

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

**FACULTAD DE CIENCIAS MARINAS
INSTITUTO DE INVESTIGACIONES OCEANOLÓGICAS**



**APLICACIÓN DE ALGORITMOS SEMIANALÍTICOS PARA DETERMINAR
LAS PROPIEDADES ÓPTICAS DEL AGUA DE MAR FRENTE A LA
PENÍNSULA DE BAJA CALIFORNIA**

T E S I S

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

MAESTRO EN CIENCIAS EN OCEANOGRAFÍA COSTERA

PRESENTA

PATRICIA ALVARADO GRAEF

ENSENADA, BAJA CALIFORNIA, MÉXICO, ENERO DE 2014

RESUMEN

En este trabajo se realiza el estudio, aplicación y evaluación de tres algoritmos semianalíticos propuestos por Carder *et al.* (1999), Barnard *et al.* (1999) y Garver y Siegel (1997) que relacionan las propiedades ópticas del agua de mar con la reflectancia marina medida por sensores remotos ($R_{rs}(\lambda)$). Cada uno de los algoritmos se parametrizó con datos medidos *in situ* en el Golfo de California y en el Océano Pacífico frente a la Península de Baja California, así como con datos de los sensores remotos SeaWiFS y MODIS (NASA). Una vez parametrizados los algoritmos, se usaron en forma inversa para obtener las propiedades ópticas inherentes (coeficientes de absorción y esparcimiento). La parametrización y la inversión se realizaron mediante el método de mínimos cuadrados de Gauss-Newton y/o el de mínimos cuadrados amortiguados de Marquardt-Levenberg. El algoritmo de Garver y Siegel (1997) resuelve el problema inverso para todas las longitudes de onda, a diferencia de los otros dos algoritmos, con el único inconveniente de tener más parámetros y de aquí requerir una mayor cantidad de datos para que la adaptación del algoritmo sea adecuada. La regionalización e inversión de los algoritmos de Carder *et al.* (1999) y Barnard *et al.* (1999) es más sencilla, sin embargo varios datos no estuvieron dentro del rango de aplicación de los algoritmos. Se consideró al algoritmo de Garver y Siegel (1997) como el más adecuado para adaptarlo a condiciones locales.

DEDICATORIA

A César y Laura.

AGRADECIMIENTOS

- A la Universidad Autónoma de Baja California y la Facultad de Ciencias Marinas por la beca otorgada para el desarrollo de este trabajo.
- Esta tesis ha sido parcialmente financiada mediante la "Beca a estudiante 1er año" del Apoyo PROMEP para la incorporación de nuevos PTC, convocatoria 2010, asignada al proyecto *"Evaluación y Desarrollo de Algoritmos de Inversión de Color del Océano y su Aplicación al Estudio de las Propiedades Bio-Ópticas Regionales de las Aguas de la Corriente de Baja California"*.
- A Beatriz Martín por su apoyo, paciencia, amistad, trabajo y gusto por las cosas simétricas.
- A Adriana González y Rafael Hernández por su trabajo, opiniones y apoyo.
- A grupo Popeye (PhytOPlankkton EcologY tEam) .
- A mi familia: César, Laura, Carolina, Gonzalo, Carmen y, por supuesto, Loopsy y Mibu.
- A José Luis Fermán, Juan Vaca, Luis Cupul, Víctor Zavala y Manuel Moreno por la motivación y ánimo durante este proceso.
- A todo el personal académico y administrativo de la Facultad de Ciencias Marinas porque siempre estuvieron al pendiente y con ganas de ayudar.
- A las familias García y Meza por su compañía y amistad.
- A todos los amigos de la UABC: Karina, Ana, Irma, Ivonne, Carmen, Rigoberto, Rubén, Reginaldo, Sorayda, Roxana y Mili.
- A toda la familia del Colegio Ticalli porque sin su ayuda y amistad nada de esto hubiera sido posible: Susana, Paty, Liz, Iliana, Paty, Martha y Cata.
- A los amigos José, Memo, Mariela, Ana y Sergio.
- A César Möso, Francisco Delgadillo y Víctor Camacho por su excelente trabajo docente.
- A mis compañeros: Connie, Karla, Honorio, Mariana y Miguel.
- A mis amigos/estudiantes: Fernando, Abraham, Arturo, Esther y Carlos.
- A Dios.

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

**APLICACIÓN DE ALGORITMOS SEMIANALÍTICOS PARA
DETERMINAR LAS PROPIEDADES ÓPTICAS DEL AGUA DE MAR
FRENTE A LA PENÍNSULA DE BAJA CALIFORNIA**

T E S I S

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

MAESTRA EN CIENCIAS EN OCEANOGRAFÍA COSTERA

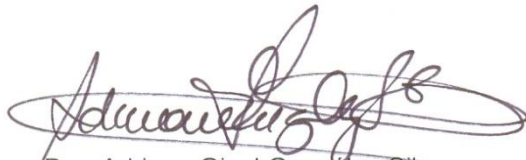
PRESENTA

PATRICIA ALVARADO GRAEF

Aprobada por:



Dra. Beatriz Martín Atienza
Directora de tesis



Dra. Adriana Gisel González Silvera
Sinodal



Dr. Rafael Hernández Walls
Sinodal

Contenido

1	Introducción	1
2	Antecedentes	2
2.1	Color del océano	2
2.2	La física del problema	3
2.3	Propiedades ópticas del agua de mar	5
2.3.1	<i>Coeficiente de absorción</i>	7
2.3.2	<i>Coeficiente de esparcimiento</i>	10
2.4	Algoritmos	12
3	Metodología	15
3.1	Datos	15
3.2	Método de inversión	17
4	Resultados	22
4.1	Visualización de datos	22
4.2	Algoritmo de Carder et al. (1999)	26
4.2.1	<i>Introducción</i>	26
4.2.2	<i>Aplicación del algoritmo</i>	29
4.3	Algoritmo de Barnard et al, (1999)	54
4.3.1	<i>Introducción</i>	54
4.3.2	<i>Aplicación del algoritmo</i>	59
4.4	Algoritmo de Garver y Siegel (1997)	71
4.4.1	<i>Introducción</i>	71
4.4.2	<i>Aplicación del algoritmo</i>	73
5	Discusiones	100
5.1	Algoritmo de Carder et al. (1999)	100
5.2	Algoritmo de Barnard et al. (1999)	102
5.3	Algoritmo de Garver y Siegel (1997)	103
5.4	Comparación	104
6	Conclusiones	109

Apéndice 1. Diagrama de flujo de la regionalización e inversión del algoritmo de Carder <i>et al.</i> (1999).....	110
Apéndice 2. Diagrama de flujo de la regionalización e inversión del algoritmo de Barnard <i>et al.</i> (1999).....	111
Apéndice 3. Diagrama de flujo de la regionalización e inversión del algoritmo de Garver y Siegel (1997).....	112
Bibliografía	113

Índice de figuras

Figura 1. Ilustración de la irradiancia incidente $E_d(\lambda)$ y la radiancia emergente del agua de mar $L_w(\lambda)$	4
Figura 2. Cuando la luz, representada por una onda, llega a una partícula, entra a la misma y es absorbida, aumentando la energía de la partícula.	5
Figura 3. Cuando la luz, representada por una onda, llega a una partícula, entra a la misma y es esparcida, cambiando su dirección y su energía.....	6
Figura 4. Constituyentes del agua de mar que, junto con el agua misma, producen los procesos de absorción y esparcimiento en el océano.	6
Figura 5. Espectro del coeficiente de absorción del agua pura $a_w(\lambda)$ de acuerdo a Pope y Fry (1997) (rojo) y a Smith y Baker (1981) (azul).	7
Figura 6. Espectro de absorción de diferentes pigmentos del fitoplancton normalizado con la concentración de Chl-a. Tomado de Bricaud <i>et al.</i> (2004).	9
Figura 7. Espectro de retroesparcimiento o backscattering $b_{bw}(\lambda)$ del agua pura de acuerdo a Smith y Baker (1981).	11
Figura 8. Área de estudio.....	16
Figura 9. Espectro de absorción del material disuelto ($a_g(\lambda)$), fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$) y total $a(\lambda)$ para la estación ANTARES el día 26 de marzo del 2009.	23
Figura 10. Espectro de absorción del material disuelto($a_g(\lambda)$), fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$) y total $a(\lambda)$ para la estación O01 en el Golfo de California el día 14 de junio del 2008. .	23
Figura 11. Imágenes de satélite de la radiancia emergente normalizada nL_w en $Wm^{-2}sr^{-1}$ para el 15 de junio de 2008 a diferentes longitudes de onda (a) 412, (b) 443, (c) 488, (d) 531, (e) 551 y (f) 667 nm.	24
Figura 12. Imágenes de satélite de la radiancia emergente normalizada nL_w en $Wm^{-2}sr^{-1}$ para 488 nm los días (a) 11 de junio, (b)13 de junio, (c) 14 de junio, (d) 15 de junio y (e) 16 de junio del 2008.....	25
Figura 13. Espectro de reflectancia remota medida <i>in situ</i> (azul) y satelital (rojo) para la estación O01 en el Golfo de California el día 14 de junio del 2008.	26
Figura 14. Descripción conceptual del algoritmo de Carder <i>et al.</i> (1999). En el problema directo se obtienen radiancias a cuatro longitudes de onda a partir de datos de la concentración de clorofila a. En el problema inverso se obtiene la concentración de clorofila a a partir de la radiancia a cuatro longitudes de onda.	27
Figura 15. (a) Isolíneas de la razón de reflectancia remota a 412 y 443 nm para diferentes valores de absorción por el material disuelto y por el fitoplancton. (b) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del material disuelto para valores de $a_\phi(675)$ de 0.0060 m ⁻¹ (negro), 0.0132 m ⁻¹ (rojo), 0.0205 m ⁻¹ (azul) y 0.0499 m ⁻¹ (verde) (c) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la	

absorción del fitoplancton para valores de $a_g(400)$ de 0.007 m^{-1} (negro), 0.0196 m^{-1} (rojo), 0.0324 m^{-1} (azul) y 0.0837 m^{-1} (verde).	30
Figura 16. (a) Isolíneas de la razón de reflectancia remota a 443 y 551 nm para diferentes valores de absorción por el material disuelto y por el fitoplancton. (b) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del material disuelto para valores de $a_\phi(675)$ de 0.0060 m^{-1} (negro), 0.0132 m^{-1} (rojo), 0.0205 m^{-1} (azul) y 0.0499 m^{-1} (verde) (c) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del fitoplancton para valores de $a_g(400)$ de 0.007 m^{-1} (negro), 0.0196 m^{-1} (rojo), 0.0324 m^{-1} (azul) y 0.0837 m^{-1} (verde).	31
Figura 17. Comparación del valor de la forma espectral del retroesparcimiento obtenida por el modelo $Y = -1.13 + 2.57Rrs(443)Rrs(488)$ de Lee <i>et al.</i> (1994) (círculos) $Y = 0.8(Rrs(490)/Rrs(555)) + 0.2$ y de Hoge y Lyons (1996) (asteriscos). La diferencia entre intervalos en las abscisas se debe a la diferencia entre los valores de las razones de reflectancia.	32
Figura 18. Comparación de la forma espectral del retroesparcimiento (Lee <i>et al.</i> , 1994) Y sin unidades, para datos de satélite y para datos medidos <i>in situ</i> con SIMBADA (RMS=0.8417)	33
Figura 19. Comparación de la magnitud del retroesparcimiento (Lee <i>et al.</i> , 1994), X en unidades de m^{-1} , para datos de satélite y para datos medidos <i>in situ</i> con SIMBADA (RMS=0.7922).	34
Figura 20. Espectro del retroesparcimiento $b_{bp}(\lambda)$ para datos satelitales dado por el (a) modelo de Lee <i>et al.</i> (1994), (b) el modelo de Hoge y Lyon (1996) y (c) utilizando una forma espectral como la propuesta por Bricaud <i>et al.</i> (1983), Morel y Ahn (1991), Bukata <i>et al.</i> (1995), Garver y Siegel (1997) y Wang <i>et al.</i> (2005) de λ^{-2} . En todos los casos se utilizó la magnitud propuesta por Lee <i>et al.</i> (1994) Cada línea representa una estación en el Golfo de California.....	35
Figura 21. Espectro del retroesparcimiento $b_{bp}(\lambda)$ para datos <i>in situ</i> dado por el (a) modelo de Lee <i>et al.</i> (1994), (b) el modelo de Hoge y Lyon (1996) y (c) utilizando una forma espectral como la propuesta por Bricaud <i>et al.</i> (1983), Morel y Ahn (1991), Bukata <i>et al.</i> (1995), Garver y Siegel (1997) y Wang <i>et al.</i> (2005) de λ^{-2} . En todos los casos se utilizó la magnitud propuesta por Lee <i>et al.</i> (1994) Cada línea representa una estación en el Golfo de California.....	36
Figura 22. Comparación entre los valores del coeficiente de absorción por el material disuelto $a_g(\lambda)$ medidos (ANTARES) y modelados utilizando (a) un valor de $S = 0.022 \text{ nm}^{-1}$, valor propuesto por Carder <i>et al.</i> (1999) con un error cuadrático medio de 0.7128, y (b) un valor de $S = 0.011 \pm 0.002 \text{ nm}^{-1}$. El error cuadrático medio es de 0.2954.	38

Figura 23. Comparación entre los valores del coeficiente de absorción por el material disuelto $a_g(\lambda)$ medidos (Golfo de California) y modelados utilizando (a) un valor (a) un valor de $S = 0.022 \text{ nm}^{-1}$, valor propuesto por Carder *et al.* (1999) con un error cuadrático medio de 14.9279, y (b) un valor de $S = 0.0102 \pm 0.0052 \text{ nm}^{-1}$. El parámetro S se calculó mediante una regresión lineal para cada muestreo. El error cuadrático medio es de 0.9146..... 39

Figura 24. (a) Coeficiente de absorción $a_\phi(412)/a_\phi(675)$ contra $a_\phi(675)$. Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_\phi(412)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(412)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.4412). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(412)$ y $a_1(412)$ (RMS=0.3766). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros calculados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.3846)..... 40

Figura 25. (a) Coeficiente de absorción $a_\phi(443)/a_\phi(675)$ contra $a_\phi(675)$. Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_\phi(443)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(443)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.2734). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(443)$ y $a_1(443)$ (RMS=0.2223). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.2148)..... 42

Figura 26. (a) Coeficiente de absorción $a_\phi(488)/a_\phi(675)$ contra $a_\phi(675)$. Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_\phi(488)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(488)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.2033). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(488)$ y $a_1(488)$ (RMS=0.2059). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.2148)..... 43

Figura 27. (a) Coeficiente de absorción $a_\phi(551)/a_\phi(675)$ contra $a_\phi(675)$. Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_\phi(551)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(551)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.5944). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(551)$ y $a_1(551)$ (RMS=0.5936). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.5553)..... 44

Figura 28. (a) Coeficiente de absorción $a_{\phi}(412)/a_{\phi}(675)$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(412)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(412)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=2.2653). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(412)$ y $a_1(412)$ (RMS=1.5968). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=1.6169). 47

Figura 29. (a) Coeficiente de absorción $a_{\phi}(443)/a_{\phi}(675)$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(443)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(443)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.5620). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(443)$ y $a_1(443)$ (RMS=0.3312). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.2971). 48

Figura 30. (a) Coeficiente de absorción $a_{\phi}(488)/a_{\phi}(675)$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(488)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(488)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.2399). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(488)$ y $a_1(488)$ (RMS=0.1571). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.1481). 49

Figura 31. (a) Coeficiente de absorción $a_{\phi}(551)/a_{\phi}(675)$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(551)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(551)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.1296). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(551)$ y $a_1(551)$ (RMS=0.0820). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.1220). 50

Figura 32. Comparación entre los coeficientes de absorción del fitoplancton a 675 nm medidos y modelados utilizando tres parámetros $a_0(\lambda), a_1(\lambda), S$ (cuadros con RMS=0.6421) y cinco parámetros $a_0(\lambda), a_1(\lambda), a_2(\lambda), a_3(\lambda), S$ (círculos con

RMS=0.6657) calculados con datos regionales y con los parámetros propuestos por Carder *et al.* (1999) (círculos verdes con RMS=0.7550).. Los resultados son para datos satelitales y del Golfo de California. Son, únicamente, seis datos puesto que dos de las estaciones (Q07 y O07) no tienen solución para el sistema de ecuaciones. 53

Figura 33. Descripción conceptual del algoritmo de Barnard *et al.* (1999). En el problema directo, se obtienen reflectancias a partir de datos del coeficiente de absorción para tres longitudes de onda diferentes. En el problema inverso se obtienen los coeficientes de absorción a partir de tres reflectancias, correspondientes a tres longitudes de onda. 54

Figura 34. Espectro de absorción del fitoplancton. Se identifican con rombo negro las longitudes de onda de 443, 490 y 555 nm que son las utilizadas por Barnard *et al.* (1999). 58

Figura 35. Se calculó la triple razón de retroesparcimiento para la componente particulada y la del agua de mar mediante la ecuación (38) considerando $Y = 2$. Los valores del retroesparcimiento particulado se modelaron de acuerdo a Lee *et al.* (1994). Para los datos satelitales se obtiene una triple razón promedio de 0.9622 ± 0.003 mientras que para los datos *in situ* el promedio es de 0.9546 ± 0.0008 60

Figura 36. Relación entre la triple razón de coeficientes de absorción y la triple razón de reflectancias. En azul se presentan los datos medidos *in situ* con SIMBADA. El ajuste lineal resulta en la ecuación $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.3285a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) + 1.3582$ con $R^2 = 0.0166$. En rojo se muestran los datos a partir de fotografías de satélite, cuyo ajuste lineal está dado por $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = -0.2307a_3\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 + 0.9091$ con $R^2 = 0.0717$. La línea negra es la función lineal presentada por Barnard *et al.* (1999) $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.985a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) + 0.025$ con $R^2 = 0.928$. El algoritmo de Barnard *et al.* (1999), a través de la relación $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.975a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ se grafica en verde. 62

Figura 37. Relación entre el coeficiente de absorción a 488 nm y a 443 nm. En rojo se presentan los datos de la estación ANTARES con un ajuste lineal de $a(443) = 1.5661a(488) + 0.0003$ y $R^2 = 0.9944$. Los datos azules pertenecen a estaciones del Golfo de California y presentan un ajuste lineal de $a(443) = 1.4094a(488) + 0.0014$ y $R^2 = 0.9804$. La línea negra es la ecuación lineal de Barnard *et al.* (1999) que establece que la relación lineal entre coeficientes de absorción a 443 nm y 490 nm es de $a(440) = 1.561a(490) - 0.0012$ 63

Figura 38. Relación entre el coeficiente de absorción a 488 nm y a 551 nm. En rojo se presentan los datos de la estación ANTARES con un ajuste lineal de $a(551) = 0.4869a(488) - 0.0025$ y $R^2 = 0.9804$. Los datos azules pertenecen a estaciones del Golfo de California y presentan un ajuste lineal de $a(551) = 0.5151a(488) - 0.0066$ y $R^2 = 0.9490$. La línea negra es la ecuación lineal de Barnard *et al.* (1999)

que establece que la relación lineal entre absorciones a 555 nm y 490 nm es de $a(555) = 0.319a(490) + 0.067$.	64
Figura 39. Comparación del coeficiente de absorción medido <i>in situ</i> contra el modelado utilizando los parámetros obtenidos para los datos del Golfo de California (Figs. 37 y 38). Se utilizó una triple razón de esparcimiento de 0.975. En azul se presentan los resultados del modelo utilizando la reflectancia de satélite (RMS=0.8119) y en rojo los obtenidos con reflectancia <i>in situ</i> (RMS=3.2062).	66
Figura 40. Comparación del coeficiente de absorción medido <i>in situ</i> contra el modelado. Los parámetros regionales en el modelo son los coeficientes de las funciones lineales que relacionan los coeficientes de absorción a las tres longitudes de onda de interés. Se utilizó una triple razón de esparcimiento de 0.975. En azul se presentan los resultados del modelo utilizando la reflectancia de satélite (RMS=0.7971) y en rojo los obtenidos con reflectancia <i>in situ</i> (RMS=2.9589). En color negro se presentan los datos utilizando el modelo de Barnard <i>et al.</i> (1999) con todos sus parámetros (RMS=0.9609).	67
Figura 41. Comparación del coeficiente de absorción medido <i>in situ</i> contra el modelado. Los parámetros regionales en el modelo son los coeficientes de las funciones lineales que relacionan los coeficientes de absorción a las tres longitudes de onda de interés. Se utilizó una triple razón de esparcimiento de 0.975. En azul se presentan los resultados del modelo utilizando la reflectancia de satélite (RMS=1.3111) y en rojo los obtenidos con reflectancia <i>in situ</i> (RMS=5.8640). Tanto para datos <i>in situ</i> como para los satelitales, se obtuvieron valores negativos de absorción. Estos datos no se graficaron. En color negro se presentan los datos utilizando el modelo de Barnard <i>et al.</i> (1999) con todos sus parámetros (RMS=5.2747).	68
Figura 42. Descripción conceptual del algoritmo de Garver y Siegel (1997). En el problema directo se obtienen reflectancias a cualquier longitud de onda a partir de las POIs: coeficientes de absorción del fitoplancton $a_p(\lambda)$, absorción por el material disuelto $a_g(\lambda)$ y retroesparcimiento $b_{bp}(\lambda)$. En el problema inverso se obtienen absorciones a partir de tres reflectancias, correspondientes a tres longitudes de onda.	71
Figura 43. (a) Reflectancia remota calculada utilizando los términos lineal y cuadrático de la ecuación (9). (b) Reflectancia remota calculada utilizando el término lineal de la Ecuación 1. Los valores de reflectancia están en sr^{-1} .	74
Figura 44. Cálculo de la reflectancia remota $R_{rs}(\lambda)$ considerando el término lineal (azul) y los términos lineales y cuadráticos (rojo). La línea continua indica el resultado considerando una magnitud del retroesparcimiento de $0.001 m^{-1}$ y los círculos representan una magnitud de $0.03 m^{-1}$. La forma espectral considerada fue λ^{-2}	75

Figura 45. Comparación del coeficiente de absorción por el material disuelto a_g medido y modelado para ANTARES (azul) y el Golfo de California (negro). El error cuadrático medio es de 1.4954.	77
Figura 46. Forma espectral del coeficiente de absorción por el fitoplancton $a_{\phi}^*(\lambda)$ en m^{-1} para ANTARES. Las líneas punteadas indican la desviación estándar de la misma.....	78
Figura 47. Forma espectral del coeficiente de absorción por el fitoplancton $a_{\phi}^*(\lambda)$ en m^{-1} para las estaciones del Golfo de California. Las líneas punteadas indican la desviación estándar de la misma.	78
Figura 48. Comparación entre los datos modelados con la forma espectral del coeficiente de absorción del fitoplancton y la magnitud (línea roja) y los datos (puntos azules) para ANTARES los días (a) 26 de marzo del 2009 (RMS= 0.437), (b) 27 de octubre del 2010 (RMS=0.116) y (c) 28 de mayo del 2009 (RMS=20.649) y para el Golfo de California en las estaciones (d) K05 (RMS=0.095), (e) P03 (f) P02 (RMS=0.603) y (f) Q06 (RMS=1.518).	80
Figura 49. Comparación del coeficiente de absorción por el fitoplancton a_{ϕ} medido y modelado para ANTARES (azul) y el Golfo de California (negro). El error cuadrático medio es de 4.7825.	81
Figura 50. Espectro de la reflectancia remota $R_{rs}(\lambda)$ para ANTARES considerando el término lineal (rojo) y los términos lineales y cuadráticos (azul).	82
Figura 51. (a) Espectro de la reflectancia remota $R_{rs}(\lambda)$ para el Golfo de California considerando el término lineal (rojo) y los términos lineales y cuadráticos (azul). Los asteriscos indican los datos de reflectancia obtenidos de las imágenes satelitales. (b) Comparación de la reflectancia medida y modelada con el término lineal (círculo) y considerando los términos lineal y cuadrático (asterisco).	83
Figura 52. Cálculo de parámetros l_1 y l_2 para las estaciones (a) Q07 (RMS=0.03), (b) K05 (RMS=0.137), (c) O01 (RMS=0.071) y (d) O07 (RMS=0.025) del Golfo de California. Los círculos azules son los datos de $R_{rs}(\lambda)$ y cada línea es una iteración para encontrar el mejor ajuste de una función cuadrática a los datos.	85
Figura 53. Cálculo de parámetros l_1 y l_2 para las estaciones (a) P02 (RMS=0.135), (b) P03 (RMS=0.172), (c) Q06 (RMS=0.226) y (d) R03 (RMS=0.175) del Golfo de California. Los círculos azules son los datos de $R_{rs}(\lambda)$ y cada línea es una iteración para encontrar el mejor ajuste de una función cuadrática a los datos.	86
Figura 54. Cálculo de parámetros l_0 y l_5 para todos los datos del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores R^2 se muestran en la Tabla 12.	88
Figura 55. Cálculo de parámetros l_0 y l_5 para los datos Caso 1 $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$ del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro),	

cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores R^2 se muestran en la Tabla 12.....	89
Figura 56. Cálculo de parámetros l_0 y l_5 para los datos Caso 2 $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$ del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores R^2 se muestran en la Tabla 12.....	90
Figura 57. Cálculo de parámetros l_1 y l_5 para todos los datos del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores R^2 se muestran en la Tabla 13.	91
Figura 58. Cálculo de parámetros l_1 y l_5 para los datos Caso 1 $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$ del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores R^2 se muestran en la Tabla 13.....	92
Figura 59. Cálculo de parámetros l_1 y l_5 para los datos Caso 2 $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$ del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores R^2 se muestran en la Tabla 13.....	93
Figura 60. Comparación de reflectancias medidas y modeladas mostrando los resultados dados los parámetros l_1 y l_2 indicados en Garver y Siegel (1997) (círculos azules), dados los parámetros regionales l_0 a l_2 (cuadros rojos) y dados los parámetros regionales l_1 a l_2 (estrellas verdes) para todos los datos del Golfo de California.	94
Figura 61. Comparación de reflectancias medidas y modeladas mostrando resultados dados los parámetros l_1 y l_2 indicados en Garver y Siegel (1997) (círculos azules), dados los parámetros regionales l_0 a l_2 (cuadros rojos) y dados los parámetros regionales l_1 a l_2 (estrellas verdes) para Caso 1 $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$ del Golfo de California.	95
Figura 62. Comparación de reflectancias medidas y modeladas mostrando dados los parámetros l_1 y l_2 indicados en Garver y Siegel (1997) (círculos azules), dados los parámetros regionales l_0 a l_2 (cuadros rojos) y dados los parámetros regionales l_1 a l_2 (estrellas verdes) para los datos Caso 2 $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$ del Golfo de California.	96
Figura 63. Comparación de la magnitud del coeficiente de absorción del material disuelto $a_g(\lambda_0)$ medido y modelado utilizando los parámetros propuestos por Garver y	

Siegel (1997) (rombo), los obtenidos con un ajuste a un polinomio de orden dos con término independiente I_0 (cuadros) y sin término independiente (triángulos) para todos los datos (a) y para los datos separados en Caso 1 y Caso 2 (b). El error cuadrático medio se presenta en la Tabla 15.	98
Figura 64. Comparación del parámetro κ , magnitud del coeficiente de absorción del fitoplancton, medido y modelado utilizando los parámetros propuestos por Garver y Siegel (1997) (rombo), los obtenidos con un ajuste a un polinomio de orden dos con término independiente I_0 (cuadros) y sin término independiente (triángulos) para todos los datos (a) y para los datos separados en Caso 1 y Caso 2 (b). El error cuadrático medio se presenta en la Tabla 15.	99

Índice de tablas

Tabla 1. Estaciones en el Golfo de California en junio de 2008. La ubicación de las estaciones se presenta en la figura 8. En cada caso se indica el sensor con el que se obtuvo la información.	15
Tabla 2. Fechas de toma de muestras de agua en la estación ANTARES para obtener el coeficiente de absorción del fitoplancton y del material disuelto.....	17
Tabla 3. Parámetros regionalizados a ANTARES y parámetros sugeridos por Carder <i>et al.</i> (1999).	45
Tabla 4. Error cuadrático medio entre datos medidos y modelados de absorción del fitoplancton a las 4 longitudes de onda de interés y utilizando tres conjuntos de parámetros: los propuestos por Carder <i>et al.</i> (1999), los obtenidos por regresión lineal y los obtenidos por el método de Marquardt-Levenberg para datos de la estación ANTARES.....	46
Tabla 5. Parámetros regionalizados para el Golfo de California y parámetros sugeridos por Carder <i>et al.</i> (1999).....	51
Tabla 6. Error cuadrático medio entre datos medidos y modelados de absorción del fitoplancton a las 4 longitudes de onda de interés y utilizando tres conjuntos de parámetros: los propuestos por Carder <i>et al.</i> (1999), los obtenidos por regresión lineal y los obtenidos por el método de Marquardt-Levenberg para datos del Golfo de California.	52
Tabla 7. Error cuadrático medio (RMS) para el coeficiente de absorción medido y modelado considerando diferentes valores de la triple razón de retroesparcimiento. Se destaca en rojo el error más pequeño.	70

Tabla 8. Magnitud $a_g(\lambda_0)$ que al multiplicar por la forma espectral $e^{S(\lambda-\lambda_0)}$ para $\lambda_0 = 400 \text{ nm}$, $S = 0.011 \text{ nm}^{-1}$ en ANTARES y $S = 0.0102 \text{ nm}^{-1}$ en el Golfo de California modela la absorción por el material disuelto $a_g(\lambda)$. Se obtuvo el error cuadrático medio entre los datos modelados y medidos.	76
Tabla 9. Magnitud κ que, al multiplicar por la forma espectral $a_\phi^*(\lambda)$, modela el coeficiente de absorción por el fitoplancton $a_\phi(\lambda)$. Se obtuvo el error cuadrático medio entre los datos modelados y medidos.	79
Tabla 10. Error cuadrático medio entre la reflectancia medida y modelada para cada una de las estaciones del Golfo de California considerando ambos términos (lineal y cuadrático) y únicamente el término lineal.	84
Tabla 11. Parámetros l_1 y l_2 calculados para cada estación por el método de mínimos cuadrados de Marquardt-Levenberg. En verde se destaca las estaciones identificadas como Caso 2 en las que $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$	87
Tabla 12. Error $R2$ de los ajustes de orden 1 a orden 5 para todos los datos, datos Caso 1 $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$ y datos Caso 2 $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$ considerando parámetros de l_0 a l_5	90
Tabla 13. Error $R2$ de los ajustes de orden 1 a orden 5 para todos los datos, datos Caso 1 $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$ y datos Caso 2 $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$ considerando parámetros de l_1 a l_5	93
Tabla 14. Error cuadrático medio entre datos medidos y con los parámetros propuestos por Garver y Siegel (1997) para todos los datos, con los obtenidos con un ajuste a un polinomio de orden 2 con término independiente y sin término independiente l_0 para todos los datos, y separando en Caso 1 $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$ (orden 3 con l_0 y 2 sin l_0) y Caso 2 $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$ (orden 5 con y sin l_0). Se destaca en rojo el error más pequeño.	97
Tabla 15. Error cuadrático medio entre datos medidos y predichos con el algoritmo de Garver y Siegel (1997).	98
Tabla 16. Comparación entre tres algoritmos semianalíticos.	105

1 Introducción

El océano cubre alrededor de tres cuartas partes de la superficie terrestre. Debido a su extensión, el estudio de sus propiedades es muy complejo. Los sensores remotos han permitido estudiar las propiedades y los fenómenos del océano a una escala sinóptica y, a la vez, generar series de tiempo. El uso de los sensores remotos para el estudio de las variables oceanográficas se ha centrado en propiedades físicas como la temperatura y la altimetría, y biológicas como la concentración de clorofila *a* (Chl-*a*), indicador de la biomasa de fitoplancton en el agua de mar (Martin, 2004).

El estudio de la distribución global y regional del fitoplancton en el océano es de gran importancia a nivel mundial. Estos organismos juegan un papel fundamental en el ciclo del carbono que es un tema de actualidad debido al cambio climático. El fitoplancton es la base de la cadena alimenticia en el océano y, por lo tanto, su distribución y desarrollo afecta a todas las especies oceánicas que tienen importancia económica, ecológica o ambas en nuestra sociedad (Millán Nuñez *et al.*, 1997).

La presencia de pigmentos y otros componentes en el agua de mar determina el color de la misma. Conforme aumenta la biomasa de fitoplancton, el color del agua varía de azul a verde (Morel y Maritorena, 2000). Con base en esta premisa, se produce el desarrollo de los sensores de color del océano (Clark *et al.*, 1970) con el objetivo de obtener medidas de la concentración de Chl-*a* y también de la productividad primaria en todos los océanos del globo (IOCCG, 1998).

El color del océano se ha utilizado fundamentalmente para la determinación de campos sinópticos de Chl-*a* (IOCCG, 2006). Sin embargo, el fitoplancton y, por ende, la concentración de Chl-*a*, representan tan solo uno de los constituyentes del agua de mar. Se ha sugerido ampliar el uso de datos de color del océano para estudiar las propiedades ópticas del agua de mar puesto que estas se pueden utilizar para determinar parámetros biogeoquímicos de interés en la oceanografía (IOCCG, 1999).

2 Antecedentes

2.1 Color del océano

A pesar de que el color del océano ha sido uno de los parámetros descritos desde hace más de tres siglos, se le ha medido de manera cuantitativa desde 1890 (Wernand y Van Der Woerd, 2010a). A finales del siglo XIX se introdujo la escala de Forel-Ule para clasificación de aguas naturales por color y se le considera el primer dispositivo remoto de color del océano (Wernand y Van Der Woerd, 2010b). Es a partir de finales de los 70's que se inició la colecta de datos de color del océano de manera masiva a través de sensores. El Coastal Zone Color Scanner (CZCS) fue el primer sensor desarrollado para monitorear el color del océano y fue lanzado en 1978 por la NASA (National Aeronautic and Space Administration), (IOCCG, 2000) permitiendo inferir la concentración de pigmentos en las aguas superficiales. Los sensores que surgieron después del CZCS no fueron réplicas, sino instrumentos con diferentes capacidades (IOCCG, 1998; O'Reilly *et al.*, 1998). Los sensores que han seguido al CZCS son SeaWiFS (Seaviewing Wide Field of view Sensor), OCM (Ocean Color Monitor), MERIS (MEdium Resolution Imaging Spectrometer), MODIS (Moderating Resolution Imaging Spectroradiometer), VIRRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite), y HICO (Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean) entre otros (http://www.ioccg.org/sensors_ioccg.html).

La relación entre color del océano y concentración de pigmentos se realiza a través de algoritmos matemáticos. En un principio, se desarrollaron algoritmos empíricos que estimaban la concentración de Chl-*a* a partir del color del océano mediante regresiones estadísticas (O'Reilly *et al.*, 1998). Conforme aumentó el conocimiento acerca del campo de luz en el océano se desarrollaron nuevos modelos con bases teóricas y utilizando nuevas herramientas matemáticas capaces de resolver problemas no lineales de varias variables (Gordon *et al.*, 1988; Morel, 1988; Sathyendranath *et al.*, 1989; Bricaud *et al.*, 1995). Estos algoritmos, que combinan el conocimiento de la física con la biológica, se denominan algoritmos semianalíticos (Morel y Prieur, 1977 ; Carder *et al.*, 1986).

Los algoritmos empíricos, en general, producen mejores resultados que los semianalíticos para la estimación de Chl-*a* (O'Reilly *et al.*, 1998) y los parámetros

dentro de los algoritmos no tienen un significado físico o biológico. Los algoritmos semianalíticos utilizan las bases teóricas de la física y la biología y también relaciones empíricas que permiten ajustar o parametrizar ciertas partes del modelo. Este tipo de algoritmos permite inferir la concentración de Chl-*a* pero, también, dan información que se puede utilizar para determinar las propiedades ópticas inherentes de los cuerpos de agua las cuales dan información acerca de la biogeoquímica de la zona (IOCCG, 2006).

Debido a que los algoritmos requieren datos *in situ* para ajustarlos, se ha hecho necesario el desarrollar bases de datos globales, como la disponible en SeaWiFS Bio-optical Archive and Storage System (SeaBASS) y el conjunto de datos sintéticos simulados por Hydrolight (Mobley, 1995). Sin embargo, las relaciones empíricas propuestas en los algoritmos pueden cambiar con la estación, la geografía y la temperatura de la superficie del mar (Martin, 2004). O'Reilly *et al.* (1998) menciona que al manejar datos a escala local o regional se limita la variabilidad de los procesos biológicos y, en consecuencia, se pueden resolver o cancelar algunos problemas de parametrización, por lo tanto, tomar en cuenta la variabilidad ecológica regional en los algoritmos mejora los resultados (Bricaud *et al.*, 1995).

Como se ha mencionado anteriormente, las características ópticas varían espacial y temporalmente debido a las interacciones entre organismos y su ambiente, por lo cual, se ha visto la necesidad de repartir los océanos en provincias biogeoquímicas, esto es, en regiones que presentan un patrón similar en la variabilidad de dichas características (Longhurst, 2006, Devred *et al.*, 2007, Callejas-Jimenez *et al.*, 2011).

2.2 La física del problema

La luz se puede describir como una onda de frecuencia ν y con una longitud de onda λ . La radiancia ($L(\lambda)$) es la propiedad fundamental que se utiliza para la descripción de la luz en términos radiométricos, esto es, como la energía contenida en un rayo de luz con una dirección particular. Por tanto, se mide como la cantidad de energía por unidad de tiempo por unidad de área en un cono de ángulo sólido. Por otro lado, se denomina irradiancia ($E(\lambda)$) a la potencia por unidad de superficie.

Sea $F_s(\lambda)$ la irradiancia solar incidente en la parte superior de la atmósfera. Esta irradiancia llega a la superficie del océano después de haber sufrido una serie de modificaciones debido a su interacción con los constituyentes atmosféricos (Bastidas Salamanca, 2010). En este punto se le denomina irradiancia incidente ($E_d(\lambda, z)$), la cual, a su vez, penetra en el océano y tras sufrir procesos de absorción y esparcimiento regresa a la atmósfera. A la irradiancia emergente desde la superficie del océano se le denota $E_u(\lambda, z)$. Un sensor remoto detecta la irradiancia que le llega en una determinada dirección, esto es, mide la radiancia $L(\lambda)$ (Fig. 1). Si se considera un océano plano, con el Sol en el zenit y en ausencia de atmósfera, la radiancia que sale del agua es una radiancia normalizada se denota como $nL_w(\lambda)$ (Gordon y Voss, 1999).

La relación entre la luz que incide en la superficie de la atmósfera y la que emerge bajo las condiciones anteriores se denomina reflectancia satelital ($R_{rs}(\lambda)$) y está dada por

$$R_{rs}(\lambda) \equiv \frac{nL_w(\lambda)}{F_s(\lambda)} \quad (1)$$

Asimismo, se denomina reflectancia irradiancia a la razón entre $E_u(\lambda, z)$ y $E_d(\lambda, z)$

$$R(\lambda, z) \equiv \frac{E_u(\lambda, z)}{E_d(\lambda, z)} \quad (2)$$

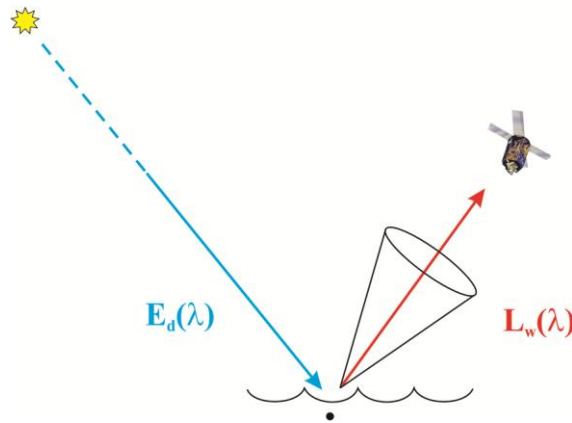


Figura 1. Ilustración de la irradiancia incidente ($E_d(\lambda)$) y la radiancia emergente del agua de mar ($L_w(\lambda)$).

Ambas reflectancias relacionan la cantidad de luz incidente con la emergente en la superficie del océano. Las modificaciones que sufre la energía de la luz dentro del océano son ocasionadas por los procesos de absorción y esparcimiento producidos por la presencia de los constituyentes del agua de mar. A estos procesos se les denomina propiedades ópticas inherentes del agua de mar.

2.3 Propiedades ópticas del agua de mar

Las propiedades ópticas inherentes del agua de mar (POIs) son aquellas que dependen de los constituyentes del medio y no del campo de luz. Las POIs son el coeficiente de absorción ($a(\lambda)$) y el coeficiente de esparcimiento ($b(\lambda)$) de la luz. Una muestra de agua tiene ciertas propiedades ópticas inherentes haya o no luz alrededor. Entonces, las POIs dependen de los constituyentes del agua de mar, en particular, dependen de la composición, concentración y distribución de tamaño de estos (Mobley, 1994).

Cuando la luz interactúa con la materia, su energía puede ser convertida en energía mecánica, calorífica o química a través de la absorción (Fig. 2) o puede cambiar su dirección, proceso denominado esparcimiento (Fig. 3).

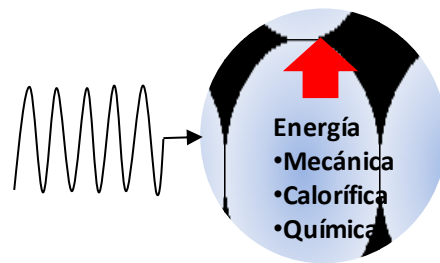


Figura 2. Cuando la luz, representada por una onda, llega a una partícula, entra a la misma y es absorbida, aumentando la energía de la partícula.

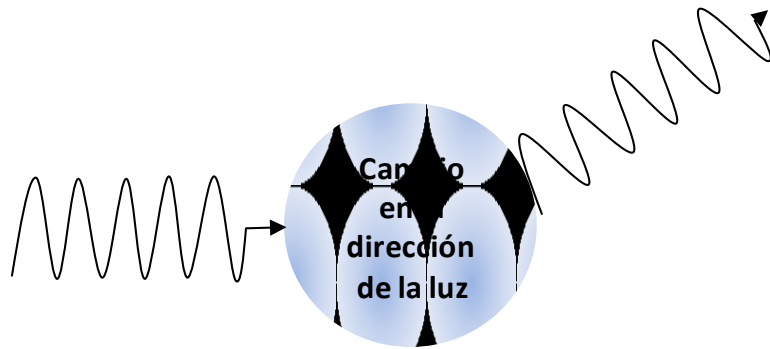


Figura 3. Cuando la luz, representada por una onda, llega a una partícula, entra a la misma y es esparcida, cambiando su dirección y su energía.

Los constituyentes del agua de mar que afectan a los procesos de absorción y esparcimiento son el agua pura, el fitoplancton, el material inorgánico u orgánico suspendido (material particulado no vivo) y la materia orgánica disuelta cromofórica o CDOM (Coloured Dissolved Organic Matter) (IOCCG,2000) (Fig. 4).

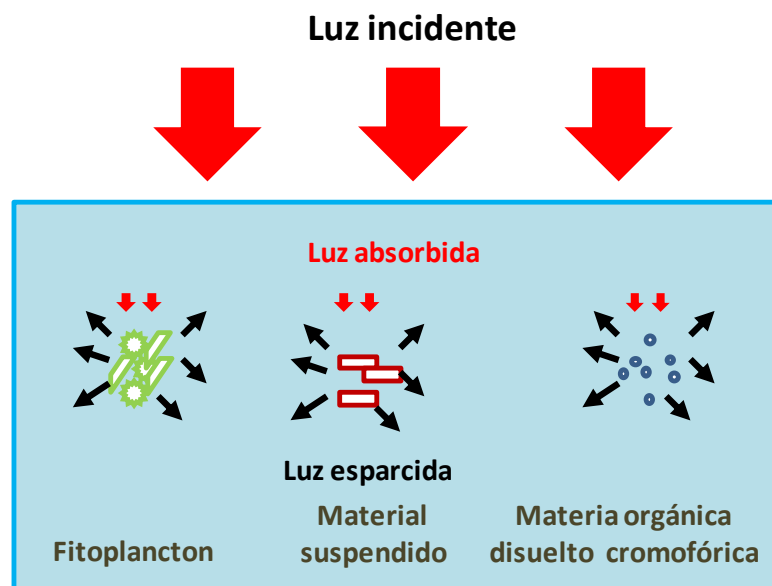


Figura 4. Constituyentes del agua de mar que, junto con el agua misma, producen los procesos de absorción y esparcimiento en el océano.

2.3.1 Coeficiente de absorción

El coeficiente de absorción varía en función de la suma de los elementos individuales del agua de mar que son el agua pura ($a_w(\lambda)$), el material particulado ($a_p(\lambda)$) que, a su vez, está compuesto por el fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$) y por el material particulado suspendido no-vivo ($a_d(\lambda)$), y por último, $a_g(\lambda)$ es el del material orgánico disuelto cromofórico

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_p(\lambda) + a_g(\lambda) = a_w(\lambda) + a_\phi(\lambda) + a_d(\lambda) + a_g(\lambda) \quad (5)$$

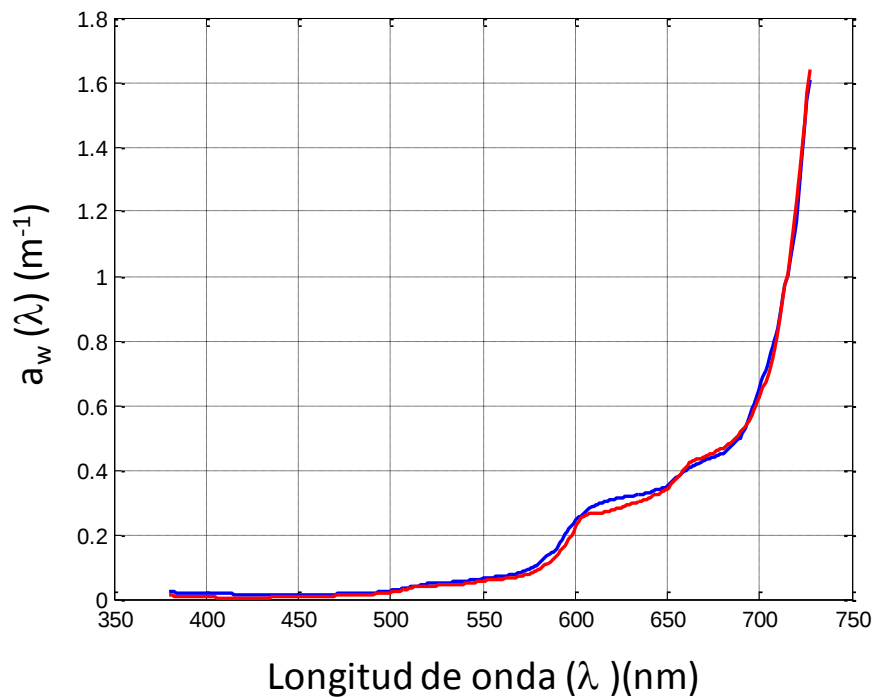


Figura 5. Espectro del coeficiente de absorción del agua pura ($a_w(\lambda)$) de acuerdo a Pope y Fry (1997) (rojo) y a Smith y Baker (1981) (azul).

Las características del coeficiente de absorción del agua pura, $a_w(\lambda)$, como el primer constituyente del agua de mar, se describen en Smith y Baker (1981) y Pope y Fry (1997) (Fig. 5). Pegau y Zaneveld (1993) describen variaciones en el espectro del coeficiente de absorción con la temperatura y la salinidad concluyendo que el espectro de $a_w(\lambda)$ es válido para el agua de mar dado que el efecto de la sal no es importante en el dominio de las longitudes de onda del visible y la temperatura se puede mantener constante en un laboratorio.

En el océano hay miles de especies de fitoplancton (Tett y Barton, 1995; Jeffrey y Vesk, 1997). Estas especies tienen diversos tamaños, formas y propiedades fisiológicas (IOCCG, 2000). La concentración de Chl-*a* se utiliza como índice de la biomasa fitoplanctónica, sin embargo, existen pigmentos auxiliares en las células. La composición de pigmentos en una muestra de agua puede variar de acuerdo a la estructura de la comunidad y del estado fisiológico de la célula (Morel y Bricaud, 1981; Spinrad y Brown, 1986; Ciotti *et al.*, 2002; Eisner *et al.*, 2003; Bricaud *et al.*, 2004; Barocio-León *et al.*, 2006; Ciotti y Bricaud, 2006; Devred *et al.*, 2006; Hirata *et al.*, 2008). El coeficiente de absorción por el fitoplancton está dado por la composición y concentración de los diversos pigmentos. Cada pigmento tiene un espectro de absorción diferente y, por ende, cada especie en sus diferentes estados fisiológicos tendrá un espectro de absorción diferente.

En el espectro de absorción de la Chl-*a*, pigmento presente en todas las células fitoplanctónicas, hay dos máximos (Fig. 6), a 440 nm (azul) y a 675 nm (rojo) (Mobley *et al.*, 2010). Barocio Leon, *et al.* (2006) estudiaron las variaciones en la forma de $a_\phi(\lambda)$ en las aguas frente a la Península de Baja California, encontrando que esta se relacionaba a la variabilidad en la composición de pigmentos y la estructura y tamaño de la comunidad fitoplanctónica.

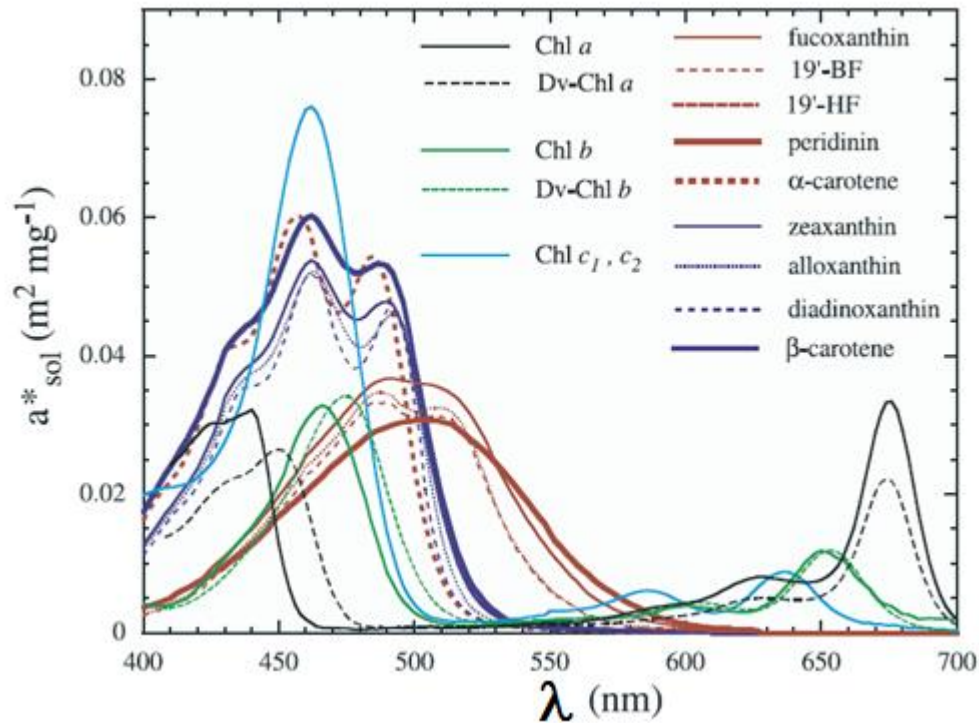


Figura 6. Espectro de absorción de diferentes pigmentos del fitoplancton normalizado con la concentración de Chl-a. Tomado de Bricaud *et al.* (2004).

El material inorgánico particulado o suspendido se refiere a sedimento en suspensión y su influencia se considera limitada a zonas costeras. Bukata *et al.* (1995) discute la absorción de estos materiales en detalle indicando que su coeficiente de absorción depende del tamaño de las partículas, la distribución del tamaño de estas así como de su índice de refracción. Sin embargo, el espectro de absorción varía poco y disminuye de manera exponencial con la longitud de onda.

De igual manera, el coeficiente de absorción del material orgánico suspendido no-vivo y de material orgánico disuelto cromofórico varían de manera exponencial decreciendo con la longitud de onda (IOCCG, 2000 y referencias dentro de él). Así, la ecuación 5 se puede expresar como la sumatoria de tres términos: $a_w(\lambda)$, $a_\phi(\lambda)$ y $a_g(\lambda)$, donde $a_g(\lambda)$ va a incluir a todos los constituyentes que tienen el mismo

espectro de absorción, esto es, detrito y CDOM, y está descrito por la siguiente ecuación

$$a_g(\lambda) = a_g(\lambda_0)e^{-S(\lambda-\lambda_0)} \quad (6)$$

donde λ_0 es una longitud de onda de referencia y S es un parámetro determinado de manera empírica que representa la pendiente de la exponencial (Garver y Siegel, 1997; Carder *et al.*, 1999; Barnard *et al.*, 1999).

2.3.2 Coeficiente de esparcimiento

El coeficiente de esparcimiento ($b(\lambda)$) se separa en dos componentes, el coeficiente de esparcimiento hacia adelante ($b_f(\lambda)$) y en el coeficiente de retroesparcimiento ($b_b(\lambda)$) en función de la dirección del rayo de luz incidente. Preisendorfer (1967) , Gordon *et al.* (1975) y Morel y Prieur (1977) encontrar que $R_{rs}(\lambda)$ es proporcional a $b_b(\lambda)$, por lo cual, para el estudio de las POIs del agua de mar $b_b(\lambda)$ es la porción que se toma en cuenta.

El coeficiente de retroesparcimiento, al igual que el de absorción, se puede separar como la suma del efecto de los constituyentes del agua de mar, esto es, el producido por el agua ($b_{bw}(\lambda)$) (Fig. 7) y por las partículas ($b_{bp}(\lambda)$). En agua pura, el $b_{bw}(\lambda)$ es simétrico y corresponde a la mitad del coeficiente de esparcimiento total ocasionado por el agua. El coeficiente de esparcimiento del agua pura ($b_w(\lambda)$) se describe en Smith y Baker (1981) y Morel y Maritorena (2001). Existe una dependencia con la salinidad. El $b_w(\lambda)$ tiene un forma espectral de λ^{-Y} donde Y toma un valor de 4.286 para agua pura y 4.306 para agua con salinidad de hasta 40 ‰ (Zhang *et al.*, 2009).

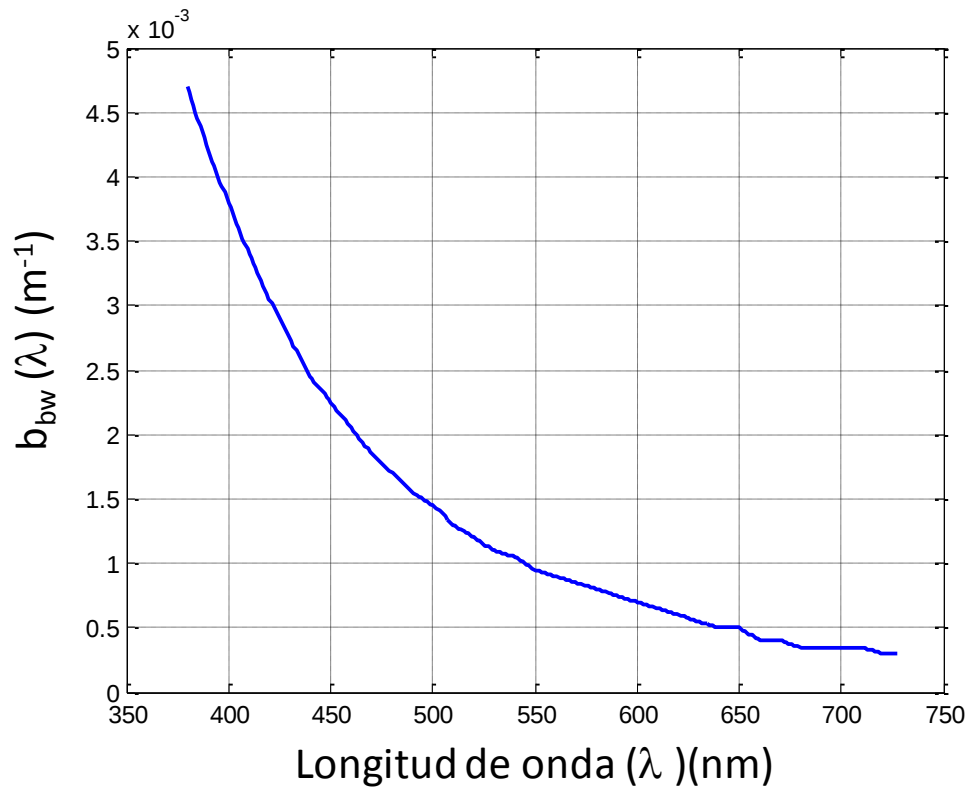


Figura 7. Espectro de retroesparcimiento o backscattering ($b_{bw}(\lambda)$) del agua pura de acuerdo a Smith y Baker (1981).

El retroesparcimiento producido por las partículas depende del tamaño, forma y del índice de refracción interno de las mismas. Bukata *et al.* (1995) muestran, para aguas de tres ríos, que el retroesparcimiento de las partículas inorgánicas suspendidas es proporcional a λ^{-Y} para valores de Y variando de 0 a 2, lo que también se ha descrito en otros trabajos (Morel, 1973). A Y se le conoce como forma espectral y toma valores de 0 en aguas turbias y 2 en oligotróficas (Carder *et al.*, 1999).

El $b_{bp}(\lambda)$ producido por el fitoplancton es menor al de otras partículas oceánicas debido a su alto contenido de agua y fuertes propiedades de absorción (Aas, 1996) a excepción hecha de los cocolitofóridos (Balch *et al.*, 1996). Morel y Ahn (1991) mencionan que organismos tales como virus y bacterias pueden ser responsables de la mayor parte del $b_{bp}(\lambda)$ observado en aguas oceánicas. Garver y Siegel (1997)

discuten modelos para $b_{bp}(\lambda)$ basados en la concentración de Chl- a , el coeficiente de atenuación y el diámetro de las bacterias.

Como se describió anteriormente, los coeficientes de absorción y esparcimiento varían en función de los constituyentes del agua de mar que, a su vez, varían espacialmente. Debido a ello, se propuso una clasificación de las aguas en base a las propiedades ópticas de sus constituyentes como aguas Caso 1 y Caso 2 (Morel, 1988; Morel & Prieur, 1977). Aunque las definiciones de estas no son uniformes, se ha aceptado que las POIs en aguas Caso 1 se describen de manera adecuada por el fitoplancton y las propiedades ópticas de sus constituyentes varían con el mismo, mientras que en las Caso 2 son importantes otros componentes como el material inorgánico suspendido y el CDOM (IOCCG, 2000; Mobley *et al.*, 2004).

2.4 Algoritmos

La relación entre la reflectancia satelital $R_{rs}(\lambda)$ y las POIs ha sido descrita por algoritmos matemáticos. Se inicia con la idea básica de Preisendorfer (1967) y Morel y Prieur (1977) quienes encontraron que la $R_{rs}(\lambda)$ es proporcional a $b_b(\lambda)$ e inversamente proporcional a $a(\lambda)$ con un factor de proporcionalidad g en sr^{-1} .

$$R_{rs}(\lambda) = g \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda)} \quad (7)$$

La interpretación, valores y condiciones de este factor g varían entre los múltiples algoritmos (Barnard, *et al.*, 1999; Carder *et al.*, 1999; IOCCG, 2000; IOCCG, 2006). En IOCCG (2000) y Lee *et al.* (1994), entre otros, se propone la relación

$$R_{rs}(\lambda) = g \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \quad (8)$$

Esta expresión se transforma en la ecuación (7) cuando $b_b(\lambda) \ll a(\lambda)$, lo que se cumple en aguas Caso 1. Garver y Siegel (1997) proponen una relación cuadrática de la forma

$$R_{rs}(\lambda) = \sum_{i=1}^2 l_i \left[\frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \right]^i \quad (9)$$

donde l_i son constantes.

Se le llama problema directo al utilizar las POIs para encontrar la reflectancia remota. La inversión del problema es determinar las propiedades bio-ópticas del agua de mar a partir del espectro de radiancia emergente. Zaneveld (1973) mostró que la radiancia se puede invertir para obtener las POIs, sin embargo, esto no se ha hecho ya que se debe conocer la distribución de la radiancia y su derivada respecto a la profundidad (IOCCG, 2006). Los sensores remotos permiten conocer la radiancia en la superficie y en pocas direcciones por lo cual la inversión depende de aproximaciones. Así, se han desarrollado diversas herramientas matemáticas que permitan la inversión del modelo para calcular las POIs o la concentración de Chl- a . Los algoritmos que relacionan la radiancia emergente con los constituyentes del agua de mar se pueden clasificar en tres grupos (Morel y Gordon, 1980, O'Reilly *et al.*, 1998):

- Algoritmos empíricos: Se basan en ecuaciones empíricas derivadas de la relación estadística entre la radiancia y la clorofila y los más utilizados en la actualidad en el procesamiento estándar de imágenes globales son el OC4 (SeaWiFS), OC3 (MODIS) y OC3M (MERIS).
- Algoritmos semianalíticos o semiempíricos: Utilizan el creciente conocimiento de las POIs para plantear modelos analíticos o teóricos que se parametrizan de manera empírica (O'Reilly *et al.*, 1998) y permiten determinar las propiedades de absorción y esparramiento de la luz en el agua (Garver y Siegel, 1997; Carder *et al.*, 1999; Barnard *et al.*, 2004). Este tipo de algoritmos permiten inferir las POIs a partir de $R_{rs}(\lambda)$ como se muestra en las ecuaciones (7) a (9). Así, datos de $R_{rs}(\lambda)$ se pueden utilizar para inferir otros parámetros como lo es la concentración de carbono orgánico particulado (Stramski *et al.*, 1999).
- Algoritmos analíticos: Relacionan de manera teórica la radiancia o irradiancia con la concentración de los constituyentes del agua de mar.

Como se mencionó anteriormente, los algoritmos empíricos dan un mejor resultado pero con un único producto: la concentración de Chl- a . Los algoritmos semianalíticos, a pesar de tener mayor error, tienen POIs como producto lo que amplía el espectro

de aplicación de los mismos. O'Reilly *et al.* (1998) reconocen que los problemas principales con este tipo de algoritmos son que en la parametrización se requieren varias bandas de radiancia, datos más consistentes y de mejor fidelidad espectral. También, es importante analizar las suposiciones realizadas. Autores como Bricaud *et al.* (1995), O'Reilly *et al.* (1998) , Babin *et al.* (2003), Green y Sosik (2003), Son *et al.* (2005), Longhurst (2006), Devred *et al.* (2007) y Mustapha *et al.* (2012), entre otros, proponen que, para mejorar los resultados obtenidos con los algoritmos se debe tomar en cuenta la variabilidad regional adaptando los algoritmos con datos locales.

En el presente trabajo se analizan tres algoritmos semianalíticos: Garver y Siegel (1997), Barnard *et al.* (1999), y Carder, *et al.* (1999). Estos tres difieren en suposiciones y parametrizaciones. Dichos algoritmos se regionalizan a dos zonas: Pacífico Norte de México frente a Baja California (ANTARES) y Golfo de California (Fig. 8). Los resultados de la parametrización con datos locales se comparan entre sí y con los resultados de estos tres trabajos. Los algoritmos se invierten para obtener POIs y comparar datos medidos con predicciones y, así, poder establecer las diferencias en la aplicación de los tres algoritmos semianalíticos.

3 Metodología

3.1 Datos

Los datos que se han utilizado en este trabajo fueron obtenidos y procesados por el grupo de Ecología del fitoplancton de la Facultad de Ciencias Marinas, de la Universidad Autónoma de Baja California (grupo POPEYE). La metodología utilizada para la toma y tratamiento de los datos se describe en Bastidas Salamanca (2010) y Santander Cruz (2012). Se cuenta con datos del Golfo de California de $R_{rs}(\lambda)$ satelital para λ de 412, 443, 488, 531, 551 y 667 nm (SeaWiFS y MODIS), datos medidos *in situ* con un espectroradiómetro de tipo SIMBADA para λ de 412, 443, 490, 510, 560 y 670 nm y $a_\phi(\lambda)$ y $a_d(\lambda)$ (Tabla 1).

Tabla 1. Estaciones en el Golfo de California en junio de 2008. La ubicación de las estaciones se presenta en la figura 8. En cada caso se indica el sensor con el que se obtuvo la información.

Estación	Fecha	Sensor
K05	11	MODISAqua
O01	14	SeaWiFS
O07	13	MODISAqua: Falta dato para 667 nm
P02	14	SeaWiFS
P03	14	SeaWiFS
Q06	15	MODISAqua
Q07	15	MODISAqua
R03	16	MODISAqua

Para realizar las parametrizaciones con datos de otra región, se utilizaron los datos de $a_\phi(\lambda)$, $a_d(\lambda)$ y $a_g(\lambda)$ tomados en la estación ANTARES, ubicada en el Pacífico mexicano (Fig. 8). En la Tabla 2 se listan las fechas en las que tomaron los datos (Santander Cruz, 2012).

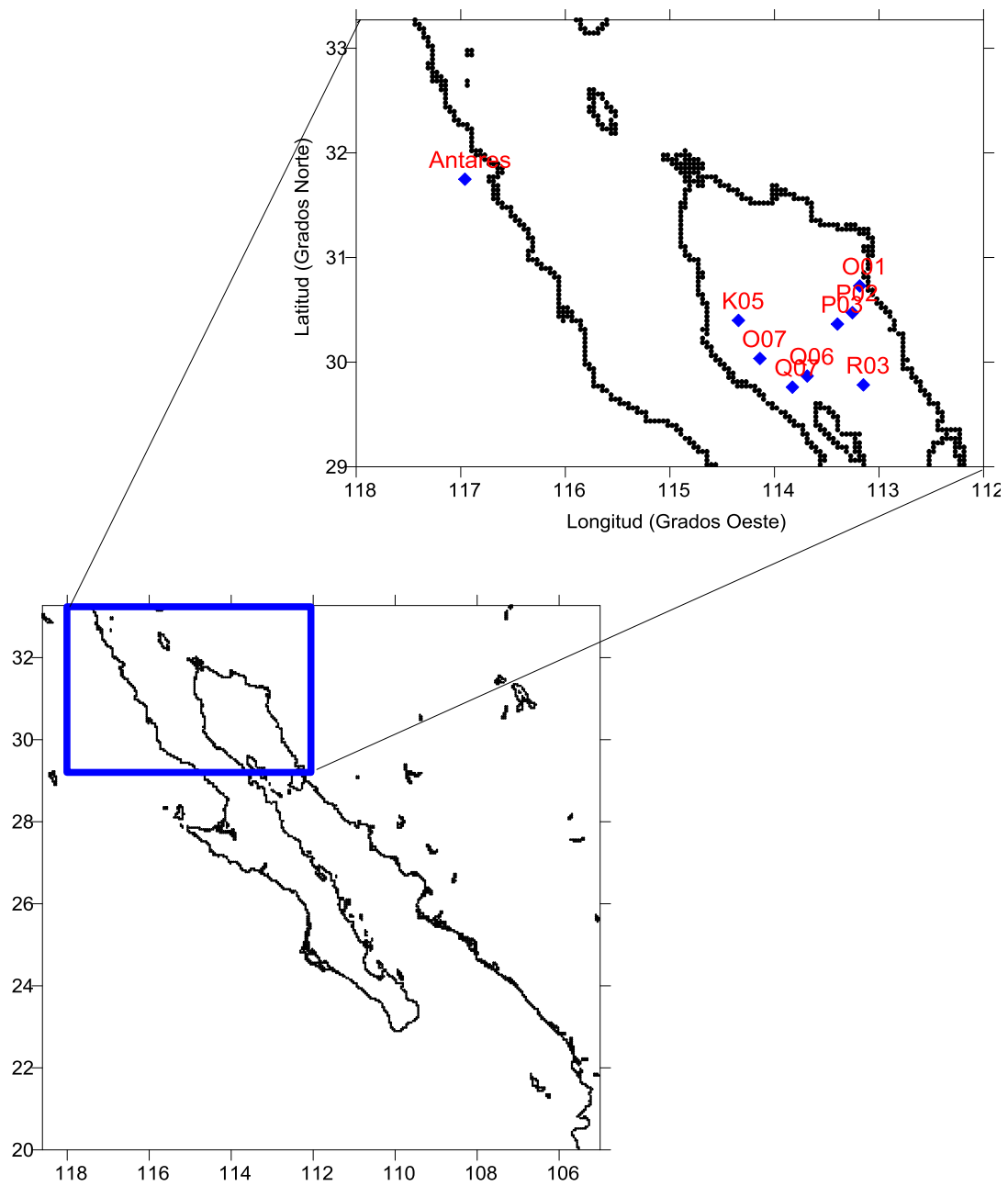


Figura 8. Área de estudio.

Tabla 2. Fechas de toma de muestras de agua en la estación ANTARES para obtener el coeficiente de absorción del fitoplancton y del material disuelto.

6 noviembre, 2008
16 enero, 2009
26 marzo, 2009
18 abril, 2009
28 mayo, 2009
30 julio, 2009
12 mayo, 2010
31 agosto, 2010
27 octubre, 2010
26 noviembre, 2010

3.2 Método de inversión

La parametrización de los algoritmos se realizó mediante los métodos de la inversa generalizada o mínimos cuadrados de Gauss Newton y de mínimos cuadrados amortiguados de Marquardt-Levenberg, los cuales se describen a continuación.

Para representar un conjunto de datos mediante una función, es necesario encontrar los parámetros de la función que hacen que la diferencia entre datos medidos y datos modelados sea mínima. Existen muchos métodos para calcular estos parámetros basados en minimizar dicha diferencia.

Sea y un conjunto de n datos que se pueden representar como

$$y = f(p) \quad (10)$$

donde p es el vector que contiene los m parámetros de la función f . Generalmente, estos son problemas sobredeterminados ya que el número de datos (n) es mayor que el número de parámetros (m). La obtención de los parámetros que producen el mejor ajuste utiliza el teorema de Taylor que establece que para una función continua con $s + 1$ derivadas continuas en un intervalo que contiene al número a , la función $f(x)$ se puede expresar como

$$f(x) = \sum_{k=0}^s \frac{f^{(k)}(a)}{k!} (x - a)^k + R_{s+1}(x) \quad (11)$$

donde $R_{s+1}(x)$ es el residuo. De esta manera, la función $f(p)$ alrededor del punto $p = p_0$ que es el vector de parámetros iniciales, se puede expresar como

$$f(p) = f(p_0) + [f^{(1)}(p_0)(p - p_0)] + \cdots + \left[\frac{f^{(s)}(p_0)}{s!} (p - p_0)^s \right] + R_{s+1}(p)$$

Ahora, considerando que los primeros dos términos incluyen la mayor parte de la variabilidad puede establecerse que

$$f(p) = f(p_0) + f^{(1)}(p_0)(p - p_0) + r(p)$$

para un residual $r(p)$, y dado que la función es derivable respecto a todos los parámetros p ,

$$f(p) = f(p_0) + \sum_{k=1}^m \frac{\partial f}{\partial p_k} \delta p + r(p) \quad (12)$$

para m parámetros y $\delta p = p - p_0$, que representa las perturbaciones de los parámetros del problema. Se considera que $r(p) = o(\|\delta p\|^2)$.

La diferencia entre los datos y las predicciones (e) está dada por

$$e = y - f(p) = y - f(p_0) - \sum_{k=1}^m \frac{\partial f}{\partial p_k} \delta p \quad (13)$$

Sea

$$g = y - f(p_0) \quad (14)$$

donde g representa la diferencia entre los datos y el modelo para el vector de parámetros iniciales (p_0), entonces e se puede expresar como

$$e = g - \sum_{k=1}^m \frac{\partial f}{\partial p_k} \delta p$$

donde el Jacobiano (J) está dado por la matriz

$$J = \left\{ \frac{\partial f(p_{0_k})}{\partial p_k} \right\} \quad (15)$$

Por lo tanto, al sustituir en la ecuación (14) se obtiene

$$e = g - J\delta p \quad (16)$$

De aquí se define la función que se quiere minimizar. El objetivo de estos métodos iterativos es que se perturbe un vector de parámetros iniciales (p_0) una cierta cantidad (δp) para que al utilizar la función $f(p)$ y comparar con los datos (y) se determine si ha mejorado o no el resultado hasta encontrar el conjunto de parámetros que mejor represente los datos. El método de mínimos cuadrados de Gauss Newton, también llamado de la inversa generalizada establece que la función (ξ) a minimizar se define como

$$\xi = e^T e = \|g - J\delta p\|^2 \quad (17)$$

Las perturbaciones están dadas por

$$g = J\delta p$$

$$J^T g = J^T J\delta p$$

$$(J^T J)^{-1} J^T g = (J^T J)^{-1} J^T J\delta p$$

donde $(J^T J)^{-1} J^T$ se conoce como la matriz inversa generalizada y $(J^T J)^{-1} J^T J$ es la matriz identidad, entonces

$$\delta p = (J^T J)^{-1} J^T g \quad (18)$$

Así, la iteración de los parámetros es

$$p^{j+1} = p^j + (J^T J)^{-1} J^T g \quad (19)$$

El método de mínimos cuadrados amortiguados, también llamado método de Marquardt-Levenberg o “ridge regression” (Martín Atienza, 2001) establece que la función (ξ) a minimizar se define como

$$\xi = \|\delta p\|^2 + \beta \|e\|^2 \quad (20)$$

donde δp representa el tamaño de las perturbaciones, e el residual y β es el multiplicador de Lagrange que da la importancia relativa de ambos términos (Martín Atienza, 2001) .

$$\xi = \delta p^T \delta p + \beta e^T e$$

$$\xi = \delta p^T \delta p + \beta (g - J\delta p)^T (g - J\delta p)$$

Para minimizar ξ , se deriva respecto a δp y se iguala a cero

$$2\delta p + 2\beta(J^T J\delta p - J^T g) = 0$$

y se despeja δp

$$\beta^{-1}\delta p + \beta^{-1}\beta(J^T J\delta p - J^T g) = 0$$

$$\beta^{-1}\delta p + J^T J\delta p - J^T g = 0$$

$$(\beta^{-1}I + J^T J)\delta p = J^T g$$

donde I es la matriz identidad

$$(\beta^{-1}I + J^T J)^{-1}(\beta^{-1}I + J^T J)\delta p = (\beta^{-1}I + J^T J)^{-1}J^T g$$

$$\delta p = (\beta^{-1}I + J^T J)^{-1}J^T g \quad (21)$$

$(\beta^{-1}I + J^T J)^{-1}J^T$ es la matriz inversa generalizada, por lo tanto, el proceso iterativo estará dado por

$$p^{j+1} = p^j + (\beta^{-1}I + J^T J)^{-1}J^T g \quad (22)$$

β^{-1} es el factor de amortiguación que al ser sumado a $J^T J$ impide que los valores característicos de $J^T J$ sean nulos y, por lo tanto, que la inversión de $\beta^{-1}I + J^T J$ sea más estable (Martín Atienza, 2001). Se recomienda que el factor de amortiguación disminuya en cada iteración haciendo que el método tienda al de mínimos cuadrados de Gauss Newton.

Para analizar el error en los ajustes, se utilizó R^2 que se define como

$$R^2 \equiv 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (23)$$

donde (x_i, y_i) son los datos medidos, N es el número de datos, $\bar{y}$ es el promedio de los datos y $f(x_i)$ representa el valor predicho para x_i . El valor numérico de R^2 indica la bondad del ajuste realizado, siendo 1 el mejor resultado.

Al comparar los datos modelados con un algoritmo con los datos medidos, se utilizó el error cuadrático medio normalizado (RMS) que se define como

$$RMS = \frac{1}{N-2} \sqrt{\sum_{i=1}^N \left(\frac{f(x_i) - y_i}{y_i} \right)^2} \quad (24)$$

Mientras más pequeño sea el valor del RMS, más parecido hay entre los datos medidos y los modelados.

4 Resultados

4.1 Visualización de datos

La descripción, análisis e interpretación de los datos de reflectancia y del coeficiente de absorción se presentan en González Silveira *et al.* (2010) y Santander Cruz (2012) para la estación ANTARES y en Bastidas Salamanca (2010) para los datos del Golfo de California. En las figuras 9 y 10 se muestra un ejemplo del espectro del coeficiente de absorción del material disuelto, fitoplancton y total para ANTARES y el Golfo de California. La figura 11 presenta la radiancia emergente normalizada para 6 longitudes de onda en un mismo día. Por otra parte, la figura 12 muestra nL_w para una longitud de onda y las 5 fechas con las que se trabajó en el Golfo de California. Un ejemplo de los datos de reflectancia se muestra en la figura 12: el espectro de R_{rs} para datos satelitales y datos *in situ* para la estación O01 del Golfo de California.

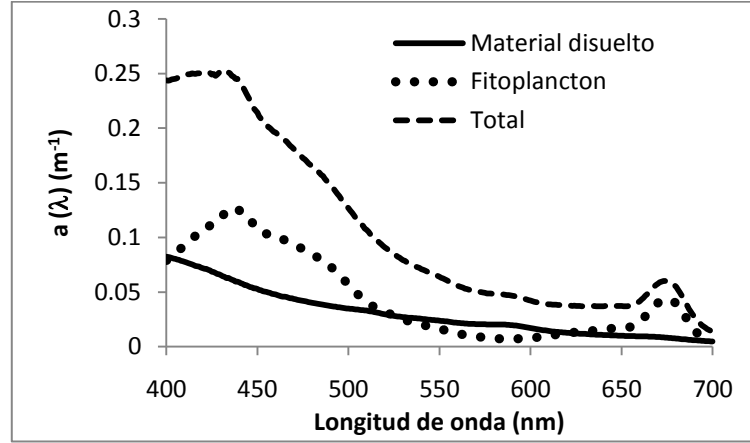


Figura 9. Espectro de absorción del material disuelto ($a_g(\lambda)$), fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$) y total ($a(\lambda)$) para la estación ANTARES el día 26 de marzo del 2009.

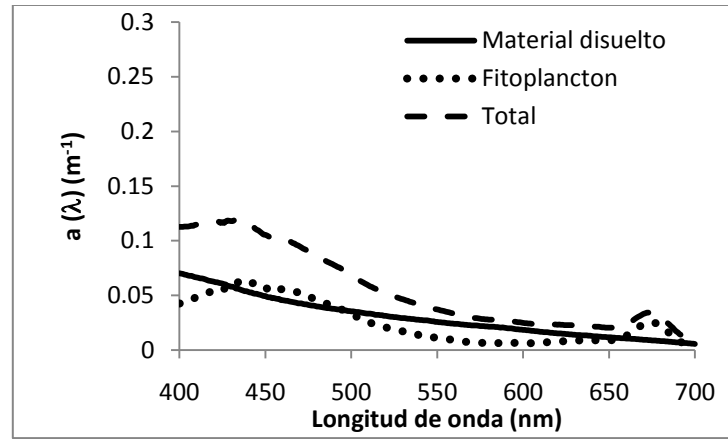


Figura 10. Espectro de absorción del material disuelto ($a_g(\lambda)$), fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$) y total ($a(\lambda)$) para la estación O01 en el Golfo de California el día 14 de junio del 2008.

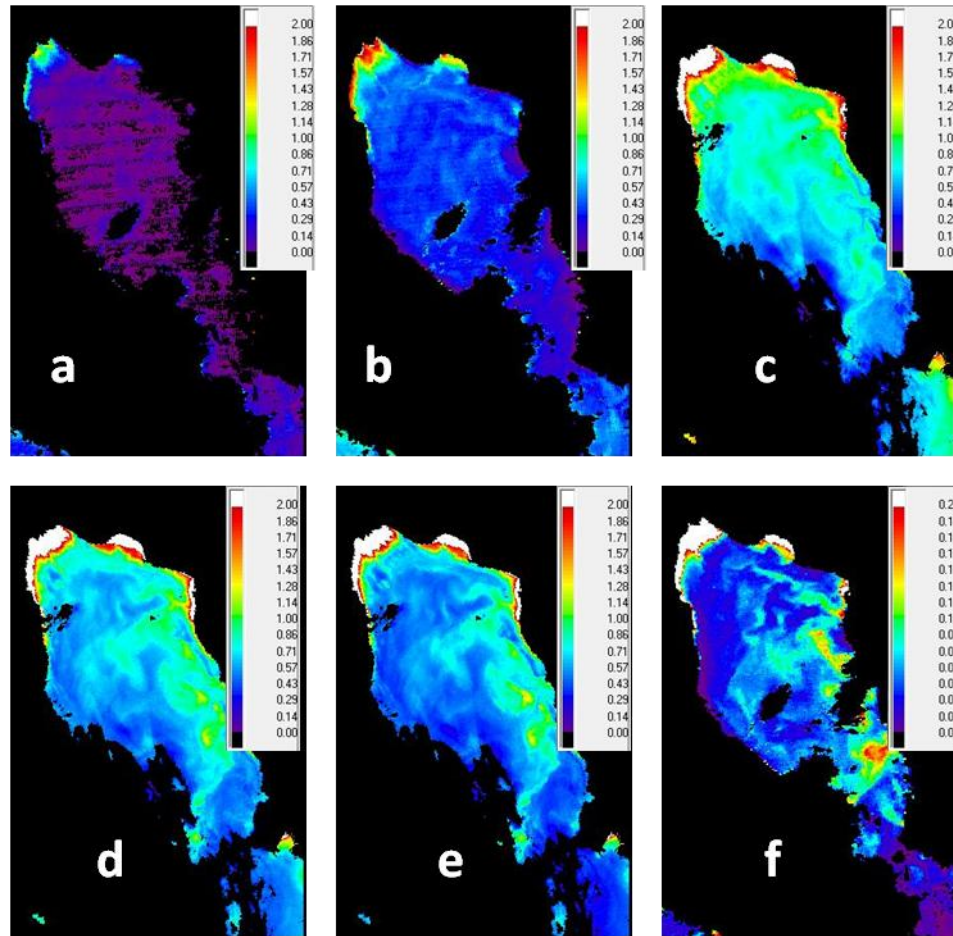


Figura 11. Imágenes de satélite de la radiancia emergente normalizada (nL_w) en $\frac{W}{m^2 sr}$ para el 15 de junio de 2008 a diferentes longitudes de onda (a) 412, (b) 443, (c) 488, (d) 531, (e) 551 y (f) 667 nm.

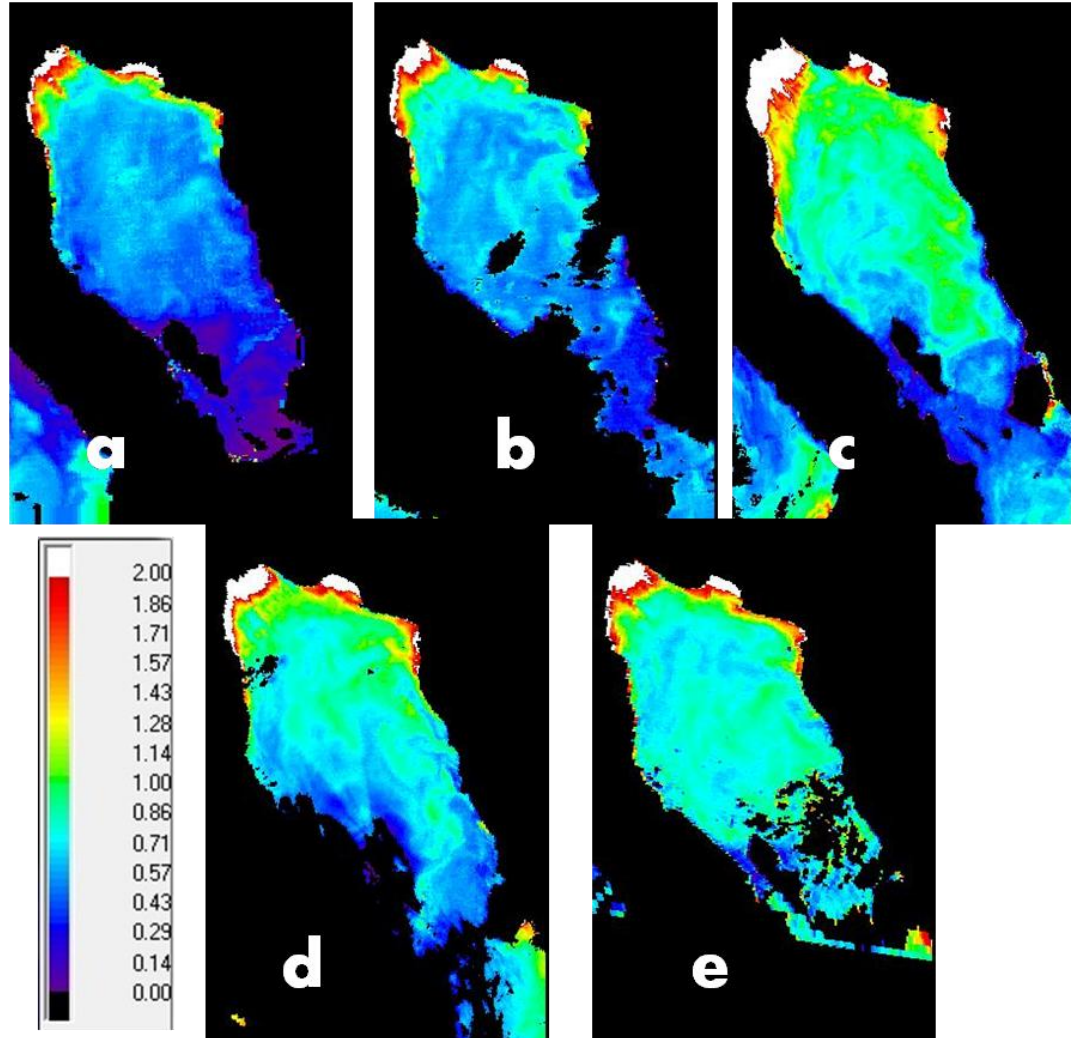


Figura 12. Imágenes de satélite de la radiancia emergente normalizada (nL_w) en $\frac{W}{m^2 sr}$ para 488 nm los días (a) 11 de junio, (b) 13 de junio, (c) 14 de junio, (d) 15 de junio y (e) 16 de junio del 2008.

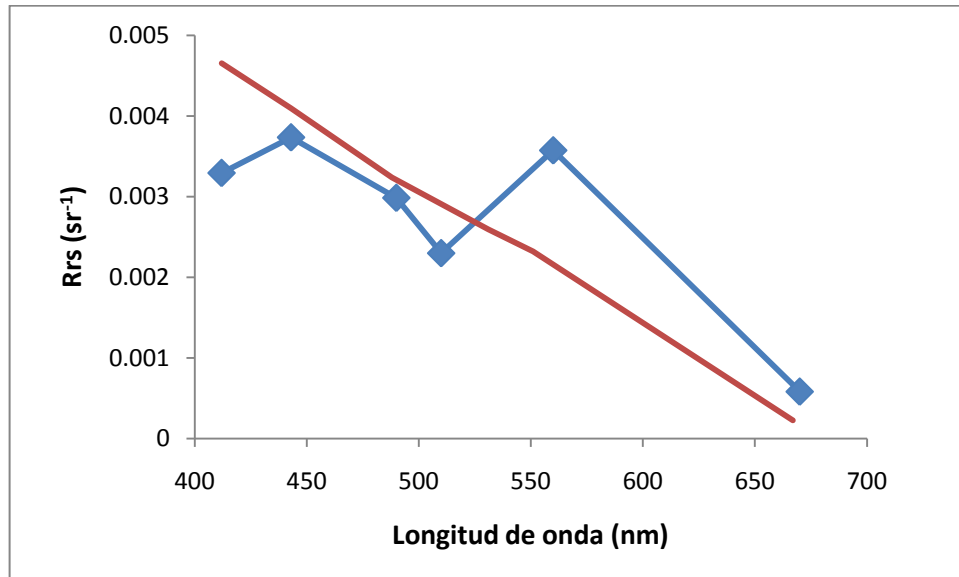


Figura 13. Espectro de reflectancia remota medida *in situ* (azul) y satelital (rojo) para la estación O01 en el Golfo de California el día 14 de junio del 2008.

4.2 Algoritmo de Carder et al. (1999)

4.2.1 Introducción

Debido al error que se obtiene para calcular la concentración de clorofila a a partir de datos de radiancia, Carder *et al.* (1999) proponen un algoritmo semianalítico con parámetros diferentes para cada región bio-óptica y cada época del año. Carder *et al.* (1999) consideran que separar las POIs en sus componentes permite una mejor comprensión de los procesos que afectan la radiancia emergente y, por lo tanto, mejora los resultados del algoritmo.

El algoritmo semianalítico que presentan (Fig. 14) relaciona la $L_w(\lambda)$ a 412, 443, 488 y 551 nm y la concentración de clorofila a como entradas y productos, respectivamente. Carder *et al.* (1999) proponen funciones que describen la forma espectral de la absorción (material disuelto y fitoplancton) y el retroesparcimiento del material particulado. Los cálculos realizados por el algoritmo finalizan con la

obtención de la concentración de Chl-*a*, sin embargo, en este trabajo nos centraremos en las POIs: $a(\lambda)$ y $b_b(\lambda)$.

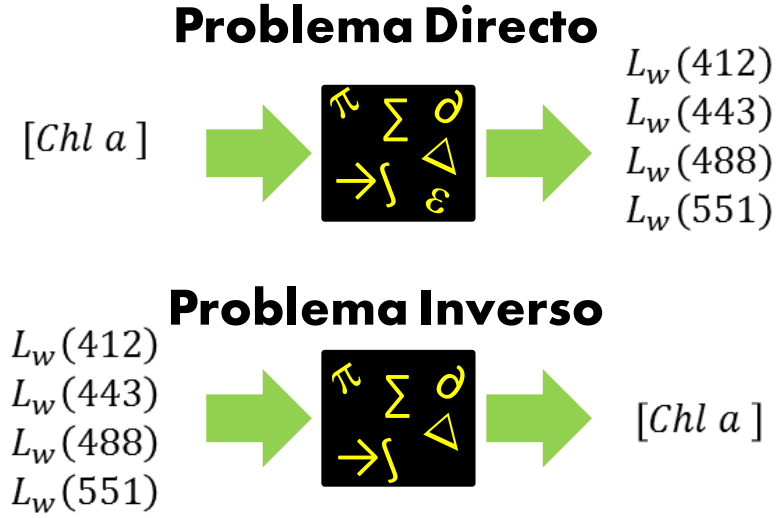


Figura 14. Descripción conceptual del algoritmo de Carder *et al.* (1999). En el problema directo se obtienen radiancias a cuatro longitudes de onda a partir de datos de la concentración de clorofila *a*. En el problema inverso se obtiene la concentración de clorofila *a* a partir de la radiancia a cuatro longitudes de onda.

Carder *et al.* (1999) adaptan la ecuación (8) considerando el parámetro g como una constante que depende del ángulo del zenit solar y del estado de mar. Esta constante se considera independiente de la longitud de onda para las longitudes de onda de interés. Carder *et al.* (1999) realizan la aproximación $b_b(\lambda) + a(\lambda) \sim a(\lambda)$ ya que $b_b(\lambda) \ll a(\lambda)$, por lo tanto, la reflectancia remota se reduce a la ecuación (7). El retroesparcimiento, $b_b(\lambda)$, se separó en dos constituyentes: el causado por el material particulado ($b_{bp}(\lambda)$) y el ocasionado por el agua de mar ($b_{bw}(\lambda)$) (Fig. 7).

$$b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) \quad (25)$$

Lee *et al.* (1994) establecen de manera empírica un modelo para el retroesparcimiento del material particulado dado por

$$b_{bp}(\lambda) = X \left(\frac{551}{\lambda} \right)^Y = (X_0 + X_1 R_{rs}(551)) \left(\frac{551}{\lambda} \right)^{\left(Y_0 + Y_1 \frac{R_{rs}(443)}{R_{rs}(488)} \right)} \quad (26)$$

donde $X_0 = -0.00182 \text{ m}^{-1}$, $X_1 = 2.058 \text{ sr m}^{-1}$, $Y_0 = -1.13$, y $Y_1 = 2.57$.

Y se conoce como la forma espectral del retroesparcimiento del material particulado.

La absorción se separa en tres constituyentes responsables de la absorción: el agua de mar ($a_w(\lambda)$) (Pope y Fry, 1997), el material disuelto (detrito y CDOM) ($a_g(\lambda)$) y el fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$).

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_g(\lambda) + a_\phi(\lambda) \quad (27)$$

$a_g(\lambda)$ se describe mediante la ecuación (6), la cual para una longitud de onda base (λ_0) de 400 nm viene dada por

$$a_g(\lambda) = a_g(400)e^{-S(\lambda-400)} \quad (28)$$

La forma espectral de $a_\phi(\lambda)$ es más compleja y función del coeficiente de absorción del fitoplancton a 675 nm, la cual es la longitud de onda a la que se presenta el segundo máximo de absorción de la Chl- a (Fig. 6).

$$a_\phi(\lambda) = a_\phi(675)a_0(\lambda)e^{a_1(\lambda)\tanh\left(a_2(\lambda)\ln\left(\frac{a_\phi(675)}{a_3(\lambda)}\right)\right)} \quad (29)$$

Así, los parámetros que se deben ajustar para las diferentes regiones son S , $a_0(\lambda)$, $a_1(\lambda)$, $a_2(\lambda)$ y $a_3(\lambda)$. Carder *et al.* (1999) proponen que $a_2(\lambda)$ y $a_3(\lambda)$ sean constantes para todas las regiones ya que los otros tres parámetros pueden obtenerse por ajustes lineales.

Una vez obtenidos los parámetros, el modelo se debe invertir (Fig. 14) para poder encontrar $a_\phi(675)$ y $a_g(400)$ a partir de los valores de radiancia medidos. Estos, a su vez, se utilizan para calcular $a_\phi(\lambda)$ y $a_g(\lambda)$ para las longitudes de onda de interés (412, 443, 488 y 551 nm). Mediante razones de reflectancia remota para longitudes de onda determinadas, se elimina g debido a que es independiente de la longitud de onda de (7)

$$\frac{R_{rs}(412)}{R_{rs}(443)} = \frac{b_b(412) a(443)}{b_b(443) a(412)} \quad (30)$$

$$\frac{R_{rs}(443)}{R_{rs}(551)} = \frac{b_b(443) a(551)}{b_b(551) a(443)} \quad (31)$$

Al sustituir las ecuaciones (25) a (29) en (30) y (31), se obtiene un problema de dos ecuaciones y dos incógnitas: $a_g(400)$ y $a_\phi(675)$. Se despeja $a_g(400)$ de ambas y se igualan para calcular los ceros de la función resultante de manera numérica.

4.2.2 Aplicación del algoritmo

4.2.2.1 Análisis del algoritmo

Con la finalidad de comprender las relaciones entre las absorciones y la reflectancia, se utilizó un valor promedio del retroesparcimiento y se graficaron isolíneas de cada razón para rangos estándar de absorción por el detrito-CDOM y por el fitoplancton (Figs. 15 y 16).

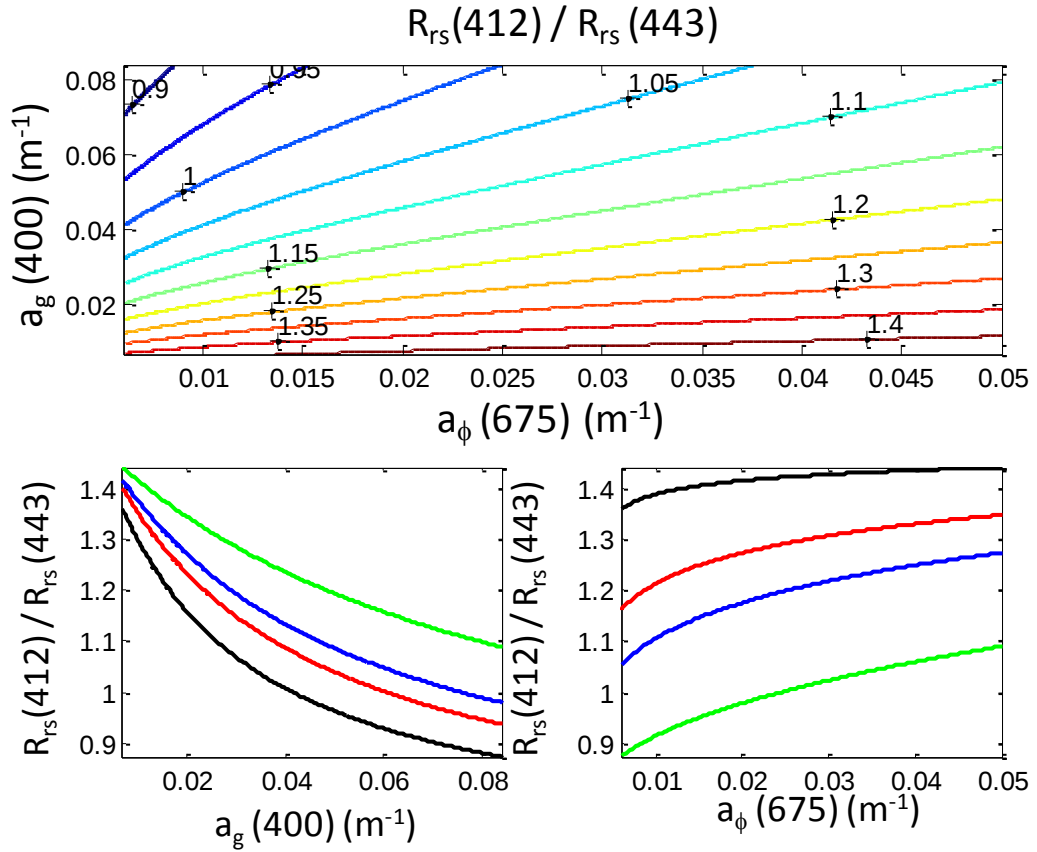


Figura 15. (a) Isolíneas de la razón de reflectancia remota a 412 y 443 nm para diferentes valores de absorción por el material disuelto y por el fitoplancton. (b) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del material disuelto para valores de $a_{\phi}(675)$ de 0.0060 m^{-1} (negro), 0.0132 m^{-1} (rojo), 0.0205 m^{-1} (azul) y 0.0499 m^{-1} (verde) (c) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del fitoplancton para valores de $a_g(400)$ de 0.007 m^{-1} (negro), 0.0196 m^{-1} (rojo), 0.0324 m^{-1} (azul) y 0.0837 m^{-1} (verde).

Como se mencionó anteriormente, a una longitud de onda de 675 nm se encuentra un máximo de absorción de Chl-*a* en donde la absorción de otros pigmentos y del material disuelto es poca (Fig. 6), por lo tanto, al aumentar la concentración de Chl-*a* aumenta la absorción de la luz a esta longitud de onda. El cociente de reflectancias

$\left(\frac{R_{rs}(412)}{R_{rs}(443)}\right)$ en la figura 15b varía entre $[0.9, 1.35]$ cuando $a_\phi(675) \sim 0.01 \text{ m}^{-1}$ y $[1.1, 1.4]$ cuando $a_\phi(675) \sim 0.05 \text{ m}^{-1}$. El mismo análisis aplicado a la figura 15c muestra que $\frac{R_{rs}(412)}{R_{rs}(443)}$ se encuentra en el intervalo $[1.35, 1.4]$ para $a_g(400) \sim 0.007 \text{ m}^{-1}$ y $[0.9, 1.1]$ cuando $a_g(400) \sim 0.08 \text{ m}^{-1}$. La razón $\frac{R_{rs}(412)}{R_{rs}(443)}$ presenta valores menores a uno (Fig. 15), indicando que $R_{rs}(412) < R_{rs}(443)$, cuando hay poca concentración de Chl-*a* y mucho material disuelto.

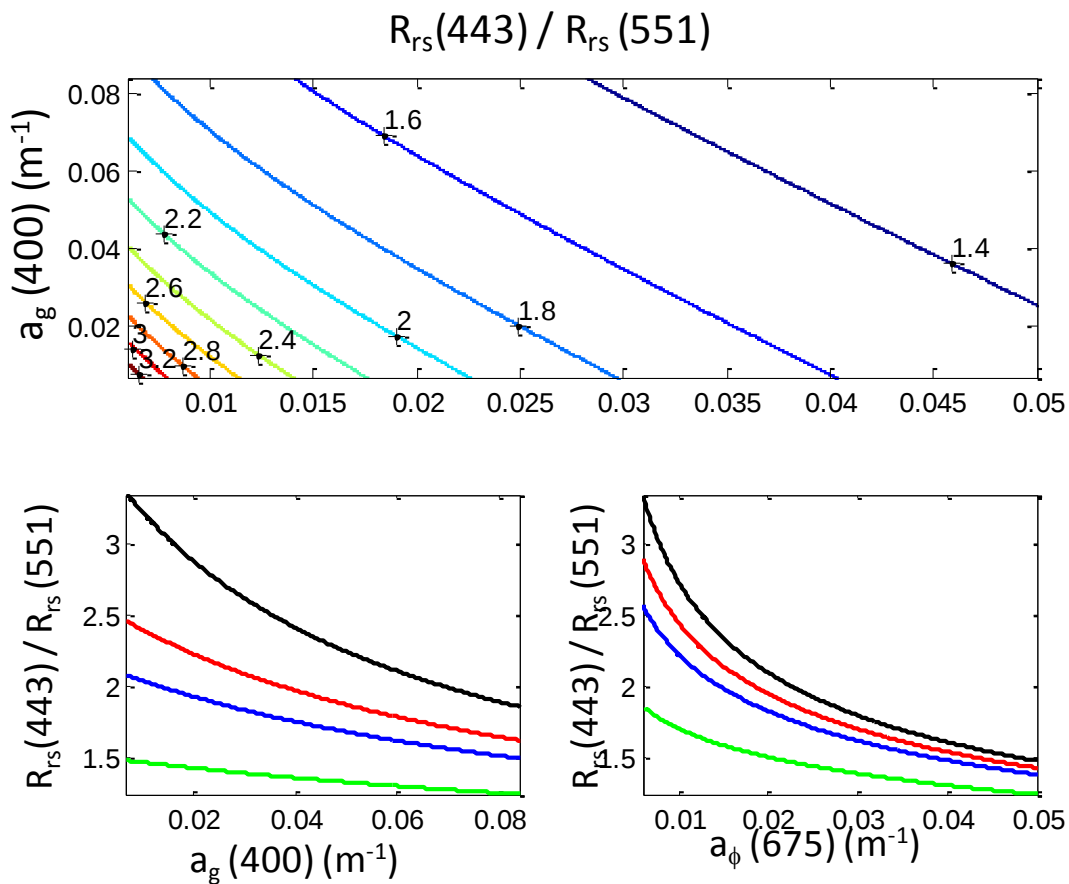


Figura 16. (a) Isolíneas de la razón de reflectancia remota a 443 y 551 nm para diferentes valores de absorción por el material disuelto y por el fitoplancton. (b) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del material disuelto para valores de $a_\phi(675)$ de 0.0060 m^{-1} (negro), 0.0132 m^{-1} (rojo), 0.0205 m^{-1} (azul) y 0.0499 m^{-1} (verde) (c) Gráfica de la razón de reflectancias como función de la absorción del fitoplancton para valores de $a_g(400)$ de 0.007 m^{-1} (negro), 0.0196 m^{-1} (rojo), 0.0324 m^{-1} (azul) y 0.0837 m^{-1} (verde).

En la figura 16 se puede observar que $\frac{R_{rs}(443)}{R_{rs}(551)}$ disminuye al aumentar tanto la concentración de Chl-*a* como la de material disuelto. Los valores mayores de este cociente se presentan en condiciones de poca Chl-*a* y poco material disuelto. No se presentan valores menores a 1, por lo tanto, $R_{rs}(443) > R_{rs}(551)$.

4.2.2.2 Coeficiente de retroesparcimiento

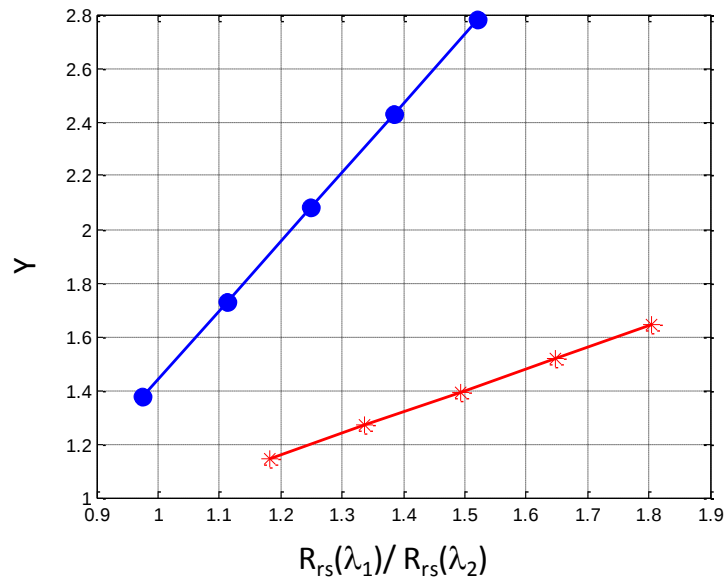


Figura 17. Comparación del valor de la forma espectral del retroesparcimiento obtenida por el modelo $Y = -1.13 + 2.57 \frac{R_{rs}(443)}{R_{rs}(488)}$ de Lee et al. (1994) (círculos) $Y = 0.8 \frac{R_{rs}(490)}{R_{rs}(555)} + 0.2$ y de Hoge y Lyons (1996) (asteriscos). La diferencia entre intervalos en las abscisas se debe a la diferencia entre los valores de las razones de reflectancia.

La ecuación (26) presenta el modelo de Lee *et al.* (1994) del retroesparcimiento. El valor de Y , forma espectral del retroesparcimiento, es creciente respecto a $\frac{R_{rs}(443)}{R_{rs}(488)}$. Hoge y Lyon (1996) proponen un modelo similar en el cual la forma espectral está dada por $Y = 0.8 \frac{R_{rs}(490)}{R_{rs}(555)} + 0.2$. Este modelo también es creciente respecto al cociente de las reflectancias. Las funciones que describen la forma espectral del retroesparcimiento de Lee *et al.* (1994) y de Hoge y Lyon (1996) se grafican y

muestran en la figura 17. El modelo de Lee *et al.* (1994) tiene formas espectrales de entre 1.4 y 2.8, mientras que el de Hoge y Lyon (1996) varía entre 1.1 y 1.7. Existen muchos otros modelos del retroesparcimiento del material particulado. Los modelos de retroesparcimiento de Bricaud *et al.* (1983), Morel y Ahn (1991), Bukata *et al.* (1995), Garver y Siegel (1997) y Wang *et al.* (2005) entre otros, proponen valores de la forma espectral entre 0 y 2.

En la figura 18 se muestra el valor de Y para datos satelitales y datos *in situ* utilizando el modelo empírico de Lee *et al.* (1994). El rango de valores que toma Y es el mismo para ambos conjuntos de datos. El análisis teórico del retroesparcimiento (Fig. 17) mostró que el algoritmo empírico de Lee *et al.* (1994) da resultados de valores mayores a 2. Al aplicar el modelo de Lee *et al.* (1994) a los datos del Golfo de California se tiene el mismo resultado: valores de la forma espectral del retroesparcimiento de hasta 2.6 (Fig. 18).

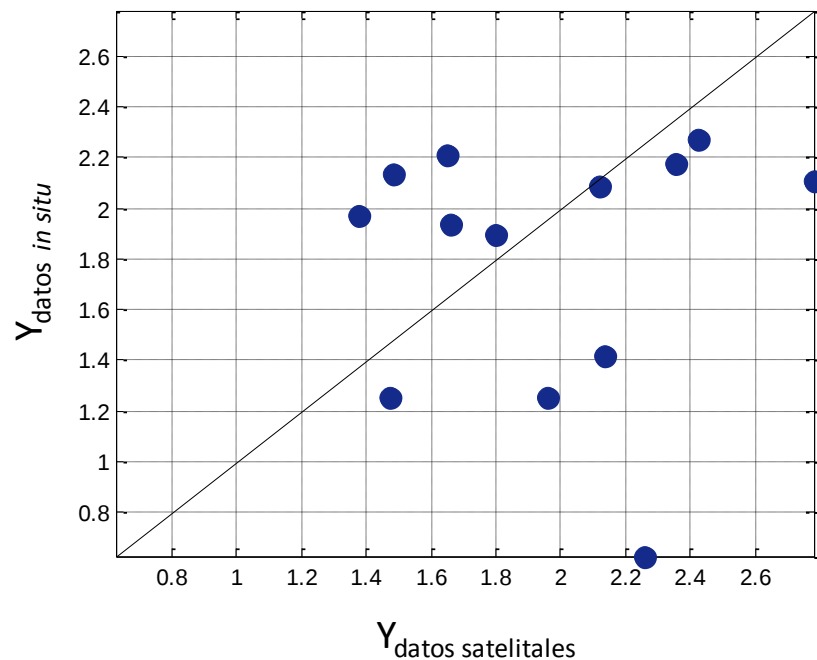


Figura 18. Comparación de la forma espectral del retroesparcimiento (Lee *et al.*, 1994) Y sin unidades, para datos de satélite y para datos medidos *in situ* con SIMBADA (RMS=0.8417) .

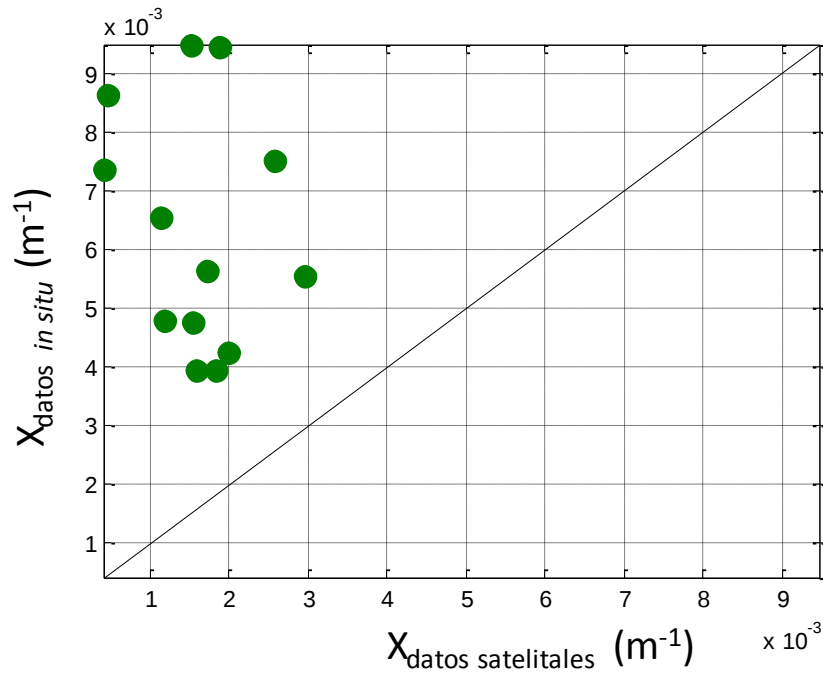


Figura 19. Comparación de la magnitud del retroesparcimiento (Lee *et al.*, 1994), X en unidades de m^{-1} , para datos de satélite y para datos medidos *in situ* con SIMBADA (RMS=0.7922).

En la figura 19 se presentan las magnitudes calculadas con el modelo de Lee *et al.* (1994) para reflectancias satelitales e *in situ*. La magnitud de la reflectancia calculada a partir de datos *in situ* es siempre mayor que la calculada con datos de satélite. Dicha característica no se observa al modelar la forma espectral (Fig. 18). Se utiliza la magnitud del retroesparcimiento (X) y la forma espectral (Y) para generar el espectro del retroesparcimiento (Figs. 20 y 21). Debido a las diferencias en los valores de X , el retroesparcimiento calculado con datos *in situ* es mayor que para datos satelitales. Esto es de particular importancia ya que el modelo hace la suposición de que $b_b(\lambda) \ll a(\lambda) \therefore b_b(\lambda) + a(\lambda) \sim a(\lambda)$. Los datos de reflectancia *in situ* no cumplen con dicha característica para aplicar los algoritmos (Fig. 10), por lo tanto, se utilizaron los datos satelitales para la inversión.

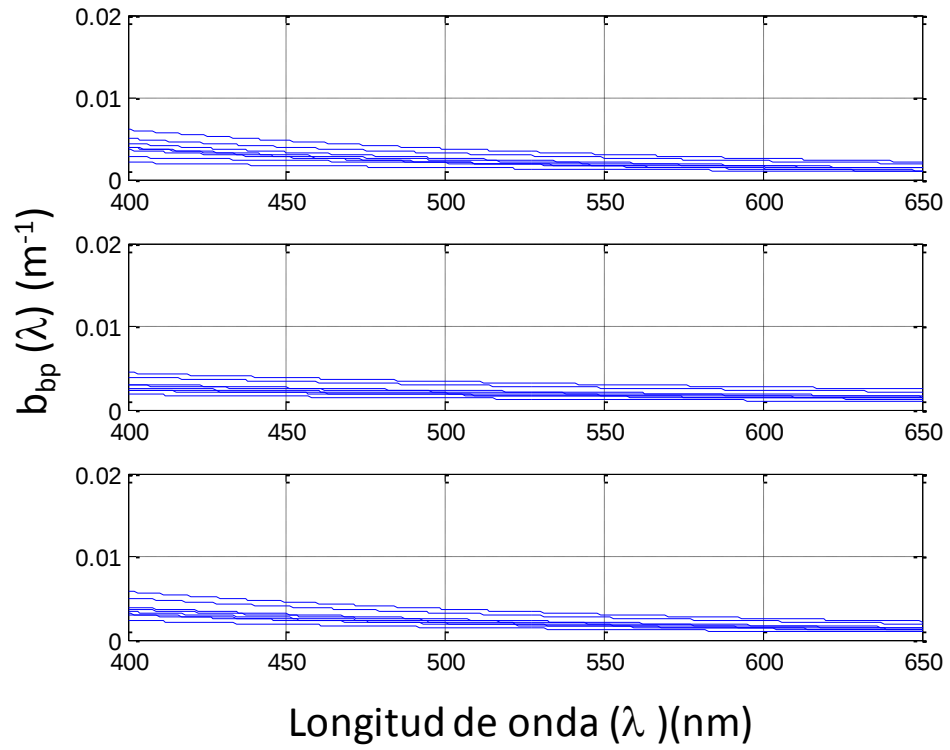


Figura 20. Espectro del retroesparcimiento $b_{bp}(\lambda)$ para datos satelitales dado por el (a) modelo de Lee *et al.* (1994), (b) el modelo de Hoge y Lyon (1996) y (c) utilizando una forma espectral como la propuesta por Bricaud *et al.* (1983), Morel y Ahn (1991), Bukata *et al.* (1995), Garver y Siegel (1997) y Wang *et al.* (2005) de λ^{-2} . En todos los casos se utilizó la magnitud propuesta por Lee *et al.* (1994) Cada línea representa una estación en el Golfo de California.

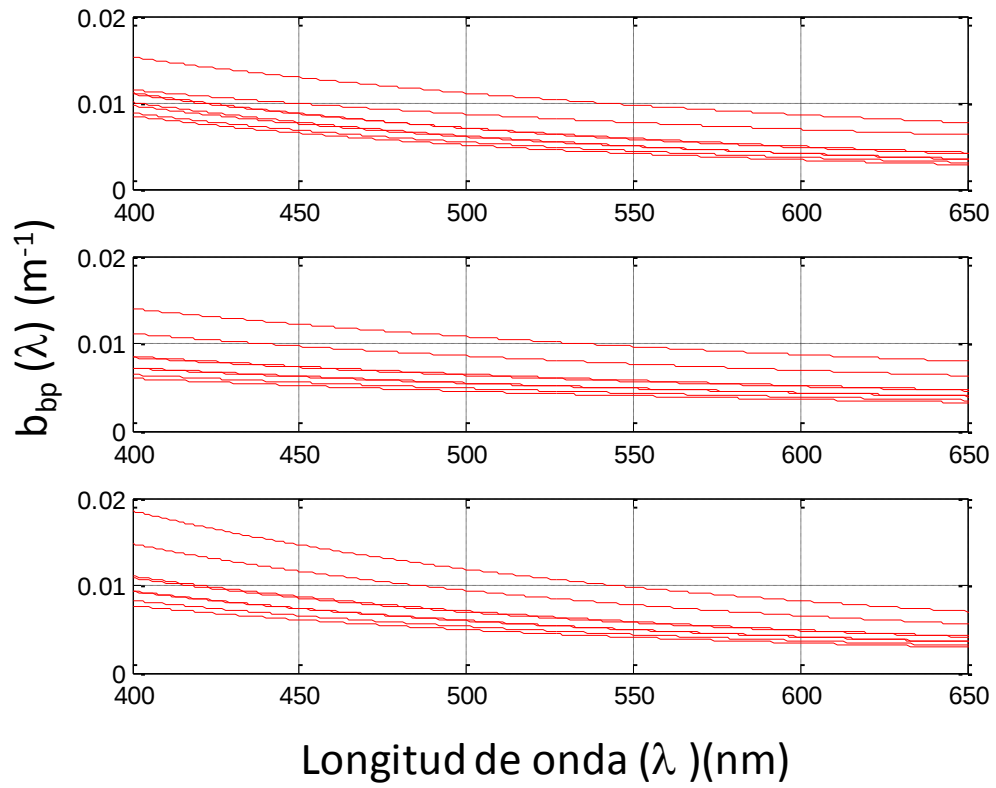


Figura 21. Espectro del retroesparcimiento $b_{bp}(\lambda)$ para datos *in situ* dado por el (a) modelo de Lee *et al.* (1994), (b) el modelo de Hoge y Lyon (1996) y (c) utilizando una forma espectral como la propuesta por Bricaud *et al.* (1983), Morel y Ahn (1991), Bukata *et al.* (1995), Garver y Siegel (1997) y Wang *et al.* (2005) de λ^{-2} . En todos los casos se utilizó la magnitud propuesta por Lee *et al.* (1994) Cada línea representa una estación en el Golfo de California.

4.2.2.3 Coeficiente de absorción

El coeficiente de absorción por el material disuelto ($a_g(\lambda)$) se ajusta a un modelo de decaimiento exponencial con dos parámetros: S y $a_g(400)$, como se puede ver en la ecuación (28). Debido a que es un modelo exponencial simple, los parámetros se pueden obtener mediante una regresión lineal por mínimos cuadrados de Gauss-Newton.

El parámetro S representa la velocidad con la que disminuye la función exponencial. Así, en una muestra con S grande, el espectro de absorción del material disuelto se acercará asintóticamente a cero a menor longitud de onda que con una S menor. En zonas donde hay menor cantidad de material disuelto se presentan valores de S mayores que en zonas con mucho material disuelto. Carder *et al.* (1999) obtienen un valor de $S = 0.022 \text{ nm}^{-1}$. Roesler (1989) maneja un valor de 0.011 nm^{-1} . Carder *et al.* (1999) considera que un aumento en el valor de S puede deberse a no haber considerado la fluorescencia del CDOM.

Se hizo una regresión lineal utilizando los métodos de mínimos cuadrados de Gauss-Newton y Marquardt-Levenberg. El resultado fue el mismo para esta función, por lo tanto, se presenta un solo resultado. El parámetro S se calculó haciendo la regresión lineal para cada fecha/estación y, posteriormente, se calcularon el promedio aritmético y la desviación estándar. Para ANTARES, se obtuvo $S = 0.011 \pm 0.002 \text{ nm}^{-1}$ (Fig. 22) mientras que para el Golfo de California $S = 0.0102 \pm 0.0052 \text{ nm}^{-1}$ (Fig. 23). En ambos casos, se comparan los resultados utilizando el valor de S propuesto por Carder *et al.* (1999). El valor de RMS disminuye al utilizar los parámetros locales (Figs. 22 y 23).

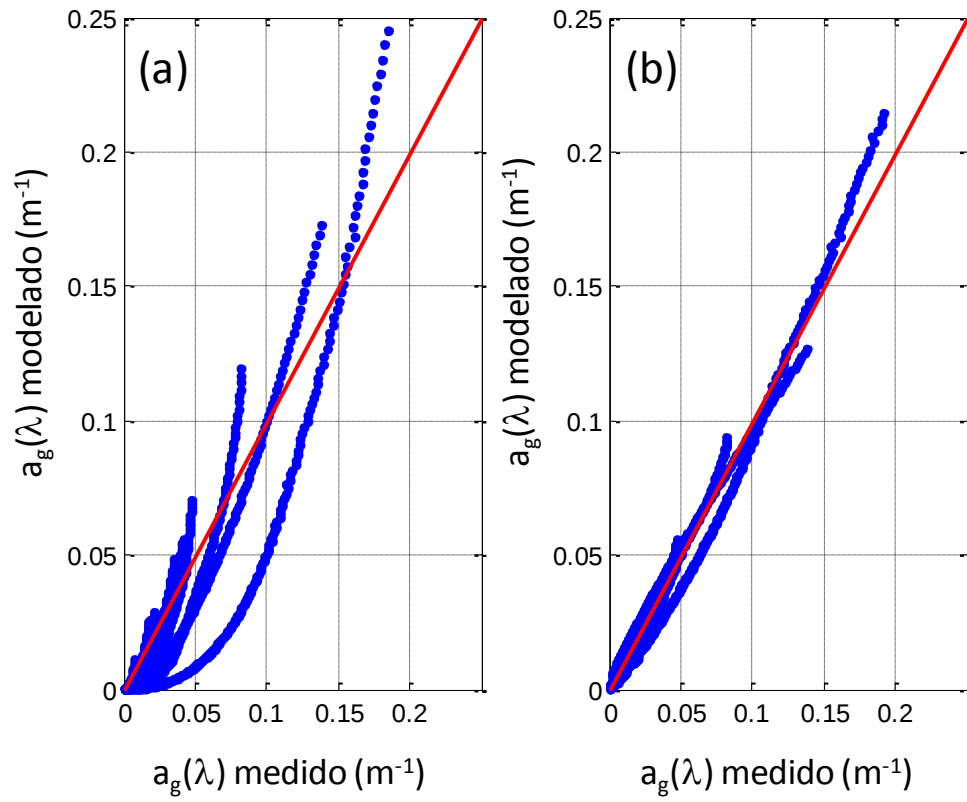


Figura 22. Comparación entre los valores del coeficiente de absorción por el material disuelto ($a_g(\lambda)$) medidos (ANTARES) y modelados utilizando (a) un valor de $S = 0.022 \text{ nm}^{-1}$, valor propuesto por Carder *et al.* (1999) con un error cuadrático medio de 0.7128, y (b) un valor de $S = 0.011 \pm 0.002 \text{ nm}^{-1}$. El error cuadrático medio es de 0.2954.

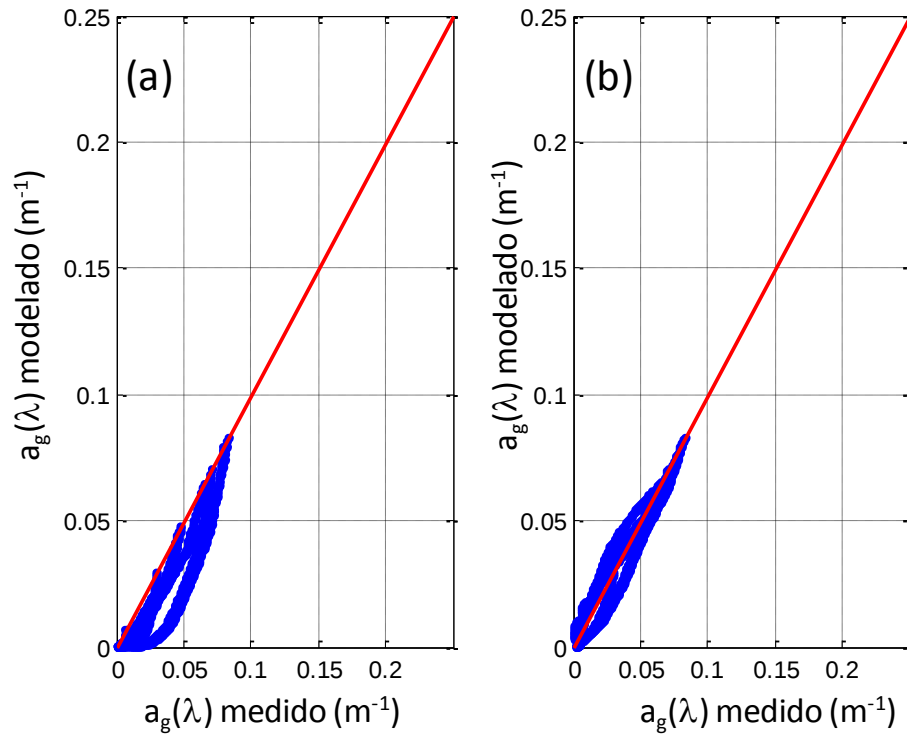


Figura 23. Comparación entre los valores del coeficiente de absorción por el material disuelto ($a_g(\lambda)$) medidos (Golfo de California) y modelados utilizando (a) un valor de $S = 0.022 \text{ nm}^{-1}$, valor propuesto por Carder *et al.* (1999) con un error cuadrático medio de 14.9279, y (b) un valor de $S = 0.0102 \pm 0.0052 \text{ nm}^{-1}$. El parámetro S se calculó mediante una regresión lineal para cada muestreo. El error cuadrático medio es de 0.9146.

La ecuación (29) establece que el coeficiente de absorción del fitoplancton es función de $a_\phi(675)$. En dicha ecuación hay cuatro parámetros que pueden cambiar para diferentes regiones bio-ópticas: $a_0(\lambda)$, $a_1(\lambda)$, $a_2(\lambda)$ y $a_3(\lambda)$. Como se mencionó anteriormente, Carder *et al.* (1999) proponen dejar $a_2(\lambda)$ y $a_3(\lambda)$ como constantes ya que los otros dos parámetros pueden obtenerse por ajustes lineales. Así, se compararon los datos medidos con los modelados utilizando los cuatro parámetros de Carder *et al.* (1999). Se hizo una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(\lambda)$ y $a_1(\lambda)$. Posteriormente, se utilizó el método de mínimos cuadrados de Marquardt-Levenberg para calcular los cuatro parámetros. Dado que

los parámetros son función de la longitud de onda, esto se hizo para las cuatro longitudes de onda de interés: 412, 443, 488 y 551 nm. Los resultados se muestran en las figuras 24 a 31 y en las Tablas 3 a 6.

La mayoría de los datos de la estación ANTARES tienen $a_\phi(675) < 0.02 \text{ m}^{-1}$ con un rango grande de valores de $\frac{a_\phi(\lambda)}{a_\phi(675)}$ (Figs. 24 a 27), esto es, hay mucha dispersión en los datos. Únicamente hay un valor en el que la concentración $a_\phi(675) > 0.04 \text{ m}^{-1}$. El ajuste se está realizando con 9 datos. El número de datos y la dispersión de los mismos ocasionan que el ajuste del modelo sea muy complicado.

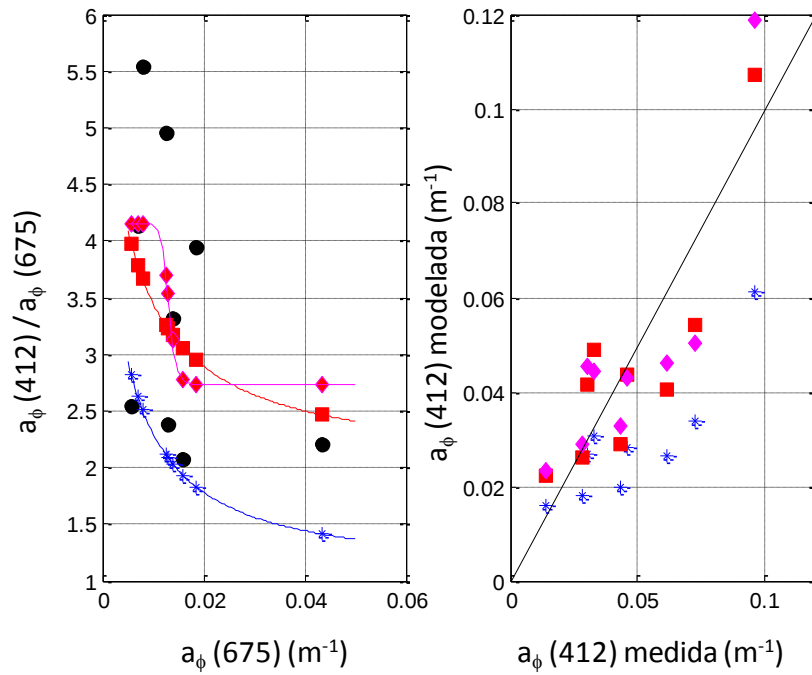


Figura 24. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_\phi(412)}{a_\phi(675)}$ contra $a_\phi(675)$.

Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_\phi(412)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(412)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.4412). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(412)$ y $a_1(412)$ (RMS=0.3766). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros calculados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.3846).

Para una longitud de onda de 412 nm, los parámetros de Carder *et al.* (1999) subestiman la absorción del fitoplancton (Fig. 24b). El ajuste lineal y el método de Marquardt-Levenberg llevan a un resultado similar en rango de valores mas no en la forma de la función (Figura 25a). En la figura 24b se comparan los coeficientes de absorción del fitoplancton medidos y modelados por los tres métodos. El error cuadrático medio entre datos medidos y modelados es menor al calcular parámetros locales que al aplicar el algoritmo sin cambios.

Para una longitud de onda de 443 nm, los resultados presentan un error cuadrático medio similar para los tres casos (Fig. 25). Los parámetros sugeridos por Carder *et al.* (1999) reproducen mejor los datos $\frac{a_{\phi}(443)}{a_{\phi}(675)} > 4$. Por otro lado, para valores de $a_{\phi}(675) > 0.04 \text{ m}^{-1}$, los parámetros de Carder *et al.* (1999) y los calculados mediante el método de Marquardt-Levenberg tienen resultados similares.

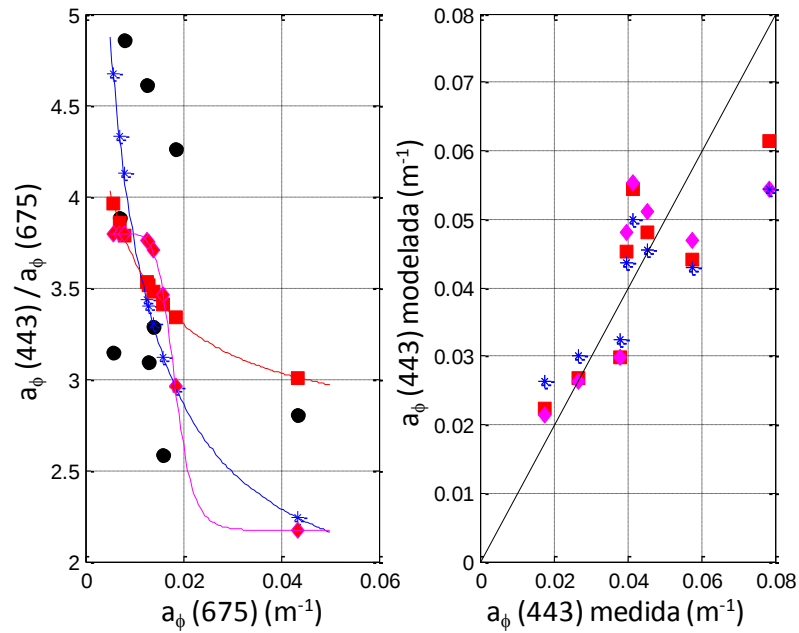


Figura 25. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(443)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(443)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(443)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.2734). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(443)$ y $a_1(443)$ (RMS=0.2223). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.2148).

En la figura 26 se muestran los resultados de la absorción del fitoplancton a una longitud de onda de 488 nm. A diferencia de otras longitudes de onda (Figs. 24a, 25a y 27a), las tres curvas se parecen más entre sí para $a_{\phi}(675) < 0.02 \text{ m}^{-1}$. El error cuadrático medio (Fig. 26 y Tabla 4) es menor para la longitud de onda de 488 nm a comparación de las otras longitudes de onda.

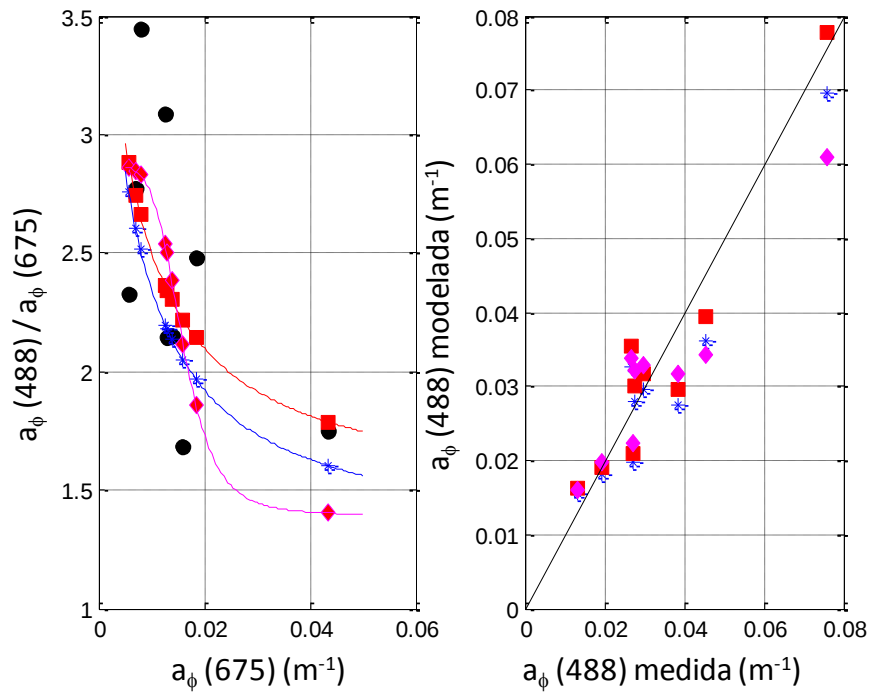


Figura 26. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(488)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$.

Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(488)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(488)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.2033). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(488)$ y $a_1(488)$ (RMS=0.2059). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.2148).

Para 551 nm, figura 27, la forma de la función con los parámetros de Carder *et al.* (1999) es muy diferente a los otros casos y a las otras longitudes de onda. Sin embargo, el error cuadrático medio no muestra esta diferencia (Tabla 4). El mejor ajuste se obtiene con los parámetros calculados con el método de Marquardt-Levenberg.

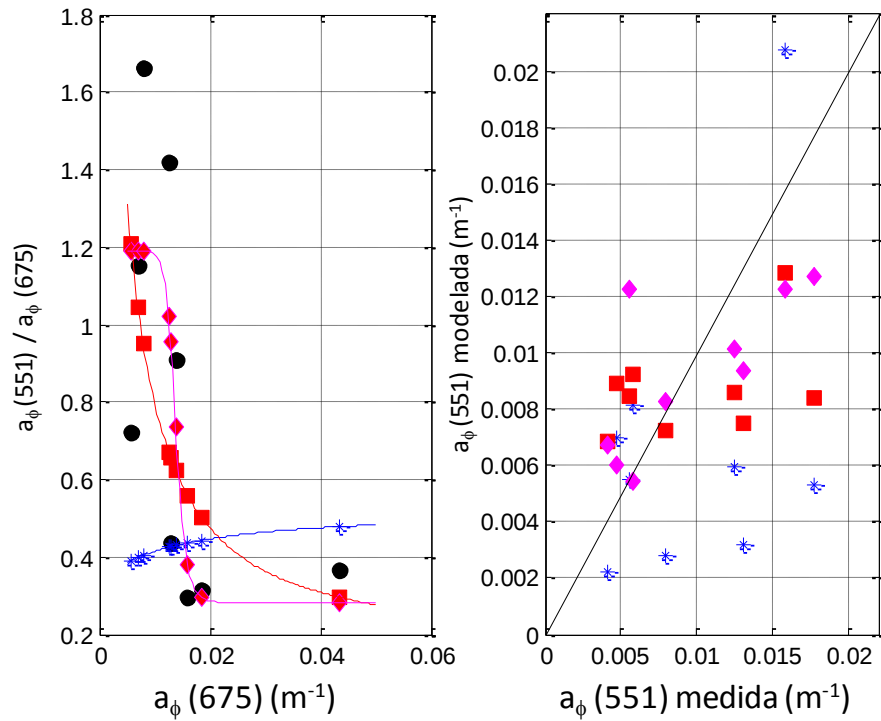


Figura 27. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(551)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (ANTARES). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(551)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(551)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.5944). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(551)$ y $a_1(551)$ (RMS=0.5936). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.5553).

En la Tabla 2, el parámetro $a_1(551)$ de Carder *et al.* (1999) es negativo mientras que los obtenidos por un ajuste lineal o por el método de Marquardt-Levenberg son positivos. Esto resulta en una función creciente para los parámetros de Carder *et al.* (1999) y decreciente para los otros dos métodos.

Tabla 3. Parámetros regionalizados a ANTARES y parámetros sugeridos por Carder *et al.* (1999).

	$a_0(\lambda)$	$a_1(\lambda)$	$a_2(\lambda)$	$a_3(\lambda)$
412				
Carder <i>et al.</i> (1999)	2.2	0.75	-0.5	0.0112
Regresión lineal	3.35	0.52	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	3.37	0.21	-8.49	0.0132
443				
Carder <i>et al.</i> (1999)	3.59	0.80	-0.5	0.0112
Regresión lineal	3.59	0.30	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	2.87	0.28	-4.95	0.0188
488				
Carder <i>et al.</i> (1999)	2.27	0.59	-0.5	0.0112
Regresión lineal	2.43	0.52	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	2.00	0.36	-2.59	0.0170
551				
Carder <i>et al.</i> (1999)	0.42	-0.22	-0.5	0.0112
Regresión lineal	0.73	1.5	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	0.58	0.72	-7.02	0.0145

Tabla 4. Error cuadrático medio entre datos medidos y modelados de absorción del fitoplancton a las 4 longitudes de onda de interés y utilizando tres conjuntos de parámetros: los propuestos por Carder *et al.* (1999), los obtenidos por regresión lineal y los obtenidos por el método de Marquardt-Levenberg para datos de la estación ANTARES.

	$\lambda = 412 \text{ nm}$	$\lambda = 443 \text{ nm}$	$\lambda = 488 \text{ nm}$	$\lambda = 551 \text{ nm}$
Carder <i>et al.</i> (1999)	0.4412	0.2734	0.2033	0.5944
Regresión lineal	0.3766	0.2223	0.2059	0.5936
Marquardt-Levenberg	0.3846	0.2522	0.2148	0.5553

Las figuras 28 a 31 y las Tablas 5 y 6 muestran los resultados obtenidos para el Golfo de California. Para las cuatro longitudes de onda de interés, el ajuste lineal presenta el decaimiento más pronunciado. A diferencia de los resultados para la estación ANTARES, los datos del Golfo de California presentan un comportamiento exponencial simple incluso al ajustar los cuatro parámetros libres a los datos medidos.

En la figura 28b se observa que el rango de variación de los valores medidos del coeficiente de absorción del fitoplancton es mayor $[0,0.9] \text{ m}^{-1}$ que para los valores modelados $[0.25,0.7] \text{ m}^{-1}$. El error cuadrático medio para estos datos es mucho mayor que para la estación ANTARES (Tabla 4). Los parámetros obtenidos mediante un ajuste lineal (Fig. 31a) resultan en una función decreciente a diferencia de los otros dos casos. Sin embargo, no hay suficientes datos de $a_{\phi}(675) < 0.02 \text{ m}^{-1}$ como para discernir si la forma debe ser creciente o decreciente. Es interesante notar que el error cuadrático medio indica un buen ajuste para los tres conjuntos de parámetros.

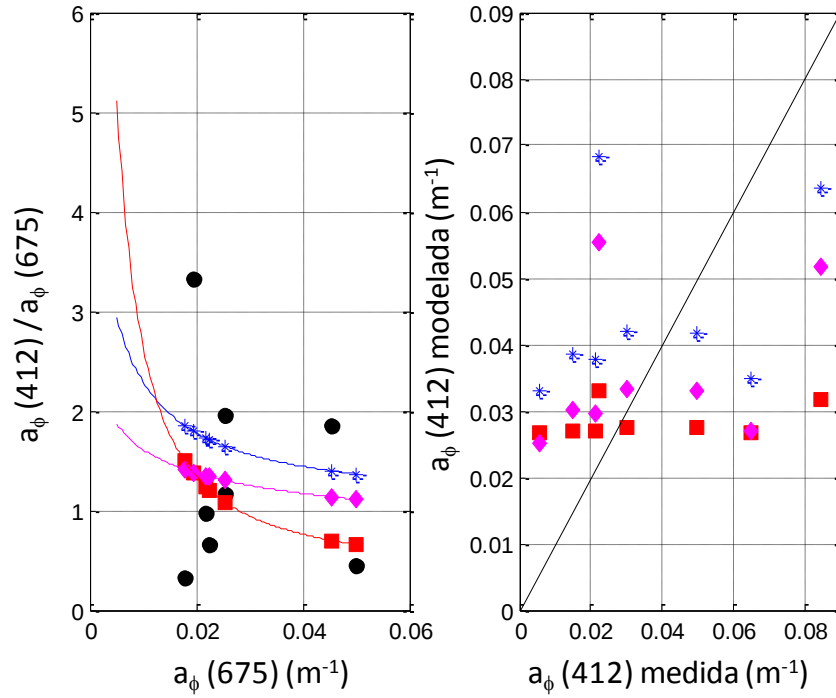


Figura 28. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(412)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(412)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(412)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=2.2653). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(412)$ y $a_1(412)$ (RMS=1.5968). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=1.6169).

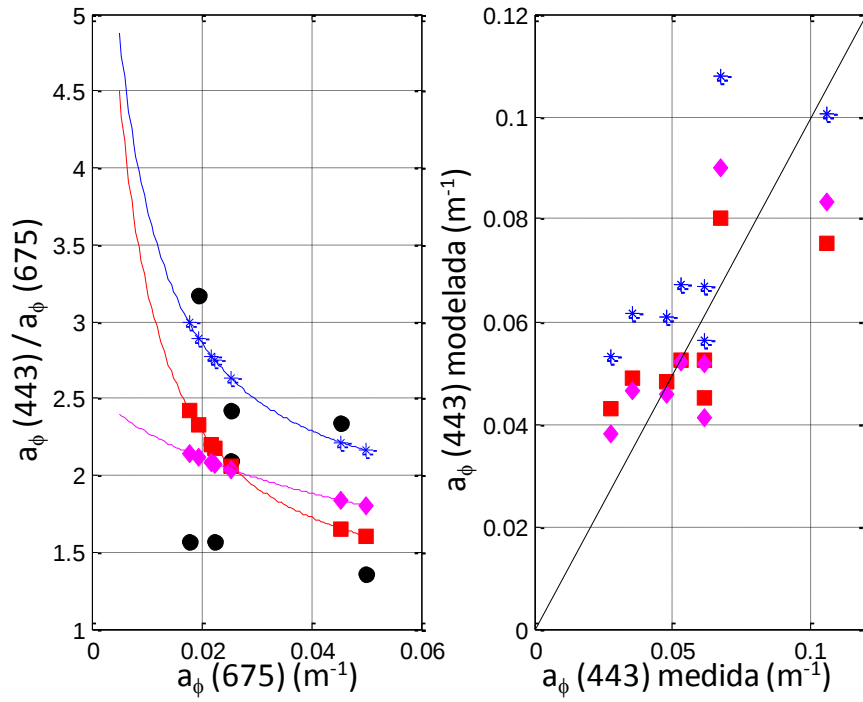


Figura 29. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(443)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(443)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(443)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.5620). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(443)$ y $a_1(443)$ (RMS=0.3312). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.2971).

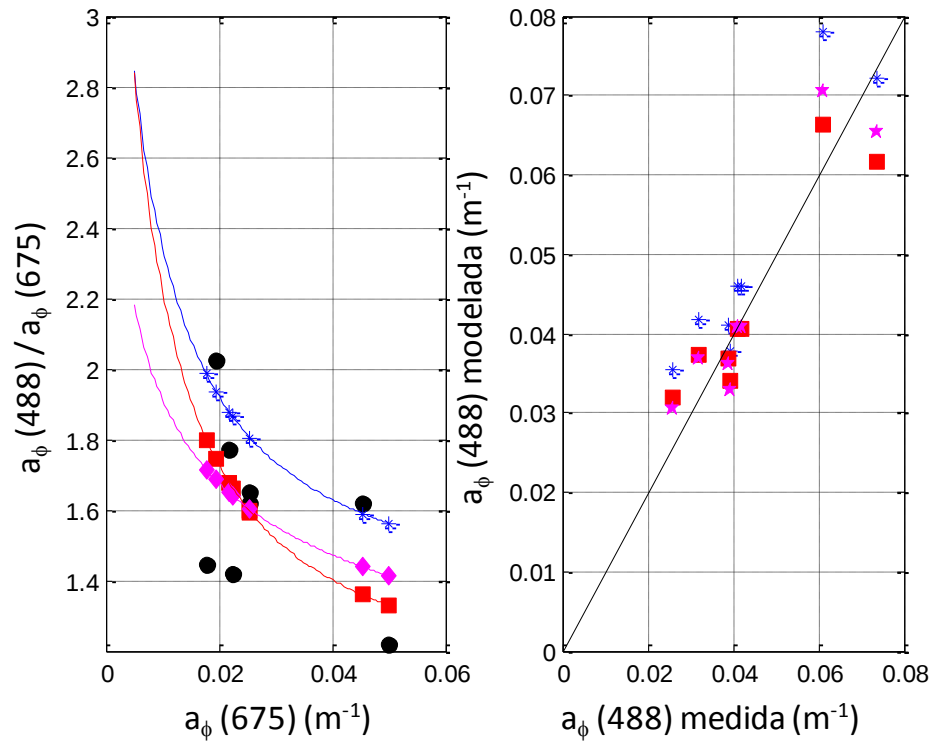


Figura 30. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(488)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(488)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(488)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.2399). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(488)$ y $a_1(488)$ (RMS=0.1571). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.1481).

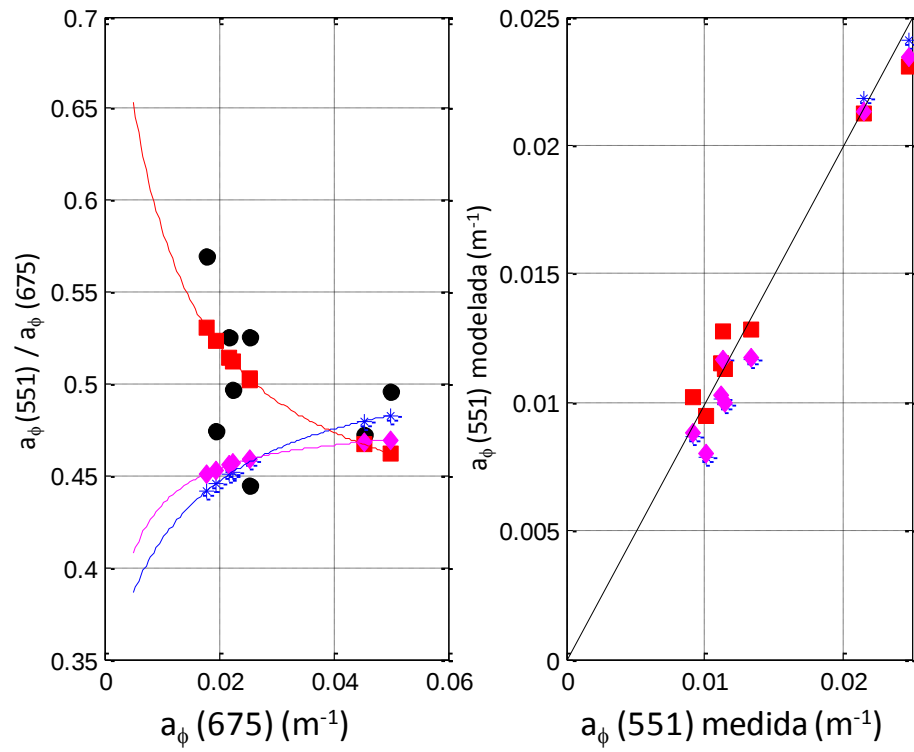


Figura 31. (a) Coeficiente de absorción $\frac{a_{\phi}(551)}{a_{\phi}(675)}$ contra $a_{\phi}(675)$. Los círculos representan los datos (Golfo de California). (b) Comparación entre el coeficiente de absorción del fitoplancton $a_{\phi}(551)$ modelado y medido. Los asteriscos son los datos modelados utilizando los cuatro parámetros $a_i(551)$ sugeridos por Carder *et al.* (1999) (RMS=0.1296). Con un cuadro se indican los datos modelados utilizando una regresión lineal para obtener los parámetros $a_0(551)$ y $a_1(551)$ (RMS=0.0820). El rombo indica los datos modelados considerando los cuatro parámetros regionalizados mediante el método de Marquardt-Levenberg (RMS=0.1220).

Tabla 5. Parámetros regionalizados para el Golfo de California y parámetros sugeridos por Carder *et al.* (1999).

	$a_0(\lambda)$	$a_1(\lambda)$	$a_2(\lambda)$	$a_3(\lambda)$
412				
Carder <i>et al.</i> (1999)	2.2	0.75	-0.5	0.0112
Regresión lineal	2.37	2.02	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	1.19	1.51	-0.1547	0.0375
443				
Carder <i>et al.</i> (1999)	3.59	0.80	-0.5	0.0112
Regresión lineal	3.05	1.01	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	1.55	0.49	-0.457	0.0988
488				
Carder <i>et al.</i> (1999)	2.27	0.59	-0.5	0.0112
Regresión lineal	2.13	0.75	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	1.83	1.05	-0.1828	0.0128
551				
Carder <i>et al.</i> (1999)	0.42	-0.22	-0.5	0.0112
Regresión lineal	0.57	0.34	-0.5	0.0112
Marquardt-Levenberg	0.39	-0.21	-0.4996	0.0034

Tabla 6. Error cuadrático medio entre datos medidos y modelados de absorción del fitoplancton a las 4 longitudes de onda de interés y utilizando tres conjuntos de parámetros: los propuestos por Carder *et al.* (1999), los obtenidos por regresión lineal y los obtenidos por el método de Marquardt-Levenberg para datos del Golfo de California.

	$\lambda = 412 \text{ nm}$	$\lambda = 443 \text{ nm}$	$\lambda = 488 \text{ nm}$	$\lambda = 551 \text{ nm}$
Carder <i>et al.</i> (1999)	2.26529	0.5620	0.2399	0.1296
Regresión lineal	1.5983	0.3312	0.1571	0.0820
Marquardt-Levenberg	1.6169	0.29710	0.1481	0.1220

4.2.2.4 Problema inverso

La obtención de parámetros se utiliza de forma tal que dada una reflectancia se pueda obtener un valor de $a_{\phi}(675)$ y, con éste, calcular los coeficientes de absorción a las longitudes de onda de interés. En la figura 32 se presentan los resultados de dicha inversión. Se utilizaron los parámetros obtenidos por regresión lineal y por Marquardt-Levenberg y la reflectancia satelital obtener un valor de $a_{\phi}(675)$. El error cuadrático medio para ambos conjuntos de parámetros es menor de 0.7. Hay poca diferencia entre ambos ajustes con un error ligeramente menor para el ajuste lineal.

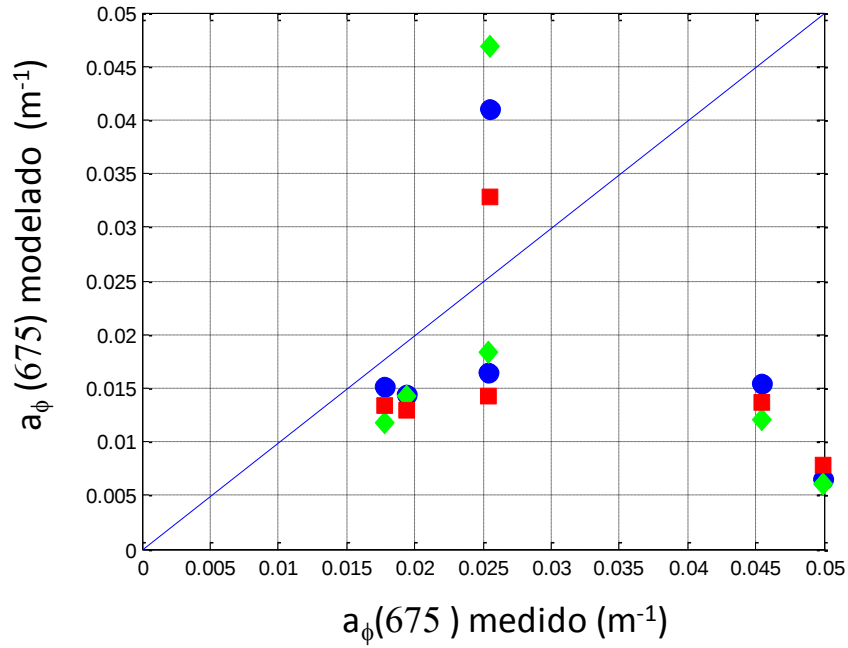


Figura 32. Comparación entre los coeficientes de absorción del fitoplancton a 675 nm medidos y modelados utilizando tres parámetros ($a_0(\lambda), a_1(\lambda), S$) (cuadros con $RMS=0.6421$) y cinco parámetros ($a_0(\lambda), a_1(\lambda), a_2(\lambda), a_3(\lambda), S$) (círculos con $RMS=0.6657$) calculados con datos regionales y con los parámetros propuestos por Carder *et al.* (1999) (círculos verdes con $RMS=0.7550$)). Los resultados son para datos satelitales y del Golfo de California. Son, únicamente, seis datos puesto que dos de las estaciones (Q07 y O07) no tienen solución para el sistema de ecuaciones.

4.3 Algoritmo de Barnard et al, (1999)

4.3.1 Introducción

Barnard et al. (1999) propusieron un modelo semianalítico en el cual, a partir la absorción a tres longitudes de onda, se puede obtener la reflectancia a esas mismas longitudes (Fig. 33). Propusieron, también, un proceso de inversión, esto es, a partir de la reflectancia calcularon las absorciones. Esto permite utilizar datos satelitales para calcular el coeficiente de absorción.

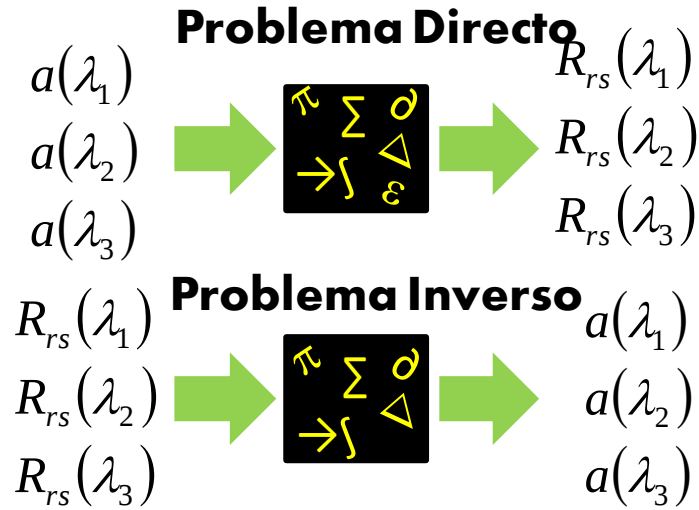


Figura 33. Descripción conceptual del algoritmo de Barnard et al. (1999). En el problema directo, se obtienen reflectancias a partir de datos del coeficiente de absorción para tres longitudes de onda diferentes. En el problema inverso se obtienen los coeficientes de absorción a partir de tres reflectancias, correspondientes a tres longitudes de onda.

Barnard et al. (1999) utilizan la ecuación (7) en la que se relaciona la irradiancia reflectancia ($R(\lambda)$) con la razón entre el retroesparcimiento ($b_b(\lambda)$) y la absorción ($a(\lambda)$). $R(\lambda)$ se relaciona con la reflectancia por satélite o remota ($R_{rs}(\lambda)$) a través de la ecuación

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{R(\lambda)}{Q(\lambda)} \quad (32)$$

donde $Q(\lambda)$ es la razón entre irradiancia emergente y la radiancia en el nadir. Al unir las ecuaciones (7) y (32) se obtiene

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{g}{Q(\lambda)} \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda)} \quad (33)$$

En la ecuación (33), los parámetros g , Q y b_b son difíciles de medir. Debido a ello, Barnard et al. (1999) propusieron un algoritmo que minimiza el efecto de estos tres parámetros. Dicho algoritmo se basa en dos razones de reflectancia remota a tres longitudes de onda λ_1 , λ_2 y λ_3 donde λ_2 se encuentra entre λ_1 y λ_3 (27).

$$\begin{aligned} R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) &= \frac{\frac{R_{rs}(\lambda_1)}{R_{rs}(\lambda_2)}}{\frac{R_{rs}(\lambda_2)}{R_{rs}(\lambda_3)}} = \frac{R_{rs}(\lambda_1)R_{rs}(\lambda_3)}{[R_{rs}(\lambda_2)]^2} = \\ &= \frac{\frac{g}{Q}(\lambda_1) \frac{g}{Q}(\lambda_3)}{\left[\frac{g}{Q}(\lambda_2)\right]^2} \frac{b_b(\lambda_1)b_b(\lambda_3)}{[b_b(\lambda_2)]^2} \frac{[a(\lambda_2)]^2}{a(\lambda_1)a(\lambda_3)} \end{aligned} \quad (34)$$

Al utilizar la triple razón se separa un término asociado al cociente $\frac{g}{Q}$ y los otros dos a las POIs b_b y a . Barnard et al. (1999), con base en el trabajo de Morel y Gentili (1993), determinan que g y Q presentan un comportamiento espectral muy similar: ambos parámetros tienen poca dependencia de la longitud de onda y, además, si λ_2 se encuentra equidistante de λ_1 y λ_3 , dado el comportamiento espectral casi lineal de $\frac{g}{Q}$,

$$\frac{\frac{g}{Q}(\lambda_1) \frac{g}{Q}(\lambda_3)}{\left[\frac{g}{Q}(\lambda_2)\right]^2} \sim 1 \quad (35)$$

La consideración planteada en (35) no supone un valor constante o aproximado de $\frac{g}{Q}$ y permite eliminar la dependencia de estos parámetros (36).

$$R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \frac{b_b(\lambda_1)b_b(\lambda_3)}{[b_b(\lambda_2)]^2} \frac{[a(\lambda_2)]^2}{a(\lambda_1)a(\lambda_3)} = b_{br3} \frac{[a(\lambda_2)]^2}{a(\lambda_1)a(\lambda_3)} \quad (36)$$

El coeficiente de retroesparcimiento se compone del retroesparcimiento ocasionado por el agua (b_{bw}) y el producido por las partículas (b_{bp}), y está dada por

$$b_b(\lambda_i) = b_{bw}(\lambda_i) + b_{bp}(\lambda_i) = b_{bw}(\lambda_r) \left(\frac{\lambda_r}{\lambda}\right)^{4.32} + b_{bp}(\lambda_r) \left(\frac{\lambda_r}{\lambda}\right)^Y \quad (37)$$

donde Y puede tomar valores entre 0 y 2 y λ_r es una longitud de onda de referencia que Barnard *et al.* (1999) toman como λ_2 . El comportamiento espectral de ambos se describe en la ecuación (30).

Dado que $b_{br3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \frac{b_b(\lambda_1)b_b(\lambda_3)}{[b_b(\lambda_2)]^2}$, se sustituye en la ecuación (37) y se obtiene

$$b_{br3} = \frac{\left(\frac{b_{bw}(\lambda_2)}{b_{bp}(\lambda_2)}\right)^2 + \frac{b_{bw}(\lambda_2)}{b_{bp}(\lambda_2)} \left[\left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^Y \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^{4.32} + \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^{4.32} \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^Y \right] + \left(\frac{\lambda_2^2}{\lambda_1\lambda_3}\right)^Y}{\left[\frac{b_{bw}(\lambda_2)}{b_{bp}(\lambda_2)} + 1\right]^2} \quad (38)$$

cuyos valores varían entre 0.93 y 1.02 (Barnard *et al.* (1999)). Los autores consideran que la mayor variación en la triple razón del coeficiente de retroesparcimiento se da cuando $\frac{b_{bw}}{b_{bp}} < 1$. Ellos utilizan $b_{br3} = 0.975$ con un error máximo de 4.5% para aguas oceánicas reales.

De esta manera, la triple razón de reflectancias se reduce a

$$R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.975 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{a(\lambda_1)a(\lambda_3)} \quad (39)$$

en donde se han eliminado los parámetros difíciles de medir. Con la ecuación (39) se puede realizar una inversión para que, a partir de R_{rs3} se pueda obtener la triple razón de absorción y si $a(\lambda_1)$ y $a(\lambda_3)$ son funciones de $a(\lambda_2)$, se puede establecer que

$$R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.975 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]} \quad (40)$$

Las funciones pueden tener cualquier forma e incluso separarse en componentes (agua, fitoplancton y CDOM). Barnard *et al.*, (1999) muestran que la relación funcional es lineal para las longitudes de onda $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = (443, 490, 555) \text{ nm}$. Estas longitudes de onda son interesantes puesto que Chl *a* tiene un pico de absorción a 443 nm mientras que los pigmentos accesorios presentan un máximo a 490 nm (Hirata *et al.*, 2008) y 555 nm es una longitud de onda verde, representativa de la zona de absorción mínima conocida como la ventana verde (Fig. 34).

Barnard *et al.* (1999) proponen las funciones descritas a continuación, (41) y (42), a partir de 70 perfiles en el Golfo de California y en la plataforma noreste del Atlántico

$$f_1[a(490)] = a(443) = 1.561a(490) - 0.012 \quad (41)$$

$$f_2[a(490)] = a(555) = 0.319a(490) + 0.067 \quad (42)$$

con $R^2 = 0.982$ y $R^2 = 0.598$, respectivamente. El último valor de R^2 es bajo debido al rango tan pequeño de variación de absorción a 555 nm comparado con el rango de variación de absorción a 490 nm (Barnard *et al.*, 1999).

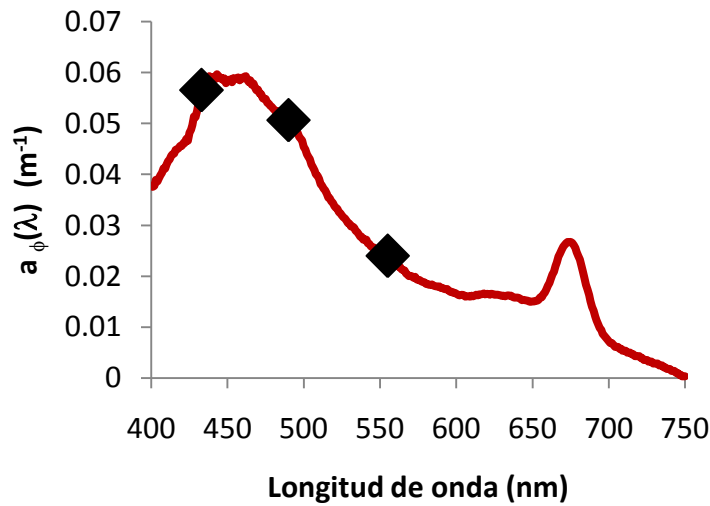


Figura 34. Espectro de absorción del fitoplancton. Se identifican con rombo negro las longitudes de onda de 443, 490 y 555 nm que son las utilizadas por Barnard *et al.* (1999).

Barnard *et al.* (1999) determinan que los coeficientes de absorción se pueden predecir razonablemente bien con una tendencia general a sobreestimar la absorción. Es mejor la predicción a 443 nm que a 555 nm. Por otro lado, el resultado del coeficiente de absorción a 443 nm es mejor para coeficientes de absorción por debajo de los $0.15m^{-1}$. El algoritmo de Barnard *et al.* (1999) es un algoritmo simple en el que se reduce la dependencia de las propiedades geométricas del campo de luz y las correcciones atmosféricas. Es altamente adaptable a diferentes relaciones funcionales entre la absorción a diferentes longitudes de onda. Sin embargo, como resultado se obtiene únicamente el coeficiente de absorción únicamente a tres longitudes de onda.

4.3.2 Aplicación del algoritmo

4.3.2.1 Análisis del algoritmo

La ecuación (40) es la base del algoritmo de Barnard *et al.* (1999). Para hacer la inversión se sustituyen las relaciones funcionales propuestas: $f_1[a(\lambda_2)]$ y $f_2[a(\lambda_2)]$ de manera tal que

$$0.975[a(\lambda_2)]^2 - R_{rs3}f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)] = 0 \quad (43)$$

Los autores proponen una relación lineal entre los coeficientes de absorción, sin embargo, sugieren a los usuarios del algoritmo no limitarse a estas funciones. Dependiendo del orden de las funciones, se tendrá un polinomio cuyo orden será la suma de los grados de los polinomios $f_1[a(\lambda_2)]$ y $f_2[a(\lambda_2)]$. Las raíces del polinomio resultante pueden ser reales positivas, negativas o imaginarias. En el caso de que ambas funciones sean rectas,

$$0.975[a(\lambda_2)]^2 - R_{rs3}(m_1a(\lambda_2) + b_1)(m_2a(\lambda_2) + b_2) = 0 \quad (44)$$

$$(0.975 - m_1m_2R_{rs3})a^2(\lambda_2) - R_{rs3}(m_1b_2 + m_2b_1)a(\lambda_2) - R_{rs3}b_1b_2 = 0$$

y sus raíces están dadas por

$$a = \frac{R_{rs3}(m_1b_2 + m_2b_1) \pm \sqrt{R_{rs3}^2(m_1b_2 + m_2b_1)^2 - 4R_{rs3}(0.975 - m_1m_2R_{rs3})b_1b_2}}{2(0.975 - m_1m_2R_{rs3})} \quad (45)$$

El resultado es real cuando $R_{rs3}(m_1b_2 + m_2b_1)^2 > 4(0.975 - m_1m_2R_{rs3})b_1b_2$.

4.3.2.2 Coeficiente de retroesparcimiento

El algoritmo Barnard *et al.* (1999) establece que hay una relación lineal entre la triple razón de coeficientes de absorciones y la triple razón de reflectancias remotas ($R_{rs}(\lambda)$). Barnard *et al.* (1999) utilizan la ecuación (39) como base para el modelo, sin embargo, para datos *in situ*, encuentran la relación

$$R_{rs3}(440,490,555) = 0.985 \frac{[a(490)]^2}{a(440)a(555)} + 0.025 \quad (46)$$

con un valor de R^2 de 0.928. Los autores indican que el término independiente de la ecuación (46) no es significativamente diferente de cero. Para que la cerradura del modelo quede demostrada, la triple razón de retroesparcimiento ($b_{bt3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$), pendiente de la recta (46), debe de encontrarse entre 0.93 y 1.02 para la mayor parte de las características oceánicas.

En la figura 35 se analiza la triple razón del retroesparcimiento calculada con valores de retroesparcimiento del material particulado modelado por el algoritmo de Lee *et al.* (1994) para una forma espectral de $Y = 2$. Los valores de la razón triple de retroesparcimiento obtenidos a partir de datos de reflectancia satelital e *in situ* se encuentran en el rango esperado de 0.93 a 1.02. Los valores calculados con reflectancias *in situ* son menores que para datos satelitales.

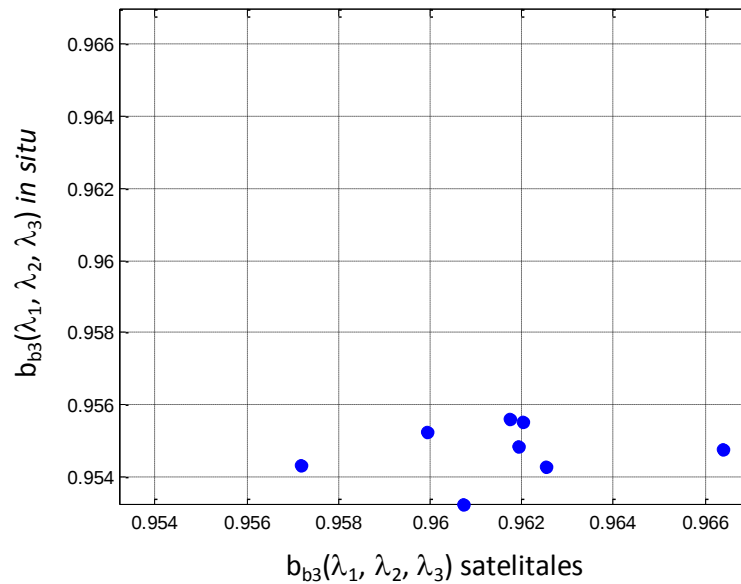


Figura 35. Se calculó la triple razón de retroesparcimiento para la componente particulada y la del agua de mar mediante la ecuación (38) considerando $Y = 2$. Los valores del retroesparcimiento particulado se modelaron de acuerdo a Lee *et al.* (1994). Para los datos satelitales se obtiene una triple razón promedio de 0.9622 ± 0.003 mientras que para los datos *in situ* el promedio es de 0.9546 ± 0.0008 .

El algoritmo de Barnard *et al.* (1999) establece que hay una relación lineal entre la triple razón de absorciones y la triple razón de reflectancias y la pendiente de esta recta está dada por la triple razón del retroesparcimiento. Se calcularon las razones triples de reflectancia, absorción y retroesparcimiento utilizando datos *in situ* (reflectancia y absorción) y satelitales (reflectancia). En la figura 36 se muestra la relación entre las razones de retroesparcimiento y absorción y las regresiones lineales correspondientes. Los datos *in situ* obtenidos por SIMBADA presentan valores de la triple razón de reflectancia cercanos al doble de los valores obtenidos mediante las fotografías de satélite. Por otra parte, ninguno de los conjuntos de datos muestra una tendencia lineal: hay mucha dispersión de los datos. Barnard *et al.* (1999) consideran que, debido a problemas producidos en la calibración o la medición el error aumenta de manera significativa, particularmente si la forma espectral de alguno de los parámetros no es la correcta.

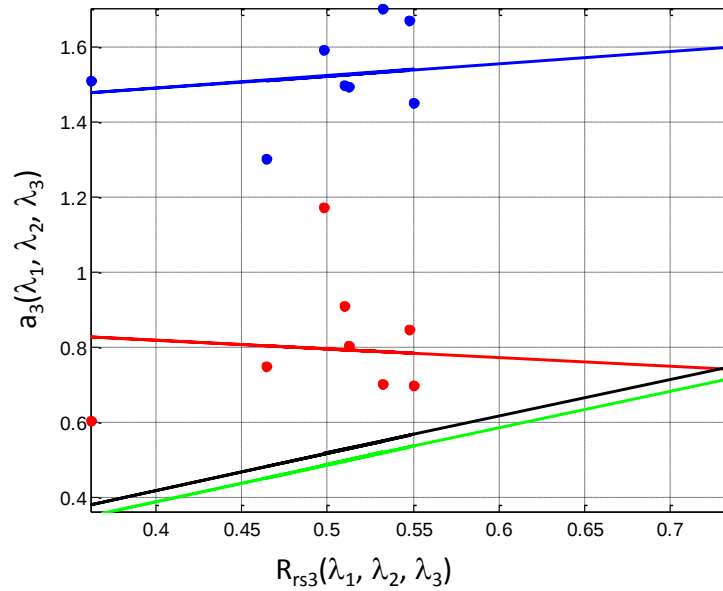


Figura 36. Relación entre la triple razón de coeficientes de absorción y la triple razón de reflectancias. En azul se presentan los datos medidos *in situ* con SIMBADA. El ajuste lineal resulta en la ecuación $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.3285a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) + 1.3582$ con $R^2 = 0.0166$. En rojo se muestran los datos a partir de fotografías de satélite, cuyo ajuste lineal está dado por $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = -0.2307a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) + 0.9091$ con $R^2 = 0.0717$. La línea negra es la función lineal presentada por Barnard *et al.* (1999) $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.985a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) + 0.025$ con $R^2 = 0.928$. El algoritmo de Barnard *et al.* (1999), a través de la relación $R_{rs3}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 0.975a_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ se grafica en verde.

4.3.2.3 Coeficiente de absorción

Barnard *et al.* (1999) indican que existe una relación funcional entre el coeficiente absorción a 440 nm y a 490 nm. Por simplicidad, sugieren que la función es lineal. Se graficaron los valores del coeficiente de absorción para datos de la estación ANTARES y para los datos del Golfo de California para analizar el tipo de relación entre los datos y decidir si la linealidad es la mejor opción. En la figura 37 se observa que la relación entre los coeficientes de absorción a 443 nm y 488 nm es lineal. Es importante destacar que Barnard *et al.* (1999) obtienen un término independiente

negativo. Esto implica que para los datos de absorción cercanos a cero, el coeficiente de absorción a 490 nm es mayor que a 440 nm. Si se analiza un espectro de absorción (Fig. 34), esto no es el comportamiento esperado. Los datos de ANTARES y del Golfo de California presentan un término independiente positivo que refleja dicha característica del espectro.

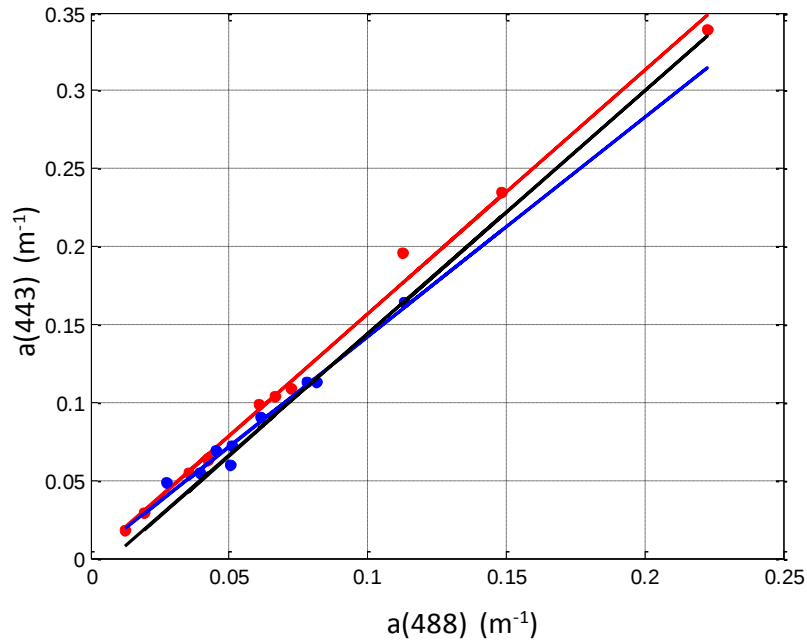


Figura 37. Relación entre el coeficiente de absorción a 488 nm y a 443 nm. En rojo se presentan los datos de la estación ANTARES con un ajuste lineal de $a(443) = 1.5661a(488) + 0.0003$ y $R^2 = 0.9944$. Los datos azules pertenecen a estaciones del Golfo de California y presentan un ajuste lineal de $a(443) = 1.4094a(488) + 0.0014$ y $R^2 = 0.9804$. La línea negra es la ecuación lineal de Barnard *et al.* (1999) que establece que la relación lineal entre coeficientes de absorción a 443 nm y 490 nm es de $a(440) = 1.561a(490) - 0.0012$.

La relación funcional para el coeficiente de absorción a 551 nm y 488 nm (Fig. 38) es lineal. Los ajustes obtenidos para ANTARES y el Golfo de California tienen una R^2 mayor a 0.9. Barnard *et al.* (1999) obtienen un ajuste lineal con R^2 igual a 0.598 e indican que el bajo valor en la regresión se debe a la mayor dispersión de los datos a 490 nm, en comparación a la dispersión de los datos a 555 nm. Los datos medidos a

551 nm son menores a los esperados por Barnard *et al.* (1999). El término independiente presentado por los autores es positivo mientras que el propuesto en el presente trabajo es negativo (Fig. 38). Un término independiente positivo indica que la absorción a 555 nm es mayor que la absorción a 490 nm para valores de absorción cercanos a cero, lo cual no es el comportamiento esperado de acuerdo al espectro de absorción (Fig. 34).

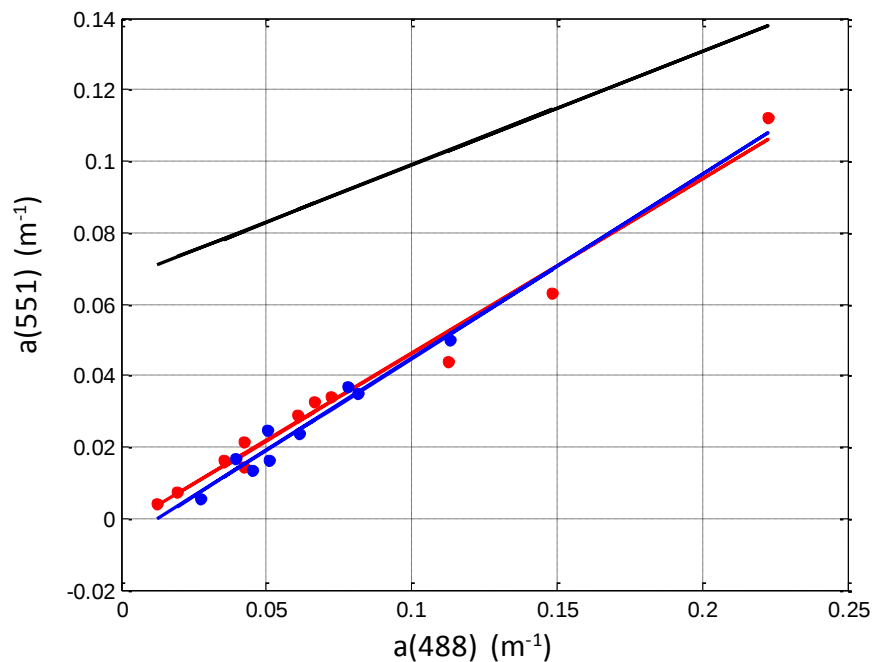


Figura 38. Relación entre el coeficiente de absorción a 488 nm y a 551 nm. En rojo se presentan los datos de la estación ANTARES con un ajuste lineal de $a(551) = 0.4869a(488) - 0.0025$ y $R^2 = 0.9804$. Los datos azules pertenecen a estaciones del Golfo de California y presentan un ajuste lineal de $a(551) = 0.5151a(488) - 0.0066$ y $R^2 = 0.9490$. La línea negra es la ecuación lineal de Barnard *et al.* (1999) que establece que la relación lineal entre absorciones a 555 nm y 490 nm es de $a(555) = 0.319a(490) + 0.067$.

4.3.2.4 Problema inverso

Los valores de reflectancia se sustituyeron en la ecuación (45) para obtener $a(488)$. Este coeficiente de absorción se utilizó para calcular $a(443)$ y $a(551)$. La comparación del coeficiente de absorción a 488 nm medido contra modelado con los parámetros locales (Fig. 39) muestra mejores resultados para datos satelitales que para datos *in situ*. Con el valor predicho del coeficiente de absorción a 488 nm se obtienen los valores de $a(443)$ y $a(551)$ (Figs. 40 y 41) utilizando los parámetros obtenidos con los datos satelitales, *in situ* y los de Barnard *et al.* (1999). De manera general, los resultados con los parámetros *in situ* están sobrevaluados y ocurre en caso contrario con los parámetros satelitales. Las predicciones hechas a partir de los datos satelitales dan un error cuadrático medio menor que para los otros dos casos (Figs. 39 a 41). El resultado de la aplicación del algoritmo muestra que la mejor predicción se hace para una longitud de onda de 433 nm y la peor para la longitud de onda de 551 nm. Sin embargo, la predicción mostrada en este trabajo tiene un error menor que la que presentan Barnard *et al.* (1999). Es interesante destacar que aun cuando los datos de absorción a 488 nm se utilizan para calcular la absorción a 433 y 551 nm, el error cuadrático medio de la absorción a 433 nm (Fig. 40) es menor que para 488 nm (Fig. 39).

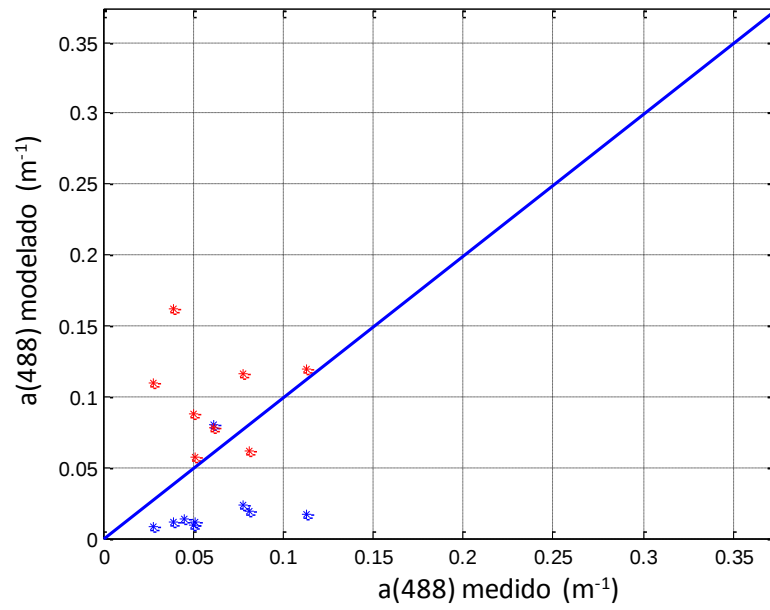


Figura 39. Comparación del coeficiente de absorción medido *in situ* contra el modelado utilizando los parámetros obtenidos para los datos del Golfo de California (Figs. 37 y 38). Se utilizó una triple razón de espaciamiento de 0.975. En azul se presentan los resultados del modelo utilizando la reflectancia de satélite (RMS=0.8119) y en rojo los obtenidos con reflectancia *in situ* (RMS=3.2062).

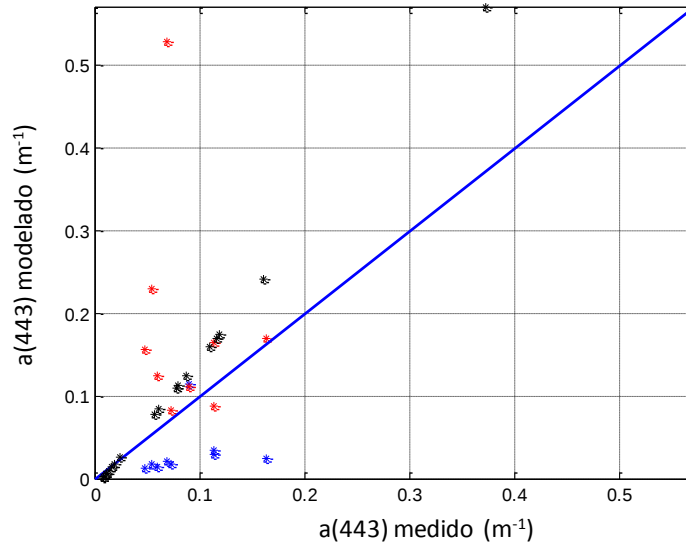


Figura 40. Comparación del coeficiente de absorción medido *in situ* contra el modelado. Los parámetros regionales en el modelo son los coeficientes de las funciones lineales que relacionan los coeficientes de absorción a las tres longitudes de onda de interés. Se utilizó una triple razón de espaciamiento de 0.975. En azul se presentan los resultados del modelo utilizando la reflectancia de satélite (RMS=0.7971) y en rojo los obtenidos con reflectancia *in situ* (RMS=2.9589). En color negro se presentan los datos utilizando el modelo de Barnard *et al.* (1999) con todos sus parámetros (RMS=0.9609).

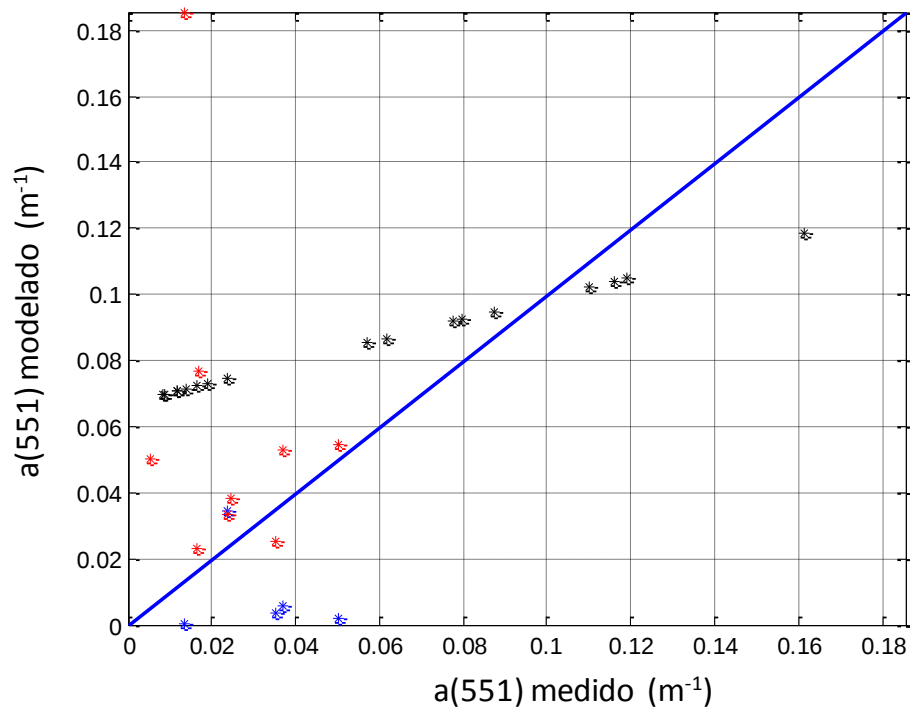


Figura 41. Comparación del coeficiente de absorción medido *in situ* contra el modelado. Los parámetros regionales en el modelo son los coeficientes de las funciones lineales que relacionan los coeficientes de absorción a las tres longitudes de onda de interés. Se utilizó una triple razón de esparsamiento de 0.975. En azul se presentan los resultados del modelo utilizando la reflectancia de satélite (RMS=1.3111) y en rojo los obtenidos con reflectancia *in situ* (RMS=5.8640). Tanto para datos *in situ* como para los satelitales, se obtuvieron valores negativos de absorción. Estos datos no se graficaron. En color negro se presentan los datos utilizando el modelo de Barnard *et al.* (1999) con todos sus parámetros (RMS=5.2747).

Al comparar las figuras 36 y 37 se ve que no hay cerradura. Los valores de la triple razón de retroesparcimiento son muy diferentes a la relación que hay entre la triple razón de coeficientes de absorción y la triple razón de reflectancia. Para buscar el mejor resultado, se resolvió el problema inverso para el algoritmo propuesto por Barnard *et al.* (1999) $\left(R_{rs3} = 0.975 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}\right)$, considerando el promedio aritmético de las triples razones de retroesparcimiento para datos satelitales

$\left(R_{rs3} = 0.96022 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}\right)$, considerando el promedio aritmético de las triples razones de retroesparcimiento para datos *in situ* $\left(R_{rs3} = 0.954 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}\right)$, dado el ajuste aplicado a datos de las triples razones de absorción y reflectancia para datos satelitales $\left(R_{rs3} = -0.2307 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]} + 0.9091\right)$ e *in situ* $\left(R_{rs3} = 0.3285 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]} + 1.3582\right)$. La Tabla 7 resume los errores cuadráticos medios de cada uno de los ajustes. El RMS es menor para la absorción a 443 nm en todos los casos. Los resultados considerando las tres opciones para la triple razón de retroesparcimiento fueron muy similares. Para los datos satelitales, es mayor el error al utilizar los ajustes que la triple razón de retroesparcimiento. Lo contrario sucede para los datos *in situ*. Los errores son menores para los datos satelitales que para los datos *in situ*.

Tabla 7. Error cuadrático medio (RMS) para el coeficiente de absorción medido y modelado considerando diferentes valores de la triple razón de retroesparcimiento. Se destaca en rojo el error más pequeño.

	Datos satelitales			Datos <i>in situ</i>		
	a(488)	a(443)	a(551)	a(488)	a(443)	a(551)
R_{rs3} $= 0.975 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}$ Barnard <i>et al.</i> (1999)	0.8132	0.7984	1.1309	3.1802	2.9347	5.8200
R_{rs3} $= 0.96022 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}$ Promedio para datos satelitales	0.8146	0.7986	1.1320	5.8711	5.4355	10.2735
R_{rs3} $= 0.954 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}$ Promedio para datos <i>in situ</i>	0.8176	0.8010	1.1358	9.3410	8.6637	16.1569
R_{rs3} $= -0.2307 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}$ $+ 0.9091$ Ajuste datos satelitales	4.4326	3.5937	11.4496	0.9476	0.9323	1.2850
R_{rs3} $= 0.3285 \frac{[a(\lambda_2)]^2}{f_1[a(\lambda_2)]f_2[a(\lambda_2)]}$ $+ 1.3582$ Ajuste datos <i>in situ</i>	0.9726	0.9569	1.3182	0.9485	0.9299	1.3353

4.4 Algoritmo de Garver y Siegel (1997)

4.4.1 Introducción

El objetivo del algoritmo propuesto por Garver y Siegel (1997) es maximizar la información que se puede obtener de las observaciones del color del océano. En general, el color del océano se utiliza para inferir un único indicador, la concentración de Chl- α . También se utiliza para estudiar la variabilidad espacio-temporal de flujos biogeoquímicos, los cuales son de gran importancia para el ecosistema marino.

Garver y Siegel (1997) proponen un método no lineal para realizar la inversión del espectro de color del océano ($R_{rs}(\lambda)$) para obtener tres POIs: absorción por el fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$), absorción por el material disuelto ($a_g(\lambda)$) y el retroesparcimiento ($b_{bp}(\lambda)$), las cuales están relacionadas con la reflectancia remota, medida por satélite, como se muestra en la figura 42.

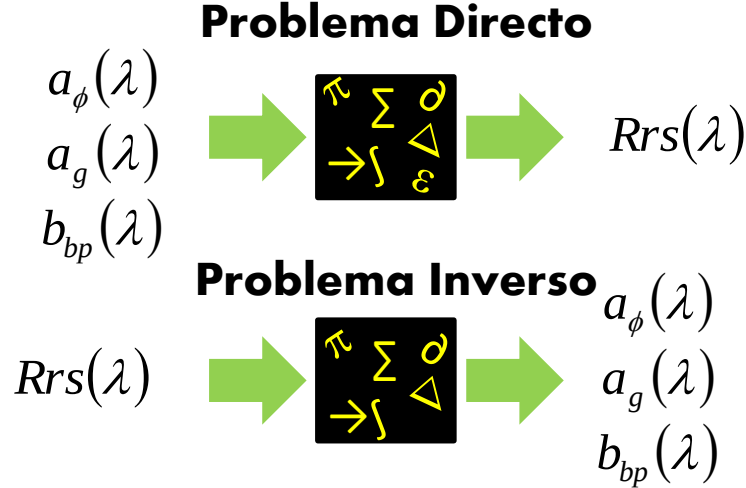


Figura 42. Descripción conceptual del algoritmo de Garver y Siegel (1997). En el problema directo se obtienen reflectancias a cualquier longitud de onda a partir de las POIs: coeficientes de absorción del fitoplancton ($a_\phi(\lambda)$), absorción por el material disuelto ($a_g(\lambda)$) y retroesparcimiento ($b_{bp}(\lambda)$). En el problema inverso se obtienen absorciones a partir de tres reflectancias, correspondientes a tres longitudes de onda.

Para el desarrollo del algoritmo, Garver y Siegel (1997) hacen tres suposiciones:

1. la relación entre la reflectancia y las POIs es conocida y estable,
2. los coeficientes de absorción y retroesparcimiento del agua son conocidos,
3. la tres POIs se pueden calcular mediante el producto de su magnitud y la forma espectral, la cual se conoce.

La relación entre la reflectancia y las POIs está dada por la ecuación (9) que es una función cuadrática cuyos coeficientes son $l_1 = 0.0949 \text{ sr}^{-1}$ y $l_2 = 0.0794 \text{ sr}^{-1}$ (Gordon *et al.*, 1988, en Garver y Siegel, 1997).

El retroesparcimiento ($b_b(\lambda)$) es la suma de sus componentes:

$$b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) \quad (25)$$

donde $b_{bp}(\lambda)$ y $b_{bw}(\lambda)$ son el retroesparcimiento del material particulado y del agua de mar, respectivamente (Smith y Baker, 1981). ($b_{bp}(\lambda)$), a su vez, se puede representar como el producto de una magnitud ($b_{bp}(\lambda_0)$) y la forma espectral ($b_{bp}^*(\lambda)$) dada por

$$b_{bp}^*(\lambda) = \left(\frac{\lambda}{\lambda_0}\right)^{-Y} \quad (47)$$

para valores de $Y = 0,1,2$.

El coeficiente de absorción $a(\lambda)$ es igual a la suma de los coeficientes de absorción de sus constituyentes (ecuación 27) donde $a_g(\lambda)$ se describe mediante la ecuación (6) para una longitud de onda base, $\lambda_0 = 440 \text{ nm}$ y S es la constante del decaimiento exponencial. Los valores que Garver y Siegel (1997) toman para S son -0.06 , -0.014 y -0.020 nm^{-1} .

La absorción por el fitoplancton se modela utilizando

$$a_\phi(\lambda) = \kappa a_\phi^*(\lambda) \quad (48)$$

donde κ es la magnitud de la absorción. Garver y Siegel (1997) utilizan 4 formas espectrales para la absorción del fitoplancton. Para tres, el parámetro κ representa la concentración de clorofila en $\frac{mg}{m^3}$ mientras que para el cuarto es $a_\phi(441)$. El término $a_\phi^*(\lambda)$ denota la forma espectral del coeficiente de absorción por el fitoplancton.

La ecuación (9) se puede escribir como

$$R_{rs}(\lambda) = \sum_{i=1}^2 l_i \left[\frac{b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda)}{b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) + a_w(\lambda) + a_g(\lambda_0)e^{S(\lambda-\lambda_0)} + \kappa a_\phi^*(\lambda)} \right]^i \quad (49)$$

que es el algoritmo desarrollado por Garver y Siegel (1997).

4.4.2 Aplicación del algoritmo

4.4.2.1 Análisis del algoritmo

Garver y Siegel (1997) indican que el término cuadrático de la ecuación (9) que relaciona las POIs con la reflectancia es especialmente importante para el caso de aguas claras. Para analizar la importancia del término cuadrático se resuelve la ecuación (49) para valores de $[0,0.001] m^{-1}$ de los coeficientes de absorción y de retroesparcimiento del material particulado. En la figura 43 se presentan las gráficas con isolíneas de reflectancia tomando únicamente el término lineal (Fig. 43a) y ambos términos (Fig. 43b). Al comparar las gráficas, se puede observar que es importante considerar ambos términos (lineal y cuadrático) para valores de $b_{bp}(\lambda) > 0.002 m^{-1}$ y de $a(\lambda) < 0.003 m^{-1}$.

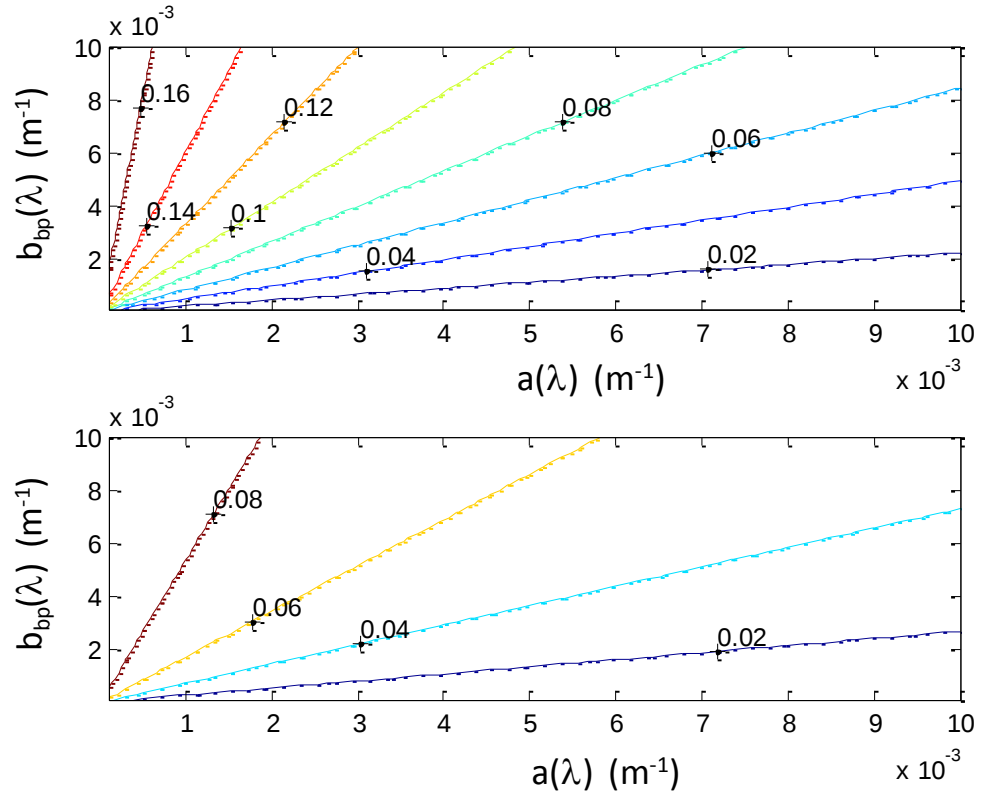


Figura 43. (a) Reflectancia remota calculada utilizando los términos lineal y cuadrático de la ecuación (9). (b) Reflectancia remota calculada utilizando el término lineal de la Ecuación 1. Los valores de reflectancia están en sr^{-1} .

4.4.2.2 Coeficiente de retroesparcimiento

Con base en los resultados del retroesparcimiento presentados en las figuras 17 a 21, la forma espectral del retroesparcimiento se tomó como λ^{-2} . En la figura 44 se resuelve la ecuación (49) manteniendo fijos los coeficientes de absorción y, únicamente, variando la magnitud del retroesparcimiento de $0.001 m^{-1}$ (Figs. 19 y 20) y $0.3 m^{-1}$. El cambio entre estos resultados es de orden menor a $0.00001 sr^{-1}$ a longitudes de onda cercana a 400 nm (Fig. 44). Por su parte, Garver y Siegel (1997) mostraron, mediante un análisis de sensibilidad, que el retroesparcimiento no es un

factor significativo para el cálculo de $Rrs(\lambda)$. Así, se tomó el retroesparcimiento como un parámetro fijo con magnitud de 0.001 m^{-1} y forma espectral λ^{-2} .

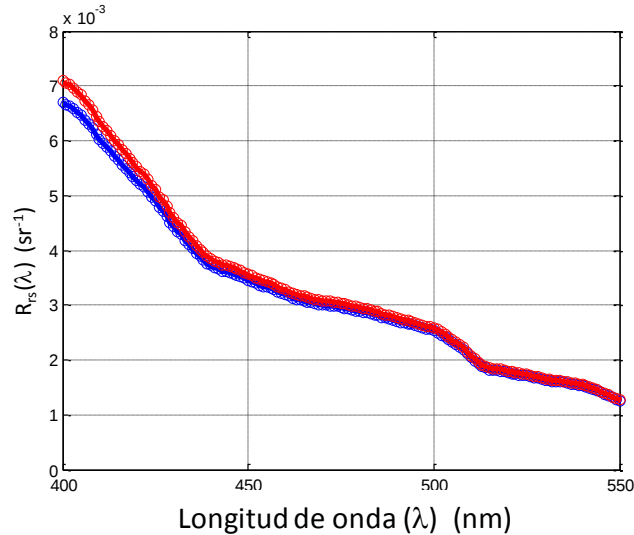


Figura 44. Cálculo de la reflectancia remota ($Rrs(\lambda)$) considerando el término lineal (azul) y los términos lineales y cuadráticos (rojo). La línea continua indica el resultado considerando una magnitud del retroesparcimiento de 0.001 m^{-1} y los círculos representan una magnitud de 0.03 m^{-1} . La forma espectral considerada fue λ^{-2} .

4.4.2.3 Coeficiente de absorción

El algoritmo de Garver y Siegel (1997) establece que las POIs se pueden describir como el producto de una magnitud por la forma espectral correspondiente. Así, el primer paso para aplicar el algoritmo a aguas en ambas costas de la Península de Baja California es analizar las formas espectrales y las magnitudes para $a_g(\lambda)$ y $a_\phi(\lambda)$.

Carder *et al.* (1999) utilizan 400 nm como longitud de onda base para modelar la absorción de la luz por el material disuelto. Por otra parte, Garver y Siegel (1997) proponen la longitud de onda de 440 nm como referencia. Para facilitar la

comparación entre modelos, en el presente trabajo se utiliza 400 nm. El parámetro S para los datos de la estación de ANTARES tiene un valor de $0.011 \pm 0.002 \text{ nm}^{-1}$ y de $0.0102 \pm 0.0052 \text{ nm}^{-1}$ para las estaciones del Golfo de California, como se puede ver en las figuras 22 y 23. Con la regresión lineal por mínimos cuadrados se obtuvo la magnitud $(a_g(\lambda_0))$ que multiplicada por la forma espectral representa la absorción por el material disuelto. Los valores de dicha magnitud, así como el error cuadrático medio entre los datos medidos y modelados, se presentan en la Tabla 8. Se observa que $a_g(\lambda_0)$ es menor en ANTARES que en el Golfo de California por, al menos, un orden de magnitud. En la figura 45 se comparan los datos medidos contra los modelados para ambos lugares.

Tabla 8. Magnitud $(a_g(\lambda_0))$ que al multiplicar por la forma espectral $(e^{S(\lambda-\lambda_0)})$ para $\lambda_0 = 400 \text{ nm}$, $S = 0.011 \text{ nm}^{-1}$ en ANTARES y $S = 0.0102 \text{ nm}^{-1}$ en el Golfo de California modela la absorción por el material disuelto $a_g(\lambda)$. Se obtuvo el error cuadrático medio entre los datos modelados y medidos.

ANTARES										
Fecha	6 nov 2008	16 ene 2009	26 mar 2009	18 abr 2009	28 may 2009	30 jun 2009	12 may 2010	31 ago 2010	27 oct 2010	26 nov 2010
$a_g(\lambda_0)$ (m^{-1})	0.0244	0.0349	0.0585	0.0279	0.0836	0.0131	0.0144	0.0127	0.0056	0.1374
Error	0.045	0.283	0.254	0.075	0.402	0.055	0.093	0.116	0.057	0.208
GOLFO DE CALIFORNIA										
Estación	Q07	K05	O01	O07	P02	P03	Q06	R03		
$a_g(\lambda_0)$ (m^{-1})	0.3452	0.2633	0.2928	5.6094	0.4572	0.2936	0.5978	2.7894		
Error	0.025	0.039	0.054	0.030	0.007	0.061	0.029	0.055		

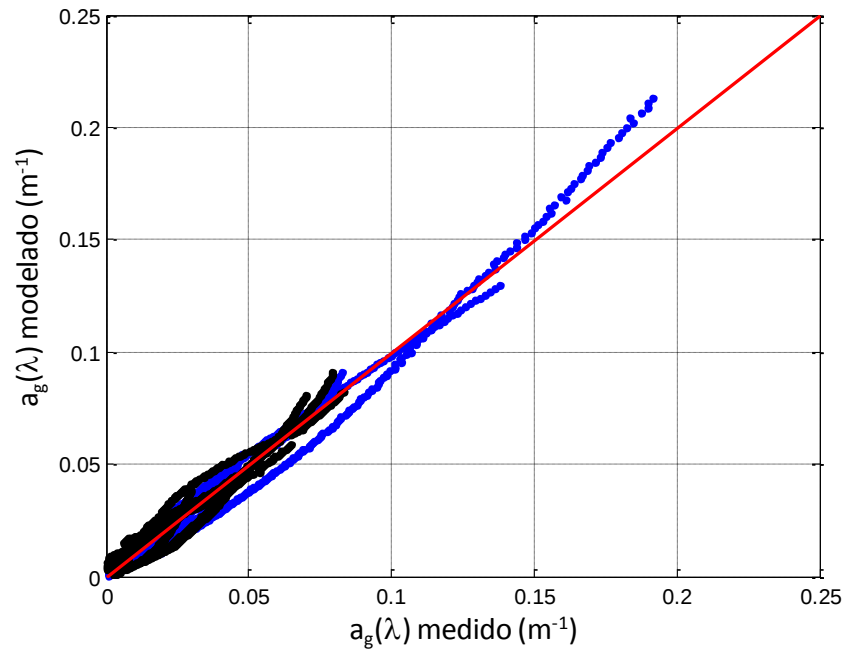


Figura 45. Comparación del coeficiente de absorción por el material disuelto (a_g) medido y modelado para ANTARES (azul) y el Golfo de California (negro). El error cuadrático medio es de 1.4954.

La forma espectral de la absorción del fitoplancton se calculó utilizando el promedio aritmético de los datos (Figs. 46 y 47).

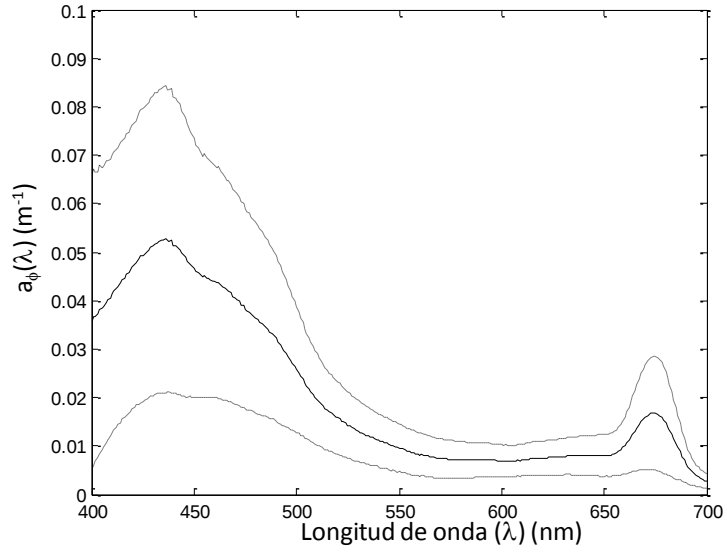


Figura 46. Forma espectral del coeficiente de absorción por el fitoplancton ($a_{\phi}^*(\lambda)$) en m^{-1} para ANTARES. Las líneas punteadas indican la desviación estándar de la misma.

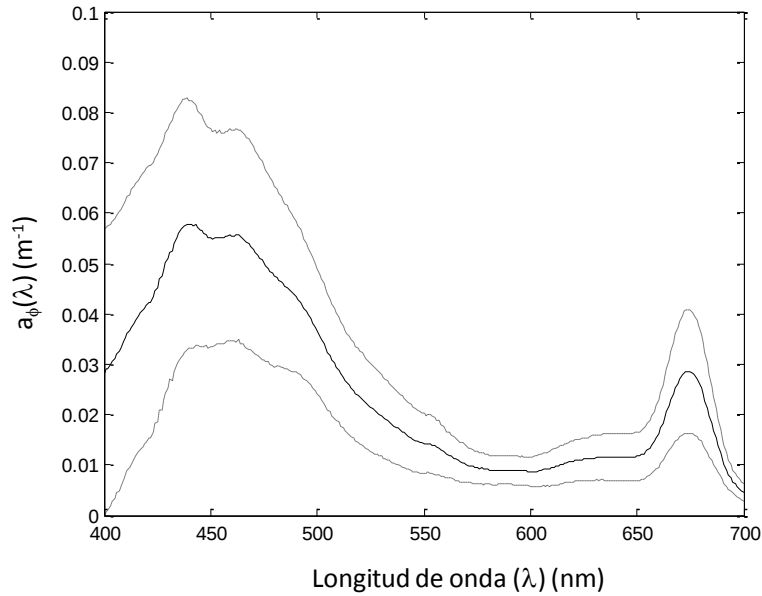


Figura 47. Forma espectral del coeficiente de absorción por el fitoplancton ($a_{\phi}^*(\lambda)$) en m^{-1} para las estaciones del Golfo de California. Las líneas punteadas indican la desviación estándar de la misma.

De acuerdo a la ecuación (48), se calculó una magnitud, κ , que multiplicada por la forma espectral, representa la absorción por el fitoplancton. Los valores de dicha magnitud, así como el error cuadrático medio entre los datos medidos y modelados, se presentan en la Tabla 9. Destaca el error para el 28 de mayo del 2009 en ANTARES, en el cual la forma espectral promedio no representa de manera adecuada los datos medidos (Fig. 48c). Para los datos del Golfo de California, el error cuadrático medio más grande corresponde a la estación Q06 (Fig. 48f). En las figuras 48e y 48f puede notarse que la mayor variabilidad entre lo medido y modelado se encuentra a longitudes de onda menores a 443 nm. En la figura 48e, el ajuste es mayor para los valores medidos para longitudes de onda menores a 443 nm mientras que en la 48f el ajuste es menor a esas mismas longitudes de onda. En la figura 49 se comparan los datos medidos contra los modelados y se obtiene un error cuadrático medio total de 4.7825.

Tabla 9. Magnitud (κ) que, al multiplicar por la forma espectral ($a_{\phi}^*(\lambda)$), modela el coeficiente de absorción por el fitoplancton $a_{\phi}(\lambda)$. Se obtuvo el error cuadrático medio entre los datos modelados y medidos.

ANTARES										
Fecha	6 nov 2008	16 ene 2009	26 mar 2009	18 abr 2009	28 may 2009	30 jun 2009	12 may 2010	31 ago 2010	27 oct 2010	26 nov 2010
κ	1.2461	0.8011	2.2731	0.9613	0.7327	0.8666	0.5881	0.7697	0.3563	1.5097
Error	0.263	0.379	0.437	0.197	20.649	0.311	0.208	0.267	0.116	0.673
GOLFO DE CALIFORNIA										
Estación	Q07	K05	O01	O07	P02	P03	Q06	R03		
κ	0.6379	0.9156	1.0254	0.8130	1.0569	1.8067	0.5046	1.2398		
Error	0.276	0.095	0.285	0.181	0.603	0.292	1.518	0.835		

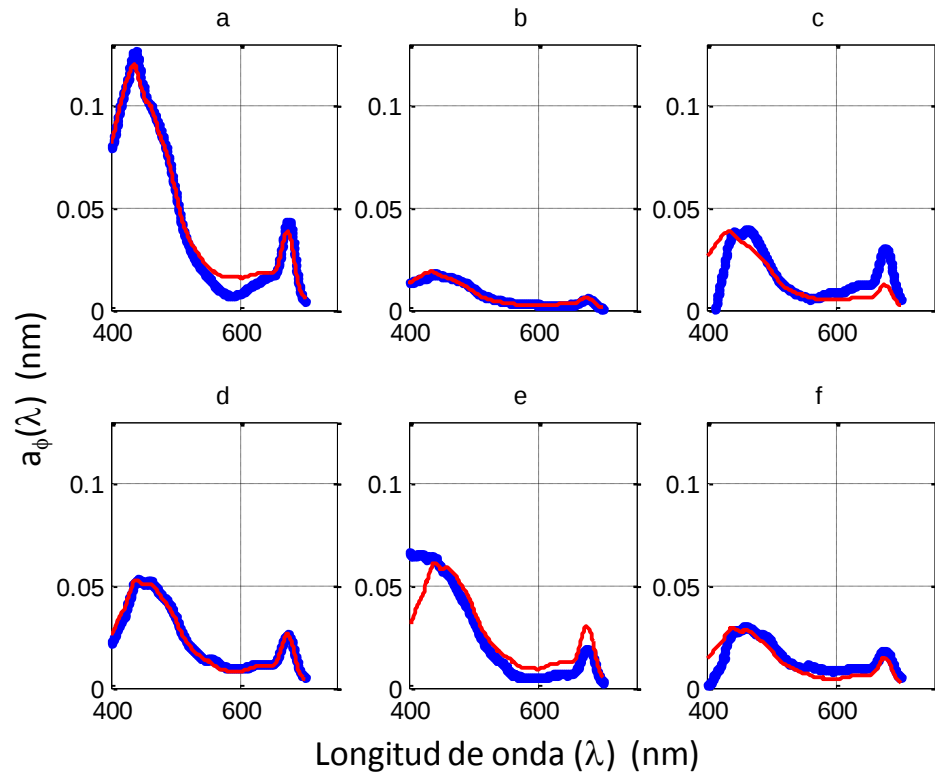


Figura 48. Comparación entre los datos modelados con la forma espectral del coeficiente de absorción del fitoplancton y la magnitud (línea roja) y los datos (puntos azules) para ANTARES los días (a) 26 de marzo del 2009 (RMS= 0.437), (b) 27 de octubre del 2010 (RMS=0.116) y (c) 28 de mayo del 2009 (RMS=20.649) y para el Golfo de California en las estaciones (d) K05 (RMS=0.095), (e) P03 (f) P02 (RMS=0.603) y (f) Q06 (RMS=1.518).

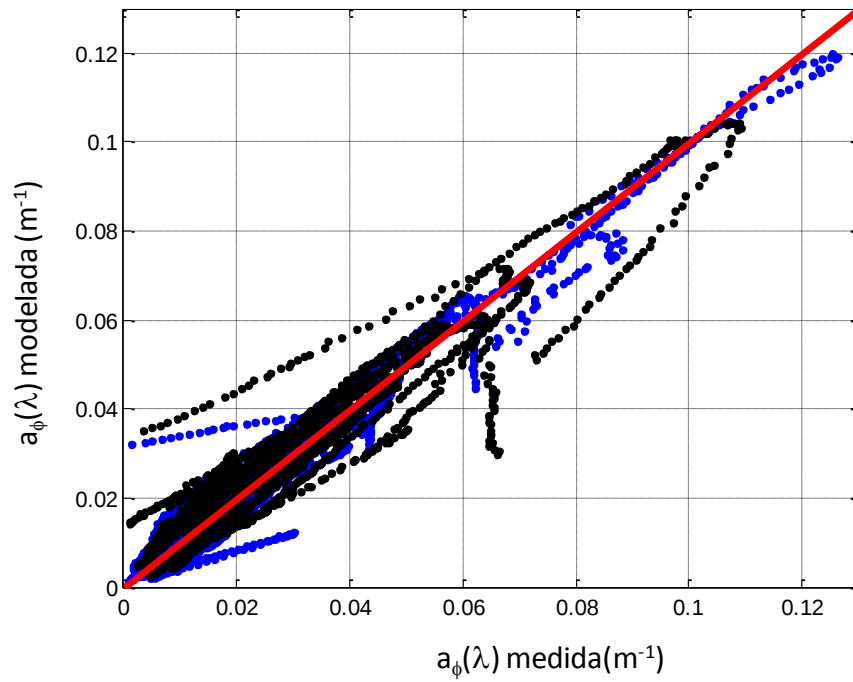


Figura 49. Comparación del coeficiente de absorción por el fitoplancton (a_ϕ) medido y modelado para ANTARES (azul) y el Golfo de California (negro). El error cuadrático medio es de 4.7825.

4.4.2.4 Reflectancia

Una vez determinadas las magnitudes y formas espectrales a utilizar, se resolvió la ecuación (49) con el objetivo de comparar los resultados de retroesparcimiento medido y modelado. La figura 50 muestra los resultados para ANTARES, en la cual, una vez más, es evidente que es importante tomar en cuenta ambos términos para longitudes de onda menores a 500 nm.

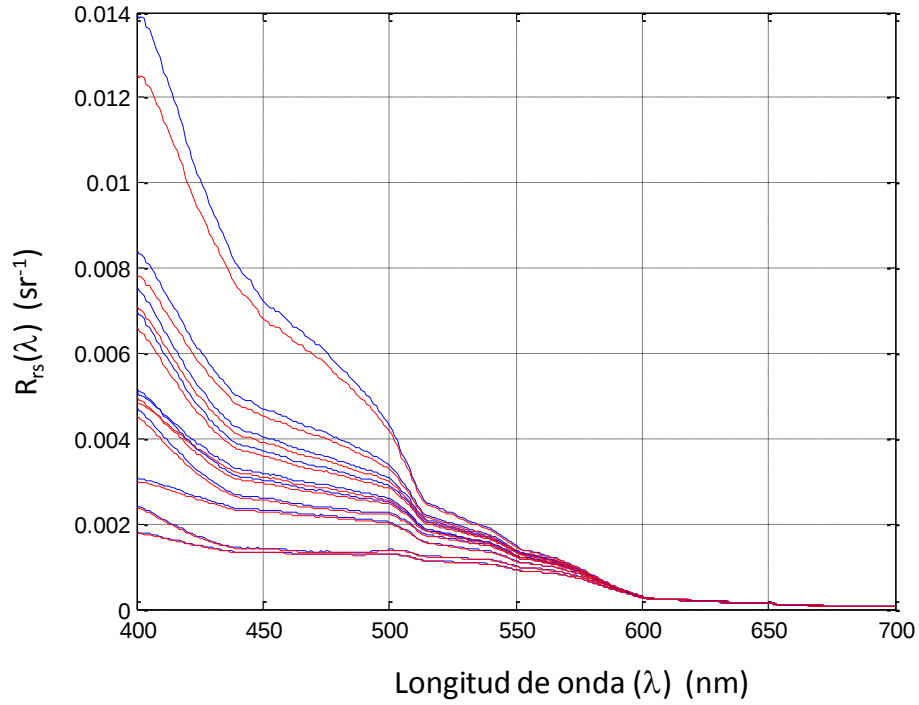


Figura 50. Espectro de la reflectancia remota ($Rrs(\lambda)$) para ANTARES considerando el término lineal (rojo) y los términos lineales y cuadráticos (azul).

En la figura 51 se muestran todos los datos de reflectancia modelados y observados para el Golfo de California. La Tabla 10 resume los errores cuadráticos medios para cada estación. Hay tres estaciones (Q07, O07 y Q06) en las que la $Rrs(412)$ es menor a $Rrs(443)$, contrario a lo que se observa en las otras estaciones. Cuando $Rrs(412) < Rrs(443)$ hay mayor absorción en longitudes de onda menores, lo cual es indicativo de aguas en las que las POIs tienen mayor influencia de $a_g(\lambda)$ que de $a_\phi(\lambda)$ y, por lo tanto, se denotarán como Caso 2. Por otro lado, cuando $Rrs(412) > Rrs(443)$ domina $a_\phi(\lambda)$ y se llamarán Caso 1.

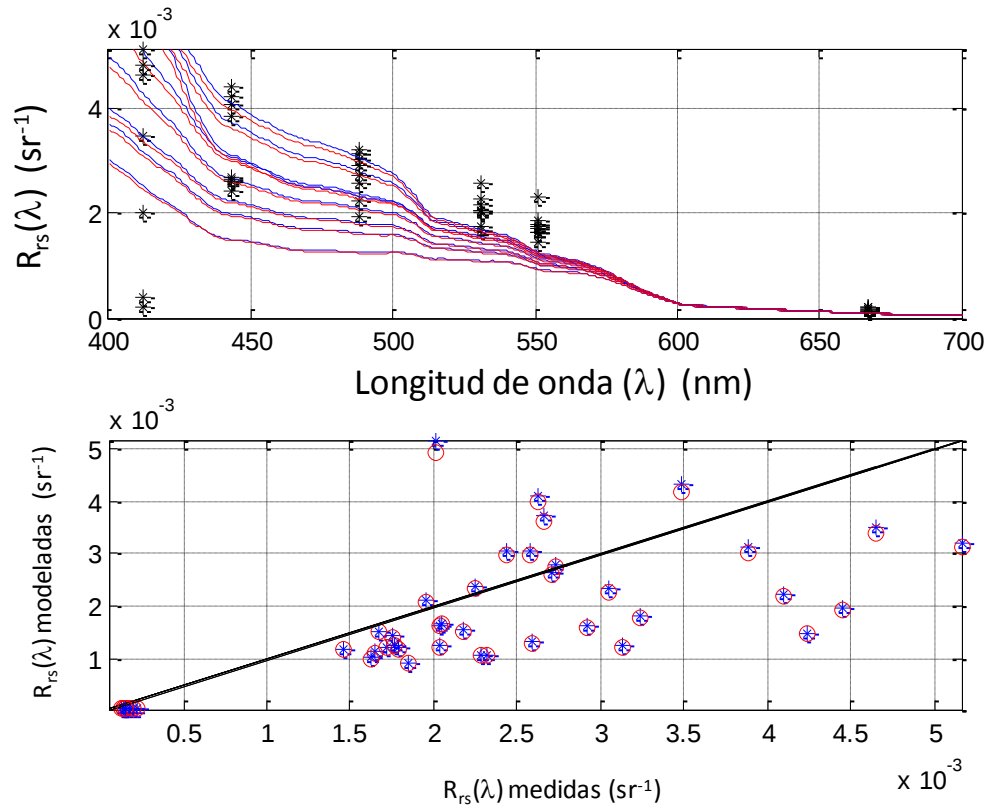


Figura 51. (a) Espectro de la reflectancia remota ($R_{rs}(\lambda)$) para el Golfo de California considerando el término lineal (rojo) y los términos lineales y cuadráticos (azul). Los asteriscos indican los datos de reflectancia obtenidos de las imágenes satelitales. (b) Comparación de la reflectancia medida y modelada con el término lineal (círculo) y considerando los términos lineal y cuadrático (asterisco).

Tabla 10. Error cuadrático medio entre la reflectancia medida y modelada para cada una de las estaciones del Golfo de California considerando ambos términos (lineal y cuadrático) y únicamente el término lineal.

Estación	Lineal y cuadrático	Lineal
Q07	7.3401	6.9536
K05	0.2848	0.2794
O01	0.5893	0.5976
O07	0.9133	0.8513
P02	0.4068	0.4040
P03	0.6981	0.7036
Q06	16.0945	15.2474
R03	0.5390	0.5477

Se calculó, mediante el método de mínimos cuadrados de Marquardt-Levenberg, el valor para los parámetros l_1 y l_2 (Figs. 52 y 53). Los valores obtenidos son de uno a dos órdenes de magnitud mayores que los indicados en Garver y Siegel (1997) y l_2 es de signo contrario (Tabla 11). A partir de estos datos, se consideró importante analizar en mayor detalle estos parámetros. Así, se realizaron varios ajustes, desde polinomios de orden 1 a 5, con y sin ordenada al origen, tanto para los datos Caso 1 como los datos Caso 2, así como para la totalidad de los datos.

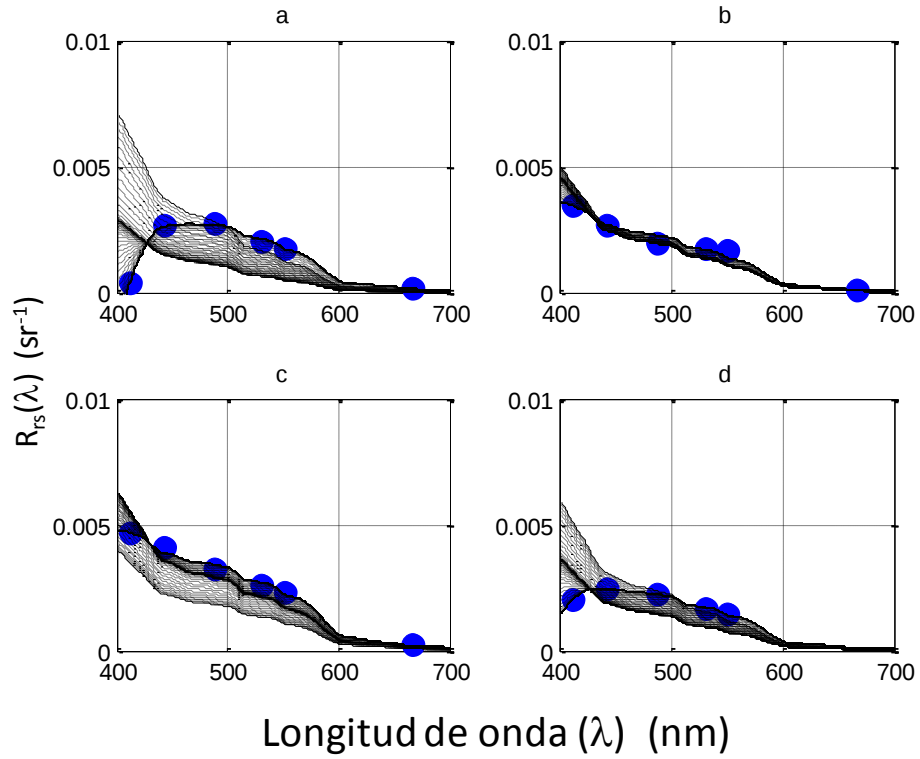


Figura 52. Cálculo de parámetros l_1 y l_2 para las estaciones (a) Q07 (RMS=0.03), (b) K05 (RMS=0.137), (c) O01 (RMS=0.071) y (d) O07 (RMS=0.025) del Golfo de California. Los círculos azules son los datos de $R_{rs}(\lambda)$ y cada línea es una iteración para encontrar el mejor ajuste de una función cuadrática a los datos.

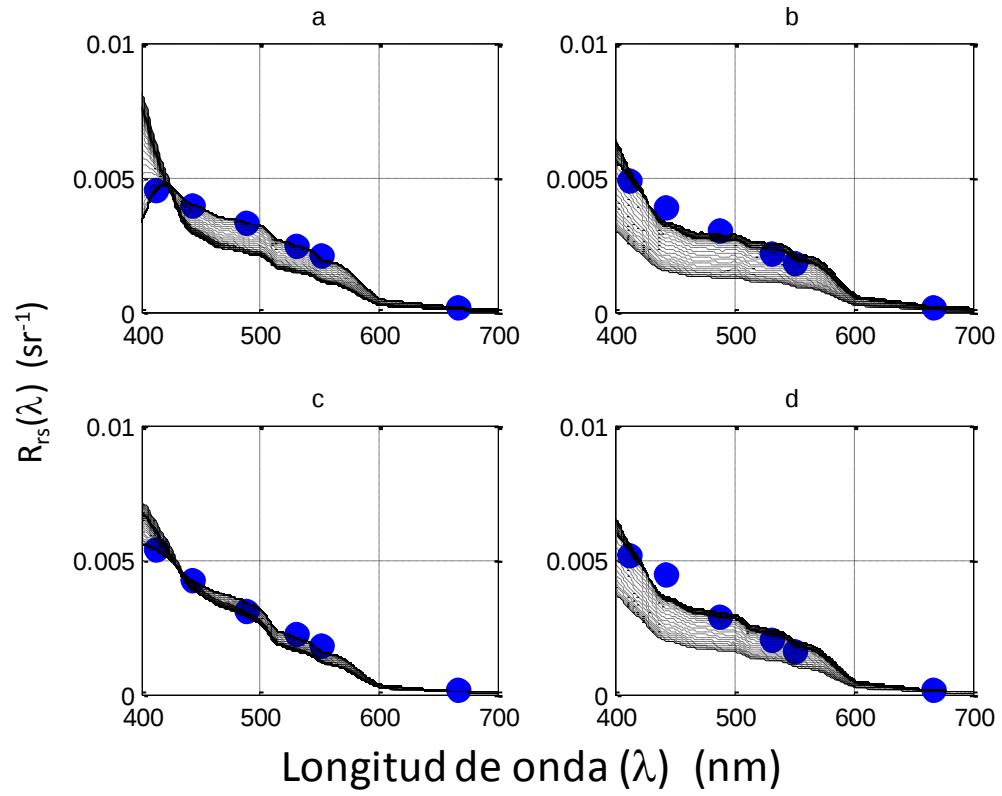


Figura 53. Cálculo de parámetros l_1 y l_2 para las estaciones (a) P02 (RMS=0.135), (b) P03 (RMS=0.172), (c) Q06 (RMS=0.226) y (d) R03 (RMS=0.175) del Golfo de California. Los círculos azules son los datos de $R_{rs}(\lambda)$ y cada línea es una iteración para encontrar el mejor ajuste de una función cuadrática a los datos.

Tabla 11. Parámetros l_1 y l_2 calculados para cada estación por el método de mínimos cuadrados de Marquardt-Levenberg. En verde se destaca las estaciones identificadas como Caso 2 en las que $Rrs(412) < Rrs(443)$.

Estación	Número iteraciones	l_1 (sr^{-1})	l_2 (sr^{-1})	Error cuadrático medio
Q07	162	0.1682	-2.6042	0.030
K05	171	0.1297	-1.1692	0.137
O01	172	0.2342	-2.8848	0.071
O07	167	0.1381	-1.9150	0.025
P02	164	0.1796	-1.7127	0.135
P03	177	0.2458	-2.1033	0.172
Q06	163	0.1336	-0.7791	0.226
R03	173	0.1954	-0.9728	0.175

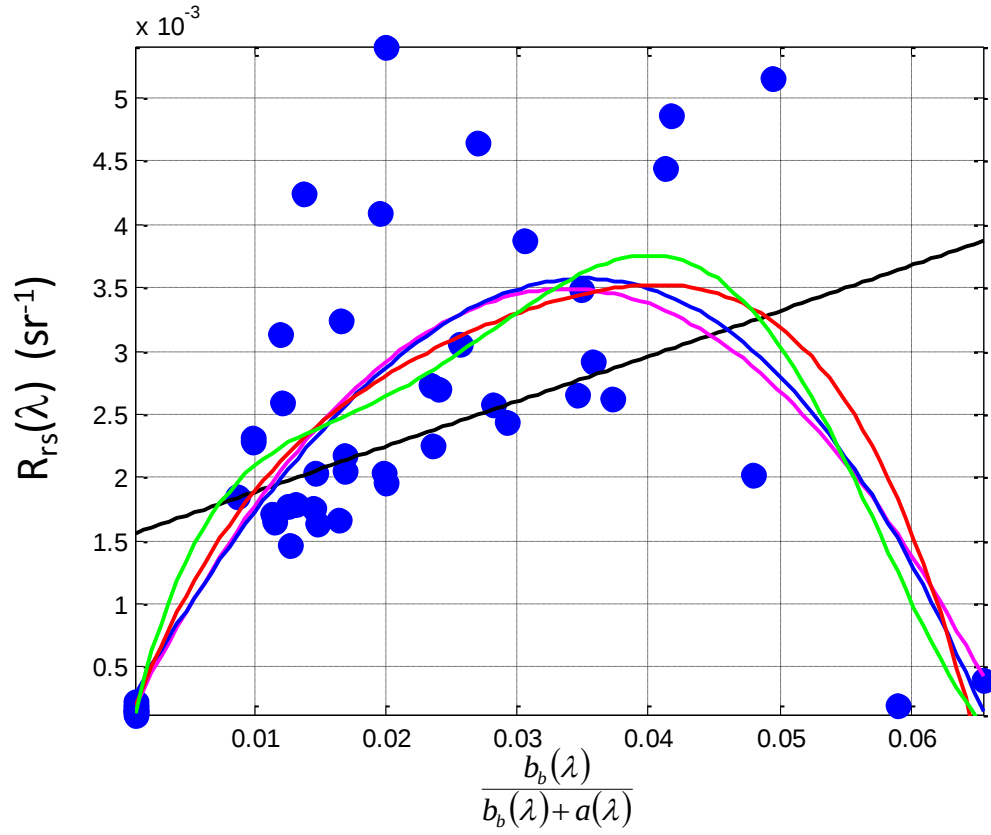


Figura 54. Cálculo de parámetros l_0 y l_5 para todos los datos del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores (R^2) se muestran en la Tabla 12.

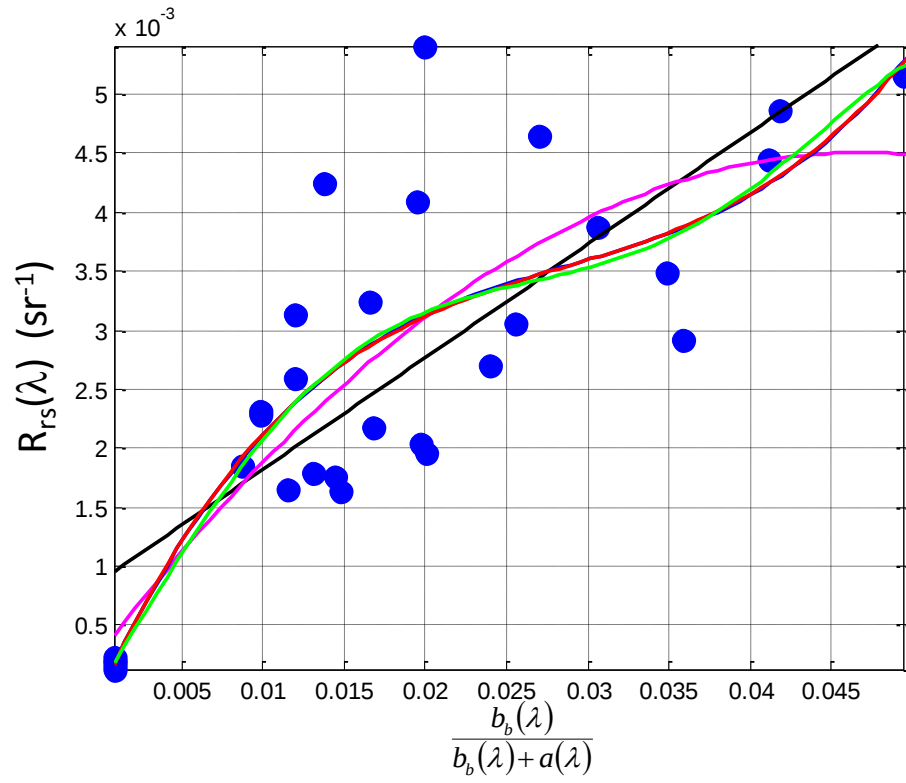


Figura 55. Cálculo de parámetros l_0 y l_5 para los datos Caso 1 ($Rrs(412) > Rrs(443)$) del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores (R^2) se muestran en la Tabla 12.

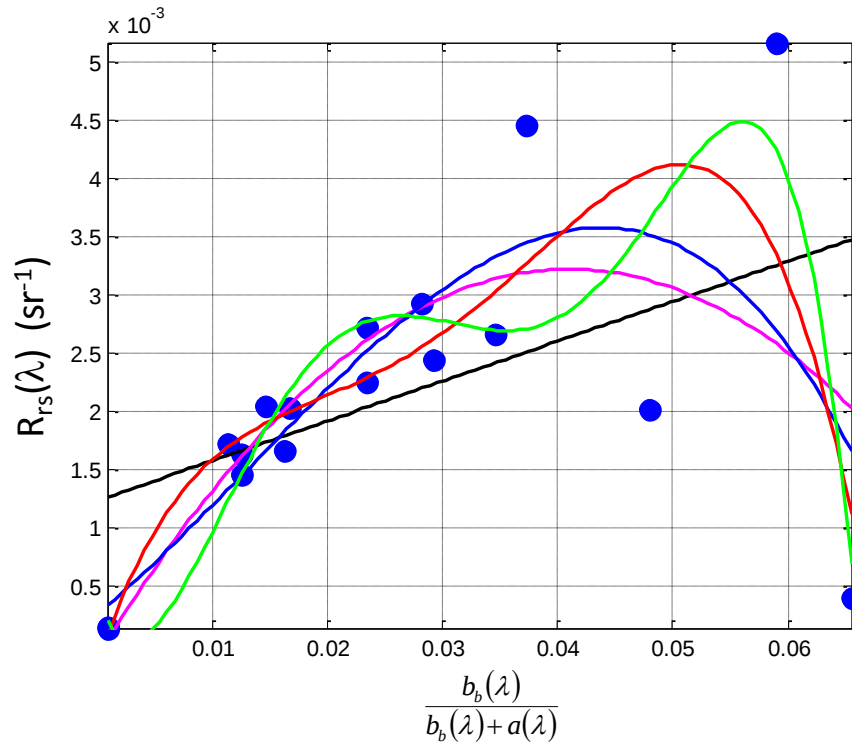


Figura 56. Cálculo de parámetros l_0 y l_5 para los datos Caso 2 ($Rrs(412) < Rrs(443)$) del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores (R^2) se muestran en la Tabla 12.

Tabla 12. Error (R^2) de los ajustes de orden 1 a orden 5 para todos los datos, datos Caso 1 ($Rrs(412) > Rrs(443)$) y datos Caso 2 ($Rrs(412) < Rrs(443)$) considerando parámetros de l_0 a l_5 .

Orden	Todos los datos	Caso 1	Caso 2
1	0.15	0.64	0.23
2	0.59	0.69	0.53
3	0.59	0.73	0.56
4	0.61	0.73	0.63
5	0.62	0.73	0.73

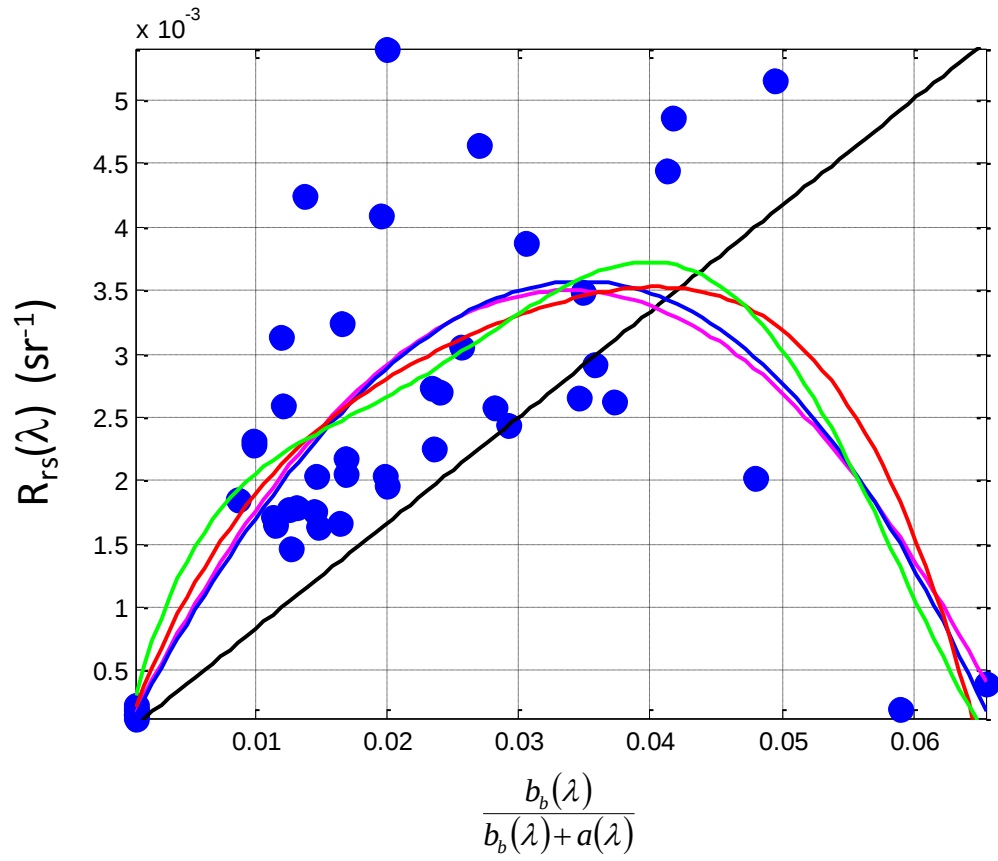


Figura 57. Cálculo de parámetros l_1 y l_5 para todos los datos del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores (R^2) se muestran en la Tabla 13.

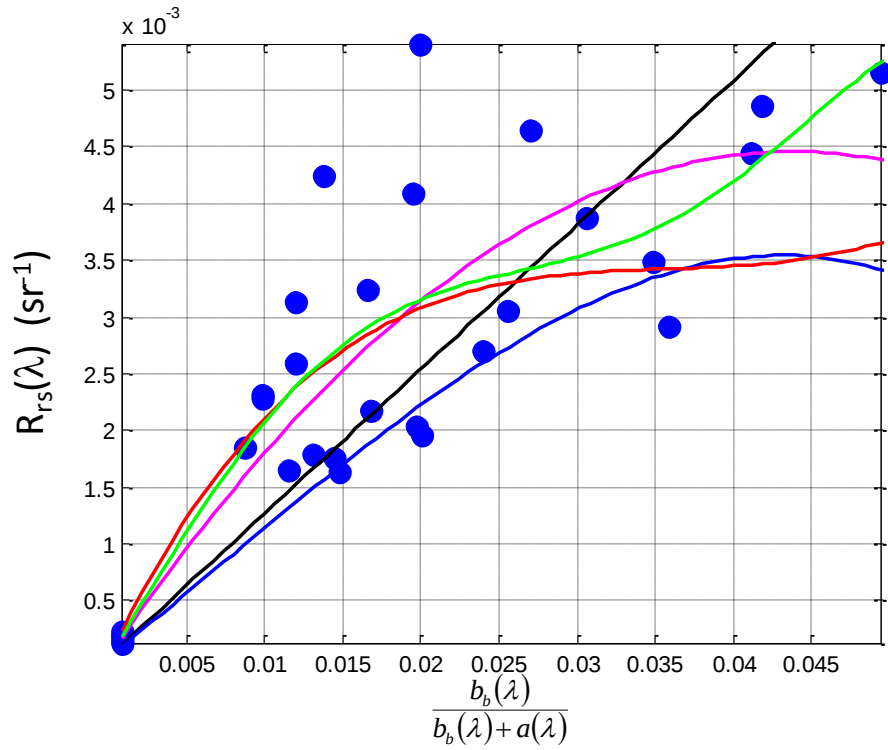


Figura 58. Cálculo de parámetros l_1 y l_5 para los datos Caso 1 ($R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$) del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores (R^2) se muestran en la Tabla 13.

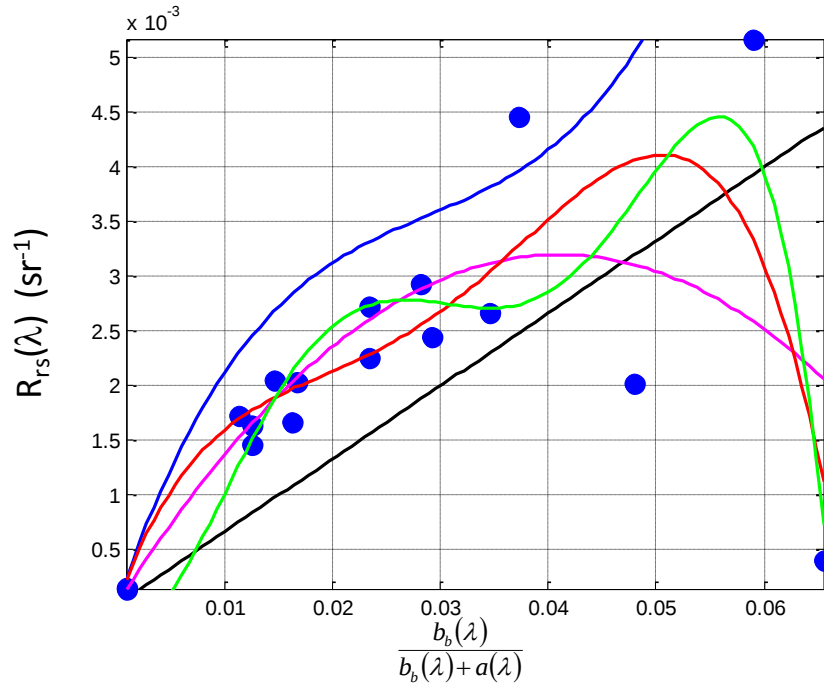


Figura 59. Cálculo de parámetros l_1 y l_5 para los datos Caso 2 ($Rrs(412) < Rrs(443)$) del Golfo de California. Cada una de las líneas representa un ajuste: lineal (negro), cuadrático (magenta), cúbico (azul), de cuarto orden (rojo) y de quinto orden (verde). Los datos se presentan como círculos azules. Los errores (R^2) se muestran en la Tabla 13.

Tabla 13. Error (R^2) de los ajustes de orden 1 a orden 5 para todos los datos, datos Caso 1 ($Rrs(412) > Rrs(443)$) y datos Caso 2 ($Rrs(412) < Rrs(443)$) considerando parámetros de l_1 a l_5 .

	Todos los datos	Caso 1	Caso 2
Lineal	-0.27	0.53	-0.08
Cuadrático	0.59	0.69	0.53
Cúbico	0.59	0.41	-3.11
Cuarto	0.61	0.66	0.63
Quinta	0.62	0.73	0.72

4.4.2.5 Problema inverso

Con base en las figuras 54 a 59 y las Tablas 12 y 13, se eligieron los polinomios de menor orden con un $R^2 \geq 0.6$. Si se considera una ordenada al origen diferente de cero (Figs. 54 a 56 y Tabla 12) se seleccionaron el polinomio orden 2 para todos los datos, orden 3 para Caso 1 y orden 5 para Caso 2. Al no considerar un término independiente (Figs. 57 a 59 y Tabla 13), se eligieron polinomios de orden 2 para todos los datos y para el Caso 1, y de orden 5 para el Caso 2. Estos parámetros alimentaron al modelo para calcular la reflectancia remota y hacer una comparación de datos medidos contra modelados para obtener un error cuadrático medio (Figs. 60 a 62 y Tabla 14).

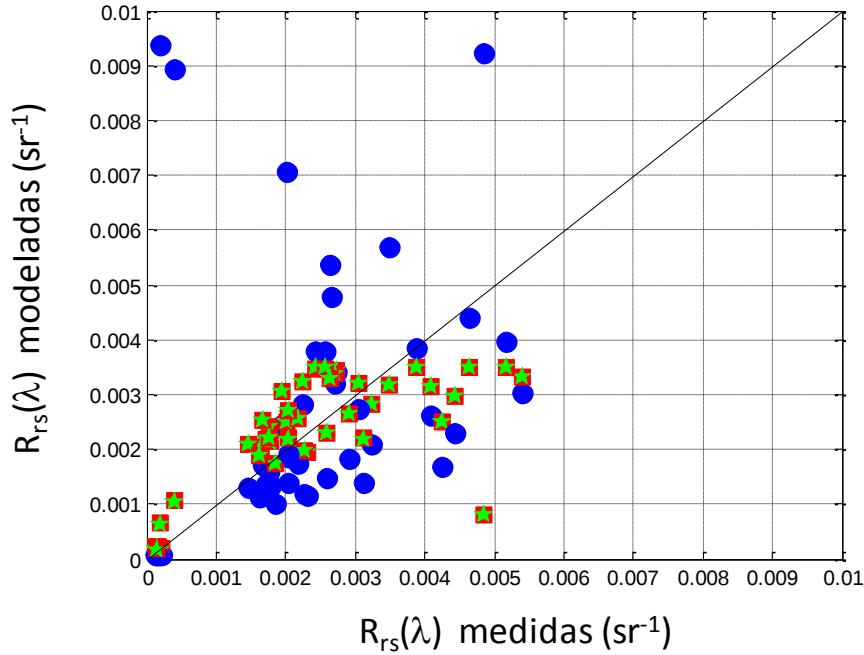


Figura 60. Comparación de reflectancias medidas y modeladas mostrando los resultados dados los parámetros l_1 y l_2 indicados en Garver y Siegel (1997) (círculos azules), dados los parámetros regionales l_0 a l_2 (cuadros rojos) y dados los parámetros regionales l_1 a l_2 (estrellas verdes) para todos los datos del Golfo de California.

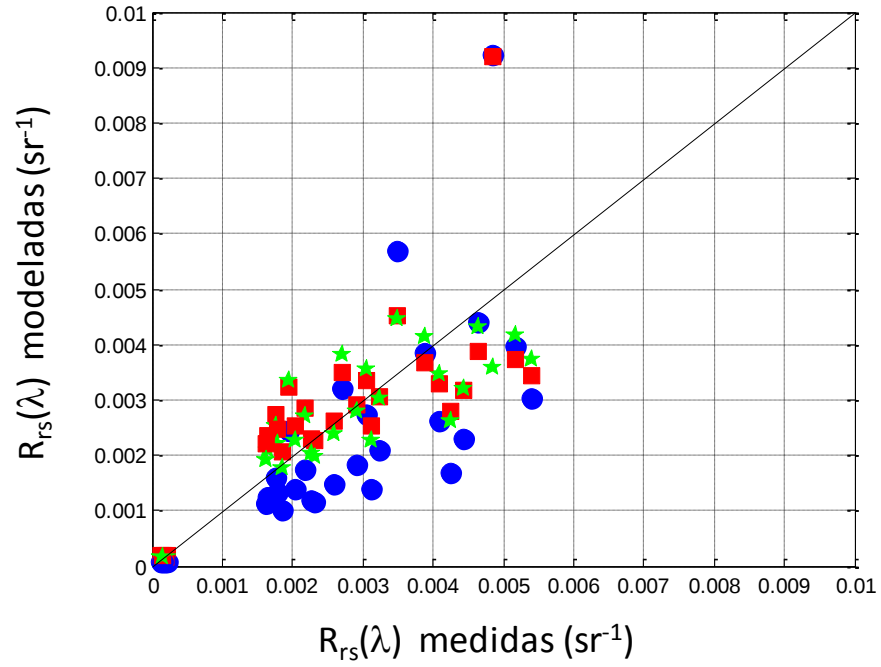


Figura 61. Comparación de reflectancias medidas y modeladas mostrando resultados dados los parámetros l_1 y l_2 indicados en Garver y Siegel (1997) (círculos azules), dados los parámetros regionales l_0 a l_2 (cuadros rojos) y dados los parámetros regionales l_1 a l_2 (estrellas verdes) para Caso 1 ($Rrs(412) > Rrs(443)$) del Golfo de California.

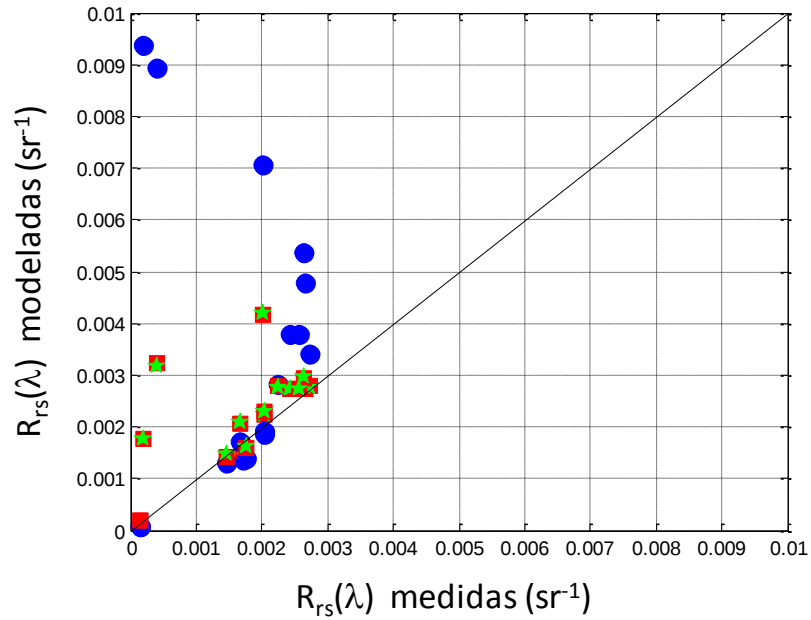


Figura 62. Comparación de reflectancias medidas y modeladas mostrando dados los parámetros l_1 y l_2 indicados en Garver y Siegel (1997) (círculos azules), dados los parámetros regionales l_0 a l_2 (cuadros rojos) y dados los parámetros regionales l_1 a l_2 (estrellas verdes) para los datos Caso 2 ($Rrs(412) < Rrs(443)$) del Golfo de California.

Por último, se realizó la inversión del algoritmo: a partir de datos de reflectancia remota se obtienen las magnitudes $a_g(\lambda_0)$ y κ que, al ser multiplicadas por la forma espectral, dan como resultado los espectros de absorción del material disuelto y del fitoplancton. En la figura 63 se comparan los resultados para la absorción del material disuelto. Cuando se consideran todos los datos sin separar en ambos casos (Fig. 63a), los ajustes realizados en el presente trabajo arrojan resultados negativos con y sin término independiente. Por otro lado, cuando se separa en casos (Fig. 63b) se observa que el mejor resultado es para el ajuste a un polinomio de orden dos con término independiente. El resultado es mejor incluso que para los parámetros propuestos por Garver y Siegel (1997).

Tabla 14. Error cuadrático medio entre datos medidos y con los parámetros propuestos por Garver y Siegel (1997) para todos los datos, con los obtenidos con un ajuste a un polinomio de orden 2 con término independiente y sin término independiente (l_0) para todos los datos, y separando en Caso 1 ($Rrs(412) > Rrs(443)$) (orden 3 con l_0 y 2 sin l_0) y Caso 2 ($Rrs(412) < Rrs(443)$) (orden 5 con y sin l_0). Se destaca en rojo el error más pequeño.

	Todos los datos			Separado en casos	
	Garver y Siegel (1997)	Orden 2 con l_0	Orden 2 sin l_0	con l_0	Sin l_0
Q07 (Caso 2)	10.82	0.91	0.88	3.60	3.61
K05 (Caso 1)	0.42	0.48	0.43	0.57	0.53
O01 (Caso 1)	0.52	0.21	0.23	0.16	0.17
O07 (Caso 2)	1.49	0.54	0.54	0.65	0.66
P02 (Caso 1)	0.55	0.45	0.44	0.51	0.23
P03 (Caso 1)	0.65	0.33	0.34	0.28	0.30
Q06 (Caso 2)	23.72	1.23	1.18	4.10	4.12
R03 (Caso 1)	0.46	0.29	0.26	0.31	0.21

Tabla 15. Error cuadrático medio entre datos medidos y predichos con el algoritmo de Garver y Siegel (1997).

	Todos los datos con (l_1, l_2) de Garver y Siegel (1997)	Todos los datos (orden 2) con l_0	Todos los datos (orden 2) sin l_0	Caso 1 (orden 3) y Caso 2 (orden 5) con l_0	Caso 1 (orden 2) y Caso 2 (orden 5) sin l_0
$a_g(\lambda_0)$	1.4563	5.6756	5.4842	2.6210	1.3831
k	1.4725	0.5106	0.5115	0.7229	0.7655

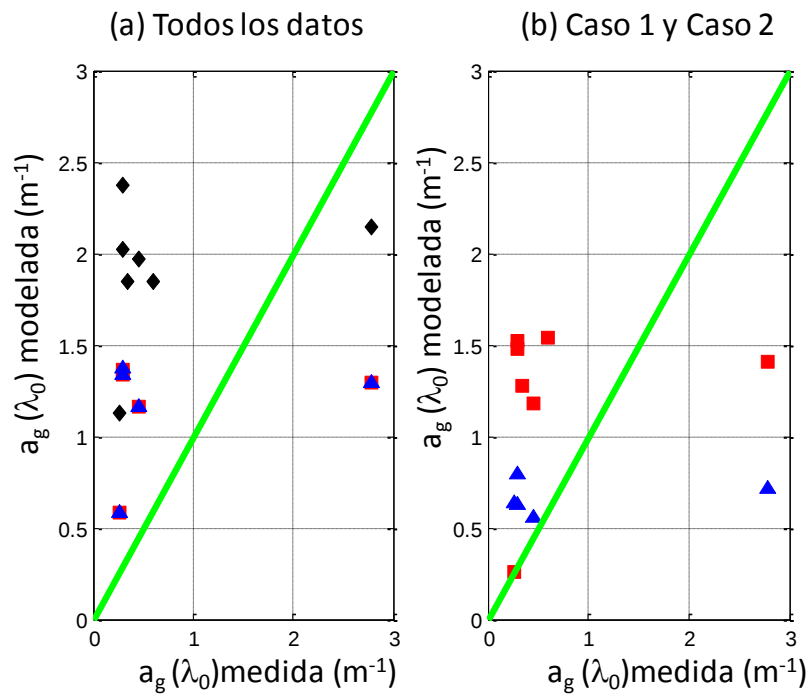


Figura 63. Comparación de la magnitud del coeficiente de absorción del material disuelto ($a_g(\lambda_0)$) medido y modelado utilizando los parámetros propuestos por Garver y Siegel (1997) (rombo), los obtenidos con un ajuste a un polinomio de orden dos con término independiente (l_0) (cuadros) y sin término independiente (triángulos) para todos los datos (a) y para los datos separados en Caso 1 y Caso 2 (b). El error cuadrático medio se presenta en la Tabla 15.

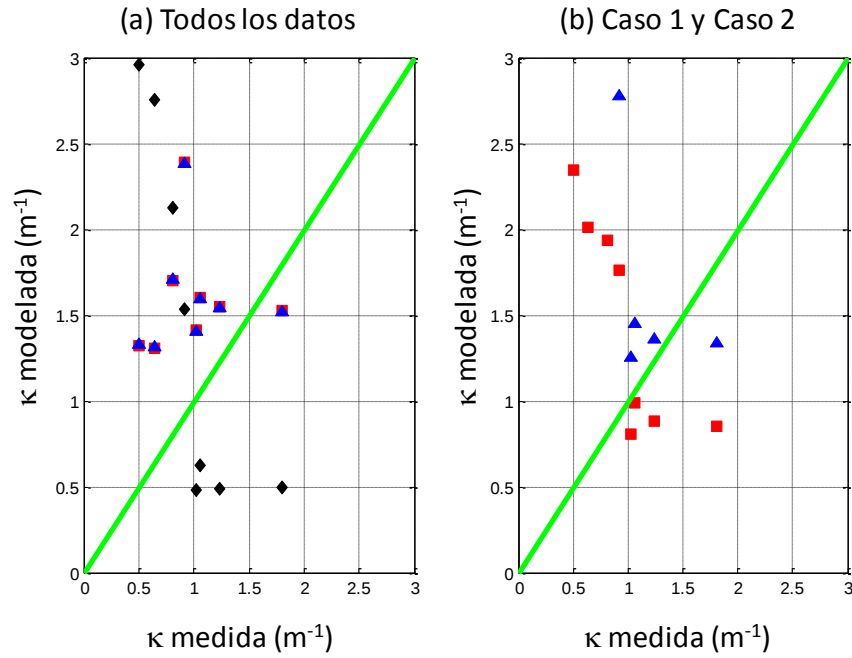


Figura 64. Comparación del parámetro k , magnitud del coeficiente de absorción del fitoplancton, medido y modelado utilizando los parámetros propuestos por Garver y Siegel (1997) (rombo), los obtenidos con un ajuste a un polinomio de orden dos con término independiente (l_0) (cuadros) y sin término independiente (triángulos) para todos los datos (a) y para los datos separados en Caso 1 y Caso 2 (b). El error cuadrático medio se presenta en la Tabla 15.

La modelación del coeficiente de absorción del fitoplancton (k) coincide con lo observado para el coeficiente de absorción del material disuelto en que para el conjunto de datos completo (Fig. 64a) no hay cambio al considerar el término independiente. Hay menos dispersión en los datos calculados con los parámetros del presente trabajo que para los dados por Garver y Siegel (1997). Al separar en casos, (Fig. 64b) se observa que el mejor resultado es para el ajuste a un polinomio de orden dos con término independiente.

5 Discusiones

Bastidas Salamanca (2010) utiliza algoritmos empíricos para obtener la concentración de Chl-*a* a partir de valores de $R_{rs}(\lambda)$ y obtiene un buen ajuste entre los valores de $R_{rs}(\lambda)$ satelitales y los obtenidos con medidas *in situ*, debido a lo cual no fue necesario aplicar correcciones atmosféricas a los valores satelitales. Ahora bien, los algoritmos empíricos, como los citados en Bastidas Salamanca (2010) y el modelo empírico de la forma espectral del coeficiente de retroesparcimiento de Lee *et al.* (1994) se basan en razones entre reflectancias para dos longitudes de onda. Al utilizar dichas razones, la diferencia entre datos satelitales y datos *in situ* disminuye considerablemente.

Sin embargo, al utilizar algoritmos semianalíticos, observamos que los datos de $R_{rs}(\lambda)$ *in situ* no están dentro de los rangos de aplicación de este tipo de algoritmos, por lo que se tienen limitaciones para utilizarlos. Esto se pone de manifiesto al calcular la magnitud del coeficiente de retroesparcimiento que resulta del orden de 0.006 m^{-1} , para datos satelitales (Fig. 20), y de 0.018 m^{-1} para datos *in situ* (Fig. 21), ambos para longitudes de onda menores a 450 nm. Morel y Maritorena (2001) y Gordon y Morel (1983) modelan el retroesparcimiento como función de la concentración de Chl-*a* y obtienen valores del orden de $0.012\text{ m}^{-1}\text{ nm}$ para una longitud de onda de 443 nm. Como podemos apreciar, los resultados obtenidos con datos satelitales se encuentran por debajo del rango manejado por estos autores, mientras que los resultados obtenidos con datos *in situ* se encuentran por encima de dicho rango. Este último resultado hace que el $b_b(\lambda)$ no sea despreciable y, por tanto, no se pueden utilizar las ecuaciones (6) y (7) que relacionan la $R_{rs}(\lambda)$ con las POIs.

5.1 Algoritmo de Carder et al. (1999)

Carder *et al.* (1999) reducen el error debido a los algoritmos del 45% al 30% considerando el algoritmo parametrizado para diferentes dominios bio-ópticos. Cuando hay mucho detrito, CDOM y fitoplancton, los valores de radiancia saliente del mar a 412 y 443 nm son muy pequeños. En estos casos, el algoritmo no funciona

de manera adecuada. El algoritmo de Carder *et al.* (1999) no da resultados adecuados cuando $a_\phi(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$ lo que se presenta en los datos medidos para la mayoría de las estaciones (Figs. 24 y 28). Sin embargo, si se quiere aplicar el algoritmo a la reflectancia, esto no se puede saber con anticipación. Al analizar las figuras 15 y 16 podemos ver que $a_\phi(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$ se cumple para cualquier $a_g(\lambda)$ cuando $R_{rs}(412) > R_{rs}(443) < 1.7R_{rs}(551)$. La primera parte de la desigualdad se cumple en datos de *in situ* únicamente para la estación P02 y en datos satelitales (Figs. 51 a 53) para las estaciones P02, P03, K05, O01 y R03.

En las figuras 24 a 31, se puede observar que, no solo la mayoría de los datos cumple con la condición $a_\phi(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$, sino que la forma espectral compleja se encuentra dentro de este rango. Para valores $a_\phi(675) > 0.03 \text{ m}^{-1}$, a_ϕ tiene forma de exponencial negativa simple para todos los métodos.

El método de Marquard-Levenberg permite calcular los cuatros parámetros para modelar a_ϕ . Los parámetros $a_0(\lambda)$ y $a_1(\lambda)$ se refieren a la magnitud de la exponencial negativa y a la velocidad a la que decrece. Al variar los parámetros $a_2(\lambda)$ y $a_3(\lambda)$, se observa un cambio en la forma de la función $\frac{a_\phi(\lambda)}{a_\phi(675)}$ para $a_\phi(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$.

La parametrización con datos regionales mejora la representación de los datos para 412 nm en la estación ANTARES y para todas las longitudes de onda en las estaciones del Golfo de California (Tablas 4 y 6). Esto puede deberse a que en el Golfo de California los valores de $a_\phi(675)$ son mayores que en ANTARES cumpliendo más datos con la restricción del algoritmo $a_\phi(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$.

La inversión no tuvo resultado para todos los casos: dos estaciones no tienen solución y estas son dos estaciones donde $R_{rs}(412) > R_{rs}(443)$, clasificadas como Caso 2 en algoritmo de Garver y Siegel (1997). Sin embargo, los peores resultados de la inversión se dan en las estaciones en que $a_\phi(675) > 0.03 \text{ m}^{-1}$. Los resultados de la inversión para $a_\phi(675)$ (Fig. 32) dan un mejor resultado para los parámetros regionales manteniendo valores sugeridos por Carder *et al.* (1999) para los parámetros $a_2(\lambda)$ y $a_3(\lambda)$.

El algoritmo da una forma espectral a las POIs compleja y con varios parámetros a ajustar para cada longitud de onda. Esto permite que el algoritmo sea más adaptable a variaciones espaciales y temporales de la absorción y el retroesparcimiento pero sólo da resultado a las longitudes de onda para las cuales se tienen parámetros. Los autores también establecen los límites del algoritmos para $a_{\phi}(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$

5.2 Algoritmo de Barnard et al. (1999)

Al considerar la triple razón de reflectancia, el algoritmo de Barnard *et al.* (1999) evita hacer aproximaciones a valores de $\frac{g}{Q}$ y del retroesparcimiento, únicamente considera su forma y dependencia de la longitud de onda. Los autores consideran que problemas en la calibración o en la medición ocasionan que el error aumente de manera significativa, particularmente si la forma espectral de alguno de los parámetros no es la correcta. Una posible causa de que el problema no tenga cerradura es que la forma espectral del retroesparcimiento no sea la adecuada o que el factor $\frac{g}{Q}$ sea diferente a 1. Sin embargo, la inversión da mejores resultados al utilizar una aproximación a valores de b_{bp3} que al hacer un ajuste lineal entre R_{rs3} y la triple razón de absorciones (Tabla 7).

El utilizar los datos locales para parametrizar el algoritmo mejora los resultados para una longitud de onda de 551 nm (Fig. 41). Para 443 nm los parámetros de Barnard *et al.* (1999) dan el mejor resultado para absorciones menores a 0.1 m^{-1} .

El algoritmo utiliza polinomios para establecer las relaciones entre absorciones lo que resulta en un polinomio para realizar la inversión. Debido a ello, el problema no siempre tendrá solución (ver ecuación (45)). En los datos del Golfo de California, todas las estaciones tuvieron solución (Fig. 39). La absorción calculada con datos satelitales estuvo por debajo de las absorciones medidas. Barnard *et al.* (1999) indican que el algoritmo tiende a sobreestimar el coeficiente de absorción, principalmente a valores grandes de absorción (Fig. 38, 40 y 41). Esto cambió al parametrizar con datos regionales.

5.3 Algoritmo de Garver y Siegel (1997)

El utilizar diferentes formas espectrales para cada POI permitió a los autores determinar que el modelo era más sensible a cambios en el espectro de absorción del material disuelto. Los autores concluyeron que los cambios en la absorción son los principales responsables de la variabilidad temporal en la reflectancia remota. Esto coincide con lo encontrado en el presente trabajo (Fig. 44).

Los parámetros tienen diferentes características para las diferentes regiones, lo cual resalta la importancia de adaptar los algoritmos a condiciones locales. Por ejemplo, en la figura 46, para la estación ANTARES, el segundo máximo de absorción del fitoplancton es menor que el de la figura 47, para el Golfo de California.

Los autores consideran que los rangos donde es aplicable el modelo son para valores de $0 \frac{mg}{m^3} < [Chl - a] < 100 \frac{mg}{m^3}$, $0 m^{-1} < a_g < 2 m^{-1}$ y $0.0001 m^{-1} < b_{bp}(443) < 0.1 m^{-1}$ (IOCCG, 2006). La mayoría de los datos que se utilizan en el modelo quedan dentro de los límites establecidos por los autores. Sin embargo, se presenta una separación entre tipos de espectros de reflectancia como Caso 1 y Caso 2 en base a la relación entre $R_{rs}(412)$ y $R_{rs}(443)$. El calcular los parámetros para cada caso disminuye el número de datos y hace que los ajustes empeoren, sin embargo, dadas las diferentes características de los casos, se consideró necesario. En la Tabla 11, al calcular los parámetros l_1 y l_2 para cada estación, se obtiene que mientras la desviación estándar para l_1 es de 0.045, la del parámetro l_2 es 0.76. Esto indica que hay mucha más variabilidad en el segundo parámetro, que corresponde al término cuadrático.

En la Tabla 15, se observa que al utilizar parámetros locales y realizar la inversión el valor de $a_g(\lambda_0)$ predicho únicamente mejora cuando se separan los casos y se considera que $l_0 = 0$. Sin embargo, la magnitud Chl , relacionada con el coeficiente de absorción del fitoplancton, da un mejor resultado en todos los casos. Al tener en cuenta ambos, la separación de casos con $l_0 = 0$ tiene el mejor resultado para la inversión.

El algoritmo de Garver y Siegel (1997) no se basa en valores a longitudes de onda determinadas para, mediante un método numérico como el de la bisección,

encontrar ceros. A través del método de mínimos cuadrados amotiguados, se calcula el conjunto de parámetros que produzca el mejor ajuste. Al tener más parámetros se da una mejor adaptación del algoritmo a cada región y tiempo.

5.4 Comparación

En la Tabla 16 se resumen las diferentes características de los algoritmos.

Tabla 16. Comparación entre tres algoritmos semianalíticos.

	Carder <i>et al.</i> (1999)	Barnard <i>et al.</i> (1999)	Garver y Siegel (1997)
Suposiciones	• g es una constante • $b_b(\lambda) \ll a(\lambda)$ $\therefore b_b(\lambda) + a(\lambda) \sim a(\lambda)$	• g presenta un comportamiento espectral muy similar a Q, y la razón entre estos parámetros es casi lineal. • Las POIs se encuentran distribuidas de manera homogénea en la primera profundidad óptica. • Existe una relación funcional entre $a(\lambda_1)$ y $a(\lambda_2)$ y entre $a(\lambda_3)$ y $a(\lambda_2)$.	• La relación entre reflectancia remota y los coeficientes de absorción y retroesparcimiento se conoce y es estable (9). • Las POIs son el producto de una magnitud y una forma espectral que se conoce. • Las POIs del agua de mar se conocen.
Reflectancia remota	$R_{rs}(\lambda) = g \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda)}$	$R_{rs}(\lambda) = \frac{g(\lambda) b_b(\lambda)}{Q(\lambda) a(\lambda)}$	$R_{rs}(\lambda) \cong \sum_{i=1}^2 l_i \left[\frac{b_b(\lambda)}{b_b(\lambda) + a(\lambda)} \right]^i$
Coeficiente de retroesparcimiento	• Se conoce bien el retroesparcimiento del agua de mar. • Se puede modelar el retroesparcimiento del material particulado a partir de la reflectancia remota a tres longitudes de onda (26).	• Se conoce bien el retroesparcimiento del agua de mar. $b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda_r) \left(\frac{\lambda_r}{\lambda} \right)^{4.32} + b_{bp}(\lambda_r) \left(\frac{\lambda_r}{\lambda} \right)^n$ $b_{br3} = 0.975$	• Se conoce bien el retroesparcimiento del agua de mar. • La forma espectral del retroesparcimiento es función de la longitud de onda de forma $b_{bp}(\lambda) = b_{bp}(\lambda_0)(\lambda)^{-n}$ par valores de $n = 0,1,2$.

Tabla 16b. Comparación entre tres algoritmos semianalíticos.

	Carder <i>et al.</i> (1999)	Barnard <i>et al.</i> (1999)	Garver y Siegel (1997)
Coefficiente de absorción	● Se conoce bien la absorción del agua de mar. ● Se puede modelar la absorción de cada una de las componentes del agua de mar a través de una magnitud y una forma espectral descrita por funciones con varios parámetros (27 a 29).	● Se puede modelar de manera funcional a partir de una longitud de onda de referencia. ● Se considera que hay una relación lineal entre $a(443)$ y $a(490)$ y entre $a(555)$ y $a(490)$.	● Se conoce bien la absorción del agua de mar. ● Se puede modelar la absorción de cada una de las componentes del agua de mar a través de una magnitud y una forma espectral dada por una función (a_g) y datos (a_ϕ) (ecuaciones 6 y 48).
Ventajas	● Se analiza cada uno de los constituyentes por separado. ● Se parametriza para cada longitud de onda de interés permitiendo que el algoritmo se pueda adaptar a diferentes condiciones espaciales y temporales. ● Se modela el retroesparcimiento a partir de tres valores de reflectancia remota. ● Mucha diferencia entre regiones.	● La razón de tres reflectancias disminuye la dependencia las características geométricas del campo de luz y de las correcciones atmosféricas. ● Se puede adaptar el algoritmo encontrando mejores relaciones funcionales entre absorciones considerando una relación lineal o cualquier otra. ● Remueve el efecto del retroesparcimiento.	● La forma espectral de las POIs se puede regionalizar. Se pueden utilizar diferentes formas espectrales para diferentes condiciones. ● Considera un modelo no lineal de la reflectancia. ● Se pueden obtener valores para toda longitud de onda. ● No es muy sensible a cambios en el retroesparcimiento. ● Mucha diferencia entre regiones.

Tabla 16c. Comparación entre tres algoritmos semianalíticos.

	Carder <i>et al.</i> (1999)	Barnard <i>et al.</i> (1999)	Garver y Siegel (1997)
Desventajas	● Hace varias suposiciones acerca de las características geométricas del campo de la luz y correcciones atmosféricas. ● El resultado de la inversión da los coeficientes de absorción total, de detrito y CDOM y de fitoplancton para cuatro longitudes de onda. ● Se aplica para $a_{\phi}(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$ que implica $R_{rs}(412) > R_{rs}(443) < 1.7R_{rs}(551)$.	● El resultado de la inversión da, únicamente, el coeficiente de absorción a 3 longitudes de onda y no el espectro completo. ● Tiende a sobreestimar el coeficiente de absorción, principalmente a valores grandes de absorción. ● Poca diferencia entre regiones. ● Se aplica para $a(\lambda) < 0.1 \text{ m}^{-1}$	● Toma dos parámetros fijos (l_1, l_2). ● Requiere muchos datos por la cantidad de parámetros que se pueden ajustar. ● Los valores deben estar en los intervalos de $0 \frac{\text{mg}}{\text{m}^3} < \text{Chl} < 100 \frac{\text{mg}}{\text{m}^3}$, $0 \text{ m}^{-1} < a_g < 2 \text{ m}^{-1}$ y $0.0001 \text{ m}^{-1} < b_{bp}(443) < 0.1 \text{ m}^{-1}$ (IOCCG, 2006).
Detalles de inversión	● No siempre tiene solución. ● Se aplica un método numérico para encontrar los ceros de la función. ● Limitado por el número de parámetros para cada longitud de onda y la inversión viene de tratar un problema sobrevaluado restringido a unos cuantos datos.	● No siempre tiene solución. ● Se resuelve igualando para longitudes de onda dadas y aplicando un método numérico o analítico para encontrar los ceros de la función.	● Se resuelve por el método de mínimos cuadrados amortiguados o de Marquardt-Levenberg buscando la mejor solución para un sistema sobredeterminado.

Tabla 16d. Comparación entre tres algoritmos semianalíticos.

	Carder <i>et al.</i> (1999)	Barnard <i>et al.</i> (1999)	Garver y Siegel (1997)
Algoritmo parametriza do de manera regional	Dos casos en que $R_{rs}(412) > R_{rs}(443) < 1.7R_{rs}(551)$ no se cumplió no tuvieron solución.	Mejora para $a(551)$.	Mejora la predicción del coeficiente de absorción utilizando diferentes valores de l_i en (9) llegando a más de un modelo cuadrático.
Recomendaciones	●Buscar un modelo del retroesparcimiento que se adapte mejor a los datos. ●Buscar parametrizar o funciones diferentes para $a_\phi(675) < 0.03 \text{ m}^{-1}$. ●Mejorar los parámetros con más datos.	●Encontrar una mejor forma funcional entre la triple razón de absorciones y de reflectancias. ●Considerar casos en que el retroesparcimiento tenga otras formas espectrales y que modifique el valor de 0.975. ●Mejorar los parámetros con más datos. ●Modificar las formas funcionales entre absorciones y/o longitudes de onda de referencia.	●Obtener todos los parámetros para diferentes los diferentes casos y determinar si mejora la predicción de las POIs. ●Mejorar los parámetros con más datos.

6 Conclusiones

Se analizaron los algoritmos semianalíticos planteados por Garver y Siegel (1997), Barnard et al. (1999), y Carder, et al. (1999) y se definieron de manera más concreta las limitantes para la aplicación de cada uno de ellos (Tabla 16). En los casos de los algoritmos de Carder *et al.* (1999) y Barnard *et al.* (1999) algunos datos no cumplieron con las restricciones halladas, particularmente debido al coeficiente de retroesparcimiento del material particulado.

Al regionalizar los algoritmos se observó para los planteados por Carder *et al.* (1999) y Garver y Siegel (1997) hubo diferencias entre datos de ANTARES y del Golfo de California. Para el algoritmo propuesto por Barnard *et al.* (1999) no hubo diferencias entre estas zonas.

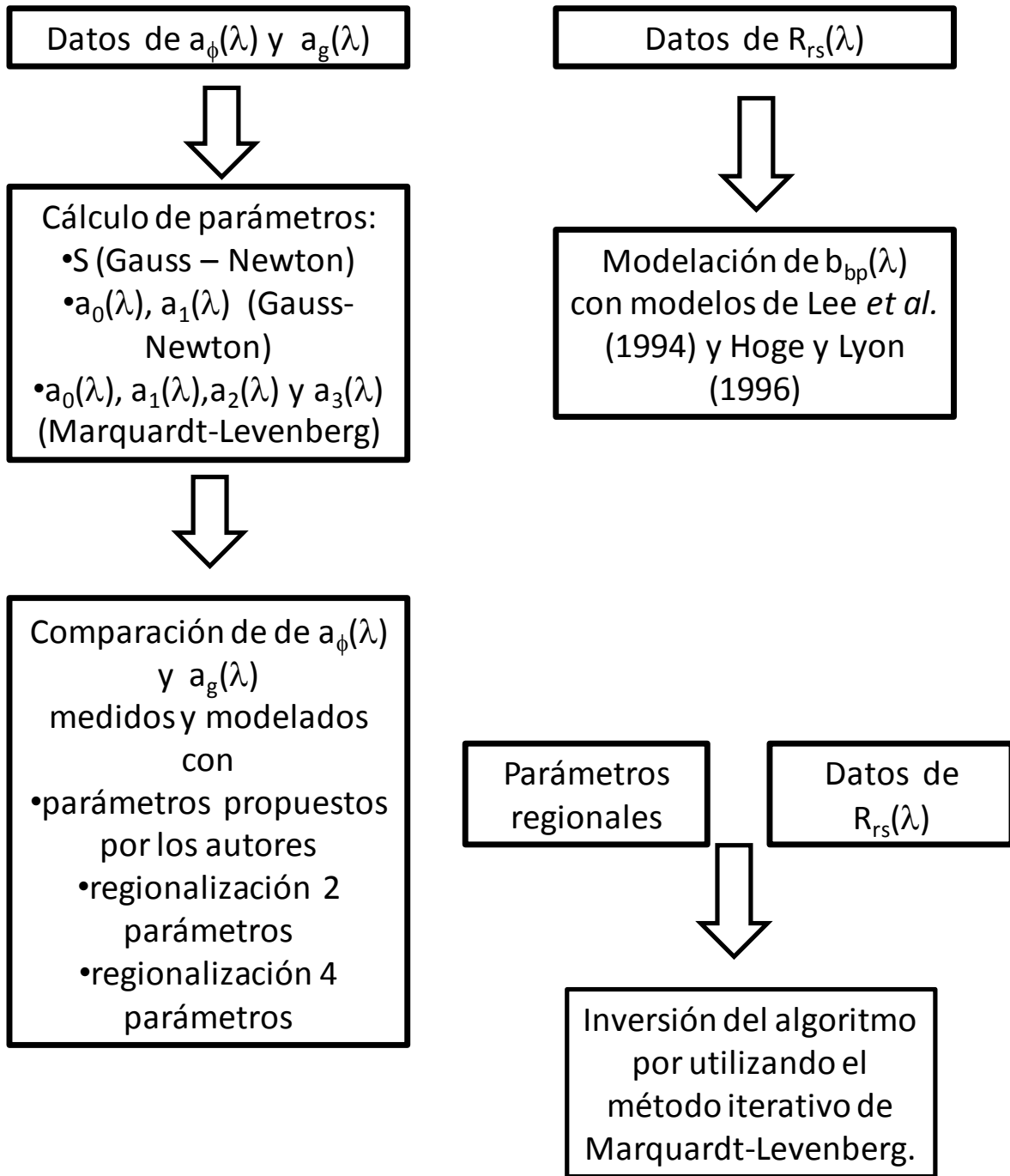
Los algoritmos de Carder et al. (1999) y de Barnard et al. (1999) restringen sus resultados a un número limitado de longitudes de onda. Sin embargo, el algoritmo de Garver y Siegel (1997) utiliza la forma espectral de las POIs y de reflectancia remota buscando un ajuste a todos los datos y no únicamente a longitudes de onda de interés. Por lo tanto, el algoritmo de Garver y Siegel (1997) es el único que tiene como producto el espectro de las POIs y no valores discretos.

El algoritmo de Garver y Siegel (1997)

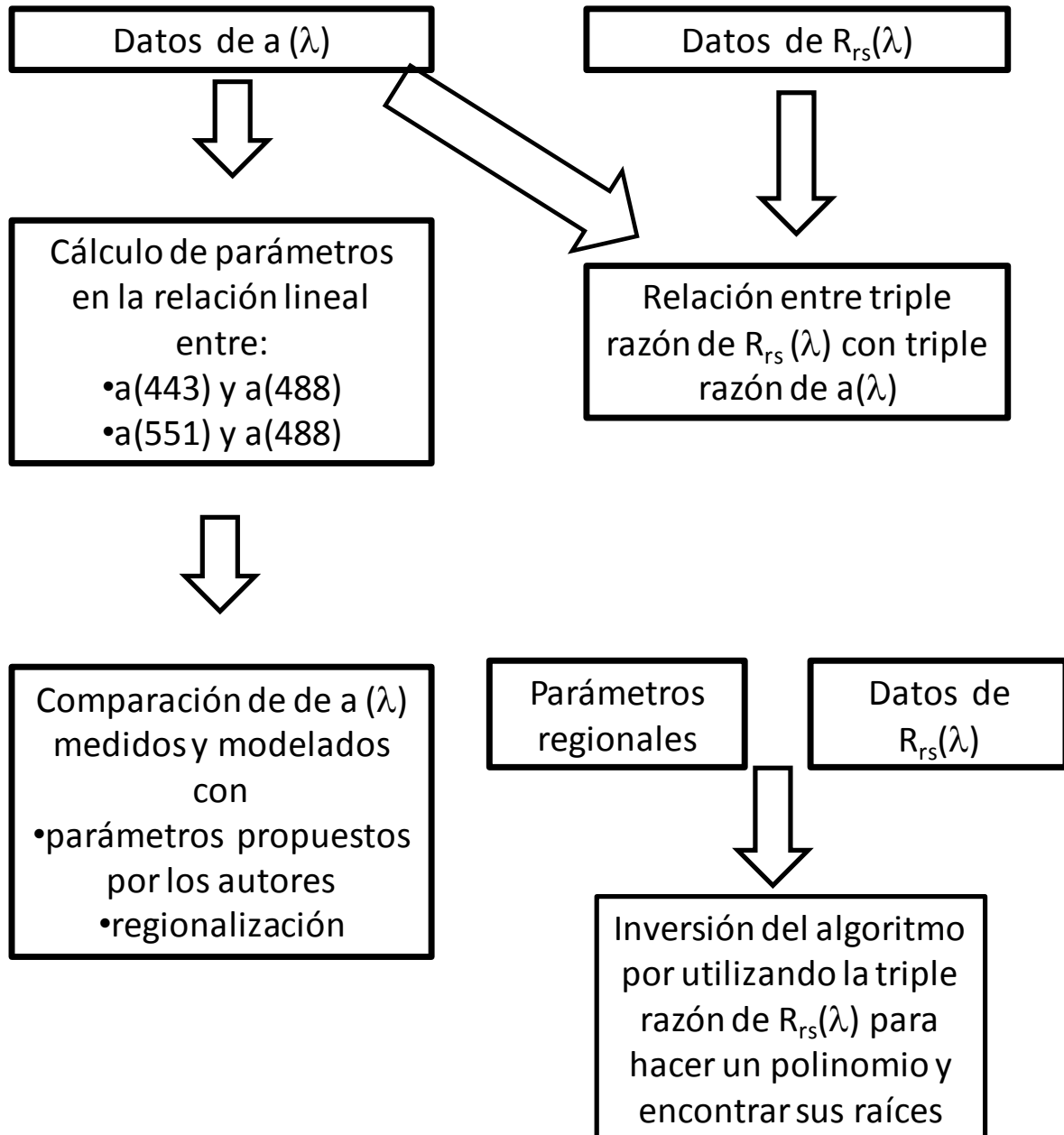
- tiene una mayor cantidad de parámetros por lo que es más adecuado para adaptarlo a condiciones locales, sin embargo, esa misma característica obliga a usar una mayor cantidad de datos para un mejor resultado,
- relaciona datos de $R_{rs}(\lambda)$, $a_\phi(\lambda)$ y de $a_g(\lambda)$ para las parametrizaciones y se resuelve el problema inverso a través de métodos iterativos,
- es poco sensible a cambios en el coeficiente de retroesparcimiento,
- es el más robusto de los tres algoritmos probado puesto que contempla una mayor cantidad de facetas del problema, presenta la menor cantidad de problemas de funcionamiento y es más flexible a cambios, y
- tiene los mayores rango de aplicación de los tres algoritmos.

Conforme aumenten la cantidad de datos de la región, los parámetros de los algoritmos podrán irse adaptando para dar cada vez un mejor resultado en la inversión.

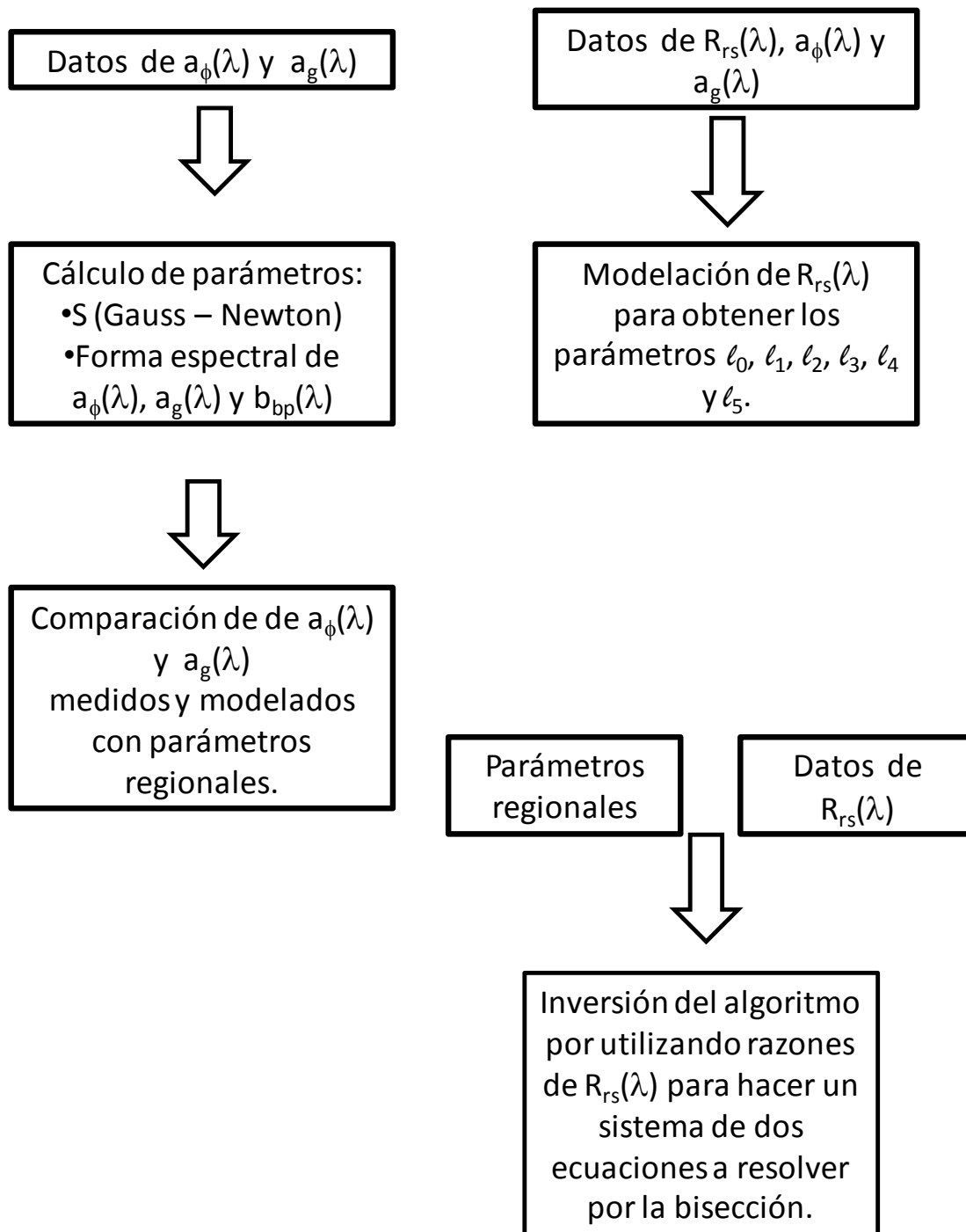
Apéndice 1. Diagrama de flujo de la regionalización e inversión del algoritmo de Carder *et al.* (1999).



Apéndice 2. Diagrama de flujo de la regionalización e inversión del algoritmo de Barnard *et al.* (1999).



Apéndice 3. Diagrama de flujo de la regionalización e inversión del algoritmo de Garver y Siegel (1997).



Bibliografía

- Aas E. 1996. A Refractive index of phytoplankton derived from its metabolite composition. *J. Plankton Research* 18(12), 2223-2249
- Balch, W.M., K.A. Kilpatrick, P. Holligan, D. Harbour, y E. Fernandez. 1996. The 1991 coccolithophore bloom in the central North Atlantic.1. Relating optics to coccolith concentration. *Limnol. Oceanogr.* 41(8): 1684-1696.
- Barnard, A. H., J. R. V. Zaneveld y W. S. Pegau. 1999. Global relationships of the inherent optical properties of the ocean. *J. Geophys. Res.* 103: 24,955–24,968.
- Barocio-León, O. 2006. Variabilidad especial y temporal del coeficiente de absorción y pigmentos del fitoplancton en la Corriente de California. Tesis doctoral. Universidad Autónoma de Baja California. México. 174 pp.
- Barocio-León, O., R. Millán-Núñez, E. Santamaría-del-Ángel, A. González-Silvera y C.C. Trees. 2006. Spatial variability of phytoplankton absorption coefficients and pigments off Baja California during November 2002. *J. Ocean.* 62:879-885.
- Bastidas Salamanca, M.L. 2010. Propiedades bio-ópticas en el alto Golfo de California para la evaluación de imágenes satelitales del color del océano (junio 2008). Tesis de maestría. Universidad Autónoma de Baja California. 78 pp.
- Bricaud, A., H. Claustre, J. Ras y K. Oubelkheir. 2004. Natural variability of phytoplanktonic absorption in oceanic waters: Influence of the size structure of algal populations. *J. Geophys. Res.*, 109(C11):doi: 10.1029/2004JC002419.
- Bricaud, A., A. Morel, y L. Prieur. 1981. Absorption by dissolved organic matter of the sea (yellow substance) in the UV and visible domains. *Limnol. Oceanogr.* 26, 43-53.
- Bricaud, A. y D. Stramski. 1990. Spectral absorption coefficients of living phytoplankton and nonalgal biogenous matter: A comparison between the Peru upwelling area and the Sargasso Sea. *Limnol. Oceanogr.* 35(3), 562-582
- Bricaud, A., M. Babin, A. Morel, y H. Claustre. 1995. Variability in the chlorophyll-specific absorption coefficients of natural phytoplankton: Analysis and parametrization. *J. Geophys. Res.* 100:13,321-13,332.
- Bricaud, A., A. Morel y L. Prieur. 1983. Optical efficiency factors of some phytoplankters. *Limnol. Oceanogr.* 28(5):816-832.
- Bukata, R. P., Jerome, J. H., Kondratyev, K. Y. y Pozdnyakov, D. V. 1995. Optical Properties and Remote Sensing of Inland and Coastal Waters, CRC Press, Inc., Boca Raton, Florida, 362 pp.
- Carder, K.L., F. R. Chen, J.P. Cannizzaro, J.W. Campbell y B.G. Mitchell. 2004. Performance of the MODIS semi-analytical ocean color algorithm for chlorophyll-a. *Advance in Space Research* 33:1152-1159.

- Carder, K.L., F.R. Chen, Z.P. Lee, S.K. Hawes y D. Kamykowski. 1999. Semianalytic moderate-resolution imaging spectrometer algorithms for chlorophyll *a* and absorption with bio-optical domains based on nitrate depletion temperatures. *J. Geophys. Res.* 104:5,403-5,421.
- Carder, K.L., S.K. Hawes, K.A. Baker, R.C. Smith, R.G. Steward y B.G. Mitchell. 1991. Reflectance model quantifying chlorophyll *a* in the presence of productivity degradation products. *J. Geophys. Res.* 96:20,599-20,611.
- Ciotti, A.M., M.R. Lewis, y J.J. Cullen. 2002. Assessment of the relationships between dominant cell size in natural phytoplankton communities and the spectral shape of the absorption coefficient. *Limnol. Oceanogr.* 47(2), 404-417.
- Ciotti, A. M. y A. Bricaud. 2006. Retrievals of a size parameter for phytoplankton and spectral light absorption by colored detrital matter from water-leaving radiances at SeaWiFS channels in a continental region off Brazil. *Limnol. Oceanogr.: Methods* 4:237-253.
- Devred, E., S. Sathyendranath, V. Stuart, H. Maass, O. Ulloa y T. Platt. 2006. A two-component model of phytoplankton absorption in the open ocean: theory and applications. *J. Geophys. Res.* 111, C03011, doi:10.1029/2005JC002880.
- Devred, E., S. Sathyendranath y T. Platt. 2007. Delineation of ecological provinces using ocean colour radiometry. *Mar. Ecol. Prog. Ser.* 346:2-13.
- Eisner, L.B., M. S. Twardowski y T.J. Cowles. 2003. Resolving phytoplankton photoprotective: photosynthetic carotenoid ratios on fine scales using in situ spectral absorption measurements. *Limnol. Oceanogr.* 48(2):632-646.
- Garrison, T. 2007. *Oceanography: An Invitation to Marine Science*. 6th edition. Canada. Thomson Brooks/Cole. 588 pp.
- Garver S.A. y D. Siegel. 1997. Inherent optical property inversion of ocean color spectra and its biogeochemical interpretation 1. Time series from the Sargasso Sea. *J. Geophys. Res.* 102: 18,607-18,625.
- Gonzalez-Silvera, A.; R. Millán-Núñez, E. Santamaria-del-Angel, J. Santander-Cruz, M. Callejas-Jiménez, M.F. Gracia-Escobar. 2010. Time and space variability of some bio-optical properties at ANTARES Baja California station, México (2007-2009). *Proceedings del XX Ocean Optics, Anchorage (AK), Sep-Oct 2010*. Pg. 1-11.
- Gordon, H. R., O.B. Brown, R. H. Evans, J.W. Brown, R.C. Smith, K.S. Baker y D.K. Clark. 1988. A semianalytic radiance model of ocean color. *J. Geophys. Res.*, 93:10,909-10,924.
- Gordon, H. R., O.B. Brown y M. M. Jacobs. 1975. Computer relationships between the inherent and apparent optical properties of a flat homogeneous ocean, *Appl. Opt.*, 14, 417-427.
- Gordon, H.R., A. Morel. 1983. *Remote assessment of ocean color for interpretation of satellite visible imagery: A review*. New York and Berlin. Springer-Verlag. 114 pp.

- Gordon, H.R. y K. J. Voss. 1999. MODIS Normalized Water-leaving Radiance Algorithm Theoretical Basis Document (MOD 18) Version 4. Miami.
- Gordon, H. R. y M. Wang. 1994. Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thickness over the oceans with SeaWiFS: a preliminary algorithm. *Appl. Opt.* 33:443-452
- Hirata, T., J. Aiken, N. Hardman-Mountford, T.J. Smyth y R.G. Barlow. 2008. An absorption model to determine phytoplankton size classes from satellite ocean colour. *Remote Sensing of Environment* 112: 3,153-3,159,
- Hoepffner, N. y Sathyendranath. S. 1991. Effect of pigment composition on absorption properties of phytoplankton. *Mar. Ecol. Prog. Ser.*, 73(1), 11-23.
- Hoepffner, N., and S. Sathyendranath. 1993. Determination of the Major Groups of Phytoplankton Pigments From the Absorption Spectra of Total Particulate Matter. *J. Geophys. Res.* , 98: 22789–22803.
- Hoge, F.E. y P.E. Lyon. 1996. Satellite retrieval of inherent optical properties by linear matrix inversion of oceanic radiance models: an analysis of model and radiance measurement errors. *J. Geophys. Res.* 101:16,631-16,648.
- IOCCG. 1999. Status and Plans for Satellite Ocean-Colour Missions: Considerations for Complementary Missions. Yoder, J. A. (ed.), Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 2, IOCCG, Dartmouth, Canada.
- IOCCG. 2000. Remote Sensing of Ocean Colour in Coastal, and Other Optically-Complex, Waters. Sathyendranath, S. (ed.), Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 3, IOCCG, Dartmouth, Canada.
- IOCCG. 2006. Remote Sensing of Inherent Optical Properties: Fundamentals, Tests of Algorithms, and Applications. Lee, Z.-P. (ed.), Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No. 5, IOCCG, Dartmouth, Canada.
- Jeffrey, S.W. y M. Vesk. 1997. Introduction to marine phytoplankton and their pigment signatures, p. 37-84. In: S.W. Jeffrey, R.F.C. Mantoura, and W.W. Wright [eds]. *Phytoplankton pigments in oceanography: Guidelines to modern methods (monographs on oceanographic methodology)*. UNESCO.
- Lee, Z.P., K.L. Carder, S.H. Hawes, R. G. Steward, T. G. Peacock, C.O. Davis. 1994. Model or interpretation of hyperspectral remote-sensing reflectance. *Appl. Opt.* 33(24):5,721-5,732.
- Loise, H., X. Mériaux, J.F. Berthon, A. Poteau. 2007. Investigation of the optical backscattering to scattering ratio of marine particles in relation to their biogeochemical composition in the English Channel and southern North Sea. *Limnol. Oceanogr.* 52(2):739-752.
- Longhurst, A. 2006. The Atlantic Ocean. In: Longhurst A (ed) *Ecological geography of the sea*, 2nd edn. Elsevier Science Publishers, New York, p 131–268.

- Martin, S. 2004. An introduction to ocean remote sensing. Cambridge University Press, United Kingdom. 426 pp.
- Martín Atienza, B. 2001. Modelado e Inversión en 2D y 3D de anomalías gravimétricas producidas por cuerpos cuya geometría y densidad de masa se describen utilizando funciones polinómicas: aplicaciones a datos gravimétricos de Canadá y México. Tesis Doctoral, Facultad de Ciencias Físicas, Universidad Complutense de Madrid, España.
- Millán Nuñez, R., S. Álvarez Borrego y C. C. Trees. 1997. Modeling the vertical distribution of chlorophyll in the California Current System. *J. Geophys. Res.* 102(C4):8587-8595.
- Mobley, C., E. Boss y C. Roesler. 2010. Ocean Optics Web Book. URL <http://www.oceanopticsbook.info/>
- Mobley, C.D. 1994. Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters, Academic Press.
- Morel, A. 1988. Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (Case I waters). *J. Geophys. Res.* 93:10,749-10,768.
- Morel, A. y Y. Ahn. 1991. Optics of heterotrophic nanoflagellates and ciliates: A tentative assessment of their scattering role in oceanic waters compared to those of bacterial and algal cells. *J. Mar. Res.* 49(1):177-202.
- Morel, A. y B. Gentili. 1983. Diffuse reflectance of oceanic waters. II. Bidirectional aspects, *Appl. Opt.* 32:6864-6879.
- Morel, A., H.R. Gordon, Report of the working group of water color. *Boundary Layer Meteorol.*, 18,343-18,355.
- Morel, A. and L. Prieur. 1977. Analysis of variations in ocean color. *Limnol. Oceanogr.*, 22(4), 709-722.
- Mustapha, S.B., Bélanger, S., Larouche, P. 2012. Evaluation of ocean color algorithms in the southeastern Beaufort Sea, Canadian Arctic: New parametrization using SeaWiFS, MODIS and MERIS spectral bands. *Can. J. Remote Sensing* 35(5):535-556.
- O'Reilly, J.E., S. Maritorena, B.G. Mitchell, D.A. Siegel, K.L. Carder, S.A. Garver, S.A., M. Kahru, y C.R. McClain. 1998. Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS. *J. Geophys. Res.* 103:24,937-24,953.
- O'Reilly, J.E. y 24 coautores. 2000. SeaWiFS postlaunch calibration and validation analyses, Part 3. NASA Technical Memorandum. 2000-206892, Hooker, S.B., Firestone, E.R. (eds.), NASA Goddard Space Flight Center, Vol. XI, p. 49.
- Pegau, W.S. y J.R.V. Zaneveld. 1993. Temperature-dependent absorption in water in the red and near-infrared portions of the spectrum. *Limnol. Oceanogr.* 38(1):188-192.

- Pope, R.M., y E. S. Fry. 1997. Absorption spectrum (380–700) nm of pure water. II. Integrating cavity measurements. *App. Opt.*, Vol. 36: 8,710-8,723.
- Preisendorfer, R.W. 1976. Hydrologic Optic. U.S. Department of Commerce, Washington, D.C., Vol. 4.
- Roesler, C.S. y M.J. Perry. 1995. In situ phytoplankton absorption, fluorescence emission, and particulate backscattering spectra determined from reflectance. *J. Geophys. Res.* 100: 13,279-13,294.
- Santander Cruz, J. 2012. Variación temporal de los pigmentos y características bio-ópticas del fitoplancton en la estación ANTARES Baja California. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma de Baja California.
- Sathyendranath, S., L. Prieur y A. Morel. 1989. A three component model of ocean colour and its application to remote sensing of phytoplankton pigments in coastal waters. *Int. J. Remote Sens.*, 10:1379-1394.
- Smith, R.C., y K.S. Baker, Optical properties of the clearest natural waters (200-800nm), *Appl. Opt.*, 20, 177-184, 1981.
- Son, S.H., J. Campbell, M. Dowell, S. Yoo, J. Noh. 2005. Primary production in the Yellow Sea determined by ocean color remote sensing. *Mar. Ecol. Prog. Ser.* 303:91-103.
- Spinrad, R.W. y J.F. Brown. 1986. Relative real refractive index of marine microorganisms, a technique for flow cytometric estimation. *App. Opt.* 25:1930-1934.
- Stramski, D., R. A. Reynolds, M. Kahru y B.G. Mitchell. 1999. Estimation of particulate organic carbon in the ocean from satellite remote sensing. *Science*. 285(5425):239-242.
- Tett, P. y E.E. Barton. 1995. Why are there about 5000 species of phytoplankton in the sea? *Journal of Plankton Research* 17(8):1693-1704.
- Wang, P., E. Boss y C. Roesler. 2005. Uncertainties of inherent optical properties obtained from semi-analytic inversions of ocean color. *Appl. Opt.* 44:4074-4085.
- Werland, M.R. y H.J. van der Woerd. 2010a. Ocean colour changes in the North Pacific since 1930. *Journal of the European Optical Society-Rapid Publications* 5:100,145
- Werland, M.R. y H.J. van der Woerd. 2010b. Spectral Analysis of the Forel-Ule Ocean Colour Comparator Scale. *Journal of the European Optical Society-Rapid Publications* 5:100,145
- Zaneveld, J. R.V. 1973. New developments of the theory of radiative transfer in the ocean. En: *Optical Aspects of Oceanography*. Jerlov, N.G. (ed). Academic Press, Londres, p. 121-134.
- Zhang, X., L. Hu y M.X. H. 2009. Scattering by pure seawater: Effect of salinity. *Optics Express* 17(7):5698-5710.

