig. 14e).

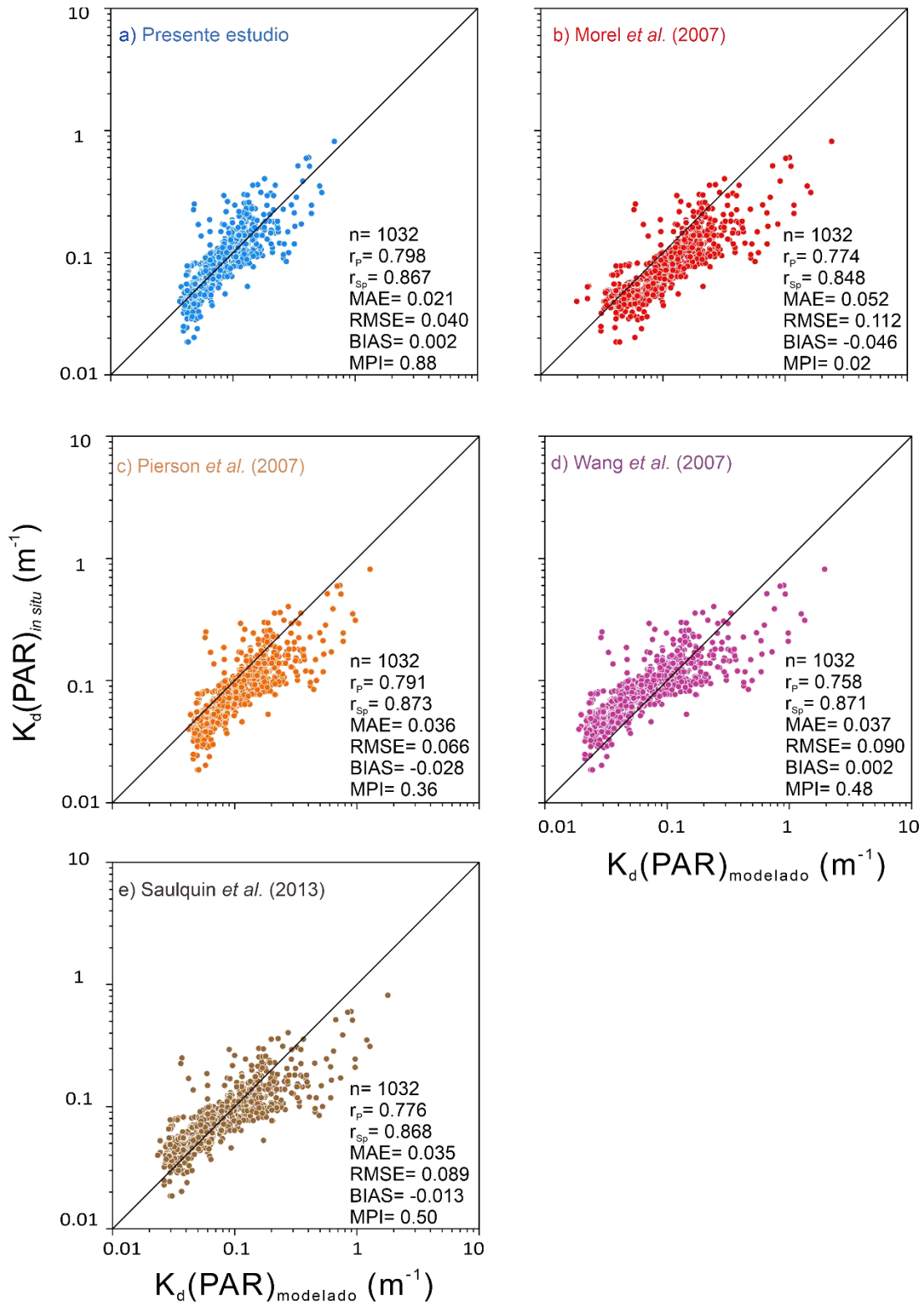


Figura 11. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(\text{PAR})_{in\ situ}$ versus el $K_d(\text{PAR})_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009) y (e) Saulquin et al. (2013) para la aproximación *Global*, de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.

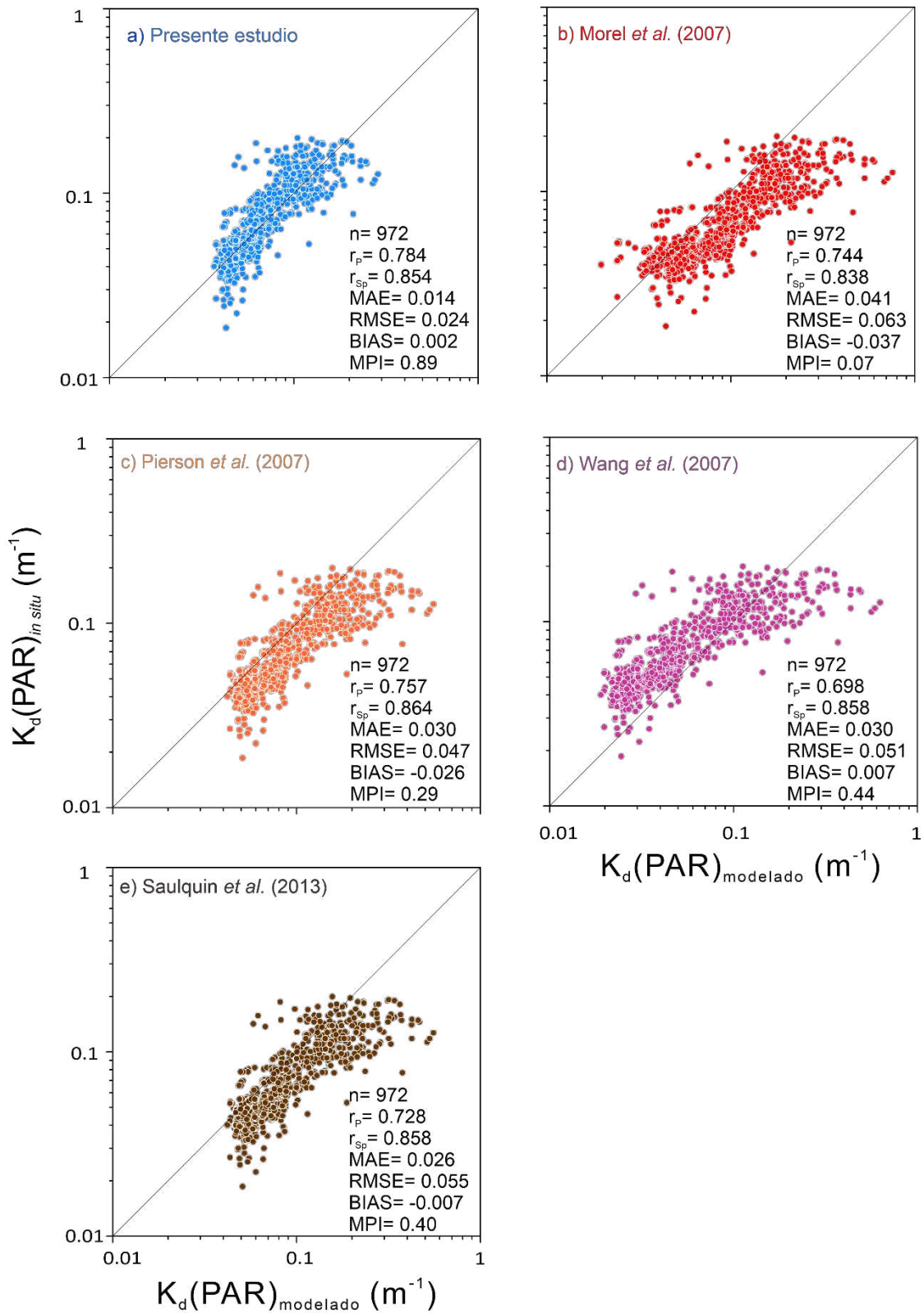


Figura 12. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(\text{PAR})_{in\ situ}$ versus el $K_d(\text{PAR})_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009) y (e) Saulquin et al. (2013) para la región Oceánica de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.

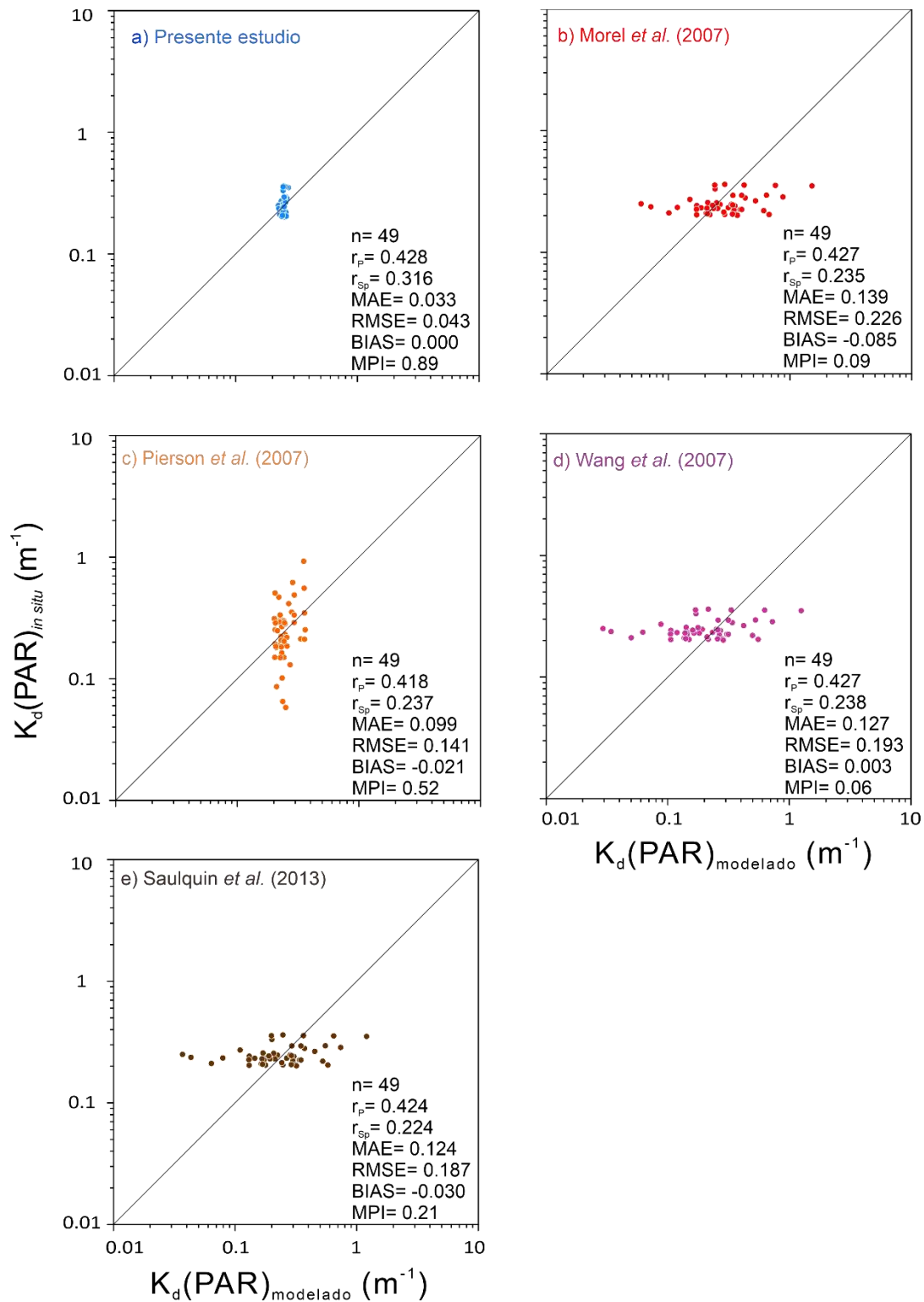


Figura 13. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(PAR)_{in\ situ}$ versus el $K_d(PAR)_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009) y (e) Saulquin et al. (2013) para la región *Costera Clara* de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.

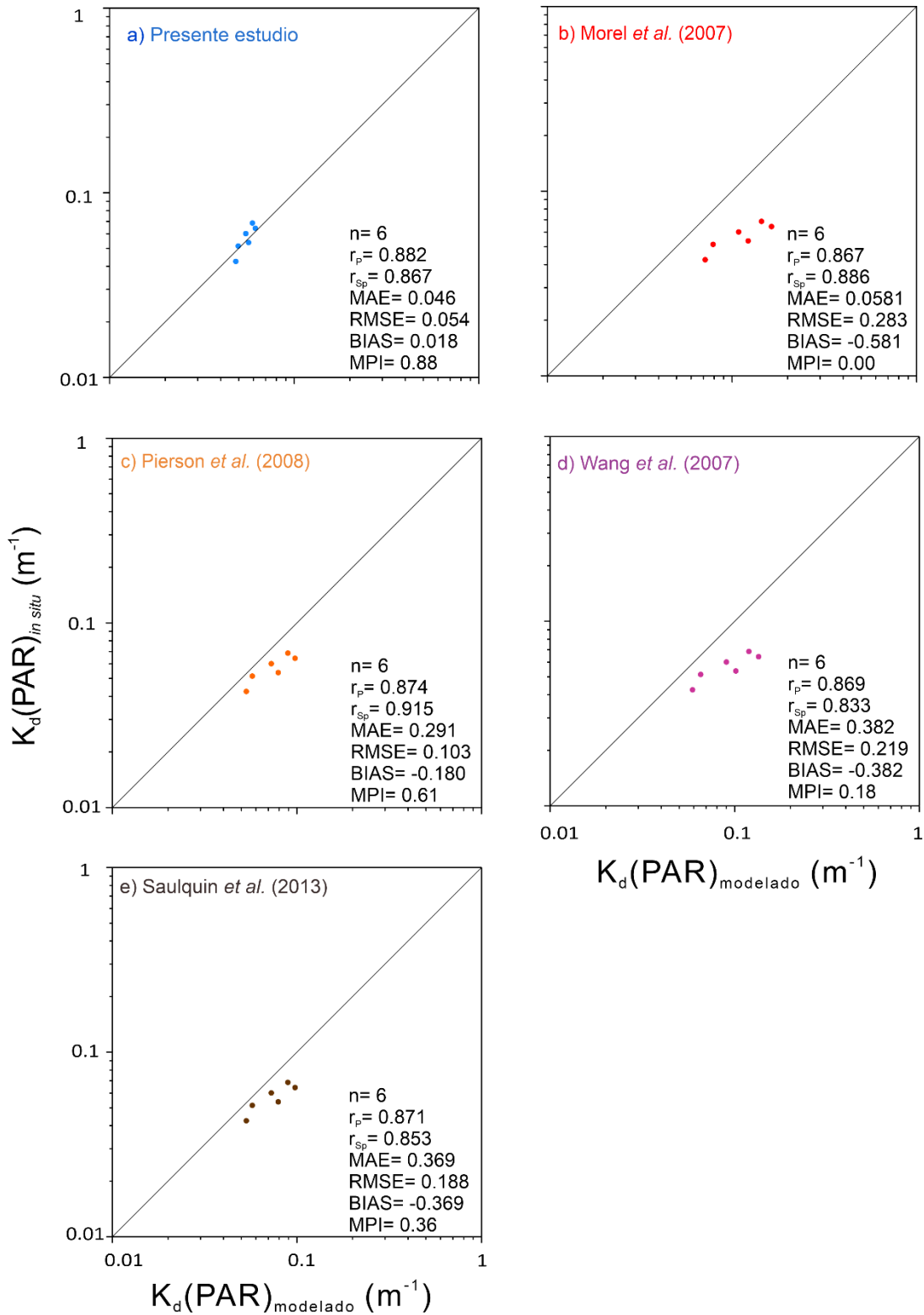


Figura 14. Diagrama de dispersión (en escala logarítmica) del $K_d(\text{PAR})_{in\ situ}$ versus el $K_d(\text{PAR})_{modelado}$ de (a) presente estudio, (b) Morel et al. (2007), (c) Pierson et al. (2008), (d) Wang et al. (2009) y (e) Saulquin et al. (2013) para la región *Costera Turbia* de la base de datos de $K_d(490)_{sat}$ del SeaBASS, POPEYE y TARA.

4.3. Cálculo de la Z_{eu}

Los modelos para derivar la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$ fueron estadísticamente significativos (Tabla 25). El modelo de potencia en la aproximación *Global* presentó un mayor R^2 (73.7%) que los modelos lineales (19%) en un factor de ~ 4.0 . Asimismo, en la región *Oceánica*, el R^2 del modelo de potencia (71.4%) es mayor que el R^2 del enfoque lineal (30.9%) en un factor de ~ 2.4 . Por el contrario, los R^2 en la región *Costera Clara* son significativos, pero bajos para ambos enfoques ($< \sim 6\%$). La región *Costera Turbia* presentó altos R^2 en ambos enfoques ($> \sim 70\%$).

Tabla 25. Modelos potenciales y lineales para el cálculo de la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$, para la región Global, Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia.

Región	R^2	tcal b0	tcal b1	tcri	Fcal	Fcri
Global		n= 1623; gl para t= 1621 y F=1, 1621				
$Z_{eu} = 83.6 - (81.2 * K_d(490))$	19.0	90.51	-19.53		381.46	
$Z_{eu} = 11.749 * K_d(490) ** -0.577$	73.7	93.79	-67.33	1.96	4533.74	5.03
Oceánica		n= 1510; gl para t= 1508 y F=1, 1508				
$Z_{eu} = 95.8 - (234 * K_d(490))$	30.9	98.54	-25.95		673.28	
$Z_{eu} = 13.804 * K_d(490) ** -0.537$	71.4	95.72	-61.43	1.96	3773.85	5.03
Costera Clara		n= 100; gl para t= 98 y F=1, 98				
$Z_{eu} = 19.7 - (2.16 * K_d(490))$	5.1	49.08	-2.30		5.29	
$Z_{eu} = 17.378 * K_d(490) ** -0.0463$	6.3	82.39	-2.57	1.98	6.62	5.18
Costera Turbia		n= 13; gl para t= 11 y F=1, 11				
$Z_{eu} = 11.3 - (1.81 * K_d(490))$	71.8	18.69	-5.29		27.96	
$Z_{eu} = 8.710 * K_d(490) ** -0.270$	70.1	53.00	-5.07	2.18	25.73	6.72

La comparación de los modelos generados para el cálculo de la Z_{eu} de este trabajo (Tabla 25) y los reportados en la literatura (Tablas 2 y 3), mostró que los modelos de potencia de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ utilizando la ecuación para el cálculo de la Z_{eu} *in situ* (ec. 1), fueron los que mejor describían la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$, a excepción de la región *Costera*

Clara, donde el mejor enfoque fue el del modelo lineal (Tabla 26). Los modelos de potencia presentaron error $MAE < \sim 12$ m en la región *Oceánica* y $< \sim 2.0$ y ~ 0.7 m en las regiones *Costera Clara* y *Costera Turbia*, respectivamente.

Tabla 26. Desempeño de modelos para el cálculo de la Z_{eu} en la región Global, Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

Autores/Nombre		Modelos	r_P	r_{Sp}	$r_P \log_{10}$	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Globales						n= 1032			
Directamente de $K_d(490)_{sat}$	$Z_{eu} = 4.6/K_d(490)_{sat}$		0.830	0.874	0.860	45.335	44.314	-40.339	0.13
<i>De potencia $K_d(PAR)$</i>	<i>$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$</i>		<i>0.844</i>	<i>0.853</i>	<i>0.866</i>	<i>12.588</i>	<i>18.418</i>	<i>1.832</i>	<i>0.92</i>
De potencia de $K_d(490)_{sat}$	$Z_{eu} = 11.749 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.577$		0.845	0.855	0.861	12.657	18.424	2.603	0.85
Lineal de $K_d(490)_{sat}$	$Z_{eu} = 83.6 - (81.2 * K_d(490))$		0.464	0.867	0.539	24.692	30.246	-3.055	0.46
Morel <i>et al.</i> (2007)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.771	0.859	0.855	21.763	23.062	16.002	0.41
Wang <i>et al.</i> (2009)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.843	0.871	0.864	37.978	36.913	-33.265	0.21
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.847	0.875	0.863	18.431	18.611	15.900	0.56
Zhao <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 0.28 + ((395.92 * 0.0092) / (0.0092 + K_d(490)))$		0.846	0.872	0.859	14.648	19.897	3.749	0.69
Kratzer (2003)	$Z_{eu} = 6.8 / K_d(490)_{sat}$		0.831	0.866	0.865	96.618	75.218	-94.722	0.00
Majozi <i>et al.</i> (2014)	$Z_{eu} = 4.605 / ((0.56 * K_d(490) + 0.30))$		0.676	0.845	0.717	59.807	32.780	59.807	0.13
Cunningham <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.27 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.77$		0.843	0.877	0.864	17.055	18.500	13.384	0.64
Mitchell 2014 <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.52 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.86$		0.846	0.870	0.866	20.669	25.392	-11.567	0.54
Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.838	0.871	0.868	21.608	27.060	-11.569	0.46
Oceánicos						n= 972			
Directamente de $K_d(490)_{sat}$	$Z_{eu} = 4.6 / K_d(490)_{sat}$		0.830	0.859	0.852	48.963	44.816	-44.309	0.12
Lineal de $K_d(490)_{sat}$	$Z_{eu} = 95.8 - (234 * K_d(490)_{sat})$		0.836	0.854	0.852	12.157	17.433	0.981	0.83
Potencia de $K_d(490)_{sat}$ Oc	$Z_{eu} = 13.804 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.537$		0.589	0.821	0.537	19.970	25.637	-2.547	0.52
<i>De potencia $K_d(PAR)$ Oce</i>	<i>$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$</i>		<i>0.836</i>	<i>0.854</i>	<i>0.852</i>	<i>12.141</i>	<i>17.429</i>	<i>0.489</i>	<i>0.90</i>
De potencia $K_d(PAR)$ Global	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.836	0.854	0.852	12.221	17.418	2.338	0.83
Morel <i>et al.</i> (2007)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.755	0.838	0.840	22.584	23.572	16.060	0.40
Wang <i>et al.</i> (2009)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.832	0.858	0.852	40.740	37.185	-36.358	0.19
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{modelado}$		0.836	0.864	0.852	18.896	17.476	16.755	0.52
Zhao <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 0.28 + ((395.92 * 0.0092) / (0.0092 + K_d(490)))$		0.838	0.853	0.845	14.723	19.351	3.391	0.64
Kratzer (2003)	$Z_{eu} = 6.8 / K_d(490)_{sat}$		0.830	0.847	0.852	104.155	75.550	-102.490	0.00
Majozi <i>et al.</i> (2014)	$Z_{eu} = 4.605 / ((0.56 * K_d(490) + 0.30))$		0.696	0.853	0.714	63.552	30.814	63.552	0.12
Cunningham <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.27 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.77$		0.835	0.858	0.852	17.285	17.614	13.803	0.57
Mitchell 2014 <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.52 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.86$		0.834	0.858	0.852	21.544	25.371	-13.000	0.46

Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.829	0.858	0.856	22.699	27.265	-13.180	0.35
Costeros Claros					n= 49			
Directamente de $K_d(490)_{\text{sat}}$	$Z_{eu} = 4.6/ K_d(490)_{\text{sat}}$	0.145	0.224	0.332	16.450	31.243	-10.718	0.12
Potencia Cos_Cla $K_d(490)_{\text{sat}}$	$Z_{eu} = 17.378 * (K_d(490))^{**} - 0.0463$	0.307	0.286	0.332	2.287	2.815	0.261	0.83
Lineal de $K_d(490)_{\text{sat}}$ Cos_Cla	$Z_{eu} = 19.7 - (2.16 * K_d(490))$	0.397	0.295	0.416	2.163	2.770	-0.143	0.93
Lineal $K_d(PAR)$ Cos_Cla	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.395	0.316	0.414	2.292	2.776	0.506	0.81
De potencia $K_d(PAR)$ Global	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.213	0.274	0.332	13.849	16.276	-13.032	0.24
Morel <i>et al.</i> (2007)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.189	0.235	0.345	7.992	13.222	-0.672	0.69
Wang <i>et al.</i> (2009)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.157	0.238	0.332	16.040	28.681	-11.788	0.14
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.196	0.237	0.332	8.554	13.968	-3.558	0.55
Zhao <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 0.28 + ((395.92 \times 0.0092) / (0.0092 + K_d(490)))$	0.175	0.238	0.332	10.759	18.850	-2.401	0.45
Kratzer (2003)	$Z_{eu} = 6.8/ K_d(490)_{\text{sat}}$	0.145	0.28	0.332	27.214	46.281	-24.898	0.00
Majozi <i>et al.</i> (2014)	$Z_{eu} = 4.605 / ((0.56 * K_d(490) + (0.30)))$	0.354	0.223	0.400	8.319	3.017	8.319	0.55
Cunningham <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.27 * K_d(490))^{**} - 0.77$	0.180	0.237	0.332	8.928	15.282	-1.847	0.55
Mitchell 2014 <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.52 * K_d(490))^{**} - 0.86$	0.166	0.225	0.332	12.667	22.419	-7.321	0.29
Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.159	0.224	0.327	12.141	22.232	-6.707	0.36
Costeros Turbios					n= 6			
Directamente de $K_d(490)_{\text{sat}}$	$Z_{eu} = 4.6/ K_d(490)_{\text{sat}}$	0.900	0.886	0.886	4.056	0.680	4.056	0.29
Potencia Cos_T $K_d(490)_{\text{sat}}$	$Z_{eu} = 8.710 * K_d(490))^{**} - 0.270$	0.887	0.867	0.886	0.696	0.851	-0.132	0.65
Lineal de $K_d(490)_{\text{sat}}$ C_T	$Z_{eu} = 11.3 - (1.81 * K_d(490))$	0.852	0.832	0.855	1.091	0.943	-0.821	0.57
Potencia $K_d(PAR)$ Cos_T	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.887	0.867	0.886	0.695	0.851	-0.128	0.70
De potencia $K_d(PAR)$ Global	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.893	0.833	0.886	2.891	1.210	-2.891	0.38
Morel <i>et al.</i> (2007)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.897	0.886	0.885	3.925	0.668	3.925	0.36
Wang <i>et al.</i> (2009)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.899	0.833	0.886	3.010	0.777	3.010	0.45
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.895	0.915	0.886	1.852	0.709	1.852	0.62
Zhao <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 0.28 + ((395.92 \times 0.0092) / (0.0092 + K_d(490)))$	0.900	0.904	0.887	4.691	0.666	4.691	0.29
Kratzer (2003)	$Z_{eu} = 6.8/ K_d(490)_{\text{sat}}$	0.900	0.904	0.886	2.025	1.139	2.025	0.45
Majozi <i>et al.</i> (2014)	$Z_{eu} = 4.605 / ((0.56 * K_d(490) + (0.30)))$	0.888	0.886	0.880	3.342	0.696	3.342	0.40
Cunningham <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.27 * K_d(490))^{**} - 0.77$	0.896	0.843	0.886	3.393	0.661	3.393	0.45
Mitchell 2014 <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 5.52 * K_d(490))^{**} - 0.86$	0.898	0.853	0.886	3.182	0.705	3.182	0.40
Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$Z_{eu} = 4.6/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.897	0.853	0.886	3.027	0.701	3.027	0.48

El error MAE que se tiene al calcular la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto (Tabla 26), es de ~ 45 m y ~ 11 m para la región *Oceánica* (Fig. 15b) y *Costera Clara* (Fig. 15c), respectivamente, y de ~ 4.0 m en la región *Costera Turbia* (Fig. 15d). El signo del error $BIAS$, mostró que en la región *Oceánica* y *Costera Clara* se presentaron sobrestimaciones y en la región *Costera Turbia* se presentó una subestimación.

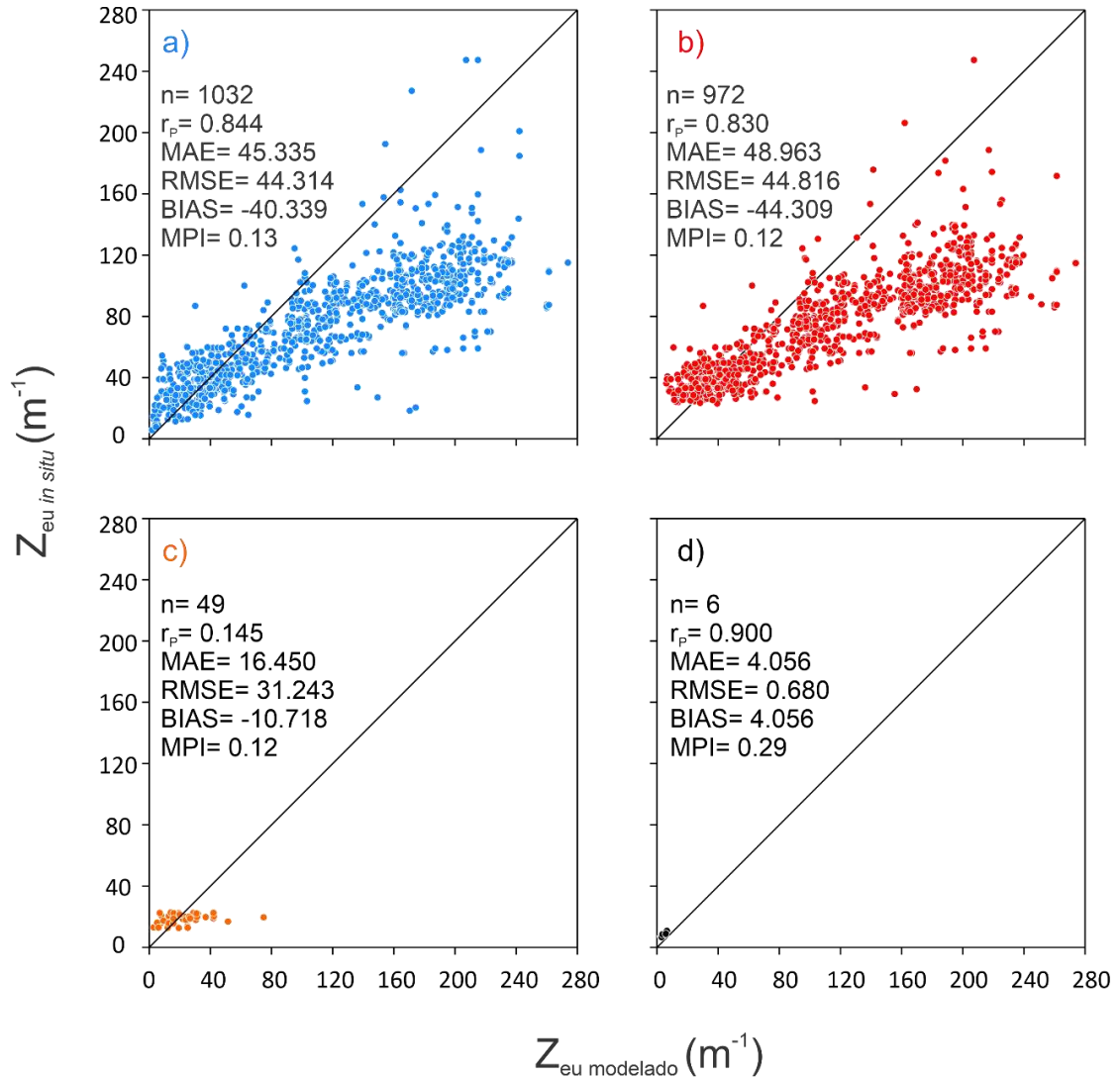


Figura 15. Diagrama de dispersión entre la Z_{eu} in situ versus la Z_{eu} modelada por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto, de a) aproximación *Global*, b) *Oceánica*, c) *Costera Clara* y d) *Costera Turbia*.

Por otro lado, los modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ reportados en la literatura (Tabla 3) y utilizados para calcular la Z_{eu} , presentaron errores $MAE > \sim 17$ m en la región

Oceánica, > ~8.0 m en la región *Costera Clara* y > ~2.0 m en la región *Costera Turbia*, con excepción del modelo de Wang *et al.* (2009a), que tuvo mayores errores *MAE* en cada una de las aproximaciones (Tabla 26).

Al ser modelos generados para regiones *Costeras Turbias*, los modelos reportados en la literatura para calcular la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$, presentaron mayores errores *MAE* en la región *Oceánica*, donde el modelo de Kratzer *et al.* (2003), por ejemplo, alcanzó un error de ~104 m (Tabla 26). Los demás modelos reportados presentaron errores en promedio de ~30 m para la región *Oceánica*, ~10 m para la región *Costera Clara* y ~3.0 m para la región *Costera Turbia*.

Los mejores modelos potenciales que describen la Z_{eu} en cada región (Tabla 27), presentaron asociaciones significativas de Pearson (> ~84%) y Spearman (> ~85%), a diferencia del modelo *Costero Claro*, que presentó asociaciones significativas, pero bajas para Pearson (< ~40%) y Spearman (< ~30%).

Tabla 27. Mejores modelos que describen la Z_{eu} por medio de datos satelitales.

Nombre	Modelo	n	r _P	r _{Sp}	MPI
Global de potencia de conversión $K_d(\text{PAR})$	$Z_{eu} = 4.6/0.3873 * K_d(490)_{sat} ** 0.577$	1032	0.840	0.850	0.92
Oceánico de potencia de conversión $K_d(\text{PAR})$	$Z_{eu} = 4.6/0.3311 * K_d(490)_{sat} ** 0.537$	972	0.836	0.854	0.90
Costero Claro Lineal de $K_d(490)_{sat}$	$Z_{eu} = 19.7 - (2.16 * K_d(490))$	49	0.397	0.295	0.94
Costero Turbio de potencia conversión $K_d(\text{PAR})$	$Z_{eu} = 4.6/0.5284 * K_d(490)_{sat} ** 0.270$	6	0.887	0.867	0.73

4.4. Cálculo de la OD_1

Los modelos lineales y potenciales realizados para calcular la OD_1 por medio del $K_d(490)_{sat}$ (Tabla 28), presentaron el mismo comportamiento que los modelos generados para el cálculo de la Z_{eu} (Tabla 25). Todos los modelos fueron estadísticamente significativos y se utilizaron en la comparación con los modelos reportados en la literatura.

Tabla 28. Modelos potenciales y lineales para el cálculo de la OD_1 por medio del $K_d(490)_{sat}$, para la región Global, Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia.

Región	R ²	tcal b0	tcal b1	tcri	Fcal	Fcri
Global		n= 1623; gl para t= 1621 y F=1, 1621				
$OD_1 = 18.2 - (17.6 * K_d(490))$	19.0	90.51	-19.53	1.96	381.46	5.03
$OD_1 = 2.58 * K_d(490) ** -0.577$	73.7	93.79	-67.33		4533.74	
Oceánica		n= 1510; gl para t= 1508 y F=1, 1508				
$OD_1 = 20.8 - (50.8 * K_d(490))$	30.9	98.54	-25.95	1.96	673.28	5.03
$OD_1 = 3.02 * K_d(490) ** -0.537$	71.4	95.72	-61.43		3773.85	
Costera Clara		n= 100; gl para t= 98 y F=1, 98				
$OD_1 = 4.28 - (0.47 * K_d(490))$	5.1	49.08	-2.30	1.98	5.29	5.18
$OD_1 = 3.78 * K_d(490) ** -0.0463$	6.3	82.39	-2.57		6.62	
Costera Turbia		n= 13; gl para t= 11 y F=1, 11				
$OD_1 = 2.45 - 0.393 * K_d(490)$	71.8	18.69	-5.29	2.18	27.96	6.72
$OD_1 = 1.89 * K_d(490) ** -0.270$	70.1	53.00	-5.07		25.73	

Los resultados de comparación de los modelos generados anteriormente para el cálculo de la OD_1 , los mejores modelos de $K_d(PAR)_{modelado}$ (Tabla 24) más los reportados en la literatura de conversión de $K_d(PAR)$ (Tabla 3) se muestran en la Tabla 29. Los modelos de potencia por medio del $K_d(490)_{sat}$, en general, describieron la OD_1 de una manera más precisa, presentando un error $MAE < \sim 2.7$ m en la región *Oceánica*, $< \sim 0.47$ m en la región *Costera Clara* y $< \sim 0.15$ m en la región *Costera Turbia*. Por el contrario, los modelos reportados en la literatura presentaron $MAE > \sim 4.0$ m en la región *Oceánica*, $> \sim 1.8$ m en la región *Costera Clara* y $> \sim 0.6$ m en la región *Costera Turbia*.

Tabla 29. Desempeño de modelos para el cálculo de la OD_1 en la región Global, Oceánica, Costera Clara y Costera Turbia. El mejor modelo se muestra en negrita e itálica.

Autores/Nombre	Modelos	r_P	r_{Sp}	r_P log₁₀	MAE	RMSE	BIAS	MPI
Globales					n= 1032			
Directamente de $K_d(490)_{sat}$	$OD_1 = 1/K_d(490)_{sat}$	0.833	0.872	0.857	9.855	9.633	-8.769	0.00
De potencia de $K_d(490)_{sat}$	<i>$OD_1 = 2.582 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.577$</i>	<i>0.839</i>	<i>0.867</i>	<i>0.857</i>	<i>2.737</i>	<i>4.004</i>	<i>0.398</i>	<i>0.88</i>
Lineal de $K_d(490)_{sat}$	$OD_1 = 18.2 - (17.6 * K_d(490)_{sat})$	0.456	0.833	0.528	5.370	6.576	-0.695	0.38
<i>De potencia $K_d(PAR)$</i>	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.839	0.867	0.857	2.737	4.004	0.398	0.75
Morel <i>et al.</i> (2007)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.771	0.848	0.846	4.731	5.014	3.479	0.38
Wang <i>et al.</i> (2009)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.835	0.871	0.857	8.256	8.025	-7.231	0.13
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.840	0.873	0.857	4.007	4.046	3.457	0.54
Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.833	0.868	0.859	4.697	5.883	-2.515	0.46
Oceánicos					n= 972			
Directamente de $K_d(490)_{sat}$	$OD_1 = 1/K_d(490)_{sat}$	0.830	0.859	0.852	10.644	9.743	-9.632	0.00
Lineal de $K_d(490)_{sat}$	$OD_1 = 20.8 - (50.8 * K_d(490)_{sat})$	0.589	0.821	0.539	4.341	5.573	-0.532	0.42
Potencia de $K_d(490)_{sat}$ Oc	$OD_1 = 3.02 * K_d(490)_{sat}^{**} - 0.537$	0.836	0.854	0.852	4.341	5.573	-0.532	0.42
De potencia $K_d(PAR)$ Oce	<i>$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$</i>	<i>0.838</i>	<i>0.854</i>	<i>0.852</i>	<i>2.639</i>	<i>3.789</i>	<i>0.106</i>	<i>0.85</i>
De potencia $K_d(PAR)$ Global	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.836	0.854	0.852	2.657	3.787	0.508	0.70
Morel <i>et al.</i> (2007)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.755	0.838	0.840	4.910	5.124	3.491	0.36
Wang <i>et al.</i> (2009)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.832	0.858	0.852	8.857	8.084	-7.904	0.09
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.836	0.864	0.852	4.108	3.799	3.642	0.42
Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.829	0.858	0.856	4.934	5.927	-2.865	0.30
Costeros Claros					n= 49			
Directamente de $K_d(490)_{sat}$	$OD_1 = 1/K_d(490)_{sat}$	0.145	0.224	0.332	3.576	6.792	-2.330	0.15
Potencia Cos_Cla $K_d(490)_{sat}$	$OD_1 = 3.776 * (K_d(490)_{sat})^{**} - 0.0463$	0.307	0.287	0.332	0.498	0.612	0.059	0.82
Lineal de $K_d(490)_{sat}$ Cos_Cla	<i>$OD_1 = 4.28 - (0.471 * K_d(490)_{sat})$</i>	<i>0.397</i>	<i>0.293</i>	<i>0.416</i>	<i>0.470</i>	<i>0.602</i>	<i>-0.028</i>	<i>0.91</i>
Lineal $K_d(PAR)$ Cos_Cla	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.307	0.287	0.332	0.498	0.612	0.060	0.73
De potencia $K_d(PAR)$ Global	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.213	0.274	0.332	3.011	3.538	-2.833	0.33
Morel <i>et al.</i> (2007)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.189	0.235	0.345	1.737	2.874	-0.146	0.64
Wang <i>et al.</i> (2009)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.157	0.238	0.332	3.487	6.235	-2.563	0.18
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{modelado}$	0.196	0.237	0.332	1.860	3.036	-0.774	0.55

Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.159	0.224	0.327	2.639	4.833	-1.458	0.36
Costeros Turbios					n= 6			
Directamente de $K_d(490)_{\text{sat}}$	$OD_1 = 1/K_d(490)_{\text{sat}}$	0.900	0.886	0.886	0.882	0.148	0.882	0.33
Potencia Cos_T $K_d(490)_{\text{sat}}$	$OD_1 = 1.892 * K_d(490)_{\text{sat}} - 0.270$	0.887	0.867	0.886	0.151	0.185	-0.027	0.73
Lineal de $K_d(490)_{\text{sat}}$ C_T	$OD_1 = 2.45 - (0.393 * K_d(490)_{\text{sat}})$	0.852	0.832	0.855	0.233	0.205	-0.173	0.58
Potencia $K_d(PAR)$ Cos_T	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.887	0.867	0.886	0.151	0.185	-0.028	0.70
De potencia $K_d(PAR)$ Global	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.893	0.833	0.886	0.629	0.263	-0.629	0.42
Morel <i>et al.</i> (2007)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.897	0.886	0.885	0.853	0.145	0.853	0.42
Wang <i>et al.</i> (2009)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.899	0.833	0.886	0.654	0.169	0.654	0.42
Pierson <i>et al.</i> (2008)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.895	0.915	0.886	0.403	0.154	0.403	0.64
Saulquin <i>et al.</i> (2013)	$OD_1 = 1/K_d(PAR)_{\text{modelado}}$	0.897	0.853	0.886	0.658	0.152	0.658	0.42

La OD_1 estimada mediante el $K_d(490)_{sat}$ en bruto (Fig. 16) presentó errores MAE de ~ 11 m y ~ 4.0 m en la región *Oceánica* (Fig. 16b) y *Costera Clara* (Fig. 16c), respectivamente, y una subestimación de ~ 0.9 m en la región *Costera Turbia* (Fig. 16d).

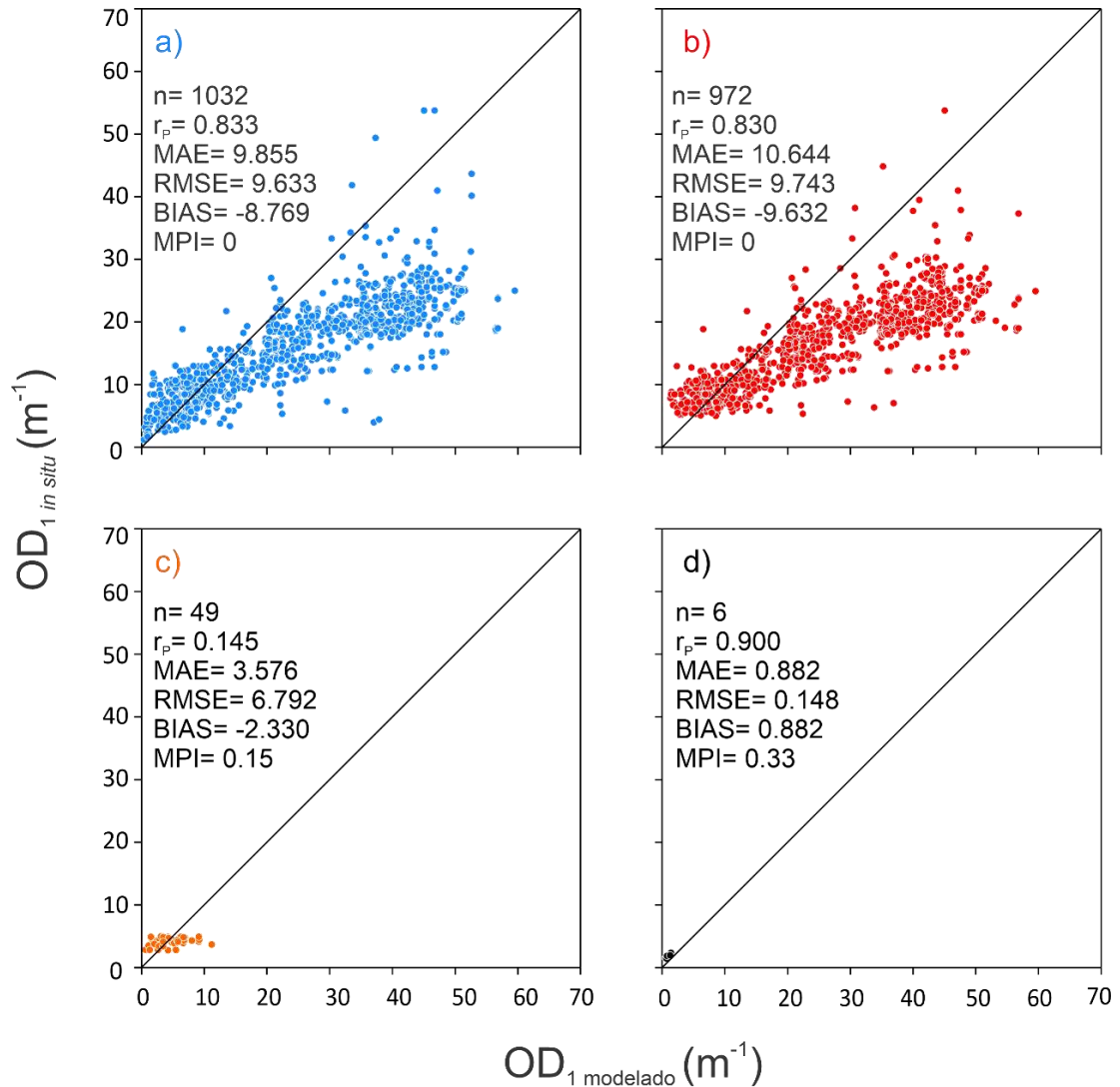


Figura 16. Diagrama de dispersión entre la OD_1 *in situ* versus la OD_1 modelada por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto, de a) región Global, b) *Oceánica*, c) *Costera Clara* y d) *Costera Turbia*.

5. DISCUSIÓN

Los coeficientes de correlación lineal en el contraste *in situ* de $K_d(PAR)$ versus $K_d(490)$ (Fig. 4) reportados en este estudio fueron significativos ($r_p = 0.99$). Estos coeficientes son

similares a los reportados por Barnard *et al.* (1999) en aguas oceánicas ($r_P= 0.91$) y costeras ($r_P= 0.96$) del Golfo de California; por Wang *et al.* (2009a) para las aguas turbias de la Bahía de Chesapeake ($r_P= 0.99$) y por Zhang *et al.* (2012) para las aguas turbias del lago Taihu, en China ($r_P= 0.98$). Lo anterior indica que el $K_d(490)$ puede ser una buena aproximación para estimar el $K_d(PAR)$ a partir de datos *in situ*. Esto puede aplicar en aguas oceánicas (Morel *et al.*, 2007), costeras (Son y Wang, 2015) y continentales (Mitchell *et al.*, 2014; Majazi *et al.*, 2014).

Desde el lanzamiento del CZCS (1978-1986), hasta sensores actuales como el MODIS AQUA/TERRA, VIIRS, entre otros; la concentración de pigmentos o Chl_a ha sido uno de los parámetros más importantes derivados a partir de la nL_w o R_{rs} (IOCCG, 1998, 2008). Gordon y McCluney (1975) demostraron que, en un océano homogéneo, el 90% de la irradiancia ascendente (nL_w) que detectan los sensores remotos, proviene de la profundidad z_{90} , en la que la irradiancia descendente disminuye al ~37% de su valor subsuperficial. A partir de los hallazgos de estos autores, y la posterior detección de pigmentos y Chl_a (Sathyendranath y Platt, 1989; Stramska y Stramski, 2005), se consideró que otros parámetros como $K_d(\lambda)$ (Morel *et al.*, 2007; Tiwari y Shanmugam, 2014) y las POIs (a , b_b) (Loisel y Stramski, 2000; Werdell *et al.*, 2018) también provienen de esta profundidad, la OD_1 (Kirk, 2011).

No obstante, los resultados de este trabajo muestran que esta generalización no se cumple para el $K_d(490)_{sat}$. Esto se demostró al presentarse una mayor asociación lineal entre los datos de $K_d(490)_{sat}$ y $K_d(490)_{in situ}$ calculados a la profundidad de la zona eufótica ($r_P= 0.80$, $n=2311$) (Fig. 9) que los estimados a la OD_1 ($r_P= 0.67$, $n=2213$) (Fig. 10). Estos resultados son relevantes puesto que, si el $K_d(490)_{sat}$ representa la óptica de la profundidad de la zona eufótica, la Chl_a satelital también representa la concentración en toda la zona eufótica, y no solamente de la OD_1 , dado que ambos parámetros se calculan a partir de la R_{rs} y en la región espectral azul-verde (Morel *et al.*, 2007). Este hallazgo también repercute en la modelación de $K_d(PAR)$ y POIs medidos por satélite.

Por otro lado, las nL_w o R_{rs} que detectan los señores remotos, provienen de un ancho de banda de 20 nm (480-500) o 10 nm (480-490) según el sensor que se utilice (IOCCG, 1998). Generalmente, al realizar análisis de *match-up* con los datos satelitales, se consideran las diferencias entre las escalas, áreas (Santamaría-del-Ángel *et al.*, 2011) y volúmenes de agua (Zaneveld *et al.*, 2005) de la cual vienen los datos, con respecto a las mediciones *in situ* (IOCCG, 2006). No obstante, no se conoce si ha sido discutido en la literatura publicada, el ancho de banda de la cual provienen las mediciones satelitales del $K_d(490)$ y sus diferencias con las mediciones *in situ* del mismo parámetro. En este trabajo se utilizó una aproximación multisensor (*i.e.* fusión de imágenes satelitales de diferentes sensores) para extraer los datos satelitales de $K_d(490)$ (Barnes *et al.*, 2003; Bailey y Werdell, 2006), ya que esta permitió reducir el impacto de la cobertura de nubes y obtener una mayor cantidad de datos (IOCCG, 2020). Por lo tanto, se obtuvieron datos del SeaWiFS (Mueller, 2000) y el VIIRS SNPP (Wang *et al.*, 2013), que usan un ancho de banda de 20 nm centrado en 490 y 488 nm, respectivamente, y datos de MODIS TERRA/AQUA, que usan un ancho de banda de 10 nm centrado en 488 nm (Esaias *et al.*, 1998). Las mediciones *in situ* de $K_d(490)$ vinieron de radiómetros con resoluciones de banda que oscilan entre 1 - 10 nm, por lo que no fue posible realizar una integración nanómetro a nanómetro que se pudiera equiparar con el ancho de banda de los sensores utilizados. Este es un factor que podría afectar las asociaciones entre $K_d(490)_{in situ}$ y $K_d(490)_{sat}$, por lo que sería relevante estudiarlo en futuros trabajos.

En la región *Costera Clara* no se observaron buenas asociaciones lineales ($r_p=0.371$, $n=143$) entre el $K_d(490)_{in situ}$ y $K_d(490)_{sat}$, a diferencia de la región *Costera Turbia* que presentó asociaciones lineales altas ($r_p=0.851$, $n=19$). La razón por la cual los datos $K_d(490)_{sat}$ se asociaron significativamente en la región *Costera Turbia*, podría deberse a la poca variabilidad de los datos obtenidos. Cabe resaltar que la mayoría de los datos de la zona costera que fueron eliminados en el análisis residual de $K_d(490)_{sat}$, pertenecían a la región *Costera Turbia* (89 en

total). Las bajas asociaciones lineales en la región *Costera Clara* y la cantidad de datos de alto ruido eliminados en la región *Costera Turbia*, demostraron que los datos satelitales de $K_d(490)$ calculados por el algoritmo universal, presentan mayor incertidumbre en las zonas costeras. Este comportamiento ya ha sido identificado por varios autores (Zhang y Fell, 2007; Majozi *et al.*, 2014; Lin *et al.*, 2016; Suslin *et al.*, 2017). Por ejemplo, Doron *et al.* (2007) resaltan que algoritmos basados en la razón azul-verde de la nL_w o R_{rs} (como el algoritmo universal) no funcionan bien en aguas costeras. Esta razón de reflectancias tiene un límite de saturación a altas concentraciones de clorofila que causa una subestimación significativa de K_d en aguas turbias (Nechad *et al.*, 2010), donde existen otros componentes significativos del agua que varían independientemente del fitoplancton y sus productos de degradación (Kirk, 2011). Además, Zhang y Fell (2007) y Wang *et al.* (2009a) han demostrado que la razón azul-rojo presenta mejores asociaciones con $K_d(490)$ *in situ* en aguas costeras, a diferencia de la razón azul-verde. Ambos estudios afirman que la covarianza en la razón de R_{rs490}/R_{rs550} es alta en valores de $K_d(490) < \sim 0.2 \text{ m}^{-1}$ (aguas oceánicas), mientras ocurre lo opuesto para la relación azul-rojo (R_{rs490}/R_{rs665}) (aguas costeras turbias), donde existe una mayor covarianza en valores de $K_d(490) > \sim 0.2 \text{ m}^{-1}$. Matthews (2011) además añade que, en aguas muy turbias, las longitudes de ondas cercanas al infrarrojo también son útiles para calcular el K_d . Estas longitudes de onda pueden variar dependiendo del sensor que se utilice para su cálculo.

Los algoritmos universales para el cálculo del $K_d(490)_{\text{sat}}$ que se han propuesto (Austin y Petzold, 1981; Mueller, 2000), se actualizan a medida que hay mayor disponibilidad de datos *in situ* para validar y hacer algoritmos más precisos (Babin *et al.*, 2003; Werdell y Bailey, 2005; Bailey y Werdell, 2006). Estos algoritmos han sido validados en aguas costeras y se han encontrado subestimaciones de $K_d(490)$. Por ejemplo, Son *et al.* (2005) demostraron que los valores de $K_d(490)$ basados en modelos para aguas Caso 1, subestimaron $K_d(490)$ en las aguas ópticamente complejas del Mar Amarillo por un factor de 2 a 4. Wang *et al.* (2009a) demostraron

que el algoritmo universal subestimaba significativamente los valores promedios de $K_d(490)$ *in situ*, por un factor de 2 a 3 en las aguas turbias de la Bahía de Chesapeake, USA. En este trabajo se presentaron subestimaciones hasta del ~32% con respecto a los valores promedios de $K_d(490)$ *in situ* de la región *Costera Clara*.

La comunidad científica ha abordado este problema y ha presentado modelos empíricos (Tiwari y Shanmugam, 2014; Kulshreshtha y Shanmugam, 2017; Tiwari *et al.*, 2018) y semianalíticos (Simon y Shanmugam, 2016; Yang *et al.*, 2020) que utilizan la razón azul-rojo de la R_{rs} para la estimación del $K_d(490)$ en aguas ópticamente complejas (Mitchell y Cunningham, 2015). La diferencia entre estos modelos, radica en que los modelos empíricos se basan únicamente en la ventana de datos que se tenga y sus relaciones estadísticas observadas (IOCCG, 2020), mientras los modelos semianalíticos combinan relaciones basadas en datos *in situ*, con métodos basados en simplificaciones de la ecuación de transferencia radiativa (Lee *et al.*, 2002; 2005b; IOCCG, 2020). La utilización de cualquiera de cualquiera de estos dos enfoques de modelos para estimar el $K_d(490)$ en aguas ópticamente complejas dependerá de los objetivos de cada investigador.

Las aproximaciones *Global*, *Oceánica*, *Costera Clara* y *Costera Turbia* propuestas por Castillo-Ramírez *et al.* (2020) y que se utilizaron en este estudio para realizar los modelos regionales *in situ* y satelitales de estimación de $K_d(PAR)$, permitieron acotar los modelos con base en parcelas de agua con distintos intervalos de $K_d(PAR)$. Con esto se logró tener datos de diferentes regiones del mundo en una sola aproximación, a diferencia de modelos realizados para regiones específicas (e.g. Kratzer *et al.* (2003) y Shi *et al.* (2014)). Por otro lado, los modelos generados en este trabajo y los reportados en la literatura se evaluaron de una manera objetiva, dado que se utilizó un 70% de datos para modelar y un 30% para validar, en conjunto con bases de datos independientes. En algunos trabajos se han utilizado porcentajes de 50-50 (Schaeffer *et al.*, 2011; Huang *et al.*, 2017), 70-30 (Zhang *et al.*, 2012) o se utilizan bases de datos

independientes para validar (Pierson *et al.*, 2008; Shanmugam, 2011). Es importante evaluar objetivamente los modelos puesto que no es posible hacer evaluaciones objetivas, si no se tienen datos independientes de los utilizados para parametrizarlos (Brewin *et al.*, 2015; Steyerberg, 2019).

Las pruebas de validación de los modelos de conversión de $K_d(490)$ a $K_d(PAR)$ *in situ* (Tabla 10), mostraron que el modelo de Saulquin *et al.* (2013) tuvo el mejor desempeño en la aproximación *Global* y *Costera Turbia*. Para las regiones *Oceánica* y *Costera Clara*, los modelos del presente trabajo presentaron mejores resultados. Se cree que el modelo de Saulquin *et al.* (2013) presentó mejores estimaciones en la aproximación *Global* y *Costera Turbia*, dado que consta de dos ecuaciones (ver ecuaciones (ec. 15) y (ec. 16), para determinar el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ *in situ*. Estas ecuaciones se hicieron con base en valores de $K_d(490)$ y presentan un enfoque lineal para aguas con $K_d(490) \leq 0.115 \text{ m}^{-1}$ (aguas oceánicas) y un enfoque de potencia para aguas con $K_d(490) > 0.115 \text{ m}^{-1}$ (aguas turbias). Otros autores han utilizado las ecuaciones de potencia para calcular el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ (Pierson *et al.*, 2008; Wang *et al.*, 2009; Saulquin *et al.*, 2013), la Z_{eu} (Cunningham *et al.*, 2013; Mitchell *et al.*, 2014) y POIs (Morel y Maritorena, 2001; IOCCG, 2006) y han obtenido un mejor ajuste con este enfoque, que con las ecuaciones lineales.

La sobrestimación creciente del modelo de Morel *et al.* (2007) hacia la región *Costera Turbia* ($BIAS= 8.6\%$) se debe a que solo es aplicable para aguas Caso 1 (valores de $K_d(PAR) < 0.2 \text{ m}^{-1}$) (Fig. 8b). Por el contrario, el modelo de Pierson *et al.* (2008), pese a que se realizó para las aguas turbias del Mar Báltico, conocido por su alto contenido en CDOM y materia particulada en suspensión (SPM, por sus siglas en inglés) (Kratzer *et al.*, 2003; Stramska y Świrgoń, 2014), presentó una mayor subestimación en la región *Costera Turbia* ($BIAS= 9.1\%$) (Fig. 8c) con respecto a las demás regiones. Lo anterior es debido a que los valores de $K_d(PAR)$ *in situ* del presente estudio alcanzaron $\sim 1.14 \text{ m}^{-1}$ y están fuera de la ventana de datos con la que se realizó

el modelo de Pierson *et al.* (2008) ($K_d(PAR) < 0.55 \text{ m}^{-1}$). Este modelo, sin embargo, presentó su menor *BIAS* en la región *Costera Clara* (0.7%) (Fig. 7c), puesto que se realizó con valores de $K_d(PAR)$ entre $0.15 - 0.55 \text{ m}^{-1}$, que coincidieron en cierta parte con la región delimitada como *Costera Clara* en este estudio (*i.e.* $0.2 \geq K_d(PAR) \leq 0.4 \text{ m}^{-1}$). El modelo de Wang *et al.* (2009), se distribuyó mejor en la región *Costera Turbia* (Fig. 8d). Este modelo se realizó para las aguas Turbias de la Bahía Chesapeake, que están influenciadas por el fitoplancton y sedimentos suspendidos (Gallegos *et al.*, 2011); su desempeño es coherente con las especificaciones dadas por los autores.

Aunque los modelos reportados en la literatura presentaron subestimaciones con los datos de $K_d(PAR)$ *in situ*, estos fueron robustos en general ($r_P > 0.90$ y $BIAS < 10\%$), aún fuera de las condiciones para las cuales fueron elaborados (ver Tabla 9). Esto sugiere que no se tendrían errores altos al derivar el $K_d(PAR)$ por medio de estos modelos. Aun así, si se desea estimar el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ *in situ* de una manera más precisa, se recomienda usar los modelos validados para cada región (Tabla 10).

Los enfoques utilizados en este trabajo para derivar el $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{\text{sat}}$, ya han sido utilizados por varios autores para realizar modelos de $K_d(490)$, $K_d(PAR)$ e incluso POIs (Morel y Maritorena, 2001; Morel *et al.*, 2007; Cunningham *et al.*, 2013). De la aproximación de corrección de $K_d(490)_{\text{sat}}$ con base en las mediciones de $K_d(490)_{\text{in situ}}$, no se conocen estas aproximaciones en la literatura. Sin embargo, en este enfoque no se realizaron algoritmos para aplicarlos a los sensores remotos y mejorar la estimación de $K_d(490)$, sino que se generaron modelos para aplicarlos al conjunto de datos satelitales que se tenían. Cabe resaltar que los modelos de estimación de $K_d(PAR)$ reportados en la literatura, provienen de datos completamente *in situ* (*i.e.* $K_d(490)_{\text{in situ}} \rightarrow K_d(PAR)_{\text{in situ}}$). No obstante, en los modelos satelitales realizados en este trabajo, se utilizó el $K_d(490)$ satelital para estimar el $K_d(PAR)$ (*i.e.* $K_d(490)_{\text{sat}} \rightarrow K_d(PAR)_{\text{in situ}}$). Este último tuvo mejores resultados que los modelos que

provenían de datos completamente *in situ*, puesto que presentaron asociaciones lineales mayores y *BIAS* menores en un factor $> \sim 2.0$ en cada una de las regiones. Este resultado implica que la variabilidad de los datos satelitales de $K_d(490)$, posiblemente se vio reflejada en los coeficientes de los modelos de estimación del $K_d(PAR)$ (intercepto y pendiente). Por esta razón estos modelos presentaron un mejor desempeño al probarse en datos satelitales, a diferencia de los modelos realizados con la variabilidad de los datos *in situ*.

Los modelos de estimación de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$ *in situ* presentaron buenas estimaciones de $K_d(PAR)$, con altas asociaciones lineales y R^2 en todo tipo de aguas. Sin embargo, estas relaciones cambiaron al realizar los modelos con datos de $K_d(490)$ satelital, ya que el algoritmo universal no presentó buenas estimaciones de $K_d(490)$ en las zonas costeras. Por esta razón los modelos satelitales de la región *Costera Clara* presentaron un R^2 más bajo y variante que los modelos de las regiones *Oceánica* y *Costera Turbia*, resultando en asociaciones lineales más bajas ($r_P < 0.5$) que las propuestas por el IOCCG (1998), para análisis de *match-up* entre datos *in situ* y modelados ($r_P > 0.7$). Aunque el modelo satelital de la región *Costera Turbia* mostró un R^2 significativo, bajos errores *BIAS* y asociaciones lineales altas, se debe considerar que su significancia está asociada a la variabilidad de la ventana de datos que se utilizó para generar el modelo ($n = 13$). Por lo tanto, este modelo funciona bien en valores de $K_d(PAR)$ entre $0.4 - 0.8 \text{ m}^{-1}$. Se recomienda utilizar otros modelos regionales reportados en la literatura cuando se tengan valores de $K_d(PAR)$ mayores a 0.8 m^{-1} (Shi *et al.*, 2014; Huang *et al.*, 2017).

Una limitación general de la base de datos utilizada para la realización de los modelos, se debe a que en la región *Costera Turbia* el número de datos *in situ* (1.9%) y satelital (0.82%) fue bajo, a comparación de los porcentajes de la región *Oceánica* ($> 90\%$ en ambos casos). Esto provocó que los modelos de la región *Costera Turbia* no tuvieran un mayor alcance con respecto a su intervalo de funcionamiento. Morel *et al.* (2007) también subrayaron esta limitación, señalando que obtuvieron mayor número de datos del SeaBASS en aguas Caso 1, lo que limitó

su modelo global a funcionar en aguas oceánicas con valores de $K_d(PAR) < \sim 0.25 \text{ m}^{-1}$. Después del estudio de Morel *et al.* (2007), aún existen pocos datos en SeaBASS de zonas costeras, provocando que los modelos que se realicen para estas zonas estén limitados a funcionar bajo una reducida ventana de datos (Matthews, 2011). Por tal motivo, se debe incentivar a la comunidad científica a publicar sus datos de regiones costeras en la red o en bases de datos globales como SeaBASS o NOMAD, para que estos sean más accesibles a la comunidad científica que investiga en este campo.

Por otro lado, se ha demostrado que el $K_d(PAR)$ y el $K_d(490)$ presentan fuertes asociaciones lineales *in situ* en aguas oceánicas (Barnard *et al.*, 1999), costeras turbias (Wang *et al.*, 2009a) y en lagos altamente turbios (Zhang *et al.*, 2012). Estas asociaciones, a pesar de ser robustas, no son sencillas. Zaneveld *et al.* (1993a) y Lee (2009) afirman que $K_d(490)$ depende altamente del ángulo cenital del sol y poco del grosor de la capa de agua, mientras el $K_d(PAR)$ depende del grosor de la capa de agua, variando en un factor de 3 a 4 entre la superficie y las zonas más profundas. Este comportamiento se mostró en la Figura 4, donde los valores de $K_d(PAR)$ son mayores que los valores de $K_d(490)$ en aguas oceánicas, debido a que las longitudes de ondas rojas se atenúan rápidamente con la profundidad, provocando una atenuación más fuerte en el PAR, dada su naturaleza policromática (*i.e.* 400-700 nm) (Lee, 2009; Kirk, 2011). En las zonas costeras Pierson *et al.* (2008) sugiere que el aumento de otros componentes significativos del agua, como el CDOM y el detritus, provocan una mayor tasa de atenuación del $K_d(490)$, haciendo que este sea mayor que el $K_d(PAR)$. Pese a las variaciones propias del $K_d(PAR)$ y el $K_d(490)$ Morel *et al.* (2007) señalan que sus interrelaciones se mantienen constantes, tal como se observó en las asociaciones lineales y los R^2 en cada una de las aproximaciones *in situ* (Tabla 8) y satelitales (Tabla 15) presentadas en este trabajo.

Las variaciones del intercepto (bo) y la pendiente (b1) en los modelos de conversión de $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)$, mostraron que puede haber otras variables que influyen en la

relación de estos parámetros según el tipo de agua que se esté tratando. Saulquin *et al.* (2013) encontraron menores pendientes en aguas de lagos en Estonia y Finlandia con mayor contenido de CDOM con valores de $a_{\text{CDOM}}(400)$ entre $\sim 0.6 - 1.5 \text{ m}^{-1}$. Sin embargo, notaron que para aguas con menor contenido de CDOM (aguas costeras de California) ($a_{\text{CDOM}}(400) \sim 0.25 - 0.45 \text{ m}^{-1}$), la pendiente incrementaba en valor, alcanzando su máximo en aguas oceánicas Caso 1. Este comportamiento también ha sido descrito por otros autores en aguas ópticamente complejas (Morel *et al.*, 2007; Devlin *et al.*, 2009; Yu *et al.*, 2016). En este trabajo, las pendientes estimadas de los modelos de regresión lineal *in situ* (Tabla 8) y satelitales (Tabla 24) presentaron mayores valores en la aproximación *Oceánica*, con respecto a las aproximaciones *Costera Clara* y *Costera Turbia*. Pasó lo contrario con el intercepto, el cual fue mayor en las aproximaciones *Costera Clara* y *Costera Turbia* que en la *Oceánica*. Por lo tanto, los valores de la pendiente y del intercepto entre el $K_d(\text{PAR})$ y el $K_d(490)$, observados en nuestros datos pueden estar relacionados con los componentes ópticos del agua tal y como lo mencionan Saulquin *et al.* (2013) y otros autores (Morel *et al.*, 2007; Devlin *et al.*, 2009; Yu *et al.*, 2016). Estos resultados indican que si se desea obtener una estimación más precisa del $K_d(\text{PAR})$ en aguas costeras turbias o muy turbias, se deberían incluir otras variables además del $K_d(490)$ (e.g. Chl_a (Shi *et al.*, 2014) SPM y CDOM (Devlin *et al.*, 2008, 2009)).

El IOCCG en el 2004 (IOCCG, 2004), afirmó que el $K_d(490)$ se podía utilizar como sustituto de $K_d(\text{PAR})$ en modelos de producción primaria. Esta afirmación ha sido replicada por varios autores y se ha tomado como una generalidad (Morel *et al.*, 2007; Wang *et al.*, 2009; Zhang *et al.*, 2012; Son y Wang, 2015), aunque posteriormente los autores afirmen que las asociaciones entre el $K_d(490)$ y $K_d(\text{PAR})$ presentan variaciones regionales muy fuertes. Estas afirmaciones podrían resultar confusas para las personas no expertas en el tema, puesto que se supondría que si se puede utilizar el $K_d(490)$ como sustituto del $K_d(\text{PAR})$ en modelos de producción primaria, entonces también se podría utilizar directamente para calcular la OD_1 y la

Z_{eu} . Si bien, el PAR en el $K_d(PAR)$ denota la radiación policromática dentro del intervalo de longitud de onda de 400-700 nm, sería un error suponer que una sola longitud de onda (490 nm) podría reemplazarlo. En este trabajo, las relaciones entre $K_d(490)$ y $K_d(PAR)$ variaron en cada una de las aproximaciones realizadas *in situ* y satelitales, demostrando que es más correcto utilizar el $K_d(490)$ como intermediario en lugar de sustituto. Entretanto, si se desea utilizar el $K_d(490)$ satelital para estimar el $K_d(PAR)$ en aguas oceánicas o costeras, se recomienda utilizar los mejores modelos validados en este trabajo (Tabla 24), dado que presentaron mayores asociaciones lineales ($r_P > 0.78$) y menores $BIAS$ ($< 1\%$) (Tabla 24), al evaluarse con 9 modelos realizados para cada aproximación, más 4 modelos reportados en la literatura.

Como las estimaciones de la Z_{eu} y la OD_1 tienen como intermediario el $K_d(PAR)$, las discusiones anteriormente planteadas se vieron reflejadas en el cálculo de estos parámetros. Se resalta que cuando se calcula la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto (sin ningún tipo de tratamiento) para la región *Oceánica*, el MAE , promedio absoluto de los residuos, es de ~49 m con un $RMSE$ de ~45 m. Por el contrario, cuando se calcula por medio del mejor modelo, el MAE es menor en un factor de ~3.5 (~12 m) y el $RMSE$ es menor en un factor de ~2.4 (~18 m). Asimismo, el error MAE es menor en un factor de ~5.7 para la región *Costera Clara* (2 m) y *Costera Turbia* (0.7 m) cuando se calcula la Z_{eu} por medio de los mejores modelos, con respecto a cuando se hace con el $K_d(490)_{sat}$ (Tabla 26). Aunque se encontraron asociaciones lineales altas en cada una de las regiones al usar el $K_d(490)_{sat}$ en bruto ($r_P > 0.8$), a excepción de la región *Costera Clara* ($r_P = \sim 0.14$), es más adecuado basarse en los descriptores estadísticos MAE , $BIAS$, $RMSE$ y MPI , dado que estos dan una idea más precisa de su funcionamiento.

Los modelos regionales presentados en la literatura y que tenían relaciones para calcular la Z_{eu} por medio del $K_d(490)$ (Tabla 2), presentaron en general errores altos en aquellas zonas que no coincidían con la ventana de datos y la región a la cual fueron realizados (Tabla 26). La mayoría de estos modelos regionales son para aguas costeras turbias, por lo que sus

resultados en la región *Oceánica* no son los más óptimos. Es importante aclarar que en este objetivo específico se buscaba, además de determinar el mejor modelo para determinar la Z_{eu} , resaltar el error que se tiene al calcular la Z_{eu} por medio del $K_d(490)_{sat}$ en bruto, siendo el error significativamente alto.

En cuanto al cálculo de la OD_1 , se presentó un error *MAE* de ~ 11 m en la región *Oceánica* cuando se calcula la OD_1 con el $K_d(490)_{sat}$ en bruto, a comparación del error de ~ 3 m cuando se hace con el mejor modelo, siendo la diferencia un factor de ~ 3.6 . En las regiones *Costera Clara* y *Costera turbia*, se tiene un error de ~ 4 m y ~ 0.9 m, respectivamente, cuando se calcula la Z_{eu} con el $K_d(490)_{sat}$ en bruto, a diferencia de los errores de los mejores modelos, que son menores en un factor $> \sim 6$ para la región *Costera Clara* (~ 0.5 m) y de ~ 8 para la región *Costera Turbia* (~ 0.15 m) (Tabla 29).

Los resultados y discusiones presentadas anteriormente para el cálculo de la Z_{eu} y la OD_1 , son positivos. Aunque estos parámetros se hayan calculado remotamente, los errores de los mejores modelos son bajos cuando se comparan con los datos *in situ* (Tablas 27 y 29). Los bajos errores se traducirían en mejores estimaciones en modelos de producción primaria del fitoplancton (Soppa *et al.*, 2013), evaluaciones de la turbidez del agua (Majozi *et al.*, 2014) y otros estudios donde se utilicen estas variables. Si se desea calcular la Z_{eu} y la OD_1 mediante el $K_d(490)_{sat}$ estimado por el algoritmo universal, se recomienda entonces que se modele primero el $K_d(490)_{sat}$ en lugar de utilizarlo directamente.

6. CONCLUSIONES

El $K_d(490)$ y el $K_d(PAR)$ presentaron modelos y asociaciones lineales altas *in situ*, con variaciones desde la región *Oceánica* hasta la *Costera Turbia*. Estas asociaciones y modelos presentaron mayor variabilidad en las regiones costeras cuando se realizaron con datos de $K_d(490)$ satelitales. Se demostró que los modelos lineales realizados con datos *in situ* funcionan

bien en los datos satelitales. No obstante, se presentaron mejores estimaciones de $K_d(PAR)$ cuando se hicieron con el $K_d(490)_{sat}$, en lugar de los modelos desarrollados con datos de $K_d(490)$ *in situ* y aplicados tal cual en los datos satelitales.

El $K_d(490)$ representó la profundidad de la zona eufótica y no solamente la de la OD_1 satelital, como generalmente se considera. Este resultado implicaría avances dado que se podría conocer con más precisión la profundidad de donde viene la concentración de la Chl_a satelital y realizar modelos más precisos con la Chl_a *in situ*. Asimismo, se podrían tener avances en modelos de estimación de las POIs satelitales, como la absorción (a) y la retrodispersión (b_b).

Los modelos con enfoque de potencia mostraron un mejor R^2 con respecto a los demás enfoques realizados. La cantidad de modelos de estimación del $K_d(PAR)$ por medio del $K_d(490)_{sat}$ realizados en las diferentes aproximaciones y enfoques (36), mostraron buenas estimaciones de $K_d(PAR)$ en la aproximación *Global*, *Oceánica*, y *Costera Turbia*, con asociaciones lineales mayores a 0.7 en todas las regiones, a excepción de la región *Costera Clara*. No se obtuvieron resultados satisfactorios en la región *Costera Clara* bajo ningún enfoque, debido a que los datos de $K_d(490)$ derivados del algoritmo universal no presentaron valores consistentes con respecto a los valores de $K_d(490)$ *in situ*. A pesar de que los datos de $K_d(490)$ satelitales no fueron consistentes en las regiones costeras, el modelo para la región *Costera Turbia* presentó resultados significativos. Sin embargo, este modelo se realizó con 13 datos que presentaron poca variabilidad, por lo que su funcionamiento está supeditado al intervalo de valores de $K_d(PAR)$ utilizados para su derivación (0.4 - 0.8 m^{-1}). Por consiguiente, los modelos de este trabajo (Tabla 24) producirán resultados consistentes de $K_d(PAR)$ recomendando que se puede confiar en el $K_d(490)_{sat}$ para calcular el $K_d(PAR)$, en lugar de utilizarlo como sustituto.

Dado que para el cálculo de la Z_{eu} y la OD_1 se involucra el $K_d(PAR)$, las conclusiones anteriormente planteadas se aplican en el cálculo de estas variables. Los modelos para las aproximaciones *Global*, *Oceánica* y *Costera Turbia* presentarán resultados robustos para el

cálculo de la Z_{eu} y la OD_1 (Tablas 27 y 29), a excepción de los modelos para la región *Costera Clara*. Por otro lado, si se usa el $K_d(490)_{sat}$ en bruto para el cálculo de la Z_{eu} y la OD_1 , se estaría cometiendo un error ~3.5 veces mayor para la región *Oceánica* y > ~6.0 veces mayor para las regiones *Costera Clara* y *Costera Turbia*, con respecto a las estimaciones de los mejores modelos. Se recomienda utilizar los modelos propuestos en este trabajo para la estimación de la Z_{eu} y la OD_1 , siendo las estimaciones satelitales de $K_d(490)$ útiles para el cálculo de estos parámetros, siempre y cuando se modelen primero.

7. REFERENCIAS

- Austin, R. W., y Petzold, T. J. (1981). The Determination of the Diffuse Attenuation Coefficient of Sea Water Using the Coastal Zone Color Scanner. En *Oceanography from Space* (pp. 239-256). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-3315-9_29
- Babin, M., Morel, A., Fournier-Sicre, V., Fell, F., y Stramski, D. (2003). Light scattering properties of marine particles in coastal and open ocean waters as related to the particle mass concentration. *Limnology and Oceanography*, 48(2), 843-859. <https://doi.org/10.4319/lo.2003.48.2.0843>
- Bailey, S. W., y Werdell, P. J. (2006). A multi-sensor approach for the on-orbit validation of ocean color satellite data products. *Remote Sensing of Environment*, 102(1-2), 12-23. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.015>
- Barnard, A. H., Zaneveld, J. R. V, Pegau, W. S., Mueller, J. L., Maske, H., Lara-Lara, R., Alvarez-Borrego, S., Cervantes-Duarte, R., y Valdez-Holguín, E. (1999). The determination of par levels from absorption coefficient profiles at 490 nm. *Ciencias Marinas*, 25(4), 487-507. <https://doi.org/10.7773/cm.v25i4.730>
- Barnes, R. A., Clark, D. K., Esaias, W. E., Fargion, G. S., Feldman, G. C., y McClain, C. R. (2003). Development of a consistent multi-sensor global ocean colour time series. *International Journal of Remote Sensing*, 24(20), 4047-4064. <https://doi.org/10.1080/0143116031000103862>
- Bissett, P., Schofield, O., Glenn, S., Cullen, J., Miller, W., Plueddemann, A., y Mobley, C. (2001). Resolving the Impacts and Feedback of Ocean Optics on Upper Ocean Ecology. *Oceanography*, 14(3), 30-53. <https://doi.org/10.5670/oceanog.2001.22>
- Brewin, R. J. W., Sathyendranath, S., Müller, D., Brockmann, C., Deschamps, P. Y., Devred, E., Doerffer, R., Fomferra, N., Franz, B., Grant, M., Groom, S., Horseman, A., Hu, C., Krasemann, H., Lee, Z. P., Maritorena, S., Mélin, F., Peters, M., Platt, T., ... White, G. N. (2015). The Ocean Colour Climate Change Initiative: III. A round-robin comparison on in-water bio-optical algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 162, 271-294. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.09.016>
- Castillo-Ramírez, A., Santamaría-del-Ángel, E., González-Silvera, A., Frouin, R., Sebastiá-Frasquet, M.-T., Tan, J., Lopez-Calderon, J., Sánchez-Velasco, L., y Enríquez-Paredes, L. (2020). A New Algorithm

- to Estimate Diffuse Attenuation Coefficient from Secchi Disk Depth. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(8), 558. <https://doi.org/10.3390/jmse8080558>
- Cunningham, A., Ramage, L., y McKee, D. (2013). Relationships between inherent optical properties and the depth of penetration of solar radiation in optically complex coastal waters. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 118(5), 2310-2317. <https://doi.org/10.1002/jgrc.20182>
- Deschamps, P. Y., Fougnie, B., Frouin, R., Lecomte, P., y Verwaerde, C. (2004). SIMBAD: A field radiometer for satellite ocean-color validation. *Appl. Opt.*, 43(20), 4055-4069. <https://doi.org/10.1364/AO.43.004055>
- Devlin, M. J., Barry, J., Mills, D. K., Gowen, R. J., Foden, J., Sivyer, D., Greenwood, N., Pearce, D., y Tett, P. (2009). Estimating the diffuse attenuation coefficient from optically active constituents in UK marine waters. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 82(1), 73-83. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2008.12.015>
- Devlin, M. J., Barry, J., Mills, D. K., Gowen, R. J., Foden, J., Sivyer, D., y Tett, P. (2008). Relationships between suspended particulate material, light attenuation and Secchi depth in UK marine waters. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 79(3), 429-439. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2008.04.024>
- Doron, M., Babin, M., Mangin, A., y Hembise, O. (2007). Estimation of light penetration, and horizontal and vertical visibility in oceanic and coastal waters from surface reflectance. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 112(6). <https://doi.org/10.1029/2006JC004007>
- Esaias, W. E., Abbott, M. R., Barton, I., Brown, O. B., Campbell, J. W., Carder, K. L., Clark, D. K., Evans, R. H., Hoge, F. E., Gordon, H. R., Balch, W. M., Letelier, R., y Minnett, P. J. (1998). An overview of MODIS capabilities for ocean science observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4), 1250-1265. <https://doi.org/10.1109/36.701076>
- Gallegos, C. L., Werdell, P. J., y McClain, C. R. (2011). Long-term changes in light scattering in Chesapeake Bay inferred from Secchi depth, light attenuation, and remote sensing measurements. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 116(10), C00H08. <https://doi.org/10.1029/2011JC007160>
- Gordon, H. R., y McCluney, W. R. (1975). Estimation of the Depth of Sunlight Penetration in the Sea for Remote Sensing. *Appl. Opt.*, 14(2), 413-416. <https://doi.org/10.1364/AO.14.000413>
- Gordon, H. R., Smith, R. C., Ronald, J., y Zaneveld, V. (1980). Introduction To Ocean Optics. En *Ocean Optics VI* (Vol. 0208). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.958262>
- Graham, J. J. (1966). Secchi disc observations and extinction coefficients in the central and eastern North Pacific Ocean. *Limnology and Oceanography*, 11(2), 184-190. <https://doi.org/10.4319/lo.1966.11.2.0184>
- Harvey, E. T., Walve, J., Andersson, A., Karlson, B., y Kratzer, S. (2019). The Effect of Optical Properties on Secchi Depth and Implications for Eutrophication Management. *Frontiers in Marine Science*, 5(JAN), 496. <https://doi.org/10.3389/fmars.2018.00496>
- Holmes, R. W. (1970). The Secchi disk in turbid coastal waters. *Limnology and Oceanography*, 15(5), 688-694. <https://doi.org/10.4319/lo.1970.15.5.0688>

- Huang, C. C., Yao, L., Huang, T., Zhang, M. L., Zhu, A. X., y Yang, H. (2017). Wind and rainfall regulation of the diffuse attenuation coefficient in large, shallow lakes from long-term MODIS observations using a semianalytical model. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(13), 6748-6763. <https://doi.org/10.1002/2017JD026955>
- IOCCG. (1998). Minimum Requirements for an Operational, Ocean-Colour Sensor for the Open Ocean. En A. Morel (Ed.), *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 1* (p. 46). International Ocean-Colour Coordinating Group (IOCCG). <https://doi.org/10.25607/OBP-93>
- IOCCG. (2000). Remote sensing of ocean colour in coastal, and other optically-complex, waters. En S. Sathyendranath (Ed.), *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 3* (p. 140). International Ocean-Colour Coordinating Group (IOCCG). <https://doi.org/10.25607/OBP-95>
- IOCCG. (2004). Guide to the Creation and Use of Ocean-Colour, Level-3, Binned Data Products. En D. Antoine (Ed.), *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No 4*. (pp. 1-46). International Ocean-Colour Coordinating Group (IOCCG). <https://doi.org/10.25607/OBP-9>
- IOCCG. (2006). Remote Sensing of Inherent Optical Properties: Fundamentals, Tests of Algorithms, and Applications. En Z. P. Lee (Ed.), *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No 5* (p. 126). International Ocean Colour Coordinating Group (IOCCG). <https://doi.org/10.25607/OBP-96>
- IOCCG. (2008). Why Ocean Colour? The Societal Benefits of Ocean-Colour Technology. En T. Platt, N. Hoepffner, V. Stuart, & C. Brown (Eds.), *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 1* (IOCCG, pp. 1-141). International Ocean-Colour Coordinating Group (IOCCG). <https://doi.org/10.25607/OBP-97>
- IOCCG. (2020). Synergy between Ocean Colour and Biogeochemical/ Ecosystem Models. En S. Dutkiewicz (Ed.), *Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 19*. International Ocean-Colour Coordinating Group (IOCCG). <https://doi.org/10.25607/OBP-711>
- Kirk, J. (2011). *Light and Photosynthesis in Aquatic Ecosystems*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139168212>
- Kratzer, S., Brockmann, C., y Moore, G. (2008). Using MERIS full resolution data to monitor coastal waters - A case study from Himmerfjärden, a fjord-like bay in the northwestern Baltic Sea. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 2284-2300. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.10.006>
- Kratzer, S., Håkansson, B., y Sahlin, C. (2003). Assessing Secchi and Photic Zone Depth in the Baltic Sea from Satellite Data. *Ambio*, 32(8), 577-585. <https://doi.org/10.1579/0044-7447-32.8.577>
- Kulshreshtha, A., y Shanmugam, P. (2015). Estimation of Secchi Transparency in Turbid Coastal Waters. *Aquatic Procedia*, 4, 1114-1118. <https://doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.141>
- Kulshreshtha, A., y Shanmugam, P. (2017). Estimation of underwater visibility in coastal and inland waters using remote sensing data. *Environmental Monitoring and Assessment*, 189(4), 1-18. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-5905-7>
- Lee, Z. P. (2009). K PAR: An optical property associated with ambiguous values *. *Journal of Lake*

Sciences, 21(2), 159-164. <https://doi.org/10.18307/2009.0202>

- Lee, Z. P., Carder, K. L., y Arnone, R. A. (2002). Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters. *Appl. Opt.*, 41(27), 5755. <https://doi.org/10.1364/ao.41.005755>
- Lee, Z. P., Darecki, M., Carder, K. L., Davis, C. O., Stramski, D., y Rhea, W. J. (2005a). Diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance: An evaluation of remote sensing methods. *Journal of Geophysical Research C: Oceans*, 110(2), 1-9. <https://doi.org/10.1029/2004JC002573>
- Lee, Z. P., Du, K., y Arnone, R. (2005b). A model for the diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance. *Journal of Geophysical Research*, 110(C2), C02016. <https://doi.org/10.1029/2004JC002275>
- Lee, Z. P., Du, K. P., Arnone, R., Liew, S. C., y Penta, B. (2005c). Penetration of solar radiation in the upper ocean: A numerical model for oceanic and coastal waters. *Journal of Geophysical Research C: Oceans*, 110(9), 1-12. <https://doi.org/10.1029/2004JC002780>
- Lee, Z. P., Lance, V. P., Shang, S., Vaillancourt, R., Freeman, S., Lubac, B., Hargreaves, B. R., Del Castillo, C., Miller, R., Twardowski, M., y Wei, G. (2011). An assessment of optical properties and primary production derived from remote sensing in the Southern Ocean (SO GasEx). *Journal of Geophysical Research*, 116(7), C00F03. <https://doi.org/10.1029/2010JC006747>
- Lee, Z. P., Marra, J., Perry, M. J., y Kahru, M. (2015). Estimating oceanic primary productivity from ocean color remote sensing: A strategic assessment. *Journal of Marine Systems*, 149, 50-59. <https://doi.org/10.1016/j.jmarsys.2014.11.015>
- Lee, Z. P., Weidemann, A., Kindle, J., Arnone, R., Carder, K. L., y Davis, C. (2007). Euphotic zone depth: Its derivation and implication to ocean-color remote sensing. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 112(3). <https://doi.org/10.1029/2006JC003802>
- Lin, J., Lee, Z. P., Ondrusek, M., y Du, K. (2016). Remote sensing of normalized diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 121(9), 6717-6730. <https://doi.org/10.1002/2016JC011895>
- Loisel, H., y Stramski, D. (2000). Estimation of the inherent optical properties of natural waters from the irradiance attenuation coefficient and reflectance in the presence of Raman scattering. *Appl. Opt.*, 39(18), 3001-3011. <https://doi.org/10.1364/AO.39.003001>
- Majozi, N. P., Salama, M. S., Bernard, S., Harper, D. M., y Habte, M. G. (2014). Remote sensing of euphotic depth in shallow tropical inland waters of Lake Naivasha using MERIS data. *Remote Sensing of Environment*, 148, 178-189. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.025>
- Matthews, M. W. (2011). A current review of empirical procedures of remote sensing in Inland and near-coastal transitional waters. *International Journal of Remote Sensing*, 32(21), 6855-6899. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.512947>
- Mitchell, C., y Cunningham, A. (2015). Remote sensing of spatio-temporal relationships between the partitioned absorption coefficients of phytoplankton cells and mineral particles and euphotic zone

- depths in a partially mixed shelf sea. *Remote Sensing of Environment*, 160, 193-205. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.015>
- Mitchell, C., Cunningham, A., y McKee, D. (2014). Remote sensing of shelf sea optical properties: Evaluation of a quasi-analytical approach for the Irish Sea. *Remote Sensing of Environment*, 143, 142-153. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.011>
- Morel, A. (1988). Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (case I waters). *Journal of Geophysical Research*, 93(C9), 10749. <https://doi.org/10.1029/jc093ic09p10749>
- Morel, A., Huot, Y., Gentili, B., Werdell, P. J., Hooker, S. B., y Franz, B. A. (2007). Examining the consistency of products derived from various ocean color sensors in open ocean (Case 1) waters in the perspective of a multi-sensor approach. *Remote Sensing of Environment*, 111(1), 69-88. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.03.012>
- Morel, A., y Maritorena, S. (2001). Bio-optical properties of oceanic waters: A reappraisal. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 106(C4), 7163-7180. <https://doi.org/10.1029/2000jc000319>
- Mueller, J. L. (2000). SeaWiFS algorithm for the diffuse attenuation coefficient, $K(490)$, using water-leaving radiances at 490 and 555 nm. *SeaWiFS postlaunch calibration and validation analyses*, 3(11), 24-27.
- Nechad, B., Ruddick, K., y Neukermans, G. (2010). Remote Sensing of the Diffuse Attenuation Coefficient and Related Parameters in Turbid Waters: State of the Art and Future Perspectives. En *Ocean Optics XX*.
- Norheim, E., Klevjer, T., y Aksnes, D. (2016). Evidence for light-controlled migration amplitude of a sound scattering layer in the Norwegian Sea. *Marine Ecology Progress Series*, 551, 45-52. <https://doi.org/10.3354/meps11731>
- Ogashawara, I., Mishra, D. R., Nascimento, R. F. F., Alcântara, E. H., Kampel, M., y Stech, J. L. (2016). Re-parameterization of a quasi-analytical algorithm for colored dissolved organic matter dominant inland waters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 53, 128-145. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.09.001>
- Pan, X., y Zimmerman, R. C. (2010). Modeling the vertical distributions of downwelling plane irradiance and diffuse attenuation coefficient in optically deep waters. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 115(8), 8016. <https://doi.org/10.1029/2009JC006039>
- Penta, B., Lee, Z. P., Kudela, R. M., Palacios, S. L., Gray, D. J., Jolliff, J. K., y Shulman, I. G. (2009). An underwater light attenuation scheme for marine ecosystem models: errata. *Optics Express*, 17(25), 23351. <https://doi.org/10.1364/oe.17.023351>
- Pierson, D. C., Kratzer, S., Strömbeck, N., y Håkansson, B. (2008). Relationship between the attenuation of downwelling irradiance at 490 nm with the attenuation of PAR (400 nm-700 nm) in the Baltic Sea. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 668-680. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.06.009>
- Poole, H. H., y Atkins, W. R. G. (1929). Photo-electric Measurements of Submarine Illumination throughout the Year. *Journal of the Marine Biological Association of the United Kingdom*, 16(1), 297-324. <https://doi.org/10.1017/S0025315400029829>

- Pope, R. M., y Fry, E. S. (1997). Absorption spectrum (380–700 nm) of pure water II Integrating cavity measurements. *Applied Optics*, 36(33), 8710. <https://doi.org/10.1364/ao.36.008710>
- Preisendorfer, R. W. (1976). *Hydrologic Optics - Rudolph W. Preisendorfer - Google Books*. U.S. Dept. of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, Environmental Research Laboratories, Pacific Marine Environmental Laboratory. <http://udspace.udel.edu/handle/19716/1577>
- Preisendorfer, R. W. (1986). Secchi disk science: Visual optics of natural waters. *Limnology and Oceanography*, 31(5), 909-926. <https://doi.org/10.4319/lo.1986.31.5.0909>
- Rautenberger, R., Fernández, P. A., Strittmatter, M., Heesch, S., Cornwall, C. E., Hurd, C. L., y Roleda, M. Y. (2015). Saturating light and not increased carbon dioxide under ocean acidification drives photosynthesis and growth in *Ulva rigida* (Chlorophyta). *Ecology and Evolution*, 5(4), 874-888. <https://doi.org/10.1002/ece3.1382>
- Read, J. S., Rose, K. C., Winslow, L. A., y Read, E. K. (2015). A method for estimating the diffuse attenuation coefficient (KdPAR) from paired temperature sensors. *Limnology and Oceanography: Methods*, 13(2), e10006. <https://doi.org/10.1002/lom3.10006>
- Rochford, P. A., Kara, A. B., Wallcraft, A. J., y Arnone, R. A. (2001). Importance of solar subsurface heating in ocean general circulation models. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 106(C12), 30923-30938. <https://doi.org/10.1029/2000jc000355>
- Santamaría-del-Ángel, E., Millán-Núñez, R., González-Silvera, A., y Cajal-Medrano, R. (2011). Comparison of In Situ and Remotely-Sensed Chl-a Concentrations: A Statistical Examination of the Match-up Approach. En *Handbook of Satellite Remote Sensing Image Interpretation: Applications for Marine Living Resources Conservation and Management*.
- Santamaría-del-Ángel, E., Soto, I., Millán-Nuñez, R., González-Silvera, A., Wolny, J., Cerdeira-Estrada, S., Cajal-Medrano, R., Muller-Karger, F., Cannizzaro, J., Padilla-Rosas, Y., Mercado-Santana, A., Gracia-Escobar, F., Alvarez-Torres, P., y Ruiz-de-la-Torre, M. (2015). Phytoplankton Blooms: New Initiative Using Marine Optics as a Basis for Monitoring Programs. En *Coastal Ecosystems: Experiences and Recommendations for Environmental Monitoring Programs*.
- Sathyendranath, S., y Platt, T. (1989). Remote sensing of ocean chlorophyll: consequence of nonuniform pigment profile. *Appl. Opt.*, 28(3), 490-495. <https://doi.org/10.1364/AO.28.000490>
- Saulquin, B., Hamdi, A., Gohin, F., Populus, J., Mangin, A., y d'Andon, O. F. (2013). Estimation of the diffuse attenuation coefficient KdPAR using MERIS and application to seabed habitat mapping. *Remote Sensing of Environment*, 128, 224-233. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.002>
- Shi, K., Zhang, Y., Liu, X., Wang, M., y Qin, B. (2014). Remote sensing of diffuse attenuation coefficient of photosynthetically active radiation in Lake Taihu using MERIS data. *Remote Sensing of Environment*, 140, 365-377. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.09.013>
- Shi, W., y Wang, M. (2010). Characterization of global ocean turbidity from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer ocean color observations. *Journal of Geophysical Research*, 115(C11), C11022. <https://doi.org/10.1029/2010JC006160>

- Simon, A., y Shanmugam, P. (2016). Estimation of the spectral diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance in inland and coastal waters from hyperspectral remote sensing data: Validation with experimental data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 49, 117-125. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.02.003>
- Son, S. H., Campbell, J., Dowell, M., Yoo, S., y Noh, J. (2005). Primary production in the Yellow Sea determined by ocean color remote sensing. *Marine Ecology Progress Series*, 303, 91-103. <https://doi.org/10.3354/meps303091>
- Son, S. H., y Wang, M. (2015). Diffuse attenuation coefficient of the photosynthetically available radiation Kd(PAR) for global open ocean and coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 159, 250-258. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.12.011>
- Soppa, M. A., Dinter, T., Taylor, B. B., y Bracher, A. (2013). Satellite derived euphotic depth in the Southern Ocean: Implications for primary production modelling. *Remote Sensing of Environment*, 137, 198-211. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.017>
- Steyerberg, E. W. (2019). *Clinical Prediction Models: A Practical Approach to Development, Validation, and Updating. Statistics for Biology and Health 2nd ed.* Springer.
- Stramska, M., y Stramski, D. (2005). Effects of a nonuniform vertical profile of chlorophyll concentration on remote-sensing reflectance of the ocean. *Appl. Opt.*, 44(9), 1735-1747. <https://doi.org/10.1364/AO.44.001735>
- Stramska, M., y Świrgoń, M. (2014). Influence of atmospheric forcing and freshwater discharge on interannual variability of the vertical diffuse attenuation coefficient at 490nm in the Baltic Sea. *Remote Sensing of Environment*, 140, 155-164. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.043>
- Suslin, V., Slabakova, V. K., y Churilova, T. Y. (2017). Diffuse attenuation coefficient for downwelling irradiance at 490 nm and its spectral characteristics in the Black Sea upper layer: modeling, in situ measurements and ocean color data. *Proc. SPIE 10466, 23rd International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics*, 104663H, 165. <https://doi.org/10.1117/12.2287367>
- Tara Oceans Consortium, C., y Tara Oceans Expedition, P. (2016). *Tara Oceans Consortium, C; Tara Oceans Expedition, P (2016): Environmental context of all samples from the Tara Oceans Expedition (2009-2013), about mesoscale features.*
- Tiwari, S. P., Sarma, Y. V. B., Kurten, B., Ouhssain, M., y Jones, B. H. (2018). An optical algorithm to estimate downwelling diffuse attenuation coefficient in the red sea. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(12), 7174-7182. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2849026>
- Tiwari, S. P., y Shanmugam, P. (2014). A robust algorithm to determine diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance from satellite data in coastal oceanic waters. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(5), 1616-1622. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2282938>
- Wang, M., Liu, X., Tan, L., Jiang, L., Son, S., Shi, W., Rausch, K., y Voss, K. (2013). Impacts of VIIRS SDR performance on ocean color products. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 118(18), 10,347-10,360. <https://doi.org/10.1002/jgrd.50793>

- Wang, M., Son, S. H., y Harding, L. W. (2009). Retrieval of diffuse attenuation coefficient in the Chesapeake Bay and turbid ocean regions for satellite ocean color applications. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 114(10), 1-15. <https://doi.org/10.1029/2009JC005286>
- Wei, J., y Lee, Z. P. (2013). Model of the attenuation coefficient of daily photosynthetically available radiation in the upper ocean. *Methods in Oceanography*, 8, 56-74. <https://doi.org/10.1016/j.mio.2013.12.001>
- Werdell, P. J., Bailey, S., Fargion, G., Pietras, C., Knobelspiesse, K., Feidman, G., y McClain, C. (2003). Unique data repository facilitates ocean color satellite validation. *Eos*, 84(38). <https://doi.org/10.1029/2003EO380001>
- Werdell, P. J., y Bailey, S. W. (2005). An improved in-situ bio-optical data set for ocean color algorithm development and satellite data product validation. *Remote Sensing of Environment*, 98, 122-140. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.001>
- Werdell, P. J., McKinna, L. I. W., Boss, E., Ackleson, S. G., Craig, S. E., Gregg, W. W., Lee, Z., Maritorea, S., Roesler, C. S., Rousseaux, C. S., Stramski, D., Sullivan, J. M., Twardowski, M. S., Tzortziou, M., y Zhang, X. (2018). An overview of approaches and challenges for retrieving marine inherent optical properties from ocean color remote sensing. *Progress in Oceanography*, 160, 186-212. <https://doi.org/10.1016/j.pocean.2018.01.001>
- Wernand, M. R. (2010). On the history of the Secchi disc. *Journal of the European Optical Society-Rapid Publications*, 5, 10013. <https://doi.org/10.2971/jeos.2010.10013s>
- Wilcoxon, F. (1945). Individual Comparisons by Ranking Methods. *Biometrics Bulletin*, 1(6), 80. <https://doi.org/10.2307/3001968>
- Yang, C., Ye, H., y Tang, S. (2020). Seasonal variability of diffuse attenuation coefficient in the Pearl river estuary from long-term remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 12(14). <https://doi.org/10.3390/rs12142269>
- Yu, X., Salama, M. S., Shen, F., y Verhoef, W. (2016). Retrieval of the diffuse attenuation coefficient from GOCI images using the 2SeaColor model: A case study in the Yangtze Estuary. *Remote Sensing of Environment*, 175, 109-119. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.053>
- Zaneveld, J. R. V., Barnard, A. H., y Boss, E. (2005). Theoretical derivation of the depth average of remotely sensed optical parameters. *Optics Express*, 13(22), 9052-9061. <https://doi.org/10.1364/OPEX.13.009052>
- Zaneveld, J. R. V., Kitchen, J. C., y Mueller, J. L. (1993a). Vertical structure of productivity and its vertical integration as derived from remotely sensed observations. *Limnology and Oceanography*, 38(7), 1384-1393. <https://doi.org/10.4319/lo.1993.38.7.1384>
- Zaneveld, J. R. V., Kitchen, J. C., y Mueller, J. L. (1993b). Vertical structure of productivity and its vertical integration as derived from remotely sensed observations. *Limnology and Oceanography*, 38(7), 1384-1393. <https://doi.org/10.4319/lo.1993.38.7.1384>
- Zhang, T., y Fell, F. (2007). An empirical algorithm for determining the diffuse attenuation coefficient K_d in

clear and turbid waters from spectral remote sensing reflectance. *Limnology and Oceanography: Methods*, 5(12), 457-462. <https://doi.org/10.4319/lom.2007.5.457>

Zhang, Y., Liu, X., Yin, Y., Wang, M., y Qin, B. (2012). A simple optical model to estimate diffuse attenuation coefficient of photosynthetically active radiation in an extremely turbid lake from surface reflectance. *Optics Express*, 20(18), 20482. <https://doi.org/10.1364/oe.20.020482>

Zhao, J., Barnes, B., Melo, N., English, D., Lapointe, B., Muller-Karger, F., Schaeffer, B., y Hu, C. (2013). Assessment of satellite-derived diffuse attenuation coefficients and euphotic depths in south Florida coastal waters. *Remote Sensing of Environment*, 131, 38-50. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.12.009>