MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2016/08.17.12.43-TDI

CONTRIBUIÇÃO AO ESTUDO DA ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA POR SATÉLITE NA MARGEM CONTINENTAL SUDESTE BRASILEIRA

João felipe Cardoso dos Santos

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelo Dr. Milton Kampel, aprovada em 30 de agosto de 2016.

URL do documento original:
<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3M9PUKH>

INPE
São José dos Campos
2016

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Gabinete do Diretor (GB)
Serviço de Informação e Documentação (SID)
Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970
São José dos Campos - SP - Brasil
Tel.:(012) 3208-6923/6921
Fax: (012) 3208-6919
E-mail: pubtc@inpe.br

COMISSÃO DO CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELECTUAL DO INPE (DE/DIR-544):
Presidente:
Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação (CPG)
Membros:
Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)
Dr. André de Castro Milone - Coordenação de Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)
Dra. Carina de Barros Melo - Coordenação de Laboratórios Associados (CTE)
Dr. Evandro Marconi Rocco - Coordenação de Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)
Dr. Hermann Johann Heinrich Kux - Coordenação de Observação da Terra (OBT)
Dr. Marley Cavalcante de Lima Moscati - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)
Silvia Castro Marcelino - Serviço de Informação e Documentação (SID)
BIBLIOTECA DIGITAL:
Dr. Gerald Jean Francis Banon
Clayton Martins Pereira - Serviço de Informação e Documentação (SID)
REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:
Simone Angélica Del Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)
EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:
Marcelo de Castro Pazos - Serviço de Informação e Documentação (SID)
André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2016/08.17.12.43-TDI

CONTRIBUIÇÃO AO ESTUDO DA ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA POR SATÉLITE NA MARGEM CONTINENTAL SUDESTE BRASILEIRA

João felipe Cardoso dos Santos

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelo Dr. Milton Kampel, aprovada em 30 de agosto de 2016.

URL do documento original:
<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3M9PUKH>

INPE
São José dos Campos
2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Santos, João Felipe Cardoso dos.

Sa59c Contribuição ao estudo da estimativa da produtividade primária por satélite na margem continental sudeste brasileira / João felipe Cardoso dos Santos. – São José dos Campos : INPE, 2016.

xxvi + 131 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2016/08.17.12.43-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2016.

Orientador : Dr. Milton Kampel.

1. Sensoriamento remoto da cor do oceano. 2. Produtividade primária oceânica. 3. Margem continental sudeste brasileira. I.Título.

CDU 528.8:551.46

Esta obra foi licenciada sob uma Licença Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License.

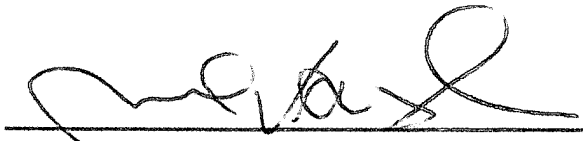
Aluno (a): ***João Felipe Cardoso dos Santos***

"CONTRIBUIÇÃO AO ESTUDO DA ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA POR SATÉLITE NA MARGEM CONTINENTAL SUDESTE BRASILEIRA"

Aprovado (a) pela Banca Examinadora em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do Título de ***Mestre*** em

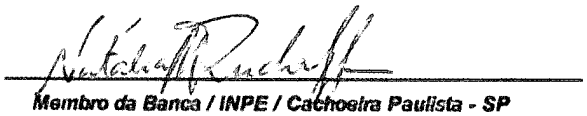
Sensoriamento Remoto

Dr. Milton Kampel



Presidente / Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dra. Natália de Moraes Rudorff



Membro da Banca / INPE / Cachoeira Paulista - SP

Dr. José Juan Barrera Alba

Convidado(a) / UNIFESP / Santos - SP

Este trabalho foi aprovado por:

( ) maioria simples

( ) unanimidade

São José dos Campos, 30 de Agosto de 2016

"Gostar de si mesmo, sem egoísmo. Apreciar as pessoas em volta. Cuidar da saúde mental e física. Gostar dos seus horários. Não ficar melancólico, mas guardar na lembrança as melhores coisas da vida. E não abrir mão de ser feliz. A busca da felicidade já justifica a existência."

Dorival Caymmi

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão da bolsa de mestrado e ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) pelo apoio acadêmico, disponibilização de seus recursos e instalações no desenvolvimento deste estudo.

Ao PRONEX/CNPq/FINEP financiadores do projeto DEPROAS. Ao amigos do Laboratório de Produção Primária (LaPP) do Insituto Oceanográfico da USP, pela análise dos dados utilizados e onde tudo começou.

A todos os professores e demais servidores do INPE, pela dedicação e apoio prestado durante o curso de mestrado. Aos amigos do laboratório de Monitoramento Oceânico por Satélite (MOceanS) pela parceria ao longo desses anos.

Ao orientador Dr. Milton Kampel por todo conhecimento a mim repassado, pelo rigor, apoio profissional e pessoal, esforço e momentos de descontração. Agradeço pelo aprendizado, amizade e pela oportunidade de trabalhar com todos dessa equipe.

Aos amigos do SERE por todas as etapas caminhadas juntos, incentivo e momentos de *relax*.

A meus pais, João e Goretti, pelo apoio incondicional que sempre me deram para seguir nos estudos, pelo caráter e pelo amor que tenho a eles. A minha esposa Aline, pelo amor e carinho de todo dia: te amo.

RESUMO

A produtividade primária oceânica (PPO) é um processo importante no ciclo global do carbono, na compreensão de processos físicos como acidificação dos oceanos e processos biológicos, como produção pesqueira. O sensoriamento remoto da cor do oceano (SRCO) é uma ferramenta essencial com potencial de prover estimativas da produtividade primária em larga escala espacial e contínuas no tempo. Neste trabalho sete modelos de PPO foram avaliados para a margem continental sudeste brasileira (MCSB) utilizando dados *in situ* e de sensores orbitais da cor do oceano como o *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), *Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor* (SeaWiFS) e *MEdium Resolution Imaging Spectrometer* (MERIS). Os produtos de entrada foram avaliados estatisticamente em relação a medidas *in situ* obtidas em cruzeiros oceanográficos realizados nos verões e invernos de 2001 e 2002. O desempenho dos algoritmos e modelos foi analisado pelo erro médio quadrático (*root mean square error*, RMSE), pelo erro médio (*bias*), entre outros, convertidos em base logarítmica. Com dados SeaWiFS, estimativas de concentração de clorofila-*a* (Cl*a*, mgChl m^{-3}) apresentaram melhor desempenho com uso do algoritmo semi-analítico GSM01 (RMSE ~0,21, *bias* ~ -0,02). Dados MODIS e MERIS apresentaram melhor desempenho com os algoritmos empíricos OC3Mv6 (RMSE = 0,27, *bias* = -0,13) e OC4Ev6 (RMSE = 0,25, *bias* = -0,05), respectivamente. A radiação fotossinteticamente disponível (PAR, Einstein m^{-2} d^{-1}) com dados SeaWiFS, MODIS e MERIS apresentou um *bias* em relação a medidas *in situ* que foi corrigido por um modelo de ajuste linear. O coeficiente de atenuação da PAR (KdPAR, m^{-1}) foi melhor estimado com o algoritmo baseado na Cl*a* (RMSE ~0,15, *bias* ~0,01) com dados SeaWiFS, e baseado em razões de banda de reflectância de sensoriamento remoto (R_{rs}, sr^{-1}) no azul e verde com dados MODIS (RMSE = 0,11, *bias* = 0,05) e com dados MERIS (RMSE = 0,10, *bias* = 0,05). A profundidade da zona eufótica (Zeu, m) foi melhor estimada pelo algoritmo baseado na Cl*a* semi-analítica com dados SeaWiFS. Com dados MODIS e MERIS os algoritmos baseado na Cl*a* e nas propriedades ópticas inerentes da água obtiveram melhor desempenho e foram utilizados após serem corrigidos por um ajuste linear. As análises da PPO mostraram que o desempenho dos modelos não mostrou uma relação direta com as respectivas complexidades. Os modelos que tiveram melhores desempenhos (RMSE = 0,20 – 0,25, *bias* = -0,13 – 0,02) foram BPM, MARRA e CbPM 2005^{M}, e utilizaram os parâmetros fotossintéticos medidos *in situ* (P^{B}_{max} e α^{B}). Esses modelos tiveram maior sensibilidade às mudanças nos produtos de Cl*a* (2 – 12%), seguido do a_{phy} (1 – 4%), da Zeu (~1%) e do $b_{bp}(443)$ (< 1%). Entre os sensores o MODIS e SeaWiFS apresentaram melhor desempenho. Com dados MODIS a PPO foi melhor estimada pelos modelos EPPLEY, VGPM e CbPM2005. Com dados SeaWiFS os modelos com melhor desempenho foram BPM, MARRA e $CbPM2005^{M}$. Os resultados desse estudo indicaram que a análise conjunta dos algoritmos de SRCO com dados de diferentes sensores orbitais conseguiu identificar bons modelos de PPO para estimar a produtividade local. Compreender o desempenho desses algoritmos e modelos é essencial para estimar quantitativamente de maneira sinóptica e em larga escala a PPO na MCSB, possibilitando estudos de monitoramento e efeitos da assimilação do carbono nos processos físico-biológicos da margem continental sudeste.

CONTRIBUTION TO THE STUDY OF SATELLITE PRIMARY PRODUCTIVITY ESTIMATIVES IN THE SOUTHEASTERN BRAZILIAN CONTINENTAL MARGIN

ABSTRACT

Estimation of the ocean primary productivity (PPO, in portuguese *Produtividade Primária Oceânica*) is important for calculating the carbon flux in the marine ecosystem, the impacts in the ocean acidification and for modeling carbon transfer through the pelagic food web. Satellite remote sensing is essential for understanding the temporal and spatial variation of oceanic PPO. In this study the performance of seven PPO models was assessed by comparing their output to *in situ* ^{14}C data in the southeastern Brazilian continental margin (SBCM). The performance of PPO models was compared using the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor (SeaWiFS) and MEdium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS). The PPO input variables were assessed by comparing with *in situ* data acquired in oceanographic cruises during summers and winters of 2001 and 2002. The ocean color algorithms and PP models performance were analyzed by the root mean square error (RMSE), the average error (*bias*), and others. Using SeaWiFS data the chlorophyll-*a* concentration (Cl*a*, mgChl m^{-3}) showed better performance with semi-analytical algorithm GSM01 (RMSE ~0.21, *bias* ~ -0.02). Using MODIS and MERIS data, the empirical algorithms OC3Mv6 (RMSE = 0.27, *bias* = -0.13) and OC4Ev6 (RMSE = 0.25, *bias* = -0.05), performed better. The photosynthetically available radiation (PAR, Einstein m^{-2} d^{-1}) presented bias compared with *in situ* measurements with SeaWiFS, MODIS and MERIS that was adjusted with a linear model. The PAR attenuation coefficient (KdPAR, m^{-1}) was better estimated by the algorithm derived from Cl*a* (RMSE ~0.15, *bias* ~0.01) with SeaWiFS data, and derived from remote sensing reflectance (R_{rs}, sr^{-1}) with MODIS (RMSE = 0.11, *bias* = 0.05) and MERIS (RMSE = 0.10, *bias* = 0.05) data. The euphotic depth (Zeu, m) obtained from Cl*a* algorithm performed better with SeaWiFS. With MODIS and MERIS data the estimations of Zeu was based on the Cl*a* and inherent optical properties algorithms. Analyses of PPO showed that the performance of the models did not presented a direct relationship with their complexities. The best PP estimations were with BPM, MARRA and CBPM2005^{M} (RMSE = 0.20 – 0.25, bias = -0.13 – 0.02). These models used *in situ* measurements of photosynthetic parameters (P^{B}_{max} e α^{B}). The greater sensitivity by BPM, MARRA and CbPM2005^{M} was observed with changes in input of Cl*a* (2 – 12%), followed by a_{phy} (1 – 4%), Zeu (~1%) and $b_{bp}(443)$ (< 1%). The MODIS and SeaWIFS sensors performed better. MODIS data presented better results with EPPLEY, VGPM and CbPM2005 with significance level of 0.05. SeaWiFS data performed better with BPM, MARRA and CbPM2005^{M}. The results of this study indicated that joint analysis of ocean color remote sensing algorithms with data from different satellite sensors could identify good models to estimate the local PP. Understand the performance of these algorithms and models is essential to quantitatively estimate PP with synoptic and large-scale view provided by satellite in SBCM, enabling studies of monitoring and effects of

carbon assimilation in physical and biological processes of the southeastern continental margin.

LISTA DE FIGURAS

Pág.

Figura 2. 1 – Relação fotossíntese normalizada pela biomassa (PB, mgC mgChl^{-1}) *versus* Irradiância (E, Watt m^{-2}, Einstein m^{-2} d^{-1}). 6
Figura 2. 2 – Posição e intervalo das bandas espectrais dos sensores de cor do oceano aplicados nesse estudo. 11

Figura 3. 1 – Limites da área de estudo. As campanhas M1, M2, M3 e M4 foram realizadas entre 7-13/02/2001, 12-19/07/2001, 5-24/01/2002 e 3-21/08/2002, respectivamente. 13
Figura 3. 2 – Fluxograma das etapas metodológicas do trabalho. 14
Figura 3. 3 – Esquema de obtenção das imagens diárias dos produtos de SRCO. 19
Figura 3. 4 – Diagrama dos elementos de transferência radiativa inversa. 21
Figura 3. 5 – Perfil de Cl*a*(z) obtido pela aproximação Gaussiana. 28

Figura 4. 1 – Exemplos de imagens de TSM das campanhas M1 de 02/2001 (a), M2 de 07/2001 (b), M3 de 01/2002 (c) e M4 de 08/2002 (d), adquiridas com o sensor AVHRR e algoritmo MCSST. Continente e ausência de dados estão em branco e cinza, respectivamente. 38
Figura 4. 2 – Diagrama de dispersão e análises de desempenho entre medidas de TSM *in situ* e estimativas de TSM com dados AVHRR utilizando o algoritmo MCSST para as quatro campanhas do DEPROAS (M1 - 02/2001, M2 - 07/2001, M3 - 01/2002, M4 - 08/2002). Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m. Verão = M1+M3 e Inverno = M2+M4. 39
Figura 4. 3 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre medidas de TSM *in situ* e estimativas de TSM dos algoritmos de satélite MCSST com dados AVHRR (a) e NLSST com dados MODISA (b). Campanha M4 (08/2002). Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m. 40
Figura 4. 4 – Diagrama de dispersão da TSM com dados $MODISA_{NLSTT}$ e $AVHRR_{MCSST}$. Plataforma ≤ 200 m e Oceano > 200 m. 41
Figura 4. 5 – Exemplo de imagens de TSM do $AVHRR_{MCSST}$ (a) e $MODISA_{NLSST}$ (b) durante a campanha M4 e a diferença entre as estimativas MCSST – NLSST (c). Continente e ausência de dados estão em branco e cinza, respectivamente. 42
Figura 4. 6 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Cl*a* *in situ* e estimativas de Cl*a* por satélite obtida com dados SeaWiFS processados com o algoritmo (a) OC4v6, (b) GSM01 e (c) GIOP. Eixos em escala logarítmica. Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m. Cinza tracejado limite de 0,2 mgChl m^{-3}. 43
Figura 4. 7 – Exemplos de imagens de Cl*a* obtidas com dados SeaWiFS pela aplicação dos algoritmos OC4v6, GSM01 e GIOP para as quatro campanhas do projeto

DEPROAS (M1, M2, M3, M4). Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente..... 45
Figura 4. 8 – Diagramas de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de $a_{phy}(\lambda)$ por satélite obtida com dados SeaWiFS processados com os algoritmos QAA (**o**), GSM01 (**x**) e GIOP (Δ). Eixos em escala logarítmica. Escalas de a_{phy} 412 (a) e 670 (f) nm são diferentes das demais. 47
Figura 4. 9 – a) Diagrama de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de *a*phy (coeficiente médio de absorção do fitoplâncton). b) Relação entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de *a*phy* (coeficiente médio de absorção específica do fitoplâncton). Eixos em escala logarítmica. 49
Figura 4. 10 – Diagrama de dispersão do coeficiente entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de retroespalhamento de partículas b_{bp} (443 nm) estimados com uso dos algoritmos QAA (a), GSM01 (b) e GIOP (c) aplicados a dados SeaWiFS comparados à medidas de Cl*a in situ*. Conjunto de dados das quatro campanhas do DEPROAS (n = 121). Mín: valor mínimo obtido; Máx: valor máximo obtido; Média: média das estimativas. Eixos em escala logarítmica. 50
Figura 4. 11 – Exemplo de imagens do coeficiente de absorção médio do fitoplâncton (*a*phy) (a, b, c, d) e do coeficiente de retroespalhamento de partículas (b_{bp}) (e, f, g, h) em 443 nm estimados pelo algoritmo GSM01 com dados SeaWiFS. Continente e ausência de dados estão em branco e cinza, respectivamente. 51
Figura 4. 12 – Diagramas de dispersão entre as medidas de PAR *in situ* e estimada com dados SeaWiFS. (a) Campanhas de verão M1+M3 e (b) campanhas de inverno M2+M4. (c) Box-plot com as estimativas de verão e inverno. (d) Diagrama de dispersão e testes de desempenho das estimativas de inverno com a retirada dos *outliers*. *Outliers* indicados pelos números de 1 a 5 (b). Escalas na figura são diferentes. 53
Figura 4. 13 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PAR *in situ* e estimativas da PAR com dados SeaWiFS ajustadas (PAR^*, Einstein m^{-2} d^{-1}). Escalas de verão (a) e inverno (b) são diferentes. 54
Figura 4. 14 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de KdPAR *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS utilizando os algoritmos $KdPAR_{Lee}$ (a), $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} (b) e $KdPAR_{Morel}$-GSM01 (c). Eixos em escala logarítmica..... 55
Figura 4. 15 – Exemplos de imagens de $KdPAR_{Morel}$-GSM01 obtidas com dados SeaWiFS e algoritmo GSM01 para as quatro campanhas do projeto DEPROAS (M1, M2, M3, M4). Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente. 56
Figura 4. 16 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Zeu *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS utilizando os algoritmos Zeu_{Lee} (a), Zeu_{Morel}-OC4v6 (b) e Zeu_{Morel}-GSM01 (c)..... 57
Figura 4. 17 – Exemplo de imagens de Zeu (m) estimada pelos algoritmos Zeu_{Lee} (a, b, c, d) e Zeu_{Morel}-OC4v6 (e, f, g, h) com dados SeaWiFS para as campanhas M1, M2, M3

e M4. Diferença entre Zeu_{Lee} e Zeu_{Morel}-OC4v6 (m) para os exemplos de imagens da campanha M1 (i), M2 (j), M3 (k) e M4 (l). Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente. 59
Figura 4. 18 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de Cl*a* por satélite obtida pelos algoritmos OCXv6 (a, d, g), GSM01 (b, e, h) e GIOP (c, f, i) com dados SeaWiFS (a, b, c), MODISA (d, e, f) e MERIS (g, h, i) e valores *in situ*. OCX corresponde a OC4 (SeaWiFS), OC3M (MODISA), OC4E (MERIS). Eixos em escala logarítmica. Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m. 60
Figura 4. 19 – Exemplo de imagens de Cl*a* de superfície (mgChl m^{-3}) estimada pelos algoritmos com melhor desempenho para os sensores SeaWiFS-GSM01 (a), MODISA-OC3M (b) e MERIS-OC4E (c) durante a campanha M4. Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente. 62
Figura 4. 20 – Diagramas de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de *a*phy por satélite pelos algoritmos QAA (**o**), GSM01 (x) e GIOP (Δ) com dados dos sensores SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. Escala de *a*phy com dados MERIS (c) é diferente das demais. 63
Figura 4. 21 – Diagramas de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e das estimativas de $b_{bp}(443)$ (m^{-1}) pelos algoritmos QAA (**o**), GSM01 (x) e GIOP (Δ) com dados dos sensores SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. Escala de $b_{bp}(443)$ com dados SeaWiFS (a) é diferente das demais. 64
Figura 4. 22 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PAR *in situ* e as estimativas da PAR ajustada com dados SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). 65
Figura 4. 23 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de KdPAR *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS (a, b, c), MODISA (d, e) e MERIS (f, g). Foram aplicados os algoritmos $KdPAR_{Lee}$ (a, d, f), $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} (b, e, g) e $KdPAR_{Morel}$-GSM01 (c). Eixos em escala logarítmica. Escala de $KdPAR_{Lee}$ com dados SeaWiFS (a) é diferente das demais. 66
Figura 4. 24 – Exemplo de imagens de KdPAR (m^{-1}) durante a campanha M4. (a) estimativa com dados SeaWiFS e algoritmo $KdPAR_{Morel}$-GSM01 derivado da estimativa de Cl*a* pelo algoritmo GSM01. (b) estimativa com dados MODISA e algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs}. (c) estimativa com dados MERIS e algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs}. Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente. 67
Figura 4. 25 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Zeu *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS (a, b, c), MODISA (d, e) e MERIS (f, g). Eixos em escala logarítmica. Zeu^{*}: estimativas ajustadas. OCXv6 são os algoritmos OC4v6, OC3Mv6 e OC4Ev6 que correspondem, respectivamente, aos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS. 69

Figura 4. 26 – Localização das estações 7159 e 7125 sobrepostas à imagem de Cl*a* com dados SeaWiFS (a) e TSM com dados AVHRR (b) da campanha M3 (21/01/2002). Linhas pretas de contorno sobre o oceano indicam isóbatas de 200 e 1000 metros..... 72
Figura 4. 27 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com variáveis de entrada *in situ* utilizando os modelos EPPLEY, VGPM, BPM, MARRA, MA, CbPM. Em (c, e) *h* indica perfil vertical homogêneo de Cl*a*. Em (d, f) *g* indica perfil de Cla ajustado por modelo gaussiano. Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 75
Figura 4. 28 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando o modelo EPPLEY (a, b). *Box-plot* (c) da PPO *in situ* (branco) e as estimativas (cinzas). Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 77
Figura 4. 29 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando o modelo VGPM com as combinações #1 (a), #2 (b) e #3 (c). Eixos em escala logarítmica. N = 45 amostras. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 79
Figura 4. 30 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo VGPM (cinza) com dados SeaWiFS. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica. 79
Figura 4. 31 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo BPM (tons de cinza) com dados SeaWiFS. BPM*h* tem Cl*a* homogênea em profundidade igual a Cl*a* da superfície do mar estimada por satélite. BPM*g* tem Cl*a* variável em profundidade com perfil gaussiano obtido de parâmetros *in situ*. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica. 81
Figura 4. 32 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando combinações do modelo BPM. Combinações: BPM*h* #1 (a), #2 (b), #3 (c) e #4 (d), BPM*g* #5 (e) e #6 (f). Eixos em escala logarítmica. 82
Figura 4. 33 – Histograma da profundidade de Cl*a* máxima nas estações DEPROAS (N = 147). 83
Figura 4. 34 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando combinações do modelo MARRA. Eixos em escala logarítmica. 85
Figura 4. 35 – Diagrama de dispersão e análise de desempenho da combinação com melhor desempenho com nitraclina *in situ*, MA #1 (a) e do WOA13, MA #7 (b). Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 87
Figura 4. 36 – Diagrama de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PCM *in situ* e estimativas com dados SODA após o ajuste com GLM (SODA*)..... 88

Figura 4. 37 – Histograma de crescimento fitoplanctônico calculado conforme Sathyendranath et al. (2009) (a) e Behrenfeld et al. (2005) (b). 91
Figura 4. 38 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando combinações do modelo CbPM2005^{M}. Eixos em escala logarítmica. 92
Figura 4. 39 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados *in situ* utilizando os modelos EPPLEY, VGPM, BPM, MARRA, MA, CbPM. Em (c, e) h indica clorofila homogênea em profundidade igual à superfície. Em (d, f) g indica clorofila variando de acordo com coeficientes do perfil gaussiano. Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 96
Figura 4. 40 – *Box-plot* com o PPO *in situ* (branco) e as estimativas com o modelo EPPLEY utilizando diferentes algoritmos de Cl*a* com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS (cinzas). Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica. 97
Figura 4. 41 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo EPPLEY e dados SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. 98
Figura 4. 42 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo VGPM (cinza) com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS. Linha cinza tracejada separa medidas *in situ* e sensores. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica. 99
Figura 4. 43 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo VGPM e dados SeaWiFS (a), MODISA (b, c) e MERIS (d, e). Eixos em escala logarítmica. r^{2*}: não significativo (p-valor < 0,05). 100
Figura 4. 44 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo BPM*h* e BPM*g* e dados SeaWiFS (a, d), MODISA (b, e) e MERIS (c, f). Eixos em escala logarítmica. 102
Figura 4. 45 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo MARRA*h* e MARRA*g* e dados SeaWiFS (a, d), MODISA (b, e) e MERIS (c, f). Eixos em escala logarítmica. Escalas de MARRA #16 (a) e MARRA #24 (d) são diferentes das demais. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 104
Figura 4. 46 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo MARRA (tons de cinza) com dados SeaWiFS. MARRA*h* tem Cl*a* homogênea em profundidade igual a Cl*a* da superfície do mar estimada por satélite. MARRA*g* tem Cl*a* variável em profundidade com perfil gaussiano obtido de parâmetros *in situ*. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica. 105

Figura 4. 47 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo MA e dados SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05)..... 107
Figura 4. 48 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo CbPM2005 original (a, b, c) e CbPM2005^M modificado (d, e, f) com dados SeaWiFS (a, d), MODISA (b, e) e MERIS (c, f). Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05). 108

LISTA DE TABELAS

Pág.

Tabela 3. 1 – Dados *in situ* e respectivas metodologias..... 16
Tabela 3. 2 – Produtos nível 2 derivados das imagens de cor do oceano. 18
Tabela 3. 3 – Símbolos utilizados na descrição do modelo VGPM e suas unidades. 26
Tabela 3. 4 – Símbolos utilizados na descrição do modelo BPM e suas unidades. 27
Tabela 3. 5 – Símbolos utilizados na descrição do modelo MARRA e suas unidades. . 28
Tabela 3. 6 – Símbolos utilizados na descrição do modelo CbPM2005 e suas unidades. 30

Tabela 4. 1 – Valores máximos, mínimos e média das estimativas de $a_{phy}(\lambda)$ (m^{-1}) obtidos dos algoritmos QAA, GSM01 e GIOP. N = número de estimativas. 48
Tabela 4. 2 – Classificação de acordo com o desempenho dos algoritmos de Cl*a* com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica. 61
Tabela 4. 3 – Classificação de acordo com o desempenho dos algoritmos de KdPAR com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica. 67
Tabela 4. 4 – Classificação de acordo com o desempenho dos algoritmos de Zeu com relação às medidas *in situ*. 70
Tabela 4. 5 – Produtos de SRCO utilizados nos modelos PPO com dados SeaWiFS para as quatro campanhas do projeto DEPROAS. 70
Tabela 4. 6 – Produtos de SRCO utilizados nos modelos PPO com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS para a campanha M4 do projeto DEPROAS. 71
Tabela 4. 7 – Estatística descritiva dos valores de PPO *in situ* separados em plataforma (prof. local ≤ 200 m), oceano (prof. local > 200 m), verão (campanhas M1 e M3), inverno (campanhas M2 e M4) e completo (todas as estações). 71
Tabela 4. 8 – Descrição das variáveis de entrada utilizadas nas estimativas de PPO com dados *in situ* para todas as campanhas do DEPROAS. Traço horizontal (-) indica que a variável de entrada não faz parte do modelo. 74
Tabela 4. 9 – Classificação de acordo com o desempenho dos modelos de PPO com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica. 76
Tabela 4. 10 – Combinações do modelo de PPO EPPLEY com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS. 77
Tabela 4. 11 – Combinações do modelo de PPO VGPM com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS. 78
Tabela 4. 12 – Combinações do modelo de PPO BPM*h* e BPM*g* com dados SeaWiFS para as 4 campanhas do projeto DEPROAS. 80
Tabela 4. 13 – Classificação do modelo BPM de acordo com o desempenho das combinações com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica. 81

Tabela 4. 14 – Combinações do modelo de PPO MARRA com dados SeaWiFS para as quatro campanhas do projeto DEPROAS. 84
Tabela 4. 15 – Combinações do modelo de PPO MA com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS. 86
Tabela 4. 16 – Combinações do modelo de PPO CbPM2005 com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS. 89
Tabela 4. 17 – Combinações do modelo de PPO CbPM2008 com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS. 93
Tabela 4. 18 – Classificação de acordo com o desempenho dos modelos de PPO com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica. 95
Tabela 4. 19 – Combinações do modelo de Eppley analisadas com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4. 97
Tabela 4. 20 – Combinações do modelo VGPM com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS para a campanha M4. 98
Tabela 4. 21 – Combinações dos melhores produtos de entrada do modelo BPM*h* e BPM*g* para os sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4. 100
Tabela 4. 22 – Combinações do modelo MARRA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS que apresentaram os melhores desempenhos. 103
Tabela 4. 23 – Combinações do modelo MA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4. 106
Tabela 4. 24 – Combinações do modelo CbPM2005 com melhor desempenho com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4. 107

LISTA DE SÍMBOLOS, SIGLAS E ABREVIATURAS

^{14}C	-	Carbono 14
α^B	-	Eficiência fotossintética em condições de mínima luz normalizada pela biomassa (mgC $mgChl^{-1}$ $(Watt\ m^{-2})^{-1}$ h^{-1})
λ	-	Comprimento de onda (nm)
θ	-	Ângulo zenital
μ	-	Taxa de crescimento do fitoplâncton (d^{-1})
Φ	-	Rendimento quântico específico da clorofila para a PAR absorvida
Δ	-	Erro médio absoluto (Δ) – *Average Absolute Error*
AbPM	-	*Absorption-based Production Model*
a_{phy}	-	Coeficiente de absorção do fitoplâncton (m^{-1})
a^*_{phy}	-	Coeficiente de absorção específico do fitoplâncton normalizado pela concentração de clorofila (m^2 $mgChl^{-1}$)
AT	-	Água Tropical
AVHRR	-	*Advanced Very High Resolution Radiometer*
B	-	Biomassa fitoplanctônica (mgChl m^{-3})
b_b	-	Retroespalhamento total (m^{-1})
b_{bp}	-	Retroespalhamento de partículas (m^{-1})
C	-	Carbono
C_{phy}	-	Biomassa de carbono fitoplanctônico (mgC m^{-3})
Chl	-	Clorofila-*a*
Cl*a*	-	Concentração de clorofila-*a* (mgChl m^{-3})
Cla^z_{max}	-	Máximo de Cla subsuerficial (mgChl m^{-3})
Cl*a* (z)	-	Concentração de clorofila-*a* dependente da profundidade (mgChl m^{-3})
$(CH_2O)_n$	-	Matéria orgânica reduzida à carboidrato
CO_2	-	Dióxido de carbono ou gás carbônico
CTD	-	*Conductivity, Temperature and Depth*
CZCS	-	*Coastal Zone Color Scanner*
D	-	Fotoperíodo (horas decimais)
DEPROAS	-	Dinâmica do Ecossistema de Plataforma da Região Oeste do Atlântico Sul
E	-	Irradiância na faixa da PAR (Watt m^{-2}, Einstein m^{-2} d^{-1})
E_c	-	Irradiância de compensação (Watt m^{-2}, Einstein m^{-2} d^{-1})
E_d	-	Irradiância descendente (Watt m^{-2}, Einstein m^{-2} d^{-1})
E_k	-	Irradiância de fotoadaptação (Watt m^{-2}, Einstein m^{-2} d^{-1})
GSM01	-	*Garver-Siegel-Maritorena versão 01*

iPAR	-	Radiação fotossinteticamente disponível instantânea (Einstein m^{-2} d^{-1})
L_u	-	Radiância ascendente (Watt m^{-2} sr^{-1})
M-AERI	-	*Marine-Atmospheric Emited Radiance Interferometer*
MCSB	-	Margem continental sudeste brasileira
MERIS	-	*MEdium Resolution Imaging Spectrometer*
MODIS	-	*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*
NASA	-	*National Aeronautics and Space Administration*
NOMAD	-	*NASA bio-Optical Marine Algorithm Data set*
P	-	Taxa de fotossíntese (mgC h^{-1})
P-E	-	Taxa de fotossíntese x Irradiância
PAR	-	Radiação fotossinteticamente disponível (Einstein m^{-2} d^{-1}) - *Photosynthetically Available Radiation*
P^B	-	Taxa de fotossíntese específica normalizada pela biomassa (mgC mgChl^{-1} h^{-1})
P^B_{max}	-	Taxa máxima de fotossíntese específica normalizada pela biomassa (mgC mgChl^{-1} h^{-1})
P^B_{opt}	-	Taxa ótima de fotossíntese específica normalizada pela biomassa [mgC (mgChl)$^{-1}$ h^{-1}]
PCM	-	Profundidade da camada de mistura (m)
PPB	-	Produção primária bruta (mgC d^{-1})
PPL	-	Produção primária líquida (mgC d^{-1})
PPO	-	Produtividade primária oceânica (mgC m^{-2} d^{-1}, mgC m^{-2} h^{-1})
PPO(z)	-	Produtividade primária oceânica dependente da profundidade (mgC m^{-3} d^{-1})
r^2	-	Coeficiente de determinação
R	-	Respiração (mgC h^{-1})
R^B	-	Respiração normalizada pela biomassa (mgC mgChl^{-1} h^{-1})
RMSE	-	Raiz quadrada do erro médio quadrático – *Root Mean Square Error*
SeaDAS	-	*SeaWiFS Data Analysis Systems*
SeaWiFS	-	*Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor*
SRCO	-	Sensoriamento Remoto da Cor do Oceano
t	-	Tempo (dias, d^{-1}, horas, h^{-1}, segundos, s^{-1})
TB	-	Temperatura de brilho (K)
T_{sfc}	-	Estimativa climatológica da TSM (°C)
TSM	-	Temperatura da superfície do mar (°C)
VGPM	-	*Vertical Generalized Production Model*
Zeu	-	Zona eufótica (m)

SUMÁRIO

Pág.

1. INTRODUÇÃO 1
1.1. Objetivo 3
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 5
2.1. Fitoplâncton, fotossíntese e produtividade primária 5
2.2. Medida *in situ* da produtividade primária nos oceanos 6
2.3. Modelos de produção primária 8
2.4. Sensoriamento remoto da cor do oceano 9
3. METODOLOGIA 13
3.1. Área de Estudo 13
3.2. Etapas Metodológicas 14
3.3. Dados *in situ* (Projeto DEPROAS) 15
3.3.1. Dados *in situ*: PPO 16
3.4. Imagens de Satélite 17
3.4.1. Imagens de Temperatura da Superfície do Mar 17
3.4.2. Imagens de Cor do Oceano 18
3.5. Produtos de SRCO 20
3.5.1. Concentração de clorofila-*a*, coeficientes de absorção e retroespalhamento 20
3.5.2. Radiação fotossinteticamente disponível (PAR) 21
3.5.3. Coeficiente de atenuação da PAR (KdPAR) 22
3.5.4. Profundidade da zona eufótica 23
3.6. Extração dos dados de satélite 23
3.7. Modelos de produtividade primária oceânica 24
3.7.1. Modelo #1: EPPLEY 25
3.7.2. Modelo #2: *Vertical Generalized Production Model* - VGPM 26
3.7.3. Modelo #3: *Bedford Production Model* – BPM 26
3.7.4. Modelo #4: MARRA 28
3.7.5. Modelo #5: MA 30
3.7.6. Modelo #6: *Carbon-based Production Model* – CbPM2005 30

3.7.7. Modelo #7: *Carbon-based Production Model* – CbPM2008 32
3.8. Análises estatísticas 33
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO 37
4.1. Temperatura da Superfície do Mar 37
4.1.1. Análise de desempenho do algoritmo MCSST para estimativa da TSM com dados AVHRR 37
4.1.2. Análise de desempenho dos algoritmos MCSST e NLSST para estimativa da TSM com dados AVHRR e MODISA 40
4.2. Análise de desempenho dos produtos de SRCO com dados SeaWiFS: verão e inverno de 2001 e 2002 42
4.2.1. Clorofila-*a* 42
4.2.2. Coeficientes de absorção e retroespalhamento 46
4.2.3. Radiação fotossinteticamente disponível 52
4.2.4. Coeficiente de atenuação da PAR 54
4.2.5. Zona eufótica 56
4.3. Análise de desempenho dos produtos de SRCO com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS: inverno de 2002 60
4.3.1. Clorofila-*a* 60
4.3.2. Coeficiente de absorção e retroespalhamento 62
4.3.3. Radiação fotossinteticamente disponível 64
4.3.4. Coeficiente de atenuação da PAR 65
4.3.5. Zona eufótica 68
4.4. Definição dos produtos de SRCO utilizados nos modelos de PPO 70
4.5. Produtividade primária oceânica: método ^{14}C 71
4.6. Análise de desempenho dos modelos de PPO: verão e inverno de 2001 e 2002 73
4.6.1. Todos os modelos simulados com dados *in situ* 73
4.6.2. Modelo EPPLEY com dados SeaWiFS 77
4.6.3. Modelo VGPM com dados SeaWiFS 78
4.6.4. Modelo BPM com dados SeaWiFS 80
4.6.5. Modelo MARRA com dados SeaWiFS 83

4.6.6. Modelo MA com dados SeaWiFS 86
4.6.7. Modelo CbPM2005 com dados SeaWiFS 88
4.6.8. Modelo CbPM2008 com dados SeaWiFS 93
4.7. Análise de desempenho dos modelos de PPO: inverno de 2002 94
4.7.1. Com dados *in situ* 94
4.7.2. Modelo EPPLEY com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 97
4.7.3. Modelo VGPM com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 98
4.7.4. Modelo BPM com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 100
4.7.5. Modelo MARRA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 102
4.7.6. Modelo MA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 105
4.7.7. Modelo CbPM2005 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 107
4.7.8. Modelo CbPM2008 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS 108
5. CONCLUSÕES 111
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 115

1. INTRODUÇÃO

A produtividade primária oceânica (PPO) é reconhecida como componente chave nas investigações das mudanças no clima global uma vez que aproximadamente metade do carbono da atmosfera terrestre, ~50Gt por ano, é assimilada por organismos aquáticos (BEHRENFELD et al., 2001; CHAVEZ et al., 2011; FIELD et al., 1998; MILUTINOVIC; BERTINO, 2011). Em termos do número de espécies, diversidade e contribuição relativa à PPO global, o fitoplâncton é o organismo mais importante, capaz de fixar o carbono inorgânico dissolvido em moléculas orgânicas de alto valor energético, geradas no processo de fotossíntese (BREWIN et al., 2015; FALKOWSKI et al., 2003; FALKOWSKI; RAVEN, 2007; GAETA; BRANDINI, 2006; SIGMAN; HAIN, 2012; THORNTON, 2012). O total de material orgânico fixado na fotossíntese em um determinado espaço por unidade de tempo é definida como produtividade primária. A produtividade primária fitoplanctônica não utilizada em seu metabolismo é transferida na cadeia trófica marinha, exercendo papel fundamental no ambiente pelagial e suportando recursos pesqueiros explorados comercialmente (MÉLIN; HOEPFFNER, 2011). Caracterizar e monitorar a variabilidade espacial e temporal da PPO é fundamental para a compreensão dos ecossistemas marinhos em resposta às mudanças climáticas (BOYCE et al., 2010; BREWIN et al., 2015; CHAVEZ et al., 2011, MA et al., 2014).

O estudo e monitoramento da PPO por medidas *in situ* discretas pode ser realizado por diferentes metodologias como, por exemplo, isótopos de carbono (^{14}C, ^{13}C), fluorescência da clorofila-*a*, isótopos de oxigênio, entre outros (FALKOWSKI et al., 2003; REGAUDIE-DE-GIOUX et al., 2014). Porém, estas técnicas são limitadas no espaço e no tempo inviabilizando a extrapolação de medidas *in situ* em escala global e sinótica.

Em meados da década de 1970, foi sugerido que medições obtidas por satélites da cor do oceano poderiam ser utilizadas para gerar mapas globais sinóticos da concentração de clorofila-*a* na superfície do mar (CLARKE et al., 1970). O lançamento do primeiro sensor de cor do oceano, o *Coastal Zone Color Scanner* (CZCS), em 1978, forneceu imagens inéditas da distribuição de biomassa fitoplanctônica em escala global, revolucionando os estudos sobre dinâmica fitoplanctônica (ANTOINE, 2006; FALKOWSKI et al., 2003).

Depois do sucesso do CZCS, que durou até 1986, uma série de missões internacionais da cor do oceano foram lançadas, possibilitando o desenvolvimento de aplicações relevantes para estudos climáticos (BEHRENFELD et al., 2006; ZIBORD et al., 2015).

A partir da década de 1990 foram colocados em órbita o *Ocean Color and Temperature Sensor* (OCTS, Japão, 1996 – 1997), o *Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor* (SeaWiFS, Estados Unidos, 1997 – 2010), o *MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer* a bordo do satélite *Terra* (MODIST, Estados Unidos, 1999-presente) e a bordo do satélite *Aqua* (MODISA, Estados Unidos, 2002 – presente), o *Global Imager* (GLI, Japão, 2002-2003), o *Medium Resolution Imaging Spectrometer* (MERIS, Agência Européia Espacial, 2002 – 2012), entre outros (McCLAIN, 2009). A maioria das missões apresentavam capacidade de aquisição de dados globais, fornecendo imagens com resoluções espaço-temporal adequadas para diversos estudos do ambiente marinho, incluindo a PPO.

Desde as primeiras estimativas da PPO utilizando modelos com dados CZCS (ANTOINE et al., 1996; BEHRENFELD; FALKOWSKI, 1997; LONGHURST et al., 1995), uma série de novos produtos de cor do oceano foram desenvolvidos. Esses produtos possibilitaram que novos modelos de PPO, baseados em diferentes variáveis de entrada, fossem aplicados aos dados orbitais. Em 1994 a agência espacial americana (*National Aeronautics and Space Administration*, NASA) criou o *Primary Productivity Working Group* com o objetivo de avaliar diversos modelos de PPO comparando-os a dados *in situ* de produtividade primária integrada na coluna d'água. O programa de avaliação dos modelos de PPO recebeu o nome de *Primary Production Algorithm Round Robin* (PPARR) e está atualmente em sua quinta versão. O sucesso desses exercícios de comparação está na contínua modificação e melhoria nos modelos acrescentados ao teste (FRIEDRICHS et al., 2009) e pelo desenvolvimento e aperfeiçoamento de novos produtos de entrada.

No oceano Atlântico Sudoeste os esforços para avaliar a produtividade primária por satélite, ainda que escassos, estão sendo realizados na margem continental Argentina e sul do Brasil (DOGLIOTTI et al., 2014; LUTZ et al., 2010; SEGURA et al., 2013). No Brasil, os primeiros esforços foram na avaliação dos algoritmos de cor do oceano e temperatura da superfície do mar (TSM) (GAETA et al., 1999). Omachi (1999) estimou a biomassa fitoplanctônica por satélite da margem continental brasileira e argentina com

dados SeaWiFS e avaliou os algoritmos empíricos desse sensor. Ciotti e Kampel (2001) analisaram a distribuição espacial da biomassa fitoplanctônica com dados SeaWiFS sobre as bacias de Campos (RJ) e Santos (SP). Os primeiros esforços para estimar a PPO por satélite foram realizados em 1997 na margem continental sul do Brasil através de modelos semi-analíticos (GONZALEZ, 1997). O primeiro exercício de comparação de modelos de PPO foi feito na margem continental sudeste brasileira (MCSB), realizado por Kampel (2003) entre 2001 e 2002 com dados do projeto Dinâmica do Ecossistema de Plataforma da Região Oeste do Atlântico Sul (DEPROAS).

1.1. Objetivo

Parametrizar modelos de estimativa da PPO da margem continental sudeste brasileira utilizando dados de sensoriamento remoto nas faixas do visível e infravermelho-termal e dados *in situ*.

Para tanto, os seguintes objetivos específicos foram propostos:

a) Gerar produtos de SRCO e de temperatura da superfície do mar a partir de diferentes algoritmos e sensores orbitais concomitantes a medidas *in situ* na área de estudo.

b) Avaliar estatisticamente a acurácia dos produtos de sensoriamento remoto de modo a parametrizar a entrada dos modelos de PPO.

c) Analisar o desempenho dos modelos de PPO em relação a medidas *in situ*.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Fitoplâncton, fotossíntese e produtividade primária

O fitoplâncton é o principal produtor primário marinho dos oceanos, constituído por um conjunto de microalgas unicelulares que, através da fotossíntese (Equação 2.1), desenvolve-se na zona eufótica formando a base da teia alimentar marinha (ANTOINE, 2006; BRANDINI et al., 1997; CHAVEZ et al., 2011). O processo fotossintético utiliza o dióxido de carbono (CO_2), água (H_2O), luz e nutrientes na síntese de moléculas orgânicas de alta energia, liberando oxigênio (O_2) como produto final da reação (FALKOWSKI; RAVEN, 2007; MENEZES, 1999; PEREIRA; SOARES-GOMES, 2002; SIGMAN; HAIN, 2012).

$$CO_2 + H_2O + \text{luz} \xrightarrow{\text{Chl}} (CH_2O)_n + O_2 \tag{2.1}$$

A luz é especificada como um substrato da reação, a clorofila-*a* (Chl) é um agente catalisador e o $(CH_2O)_n$ representa a matéria orgânica reduzida ao nível de carboidrato (FALKOWSKI; RAVEN, 2007). A fixação biológica total do carbono inorgânico por processos fotossintéticos é chamada de produção primária bruta (PPB). Da PPB são subtraídas as perdas por respiração e excreção fitoplanctônicas e o carbono assimilado remanescente torna-se disponível para os demais níveis tróficos sendo chamado de produção primária líquida (PPL) (FALKOWSKI et al., 2003; FIELD et al., 1998) (Equação 2.2). A PPO, então, é definida como sendo a PPL quando integrada em um dado volume ou área (ANTOINE, 2006) (Equação 2.3).

$$\text{PPL} = \frac{B_{t1} - B_{t0}}{\Delta t} \tag{2.2}$$

$$\text{PPO} = \frac{\text{PPL}}{\text{Área } (m^2) \text{ ou volume } (m^3)} \tag{2.3}$$

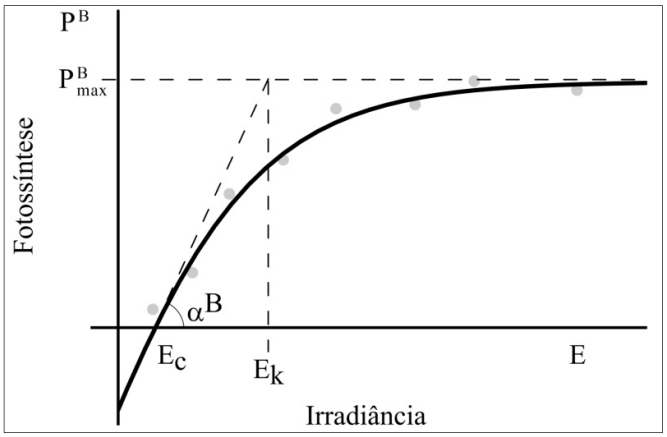
A biomassa é o somatório da massa orgânica viva existente em um determinado espaço e em dado instante (PEREIRA; SOARES-GOMES, 2002). Na Eq. 2.2, B_{t0} e B_{t1} são as biomassas nos instantes inicial e final, respectivamente e Δt é o intervalo de tempo decorrido entre os instantes t_0 e t_1. O método mais comum de estimativa da biomassa fitoplanctônica baseia-se na medição da concentração de um componente comum a

todos os organismos planctônicos fotossintetizantes: a clorofila-*a* (BOYCE et al., 2010; PEREIRA; SOARES-GOMES, 2002). Uma vez que todos possuem clorofila-*a* e utilizam-na para realizar a fotossíntese, o total de Chl de um dado volume de água do mar deverá fornecer a concentração de clorofila-*a* (Cl*a*, mgChl m^{-3}) uma medida indireta da biomassa total presente (PEREIRA; SOARES-GOMES, 2002). Portanto, a Cl*a* é utilizada como um índice de biomassa fitoplanctônica sendo considerada um indicador confiável para avaliar a variabilidade da produção primária (BOYCE et al., 2010).

2.2. Medida *in situ* da produtividade primária nos oceanos

Com base nos processos fotossintéticos descritos na Eq. 2.1, Jassby e Platt (1976) realizaram estudos do efeito da saturação de luz no processo fotossintético utilizando a assimilação de radiocarbono (^{14}C), metodologia desenvolvida 20 anos antes por Steemann Nielsen (STEEMANN NIELSEN, 1952). O perfil da taxa de fotossíntese (P) em diferentes intensidades de irradiância (E) ficou conhecido como curva de fotossíntese, irradiância, ou curva P-E (Figura 2.1).

Figura 2. 1 – Relação fotossíntese normalizada pela biomassa (P^B, mgC $mgChl^{-1}$) *versus* Irradiância (E, Watt m^{-2}, Einstein m^{-2} d^{-1}).



Fonte: adaptado de Forget et al. (2007).

Dois parâmetros fotossintéticos são necessários para descrever a relação P-E. O primeiro é α^B (mgC $mgChl^{-1}$ (µEinstein $m^{-2})^{-1}$ h^{-1}), que informa a eficiência da assimilação de carbono em condições de mínima luz; e o segundo é P^B_{max} (mgC $mgChl^{-1}$ h^{-1}), platô onde a capacidade fotossintética é máxima na ausência de fotoinibição (FORGET et al., 2007; KAMPEL, 2003). A projeção no eixo da abscissa da intersecção

do α^B e P^B_{max} fornece o parâmetro de foto-aclimatação (E_k , Einstein m^{-2} d^{-1}), na qual o fitoplâncton, a partir desse ponto, têm menos dependência da irradiância podendo ficar independente desta.

No Brasil as primeiras medidas *in situ* utilizando o ^{14}C e curva P-E foram feitas por Aidar-Aragão et al., (1980) entre 1976 e 1978, abrangendo águas de plataforma e oceano desde Cabo de São Tomé e Cabo de Santa Marta. Foi observado um maior potencial de produtividade associado às estações com influência costeira (PPO > 5,0 mgC m^{-2} h^{-1}) sob efeito eutrofizante das baías de Guanabara, Santos, Paranaguá, São Francisco do Sul e Laguna. Gianesella-Galvão (1982) realizou as primeiras medidas de PPO em Santos, antes do emissário, em 1976, e obteve valores máximos de 204,6 (inverno) – 488,3 (verão) mgC m^{-3} h^{-1}. Entre 1982 e 1986 foram feitos trabalhos de produtividade primária na plataforma dos estados de Santa Catarina, Paraná e São Paulo (BRANDINI, 1990). Valores de PPO obtidos por Brandini (1990) variaram de 40 – 320 mgC m^{-2} d^{-1} nas estações costeiras, 130 – 450 mgC m^{-2} d^{-1} na plataforma intermediária e 100 – 490 mgC m^{-2} d^{-1} na área oceânica. No inverno de 1988 e verão de 1989, Gianesella-Galvão e Saldanha-Corrêa (1995) calcularam a PPO integrada na coluna d'água em uma estação na plataforma interna de Ubatuba. Obtiveram valores de PPO de 326,9 – 601,1 mgC m^{-2} d^{-1} no inverno, e de 313,1 – 1058,6 mgC m^{-2} d^{-1} no verão.

Gaeta et al. (1999) calculou a PPO em uma série temporal em Ubatuba (SP) durante 33 dias do verão de 1988. Observou nesse período, a variabilidade da PPO em consequência de quatro eventos modificadores das características fisicoquímicas da região. A PPO foi igual a 1240 mgC m^{-2} d^{-1} durante o período de chuvas intensas, 740 mgC m^{-2} d^{-1} no período da coluna d'água misturada em fase de estratificação térmica após chuva, 900 mgC m^{-2} d^{-1} em período de coluna d'água estratificada em fase de processo de mistura e 630 mgC m^{-2} d^{-1} em período da coluna d'água homogênea após intensa mistura. Recetemente Chuqui (2013) avaliou a produtividade primária na plataforma de Ubatuba (SP) com dados coletados em uma estação fixa do projeto ANTARES. Chuqui (2013) obteve valores de P^B_{max} entre 4,3 – 14,6 mgC $mgChl^{-1}$ h^{-1}, α^B entre 0,005 – 0,028 mgC $mgChl^{-1}$ h^{-1} (μEinstein m^{-2} s^{-1})$^{-1}$, E_k entre 515 – 961 μEinstein m^{-2} s^{-1} e PPO entre 400 – 2140 mgC m^{-2} d^{-1}. Diversos trabalhos sobre biomassa e produtividade do fitoplâncton na margem continental sul e sudeste brasileira foram compilados por Brandini et al. (1997) e Gaeta e Brandini (2006).

2.3. Modelos de produção primária

Nas últimas décadas, modelos globais de PPO vêm sendo desenvolvidos com base em dados de sensoriamento remoto referentes à Cl*a*, zona eufótica (Zeu), radiação fotossinteticamente disponível (*Photosynthetically Available Radiation* - PAR), coeficiente de absorção fitoplanctônica (a_{phy}), de retroespalhamento de partículas (b_{bp}), de atenuação da PAR (KdPAR), entre outros. Parâmetros fotossintetizantes também são incorporados nos modelos de PPO, após serem obtidos de dados *in situ* através de experimentos de curvas P-E ou medidas de fluorescência, por exemplo.

Com base somente na Cl*a* de SRCO, o modelo de estimativa da PPO desenvolvido por Eppley et al. (1985) não considera outras variáveis ambientais, como luz e nutrientes, que podem modificar o estado fisiológico das células. Esta relação puramente empírica é utilizada em diversos estudos e representa o erro base para predições de outros modelos (DOGLIOTTI et al., 2014; FRIEDRICHS et al., 2009, KAHRU et al., 2009). O modelo simplificado de Platt et al. (1990), derivado de Platt et al. (1980) utiliza a Cl*a*, a irradiância (E), o KdPAR, e os coeficientes α^B e P^B_{max} obtidos de experimentos da curva P-E. O modelo de Behrenfeld e Falkowski (1997) utiliza o parâmetro fotofisiológico (P^B_{opt}) derivado em função da temperatura da superfície do mar (TSM), além da PAR e da Cl*a*.

Marra et al. (2003) e Ma et al. (2014) utilizam o coeficiente de absorção do fitoplâncton, a_{phy} (m^{-1}), ou o coeficiente de absorção específico do fitoplâncton, a^*_{phy} (m^{-1}), que é o a_{phy} normalizado pela Cl*a*. Estes são modelos de produção baseados na absorção (*Absorption-based production models*, AbPM) (SATHYENDRANATH; PLATT, 2007).

Os modelos biogeoquímicos utilizam o retroespalhamento de partículas, b_{bp} (m^{-1}), estimado por satélite na faixa espectral de 443 nm (LOISEL et al., 2001; MARITORENA et al., 2002; STRAMSKI, 1999). Loisel et al. (2001) e Stramski et al. (2008) relataram correlação entre o b_{bp} estimado por satélite com o carbono orgânico particulado (COP) e sua abundância covariando com a biomassa de carbono fitoplanctônico (C, mgC m^{-3}). Com base nessa relação, Behrenfeld et al. (2005) desenvolveram um modelo de PPO baseado no b_{bp} para estimar C e a taxa de crescimento (μ, d^{-1}) derivada da razão C:Cl*a* (mgC $mgChl^{-1}$). Westberry et al. (2008),

refinaram o modelo de Behrenfeld et al. (2005), incluindo variações verticais de C e Cl*a* acrescido da limitação imposta pela falta de nutrientes, nesse caso o nitrito e nitrato. Os dois últimos modelos são denominados *Carbon-based production models* (CbPM).

Em 1994 deu-se início a uma série de exercícios de avaliação de modelos de PPO baseado em medidas de satélite, denominada PPARR. Em seus primeiros exercícios foram avaliados 12 modelos de PPO e comparados com 90 estações de medidas *in situ* em diversos ecossistemas marinhos (CAMPBELL et al., 2002). Campbell et al. (2002) observaram um *bias* sistemático de subestimativa da PPO pelos modelos em relação ao medido *in situ*. O PPARR3 avaliou 24 modelos de PPO entre si e a sensibilidade às variáveis de entrada (CARR et al., 2006). Carr et al. (2006) classificaram os modelos em 5 grupos de acordo com a sensibilidade de cada modelo às variáveis de entrada. Outro PPARR (FRIEDRICHS et al., 2009) avaliou 30 modelos de PPO em relação a medidas *in situ* obtidas em áreas oligotróficas do oceano Pacífico tropical. Friedrichs et al. (2009) determinaram que mais da metade das diferenças obtidas no desempenho dos modelos pode ser atribuída aos erros e incertezas nas variáveis de entrada. Os resultados desse exercício de avaliação apresentaram uma melhora no desempenho dos modelos comparados aos resultados do primeiro PPARR em 2002. A quarta versão da PPARR (SABA et al., 2010) compararam 22 modelos de PPO por satélite com medidas *in situ* obtidas nas séries temporais da *Bermuda Atlantic Time series Study* (BATS) e a *Hawaii Ocean Time series* (HOT). Saba et al. (2010) observaram uma subestimativa da PPO *in situ* em 90% das estimativas obtidas pelos modelos de satélite. O PPARR5 (LEE et al., 2015) analisou 32 modelos de PPO em regiões do oceano Ártico onde os modelos em geral superestimaram a PPO quando comparada a medidas *in situ.*

2.4. Sensoriamento remoto da cor do oceano

O SRCO é comumente descrito pelas propriedades ópticas aparentes (*Apparent Optical Properties* – AOPs), como por exemplo, a radiância, irradiância e reflectância de sensoriamento remoto - R_{rs}, sr^{-1} (IOCCG, 2000; MOBLEY, 2001; PREISENDORFER, 1976). O espectro de $R_{rs}(\lambda)$ é definido como a proporção de radiância emergente da superfície do mar e a irradiância acima da superfície (IOCCG, 2000; MOBLEY, 1999) (Equação 2.8).

$$R_{rs}(\theta,\phi,\lambda,0) = \frac{L_u(\theta,\phi,\lambda,0)}{E_d(\lambda,0)} \quad (2.8)$$

Onde L_u (Watt m^{-2} sr^{-1}) é a radiância emergente e representa os fótons provenientes dos processos de absorção e espalhamento abaixo da superfície emitidos para o espaço, que exclui fótons da reflectância da superfície do mar e da atmosfera. A L_u é variável com o ângulo de visada indicado pelos argumentos θ e ϕ. A irradiância (E_d, watt m^{-2}) é a radiação incidente na superfície do mar que atravessa a atmosfera (LEE et al., 2015; LOISEL et al., 2013; MOBLEY, 2001). Ambos, L_u e E_d também são variáveis com o ângulo solar. Baseado na teoria de transferência radiativa (GORDON et al., 1988), a R_{rs} pode ser expressa conforme a Equação 2.9.

$$R_{rs}(\lambda) \approx \left(g_0 + g_1 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda)+b_b(\lambda)}\right) \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda)+b_b(\lambda)} \quad (2.9)$$

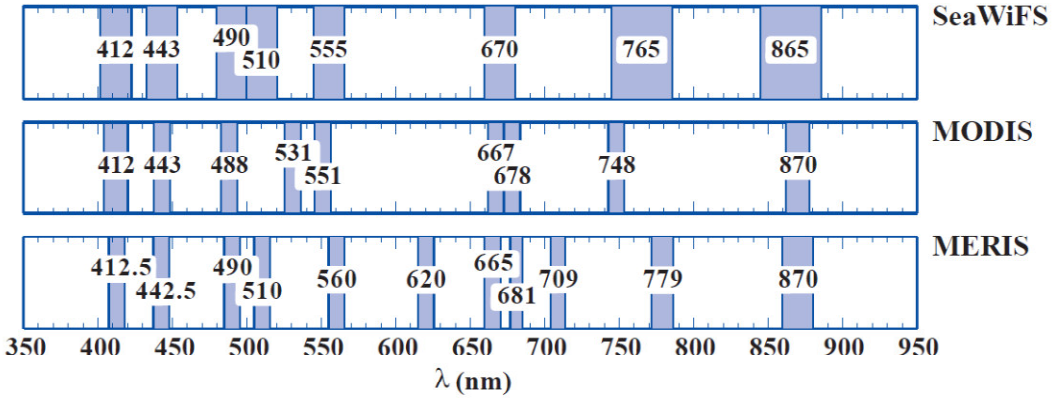
Onde $a(\lambda)$ e $b_b(\lambda)$ são, respectivamente, os coeficientes de absorção e retroespalhamento totais em diferentes comprimentos de onda e g_0, g_1 são coeficientes do modelo que variam com a geometria angular do sol e de aquisição do sensor (IOCCG, 2000).

Os principais COAs são a própria água, partículas que incluem fitoplâncton e material particulado não vivo e o material orgânico dissolvido colorido (*Chromophoric Dissolved Organic Matter* – CDOM) (IOCCG, 2000). Os COAs que determinam o $a(\lambda)$ são a água pura (w), partículas (p) e o CDOM (g), enquanto o espalhamento pelo CDOM é considerado desprezível na determinação do $b_b(\lambda)$, determinado portanto pelo espalhamento da água pura e partículas (MOBLEY, 1994).

Através das equações anteriores é possível determinar espectralmente as contribuições dos COAs (BEHRENFELD et al., 2005; IOCCG, 2006) e incorporá-los nos algoritmos de SRCO, por exemplo, no coeficiente de atenuação da PAR (KdPAR) e zona eufótica (Zeu) (LEE et al., 2007).

A $R_{rs}(\lambda)$ pode variar de acordo com o sensor orbital utilizado, pois cada um deles diferem entre si na posição e intervalo das bandas espectrais (Figura 2.2), além das correções atmosféricas, horário de passagem sobre a região de estudo, calibração, sensibilidade, etc. Em IOCCG (1998) estão detalhadas outras características de alguns sensores.

Figura 2. 2 – Posição e intervalo das bandas espectrais dos sensores de cor do oceano aplicados nesse estudo.



Fonte: Adaptada de IOCCG (1998).

As diferenças observadas na $R_{rs}(\lambda)$ em cada sensor podem acarretar em variações na quantificação dos produtos da cor do oceano (ZIBORG et al., 2015). O *Ocean Biology Processing Group* (OBPG) da NASA periodicamente reprocessam os produtos de cada sensor quando possíveis avanços nos algoritmos e calibrações são confirmados. Os reprocessamentos têm como objetivo incorporar novos dados aos algoritmos e produzir produtos de SRCO que sejam comparáveis entre os sensores orbitais. Em 2012 o sensor MERIS foi reprocessado pelo OBPG utilizando os mesmos padrões aplicados por eles a dados MODIS, a bordo do satélite *Aqua* (MODISA) e dados SeaWiFS. Os últimos reprocessamentos com dados MODISA e SeaWiFS foram concluídos em 2015 em suas versões R2014.0.

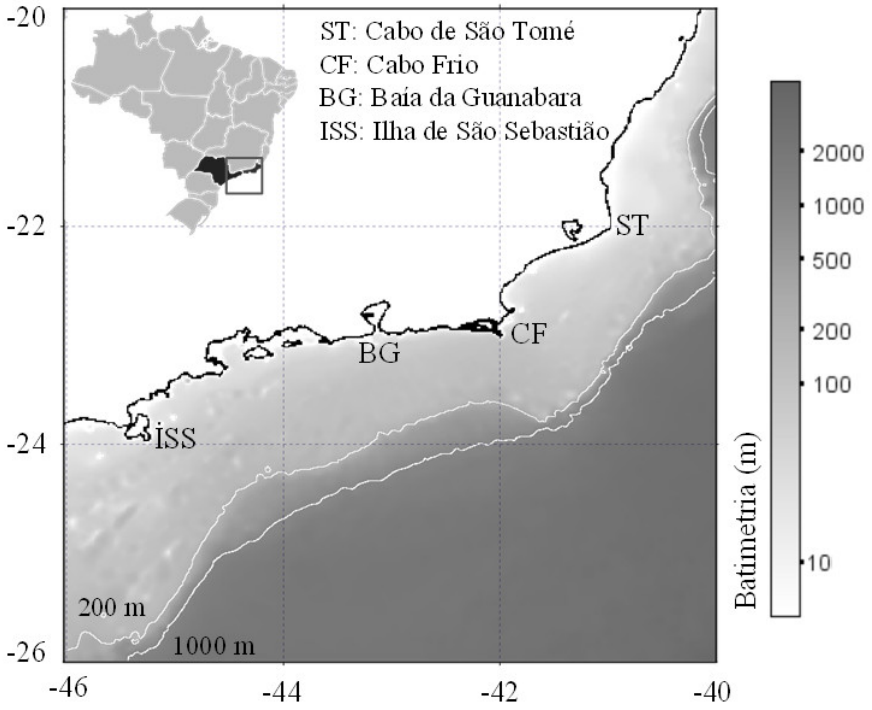
No Brasil, esforços na avaliação e comparação de algoritmos de cor do oceano foram realizados com concentração de Chl (CIOTTI et al., 2010; GARCIA et al., 2006; KAMPEL et al., 2005; CARVALHO, 2009), coeficiente de absorção do fitoplâncton (CIOTTI; BRICAUD, 2006; FERREIRA et al., 2014), entre outros.

3. METODOLOGIA

3.1. Área de Estudo

A área de estudo está localizada na porção norte da MCSB e compreende a parte delimitada ao norte pelo Cabo de São Tomé (RJ), e ao sul pela Ilha de São Sebastião (SP) (Figura 3.1). A quebra da plataforma varia em profundidade entre 150-180 metros e em extensão de 110 km no Cabo de São Tomé (22°S – 41°O), 60 km na região de Cabo Frio (23°S – 42°O) e aproximadamente 200 km ao sul da Baía da Guanabara (23°S – 43°O) (CASTRO, 2014).

Figura 3. 1 – Limites da área de estudo. As campanhas M1, M2, M3 e M4 foram realizadas entre 7-13/02/2001, 12-19/07/2001, 5-24/01/2002 e 3-21/08/2002, respectivamente.



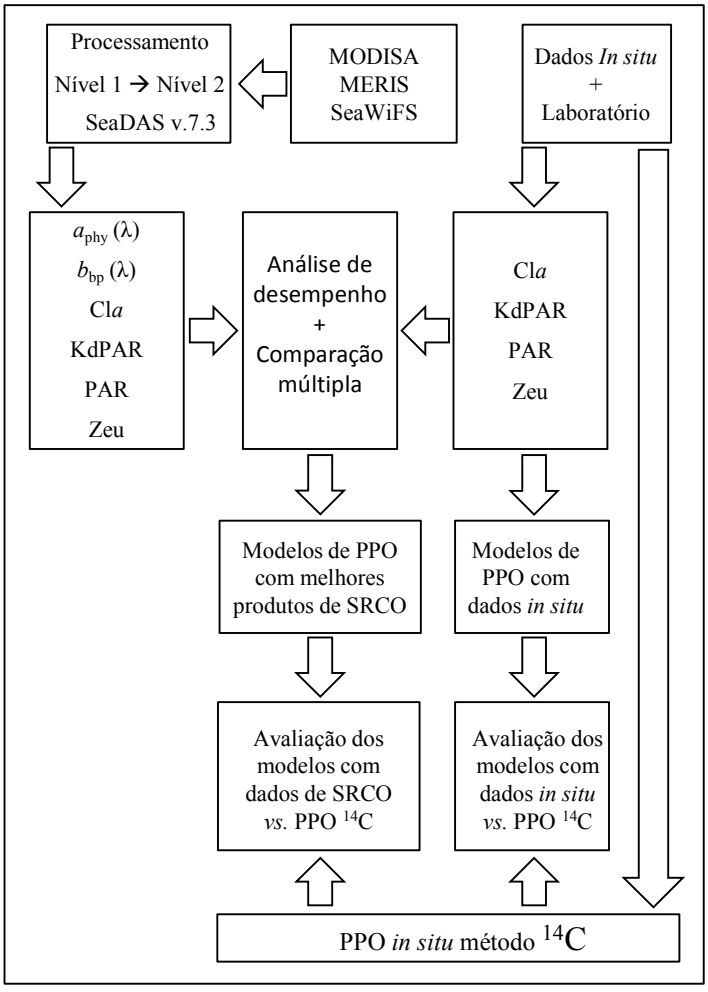
A região está localizada sobre três regiões biogeográficas, caracterizadas pela plataforma continental, por águas oligotróficas da Corrente do Brasil (CB), e outra pelo fenômeno de ressurgência, localizado em Cabo Frio e Cabo de São Tomé (GONZALEZ-SILVEIRA et al., 2004; RODRIGUES et al., 2014). A hidrografia na MCSB é formada, principalmente, por duas massas de água transportadas pela Corrente do Brasil (CB): a Água Tropical (AT), definida por temperaturas maiores que 20 °C e salinidade superior à 36; e pela Água Central do Atlântico Sul (ACAS), uma massa de

água mais profunda que a AT, com temperaturas abaixo de 20 °C e salinidade entre 35 e 36 (CASTRO, 2014; MIRANDA, 1982, 1985; SILVEIRA, 2007). A intrusão e ressurgência da ACAS na plataforma sudeste é particularmente notada na região de Cabo Frio e Cabo de São Tomé por processo de ressurgência (CASTRO, 1996; CASTRO, 2014) e formação de meandros e vórtices na CB (PALÓCZY et al., 2014; SILVEIRA, 2007). Detalhes da climatologia hidrográfica da MCSB foram descritas em Cerda e Castro (2014) utilizando os parâmetros físicos coletados pelo projeto DEPROAS.

3.2. Etapas Metodológicas

A metodologia seguiu as etapas descritas no fluxograma da Figura 3.2 e utilizou de dados *in situ* do DEPROAS e imagens de satélite dos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS adquiridas nas mesmas datas de coleta *in situ*.

Figura 3. 2 – Fluxograma das etapas metodológicas do trabalho.



Foram obtidas imagens nível 1 de processamento dos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS para geração dos produtos de SRCO. Estes produtos foram reprojetados e recortados entre os limites latitudinais de 20 °S a 26 °S e longitudinais entre 40 °O a 46 °O compreendendo parte das Bacias de Campos (ao norte) e Santos (ao sul). As estimativas de satélite foram obtidas pela média sobre uma grade de 3x3 pixels (9 km^2), com a estação localizada no pixel central, desde que houvessem ao menos 5 pixels válidos. Foram utilizadas imagens do dia da coleta ou, em caso da ausência de imagem, a próxima no intervalo de ± 24 horas. Esses produtos foram comparados com os seus respectivos dados *in situ* medidos durante o projeto DEPROAS, disponibilizados pelo laboratório de Monitoramento Oceânico por Satélite (MOceanS) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) de São José dos Campos. Os produtos com melhor desempenho foram aplicados nos modelos de produtividade primária oceânica (PPO) integrada na coluna d'água.

As estimativas de PPO obtidas dos modelos foram comparadas com medidas *in situ* também obtidas do projeto DEPROAS pelo método do ^{14}C.

3.3. Dados *in situ* (Projeto DEPROAS)

Foram utilizados dados *in situ* da temperatura da superfície do mar, zona eufótica, concentração de clorofila-*a*, concentração de nutrientes e produtividade primária. As coletas contemplaram as estações dos cruzeiros de mesoescala do projeto Dinâmica do Ecossistema de Plataforma da Região Oeste do Atlântico Sul (DEPROAS), realizado em fevereiro (M1, 7-13/02/2001) e julho (M2, 12-19/07/2001) de 2001 e janeiro (M3, 5-24/01/2002) e agosto (M4, 3-21/08/2002) de 2002. As respectivas metodologias de aquisição são representadas na Tabela 3.1.

Tabela 3. 1 – Dados *in situ* e respectivas metodologias.

Variável	Metodologia	Referência
Temp. da superfície do mar	Perfil CTD	UNESO, 1988
Parâmetros fotossintéticos	Curva P-E	Jassby e Platt, 1976
Zona eufótica	Disco de Secchi	Poole e Atkins, 1929
Concentração de clorofila	Fluorescência	Welshmeyer, 1994
Nutrientes inorgânicos	Espectrofotometria	Grasshoff, 1983
Produtividade primária	^{14}C *in situ* simulado	Steemann-Nielsen, 1952; Teixeira, 1973

Amostras de água foram coletadas nas profundidades de 0, 5, 10, 25, 50, 75, 100, 150 e 200 metros. Estas amostras se destinaram às determinações das concentrações de clorofila-*a*, nutrientes inorgânicos dissolvidos e taxas de produção primária. O coeficiente de atenuação da luz e a zona eufótica foram calculados utilizando a profundidade de desaparecimento do disco de Secchi. Para interpolar as medidas de Cl*a* discretas, fez-se uso do espectro de emissão da clorofila centrado em 683 nm obtido do Perfilador Natural de Fluorescência (PNF-300, *Biospherical Instruments Inc.*). Medidas de temperatura e demais dados hidrográficos foram adquiridos através de perfis verticais com um *Conductivity, Temperature, Depth* (CTD, *Falmouth Scientific Inc.*) e processados pelo Laboratório de Dinâmica Oceânica (LADO) do Instituto Oceanográfico da Universidade de São Paulo (IOUSP). As metodologias das variáveis *in situ* utilizadas neste trabalho (Tabela 3.1) encontram-se detalhadamente descritas em Kampel (2003).

3.3.1. Dados *in situ*: PPO

Os experimentos de incubação *in situ* simulados seguiram o método de Steemann-Nielsen (1952) adaptada por Teixeira (1973). Amostras de água de superfície foram inoculadas com ^{14}C na forma de bicarbonato de sódio marcado, adicionando-se entre 0,5 e 1,0 mL de $NaH^{14}CO_3$ de atividade radioativa igual a 20 μCi ml^{-1} em frascos de policarbonato (KAMPEL, 2003).

Esses frascos foram introduzidos em tubos revestidos por telas de aço inoxidável com aberturas de malha adequadas para cada porcentagem de irradiação solar (100%, 75%, 50%, 25%, 10%, 1% e ausência de luz). Os tubos foram acomodados em caixas

preparadas para manter as condições similares às do oceano com fluxo contínuo de água superficial e sob irradiância solar pelo período de 2 a 4 horas.

Ao término da incubação, o carbono particulado foi retido em filtros de 25 mm com porosidade nominal de 0,45 mm e preservados em nitrogênio líquido (GAETA et al., 1999). Em laboratório, a atividade radioativa do ^{14}C nos filtros foi determinada através da técnica de cintilação líquida descrita em Aidar-Aragão et al. (1980) adaptada de Steemann-Nielsen (1952). A porcentagem de irradiação na qual cada filtro foi exposto foi convertida na profundidade (z) equivalente a cada porcentagem. A conversão utilizou por base no coeficiente de extinção da luz calculada pela profundidade de desaparecimento do disco de Secchi (POOLE; ATKINS, 1929). Sabendo a profundidade referente pra cada amostra foi calculada a PPO pela Equação 3.1.

$$PPO(z) = Cl\textit{a}(z) * P^{B}(z) \quad (3.1)$$

Onde PPO(z) é a produtividade dependendo da profundidade em unidades de mgC m^{-3} h^{-1}. A Cl*a* é a concentração de clorofila-*a* dependendo da profundidade em unidades de mgChl m^{-3}. A $P^{B}(z)$ é a produção primária dependendo da profundidade normalizada pela Cl*a* em unidades de mgC $mgChl^{-1}$ h^{-1}. A PPO foi convertida em mgC m^{-2} d^{-1} pela soma dos valores de PPO(z) integrados em cada profundidade multiplicada pela duração em horas decimais do fotoperíodo (GAETA et al., 1999).

3.4. Imagens de Satélite

3.4.1. Imagens de Temperatura da Superfície do Mar

A TSM foi utilizada na estimativa da taxa ótima de fixação específica do carbono normalizada pela biomassa (P^{B}_{opt}), parâmetro de entrada no modelo de Behrenfeld e Falkowski (1997). Foram obtidas imagens diurnas dos sensores *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) na plataforma NOAA-14 (campanha M1) e NOAA-16 (campanhas M2, M3 e M4), disponíveis na página *Comprehensive Large Array-Data Stewardship System* - CLASS (http://www.nsof.class.noaa.gov/ saa/products/search? datatype_family=AVHRR). Para a campanha M4 também foram adquiridos dados diurnos de TSM do MODISA na página *OceanColor WEB* (http://oceancolor.gsfc.nasa.gov/cms/).

Dados AVHRR foram adquiridos no formato *High Resolution Picture Transmission* (HRPT) nível 1B e processados de temperatura de brilho (TB) em TSM (°C) conforme

descrito em *NOAA Satellite Information System* (NOAASIS - http://noaasis.noaa.gov/ NOAASIS/pubs/SST/), aplicando a esses dados o método *Multi-Channel Sea Surface Temperature* (MCSST) descrito na Equação 3.2.

$$TSM_{MCSST} = c_1 + c_2 * TB_{11} + c_3 * (TB_{11} - TB_{12}) + c_4 * (\sec\theta - 1) * (TB_{11} - TB_{12}) \quad (3.2)$$

Onde c_n são coeficientes determinados de forma empírica entre temperaturas obtidas por boias de deriva; TB_{11} e TB_{12} são as temperaturas de brilho nos comprimentos de onda de 11 μm e 12 μm. O coeficiente θ refere-se ao ângulo zenital do satélite como proposto por Singh (1984). Uma descrição mais detalhada do histórico e evolução deste algoritmo pode ser encontrada em Kidwell (1995) e Lorrenzetti e Araújo (2004).

Estimativas da TSM com dados MODISA foram derivadas do algoritmo *Non-Linear Sea Surface Temperature* (NLSST) descrito por Brown e Minnett (1999), Minnett et al., (2004), Walton et al (1998).

$$TSM_{NLSST} = c_1 + c_2 * TB_{11} + c_3 * (TB_{11} - TB_{12}) * T_{sfc} + c_4 * (\sec\theta - 1) * (TB_{11} - TB_{12}) \quad (3.3)$$

Onde T_{sfc} é uma estimativa obtida por médias climatológicas da TSM (LORENZETTI; ARAÚJO, 2004; MINNETT et al., 2004). Suas constantes c_n estão definidas em Brown e Minnett (1999). O processamento do MODISA foi realizado no software SeaDAS 7.3.

3.4.2. Imagens de Cor do Oceano

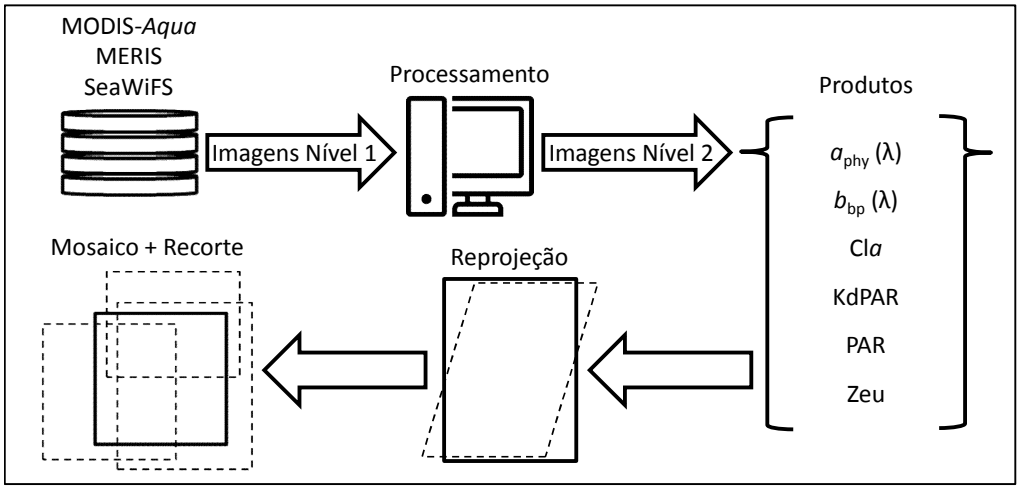
Imagens diárias das campanhas do DEPROAS, em nível 1 de processamento, foram obtidas dos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS. As imagens foram obtidas na página da *OceanColor WEB* e processadas para nível 2, utilizando o SeaDAS, na geração dos produtos descritos na Tabela 3.2.

Tabela 3. 2 – Produtos nível 2 derivados das imagens de cor do oceano.

Produtos Nível 2		
Descrição	Sigla	Unidade
Clorofila na superfície do mar	Cl*a*	mgChl m^{-3}
Coeficiente de absorção do fitoplâncton	a_{phy}	m^{-1}
Coeficiente de retroespalhamento de partículas	b_{bp}	m^{-1}
Radiação fotossinteticamente disponível	PAR	Einstein m^{-2} d^{-1}
Coeficiente de atenuação da PAR	KdPAR	m^{-1}
Zona eufótica (1%)	Zeu	m

As imagens nível 2 foram reprojetadas para o sistema de coordenadas geográficas, *datum World Geodetic System 1984* (WGS84) preservando a resolução espacial de 1 km. Quando haviam duas ou mais imagens do mesmo sensor no mesmo dia, estas foram unidas sendo resultado deste mosaico a média dos pixels quando sobrepostos. As imagens finais de cada produto foram recortadas nas latitudes de 20°S – 26°S e longitudes de 40°O – 46°O. A Figura 3.3 esquematiza as etapas do processo de obtenção das imagens de SRCO.

Figura 3. 3 – Esquema de obtenção das imagens diárias dos produtos de SRCO.



O algoritmo de correção atmosférica aplicado nos produtos de SRCO é baseado na Equação 3.4.

$$L_t(\lambda) = [L_r(\lambda) + L_a(\lambda) + t_{dv}(\lambda)*L_f(\lambda) + t_{dv}(\lambda)*L_w((\lambda)] * t_{gv}(\lambda)*t_{gs}(\lambda)*f_p(\lambda) \quad (3.4)$$

Onde $L_t(\lambda)$ é a radiância observada pelo satélite do sinal que interagiu com o oceano e atmosfera, $L_r(\lambda)$ é a contribuição do espalhamento molecular de Rayleigh, $L_a(\lambda)$ é a contribuição do espalhamento dos aerossóis, $L_f(\lambda)$ é a contribuição dos *whitecaps* (carneirinhos) e espuma na superfície do mar e $L_w(\lambda)$ é a contribuição da radiação emergente da água. O termo $t_{dv}(\lambda)$ representa a transmitância da radiação difusa através da atmosfera no caminho óptico do oceano ao sensor, $t_{gv}(\lambda)$ e $t_{gs}(\lambda)$ são perdas da transmitância pela absorção de gases no sentido do oceano ao sensor e do sol ao oceano, respectivamente. Finalmente, $f_p(\lambda)$ ajusta efeitos de polarização. Detalhes da correção atmosférica estão em Mobley et al. (2016).

3.5. Produtos de SRCO

3.5.1. Concentração de clorofila-*a*, coeficientes de absorção e retroespalhamento

A Cl*a* (mgChl m^{-3}) foi estimada por algoritmos empíricos com base em relações estatísticas entre razões de bandas e algoritmos semi-analíticos (SA), os quais combinam equações de transferência radiativa com relações empíricas.

O algoritmo empírico da Cl*a* descrito inicialmente em O'Reilly et al. (2000), relaciona razões de bandas do azul e do verde em um polinômio de quarto grau (Equação 3.5).

$$Cla = 10^{\left(a_0+a_1*X+a_2*X^2+a_3*X^3+a_4*X^4\right)} \tag{3.5}$$

$$\text{Onde } X = \begin{cases} \log \dfrac{\max\left(R_{rs}(443,489)\right)}{R_{rs}(547)} & ;\ \text{MODISA (sigla OC3Mv6)} \\ \log \dfrac{\max\left(R_{rs}(443,490,510)\right)}{R_{rs}(555)} & ;\ \text{SeaWiFS (sigla OC4v6)} \\ \log \dfrac{\max\left(R_{rs}(443,489,510)\right)}{R_{rs}(560)} & ;\ \text{MERIS (sigla OC4Ev6)} \end{cases}$$

O algoritmo de Cl*a* dos sensores SeaWiFS e MERIS são denominados OC4, pois utilizam quatro bandas de R_{rs} (OC4, do inglês, *Ocean Chlorophyll 4 bands*), enquanto o MODISA utiliza três bandas (OC3). Os coeficientes a_n derivam de dados *in situ* do *NASA bio-Optical Marine Algorithm Data set* (NOMAD) reprocessados em 2009 em sua versão 6 (v6) descritos em - http://oceancolor.gsfc.nasa.gov/cms/atbd/chlor_a.

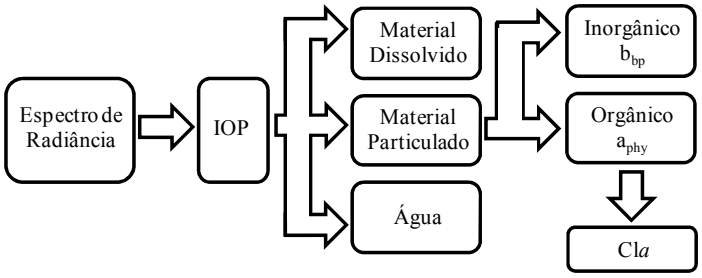
Os algoritmos de Cl*a* semi-analíticos *Garver–Siegel–Maritorena* - GSM01 (MARITORENA et al., 2002) e *Generalized Inherent Optical Properties* - GIOP (FRANZ; WERDELL, 2010; WERDELL et al., 2013) têm como principais vantagens sobre o modelo empírico de razão de bandas:

1) Utilizar todas as bandas do visível compensando perdas, principalmente nas bandas do azul, devido a correções atmosféricas (SHANG et al., 2014; SIEGEL et al., 2005).

2) Se basear nas propriedades quantitativas de absorção e espalhamento dos componentes da água, relacionando-os com a distribuição espectral da R_{rs}, podendo distinguir interferências de componentes ópticos como CDOM e detritos (IOCCG, 2006; SHANG et al., 2014).

Os algoritmos GSM01 e GIOP são capazes de informar, juntamente com a Cl*a*, propriedades ópticas como o a_{phy}, a_{cdm} (referente a absorção pelo CDOM) e b_{bp}. A teoria de sensoriamento remoto dessas propriedades biópticas aplicada no processamento, segue o caminho inverso da teoria radiativa (Figura 3.4), iniciando com o espectro de radiância detectado pelo sensor e obtendo os constituintes que moldam o sinal emitido da água (IOCCG, 2006).

Figura 3. 4 – Diagrama dos elementos de transferência radiativa inversa.



Fonte: Adaptado de IOCCG (2006).

Detalhes sobre a formulação dos algoritmos semi-analíticos estão descritos em Franz e Werdell (2010); Maritorena et al. (2002); Werdell et al. (2013) e na página http://oceancolor.gsfc.nasa. gov/cms/atbd/giop.

O algoritmo *Quase-Analytical Algorithm* (QAA) para obtenção de a_{phy}, a_{cdm} e b_{bp} foi proposto por Lee et al. (2002) e atualizado na sua sexta versão. O QAA utiliza equações empíricas, semi-analíticas e analíticas.

3.5.2. Radiação fotossinteticamente disponível (PAR)

A PAR diária (Einstein m^{-2} d^{-1}) é obtida pela irradiância (E_s, mW cm^{-2} μm) integrada na faixa visível da radiação eletromagnética (400-700 nm) ao longo do fotoperíodo local, definido pela latitude e data de aquisição (LAAKE; SANCHEZ-AZOFEIFA, 2005; LIU et al., 2008). A implementação deste algoritmo depende da disponibilidade da irradiância no topo da atmosfera limitada pela saturação por nuvens, terra ou gelo (Equação 3.6).

$$PAR(400\text{-}700) = \int_{\lambda=400}^{\lambda=700} E_d(\lambda)d\lambda = \frac{E_c(1\text{-}A)}{(1\text{-}A_s)\quad(1\text{-}S_aA)} \tag{3.6}$$

Onde S_a é referente ao albedo esférico, E_c é a irradiância solar que deveria alcançar a superfície do mar se *A* não existisse, *A* é o albedo das nuvens e aerossóis no trajeto nuvem-superfície e pode ser reduzido a A_s referente ao albedo da superfície do mar, quando em condições atmosféricas ideais. Em condições em que *A* deve ser mantido, E_c tem dependência com o ângulo zenital solar, que é corrigido por um fator derivado do caminho óptico de espalhamento de E_d ao longo do sistema nuvem-superfície (ZEGE et al., 1991). No final do processo, a PAR é obtida em unidades de E_d e convertida em Einstein m^{-2} d^{-1} por um fator de 1,193 com uma porcentagem pequena de erro independentemente das condições meteorológicas (KIRK, 1994).

Frouin et al. (2003, 2012) e Frouin e Pinker (1995) detalham o algoritmo para o sensor SeaWiFS e MODISA que posteriormente também foi implementado para o sensor MERIS.

3.5.3. Coeficiente de atenuação da PAR (KdPAR)

O algoritmo do KdPAR (m^{-1}) descrito por Morel et al. (2007) é derivado de aproximações feitas pelo coeficiente de atenuação da irradiância em 490 nm (Kd490). O Kd490 pode ser obtido através de razões de banda do azul e verde (Equações 3.7 e 3.8) ou pela concentração de Cl*a* (Equação 3.9)

$$\log_{10}\left(K_{bio}(490)\right) = a_0 + \sum_{i=1}^{4} a_i * \log_{10}\left(\frac{R_{rs}(\lambda_{azul})}{R_{rs}(\lambda_{verde})}\right) \tag{3.7}$$

$$Kd490 = K_{bio}(490) + 0{,}0166 \tag{3.8}$$

$$Kd490 = 0{,}0166 + 0{,}0773*(Cl\mathit{a})^{0{,}6715} \tag{3.9}$$

Na Eq. 3.7, a_i são constantes que diferem para cada sensor (SeaWiFS, MODISA e MERIS) descritas na página da *OceanColor Web* (http://oceancolor.gsfc.nasa.gov/cms/atbd/kd_490). As bandas de R_{rs} no azul e verde utilizadas por cada satélite também estão descritas na mesma página do *OceanColor Web*. Na Eq. 3.8 o valor 0,0166 é a constante de atenuação da água pura (K_w , m^{-1}). Na Eq. 3.9 Cl*a* é a concentração de clorofila-*a* (mgChl m^{-3}).

Através de uma série empírica de relações entre Kd490 e Cl*a*, Morel et al. (2007), obtiveram a aproximação para o KdPAR descrita na Equação 3.10.

$$KdPAR_{Morel} = 0{,}0864 + \left(0{,}884 * Kd(490)\right) - 0{,}00137 * \left(\frac{1}{Kd490}\right) \tag{3.10}$$

Os produtos $KdPAR_{Morel}$ foram analisados a partir do Kd490 derivado por razão de bandas seguindo as Eq. 3.7 e 3.8 ($KdPAR_{Morel}$-R_{rs}) e pela Cl*a* seguindo a Eq. 3.9 ($KdPAR_{Morel}$-Cl*a*).

O KdPAR segundo o algoritmo de Lee et al. (2007) é definido pela Equação 3.11.

$$KdPAR_{Lee}(z) = K_1 + \frac{K_2}{(1+z)^{0,5}} \tag{3.11}$$

Onde K_1 e K_2 são funções das IOPs de absorção total em 490 nm (a(490)) e retroespalhamento total em 490 nm (b_b(490)) derivadas de simulações descritas em Lee et al. (2005) mais o ângulo zenital solar sobre a superfície do mar.

3.5.4. Profundidade da zona eufótica

Morel et al. (2007) utilizam a Cl*a*, baseada em águas Caso 1 (Equação 3.12) e Lee et al. (2007) utilizam o resultado da Eq. 3.11 para obter a Zeu_{Lee} (Equação 3.13).

$$\log_{10}(Zeu_{Morel}) = 1{,}524 - 0{,}436 * \log_{10}(Cl\mathit{a}) \tag{3.12}$$

$$- 0{,}0145 * \log_{10}(Cl\mathit{a})^2 + 0{,}0186 * \log_{10}(Cl\mathit{a})^3$$

$$Zeu_{Lee} = \frac{4{,}605}{KdPAR_{Lee}(Zeu)} \tag{3.13}$$

Na Equação 3.13 o $KdPAR_{Lee}(Zeu)$ é o coeficiente de atenuação vertical da PAR quando alcança a zona eufótica. Outros detalhes sobre o modelo estão descritos em Shang et al. (2011).

3.6. Extração dos dados de satélite

Foram extraídos os dados sobre uma grade de 3x3 pixels (9 km^2) sendo o pixel central referente a localização da estação *in situ*. Dentro da grade de 3x3 pixels procurou-se utilizar uma janela de ± 24 horas.

3.7. Modelos de produtividade primária oceânica

Foram sete modelos escolhidos para estimar a PPO na MCSB, descritos nessa seção, com base nos seguintes critérios:

a) Os modelos deveriam se diferenciar ao máximo em relação aos produtos de entrada.

b) Os modelos deveriam aumentar de complexidade.

Os modelos escolhidos foram:

a) O modelo EPPLEY (EPPLEY et al., 1985) por utilizar somente a Cl*a* como produto de entrada. Foi usado para compreensão do quanto os modelos mais sofisticados melhoram ou não as estimativas da PPO.

b) O modelo VGPM (BEHRENFELD; FALKOWSKI, 1997) por ser o mais utilizado pela facilidade de implementação e de modificação para ajuste de algoritmos locais, como fizeram Kameda e Ishizaka (2005) e Kahru et al. (2009). Por ser um modelo integrado em profundidade tentou-se compreender como esse modelo se comportaria na MCSB, onde existe estratificação térmica e máximos subsuperficiais de Cl*a*.

c) O modelo BPM (PLATT et al., 1980) por apresentar excelente desempenho na margem continental argentina (DOGLIOTTI et al., 2014). Variações desse modelo também apresentaram bons desempenhos em outros estudos (FRIEDRICHS et al., 2009; KAMPEL, 2003; MÉLIN, 2003).

d) O modelo MARRA (MARRA et al., 2003) por ser uma transição entre modelos que utilizam a Cl*a* e os que passam a utilizar o a_{phy}. É calculado com o coeficiente específico do fitoplâncton $a^{\mathrm{B}}_{\mathrm{phy}}$ e utiliza o rendimento quântico (Φ). O rendimento quântico é uma medida da máxima eficiência da fotossíntese (FALKOWSKI; RAVEN, 1997; MARITORENA et al., 2000; STAMBLER, 2003) e corresponde à razão entre fótons emitidos por fluorescência e fótons absorvidos da PAR. Essa razão está relacionada à capacidade de transporte de elétrons dentro do processo fotossintético e apresenta uma relação direta com a taxa de fixação do CO_2 (BABIN et al., 1996).

e) O modelo MA (MA et al., 2014) por ser um modelo restritamente baseado no coeficiente de absorção do fitoplâncton (*Absorption-based Production Model*, AbPM). É um modelo adaptado de Lee et al. (1996), cuja diferença está na inclusão do estresse causado pelos nutrientes, em específico, o nitrogênio total. Gianesella-Galvão et al. (1997) e Aidar et al. (1993) observaram processos distintos no incremento de biomassa fitoplanctônica e da taxa de produção primária na MCSB: a entrada de nutrientes na camada de mistura por processos de ressurgência e intrusão da ACAS e a descarga continental antropogênica. O modelo MA foi utilizado na tentativa de observar uma variação na PPO relacionada à profundidade da nitraclina.

f) Os modelos CbPM por usarem da biomassa de carbono fitoplanctônico utilizando o retroespalhamento das partículas orgânicas, b_{bp}. Através de relações entre a biomassa de clorofila e a biomassa de carbono, esses modelos inferem o crescimento máximo do fitoplâncton e da PPO local. Entre os modelos CbPM, foram escolhidos o modelo de Behrenfeld et al. (2005) (CbPM2005) e Westberry et al. (2008) (CbPM2008). No CbPM2005 a coluna d'água é considerada homogênea e a PPO é derivada de medidas de superfície inegradas na Zeu. No CbPM2008 a PPO é obtida em cada profundidade e acrescenta-se o estresse de nutrientes.

3.7.1. Modelo #1: EPPLEY

O modelo de estimativa da PPO integrada na zona eufótica ao longo de um dia, desenvolvido por Eppley et al. (1985) é descrito na Equação 3.14.

$$PPO_{EPPLEY}\ (mgC\ m^{-2}\ d^{-1}) = (Cl\mathit{a})^{½} \tag{3.14}$$

Onde Cl*a* é a concentração de clorofila (mgChl m^{-3}) estimada pelos algoritmos GSM01, GIOP e OCX. OCX representa os três algoritmos empíricos de cada sensor: OC3M-MODIS, OC4E-MERIS e OC4-SeaWiFS.

3.7.2. Modelo #2: *Vertical Generalized Production Model* - VGPM

O VGPM estima a produtividade primária pela Cl*a*, PAR e pela P^B_{opt} (Equação 3.15).

$$PPO_{VGPM}\ (mgC\ m^{-2}\ d^{-1}) = P^B_{opt} * 0{,}66125 * \frac{PAR}{(PAR + 4{,}1)} * Cl\mathit{a} * Zeu * D \qquad (3.15)$$

O termo 0,66125*(PAR/(PAR+4,1)) descreve a irradiância na coluna d'água quando as taxas fotossintéticas são mantidas em níveis ótimos (P^B_{opt}). A Tabela 3.3 informa as variáveis utilizadas e respectivas unidades.

Tabela 3. 3 – Símbolos utilizados na descrição do modelo VGPM e suas unidades.

Símbolo		Descrição	Unidade
Cl*a*	-	Concentração de clorofila-*a* na superficie	(mgChl m^{-3})
D	-	Duração do fotoperíodo	(horas decimais)
PAR	-	Radiação Fotossinteticamente Disponível	(Einstein m^{-2} d^{-1})
P^B_{opt}	-	Taxa ótima de fixação específica do carbono normalizada pela biomassa	(mgC $mgChl^{-1}$ h^{-1})
Zeu	-	Profundidade da zona eufótica	(m)

A taxa ótima de fixação do carbono é regulada pela TSM por um ajuste polinomial (Equação 3.16).

$$P^B_{opt} = \sum_{i=0}^{7} a_i \left(\frac{TSM}{10}\right)^i \qquad (3.16)$$

Os valores de a_i estão descritos em Behrenfeld e Falkowski (1997).

3.7.3. Modelo #3: *Bedford Production Model* – BPM

O modelo BPM relaciona a fotossíntese e luz através de dois parâmetros da curva P-I: a inclinação inicial da curva (α^B) e o número de assimilação P^B_{max} (PLATT; SATHYENDRANATH, 1995). O modelo utilizado foi descrito por PLATT et al. (1980) conforme Equação 3.17.

$$PPO_{BPM} = Cl\mathit{a} * P^B_{max} * \left(1\text{-}e^{[-(\alpha^B * I/P^B_{max})]}\right) \qquad (3.17)$$

Onde o PPO_{BPM} é a taxa instantânea de produção primária por unidade de volume (mgC m^{-3} h^{-1}). A Tabela 3.4 informa as variáveis utilizadas na equação acima e respectivas unidades.

Tabela 3. 4 – Símbolos utilizados na descrição do modelo BPM e suas unidades.

Símbolo		Descrição	Unidade
Cl*a*	-	Concentração de clorofila-*a* na superfície	(mgChl m^{-3})
P^B_{max}	-	Máxima capacidade fotossintética normalizada pela biomassa	(mgC mgChl^{-1} h^{-1})
α^B	-	Eficiência fotossintética em condições de mínima luz normalizada pela biomassa	(mgC mgChl^{-1} (Watt m^{-2})$^{-1}$ h^{-1})
I	-	Irradiância	(Watt m^{-2})

Se I depende da profundidade (z) e K é o coeficiente de atenuação de I, a irradiância em cada profundidade é calculada pela Equação 3.18.

$$I(z,t) = I_0(t) \quad e^{(-K\ z)} \tag{3.18}$$

Onde $I_0(t)$ é a irradiância sobre a superfície (Watt m^{-2}) em função da hora do dia (t) de acordo com a Equação 3.19.

$$I_0(t) = I_0^m * g(t) \tag{3.19}$$

Onde I_0^m é a irradiância ao meio dia e g(t) representa a variação de I_0 ao longo do dia na forma sen($\pi t/D$) em que *D* é o fotoperíodo (KIRK, 1983). A Eq. 3.17 pode ser reescrita para indicar a dependência da PPO_{BPM} no tempo e em profundidade (Equação 3.20).

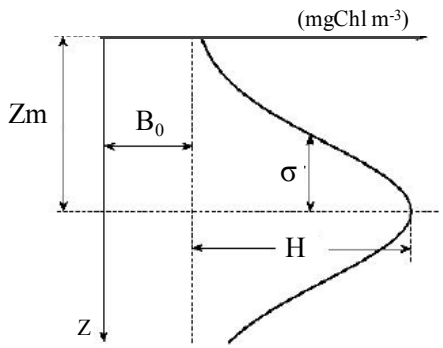
$$PPO_{BPM} = \int_{t=0}^{D}\int_{z=0}^{Zeu} Cl\mathit{a} * P^B_{max} * \left(1\text{-}e^{\left[-\left(\alpha^B * I_0^m \mathrm{sen}(\pi t/D) e^{-Kz}\right) / P^B_{max}\right]}\right) dzdt \tag{3.20}$$

Onde PPO_{BPM} integrada corresponde a produtividade diária (mgC m^{-2} d^{-1}). A Eq. 3.20 foi utilizada para calcular a PPO assumindo a Cl*a* homogênea na coluna d'água e igual ao valor de superfície. Essa forma recebeu o sufixo *h* para representar o perfil homogêneo de Cl*a* (BPM*h*). Outra forma da Eq. 3.20 foi utilizada para calcular a PPO assumindo uma distribuição gaussiana da Cl*a* em profundidade conforme descrito na Equação 3.21.

$$Cla(z) = B_0 + \frac{h}{\sigma\sqrt{2\pi}} * e^{-\frac{(z-Zm)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.21)$$

Onde B_0 é o valor de base da Cl*a* do perfil, σ é a largura da abertura da curva, Zm é a profundidade de máxima Cl*a* e $\left[h/\left(\sigma\sqrt{2\pi}\right)\right]$ é igual a H e determina a altura do pico da Cl*a* a partir do valor de base (SATHYENDRANATH; PLATT, 1989) (Figura 3.5).

Figura 3. 5 – Perfil de Cl*a*(z) obtido pela aproximação Gaussiana.



Fonte: adaptado de Kampel (2003)

Essa forma recebeu o sufixo *g* por utilizar um perfil gaussiano de clorofila (BPM*g*). Os coeficientes aplicados na Eq. 3.21 foram obtidos por Kampel (2003).

3.7.4. Modelo #4: MARRA

O modelo de Marra et al. (2003) está apresentado na Equação 3.22. Sua unidade é dada em mgC m^{-3} d^{-1}. A Tabela 3.5 informa as variáveis utilizadas e respectivas unidades.

$$PPO_{MARRA}(z) = \Phi(z) * \overline{\overline{a_{phy}}} * Cla(z) * PAR(z) \quad (3.22)$$

Tabela 3. 5 – Símbolos utilizados na descrição do modelo MARRA e suas unidades.

Símbolo		Descrição	Unidade
Φ	-	Rendimento quântico específico da Chl para a PAR absorvida	(molC Einstein^{-1})
$\overline{\overline{a_{phy}}}$	-	Média do coeficiente de absorção específico do fitoplâncton normalizado pela Cl*a* de SRCO	(m^2 mgChl^{-1})
Cl*a* (z)	-	Concentração da Chl na profundidade z	(mgChl m^{-3})
PAR(z)	-	Radiação fotossinteticamente disponível na profundidade z	(Einstein m^{-2} d^{-1})

A PAR depende da profundidade (z) e KdPAR é o coeficiente de atenuação da PAR. Portanto, a irradiância em cada profundidade foi calculada pela Equação 3.23.

$$PAR(z) = PAR(0) * e^{(-KdPAR*z)} \quad (3.23)$$

O rendimento quântico Φ descreve o número de moléculas excitadas na reação pelo número de fótons absorvidos. É obtido pela Equação 3.24 (MA et al., 2014; MARRA et al., 2003).

$$\Phi(z) = \Phi_{max} * \frac{E_k}{E_k + PAR(z)} \quad (3.24)$$

Marra et al. (2000) determinaram Φ_{max} e E_k (irradiância de fotoaclimatação do fitoplâncton) empiricamente para o Atlântico Norte, Mar da Arábia e no Mar de Ross. Kiefer e Mitchell, (1983); Lee et al. (1996); Ma et al. (2014), também determinaram Φ_{max} e E_k. Esses autores encontraram valores de Φ_{max} entre 0,03 até 0,06 molC Einstein^{-1} e E_k igual a 10 Einstein m^{-2} d^{-1}. Teoricamente Φ_{max} pode alcançar até 0,125 molC Einstein^{-1} (SCHOFIELD et al., 1993), entretanto não são observados valores acima de 0,08 molC Einstein^{-1} (BABIN, et al., 1996; LAWS, 1991). O Φ_{max} e E_k foram calculados utilizando a formulação proposta em Johnson e Barber (2003); Lee et al. (1996); Schofield et al. (1993), Equação 3.25 e Equação 3.26.

$$\Phi_{max} = \frac{\alpha^B}{\overline{a^*_{phy}}} \quad (3.25)$$

$$E_k = \frac{P^B_{max}}{\alpha^B} \quad (3.26)$$

O $\overline{a^*_{phy}}$ foi calculado pela Equação 3.27 (HIRAWAKE et al., 2011; MA et al., 2014), normalizado pela Cl*a* e aplicado nas Equações 3.22 e 3.25.

$$\overline{a^*_{phy}} = \frac{\int_{400}^{700} a^*_{phy}(\lambda)d\lambda}{700 - 400} \quad \text{ou} \quad \overline{a_{phy}} = \frac{\int_{400}^{700} a_{phy}(\lambda)d\lambda}{700 - 400} \quad (3.27)$$

O modelo MARRA foi avaliado com perfil homogêneo de Cl*a* baseado na concentração de superfície e pelo perfil gaussiano conforme descrito na Eq. 3.21. As medidas de PPO(z) foram integradas até a Zeu estimada conforme descrito na Seção 3.5.4.

3.7.5. Modelo #5: MA

Ma et al. (2014) adaptaram o modelo descrito por Lee et al. (1996) e estimaram a PPO (mgC m^{-3} d^{-1}) pela Equação 3.28.

$$PPO_{MA}(z) = \Phi(z) * \overline{a_{phy}} * PAR(z) * e^{(-v*PAR(z))} \quad (3.28)$$

Onde ν é um parâmetro de fotoinibição constante e igual a 0,01 (Einstein m^{-2} $d^{-1})^{-1}$. O modelo de Ma et al. (2014) difere do modelo de Marra et al. (2003) por não depender da Cl*a*(z) e pelo $\overline{a_{phy}}$ não ser normalizado pela Cl*a*. O Φ obtido pela Eq. 3.24 tem o E_k calculado pela Eq. 3.26 e o Φ_{max} obtido por uma relação com a nitraclina (z_{NO3}), profundidade a partir da qual a concentração de nitrato + nitrito é igual ou superior a 0,5 µM (Equação 3.29).

$$\Phi_{max}(z) = \begin{cases} 0{,}03\,, & z < z_{NO3} \\ 0{,}03+0{,}05*\left(1-e^{(-0{,}025*(z-z_{NO3}))}\right), & z \geq z_{NO3} \end{cases} \quad (3.29)$$

Onde z_{NO3} foi obtido de dados discretos *in situ* e com dados do *World Ocean Atlas 2013* (WOA13). O z_{NO3} com dados WOA05 tem resolução de 1° x 1° e foi reprojetado para 1 x 1 km a fim de manter a resolução dos produtos de SRCO SeaWiFS, MODISA e MERIS.

3.7.6. Modelo #6: *Carbon-based Production Model* – CbPM2005

Behrenfeld et al. (2005) descrevem algumas etapas que conduzem à determinação da PPO (mgC m^{-2} d^{-1}) pelo modelo CbPM2005 (Equação 3.30). As variáveis de entrada estão na Tabela 3.6.

$$PPO_{CbPM2005} = C_{phy} * \mu * Zeu * h(PAR) \quad (3.30)$$

Tabela 3. 6 – Símbolos utilizados na descrição do modelo CbPM2005 e suas unidades.

Sigla	Descrição	Unidade
C_{phy}	- Biomassa de carbono fitoplanctônico	(mgC m^{-3})
µ	- Taxa de crescimento do fitoplâncton	(d^{-1})
PAR	- Radiação Fotossinteticamente Disponível	(Einstein m^{-2} d^{-1})
Zeu	- Zona eufótica	(m)

A Zeu foi obtida pelos algoritmos de SRCO. O h(PAR) descreve o quanto a mudança na irradiância sobre a superfície influencia na fixação do carbono e é igual a [0,66125*PAR/(PAR+4,1)]. O C_{phy} é a biomassa de carbono fitoplanctônico e foi estimada do valor de $b_{bp}(443)$ conforme a Equação 3.31.

$$C_{phy} = (b_{bp}(443) - b_{bp}(443)_{NAP}) * SF \quad (3.31)$$

O ($b_{bp}(443)_{NAP}$) representa a estimativa global de retroespalhamento por partículas não algais de amostras de superfície e seu valor é igual a 0,00035 (m^{-1}). A diferença entre $b_{bp}(443)$ e o $b_{bp}(443)_{NAP}$ é igual a influência do espalhamento de partículas orgânicas relacionadas à Cl*a* (BEHRENFELD et al., 2005). Em seguida multiplica-se por um fator escalar (*Scaling Factor* – SF) igual a 13000 mgC m^{-2}, definido empiricamente para que a taxa Cl*a*:C seja consistente a resultados de laboratório e com uma contribuição média fitoplanctônica de 30% para o carbono total particulado como estimado em diversas regiões do oceano (GUNDERSEN et al., 2001). O crescimento do fitoplâncton (μ) foi calculado seguindo a Equação 3.32.

$$\mu = \mu_{max} * \frac{Cl\mathit{a}:C_{phy}}{[0,022+(0,045-0,022)e^{-3*I_G}]} * \left(1- e^{-3*I_G}\right) \quad (3.32)$$

Onde a Cl*a* foi obtida dos algoritmos de SRCO, μ_{max} definido como sendo o crescimento máximo fitoplanctônico sob condições ideais considerando duas divisões celulares do fitoplâncton por dia, de acordo com informações compiladas por Banse (1991) e aplicadas por Behrenfeld et al. (2005). O I_G (Einstein m^{-2} h^{-1}) é o nível médio de luz na profundidade da camada de mistura (Equação 3.33).

$$I_g = PAR * \exp\left(-Kd490 * \frac{PCM}{2}\right) \quad (3.33)$$

A PAR é dividida pela duração do fotoperíodo (D) e aplicada para todo o modelo em unidades de Einstein m^{-2} h^{-1}. A PCM é a profundidade da camada de mistura em metros. Durante a simulação com dados *in situ* a PCM utilizada foi calculada por Kampel (2003) pela variação da densidade. Quando da aplicação dos modelos em dados de satélite foram utilizados valores obtidos pelo *Simple Ocean Data Assimilation* (SODA), disponível na página (http://orca.science.oregonstate.edu/1080.by.2160.monthly.hdf .mld.soda.php) e que possui dados de PCM entre 1997 e 2004.

A PAR foi obtida do algoritmo de SRCO para cada sensor e o Kd490 é o coeficiente de atenuação da luz em 490 (nm), calculado por uma relação empírica derivada de medidas *in situ* de Kd490 e razões de banda do azul e verde da R_{rs} (Equações 3.7, 3.8).

3.7.7. Modelo #7: *Carbon-based Production Model* – CbPM2008

O modelo proposto em Westberry et al. (2008) segue o modelo descrito primeiramente por Behrenfeld et al. (2005), baseado na C_{phy}, conforme a Equação 3.34.

$$PPO_{CbPM2008}(z) = C_{phy}(z) * \mu(z) \tag{3.34}$$

A $C_{phy}(0)$ (mgC m^{-3}) foi calculada pela Eq. 3.31, descrita no modelo anterior de Behrenfeld et al. (2005). Nas demais profundidades a $C_{phy}(z)$ é considerada uniforme enquanto $\mu(z)$ for maior 0,1 d^{-1}. A partir desse limite a $C_{phy}(z)$ é igual a $[C_{phy}(0)*(\mu(z)]/R$. O $\mu(z)$ é a taxa de crescimento fitoplanctônico e foi calculada conforme a Equação 3.35.

$$\mu(z) = \mu_{max} \frac{\frac{Cla}{C_{phy}}(z) - \left[\frac{Cla}{C_{phy}}\right]_{\mu=0}}{\left[\frac{Cla}{C_{phy}}\right]_{N-Tmax}^{(z)} - \left[\frac{Cla}{C_{phy}}\right]_{\mu=0}} * \left[1 - e^{-5*PAR(z)}\right] \tag{3.35}$$

A Cl*a* e μ_{max} foram descritos no modelo CbPM2005. A PAR(z) é obtida da irradiância integrada no espectro visível em cada profundidade (Equação 3.36). A razão $\left[\frac{Cla}{C_{phy}}\right]_{\mu=0}$ é constante e igual a 0,0003 mgChl mgC^{-1}. Este termo vem da razão entre o mínimo valor observado de Cl*a*:C_{phy}, por satélite, e a menor taxa de crescimento fitoplanctônico observada em oceano aberto, ~ 0,1 d^{-1} (JONES et al., 1996; MARAÑON, 2005). O termo $\left[\frac{Cla}{C_{phy}}\right]_{N\text{-}Tmax}$ representa a taxa Cl*a*:C_{phy} em condições ideais de crescimento, calculado pela Equação 3.37 e o termo $\frac{Cla}{C_{phy}}(z)$ é definido conforme demonstrado na Equação 3.38.

$$PAR(z) = \int_{400}^{700} E_d(0,\lambda) * e^{-\int_0^z K_d(\lambda) dz} d\lambda \tag{3.36}$$

$$\left[\frac{\mathrm{Cl}a}{\mathrm{C_{phy}}}\right]_{\mathrm{N\text{-}Tmax}}(z) = \left[0{,}22+(0{,}045\text{-}0{,}022)*e^{-3*\mathrm{PAR}(z)}\right] \quad (3.37)$$

$$\frac{\mathrm{Cl}a}{\mathrm{C_{phy}}}(z) = \left[0{,}22+(0{,}045\text{-}0{,}022)*e^{-3*\mathrm{PAR}(z)}\right] - \left[\frac{\mathrm{Cl}a}{\mathrm{C_{phy_{NUT}}}}(1-e^{-0{,}075\ z_{NO3}})\right] \quad (3.38)$$

$\frac{\mathrm{Cl}a}{\mathrm{C_{phy_{NUT}}}}$ é um índice de estresse do nutriente, nesse caso o NO^{3-}, calculado pela diferença entre $\mathrm{Cl}a/\mathrm{C_{phy}}$, obtida em superfície, e $\left[\frac{\mathrm{Cl}a}{\mathrm{C_{phy}}}\right]_{\mathrm{N\text{-}Tmax}}$ na profundidade z. O Δz_{NO3} é a distância da nitraclina ($z - z_{NO3}$), local onde o NO^{3-} deixa de ser fator de estresse para o crescimento. Esse termo é válido quando for mais profundo que a PCM e mais raso que a nitraclina. Quando $\Delta z_{NO3} \rightarrow 0$, o estresse causado pelo nutriente deixa de existir.

3.8. Análises estatísticas

As análises de desempenho utilizaram cinco índices de avaliação. O coeficiente de determinação (r^2) (Equação 3.39) mediu a variabilidade nos dados que é explicada pelo modelo de regressão ajustado, podendo variar de 0 a 1. Um resultado próximo a um não significa uma correspondência entre estimativa e observação, mas sim uma variabilidade proporcional entre elas. Essa correspondência foi observada nos gráficos de regressão linear.

A raiz quadrada do erro médio quadrático (*Root Mean Square Error*, RMSE) (Equação 3.40), o erro médio (*bias*) (Equação 3.41) e o erro médio absoluto (Δ) (Equação 3.42) são medidas da discrepância. O *bias* é o valor da diferença média entre o estimado e medido. Valores próximos de zero sugerem um melhor ajuste, mas estes podem ser influenciados por valores negativos e positivos que se cancelam e tendenciam o resultado. A RMSE e o Δ medem a distância absoluta das estimativas em relação ao modelo de regressão ajustado e, juntas, fornecem uma predição da acurácia do modelo, complementando as informações de r^2 e *bias*.

O erro médio percentual (ε) (Equação 3.43) é a comparação das diferenças absolutas (Δ) em razão das medidas *in situ*. O ε indica o quanto a troca no produto de entrada tende a alterar o desempenho (%) do modelo.

$$r^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^{N}\left(O_i-\overline{O}\right)P_i\right)^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\left(O_i-\overline{O}\right)^2\sum_{i=1}^{n}\left(P_i-\overline{P}\right)^2}} \tag{3.39}$$

$$RMSE = \left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(P_i-O_i)^2\right)^{1/2} \tag{3.40}$$

$$bias = \frac{\sum_{i=1}^{N}(P_i-O_i)}{N} \tag{3.41}$$

$$\Delta = \frac{\sum_{i=1}^{N}|P_i-O_i|}{N} \tag{3.42}$$

$$\varepsilon = \left(\frac{1}{N}*\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{P_i-O_i}{O_i}\right|\right)*100 \tag{3.43}$$

Onde O_i é o iésimo valor observado em campo e, analogamente, P_i o iésimo valor estimado por satélite. $\overline{O}$ e $\overline{P}$ são as médias dos valores observados e estimados, respectivamente e N é o número de observações.

Devido a distribuição natural da Cl*a* ser log-normal, as análises de desempenho foram calculadas com base nos valores log-transformados em base 10 (CAMPBELL, 1995). Os produtos de SRCO a_{phy}, b_{bp}, KdPAR e PPO também foram log-transformados com base no resultado do teste de normalidade de Shapiro-Wilk (SHAPIRO;WILK, 1965). A TSM e a Zeu tiveram nível de significância maior que 5% no teste de normalidade de Shapiro-Wilk com seus valores em escala linear e não foram log-transformadas. O erro percentual foi utilizado nos modelos de PPO em escala linar. A critério de seleção dos algoritmos de SRCO e modelos de PPO com melhor desempenho foi com base no RMSE. Em casos de desempenhos com RMSE iguais, o *bias* foi considerado no critério de desempate e em seguida o r^2. O RMSE e *bias* foram utilizados por Campbell et al. (2002), Friedrichs et al. (2009) e Saba et al. (2010). Em IOCCG (2007) foi sugerido que trabalhos de avaliação como, por exemplo, o PPARR utilizam esses índices.

As estimativas de SRCO e modelos de PPO foram comparadas por meio da análise de variância (*Analysis Of Variance*, ANOVA) e dos testes de igualdade múltipla das médias: Tukey (TUKEY, 1953) e Dunnett (DUNNETT, 1955), ao nível de significância

de 5%. Os testes foram realizados no Software Action versão 2.9 (http://www.portalaction.com.br).

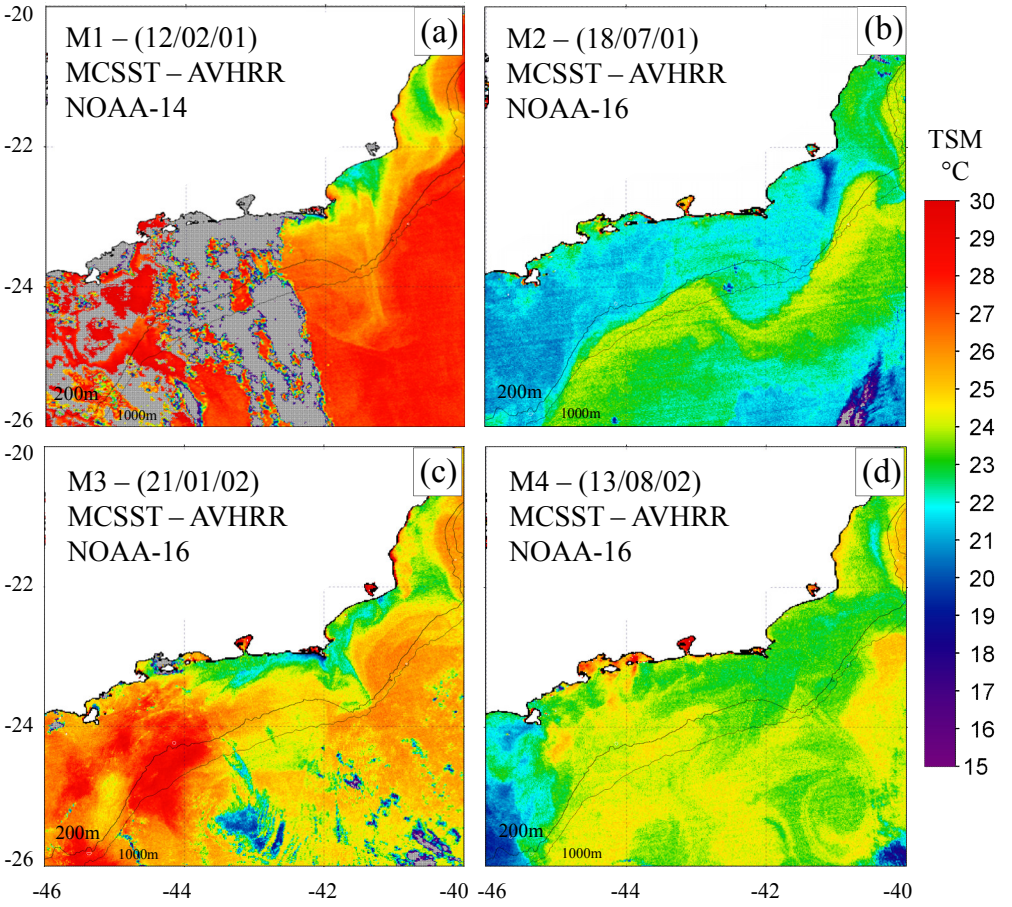
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Temperatura da Superfície do Mar

4.1.1. Análise de desempenho do algoritmo MCSST para estimativa da TSM com dados AVHRR

As campanhas de verão apresentaram temperaturas relativamente mais frias (~16 °C) nas estações de coleta localizadas ao largo de Cabo Frio e ao sul do Cabo de São Tomé. Esses valores estão relacionados aos eventos de intrusão e/ou ressurgência da ACAS (CERDA; CASTRO, 2014) observadas nas imagens de satélite (Figura 4.1, c) da campanha M3 (01/2002). As regiões de ressurgência são responsáveis por transportar nutrientes para camadas superficiais onde são assimilados durante o processo de fotossíntese. Meandros e vórtices da CB também são mencionados em Silveira (2007) como formas de transporte de nutrientes associados a feições de águas mais frias. Essas feições foram observadas nas campanhas de inverno ao longo da quebra da plataforma na campanha M2 (07/2001) e no núcleo frio de TSM na imagem da campanha M4 (08/2002) (Fig. 4.1, d) centrado em ~25°S – 41°O. As campanhas de inverno também foram marcadas pela intrusão de uma água fria vinda de sul (~20°C < TSM < ~23°C). Campos et al. (1995) observaram o alcance dessa água fria até 23,5°S, que pode estar relacionado com as menores TSM sobre a plataforma na campanha M2 e na campanha M4 até as proximidades da Ilha de São Sebastião. A passagem de frentes meteorológicas vindas de sul, principalmente no inverno, também podem advectar à norte águas típicas da plataforma argentina até ~22°S (STEVENSON et al., 1998). Stevenson et al. (1998) também observaram que essa água que flui à norte apresenta menor salinidade, indicando que a mesma pode estar relacionada a pluma do rio da Prata que é transportada juntamente com a água da plataforma interna argentina e uruguaia. Filho (2006) analisou a fronteira das plumas de águas frias nos invernos dos anos de 2000 a 2002. Em 2001 as imagens utilizadas foram entre maio e junho e foi observado um menor alcance da frente de água fria comparada com a Figura 4.1 (b) durante a campanha M2. No inverno de 2002 Filho (2006) analisou imagens no mês de julho e observou um alcance da frente de água fria igual ao da Figura 4.1 (d) na campanha M4.

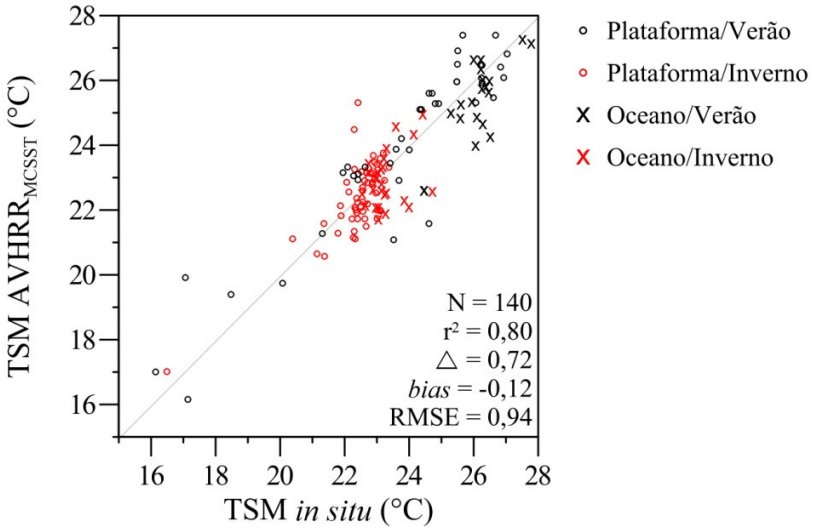
Figura 4. 1 – Exemplos de imagens de TSM das campanhas M1 de 02/2001 (a), M2 de 07/2001 (b), M3 de 01/2002 (c) e M4 de 08/2002 (d), adquiridas com o sensor AVHRR e algoritmo MCSST. Continente e ausência de dados estão em branco e cinza, respectivamente.



As estimativas da TSM com dados AVHRR e algoritmo MCSST foram comparadas aos dados *in situ* (Figura 4.2). Os valores de *bias* foram negativos significando que o algoritmo tende a subestimar a TSM *in situ* em -0,12 °C. O erro médio percentual (ADP) foi de 3,16% equivalente a 0,61 °C (ΔT). O RMSE foi de 0,94 °C, enquanto o RMSE nominal derivado de dados globais com o AVHRR é, em torno, de 0,7 °C (IGNATOV et al., 2004; MCCLAIN, 1989). De uma maneira geral, 86% dos resíduos estiveram entre 0 e 0,7 °C de ΔT. Valores de ΔT > 0,7 °C podem estar relacionados a algumas características da imagem do sensor AVHRR ou da região de estudo. Variações referentes ao sensor podem estar relacionadas com altos valores do ângulo zenital (LORENZZETTI; ARAÚJO, 2004), à alta temperatura de pele nas imagens diurnas (DONLON et al., 2007; ROBINSON, 2004; WICK, 2002), turbulência na camada superficial ocasionada pelo vento (MINNETT, 2003), georreferenciamento das

imagens AVHRR (IKEDA; DOBSON, 1995) e a precisão nominal do sensor descrita na página http://marswiki.jrc.ec.europa.eu /agri4castwiki/index.php/NOAA-AVHRR.

Figura 4. 2 – Diagrama de dispersão e análises de desempenho entre medidas de TSM *in situ* e estimativas de TSM com dados AVHRR utilizando o algoritmo MCSST para as quatro campanhas do DEPROAS (M1 - 02/2001, M2 - 07/2001, M3 - 01/2002, M4 - 08/2002). Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m. Verão = M1+M3 e Inverno = M2+M4.



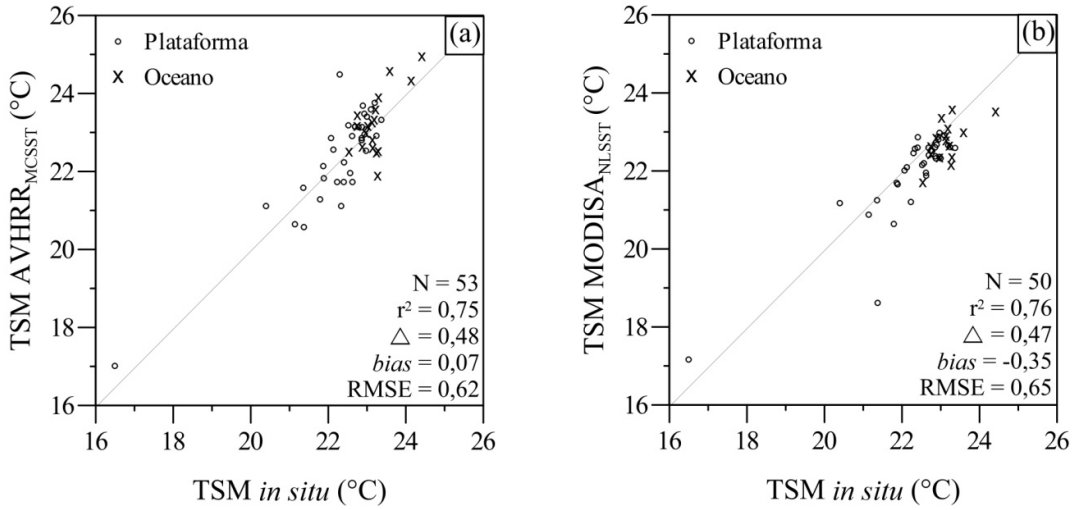
Relacionado à região de estudo pode ser citada a interferência de borda devido ao marcante gradiente horizontal da TSM visível nas imagens da Fig. 4.1. Nesse caso a média de uma grade 3x3 km pode aumentar a diferença com a medida *in situ*. As medidas de TSM *in situ* foram obtidas com uso de um CTD acoplado em uma rosette. Dessa forma, as medidas foram obtidas a pelo menos 1 m da superfície, podendo variar em função do estado do mar. Kampel (2003) observou variações de até 2,0 °C na temperatura da água nos primeiros cinco metros de profundidade em estações costeiras nas campanhas de verão do DEPROAS. A TSM *in situ* foi medida em diversos horários podendo a defasagem entre a medição e a passagem do sensor aumentar o erro da estimativa de satélite (DONLON et al., 2007; ZAVIALOV et al., 2000).

Os testes de Tukey e Dunnett confirmaram a hipótese de igualdade entre as médias do sensor e *in situ* com nível de significância (p-valor) maior que 0,05.

4.1.2. Análise de desempenho dos algoritmos MCSST e NLSST para estimativa da TSM com dados AVHRR e MODISA

O produto TSM do sensor MODISA, derivado do algoritmo NLSST, foi avaliado em comparação aos produtos MCSST do sensor AVHRR durante a campanha M4 (Figura 4.3). Esta comparação só foi possível neste período uma vez que o satélite *Aqua* foi lançado em 05/04/2002.

Figura 4. 3 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre medidas de TSM *in situ* e estimativas de TSM dos algoritmos de satélite MCSST com dados AVHRR (a) e NLSST com dados MODISA (b). Campanha M4 (08/2002). Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m.

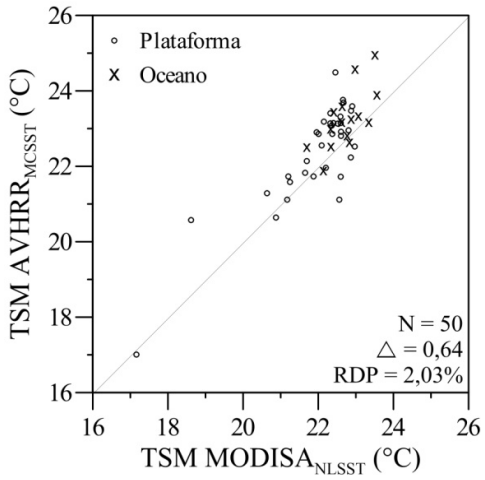


Ao analisar a campanha M4 (inverno) houve uma melhora no desempenho dos algoritmos, com valores de RMSE entre 0,62 e 0,65. O algoritmo NLSST do sensor MODISA obteve um *bias* igual a -0,35 °C indicando uma baixa acurácia enquanto o algoritmo MCSST teve *bias* igual a 0,07 °C, sugerindo melhor acurácia. A precisão dos algoritmos (ΔT) foi semelhante e igual a 0,47 °C (NLSST) e 0,48 °C (MCSST).

Os algoritmos apresentam um erro médio percentual de ~2,0% e um ΔT < 0,5 °C. Estes valores indicam que durante a campanha M4 as estimativas estiveram dentro da margem de erro previstas com medidas AVHRR (0,2 – 0,5 °C) e MODISA (0,3 – 0,5 °C) por demais autores (KAWAI; KAWAMURA et al., 1997; MARTIN, 2004). Comparações pelos testes de Tukey e Dunnett indicaram que, considerando um nível de significância de 0,05, não foi rejeitada a hipótese de igualdade entre as médias dos algoritmos e medidas *in situ*.

A comparação entre algoritmos mostrou uma superestimativa do MCSST em relação ao NLSST (Figura 4.4).

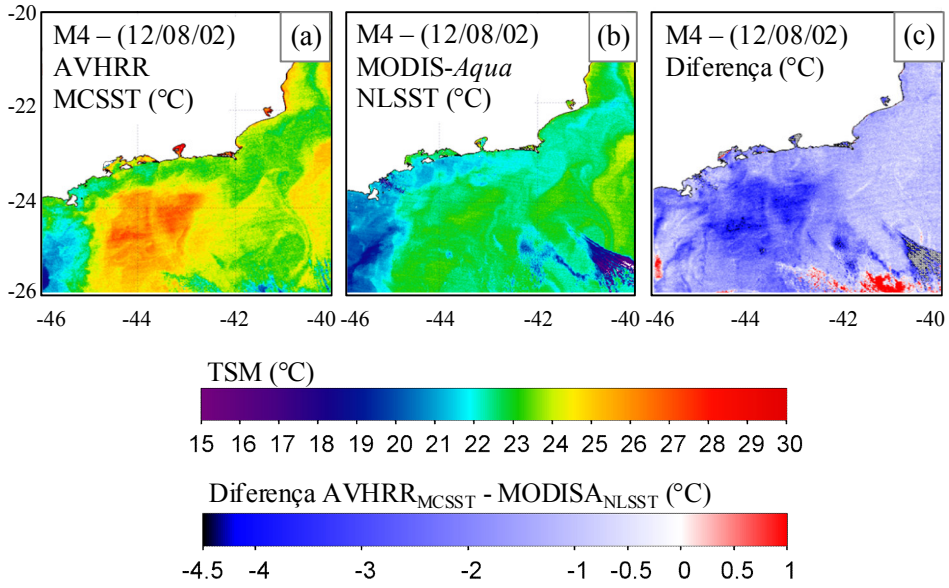
Figura 4. 4 – Diagrama de dispersão da TSM com dados $MODISA_{NLSTT}$ e $AVHRR_{MCSST}$. Plataforma ≤ 200 m e Oceano > 200 m.



O RDP indica, em porcentagem, a diferença média (*bias*%) entre estimativas. Em média o $AVHRR_{MCSST}$ superestimou o $MODISA_{NLSST}$ em 2,03%, sendo o ΔT médio ~0,6 °C. Essa diferença entre TSM obtida pelo sensor MODISA e AVHRR pode chegar até 3,0 °C conforme observado na Figura 4.5 na região em torno de 24°S – 44°O.

Além das variações referentes às características dos sensores, o horário de passagem pode estar relacionado às diferenças observadas. Gentemann et al. (2008) apresentam simulações de TSM com medidas do *Marine-Atmospheric Emitted Radiance Interferometer* (M-AERI) comparadas à medidas *in situ.* Essas medidas foram obtidas por cinco navios em diferentes condições: região polar, costeira, mar Mediterrâneo, mar do Caribe e oceano Pacífico onde avaliaram a flutuação da TSM ao longo do dia. Gentemann e Minnett (2008) observaram maiores variações (~1,0 °C) no ΔT durante o verão diretamente relacionadas à insolação e inversamente relacionadas à velocidade do vento defasados em 50 e 0 minutos, respectivamente. As passagens do MODISA sobre a MCSB variam entre 16:00 – 17:00 horas GMT e o AVHRR entre 17:00 – 18:00 horas GMT. Nesse período pode haver o aquecimento diurno e as medidas com dados AVHRR serem maiores do que com dados MODISA.

Figura 4. 5 – Exemplo de imagens de TSM do $AVHRR_{MCSST}$ (a) e $MODISA_{NLSST}$ (b) durante a campanha M4 e a diferença entre as estimativas MCSST – NLSST (c). Continente e ausência de dados estão em branco e cinza, respectivamente.



Além do aquecimento diurno, os dados utilizados pelo MODISA e AVHRR na determinação dos coeficientes dos algoritmos NLSST e MCSST, respectivamente, são derivados de diferentes formas de aquisição. Os coeficientes do algoritmo com dados AVHRR são ajustados por boias fundeadas e de deriva cujas medidas são em média em torno de 1 metro de profundidade. Os coeficientes do algoritmo com dados MODISA são ajustados por boias e também por medidas com observações a bordo de navios (dados M-AERI) (GUO; BO, 2008; MARTIN, 2004; ROBINSON, 2004). A diferença na aquisição dos dados de ajuste dos algoritmos pode alterar a estimativa da TSM entre sensores.

4.2. Análise de desempenho dos produtos de SRCO com dados SeaWiFS: verão e inverno de 2001 e 2002

4.2.1. Clorofila-*a*

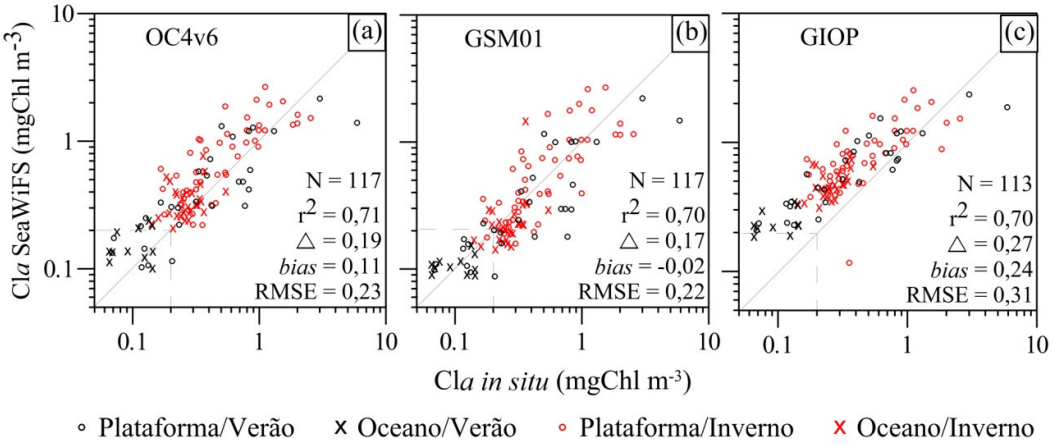
Estimativas de Cl*a* com dados SeaWiFS foram avaliadas utilizando os algoritmos OC4v6, GSM01 e GIOP (Figura 4.6). O algoritmo GIOP apresentou o pior desempenho com RMSE = 0,31, comparado ao RMSE de 0,23 e 0,22 dos algoritmos OC4v6 e GSM01. O desempenho dos algoritmos OC4v6 e GSM01 foram praticamente

semelhantes. Com o GSM01 o *bias* esteve mais próximo da linha 1:1 sendo considerado o melhor algoritmo.

Kampel (2003) obteve um desempenho com o algoritmo OC4 na versão 4 igual de r^2 = 0,71 e um RMSE = 0,22, muito próximos ao obtidos neste trabalho seguido pelo modelo GSM01 com r^2 igual a 0,55 e um RMSE = 0,20. Embora o RMSE com o algoritmo GSM01 tenha aumentado em 0,02 comparado ao observado por Kampel (2003) para o presente trabalho, foi observada uma considerável melhora no desempenho desse algoritmo comparado ao aumento no r^2 e um *bias* próximo à zero. Brewin et al. (2015) observaram um *bias* = -0,05 e RMSE = 0,27 para o GSM01 e bias= -0,01 e RMSE = 0,26 para o OC4v6, que também considerou os algoritmos semelhantes em desempenho.

O GSM01 visualmente teve um melhor desempenho em concentrações abaixo de 0,2 mgChl m^{-3} próximo à linha 1:1. Em Cl*a* > 0,2 mgChl m^{-3} até 0,4 mgChl m^{-3} o GSM01 tende a subestimar as medidas *in situ* e a partir de 0,4 mgChl m^{-3} superestimou as medidas *in situ*. O OC4v6 manteve um erro sistemático, superestimando a Cl*a in situ* em todas as concentrações de Chl *in situ*.

Figura 4. 6 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de Cl*a* por satélite obtida com dados SeaWiFS processados com o algoritmo (a) OC4v6, (b) GSM01 e (c) GIOP. Eixos em escala logarítmica. Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m. Cinza tracejado limite de 0,2 mgChl m^{-3}.



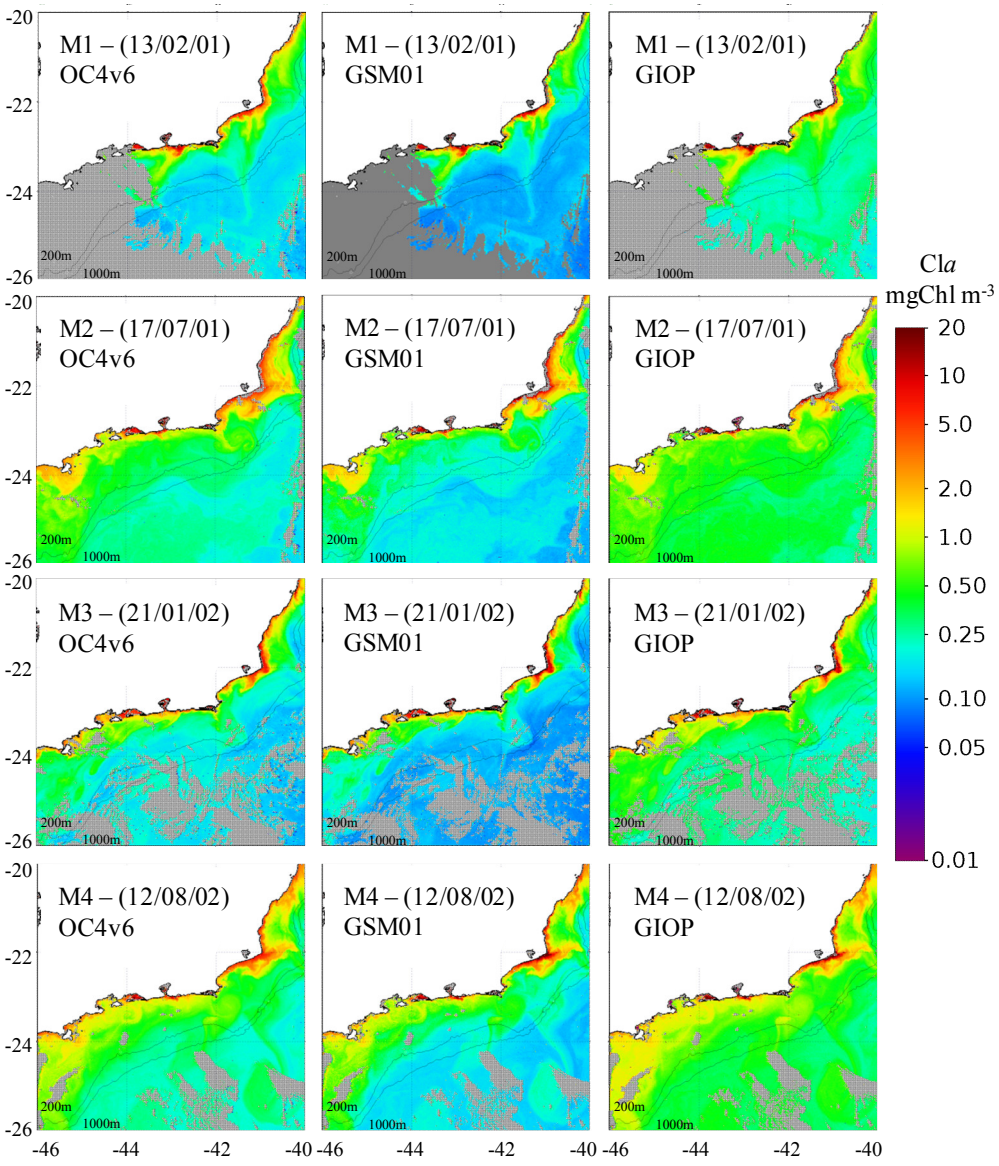
Garcia et al. (2006) compararam algoritmos de Cl*a* simulados com dados de $R_{rs}(\lambda)$ obtidos com o SeaWiFS na desembocadura do rio da Prata e extremo sul do Brasil. Os autores observaram uma tendência de superestimativa do algoritmo empírico em sua versão 4 (OC4v4) e apontaram como possíveis causas: (i) a baixa intensidade da R_{rs} na

banda do azul obtida pelo sensor SeaWiFS devido à limitações nas correções atmosféricas, (ii) a incapacidade dos algoritmos contabilizarem efeitos de absorção do CDOM e detritos. A soma dos coeficientes de absorção do CDOM e partículas não algais, domina em grande parte o total de absorção nas bandas do azul, o que conduz a superestimativas de Cl*a* nos oceanos oligotróficos (DIERSSEN, 2010; MUSTAPHA et al., 2012). Por isso, o OC4v6 tende a distanciar da linha 1:1 em águas oligotróficas (Cl*a* < 0,2 mgChl m^{-3}) e apresentar melhores resultados em águas com maior concentração de Chl.

Nas imagens das campanhas de verão M1 e M3 (Figura 4.7) foi observado um maior gradiente horizontal de Cl*a* perpendicular à costa. No inverno (M2 e M4) a Cl*a* é mais homogênea com um alargamento da faixa de maior biomassa (> 0,3 mgChl m^{-3}) sobre a plataforma alcançando o talude. No verão, a faixa de maior biomassa fitoplanctônica fica restrita à plataforma interna. Ficou evidente a superestimativa do GIOP em relação aos demais algoritmos, assim como, as menores concentrações estimadas pelo GSM01 na região oceânica oligotrófica.

Nas imagens das campanhas M3 e M4 foi possível observar maiores Cl*a* em locais também identificados com TSM mais frias como, por exemplo, a ressurgência em Cabo de São Tomé e Cabo Frio e o núcleo frio de um vórtice anti-ciclônico, centrado em ~25°S – 41°O. No oceano aberto, um aumento na biomassa pode ser relacionado a transportes verticais de nitrogêneo trazidos para a zona eufótica pelo fluxo de águas mais frias de fundo para a superfície (AIDAR et al., 1993; EPPLEY, 1972; GAETA; BRANDINI, 2006).

Figura 4. 7 – Exemplos de imagens de Cl*a* obtidas com dados SeaWiFS pela aplicação dos algoritmos OC4v6, GSM01 e GIOP para as quatro campanhas do projeto DEPROAS (M1, M2, M3, M4). Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente.



Os algoritmos OC4v6 e GSM01 tiveram resultados semelhantes, sendo que o empírico(semi-analítico) apresentou uma tendência a superestimar(subestimar), principalmente no oceano durante as campanhas de inverno. Kostadinov et al. (2007) avaliaram o desempenho dos algoritmos OC4v4 e GSM01 simulados com medidas radiométricas *in situ* no Canal de Santa Barbara, norte da Califórnia. Os autores observaram que tanto o algoritmo GSM01 quanto o OC4v4 tiveram desempenhos iguais. Pelo teste de Tukey, a hipótese de igualdade entre as médias dos algoritmos GSM01 e OC4v6 com a média *in situ* não pode ser rejeitada ao nível de significância de

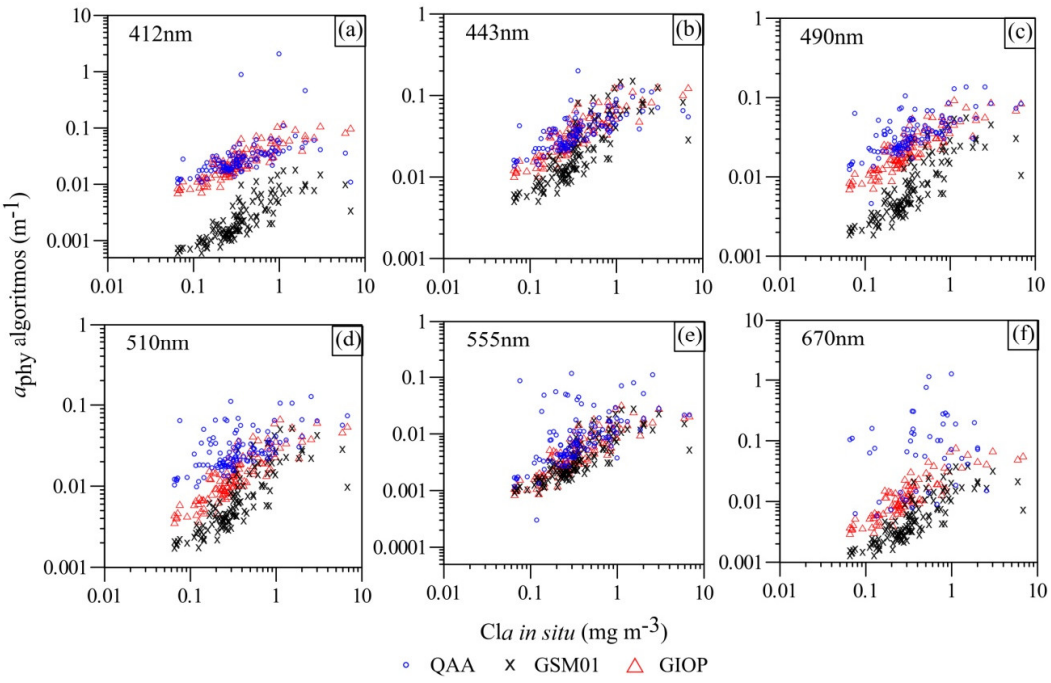
5%. Entre GIOP e *in situ* a igualdade não foi significativa. O teste de Dunnett corrobora com as hipóteses de Tukey sendo significativo com os algoritmos OC4v6 e GSM01.

4.2.2. Coeficientes de absorção e retroespalhamento

Os valores dos coeficientes de absorção do fitoplâncton (a_{phy}) entre 400 – 700 nm foram calculados utilizando três algoritmos: QAA, GSM e GIOP, descritos na Seção 3.5.1. O critério para determinar o algoritmo de estimativa de $a_{phy}(\lambda)$ com melhor desempenho para a região de estudo foi comparar estatisticamente com Cl*a in situ* (Figura 4.8), uma vez que não se dispõe de medidas de $a_{phy}(\lambda)$ *in situ*. Esta abordagem metodológica de comparação com Cl*a* foi realizada por Ferreira et al. (2014) com dados de campo na Baía de Santos e região estuarina adjacente que dispunham de medidas de $a_{phy}(\lambda)$ e Cl*a in situ*. Esses autores obtiveram um $a_{phy}(443)$ médio igual 0,16 ± 0,06 m^{-1} com máximos e mínimos iguais a ~0,80 e ~0,05 m^{-1}, respectivamente. Ciotti e Bricaud (2006) avaliaram medidas de $a_{phy}(\lambda)$ obtidas em outros cruzeiros do projeto DEPROAS e observaram valores entre 0 – 0,10 m^{-1} para o a_{phy} em 412 e 443 nm, entre 0 – 0,08 m^{-1} para o $a_{phy}(490)$ e entre 0 – 0,06 m^{-1} para o $a_{phy}(510)$ medidos *in situ* na região de estudo.

Estimativas com $a_{phy}(670)$ QAA não foram obtidas para todas as estações (Tabela 4.1). Tiwari e Shanmugam (2014) também encontraram defasagem no número de estimativas em 670 nm do a_{phy} QAA. Com base em quatro conjuntos de dados (3 globais e 1 local na Baía de Bengala) Tiwari e Shanmugam (2014) sugerem que o algoritmo QAA não fornece nenhum dado de $a_{phy}(670)$ porque em sua formulação o coeficiente de absorção total, $a(\lambda)$, é geralmente dominado pelo $a_w(\lambda)$ em águas oceânicas (TIWARI; SHANMUGAN, 2012). Além da ausência de dados em 670 nm, as estimativas de $a_{phy}(\lambda)$ QAA estiveram fora dos intervalos de máximo $a_{phy}(\lambda)$ observados por Ferreira et al. (2014) e Ciotti e Bricaud (2006), principalmente em 412 e 670 nm (Tabela 4.1). Em 670 nm o r^2 do algoritmo QAA não foi significativo (p-valor < 0,05).

Figura 4. 8 – Diagramas de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de $a_{phy}(\lambda)$ por satélite obtida com dados SeaWiFS processados com os algoritmos QAA (o), GSM01 (x) e GIOP (Δ). Eixos em escala logarítmica. Escalas de a_{phy} 412 (a) e 670 (f) nm são diferentes das demais.



O algoritmo GSM01 apresentou menores estimativas de a_{phy} nas bandas do azul, principalmente em 412 nm e 490 nm. Esse mesmo padrão foi observado por Shanmungam et al. (2010) que compararam o algoritmo GSM01 com dados de $a_{phy}(\lambda)$ *in situ* de águas costeiras e oceânicas na região da Coreia por 10 anos. Ciotti e Bricaud (2006) analisaram o GSM01 e QAA nas estações do DEPROAS onde o GSM01 teve melhor desempenho durante a campanha M4.

Tabela 4. 1 – Valores máximos, mínimos e média das estimativas de $a_{phy}(\lambda)$ (m^{-1}) obtidos dos algoritmos QAA, GSM01 e GIOP. N = número de estimativas.

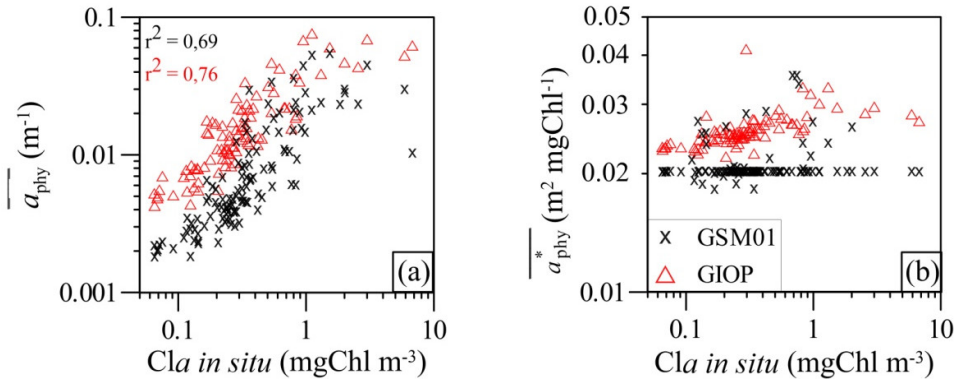
Algoritmo		Banda (nm)					
		412	443	490	510	555	670
QAA	N	111	111	111	111	111	46
	Máximo	2.07	0.20	0.14	0.13	0.12	1.26
	Média	0.06	0.04	0.04	0.03	0.02	0.15
	Mínimo	0.01	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01
GSM01	N	116	116	116	116	116	116
	Máximo	0.02	0.15	0.06	0.05	0.03	0.04
	Média	0.00	0.03	0.01	0.01	0.01	0.01
	Mínimo	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
GIOP	N	116	116	116	116	116	92
	Máximo	0.12	0.14	0.09	0.07	0.03	0.08
	Média	0.03	0.04	0.03	0.02	0.01	0.02
	Mínimo	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00

Estimativas com o algoritmo GIOP foram um pouco maiores comparadas às observadas com o GSM01 e com algumas medidas obtidas por Ciotti e Bricaud (2006) na região de estudo. Entretanto, ao avaliarmos os $a_{phy}(\lambda)$ iguais a 412 e 443 nm, por exemplo, o GIOP teve resultados mais próximos aos encontrados por Ferreira et al. (2014) e Ciotti e Bricaud (2006) do que o GSM01.

Brewin et al. (2015) demonstram que ao utilizar um comprimento de onda específico deve-se observar o a_{phy} com melhor aproximação. Em comprimentos de onda curtos os algoritmos algébricos como o GIOP tem melhor desempenho, enquanto que em comprimentos de onda maiores os semi-analíticos funcionam melhor (BREWIN et al., 2015). Segundo esses autores, quando avaliada a média das bandas do visível os melhores resultados foram obtidos com os algoritmos GIOP e GSM01, respectivamente.

A partir dessas observações foram utilizados os algoritmos GSM01 e GIOP para estimar o coeficiente médio de absorção do fitoplâncton ($\overline{a_{phy}}$, m^{-1}) entre 400-700 nm e o coeficiente médio de absorção específica do fitoplâncton ($\overline{a^*_{phy}}$, m^2 $mgChl^{-1}$). Estes coeficientes foram comparados em relação à Cl*a* (Figura 4.9) e foram utilizados nos modelos de produtividade AbPM.

Figura 4. 9 – a) Diagrama de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de $\overline{a_{phy}}$ (coeficiente médio de absorção do fitoplâncton). b) Relação entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de $\overline{a^*_{phy}}$ (coeficiente médio de absorção específica do fitoplâncton). Eixos em escala logarítmica.



Comparativamente, as estimativas de $\overline{a_{phy}}$ GIOP apresentam valores maiores que $\overline{a_{phy}}$ GSM01 (Fig. 4.9, a). Esperava-se que com a normalização pela Cl*a* o $\overline{a_{phy}}$ GSM01 e GIOP apresentassem valores próximos entre si, considerando que a Cl*a* estimada pelo GIOP também é relativamente maior que a estimada pelo GSM01. Entretanto esta compensação não foi observada e o $\overline{a_{phy}}$ GIOP apresenta valores maiores que $\overline{a_{phy}}$ GSM01 (Fig. 4.9, b). Se $\overline{a_{phy}}$ e Cl*a* são proporcionais, um aumento em $\overline{a_{phy}}$ implicaria em um aumento proporcional de Cl*a*. A dispersão nos dados da Fig. 4.9,b indica que, com exceção de algumas estações, o $\overline{a^*_{phy}}$ GSM01 apresentou um valor em torno de 0,02 m^2 mgChl^{-1}. Lee et al. (1996), utilizaram no modelo AbPM um valor constante de $\overline{a^*_{phy}}$ próximo ao obtido com o algoritmo GSM01 e igual a 0,016 m^2 mgChl^{-1}, descrito por eles como uma média espectral aplicada em diferentes equações de produtividade (BANNISTER, 1974; DUBINSKY et al., 1984; SMITH et al., 1989).

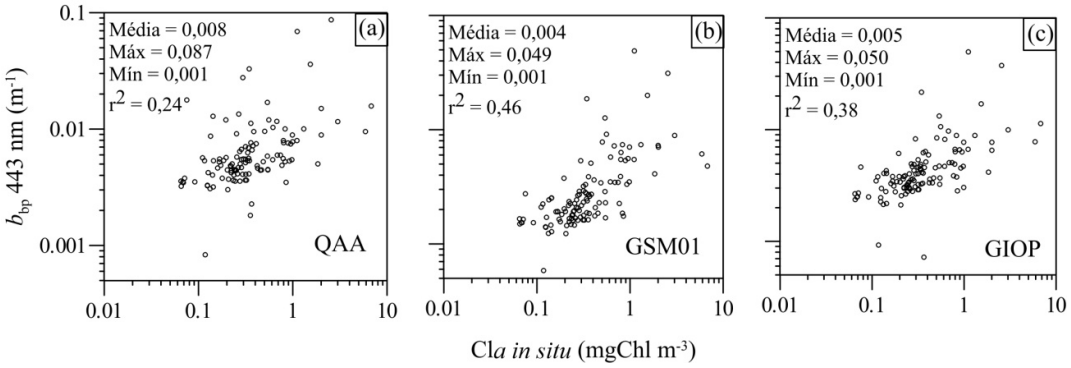
Com o algoritmo GIOP houve um aumento no $\overline{a^*_{phy}}$ em maiores concentrações de clorofila-*a in situ.* Este comportamento pode estar relacionado à limitação do GIOP em distinguir o que é ou não absorvido pelo fitoplâncton em águas opticamente complexas, introduzindo algum tipo de ruído somado à absorção do fitoplâncton por constituintes não algais. Já o padrão de linearidade observado com o algoritmo GSM01 sugere que houve diferenciação entre os COAs e a absorção fitoplanctônica.

O teste de Tukey classificou as estimativas com GSM01 e GIOP em grupos distintos, ou seja, são significativamente diferentes em relação às suas médias. Como não foram

obtidos valores *in situ* para definir o melhor algoritmo, os modelos de PPO AbPM foram estimados utilizando o $\overline{a_{phy}}$ e $\overline{a^*_{phy}}$ pelos dois algoritmos.

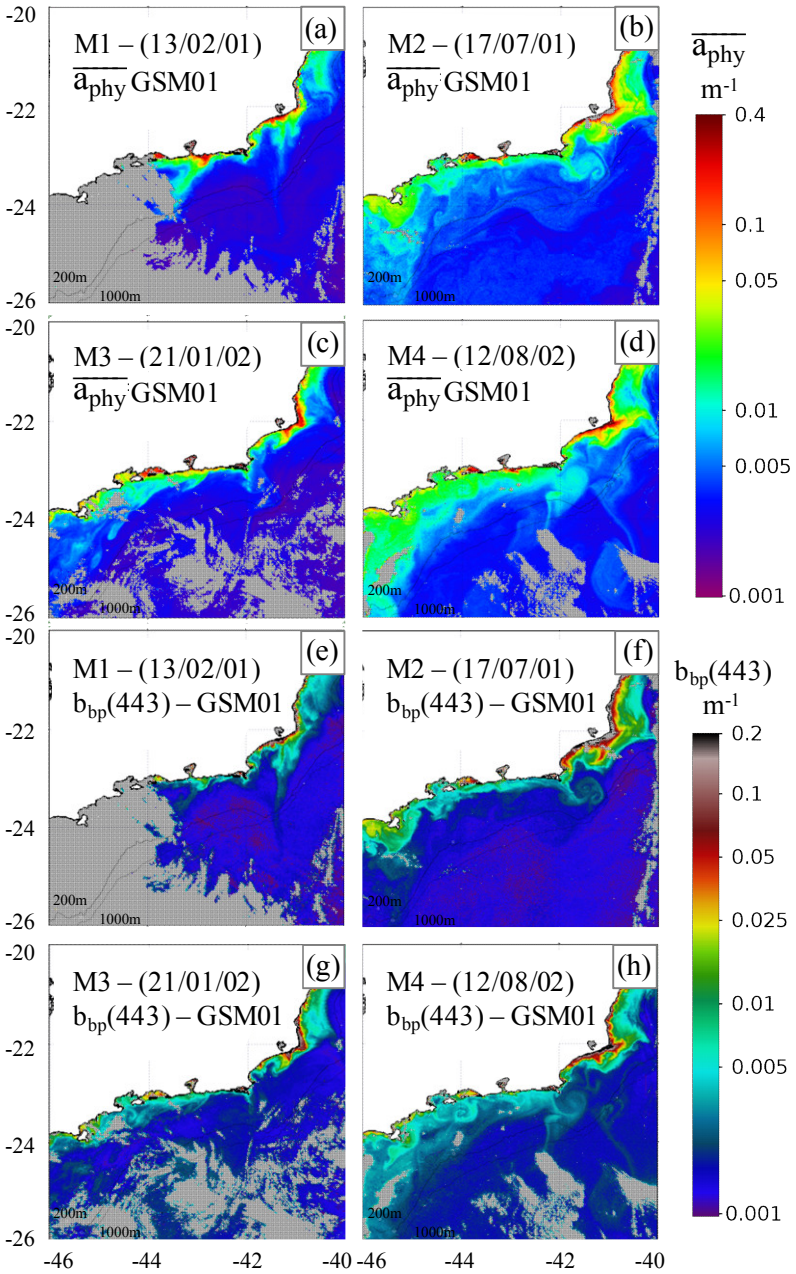
O retroespalhamento de partículas não algais (b_{bp}) foi estimado pelos três algoritmos QAA, GSM01 e GIOP, tendo a banda em 443 nm como comprimento de onda de referência (Figura 4.10). Esta banda espectral foi utilizada nos modelos CbPM2005 e CbPM2008 de PPO (BEHRENFELD et al., 2005; WESTBERRY et al., 2008).

Figura 4. 10 – Diagrama de dispersão do coeficiente entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de retroespalhamento de partículas b_{bp} (443 nm) estimados com uso dos algoritmos QAA (a), GSM01 (b) e GIOP (c) aplicados a dados SeaWiFS comparados à medidas de Cl*a in situ*. Conjunto de dados das quatro campanhas do DEPROAS (n = 121). Mín: valor mínimo obtido; Máx: valor máximo obtido; Média: média das estimativas. Eixos em escala logarítmica.



Os valores de b_{bp} estimados com o algoritmo QAA foram maiores que com GIOP que por sua vez foram maiores do que os estimados com GSM01. Incertezas inseridas no algoritmo QAA podem ser relacionadas aos efeitos trans-espectrais relacionados à condução de fótons de comprimentos de onda curtos para longos. Esses efeitos estão relacionados, por exemplo, à fluorescência da clorofila-*a* e efeitos de espalhamento *Raman* (MOREL et al., 2002; WESTBERRY et al., 2013). O teste de Tukey não rejeitou a hipótese de igualdade dos algoritmos de b_{bp}, ou seja, b_{bp}(443) QAA, GSM01 e GIOP são significativamente iguais em relação às suas médias. Considerando o exposto, o b_{bp}(443) utilizado nos modelos de PPO CbPM foi estimado pelos três algoritmos: QAA, GSM01 e GIOP. A Figura 4.11 representa a distribuição espacial dos valores estimatimados de b_{bp}(443) pelo algoritmo GSM01.

Figura 4. 11 – Exemplo de imagens do coeficiente de absorção médio do fitoplâncton ($\overline{a_{phy}}$) (a, b, c, d) e do coeficiente de retroespalhamento de partículas (b_{bp}) (e, f, g, h) em 443 nm estimados pelo algoritmo GSM01 com dados SeaWiFS. Continente e ausência de dados estão em branco e cinza, respectivamente.



Nas imagens processadas pelo algoritmo GSM01 com dados SeaWiFS se observa que o $\overline{a_{phy}}$ e $b_{bp}(443)$ estão distribuídos espacialmente de forma similar à distribuição da Cl*a* (Fig.4.7). A relação entre $b_{bp}(443)$ com a Cl*a* sugere que o aumento do retroespalhamento vem de partículas orgânicas e pode ser derivado da Cl*a* (HUOT et al., 2008) que para os modelos CbPM, é uma definição importante. Dessa forma, a

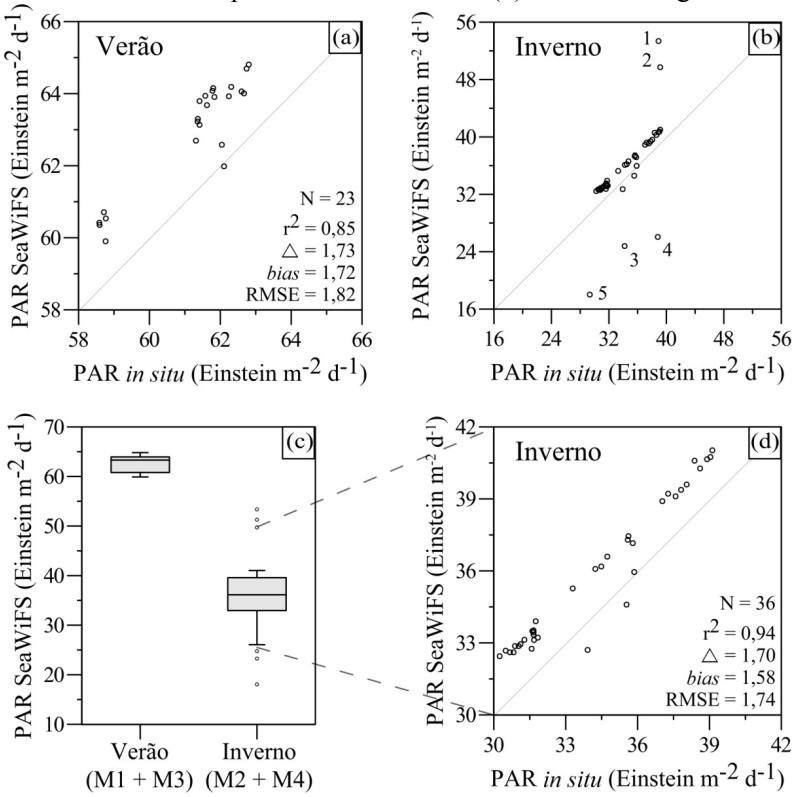
razão Cl*a*:C_{phy} corresponde à Cl*a* (mgChl m^{-3}) e ao carbono fitoplanctônico (mgC m^{-3}) e não à $b_{bp}(443)_{NAP}$, relacionado a partículas não algais. Entretanto o coeficiente de determinação obtido foi máximo com o algoritmo GSM01 (0,46), enquanto Huot et al. (2008) obtiveram r^2 entre 0,82 e 0,88 com medidas *in situ* em águas oligotróficas no Pacífico Sul.

4.2.3. Radiação fotossinteticamente disponível

O produto PAR (Einstein m^{-2} d^{-1}), por se tratar de uma variável dependente da época do ano e da latitude foi analisado sazonalmente entre verão e inverno. A duração do dia nas campanhas de verão foi, em média, de 13 horas e 12 minutos e no inverno de 11 horas e 5 minutos (Figura 4.12). A PAR diária *in situ* variou entre 58,59 – 62,81 Einstein m^{-2} d^{-1}, nas campanhas de verão, e de 29,34 – 39,14 Einstein m^{-2} d^{-1} nas de inverno, sendo a média verão e inverno iguais a 60,90 e 34,38 Einstein m^{-2} d^{-1}, respectivamente (Figura 4.12, c). Durante as campanhas de inverno foram observadas cinco estimativas *outliers* definidas como 1,5 vezes acima(abaixo) dos limites superiores(inferiores) do *boxplot* (Figura 4.12, b).

As estimativas com dados SeaWiFS superestimaram as medidas *in situ*. Os valores de *bias* e ΔPAR foram ~ 1,70 Einstein m^{-2} d^{-1} no verão e ~ 1,60 Einstein m^{-2} d^{-1} no inverno. Dogliotti et al. (2014) observaram uma variação média de 10 Einstein m^{-2} d^{-1} entre a PAR estimada e observada em latitudes mais altas (~39°S – 55°S), na plataforma Argentina e região adjacente.

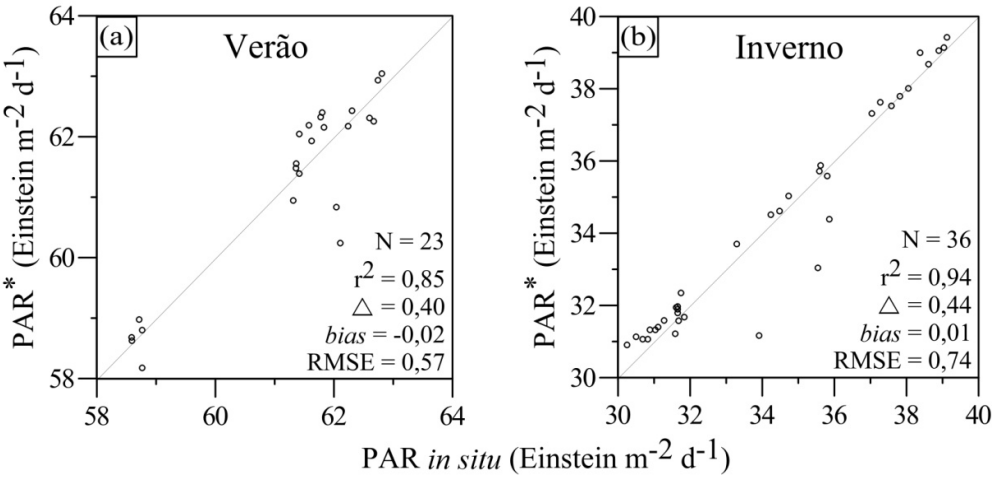
Figura 4. 12 – Diagramas de dispersão entre as medidas de PAR *in situ* e estimada com dados SeaWiFS. (a) Campanhas de verão M1+M3 e (b) campanhas de inverno M2+M4. (c) Box-plot com as estimativas de verão e inverno. (d) Diagrama de dispersão e testes de desempenho das estimativas de inverno com a retirada dos *outliers*. *Outliers* indicados pelos números de 1 a 5 (b). Escalas na figura são diferentes.



As estimativas tiveram *bias* e ΔPAR semelhantes e $r^2 > 0,85$, ou seja, o algoritmo apresentou um bom desempenho, com baixa acurácia e uma diferença sistemática. O teste de Tukey rejeitou a hipótese de igualdade entre a média das estimativas e a média das medidas *in situ*. Foi feito um ajuste linear utilizando o modelo *Generalized Linear Model* (GLM) (Equação 4.1). Com o ajuste o algoritmo teve melhor desempenho (Figura 4.13) e passou a ser significativamente igual em média com as medidas *in situ* (p-valor > 0,05).

$$PAR^{*} = 0,99 * PAR_{SeaWiFS} - 1,3245 \quad (4.1)$$

Figura 4. 13 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PAR *in situ* e estimativas da PAR com dados SeaWiFS ajustadas (PAR*, Einstein m^{-2} d^{-1}). Escalas de verão (a) e inverno (b) são diferentes.

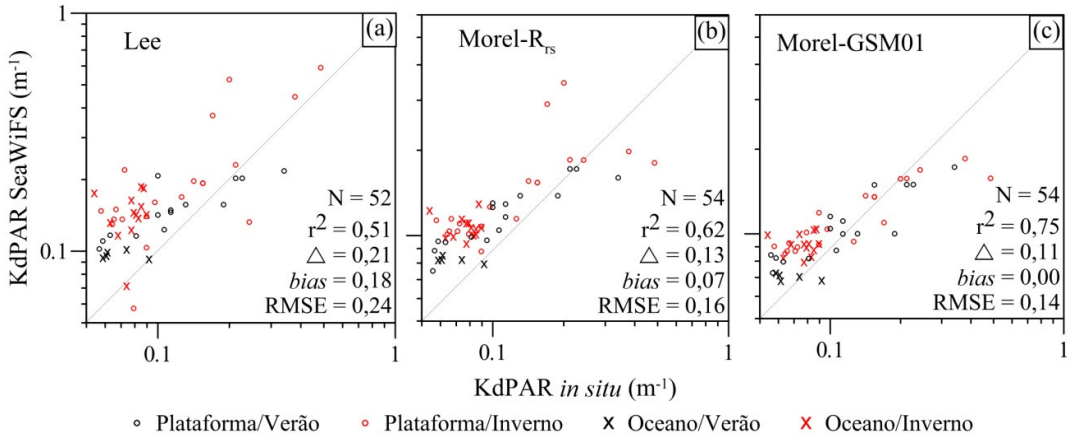


O *bias* anterior de ~1,72(1,58) Einstein m^{-2} d^{-1} passou a -0,02(0,01) Einstein m^{-2} d^{-1} no verão(inverno), aproximando da linha 1:1. Os demais índices de desempenho também melhoraram. A análise completa de todas as estações (verão + inverno) apresentou um r^2 = 1,00, *bias* = 0,00, ΔPAR^* = 0,42 e RMSE = 0,68. Os testes Tukey e Dunnet não rejeitaram a hipótese de igualdade entre as médias estimadas e *in situ* ao nível de significância de 5%, tanto separadas em verão e inverno quanto com o conjunto completo de estações.

4.2.4. Coeficiente de atenuação da PAR

O KdPAR estimado de acordo com Lee et al. (2005) e Morel et al. (2007) foram comparados com o KdPAR calculado com uso da profundidade do disco de Secchi, obtida de Kampel (2003) (Figura 4.14). O $KdPAR_{Morel}$ foi estimado conforme a Eq. 3.10 sendo derivado do Kd490. O Kd490 foi obtido da razão de banda azul/verde de R_{rs} ($KdPAR_{Morel}$-R_{rs}) e utilizando as estimativas de Cl*a* empírica e semi-analítica. Entre as estimativas de KdPAR baseadas na Cl*a*, o algoritmo semi-analítico GSM01 apresentou melhor desempenho ($KdPAR_{Morel}$-GSM01) em relação ao empírico OC4v6.

Figura 4. 14 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de KdPAR *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS utilizando os algoritmos $KdPAR_{Lee}$ (a), $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} (b) e $KdPAR_{Morel}$-GSM01 (c). Eixos em escala logarítmica.

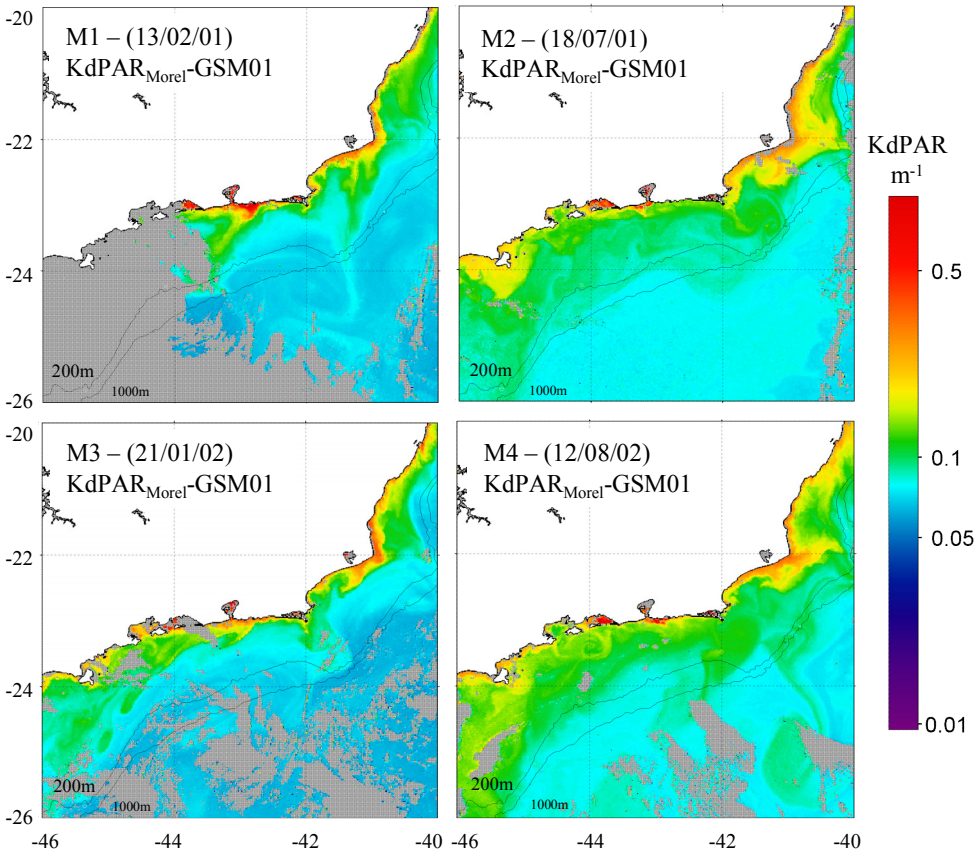


O pior desempenho foi observado com o algoritmo $KdPAR_{Lee}$ (Figura 4.14, a). Essas diferenças podem estar relacionadas ao uso dos coeficientes de absorção e retroespalhamento estimados com o algoritmo QAA que apresentaram valores relativamente maiores que os obtidos com os demais algoritmos (Seção 4.2.2). O melhor desempenho foi obtido com as estimativas $KdPAR_{Morel}$-GSM01 (Fig. 4.14, c), ainda que com $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} (Figura 4.14, b) os resultados tenham sido satisfatórios.

Os três algoritmos de KdPAR superestimaram as medidas *in situ* em quase todas as estações. O algoritmo $KdPAR_{Morel}$-GSM01 apresentou melhores resultados em região oceânica (Cl*a* < 0,25 mgChl m^{-3} e KdPAR < 0,1 m^{-1}), onde as estimativas se aproximaram da reta 1:1, mesmo assim superestimando as medidas *in situ*. Zhao et al. (2013) utilizaram o algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} em águas costeiras ao sul da Flórida cujo KdPAR variou entre 0,05 – 1,17 m^{-1}. Observaram que o algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} teve melhor desempenho em águas cujo KdPAR foi < 0,2 m^{-1} e que conforme aumentou o KdPAR aumentou também a divergência do algoritmo Morel com as medidas *in situ*. Em estações com KdPAR *in situ* > 0,2 m^{-1} Zhao et al. (2013) observaram melhores resultados com o algoritmo $KdPAR_{Lee}$. Sabe-se que, quanto menor a Cl*a* e a concentração de COAs presentes na água, menor tende a ser o KdPAR. Essa relação pode refletir no KdPAR calculado com o algoritmo GSM01 (Figura 4.14, c) que teve melhor desempenho nas estimativas da Cl*a* e apresentou valores de $\overline{a^*_{phy}}$ próximos aos da literatura.

Pelo teste de Tukey, ao nível de significância de 5%, as médias entre os algoritmos $KdPAR_{Lee}$, $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} e $KdPAR_{Morel}$-GSM01 apresentam diferenças significativas. Pelo teste de Dunnett apenas a média das estimativas do algoritmo $KdPAR_{Morel}$-GSM01 foi considerada igual a média das medidas *in situ* ao nível de significância > 5%.

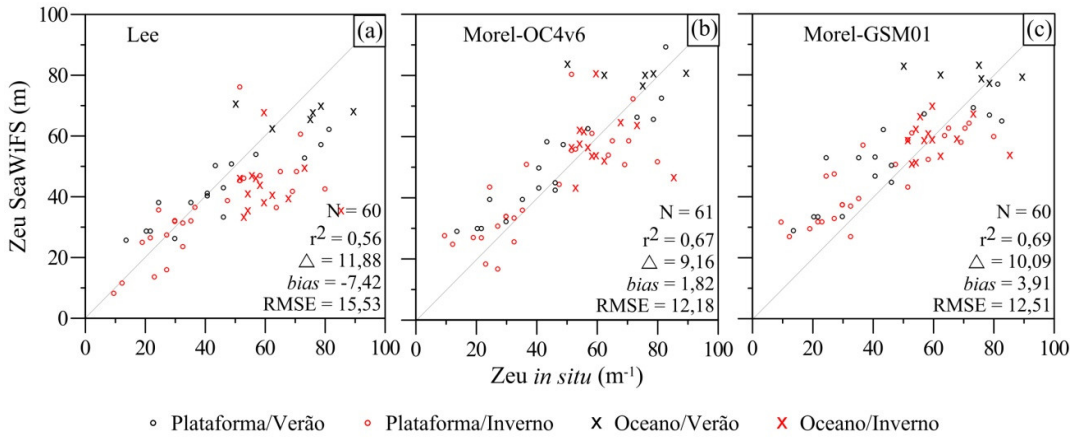
Figura 4. 15 – Exemplos de imagens de $KdPAR_{Morel}$-GSM01 obtidas com dados SeaWiFS e algoritmo GSM01 para as quatro campanhas do projeto DEPROAS (M1, M2, M3, M4). Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente.



4.2.5. Zona eufótica

As estimativas da profundidade da zona eufótica com dados SeaWiFS foram obtidas dos algoritmos Zeu_{Morel} (Eq. 3.12) e Zeu_{Lee} (Eq. 3.13). A Zeu_{Morel} foi calculada a partir das estimativas de Cl*a* empírica descrita pela Eq. 3.5 (Zeu_{Morel}-OC4v6) ou semi-analítica (Zeu_{Morel}-GSM01) (Figura 4.16).

Figura 4. 16 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Zeu *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS utilizando os algoritmos Zeu_{Lee} (a), Zeu_{Morel}-OC4v6 (b) e Zeu_{Morel}-GSM01 (c).



A Zeu_{Lee} apresentou o pior desempenho entre os algoritmos com RMSE igual a 15,53 m e um *bias* negativo de -7,42 m. As subestimativas do algoritmo Zeu_{Lee} ocorrem principalmente em medidas de Zeu *in situ* maiores que ~40 metros, região das estações oceânicas ou de plataforma com características de água Caso 1. Zhao et al. (2013) compararam os algoritmos Zeu_{Lee} e Zeu_{Morel} com medidas de Zeu *in situ* em águas costeiras ao sul da Flórida. Zhao et al. (2013) observaram que as estimativas com o algoritmo Zeu_{Lee} tiveram melhores resultados para sua região de estudo caracterizada por uma variedade de águas opticamente complexas. Sabe-se que a maior concentração de Cl*a* e presença de COAs diminuem a Zeu. Foi observado que nas estações com Zeu entre 0 e 40 metros, a Zeu_{Lee} está melhor distribuída sobre a linha 1:1, possivelmente por discriminar de maneira eficaz os COAs das estações sobre a plataforma (Figura 4.16, a). A Zeu_{Morel} se aproximou da reta 1:1 a partir das estações com Zeu > 40 metros, onde estão localizadas todas as estações sobre o oceano. De acordo com Zhao et al. (2013) o algoritmo Zeu_{Morel} foi desenvolvido para águas dominadas por fitoplâncton o que resulta em uma divergência quando aplicado em região costeira de águas opticamente complexas e significativamente afetadas pela matéria orgânica dissolvida colorida e sedimento em suspensão.

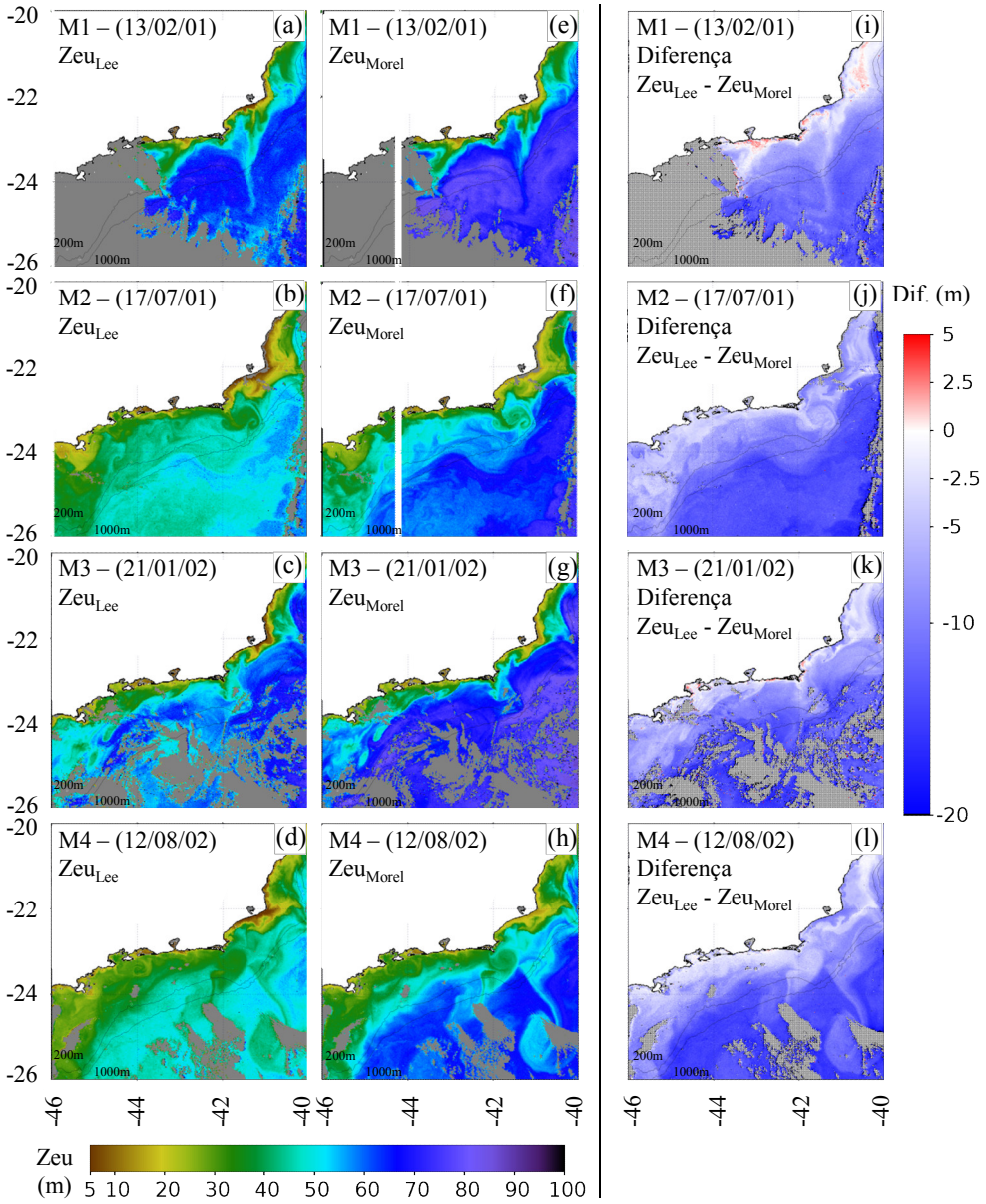
O desempenho dos algoritmos Zeu_{Morel} corrobora com o observado com o $KdPAR_{Morel}$, cujas estimativas foram melhores em locais com menor KdPAR e consequentemente apresentou melhor resultado em locais com maior Zeu. O melhor desempenho foi observado com o algoritmo Zeu_{Morel}-OC4v6 (RMSE = 12,18 m) que pode ser relacionado ao seu desenvolvimento com uso de um banco de dados de regiões

oceânicas com águas Caso 1. Pelo teste de Tukey o Zeu_{Morel}-OC4v6 e Zeu_{Morel}-GSM01 foram considerados iguais, em média, entre si e entre a média das medidas *in situ*. Não foi confirmada a hipótese de igualdade entre a média de Zeu_{Lee} com os demais algoritmos de Zeu_{Morel}. Pelo teste de Dunnett, a hipótese de igualdade entre as médias de satélite e medidas *in situ* foi rejeitada para o algoritmo Zeu_{Lee} e confirmada com os algoritmos de Zeu_{Morel} com nível de significância de 5%.

Soppa et al. (2013), no oceano Pacífico austral abaixo de 30° S observaram uma superestimativa de ~ 3,51% entre Zeu_{Morel} em relação ao Zeu_{Lee}. Os mesmos autores observaram diferenças entre 20% e 30% quando comparados estes algoritmos ao giro subtropical do Pacífico sul, região de baixas concentrações de Cl*a*. No presente trabalho, Zeu_{Morel} superestimou as estimativas do Zeu_{Lee} com *bias* de ~ 2,90% sendo que Zeu_{Morel} é maior que Zeu_{Lee} em 100% dessas estimativas (N = 123).

Maiores diferenças entre Zeu_{Morel} e Zeu_{Lee} estão localizadas, principalmente, na região oligotrófica (Figura 4.17). Existem determinadas regiões onde a profundidade da Zeu_{Lee} é maior e estão localizadas em regiões costeiras com alta biomassa e águas opticamente complexas. Porém, nessas regiões, a variação entre estimativas chegaram, no máximo, a 5 metros e compreenderam pequenas regiões sobre a plataforma.

Figura 4. 17 – Exemplo de imagens de Zeu (m) estimada pelos algoritmos Zeu_{Lee} (a, b, c, d) e Zeu_{Morel}-OC4v6 (e, f, g, h) com dados SeaWiFS para as campanhas M1, M2, M3 e M4. Diferença entre Zeu_{Lee} e Zeu_{Morel}-OC4v6 (m) para os exemplos de imagens da campanha M1 (i), M2 (j), M3 (k) e M4 (l). Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente.

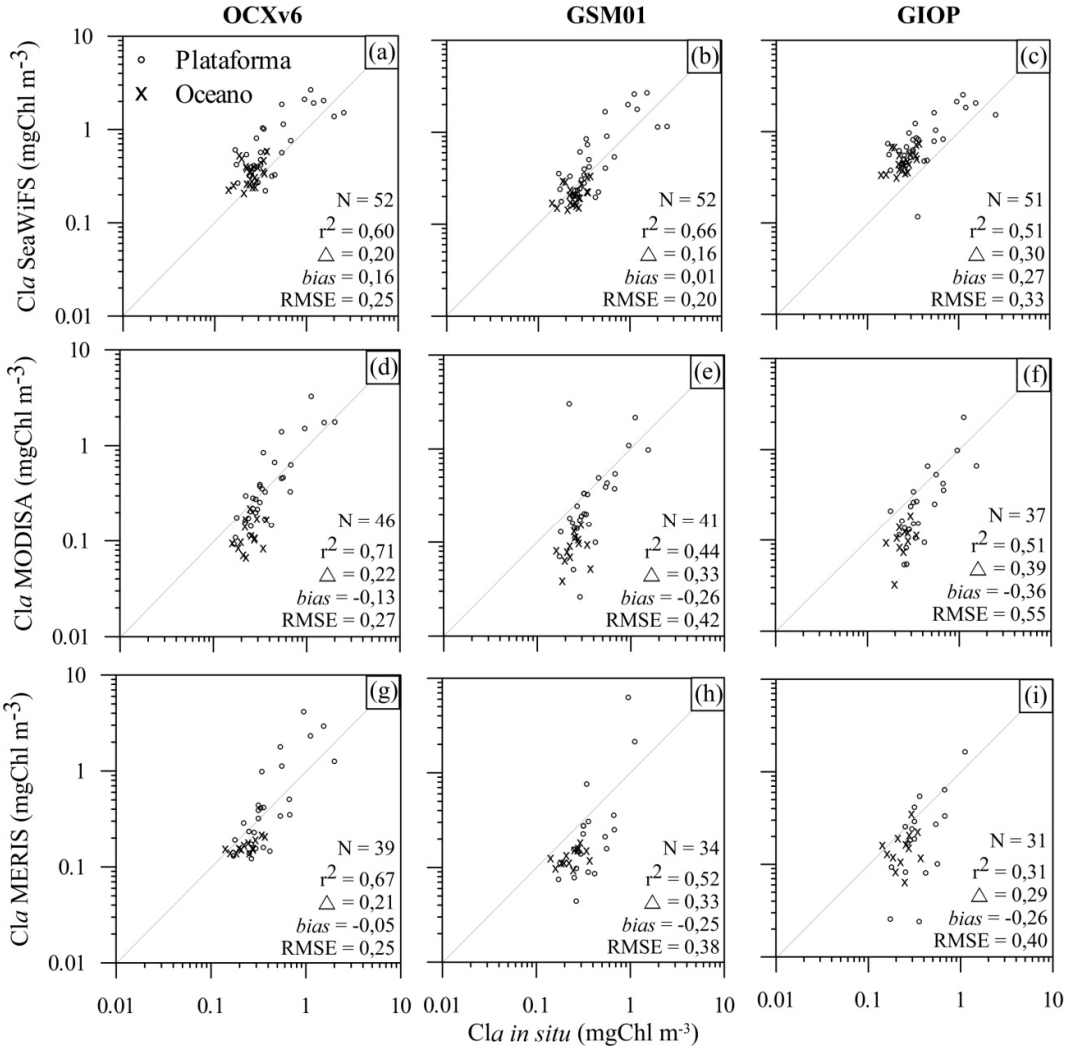


4.3. Análise de desempenho dos produtos de SRCO com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS: inverno de 2002

4.3.1. Clorofila-*a*

Durante a campanha no inverno de 2002 (08/2002) foram avaliados os produtos de SRCO com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS. A Cl*a* foi estimada pelos algoritmos empíricos OC4v6 (SeaWiFS), OC3Mv6 (MODISA) e OC4Ev6 (MERIS), e semi-analíticos GSM01 e GIOP (Figura 4.18).

Figura 4. 18 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de Cl*a* por satélite obtida pelos algoritmos OCXv6 (a, d, g), GSM01 (b, e, h) e GIOP (c, f, i) com dados SeaWiFS (a, b, c), MODISA (d, e, f) e MERIS (g, h, i) e valores *in situ*. OCX corresponde a OC4 (SeaWiFS), OC3M (MODISA), OC4E (MERIS). Eixos em escala logarítmica. Plataforma ≤ 200m e Oceano > 200m.



O algoritmo GSM01 com dados SeaWiFS apresentou o melhor desempenho estimando satisfatoriamente baixas concentrações de Chl sobre o oceano e superestimando altas concentrações. Os algoritmos empíricos OC3Mv6 e OC4Ev6 tiveram melhores resultados com dados MODISA e MERIS, respectivamente, cujas estimativas subestimaram as observações *in situ*, principalmente em menores concentrações de Chl e superestimaram em altas concentrações (Tabela 4.2). Mustapha et al. (2012) avaliaram no mar de Beaufort, oceano Ártico, os algoritmos OC4v6, OC3Mv6, OC4Ev6 e observaram que os três algoritmos subestimaram as medidas *in situ*. Os autores apresentaram valores de RMSE = 0,26 (OC4v6), 0,28 (OC3Mv6) e 0,27 (OC4Mv6) próximos aos observados no presente estudo.

Tabela 4. 2 – Classificação de acordo com o desempenho dos algoritmos de Cl*a* com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica.

Cl*a* (mgChl m^{-3})	N_amostral	RMSE	*bias*	r^2	Δ
SeaWiFS GSM01	52	0,20	0,01	0,66	0,16
MERIS OC4Ev6	39	0,25	-0,05	0,67	0,21
SeaWiFS OC4v6	52	0,25	0,16	0,60	0,20
MODISA OC3Mv6	46	0,27	-0,13	0,71	0,22
SeaWiFS GIOP	51	0,33	0,27	0,51	0,30
MERIS GSM01	34	0,38	-0,25	0,52	0,33
MERIS GIOP	31	0,40	-0,26	0,31	0,29
MODISA GSM01	41	0,42	-0,26	0,44	0,33
MODISA GIOP	37	0,55	-0,36	0,51	0,39

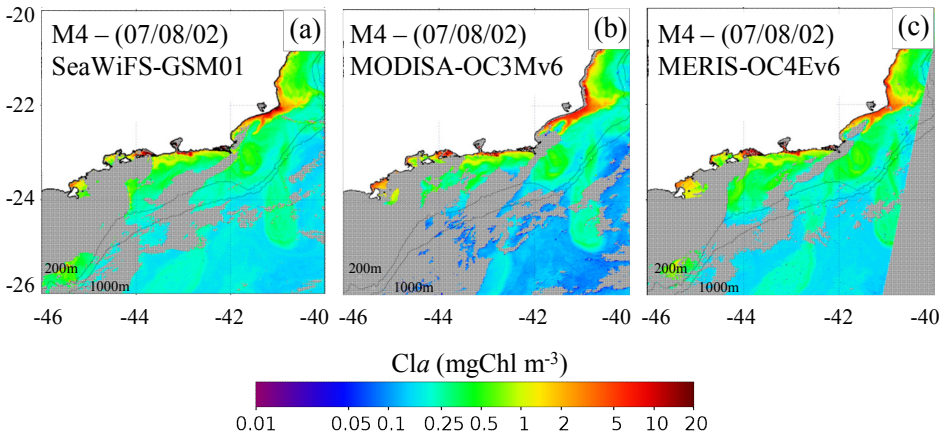
Kampel et al. (2009a) compararam as estimativas de Cl*a* com dados SeaWiFS e MODISA para a região da Bacia de Campos. Esses autores observaram uma boa consistência entre as estimativas dos sensores orbitais embora o SeaWiFS tenha demonstrado valores sistematicamente maiores em relação ao MODISA. Barbini et al. (2005) avaliaram os produtos de Cl*a* com dados SeaWiFS e MODISA durante a verão de 2003 no oceano Austral. Estes também obtiveram valores superestimados de Cl*a* SeaWiFS em relação ao MODISA.

Carvalho (2009) avaliou os algoritmos globais dos sensores SeaWiFS para dados radiométricos e MODISA para dados radiométricos e orbitais. A autora obteve melhor desempenho com com o algoritmo OC4v4 (SeaWiFS) *in situ* simulado. Com dados de reflectância do sensor MODISA, Carvalho (2009) obteve r^2 = 0,68, próximo ao apresentado no presente estudo. Com dados *in situ* simulados, a autora também

observou maiores estimativas de Cl*a* com o algoritmo OC4v4 (SeaWiFS) em relação ao OC3 (MODISA). Cui et al. (2014) avaliaram os algoritmos globais de Cl*a* com dados SeaWiFS (OC4v4), MODISA (OC3) e MERIS (OC4) na costa leste chinesa com profundidade máxima de 80 metros. Estes autores obtiveram um valor médio de Cl*a* *in situ* igual a 2,39 mgChl m^{-3} e as estimativas médias iguais a 1,95 (SeaWiFS), 1,44 (MODISA) e 2,78 mgChl m^{-3} (MERIS).

As análises de comparação entre médias de Tukey e Dunnett tiveram nível de significância superior à 5% com os algoritmos OC4v6 e GSM01 (SeaWiFS), OC3Mv6 (MODISA), OC4Ev6 (MERIS) e dados *in situ*. Foi observado uma semelhança maior entre os valores de Cl*a* nas imagens MERIS e SeaWiFS e valores relativamente menores na imagem MODISA, principalmente na região oceânica (Figura 4.19).

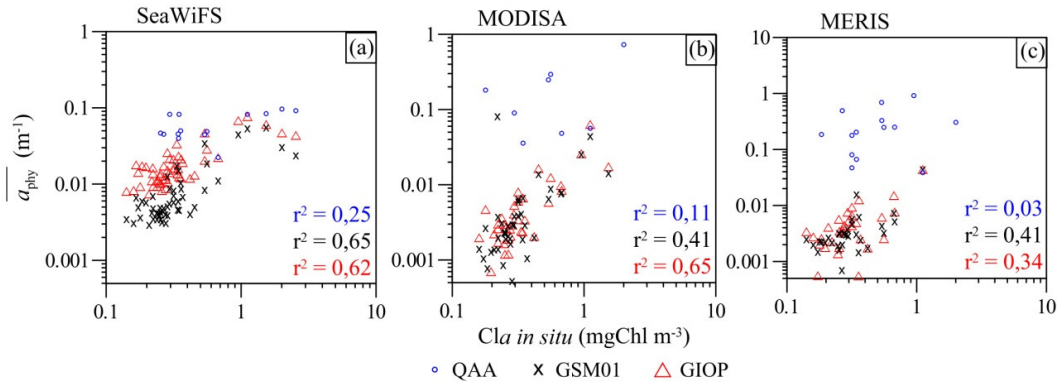
Figura 4. 19 – Exemplo de imagens de Cl*a* de superfície (mgChl m^{-3}) estimada pelos algoritmos com melhor desempenho para os sensores SeaWiFS-GSM01 (a), MODISA-OC3M (b) e MERIS-OC4E (c) durante a campanha M4. Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente.



4.3.2. Coeficiente de absorção e retroespalhamento

Os coeficientes de determinação mais altos (> 0,60) de $\overline{a_{\mathrm{phy}}}$ foram obtidos com dados SeaWiFS e MODISA e uso dos algoritmos GSM01 e GIOP (Figura 4.20). Com dados MERIS, os coeficientes de determinação foram mais baixos e iguais a 0,41 (GSM01) e 0,34 (GIOP). O algoritmo QAA não foi significativo no teste de comparação de Tukey e Dunnet (p-valor < 0,05). Os algoritmos GSM01 e GIOP foram significativos em 5% no teste de igualdade entre as médias com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS.

Figura 4. 20 – Diagramas de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e estimativas de $\overline{a_{phy}}$ por satélite pelos algoritmos QAA (o), GSM01 (x) e GIOP (Δ) com dados dos sensores SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. Escala de $\overline{a_{phy}}$ com dados MERIS (c) é diferente das demais.

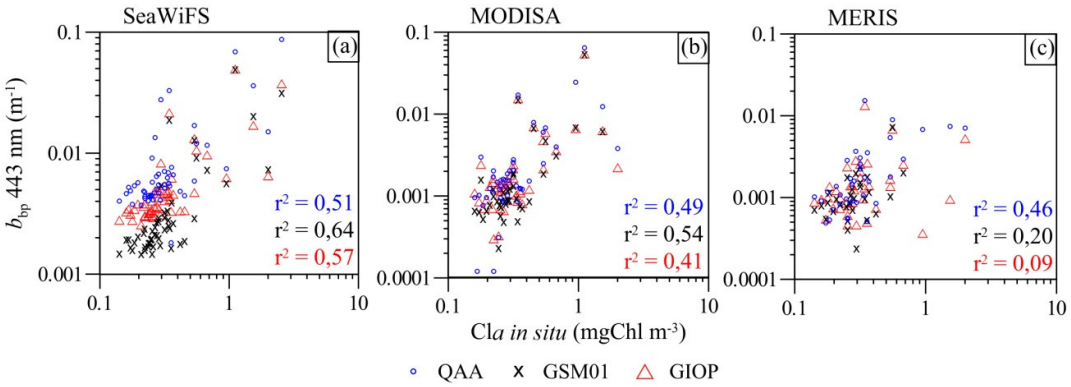


A variação de $b_{bp}(443)$ estimada pelos diferentes algoritmos e sensores também foi analisada com relação à Cl*a in situ* (Figura 4.21). Os maiores coeficientes de determinação ($r^2 > 0,51$) foram obtidos com dados SeaWiFS e MODISA. Com dados MERIS o r^2 máximo foi 0,41 (GSM01) e o GIOP não foi significativo (p-valor < 0,05).

Estimativas de $b_{bp}(443)$ com dados MODISA foram inferiores aquelas observadas com dados SeaWiFS e MERIS. Com os sensores SeaWiFS e MODISA o melhor desempenho foi observado com $b_{bp}(443)$-GSM01, o mesmo aplicado por Behrenfeld et al. (2005) e Westberry et al. (2008) nos modelos de PPO CbPM2005 e CbPM2008, respectivamente.

Pelo teste de Tukey, ao nível de significância de 5%, as médias de $b_{bp}(443)$ obtidas com dados SeaWiFS foram iguais para os algoritmos GSM01 e GIOP e com dados MODISA e MERIS as médias das estimativas foram significativas com os três algoritmos.

Figura 4. 21 – Diagramas de dispersão entre as medidas de Cl*a in situ* e das estimativas de $b_{bp}(443)$ (m^{-1}) pelos algoritmos QAA (o), GSM01 (x) e GIOP (Δ) com dados dos sensores SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. Escala de $b_{bp}(443)$ com dados SeaWiFS (a) é diferente das demais.



4.3.3. Radiação fotossinteticamente disponível

As estimativas da PAR obtidas com dados dos três sensores orbitais superestimaram as medidas *in situ* de forma sistemática. Foram considerados *outliers* valores 1,5 vezes inferiores(superiores) ao primeiro(terceiro) quartil. Para corrigir o erro sistemático observado, foi gerado um modelo de ajuste GLM que resultou nas equações de PAR^* com dados SeaWiFS (Equação 4.2), MODISA (Equação 4.3) e MERIS (Equação 4.4).

$$PAR^*_{SWF} = 0,73 * PAR_{SeaWiFS} + 8,73 \quad (4.2)$$

$$PAR^*_{MOD} = 0,97 * PAR_{MODISA} - 0,37 \quad (4.3)$$

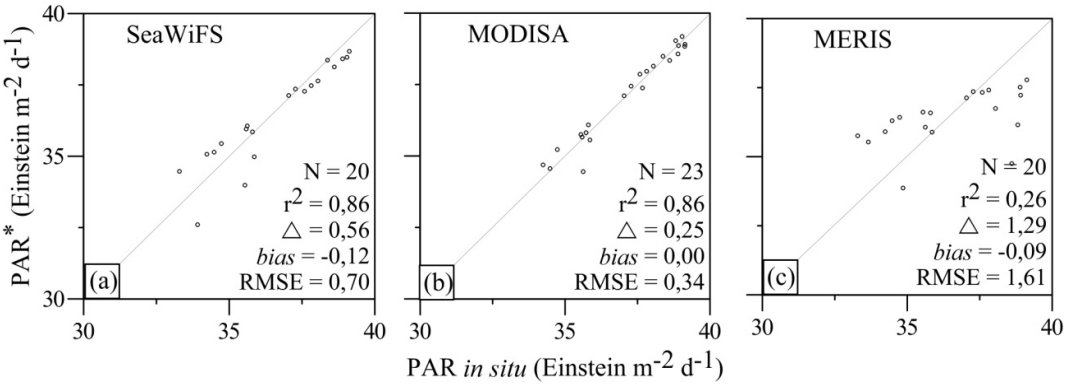
$$PAR^*_{MER} = 0,32 * PAR_{MERIS} + 24,21 \quad (4.4)$$

Legenda: SWF: SeawiFS, MOD: MODISA, MER: MERIS

Com os ajustes, o r^2 passou de 0,31 para 0,86 com dados SeaWiFS, manteve-se em 0,96 com dados MODISA e passou de 0,06 para 0,26 com dados MERIS (Figura 4.22). O ε com dados SeaWiFS era de 4,4% e passou à 1,6%. Com dados MODISA o ε era 4,1% e passou a ser 0,7%. Com dados MERIS o ε era 7,7% antes do ajuste e ficou igual a 3,6% após o ajuste. Estatísticas de validação com medidas *in situ* do SeaWiFS Bio-Optical Archive and Storage System (SeaBASS) e dados nível 2 de PAR obtidos pelo SeaWiFS, MODISA e MERIS estão disponíveis na página do Ocean ColourWeb (http://oceancolor.gsfc.nasa.gov/cms/atbd/par). Com 748 amostras na costa leste e oeste dos Estados Unidos, a PAR-SeaWiFS obteve um ε = 6,6% e RMSE = 10,75. A PAR-MODISA com 152 amostras concomitantes (*in situ* e orbital) na costa leste americana

obteve um ε = 4,6% e RMSE = 5,35. A PAR-MERIS com 163 amostras concomitantes na costa leste americana obteve um ε = 9,5 e RMSE = 5,92. Estes resultados mostraram que os sensores tiveram bom desempenho na área de estudo.

Figura 4. 22 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PAR *in situ* e as estimativas da PAR ajustada com dados SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c).

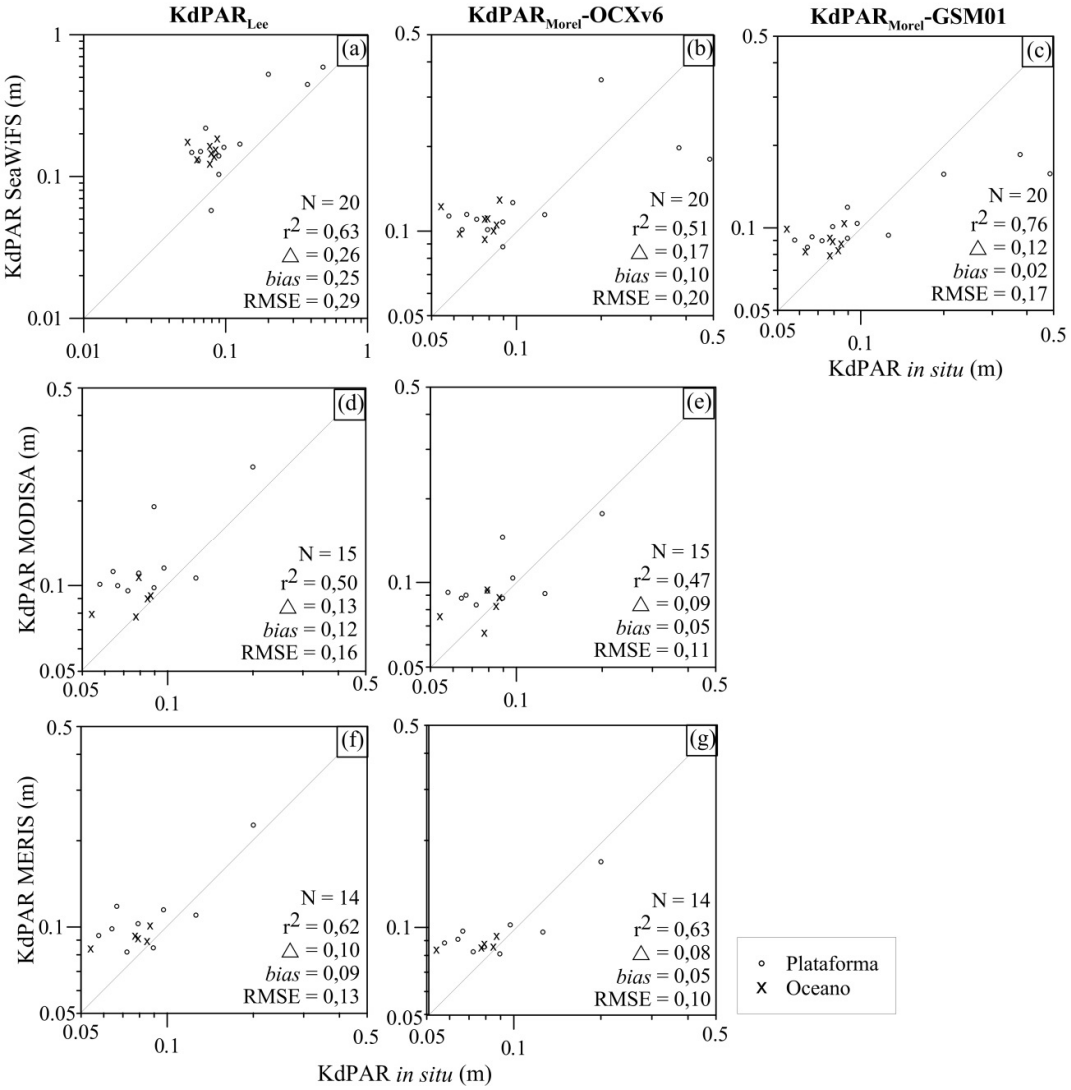


As estimativas da PAR foram analisadas quanto à hipótese de igualdade entre as médias pelos testes de Tukey e Dunnett. Considerando um nível de significância de 5%, não foi descartada a hipótese de igualdade entre as estimativas e medidas *in situ*.

4.3.4. Coeficiente de atenuação da PAR

Foram analisados os algoritmos $KdPAR_{Lee}$ e $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} com dados dos três sensores. Com o sensor SeaWiFS também foi calculado o $KdPAR_{Morel}$-GSM01 baseado na Cl*a* estimada pelo algoritmo GSM01 (Figura 4.23, c), devido a Cl*a*-GSM01 ter apresentado melhor desempenho com o SeaWiFS.

Figura 4. 23 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de KdPAR *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS (a, b, c), MODISA (d, e) e MERIS (f, g). Foram aplicados os algoritmos $KdPAR_{Lee}$ (a, d, f), $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} (b, e, g) e $KdPAR_{Morel}$-GSM01 (c). Eixos em escala logarítmica. Escala de $KdPAR_{Lee}$ com dados SeaWiFS (a) é diferente das demais.



Os sensores orbitais apresentaram uma tendência de superestimar as medidas *in situ*, principalmente até 0,1 m^{-1}. O algoritmo de Morel et al. (2007) obteve melhores resultados em relação ao do Lee et al. (2005) para os três sensores devido à região apresentar um KdPAR característico de águas oligotróficas (KdPAR < 0,15 m^{-1}) e o algoritmo de Morel et al. (2007) ser calibrado e dedicado para regiões oceânicas de Caso 1 (SAULQUIN et al., 2013; SON; WANG, 2015; SURESH et al., 2012).

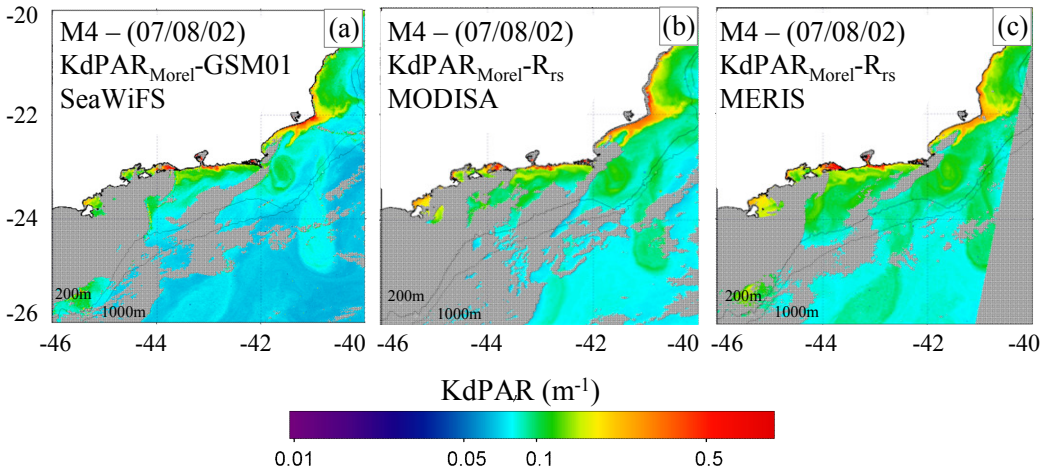
Entre os sensores o MERIS obteve melhor desempenho com RMSE igual a 0,10 utilizando $KdPAR_{Morel}$-R_{rs}, em seguida o MODISA com o $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} e o SeaWiFS com o $KdPAR_{Morel}$-GSM01 (Tabela 4.3).

Tabela 4. 3 – Classificação de acordo com o desempenho dos algoritmos de KdPAR com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica.

KdPAR (m^{-1})	N_amostral	RMSE	*bias*	r^2	Δ
MERIS Morel	14	0,10	0,05	0,63	0,08
MODISA Morel	15	0,11	0,05	0,47	0,09
MERIS Lee	14	0,13	0,09	0,62	0,10
MODISA Lee	15	0,16	0,12	0,50	0,13
SeaWiFS Morel-GSM01	20	0,17	0,02	0,76	0,12
SeaWiFS Morel-R_{rs}	20	0,20	0,10	0,51	0,17
SeaWiFS Lee	20	0,29	0,25	0,63	0,26

Pelas análises de Tukey e Dunnett não foi descartada a hipótese de igualdade entre as médias das estimativas de satélite e medidas *in situ*, com exceção do algoritmo $KdPAR_{Lee}$ com dados SeaWiFS, cujo nível de significância foi < 5%. A Figura 4.24 apresenta as imagens de KdPAR com os algoritmos de melhor desempenho com cada sensor.

Figura 4. 24 – Exemplo de imagens de KdPAR (m^{-1}) durante a campanha M4. (a) estimativa com dados SeaWiFS e algoritmo $KdPAR_{Morel}$-GSM01 derivado da estimativa de Cl*a* pelo algoritmo GSM01. (b) estimativa com dados MODISA e algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs}. (c) estimativa com dados MERIS e algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs}. Continente e ausência de dados mascarados em branco e cinza, respectivamente.



4.3.5. Zona eufótica

O desempenho da Zeu foi avaliado com os algoritmos Zeu_{Lee} e Zeu_{Morel}-OCXv6 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS. Zeu_{Morel}-OCXv6 representa as estimativas de Zeu derivados da Cl*a* empírica OC4v6, OC3Mv6 e OC4Ev6 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS, respectivamente. Com dados SeaWiFS também foi analisada a Zeu_{Morel}-GSM01, baseada no algoritmo semi-analítico de Cl*a* que apresentou melhor desempenho (Seção 4.3.1).

As estimativas com dados SeaWIFS foram melhores que com dados MODISA e MERIS. Com dados SeaWiFS o algoritmo Zeu_{Morel}-GSM01 foi superior ao Zeu_{Morel}-OC4v6 (Figura 4.25). Pelos testes de Tukey e Dunnet a Zeu_{Morel}-GSM01 e Zeu_{Morel}-OC4v6 foram significativamente iguais comparadas as médias das medidas *in situ* ao nível de significância ≥ 5%.

Com dados MODISA e MERIS os algoritmos foram significativamente diferentes em relação à média com dados SeaWiFS e também medidas *in situ*. Foram gerados modelos de ajuste GLM para Zeu com dados MODISA e MERIS (Equações 4.5, 4.6, 4.7 e 4.8).

$$Zeu^{*}_{Lee}MOD = 0{,}52 * Zeu_{Lee}MOD + 19{,}23 \quad (4.5)$$

$$Zeu^{*}_{Morel}MOD = 0{,}58 * Zeu_{Morel}MOD + 15{,}36 \quad (4.6)$$

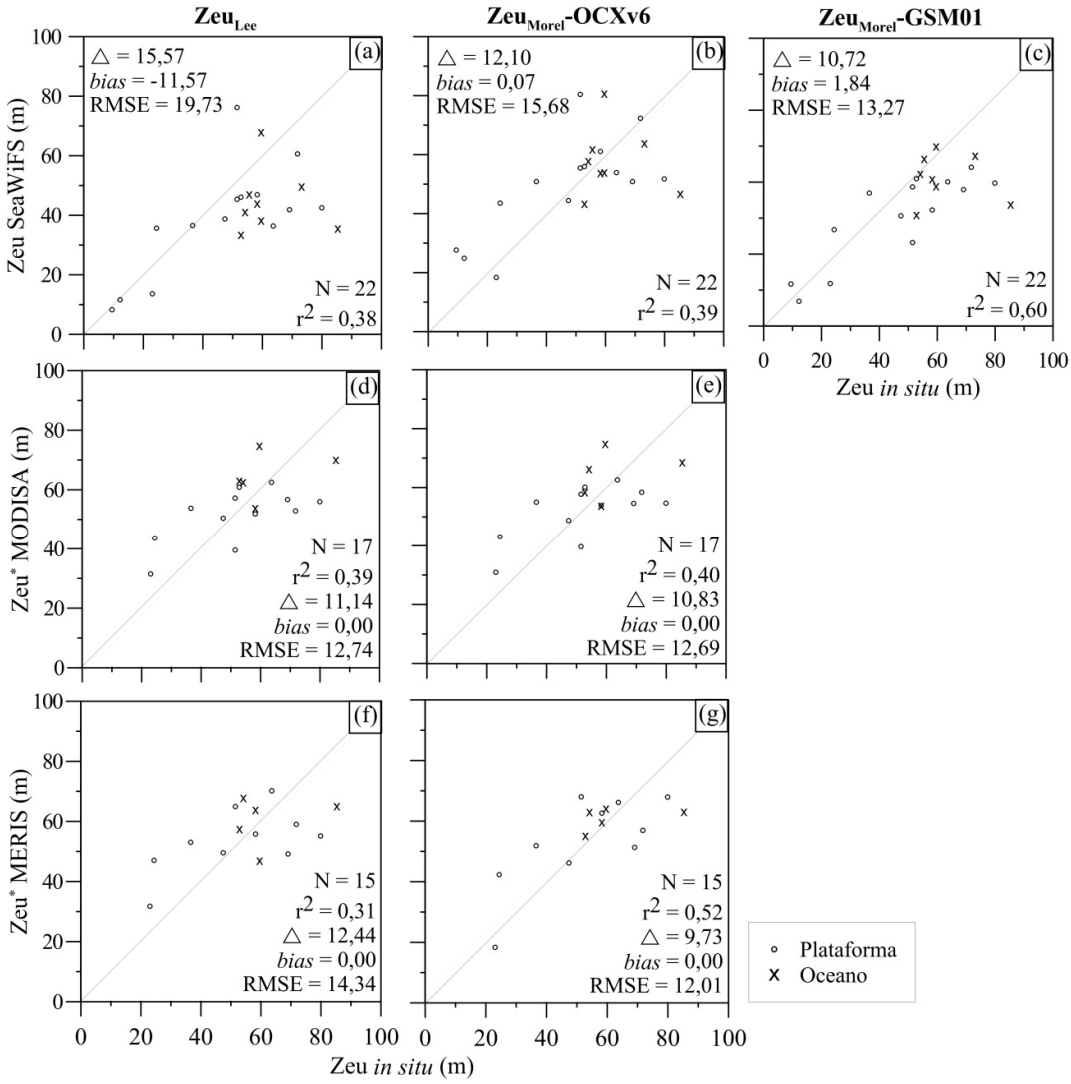
$$Zeu^{*}_{Lee}MER = 0{,}55 * Zeu_{Lee}MER + 17{,}03 \quad (4.7)$$

$$Zeu^{*}_{Morel}MER = 0{,}97 * Zeu_{Morel}MER - 10{,}74 \quad (4.8)$$

Legenda: MOD: MODISA, MER: MERIS

Com o ajuste, as médias de Zeu^{*}_{Lee} e Zeu^{*}_{Morel} foram significativamente iguais ($p > 0{,}05$) à média das medidas *in situ* pelos testes de Tukey e Dunnett. As estimativas com Zeu^{*}_{Morel} continuaram a apresentar um desempenho melhor comparado ao Zeu^{*}_{Lee} (Figura 4.25).

Figura 4. 25 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de Zeu *in situ* e estimativas com dados SeaWiFS (a, b, c), MODISA (d, e) e MERIS (f, g). Eixos em escala logarítmica. Zeu*: estimativas ajustadas. OCXv6 são os algoritmos OC4v6, OC3Mv6 e OC4Ev6 que correspondem, respectivamente, aos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS.



Os sensores MODISA e MERIS, com os algoritmos ajustados, passaram a ter um desempenho melhor que o observado com dados SeaWiFS (Tabela 4.4).

Tabela 4. 4 – Classificação de acordo com o desempenho dos algoritmos de Zeu com relação às medidas *in situ*.

Zeu (m^{-1})	N_amostral	RMSE	*bias*	r^2	Δ
MERIS Morel*	15	12,01	0,00	0,52	9,73
MODISA Morel*	17	12,69	0,00	0,40	10,83
MODISA Lee*	17	12,74	0,00	0,39	11,14
SeaWiFS Morel-GSM01	22	13,27	1,84	0,60	10,72
MERIS Lee*	15	14,34	0,00	0,31	12,44
SeaWiFS Morel-OC4v6	22	15,68	0,07	0,39	12,10
SeaWiFS Lee	22	19,73	-11,57	0,38	15,57

*Algoritmo ajustado.

4.4. Definição dos produtos de SRCO utilizados nos modelos de PPO

Com dados SeaWiFS referentes ao verão e inverno de 2001 e 2002, foram selecionados os seguintes produtos de SRCO como variáveis de entrada nos modelos de PPO (Tabela 4.5). A definição dos algoritmos seguiu os critérios de igualdade de Tukey e Dunnet entre as médias das estimativas e medidas *in situ*.

Tabela 4. 5 – Produtos de SRCO utilizados nos modelos PPO com dados SeaWiFS para as quatro campanhas do projeto DEPROAS.

Campanhas M1, M2, M3 e M4 (DEPROAS)	
Produtos	Algoritmos
	Sensor SeaWiFS
Cl*a* ($mgChl\ m^{-3}$)	OC4v6 / GSM01
$\overline{a_{phy}}$ (m^{-1})	GSM01 / GIOP
$b_{bp}(443)$ (m^{-1})	QAA / GSM01 / GIOP
PAR ($Einstein\ m^{-2}\ d^{-1}$)	PAR*
KdPAR (m^{-1})	Morel-GSM01
Zeu (m)	Morel-OC4v6 / Morel-GSM01

PAR*: PAR ajustada

A presença de mais de um algoritmo por produto significa que os testes de igualdade entre as médias de Tukey e Dunnett foram significativos com esses algoritmos e as medidas *in situ*. A PAR* foi estimada pelo ajuste descrito na Seção 4.2.3.

Similarmente, foram definidos os produtos de SRCO utilizados com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS referentes à campanha de inverno de 2002 (Tabela 4.6). A definição dos algoritmos seguiu os critérios de igualdade de Tukey e Dunnet entre as médias das

estimativas e medidas *in situ*. A PAR* foi estimada pelos ajustes descritos na Seção 4.3.3 onde SWF, MOD e MER identificam os sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS, respectivamente. Zeu* indica a Zeu_{Lee} e Zeu_{Morel} ajustadas como descritos na Seção 4.3.5 com dados MODISA e MERIS. KdPAR e Zeu foram utilizados em pares, combinados pelo mesmo algoritmo (Lee ou Morel).

Tabela 4. 6 – Produtos de SRCO utilizados nos modelos PPO com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS para a campanha M4 do projeto DEPROAS.

Campanha M4 (DEPROAS)			
Produtos	Algoritmos		
	Sensor SeaWiFS	Sensor MODISA	Sensor MERIS
Cl*a* (mgChl m^{-3})	OC4v6 / GSM01	OC3Mv6	OC4Ev6
a_{phy} médio (m^{-1})	GSM01 / GIOP	GSM01 / GIOP	GSM01 / GIOP
$b_{bp}(443)$ (m^{-1})	GSM01 / GIOP	QAA / GSM01 / GIOP	
PAR (Einstein m^{-2} d^{-1})	PAR^*_{SWF}	PAR^*_{MOD}	PAR^*_{MER}
KdPAR (m^{-1})	Morel-R_{rs} / Morel-Cl*a*	Lee / Morel-R_{rs}	
Zeu	Morel-OC4v6 / Morel-GSM01	Lee* / Morel*-OCXv6	

PAR*: PAR ajustada. SWF: SeaWiFS, MOD: MODISA, MER: MERIS.

Lee*: Zeu_{Lee} ajustada. Morel*-OCXv6: Zeu_{Morel} ajustada.

4.5. Produtividade primária oceânica: método ^{14}C

Kampel (2003) calculou a PPO *in situ* (mgC m^{-2} d^{-1}) integrada na zona eufótica em cada estação do projeto DEPROAS. No presente estudo a PPO foi separada quanto à profundade local da estação (plataforma ≤ 200 metros e oceano > 200 metros), estação do ano (verão = M1+M3 e inverno = M2+M4) e todas as estações (Completo) (Tabela 4.7).

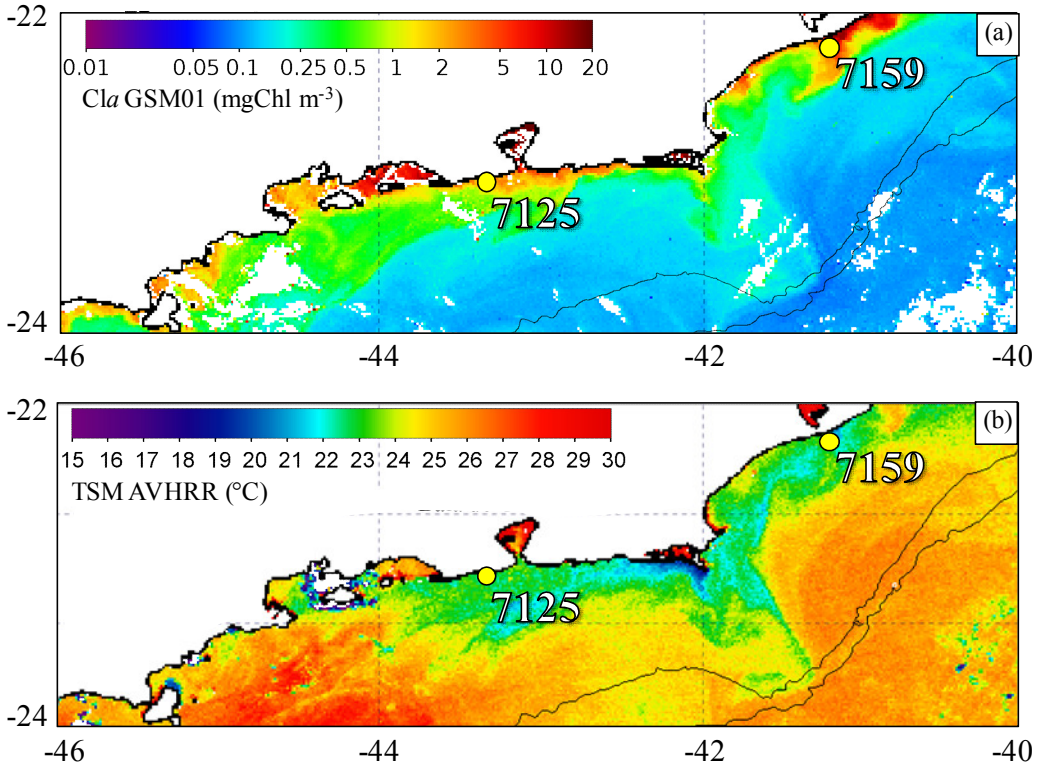
Tabela 4. 7 – Estatística descritiva dos valores de PPO *in situ* separados em plataforma (prof. local ≤ 200 m), oceano (prof. local > 200 m), verão (campanhas M1 e M3), inverno (campanhas M2 e M4) e completo (todas as estações).

	PPO *in situ* (mgC m^{-2} d^{-1})			
	Amostras	Mínimo	Máximo	Média
Plataforma / Verão	21	122,15	4042,25	1088,03
Plataforma / Inverno	28	84,73	1657,20	517,95
Oceano / Verão	13	66,81	656,85	331,14
Oceano / Inverno	11	158,16	1257,69	495,02
Completo	73	66,81	4042,25	645,23

As estações sobre plataforma durante o verão tiveram maiores valores médios de produtividade (~ 1000 mgC m^{-2} d^{-1}). Valores altos de Cl*a* (> 5mgChl m^{-3}) e produção primária (~ 4000 mgC m^{-2} d^{-1}) foram obtidos durante o verão de 2002 próximo a costa (estações 7159 e 7125, Figura 4.26, a). Nessa região observa-se um processo de ressurgência costeira capaz de manter a convergência de água profunda (Figura 4.26, b) e a proximidade com as Baías da Guanabara e de Sepetiba, responsáveis pela drenagem de águas continentais e de material antropogênico. Estes fatores diponibilizam nutrientes, incrementando a PPO e a biomassa fitoplanctônica (GAETA; BRANDINI, 2006).

Aidar-Aragão et al. (1980) observaram maiores valores de PPO (> 5 mgC m^{-3} h^{-1}) associados às estações de maior influência costeira, desde a região de Cabo Frio, onde ocorrem águas de resurgência até Cabo de Santa Marta Grande. Maiores produtividades foram observadas também em locais de grande influência das águas continentais como as Baías de Guanabara e Santos, corroborando com o observado no presente estudo.

Figura 4. 26 – Localização das estações 7159 e 7125 sobrepostas à imagem de Cl*a* com dados SeaWiFS (a) e TSM com dados AVHRR (b) da campanha M3 (21/01/2002). Linhas pretas de contorno sobre o oceano indicam isóbatas de 200 e 1000 metros.



No inverno, tanto sobre a plataforma continental quanto na região oceânica as médias de PPO são próximas a 500 mgC m^{-2} d^{-1} com uma variação entre mínimo e máximos menor sobre o oceano. Chuqui (2013) calculou a PPO *in situ* pelo método do ^{14}C sobre a plataforma de Ubatuba em 23,60°S – 44,96°O, na isóbata de 40 metros entre os meses de março e setembro de 2013. Foram obtidos valores de 1110 mgC m^{-2} d^{-1} no mês de agosto de 2013 enquanto Kampel (2003) obteve um valor de 1115 mgC m^{-2} d^{-1} na estação 7265 em 23,77°S – 44,82°O da campanha M4 (agosto de 2002), a mais próxima do local de coleta de Chuqui (2013). Brandini (1990) e Gaeta et al. (1999) observaram valores médios de PPO iguais a 500 mgC m^{-2} d^{-1} para a região da plataforma durante o inverno, também corroborando com as medidas realizadas por Kampel (2003) e utilizadas na avaliação dos modelos de PPO.

4.6. Análise de desempenho dos modelos de PPO: verão e inverno de 2001 e 2002

4.6.1. Todos os modelos simulados com dados *in situ*

Antes de avaliar os modelos de PPO com os produtos de SRCO de melhor desempenho, foi avaliada a PPO utilizando como variáveis de entrada a maior quantidade de medidas *in situ* disponíveis (Tabela 4.8). Os modelos EPPLEY, VGPM, BPM*h* e BPM*g* necessitam somente de medidas *in situ* (I). Os demais modelos utilizam medidas *in situ* e produtos de satélite (S). A letra E (Tabela 4.8) refere-se à Eq. 3.23 (Φ_{max}) que utilizou o α^B obtido *in situ* e o $\overline{a^*_{phy}}$ de dados de satélite. Os produtos de SRCO utilizados nos modelos de MARRA, MA, CbPM2005 e CbPM2008 foram estimados pelo algoritmo GSM01.

Tabela 4. 8 – Descrição das variáveis de entrada utilizadas nas estimativas de PPO com dados *in situ* para todas as campanhas do DEPROAS. Traço horizontal (-) indica que a variável de entrada não faz parte do modelo.

Variáveis de Entrada	Modelos de PPO								
	Eppley	VGPM	BPM*h*	BPM*g*	MARRA*h*	MARRA*g*	MA	CbPM2005	CbPM2008
TSM	-	I	-	-	-	-	-	-	-
Cl*a*	I	I	I	P	I	P	-	I	I
PAR	-	I	I	I	I	I	I	I	I
KdPAR	-	-	I	I	I	I	I	-	I
Zeu	-	I	I	I	I	I	I	I	I
a_{phy}	-	-	-	-	S	S	S	-	-
b_{bp}	-	-	-	-	-	-	-	S	S
P^*_{max}	-	-	I	I	-	-	-	-	-
α^*_{max}	-	-	I	I	-	-	-	-	-
Kd490	-	-	-	-	-	-	-	S	-
PCM	-	-	-	-	-	-	-	I	-
Nitraclina	-	-	-	-	-	-	I	-	I
Φmax	-	-	-	-	E	E	E	-	-
Ek	-	-	-	-	I	I	I	-	-
I	1	4	6	6	5	4	5	4	5
S	0	0	0	0	1	1	1	2	1
E	0	0	0	0	1	1	1	0	0
P	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Total	1	4	6	6	7	7	7	6	6

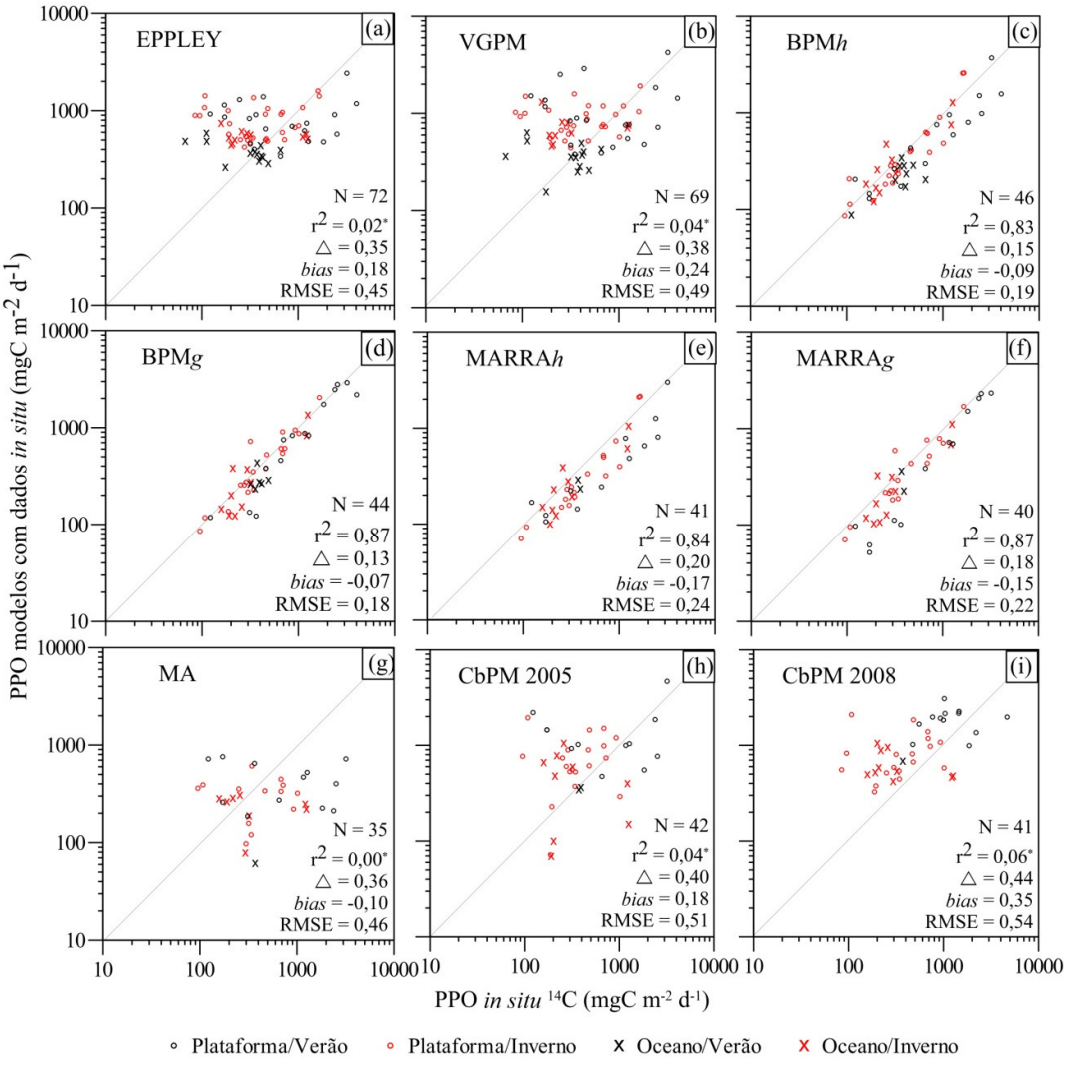
I: *in situ* , S: satélite, P: perfil gaussiano, E: equação que utiliza medidas *in situ* e dados de satélite.

Os modelos VGPM (Figura 4.27, b), MA (Figura 4.27, g), CbPM2005 e 2008 (Figura 4.27, h, i) apresentaram um desempenho pior que o modelo EPPLEY que é relativamente mais simples (Figura 4.27, a). Esse padrão de desempenho foi também observado em outros exercícos de comparação de modelos de PPO (CAMPBELL et al., 2002; DOGLIOTTI et al., 2014; FRIEDRICHS et al., 2009, SABA et al., 2010; SABA et al., 2011). As estimativas destes modelos não apresentaram correlação significativa com as medidas *in situ* (p-valor < 0,05).

Nas imagens processadas pelo algoritmo GSM01 com dados SeaWiFS se observa que o $\overline{a_{phy}}$ e $b_{bp}(443)$ estão distribuídos espacialmente de forma similar à distribuição da Cl*a* (Fig.4.7). A relação entre $b_{bp}(443)$ com a Cl*a* sugere que o aumento do retroespalhamento vem de partículas orgânicas e pode ser derivado da Cl*a* (HUOT et al., 2008) que para os modelos CbPM, é uma definição importante. Dessa forma, a razão Cl*a*:C_{phy} corresponde à Cl*a* (mgChl m^{-3}) e ao carbono fitoplanctônico (mgC m^{-3}) e não à $b_{bp}(443)_{NAP}$, relacionado a partículas não algais. Entretanto o coeficiente de determinação obtido foi máximo com o algoritmo GSM01 (0,46), enquanto Huot et al.

(2008) obtiveram r^2 entre 0,82 e 0,88 com medidas *in situ* em águas oligotróficas no Pacífico Sul.

Figura 4. 27 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com variáveis de entrada *in situ* utilizando os modelos EPPLEY, VGPM, BPM, MARRA, MA, CbPM. Em (c, e) *h* indica perfil vertical homogêneo de Cl*a*. Em (d, f) *g* indica perfil de Cla ajustado por modelo gaussiano. Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



Os melhores desempenhos foram com os modelos BPM*g*, BPM*h*, MARRA*g* e MARRA*h* (Tabela 4.9). Um fator comum a esses modelos é o uso de dados da curva P-E, o P^B_{max} e α^B. As estimativas desses modelos tendem a subestimar as medidas *in situ* com *bias* negativos, mais evidente durante o verão em estações sobre a plataforma e com uso de perfil homogêneo de Cl*a*. As análises de desempenho dos modelos BPM e

MARRA apresentaram melhores resultados com perfil de Cl*a* ajustado por modelo gaussiano.

Tabela 4. 9 – Classificação de acordo com o desempenho dos modelos de PPO com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica.

PPO *In situ*	N_amostral	RMSE	*bias*	r^2	Δ
BPM*g*	44	0,18	-0,07	0,87	0,13
BPM*h*	46	0,19	-0,09	0,83	0,15
MARRA*g*	40	0,22	-0,15	0,87	0,18
MARRA*h*	41	0,24	-0,17	0,84	0,20
EPPLEY	72	0,45	0,18	0,02	0,35
MA	35	0,46	-0,21	0,00	0,44
VGPM	69	0,49	0,24	0,04	0,38
CbPM2005	42	0,51	0,18	0,04	0,40
CbPM2008	41	0,54	0,35	0,06	0,44

As subestimativas podem estar relacionadas com máximos de Cl*a* subsuperficiais (Cla^{z}_{max}), observados principalmente no verão. Utilizando o perfil vertical homogêneo e igual a Cl*a in situ* superficial, o Cla^{z}_{max} não foi contabilizado e a biomassa na coluna d'água subestimada. Consequentemente, a PPO que é produto da Cl*a*, também é subestimada pelo modelo. É possível observar que nos modelos com perfil gaussiano (BPM*g* e MARRA*g*) a PPO se aproxima da linha 1:1 indicando que o máximo de Cla subsuperficial foi modelado satisfatoriamente. Brandini et al. (2014) analisaram os Cla^{z}_{max} na latitude de 26,8° S entre as isóbatas de 20 – 180 metros durante novembro de 2005 e junho de 2006. Segundo estes autores o Cla^{z}_{max} esteve na profundidade de 38 – 50 metros na plataforma média e entre 60 – 70 metros na plataforma interna, com predominância de diatomáceas. Brandini et al. (2014) propõem que as diatomáces em ressuspensão são transportadas *offshore* pelo transporte de Ekman para águas oligotróficas. Nessas regiões as diatomáceas afundam rapidamente até a picnoclina/nutriclina onde se tornam adaptadas à sombra, aumentam a capacidade de flutuação e contribuem para a formação de Cla^{z}_{max}. Tripathy et al. (2015) observaram Cla^{z}_{max} na região de presença das frentes subtropical e polar no oceano Índico. Estes autores observaram Cla^{z}_{max} em profundidade de ~75 metros com dominância de diatomáceas devido, também, ao rápido afundamento dessas na coluna d'água até regiões ideais de crescimento.

Dogliotti et al. (2014) analisou os modelos EPPLEY, VGPM, BPM*h*, AbPM, CbPM2005 simulado com dados *in situ* e obteve melhores resultados com o BPM*h* (RMSE = 112,3 mgC m^{-2} d^{-1} e r^2 = 0,99 em escala linear).

4.6.2. Modelo EPPLEY com dados SeaWiFS

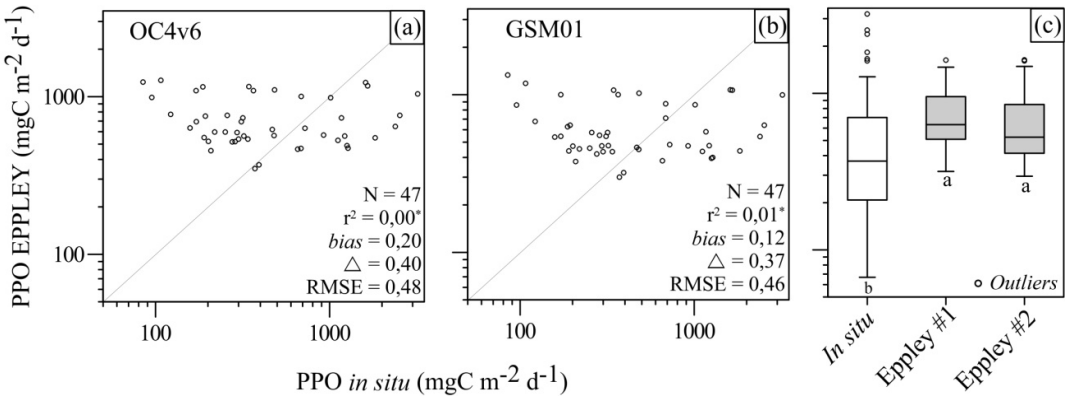
O modelo EPPLEY com dados SeaWiFS não teve bom desempenho com as combinações avaliadas (Tabela 4.10). O uso do modelo com o algoritmo GSM01 apresentou melhor desempenho, porém ambas as combinações não tiveram correlação significativa entre as estimativas e as medidas *in situ*. Os testes de desempenho apresentaram RMSE de 0,48 (OC4v6) e 0,46 (GSM01) que corresponde a aproximadamente 775 mgC m^{-2} d^{-1} (Figura 4.28).

Tabela 4. 10 – Combinações do modelo de PPO EPPLEY com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS.

PPO EPPLEY	
Combinações	Produto de Entrada
	Cl*a*
EPPLEY #1	OC4v6
EPPLEY #2	GSM01

Pelo gráfico *box-plot* (Figura 4.28, c) foi observado que a média das estimativas esteve em ~700 mgC m^{-2} d^{-1} enquanto a média *in situ* foi de ~400 mgC m^{-2} d^{-1}. Os testes de Tukey e Dunnet rejeitaram a hipótese de igualdade entre as médias das estimativas e as medidas *in situ*, ao nível de significância de 5%.

Figura 4. 28 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando o modelo EPPLEY (a, b). *Box-plot* (c) da PPO *in situ* (branco) e as estimativas (cinzas). Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



Com dados SeaWiFS, Jacox et al. (2015) e Kahru et al. (2009) obtiveram RMSE = 0,25 com o modelo EPPLEY com 324 amostras concomitantes à estimativa por satélite com dados do projeto *California Cooperative Oceanic Fisheries Investigations* (CalCOFI). Friedrichs et al. (2009) obtiveram em RMSE = 0,24 próximo ao observado por Jacox et al. (2015). Saba et al., (2010) obteve RMSE = 0,10 na zona frontal de convergência Polar (60° S – 170° O), região ultra-oligotrófica do oceano Pacífico e RMSE = 0,50 com medidas no Mar Negro.

4.6.3. Modelo VGPM com dados SeaWiFS

O modelo VGPM não apresentou correlação significativa entre as estimativas e medidas *in situ*. Seu desempenho foi igual ou pior ao observado com o EPPLEY nas três combinações avaliadas (Tabela 4.11).

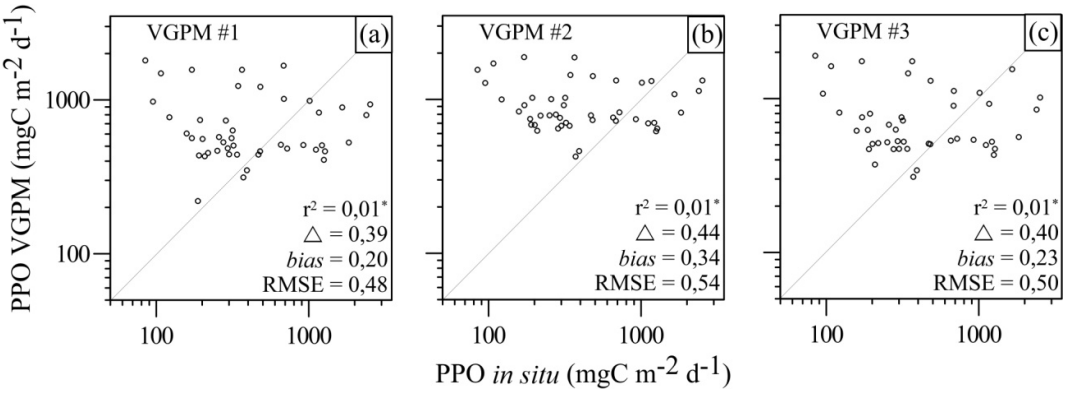
Tabela 4. 11 – Combinações do modelo de PPO VGPM com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS.

PPO VGPM				
Combinações	Produtos de Entrada			
	TSM	Cl*a*	Zeu	PAR
VGPM #1	MCSST	GSM01	Morel-OC4v6	PAR*
VGPM #2	MCSST	OC4v6	Morel-OC4v6	PAR*
VGPM #3	MCSST	GSM01	Morel-GSM01	PAR*

PAR* : PAR ajustada

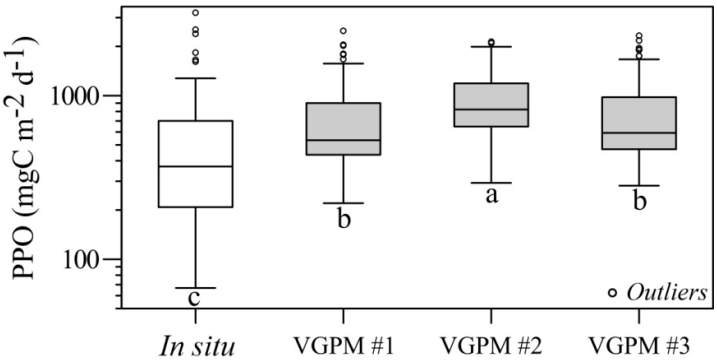
O melhor desempenho foi com o modelo VGPM #1, utilizando a Cl*a*-OC4v6 e a Zeu-Oc4v6. A tendência do VGPM em superestimar, observada com o modelo simulado com medidas *in situ* e pelo *box-plot* com dados de satélite (Figura 4.30), fez com que a combinação de melhor desempenho fosse aquela com a Zeu mais rasa. A Zeu-OC4v6, por ser mais rasa diminuiu o valor da PPO integrada na coluna d'água.

Figura 4. 29 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando o modelo VGPM com as combinações #1 (a), #2 (b) e #3 (c). Eixos em escala logarítmica. N = 45 amostras. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



O teste de Tukey não rejeitou a hipótese de igualdade entre as médias VGPM #1 e #3 ao nível de significância de 5%, entretanto rejeitou a hipótese de igualdade entre todas as combinações e a média das medidas *in situ*. O teste de Dunnett também rejeitou a hipótese de igualdade ($p < 0,05$) com todas as combinações e medidas *in situ*.

Figura 4. 30 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo VGPM (cinza) com dados SeaWiFS. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica.



Behrenfeld e Falwkoski (1997) observaram que a acurácia do modelo VGPM dependia primeiramente da abilidade em se obter a variabilidade do P^B_{opt}. Kameda e Ishizaka (2005) avaliaram o modelo VGPM no Pacífico noroeste e desenvolveram um modelo de estimativa do P^B_{opt} baseado na TSM e Cl*a* chamado de VGPM-KI. O modelo VGPM-KI apresentou melhor desempenho em regiões com Cl*a* > 0,2 mgChl m^{-3}. Entretanto, o RMSE médio em regiões onde a Cl*a* esteve entre 0 – 5 mgChl m^{-3} foi de 548 mgC m^{-2} d^{-2} com o modelo VGPM-KI e 892 mgC m^{-2} d^{-1} com o modelo VGPM original. O *bias*

médio foi de 0,14 (VGPM-KI) e 0,53 (VGPM) em escala logarítmica estando dentro do observado no presente trabalho.

Dogliotti et al. (2014) avaliaram o modelo VGPM com dados *in situ* na plataforma continental Argentina e obtiveram um RMSE igual a 786,8 mgC m^{-2} d^{-1}. O RMSE do modelo VGPM #1 com dados DEPROAS em escala linear no presente estudo foi igual a 722,7 mgC m^{-2} d^{-1}, corroborando com o observado por Dogliotti et al. (2014). Kahru et al. (2009) avaliaram o modelo VGPM nas estações do CALCOFI o obtiveram RMSE = 0,26 apresentando melhor desempenho do que o observado no presente estudo. Entretanto o modelo EPPLEY avaliado por Kahru et al. (2009) teve RMSE = 0,24, apresentando melhor resultado do que com o VGPM, assim como observado no presente estudo, todos em escala logarítmica. Kampel et al. (2009b) concluíram que devido as calibrações e simplificação de determinadas relações empíricas entre variáveis ambientais desenvolvidas para o modelo, o VGPM pode não se aplicar ao ambiente natural considerado na área do projeto DEPROAS.

4.6.4. Modelo BPM com dados SeaWiFS

A irradiância ao longo do dia (I(*t*)) foi substituída pela radiação fotossinteticamente disponível ajustada com dados SeaWiFS (PAR^*). A irradiância em cada profundidade foi obtida da atenuação da PAR^* pelo KdPAR-GSM01 conforme Eq. 3.23. Os modelos BPM*h* e BPM*g* foram estimados pelas combinações da Tabela 4.12.

Tabela 4. 12 – Combinações do modelo de PPO BPM*h* e BPM*g* com dados SeaWiFS para as 4 campanhas do projeto DEPROAS.

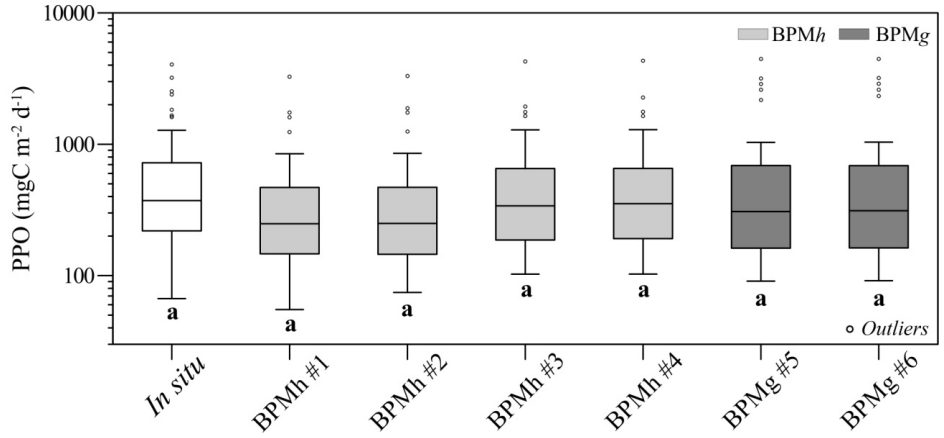
PPO BPM						
Combinações	Produtos de Entrada				Parâmetros Fotossintéticos	
	Cl*a*	PAR	KdPAR	Zeu	P^*_{max}	α^*
*BPM*h* #1	GSM01	PAR^*	Morel-GSM01	Morel-OC4v6	*In situ*	*In situ*
BPM*h* #2	GSM01	PAR^*	Morel-GSM01	Morel-GSM01	*In situ*	*In situ*
BPM*h* #3	OC4v6	PAR^*	Morel-GSM01	Morel-OC4v6	*In situ*	*In situ*
BPM*h* #4	OC4v6	PAR^*	Morel-GSM01	Morel-GSM01	*In situ*	*In situ*
*BPM*g* #5	Perfil gaussiano	PAR^*	Morel-GSM01	Morel-OC4v6	*In situ*	*In situ*
BPM*g* #6	Perfil gaussiano	PAR^*	Morel-GSM01	Morel-GSM01	*In situ*	*In situ*

* h = perfil homogêneo de Cl*a* , g = perfil gaussiano de Cl*a* .

As combinações com perfil gaussiano de biomassa utilizaram os coeficientes σ, B_0, Zm e h calculados das medidas discretas de Cl*a* *in situ* por Kampel (2003). A análise de

Tukey confirmou a hipótese de igualdade entre as médias das estimativas e entre as estimativas e a média *in situ* (Figura 4.31). O teste de Dunnett corroborou ao considerar significativamente iguais (p-valor > 0,05) todas as médias das combinações de BPM com relação à média *in situ*.

Figura 4. 31 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo BPM (tons de cinza) com dados SeaWiFS. BPM*h* tem Cl*a* homogênea em profundidade igual a Cl*a* da superfície do mar estimada por satélite. BPM*g* tem Cl*a* variável em profundidade com perfil gaussiano obtido de parâmetros *in situ*. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica.



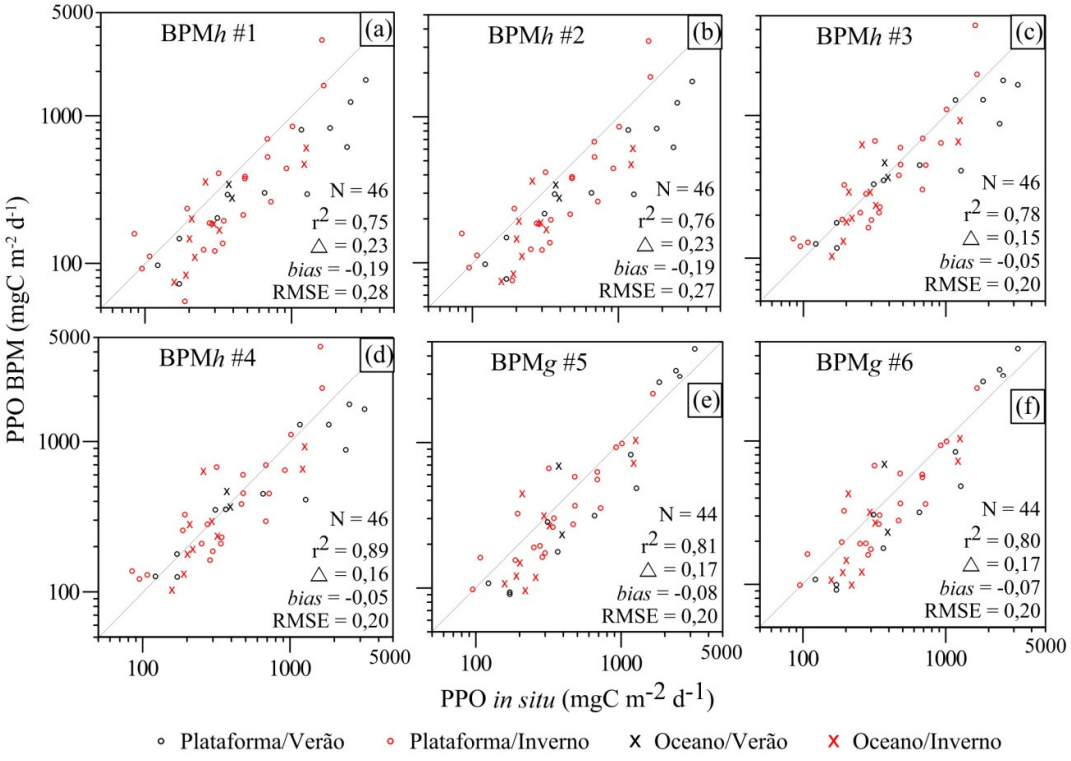
Todas as combinações subestimaram as medidas *in situ* com *bias* entre -0,19 e -0,05. O r^2 foi > 0,75, considerado significativo (p-valor > 0,05) em relação às estimativas e medidas *in situ*. Com os modelos de perfil gaussiano de clorofila-*a*, as combinações BPM*g* #5 e #6 tiveram praticamente o mesmo desempenho (Figura 4.32). Os melhores desempenhos fora com as combinações BPM*h* #4 e #3 que utilizaram a Cl*a*-OC4v6 (Tabela 4.13). As combinações BPM*h* #1 e BPM*h* #2, que utilizaram a Cl*a*-GSM01 apresentaram desempenho mais baixo.

Tabela 4. 13 – Classificação do modelo BPM de acordo com o desempenho das combinações com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica.

Combinações	N_amostral	RMSE	*bias*	r^2	Δ
BPM*h* #4	46	0,20	-0,05	0,89	0,16
BPM*h* #3	46	0,20	-0,05	0,78	0,15
BPM*g* #5	44	0,20	-0,08	0,81	0,17
BPM*g* #6	44	0,20	-0,07	0,80	0,17
BPM*h* #2	46	0,27	-0,19	0,76	0,23
BPM*h* #1	46	0,28	-0,19	0,75	0,23

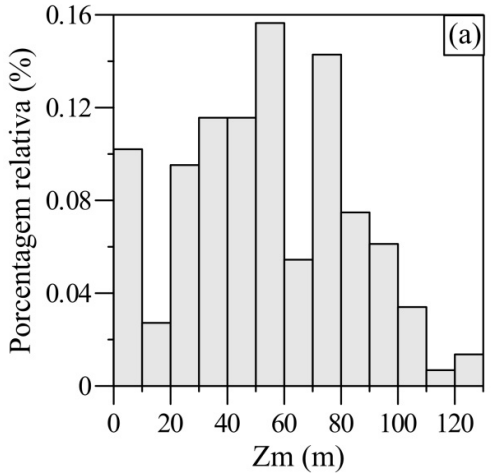
A mudança na Cl*a* semi-analítica pela empírica diminuiu o erro médio percentual das estimativas de PPO em ~5%. A mudança na Zeu não alterou o desempenho entre as combinações BPM*h* #1 *vs.* #2 e entre BPM*g* #5 *vs.* #6. Quanto as combinações BPM*h* #3 *vs.* #4 houve uma melhora no ε de 1% no BPM*h* #4 com a Zeu-GSM01.

Figura 4. 32 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando combinações do modelo BPM. Combinações: BPM*h* #1 (a), #2 (b), #3 (c) e #4 (d), BPM*g* #5 (e) e #6 (f). Eixos em escala logarítmica.



A melhora no desempenho do modelo com combinações da Cl*a*-OC4v6 pode ser devido a Cla^{z}_{max} não identificadas pelo satélite. A primeira profundidade óptica é definida como a profundidade onde se tem 37% da PAR superficial (GORDON; MCCLUNEY, 1975; MOREL; BERTHON, 1989) e a determinação da concentração de pigmentos através de SRCO é restrito a essa camada (KAMPEL, 2003). A primeira profundidade óptica foi obtida por Kampel (2003) nas quatro campanhas de mesoescala do projeto DEPROAS e seu valor médio foi igual a 11 metros com máximos de ~20 metros no verão de 2002 (M3). O Zm indica as profundidades do máximo de Cl*a* medidas *in situ* (Figura 4.33).

Figura 4. 33 – Histograma da profundidade de Cl*a* máxima nas estações DEPROAS (N = 147).



Foi observado que 13% dos máximos de Cl*a* estão entre 0 – 20 metros de profundidade e possivelmente capturadas pelo sensor de cor do oceano. Nos outros 87% o sensor pode não ter detectado os máximos subsuperficiais e como consequência obteve as subestimativas de PPO aqui observadas. As superestimativas do algoritmo Cl*a*-OC4v6 em superfície podem ter compensado a Cl*a*(z) em profundidades abaixo da primeira camada óptica.

4.6.5. Modelo MARRA com dados SeaWiFS

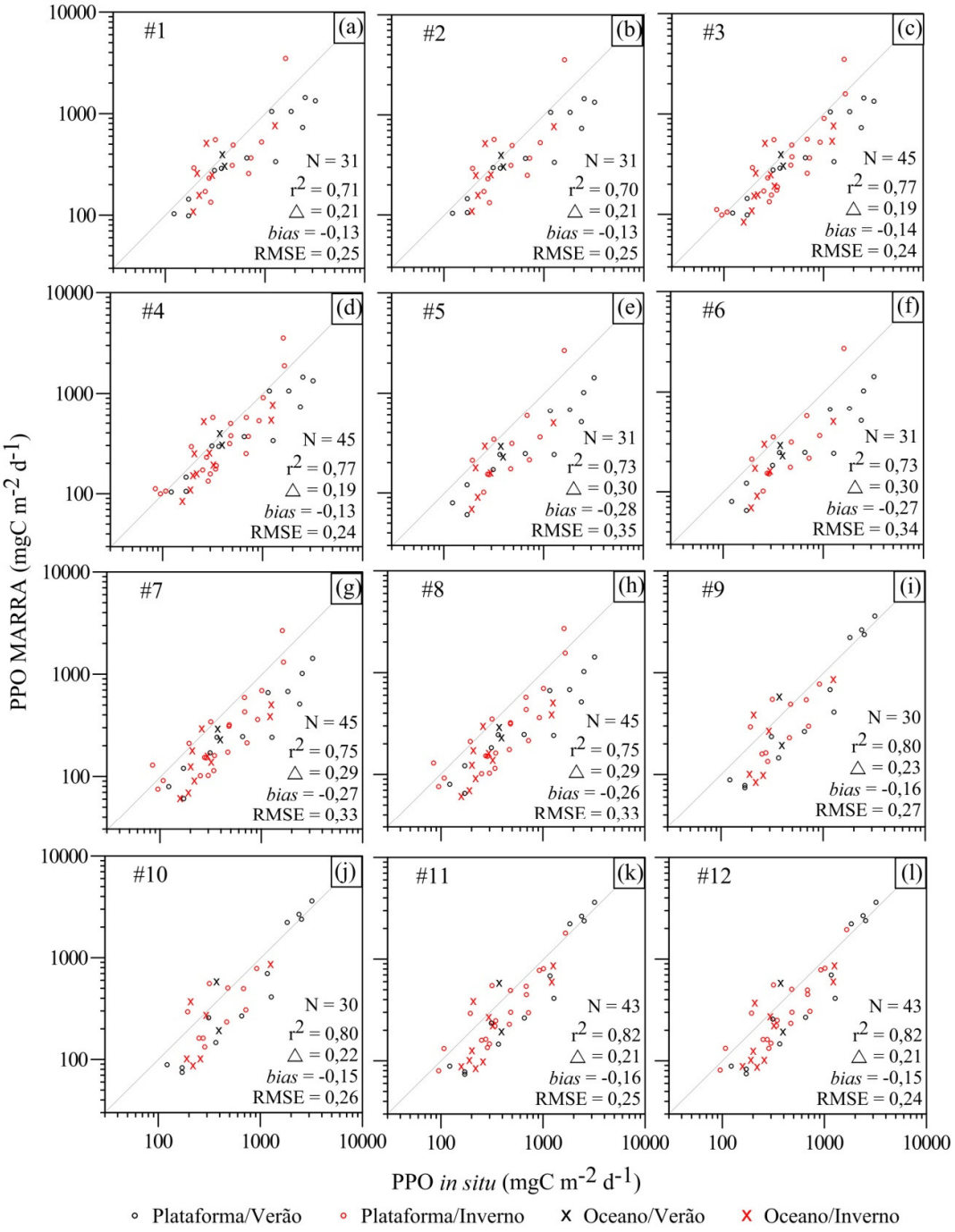
Oito combinações do MARRA utilizaram um perfil vertical homogêneo de biomassa com valor igual ao da Cl*a* de superfície estimada por satélite (MARRA*h*), e quatro utilizaram um perfil vertical de Cl*a* gaussiano parametrizado com dados *in situ* (MARRA*g*) (Tabela 4.14). Os valores de PAR foram calculados de acordo com a Eq. 4.1 (PAR^{*}) e o coeficiente de atenuação da PAR foi estimado pelo algoritmo $KdPAR_{Morel}$-GSM01, utilizando a Cl*a*-GSM01. Φ_{max} e E_k foram derivados dos parâmetros fotossintéticos conforme Eq. 3.25 e 3.26, respectivamente.

Tabela 4. 14 – Combinações do modelo de PPO MARRA com dados SeaWiFS para as quatro campanhas do projeto DEPROAS.

PPO MARRA			
Combinações	Produtos de Entrada		
	Cl*a*	$\overline{a^*_{phy}}$	Zeu
MARRA*h* #1	OC4v6	GIOP	Morel-OC4v6
MARRA*h* #2	OC4v6	GIOP	Morel-GSM01
MARRA*h* #3	OC4v6	GSM01	Morel-OC4v6
MARRA*h* #4	OC4v6	GSM01	Morel-GSM01
MARRA*h* #5	GSM01	GIOP	Morel-OC4v6
MARRA*h* #6	GSM01	GIOP	Morel-GSM01
MARRA*h* #7	GSM01	GSM01	Morel-OC4v6
MARRA*h* #8	GSM01	GSM01	Morel-GSM01
MARRA*g* #9	Perfil gaussiano	GIOP	Morel-OC4v6
MARRA*g* #10	Perfil gaussiano	GIOP	Morel-GSM01
MARRA*g* #11	Perfil gaussiano	GSM01	Morel-OC4v6
MARRA*g* #12	Perfil gaussiano	GSM01	Morel-GSM01

Todas as combinações testadas apresentaram r^2 entre 0,70 e 0,82 e tiveram uma correlação significativa (p-valor > 0,05) com as medidas *in situ*. As combinações subestimaram a PPO medida *in situ* e, analogamente ao observado com o modelo BPM, as combinações com a Cl*a*-OC4v6 como variável de entrada apresentaram melhor desempenho (Figura 4.34). As combinações do $\overline{a^*_{phy}}$ tiveram melhor desempenho com o algoritmo GSM01. Com relação à Zeu, os melhores desempenhos foram observados com o algoritmo Zeu_{Morel}-GSM01.

Figura 4. 34 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando combinações do modelo MARRA. Eixos em escala logarítmica.



Saba et al. (2010), obtiveram RMSE ~0,50 e ~0,35 com o modelo MARRA em estações das séries temporais *Bermuda Atlantic Time-series Study* (BATS) e *Hawaii Ocean Time-series* (HOT), respectivamente. Nesses casos o modelo foi simulado com dados de E_k e α^B médios obtidos por Marra et al. (2000) no Mar Arábico e oceano Atlântico

Norte. Saba et al. (2011) analisaram 21 modelos de PPO em diferentes regiões oceânicas e obtiveram um RMSE = 0,15 pelo modelo MARRA no Mar Arábico e RMSE = 0,25 pelo modelo MARRA no oceano Atlântico Norte.

4.6.6. Modelo MA com dados SeaWiFS

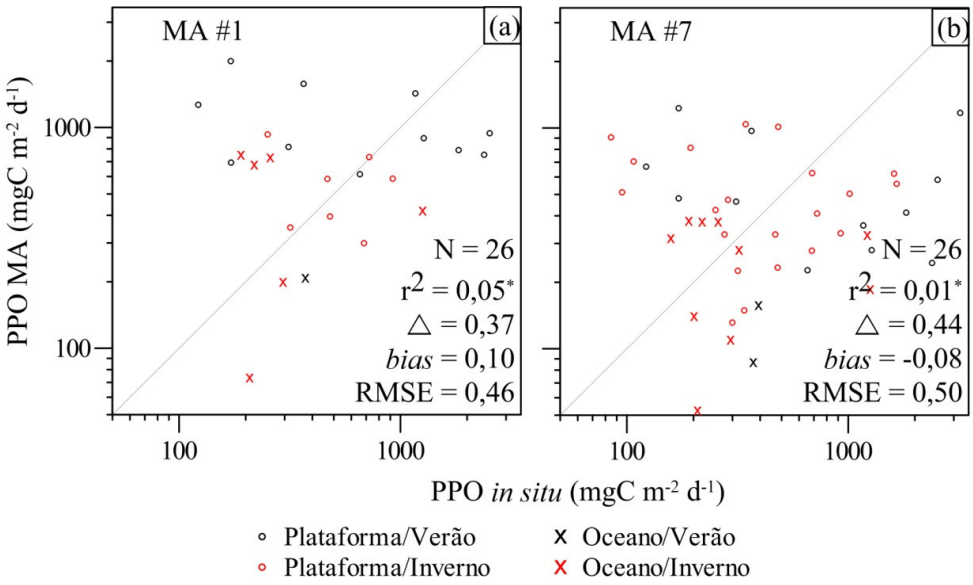
Entre os produtos de entrada, a PAR^{*} e o $KdPAR_{Morel}$-GSM01 de SRCO foram aplicados em todas as combinações do modelo MA. O E_k e Φ_{max} obtidos de medidas *in situ* também foram os mesmos nas oito combinações. A nitraclina obtida de medidas de dados climatológicos mensais do *World Ocean Atlas* de 2013 (WOA13) também foi a mesma para as combinações do modelo MA. Os demais produtos de entrada estão na Tabela 4.15.

Tabela 4. 15 – Combinações do modelo de PPO MA com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS.

PPO MA			
Combinações	Produtos de Entrada		
	z_{NO3}	$\overline{a_{phy}}$	Zeu
MA #1	*In situ*	GIOP	Morel-OC4v6
MA #2	*In situ*	GIOP	Morel-GSM01
MA #3	*In situ*	GSM01	Morel-OC4v6
MA #4	*In situ*	GSM01	Morel-GSM01
MA #5	WOA13	GIOP	Morel-OC4v6
MA #6	WOA13	GIOP	Morel-GSM01
MA #7	WOA13	GSM01	Morel-OC4v6
MA #8	WOA13	GSM01	Morel-GSM01

O modelo MA não obteve uma correlação significativa entre as estimativas e medidas *in situ*. A combinação MA #1 foi a melhor entre as combinações com valores de nitraclina *in situ*, mas suas estimativas estiveram próximas dos modelos EPPLEY e VGPM com RMSE = 0,46 (Figura 4.35). Utilizando dados do WOA13 para estimar a nitraclina, o modelo MA #7 teve melhor desempenho com RMSE = 0,50. Dogliotti et al. (2014) simulou o modelo AbPM de Lee et al. (1996) com variáveis de entrada obtidas *in situ*. Os autores obtiveram um RMSE de 876,6 mgC m^{-2} d^{-1}, próximo ao obtido pelo MA #7, que em escala linear apresentou um RMSE = 865,0 mgC m^{-2} d^{-1}.

Figura 4. 35 – Diagrama de dispersão e análise de desempenho da combinação com melhor desempenho com nitraclina *in situ*, MA #1 (a) e do WOA13, MA #7 (b). Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



O uso de dados do WOA13 apresentou algumas limitações. O arquivo original têm a resolução espacial de 1 x 1° (111 km) o que limitou a área de estudo sobre 10 pixels. Nesses 10 pixels, nas campanhas de inverno (M2 e M4) a z_{NO3} esteve localizada em superfície, porém com dados *in situ* a profundidade da z_{NO3} raramente foi de 0 metros. Aidar et al. (1993) descreveram os processos de incremento e decremento do nitrato e nitrito na plataforma de Ubatuba (SP) durante as estações de inverno e de verão, de 1985 a 1988. Segundo os autores as concentrações médias de nitrato no verão foram entre 0,15 – 0,38 µM em água costeira e 0,06 – 0,34 µM na AT. No inverno os valores médios obtidos em água costeira foram entre 0,29 – 0,77 µM e na AT de 0,44 – 1,24 µM. Assim como no presente estudo, em alguns casos, principalmente no inverno foram observadas a nitraclina em superfície ou próxima da camada superficial devido a processos de turbulência e correntes de maré responsáveis pela ressuspensão de sedimento e consequente enriquecimento da camada de mistura em nitrato e em outras formas de nitrogênio mesmo assim restrito à região de plataforma (AIDAR et al., 1993; CASTRO FILHO et al., 1987).

MA et al. (2014) utilizaram os dados do WOA para o ano de 2009 na avaliação do modelo AbPM adaptado por estes autores. As medidas de validação do modelo foram obtidas dos bancos de dados das séries temporais BATS, HOT e CALCOFI. Ma et al. (2014) utilizaram médias mensais de resolução espacial 18 x 18 km do $\overline{a_{phy}}$-GIOP,

Zeu_{Lee} e outros produtos de SRCO com dados MODISA. Nas estações de validação o modelo MA apresentou *bias* iguais a -0,06 (HOT), -0,14 (BATS) e -0,02 (CALCOFI) e RMSE iguais a 0,11 (HOT), 0,24 (BATS) e 0,08 (CALCOFI).

O modelo MA utilizou um valor constante de compensação do efeito de fotoinibição igual a 0,01 (Einstein m^{-2} $d^{-1})^{-1}$. No presente trabalho, recalculamos o modelo sem o fator de inibição, mas o resultado obtido não teve melhor desempenho.

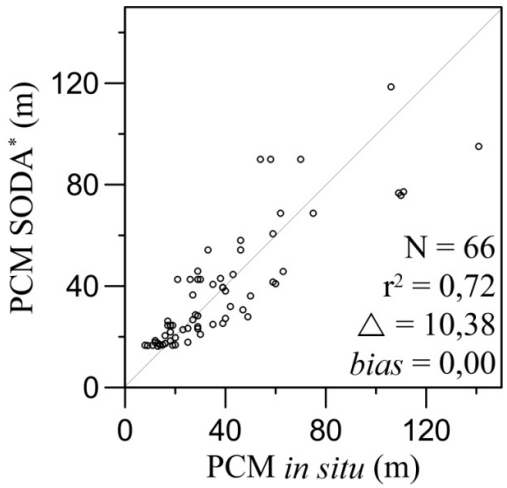
4.6.7. Modelo CbPM2005 com dados SeaWiFS

O CbPM2005 utilizou a profundidade da camada de mistura (PCM) do *Simple Ocean Data Assimilation* (SODA). Os dados SODA apresentaram um *bias* de -15,30 metros, Δ igual a 15,58 metros e r^2 de 0,72, comparados com a PCM medida *in situ*. Foi aplicado à PCM SODA um ajuste linear GLM (Equação 4.9) eliminando o *bias*, mantendo o r^2 = 0,72 e com Δ = 10,38 m (Figura 4.36).

$$SODA^{*} = (1{,}80 * SODA) - 3{,}07 \qquad (4.9)$$

$SODA^{*}$: modelo ajustado.

Figura 4. 36 – Diagrama de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PCM *in situ* e estimativas com dados SODA após o ajuste com GLM ($SODA^{*}$).



A PCM ajustada do modelo SODA ($SODA^{*}$), a PAR^{*} e o Kd490 (Eq. 3.8) foram aplicados em todas as combinações do modelo CbPM2005 juntamente com os demais produtos de entrada (Tabela 4.16).

Tabela 4. 16 – Combinações do modelo de PPO CbPM2005 com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS.

PPO CbPM 2005			
Combinações	Produtos de Entrada		
	Cl*a*	b_{bp} (443)	Zeu
CbPM2005 #1	OC4v6	QAA	Morel-OC4v6
CbPM2005 #2	OC4v6	QAA	Morel-GSM01
CbPM2005 #3	OC4v6	GSM01	Morel-OC4v6
CbPM2005 #4	OC4v6	GSM01	Morel-GSM01
CbPM2005 #5	OC4v6	GIOP	Morel-OC4v6
CbPM2005 #6	OC4v6	GIOP	Morel-GSM01
CbPM2005 #7	GSM01	QAA	Morel-OC4v6
CbPM2005 #8	GSM01	QAA	Morel-GSM01
CbPM2005 #9	GSM01	GSM01	Morel-OC4v6
CbPM2005 #10	GSM01	GSM01	Morel-GSM01
CbPM2005 #11	GSM01	GIOP	Morel-OC4v6
CbPM2005 #12	GSM01	GIOP	Morel-GSM01

O modelo CbPM2005 não teve bom desempenho e apresentou uma correlação não significativa entre as estimativas obtidas e as medidas *in situ*. Friedrichs et al. (2009) obtiveram valores de RMSE = 0,27 com o modelo CbPM2005 durante o PPARR3 e RMSE = 0,24 com os modelos EPPLEY e VGPM. Saba et al. (2010) avaliaram o CbPM2005 e obtiveram RMSE = 0,40 na comparação do modelo com medidas *in situ* na série temporal HOT e RMSE = 1,10 comparado à medidas *in situ* na série temporal BATS. Tanto Friedrichs et al. (2009) quanto Saba et al. (2010) tiveram pior desempenho com o modelo MA em relação ao EPPLEY e VGPM corroborando com o presente estudo. No presente trabalho o RMSE das combinações do modelo MA estiveram abaixo de 0,50, próximo ao observado por Saba et al. (2010).

Os melhores casos foram observados com as combinações entre CbPM2005 #7 a #12 com a Cl*a*-GSM01. As mudanças na Cl*a* do algoritmo OC4v6 para GSM01 diminuiram o erro médio percentual das estimativas de PPO em 40%. A mudança da Zeu_{Morel}-GSM01 para Zeu_{Morel}-OC4v6 diminuiu o erro percentual em 7%. Entre as combinações com os algoritmos de $b_{bp}(443)$ não foram observadas diferenças nos valores de RMSE,

bias e Δ, indicando que a escolha do algoritmo parece não alterar o desempenho do modelo.

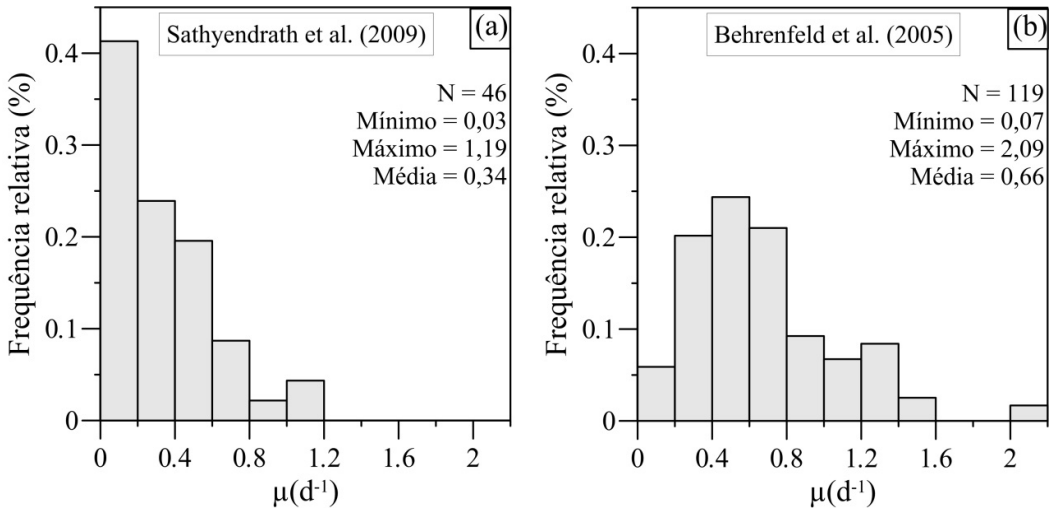
Um dos motivos pelo baixo desempenho do CbPM2005 pode estar relacionado a falhas observadas no modelo em águas opticamente complexas, onde as partículas em suspensão carregadas não são necessariamente relacionadas ao fitoplâncton (BEHRENFELD et al., 2005). Outra forma de incerteza no modelo CbPM2005 pode estar relacionada à PCM SODA. Behrenfeld et al. (2005) utilizam dados de PCM do modelo *Fleet Numerical Meteorology and Oceanography Center* (FNMOC) disponibilizados a partir de 2005. Milutinovic et al. (2009) comparam o CbPM2005 com dados mensais SeaWIFS utilizando diversos modelos de PCM (*Thermodynamic Ocean Prediction System* - TOPS, *Miami Isopycnic Coordinate Ocean Model* - MICOM1 e MICOM2, *Hybrid Coordinate Ocean Model* - HYCOM) e observaram uma diferença significativa nos resultados de PPO analisados globalmente. Entretanto, o modelo CbPM2005 simulado com dados de PCM *in situ* teve um RMSE = 0,51 e com dados do PCM SODA* apresentaram um RMSE = 0,50, indicando que possivelmente as estimativas de PCM não foram as responsáveis pelo baixo desempenho do modelo.

Outro fator de erro pode estar relacionado com a taxa de crescimento (μ, d^{-1}) aplicada no modelo. O CbPM2005 (BEHRENFELD et al., 2005) e CbPM2008 (WESTBERRY et al., 2008) utilizam uma taxa máxima de crescimento (μ_{max}) igual a 2 divisões por dia como sugerido por Banse et al. (1991). Marañón et al. (2000) observaram μ de até 0,8 d^{-1} durante três transectos no oceano Atlântico entre 50 °N – 50 °S. Boyd et al. (2013) em testes de incubação observaram crescimento de até 1,4 d^{-1}. Sigaud e Aidar (1993) analisaram os efeitos da salinidade e temperatura sobre a taxa máxima de crescimento de quatro espécies de algas planctônicas presentes na MCSB. Observaram μ_{max} entre 1,6 – 2,6 divisões d^{-1} sendo que os casos de máximos observados foram obtidos em temperaturas de 40 °C e/ou salinidades de 20 psu. Sathyendranath et al. (2009) descrevem o crescimento fitoplanctônico em função dos parâmetros fotossintéticos e das biomassas de carbono(C) e Cl*a* (Eq. 4.10).

$$\mu = \frac{\mathrm{Cl}a * P^{B}_{max}}{C_{phy}} * \left[1 - \exp\left(- \frac{\alpha^{B}}{P^{B}_{max}} * E\right)\right] \qquad (4.10)$$

Onde E é a irradiância disponível no domínio fotossintético (SATHYENDRANATH et al., 2009) e igual a PAR^*. Utilizando as variáveis de entrada estimadas no presente trabalho na Eq. 4.10, calculou-se uma taxa de crescimento fitoplanctônico em média 50% inferior à obtida quando aplicada a equação descrita em Behrenfeld et al. (2005) (Figura 4.37).

Figura 4. 37 – Histograma de crescimento fitoplanctônico calculado conforme Sathyendranath et al. (2009) (a) e Behrenfeld et al. (2005) (b).



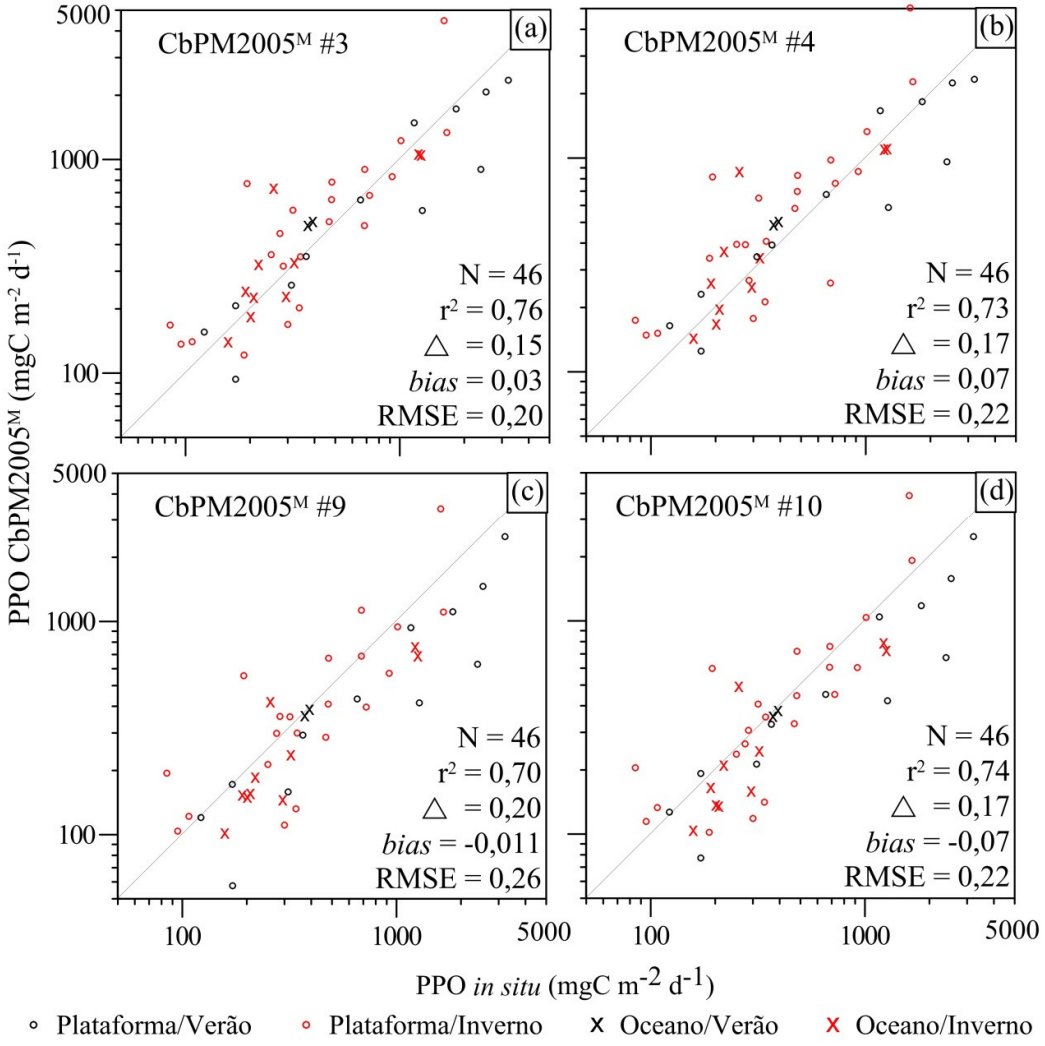
Substituindo a Eq. 4.10 no modelo CbPM2005 a PPO foi recalculada conforme a Equação 4.11.

$$PPO^{M}_{CbPM2005} = C_{phy} * \left[\frac{Cl\mathit{a} * P^{B}_{max}}{C_{phy}} * \left[1 - \exp\left(- \frac{\alpha^{B}}{P^{B}_{max}} * PAR^{*} \right) \right] \right] * Zeu * h(PAR^{*}) \qquad (4.11)$$

Onde M corresponde ao algoritmo CbPM2005 modificado. No formato modificado o CbPM2005 deixa de ser um modelo dependente das estimtivas do Kd490 e da PCM e passa a ser função dos parâmetros fotossintéticos e demais produtos de SRCO: $b_{bp}(443)$, PAR^*, Zeu, Cl*a*. A desvantagem da versão modificada foi substituir produtos de SRCO e modelagem por parâmetros fotossintéticos medidos *in situ*, o que pode dificultar a implementação caso não se disponham destes dados. A vantagem foi reduzir incertezas do modelo.

As mesmas combinações utilizadas anteriormente (Tabela 4.16) apresentaram melhores resultados de RMSE, *bias* e ΔPPO. As melhores combinações do $CbPM2005^M$ tiveram desempenhos comparados aos modelos BPM e MARRA (Figura 4.38).

Figura 4. 38 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados SeaWiFS utilizando combinações do modelo CbPM2005^{M}. Eixos em escala logarítmica.



O melhor desempenho foi obtido com a combinação CbPM2005^{M} #3 com a Cl*a*-OC4v6, o b_{bp}(443)-GSM01 e ZeuMorel-OC4v6. Assim como observado com dados BPM*h* e MARRA*h*, a combinação com Cl*a*-OC4v6 apresentou melhor desempenho.

Os testes de Tukey e Dunnett rejeitaram a hipótese de igualdade com as combinações de CbPM2005, mas confirmaram a igualdade média das combinações de CbPM2005^{M} entre si e entre a média das medidas *in situ* (p-valor > 0,05).

4.6.8. Modelo CbPM2008 com dados SeaWiFS

A radiação fotossinteticamente disponível do sensor SeaWiFS (PAR*) foi utilizada no lugar da irradiância integrada no visível descrita na Eq. 3.36 do modelo CbPM2008. A atenuação da PAR em profundidade foi calculada utilizando o KdPAR-GSM01 aplicado em cada combinação (Tabela 4.17). Além da PAR* e KdPAR-GSM01, o Kd490, a PCM do modelo SODA e dados de nitraclina do WOA13 foram utilizados em todas as combinações testadas.

Tabela 4. 17 – Combinações do modelo de PPO CbPM2008 com dados SeaWiFS para todas as campanhas do projeto DEPROAS.

PPO CbPM 2008			
Combinações	Produtos de Entrada		
	Cl*a*	b_{bp} (443)	Zeu
CbPM2008 #1	OC4v6	QAA	Morel-OC4v6
CbPM2008 #2	OC4v6	QAA	Morel-GSM01
CbPM2008 #3	OC4v6	GSM01	Morel-OC4v6
CbPM2008 #4	OC4v6	GSM01	Morel-GSM01
CbPM2008 #5	OC4v6	GIOP	Morel-OC4v6
CbPM2008 #6	OC4v6	GIOP	Morel-GSM01
CbPM2008 #7	GSM01	QAA	Morel-OC4v6
CbPM2008 #8	GSM01	QAA	Morel-GSM01
CbPM2008 #9	GSM01	GSM01	Morel-OC4v6
CbPM2008 #10	GSM01	GSM01	Morel-GSM01
CbPM2008 #11	GSM01	GIOP	Morel-OC4v6
CbPM2008 #12	GSM01	GIOP	Morel-GSM01

O CbPM2008 teve o pior desempenho entre os modelos avaliados nesse trabalho. O RMSE com dados *in situ* que era de 0,54 foi superior a 0,90 com dados de satélite, equivalente a, aproximadamente 1660 mgC m^{-2} d^{-1}. As combinações não apresentaram correlação entre as medidas *in situ* ao nível de significância de 5%. Friedrichs et al. (2009) obtiveram o maior RMSE com dados CbPM2008 (RMSE ~0,40) comparado a outros 20 modelos de PPO no oceano Pacífico Tropical durante o PPARR3. Saba et al. (2010) analisaram o CbPM2008 e obtiveram valores de RMSE iguais a 0,2 – 0,7 comparados a medidas das séries temporais HOT e BATS, respectivamente. Estes autores observaram melhor desempenho com o modelo CbPM2008 em relação ao CbPM2005.

As possíveis causas da queda no desempenho podem estar relacionadas ao modelo de nitraclina do WOA13 assim como no caso do modelo MA. Nesse caso a baixa resolução espacial e o uso de uma média climatológica mensal podem ter influenciado no modelo. Assim como o CbPM2005, o CbPM2008 também pode falhar próximo a costa devido a complexidade da água. Outras fontes de incerteza são a PCM do modelo SODA e a taxa máxima de crescimento fitoplanctônica, como discutido anteriormente. Porém, no caso do CbPM2008 a substituição do μ descrito por Westberry et al. (2008) pela formulação de Sathyendranath et al. (2009) não é possível uma vez que o μ no modelo CbPM2008 é função da profundidade. Se substituirmos o μ, a característica do modelo que seria obter a PPO(z) em função de processos como profundidade da camanda de mistura, decaimento da irradiância descendente e profundidade da nitraclina deixa de ser respeitada.

4.7. Análise de desempenho dos modelos de PPO: inverno de 2002

4.7.1. Com dados *in situ*

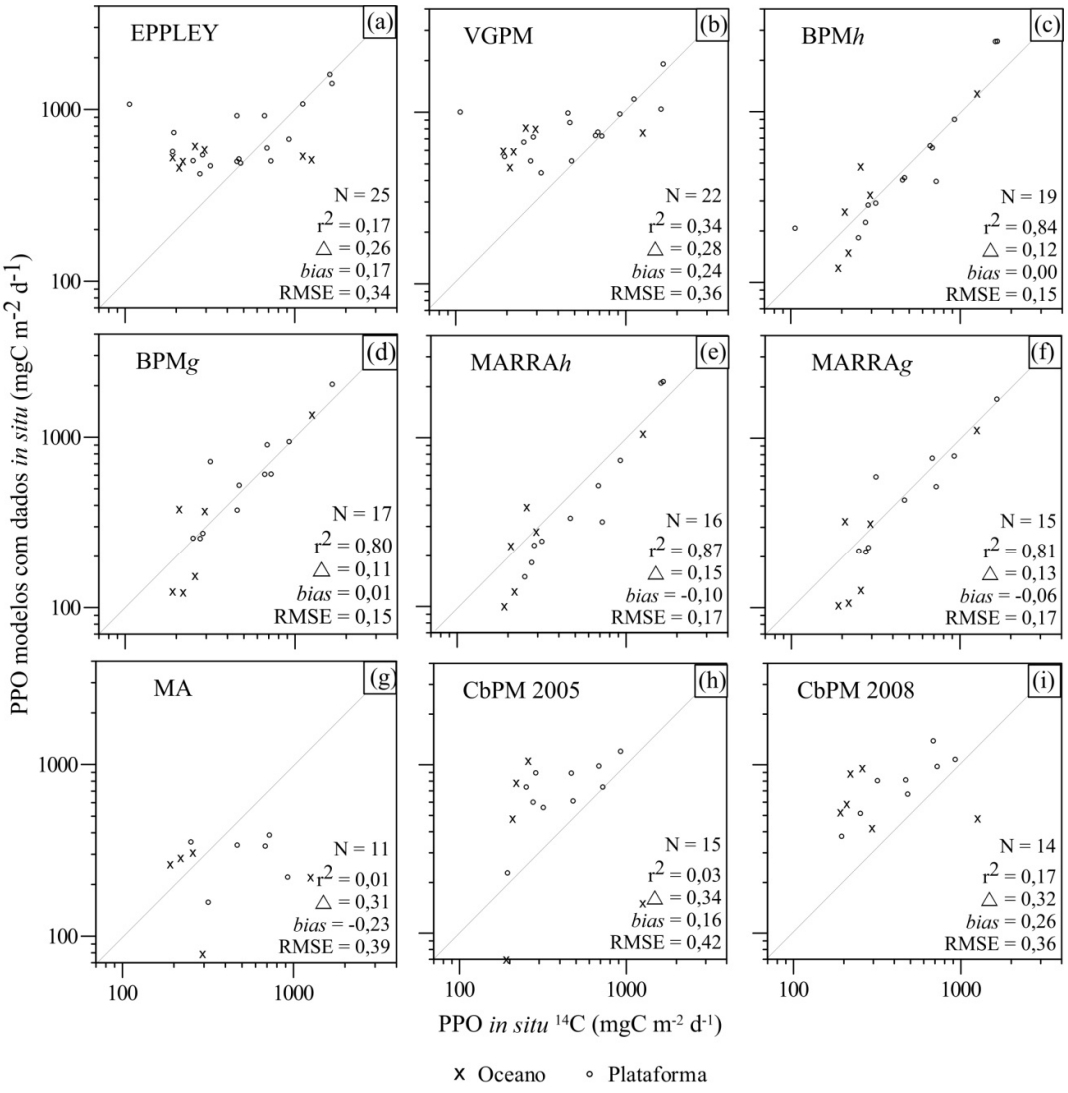
As análises dos modelos com dados *in situ* durante o inverno de 2002 (08/2002) também apresentaram melhores desempenhos com os modelos BPM e MARRA (Figura 4.39). Com o modelo BPM*g* o RMSE (0,15) e Δ (0,11) foram menores comparados com o perfil vertical de Cl*a* homogêneo (RMSE = 0,15 e Δ = 0,12). Os resultados do *bias* e r^2 foram melhores com o modelo BPM*h*. O modelo MARRA*g* apresentou melhores RMSE, *bias* e Δ, enquanto o r^2 foi melhor com o MARRA*h*. A Tabela 4.18 indica a classificação dos modelos de acordo com o desempenho.

Tabela 4. 18 – Classificação de acordo com o desempenho dos modelos de PPO com relação às medidas *in situ*. Valores em escala logarítmica.

PPO *In situ*	N_amostral	RMSE	*bias*	r^2	Δ
BPM*h*	19	0,15	0,00	0,84	0,12
BPM*g*	17	0,15	0,01	0,80	0,11
MARRA*g*	15	0,17	-0,06	0,81	0,13
MARRA*h*	16	0,17	-0,10	0,87	0,15
EPPLEY	25	0,34	0,17	0,17	0,26
CbPM2008	14	0,36	0,26	0,17	0,32
VGPM	22	0,36	0,24	0,34	0,28
MA	11	0,39	-0,23	0,01	0,31
CbPM2005	15	0,42	0,16	0,03	0,34

Com exceção do MARRA e MA, os demais modelos superestimaram a PPO medida *in situ*. Os modelos MA, CbPM2005 e CbPM2008 não apresentaram correlação significativa entres suas estimativas e as medidas *in situ* (p-valor > 0,05). As estimativas pelos modelos EPPLEY, VGPM, BPM*h*, BPM*g*, MARRA*h* e MARRA*g* foram significativas em relação as medidas *in situ*.

Figura 4. 39 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com dados *in situ* utilizando os modelos EPPLEY, VGPM, BPM, MARRA, MA, CbPM. Em (c, e) h indica clorofila homogênea em profundidade igual à superfície. Em (d, f) g indica clorofila variando de acordo com coeficientes do perfil gaussiano. Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



4.7.2. Modelo EPPLEY com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

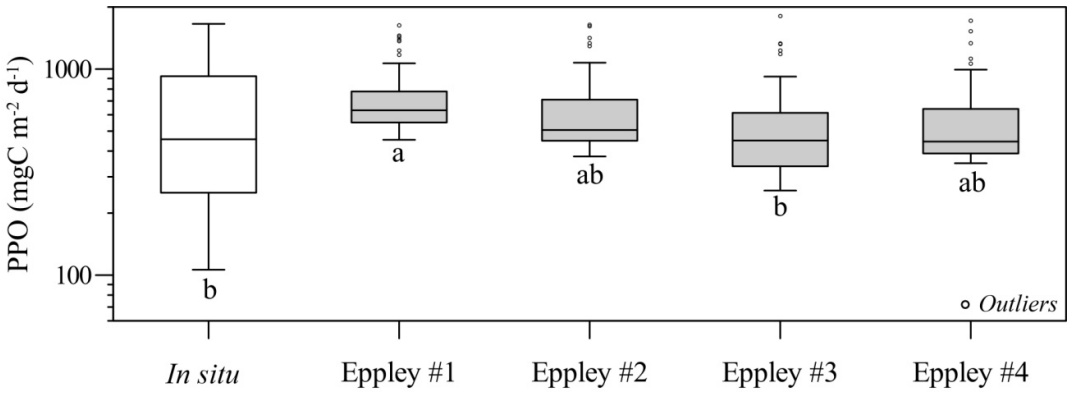
Os melhores algoritmos de Cl*a* foram aplicados no modelo EPPLEY com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4 do DEPROAS (Tabela 4.19).

Tabela 4. 19 – Combinações do modelo de Eppley analisadas com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4.

PPO EPPLEY		
Combinações	Sensores	Produto de Entrada
		Cl*a*
EPPLEY #1	SeaWiFS	OC4v6
EPPLEY #2	SeaWiFS	GSM01
EPPLEY #3	MODISA	OC3Mv6
EPPLEY #4	MERIS	OC3Ev6

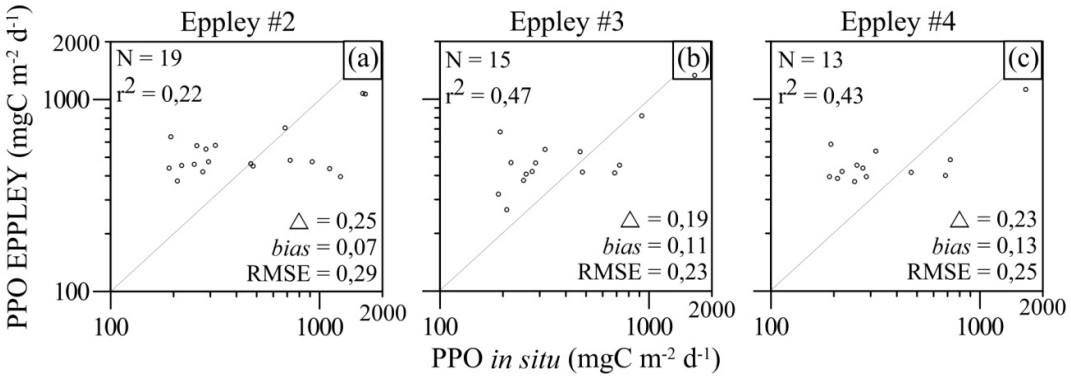
As médias das combinações superestimaram a média das medidas *in situ* (Figura 4.40). As maiores médias de PPO foram observadas com dados SeaWiFS em reflexo às maiores Cl*a* estimadas por esse sensor. Analogamente, o sensor MODISA apresentou a menor média de PPO devido as menores estimativas de Cl*a* observadas na Seção 4.3.1.

Figura 4. 40 – *Box-plot* com o PPO *in situ* (branco) e as estimativas com o modelo EPPLEY utilizando diferentes algoritmos de Cl*a* com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS (cinzas). Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica.



O teste de Tukey não rejeitou a hipótese de igualdade entre as médias estimadas e a média *in situ* com exceção do EPPLEY#1 (SeaWiFS). O teste de Dunnett foi significativo ao nível de 5% somente com dados MODISA e MERIS (Figura 4.41).

Figura 4. 41 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo EPPLEY e dados SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica.



A estimativa com melhor desempenho foi a de #3 (MODISA), seguida da #4 (MERIS) e #2 (SeaWiFS) com RMSE iguais a 0,23, 0,25 e 0,29, respectivamente. Isso corresponde a, aproximadamente 220,00 (#3), 250,00 (#4) e 290,00 (#2) mgC m^{-2} d^{-1}.

4.7.3. Modelo VGPM com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

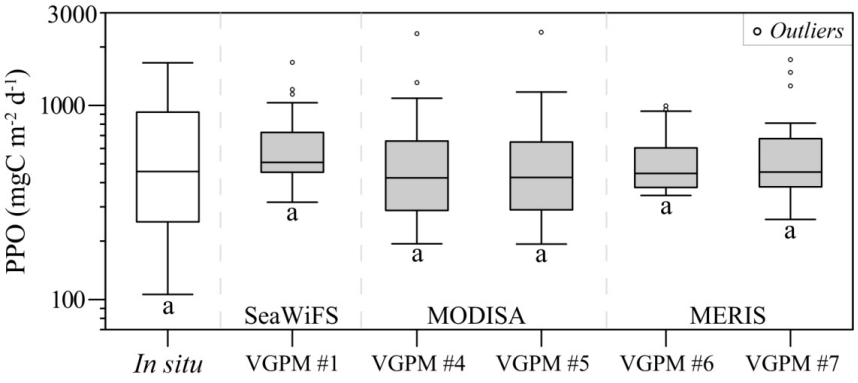
Foi avaliada a combinação VGPM #1 (Tab. 4.7) com dados SeaWiFS com as demais combinações com dados MODISA e MERIS (Tabela 4.20).

Tabela 4. 20 – Combinações do modelo VGPM com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS para a campanha M4.

PPO VGPM					
Combinações	Sensores	Produtos de Entrada			
		TSM	Cl*a*	Zeu	PAR
VGPM #1	SeaWiFS	MCSST	GSM01	Morel-OC4v6	PAR^{*}_{SWF}
VGPM #4	MODISA	NLSST	OC3Mv6	Morel*-OC3Mv6	PAR^{*}_{MOD}
VGPM #5	MODISA	NLSST	OC3Mv6	Lee*	PAR^{*}_{MOD}
VGPM #6	MERIS	MCSST	OC3Ev6	Morel*-OC3Ev6	PAR^{*}_{MER}
VGPM #7	MERIS	MCSST	OC3Ev6	Lee*	PAR^{*}_{MER}

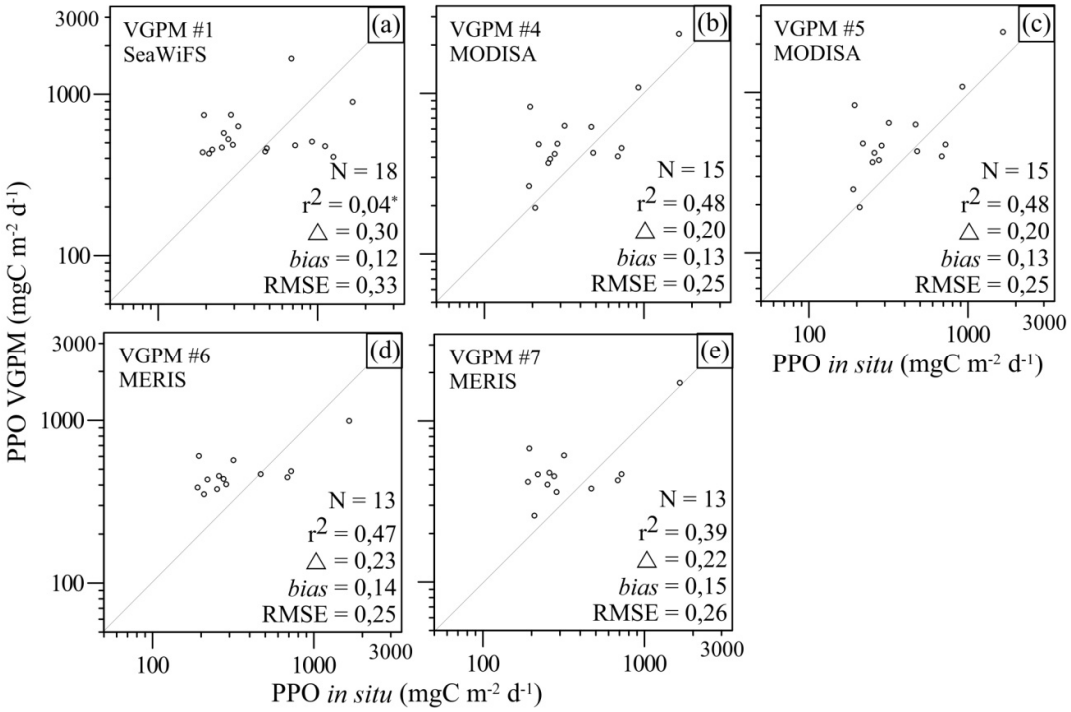
Em média as combinações tenderam a superestimar medidas *in situ* com *bias* entre 0,12 – 0,15. O sensor SeaWiFS foi o único cuja correlação não foi significativa entre as estimativas com o VGPM #1 em relação ao medido *in situ*. As médias das estimativas de todas as combinações foram significativamente iguais ($p > 0,05$) entre si e entre a média das medidas *in situ* (Figura 4.42). O teste de Dunnett corroborou com nível de significância de 5% entre todas as estimativas comparadas às medidas *in situ*.

Figura 4. 42 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo VGPM (cinza) com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS. Linha cinza tracejada separa medidas *in situ* e sensores. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica.



O desempenho do VGPM com os três sensores continuou sendo pior do que utilizando o modelo EPPLEY. O MODISA foi o sensor com melhor desempenho conseguindo explicar 48% da variabilidade da PPO *in situ* e com RMSE = 0,25 (Figura 4.43). O desempenho das combinações MODISA não independeu do algoritmo de Zeu que foi utilizado. Isso indica que o ajuste de correção nas estimativas de Zeu^{*}_{Morel}-OC3Mv6 e Zeu^{*}_{Lee} teve bom desempenho. Com dados MERIS o VGPM #6 (Zeu^{*}_{Morel}-OC3Ev6) apresentou melhor desempenho.

Figura 4. 43 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo VGPM e dados SeaWiFS (a), MODISA (b, c) e MERIS (d, e). Eixos em escala logarítmica. r^{2*}: não significativo (p-valor < 0,05).



4.7.4. Modelo BPM com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

Foram analisadas 20 combinações do modelo BPM durante a campanha M4 do DEPROAS. Foram selecionadas as que apresentaram melhor desempenho com perfil vertical de Cl*a* homogêneo e com perfil gaussiano com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS (Tabela 4.21).

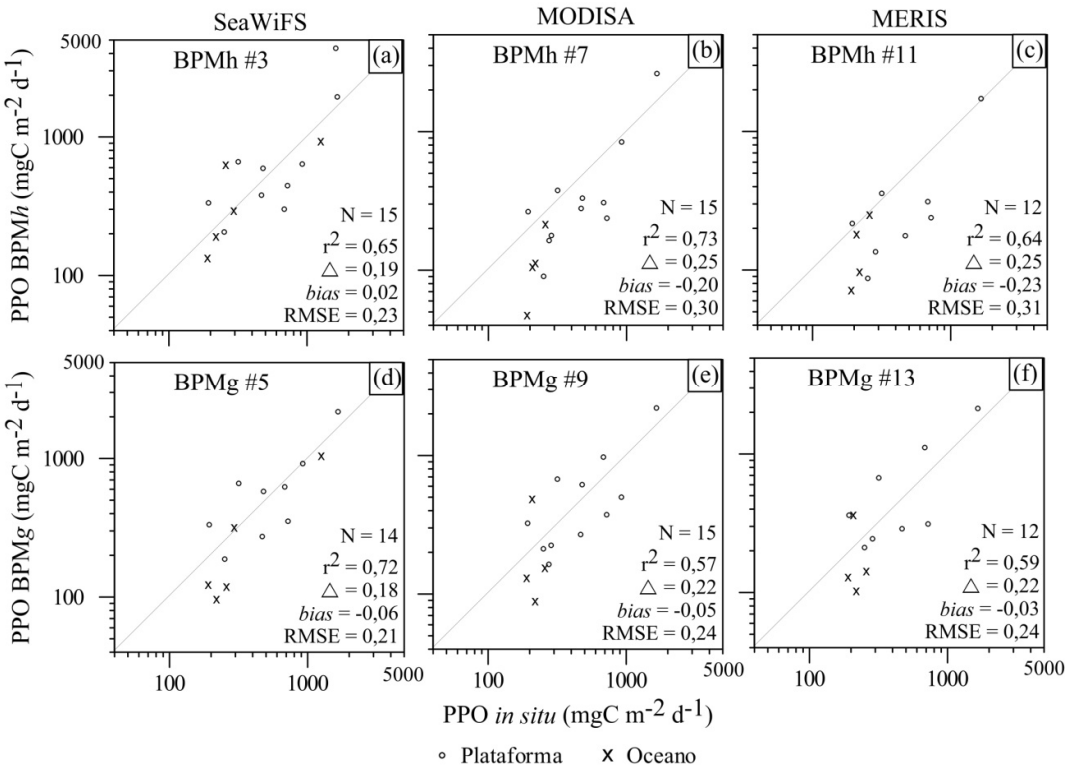
Tabela 4. 21 – Combinações dos melhores produtos de entrada do modelo BPM*h* e BPM*g* para os sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4.

PPO BPM					
Sensores	Combinações	Produtos de Entrada			
		Cl*a*	PAR	KdPAR	Zeu
SeaWiFS	BPM*h* #9	OC4v6	PAR^*_{SWF}	Morel-GSM01	Morel-OC4v6
	BPM*g* #11	Perfil gaussiano	PAR^*_{SWF}	Morel-GSM01	Morel-OC4v6
MODISA	BPM*h* #13	OC3Mv6	PAR^*_{MOD}	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
	BPM*g* #15	Perfil gaussiano	PAR^*_{MOD}	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
MERIS	BPM*h* #17	OC4Ev6	PAR^*_{MER}	Morel-R_{rs}	Morel*-OC4Ev6
	BPM*g* #19	Perfil gaussiano	PAR^*_{MER}	Morel-R_{rs}	Morel*-OC4Ev6

As combinações da Tab. 4.15 apresentaram uma correlação significativa entre as estimativas e medidas *in situ* de PPO. Com exceção do BPMh #9 (SeaWiFS), as demais combinações subestimaram as medidas *in situ* (Figura 4.44). O sensor MODIS com perfil vertical de Cl*a* homogêneo foi o que mais sobrestimou a PPO, devido a menores Cl*a* estimadas por esse satélite. Como descrito anteriormente (Seção 4.6.4) a Cl*a* foi o produto de entrada de maior sensibilidade do modelo BPM e menores concentrações de clorofila-*a*, resultaram em menores estimativas de PPO. Por exemplo, estimativas da PPO com dados SeaWiFS e os algoritmos com melhor desempenho apresentaram RMSE = 0,30 com *bias* negativo igual -0,20. A análise do BPM*h* com dados MODISA, MERIS e com dados do SeaWiFS com os melhores algoritmos avaliou o modelo BPM*h* com base nos três sensores usando os melhores algoritmos de entrada. Nesse caso foi possível observar que o RMSE foi ~30 e *bias* entre -0,20 e -0,23 pelo SeaWiFS, MODISA e MERIS, indicando que o modelo BPM com perfil vertical de Cl*a* homogêneo possui um erro sistemático observado pelos três sensores. Esse erro só foi sanado com a utilização de um perfil de Cl*a* gaussiano, passando a apresentar *bias* próximo à zero. Outra observação foi o mascaramento do erro sistemático pelo acréscimo de outro erro sistemático, observado na Cl*a*-OC4v6 com dados SeaWiFS.

As combinações de BPM*g* tiveram melhor desempenho com os três sensores (Figura 4.44 d, e, f). Os testes de Tukey e Dunnett confirmaram a hipótese de igualdade entre as médias das estimativas e a média das medidas *in situ* com nível de significância de 5%. As combinações com $KdPAR_{Morel}$-GSM01 tiveram melhor desempenho em relação às do algoritmo $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} com dados SeaWiFS. Com dados MODISA e MERIS o $KdPAR_{Morel}$-R_{rs} apresentou melhor desempenho. Entre Cl*a*, as combinações com o algoritmo empírico apresentaram melhor desempenho para os três sensores. Entre as combinações da Zeu, o algoritmo Zeu_{Morel}-OCXv6 teve melhor desempenho.

Figura 4. 44 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo BPM*h* e BPM*g* e dados SeaWiFS (a, d), MODISA (b, e) e MERIS (c, f). Eixos em escala logarítmica.



4.7.5. Modelo MARRA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

Foram avaliadas 24 combinações do modelo MARRA com dados SeaWiFS, 8 com dados MODISA e 8 com dados MERIS. As melhores combinações com perfil homogêneo e perfil gaussiano, com cada sensor foram apresentadas na Tabela 4.22.

Tabela 4. 22 – Combinações do modelo MARRA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS que apresentaram os melhores desempenhos.

PPO MARRA melhores cobinações com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS					
Sensores	Combinações	Produtos de Entrada			
		Cl*a*	$\overline{a^*_{phy}}$	KdPAR	Zeu
SeaWiFS	MARRA #16	OC4v6	GSM01	Morel-GSM01	Morel-GSM01
	MARRA #24	Perfil gaussiano	GSM01	Morel-GSM01	Morel-GSM01
MODISA	MARRA #4	OC3Mv6	GSM01	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
	MARRA #8	Perfil gaussiano	GSM01	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
MERIS	MARRA #2	OC4Ev6	GIOP	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Ev6
	MARRA #6	Perfil gaussiano	GIOP	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Ev6

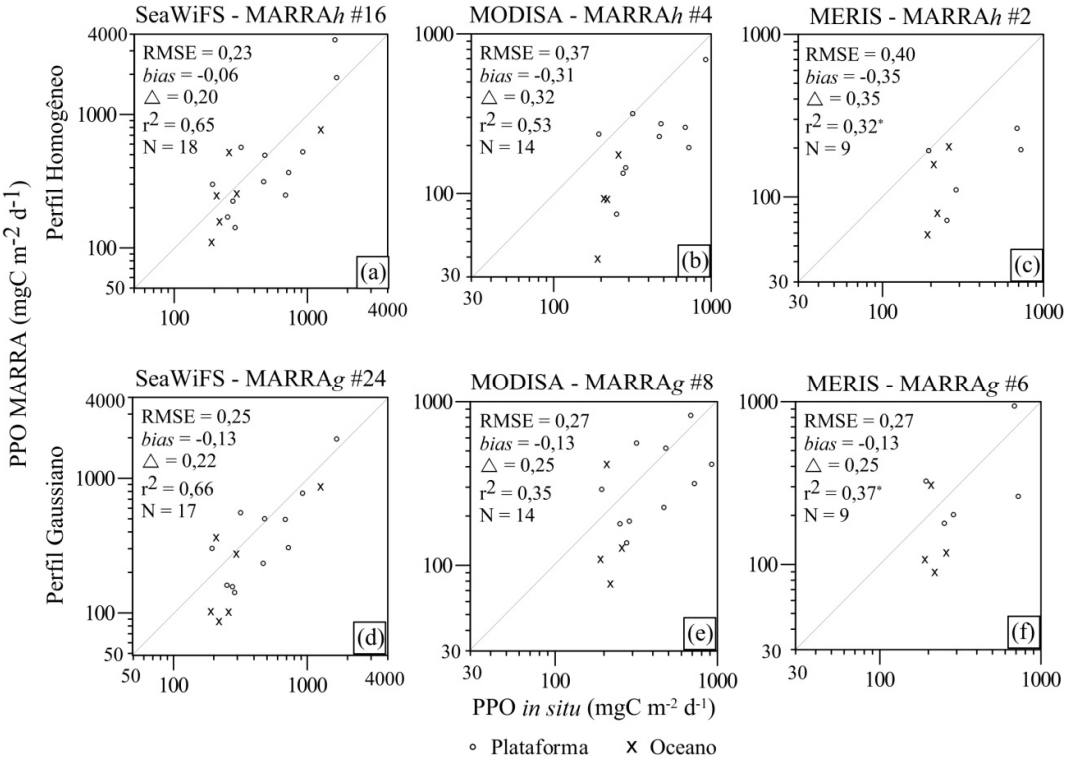
Entre os sensores, os melhores desempenhos foram com dados SeaWiFS (Figura 4.45). Assim como observado com o modelo BPM, a utilização dos melhores algoritmos com dados SeaWiFS resultou em um RMSE = 0,36 e *bias* = -0,27, próximos aos valores com dados MODISA (MARRA #4) e MERIS (MARRA #2). Os mesmos valores obtidos pelos três sensores nos resultados dos desempenhos indicaram que o modelo MARRA possue um erro sistemático e que é corrigido pelo uso do perfil gaussiano ou mascarado por outro erro sistemático (e.g. MARRA #16 com Cl*a*-OC4v6).

Com perfil vertical de Cl*a* homogêneo e dados SeaWiFS a maior sensibilidade do modelo foi devido aos produtos de entrada Cl*a*, KdPAR, $\overline{a^*_{phy}}$ e Zeu, nessa ordem. A mudança nesses algoritmos pode alterar em ~ 3%, ~ 3%, ~ 2% e ~ 1% o desempenho do modelo, respectivamente. Analogamente, com perfil homogêneo e dados MODISA e MERIS, a maior sensibilidade do modelo foi devido aos produtos de entrada KdPAR, Zeu* e $\overline{a^*_{phy}}$, nessa ordem. A mudança nesses algoritmos pode alter em ~ 4% (KdPAR e Zeu*) e ~ 1% ($\overline{a^*_{phy}}$) no desempenho do modelo.

Com perfil gaussiano e dados SeaWiFS a maior sensibilidade do modelo esteve relacionada aos produtos de entrada KdPAR, $\overline{a^*_{phy}}$ e Zeu, nessa ordem. A mudança no algoritmo utilizado nesses produtos pode alterar em ~ 3% (KdPAR), ~ 2% ($\overline{a^*_{phy}}$) e < 1% (Zeu) o desempenho do modelo. Analogamente, com perfil gaussiano e dados MODISA e MERIS, a maior sensibilidade esteve relacionada aos produtos de entrada KdPAR,

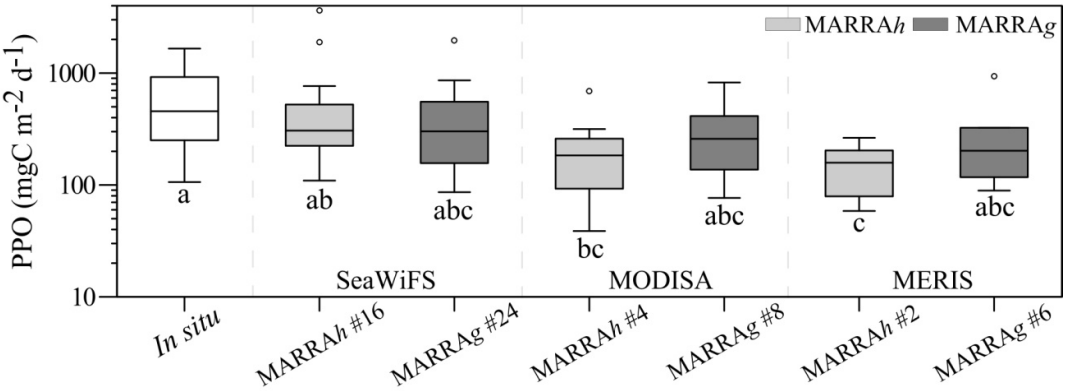
Zeu e $\overline{a^*_{phy}}$, nessa ordem. A mudança no algoritmo utilizado nesses produtos alterou em ~ 4% (KdPAR e Zeu*) e ~ 1% ($\overline{a^*_{phy}}$) no desempenho do modelo.

Figura 4. 45 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo MARRA*h* e MARRA*g* e dados SeaWiFS (a, d), MODISA (b, e) e MERIS (c, f). Eixos em escala logarítmica. Escalas de MARRA #16 (a) e MARRA #24 (d) são diferentes das demais. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



As combinações do modelo MARRA subestimaram as medidas *in situ*, principalmente com dados MODISA e MERIS. Menores estimativas de PPO com esses sensores podem ser devido a Cl*a* ter subestimado as medidas *in situ*. No teste de Tukey as combinações MARRA*h* com dados MODISA e MERIS foram significativamente diferentes da média das medidas *in situ* (Figura 4.46). O teste de Dunnett rejeitou a hipótese de igualdade entre MARRA*h* #4 (MODISA) e MARRA*h* #2 (MERIS) ao nível de significância de 5%.

Figura 4. 46 – *Box-plot* das medidas de PPO *in situ* (branco) e estimativas com modelo MARRA (tons de cinza) com dados SeaWiFS. MARRA*h* tem Cl*a* homogênea em profundidade igual a Cl*a* da superfície do mar estimada por satélite. MARRA*g* tem Cl*a* variável em profundidade com perfil gaussiano obtido de parâmetros *in situ*. Classificação de Tukey embaixo dos boxes. Eixo y em escala logarítmica.



4.7.6. Modelo MA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

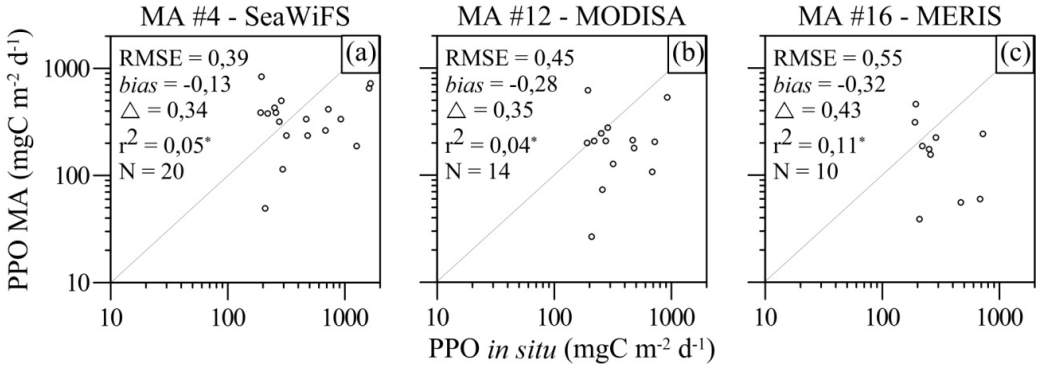
O modelo MA utilizou a PAR ajustada obtida para cada sensor e a nitraclina com dados WOA13 em todas as combinações. Os demais produtos de entrada foram combinados conforme a Tabela 4.23.

Tabela 4. 23 – Combinações do modelo MA com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4.

PPO MA					
Sensores	Combinações	Produtos de Entrada			
		z_{NO3}	$\overline{a_{phy}}$	KdPAR	Zeu
SeaWiFS	MA #1	WOA13	GIOP	Morel-GSM01	Morel-OC4v6
	MA #2	WOA13	GIOP	Morel-GSM01	Morel-GSM01
	MA #3	WOA13	GSM01	Morel-GSM01	Morel-OC4v6
	MA #4	WOA13	GSM01	Morel-GSM01	Morel-GSM01
	MA #5	WOA13	GIOP	Morel-R_{rs}	Morel-OC4v6
	MA #6	WOA13	GIOP	Morel-R_{rs}	Morel-GSM01
	MA #7	WOA13	GSM01	Morel-R_{rs}	Morel-OC4v6
	MA #8	WOA13	GSM01	Morel-R_{rs}	Morel-GSM01
MODISA	MA #9	WOA13	GIOP	Lee	Lee*
	MA #10	WOA13	GIOP	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
	MA #11	WOA13	GSM01	Lee	Lee*
	MA #12	WOA13	GSM01	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
MERIS	MA #13	WOA13	GIOP	Lee	Lee*
	MA #14	WOA13	GIOP	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6
	MA #15	WOA13	GSM01	Lee	Lee*
	MA #16	WOA13	GSM01	Morel-R_{rs}	Morel*-OC3Mv6

As estimativas pelas combinações do modelo MA não tiveram correlação significativa com as medidas *in situ*. O modelo subestimou a PPO *in situ* com dados dos três sensores e apresentou RMSE iguais a 0,39, 0,45 e 0,55 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS, respectivamente (Figura 4.47).

Figura 4. 47 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo MA e dados SeaWiFS (a), MODISA (b) e MERIS (c). Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



4.7.7. Modelo CbPM2005 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

O CbPM2005 utilizou a PCM SODA* e Kd490 das Eq. 3.7 e 3.8 junto com as combinações dos produtos de entrada. Os melhores desempenhos estão na Tabela 4.24.

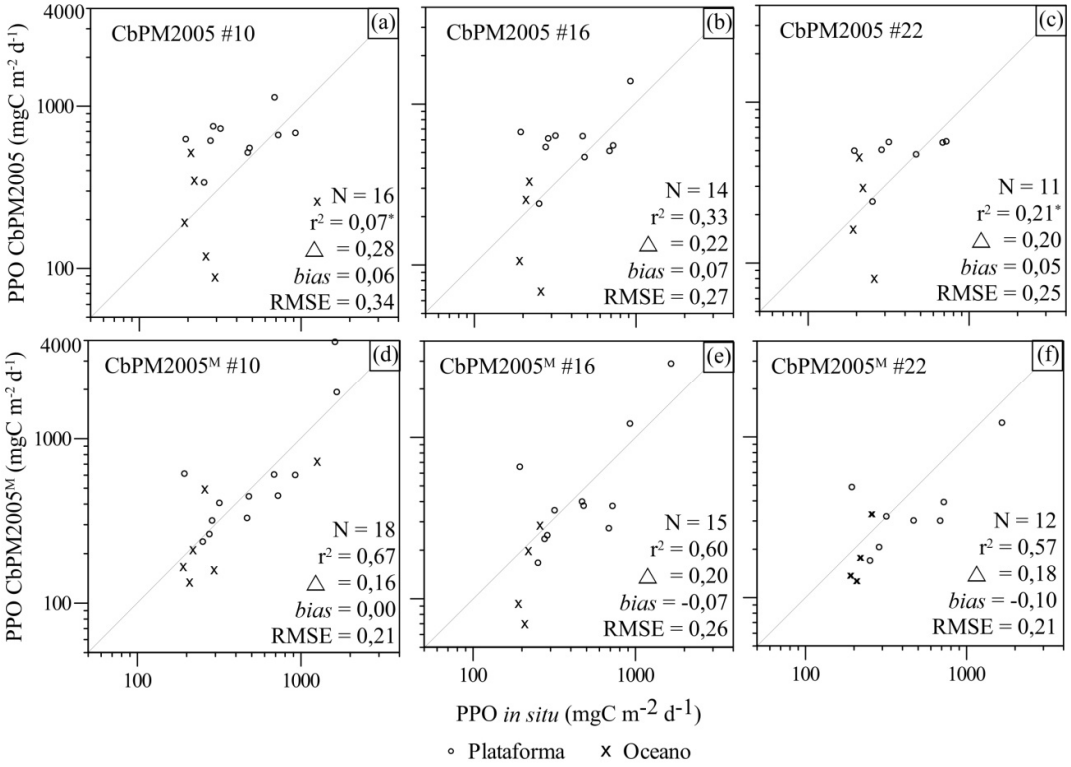
Tabela 4. 24 – Combinações do modelo CbPM2005 com melhor desempenho com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS durante a campanha M4.

PPO CbPM 2005				
Sensores	Combinações	Produtos de Entrada		
		Cl*a*	b_{bp} (443)	Zeu
SeaWiFS	CbPM2005 #10	GSM01	GSM01	Morel-GSM01
MODISA	CbPM2005 #16	OC3Mv6	GSM01	Morel*-OC3Mv6
MERIS	CbPM2005 #22	OC4Ev6	GSM01	Morel*-OC4Ev6

A combinação SeaWiFS (CbPM2005 #10) e MERIS (CbPM2005 #22) não apresentram correlação significativa entre o estimado e o medido *in situ* (p-valor > 0,05).

Embora exista uma dificuldade em se validar dados de b_{bp}(443) por sensoriamento remoto, no modelo CbPM2005 o b_{bp}(443)-QAA, GSM01 e GIOP não alteraram o desempenho do modelo com dados dos três sensores. Foram escolhidas para serem apresentadas as combinações que utilizam o b_{bp}(443)-GSM01, o mesmo algoritmo utilizado por Behrenfeld et al. (2005). Estas combinações também foram testadas pela equação de crescimento fitoplâncton de Sathyendranath et al. (2009) (CbPM2005^M) (Figura 4.48).

Figura 4. 48 – Diagramas de dispersão e análises de desempenho entre as medidas de PPO *in situ* (^{14}C) e estimativas com modelo CbPM2005 original (a, b, c) e CbPM2005^{M} modificado (d, e, f) com dados SeaWiFS (a, d), MODISA (b, e) e MERIS (c, f). Eixos em escala logarítmica. r^2*: não significativo (p-valor < 0,05).



Com o modelo CbPM2005 somente o sensor MODISA teve as estimativas com correlação significativa com as medidas *in situ*. O modelo modificado CbPM2005^{M} apresentou melhor desempenho com dados SeaWiFS, seguido do MERIS e MODISA. Estes resultados corroboram com o observado com todas as campanhas indicando que o CbPM2005^{M} pode ser aplicado nos três sensores.

4.7.8. Modelo CbPM2008 com dados SeaWiFS, MODISA e MERIS

Com o CbPM2008 foram utilizados dados de PCM SODA*, Kd490 das Eq. 3.7 e 3.8 e profundidade da nitraclina de dados WOA13. A radiação fotossinteticamente disponível dos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS, (PAR^{*}_{SWF}, PAR^{*}_{MOD}, PAR^{*}_{MER} respectivamente) substituiu a irradiância integrada no visível descrita na Eq. 4.36 do CbPM2008. A atenuação da PAR em profundidade foi calculada utilizando KdPAR combinado com os demais produtos de entrada avaliados totalizando 24 (SeaWiFS) e 6 (MODISA) e 6 (MERIS) combinações.

O CbPM2008 não apresentou bom desempenho sendo não significativa as correlações entre as estimativas do modelo e as medidas *in situ*. O RMSE foi superior a 1,00 equivalente a ~ 1660 mgC m^{-2} d^{-1}. As causas dos desempenhos obtidos não serem bons podem estar relacionadas à questões como: o modelo de nitraclina do WOA13 assim como no caso do modelo MA e A PCM SODA*. Nesses casos a baixa resolução espacial e a média climatológica podem ter influenciado no modelo. A taxa máxima de crescimento fitoplanctônica, como discutido anteriormente também pode influenciar na estimativa da PPO por ser considerada constante e igual a 2 divisões por dia.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho foram avaliados os desempenhos de sete modelos de PPO derivados de diferentes algoritmos de SRCO com dados dos sensores SeaWiFS, MODISA e MERIS. Primeiramente, foram avaliados os algoritmos de SRCO utilizados nas estimativas dos produtos de entrada de cada modelo. As análises de comparação foram realizadas em relação a medidas de Cl*a*, PAR, KdPAR e Zeu *in situ* na região da margem continental sudeste brasileira obtidas durante os meses de fevereiro e julho de 2001 e janeiro e agosto de 2002.

A área de estudo apresentou regiões com características mesotróficas e oligotróficas com concentrações de clorofila-*a* entre 0,06 – 11,0 mgChl m^{-3}. Com dados SeaWiFS a Cl*a*-GSM01 e os produtos derivados da Cl*a*-GSM01 apresentaram melhores desempenhos. Durante a campanha M4 (inverno/2002) com dados MODISA e MERIS os algoritmos empíricos (Cl*a*-OCXv6, $KdPAR_{Morel}$-R_{rs}, Zeu_{Morel}-OCXv6) obtiveram melhor desempenho. A PAR foi corrigida por um ajuste linear para os três sensores por apresentar um erro sistemático entre as estimativas e medidas *in situ*.

Quando aplicados os algoritmos nos modelos de PPO foi observado que os desempenhos dos modelos não tiveram relação direta com as respectivas complexidades. Os modelos se dividiram entre aqueles que utilizaram os parâmetros fotossintéticos P^B_{max} e α^B e apresentaram melhor desempenho, e os modelos que não utilizaram estes parâmetros. Entretanto P^B_{max} e α^B são obtidos de medidas *in situ* de curvas P-E e suas estimativas não são derivadas por satélite.

Os modelos com piores desempenhos foram os CbPM2008 e CbPM2005 não modificado. Estes modelos utilizam a PCM e a nitraclina, dados com altas incertezas para a região devido à baixa resolução espacial e por serem médias climatológicas ou mensais. Foram observados valores de crescimento fitoplanctônico utilizados nos modelos CbPM acima dos encontrados na região de estudo, o que poderia também ser uma fonte de erro. Foi sugerida a alteração na estimativa de μ deixando de ser função da PCM e Kd490 e passando a ser obtida de parâmetros fotossintéticos P^B_{max} e α^B. Essa modificação pode ser aplicada no modelo CbPM2005 e melhorou o desemepnho do modelo consideravelmente. Conseguir estimar o crescimento fitoplanctônico de maneira satisfatória é essencial para os modelos CbPM.

Entre sensores, o SeaWiFS e MODISA apresentaram os melhores desempenhos com os modelos de PPO durante a campanha M4. Os modelos EPPLEY, VGPM e CbPM2005, apresentaram correlações significativas entre as estimativas com dados MODISA e medidas *in situ*, enquanto com dados SeaWiFS e MERIS essa correlação não foi observada. Com dados BPM, MARRA e CbPM2005^{M} o sensor SeaWiFS obteve melhor desempenho durante a campanha M4. Os modelos que tendem a superestimar a PPO tiveram melhor desempenho com dados MODISA, que apresentou subestimativas nas medidas *in situ* de Cla. Os modelos que tendem a subestimar a PPO tiveram melhor desempenho com o SeaWIFS cuja Cl*a* foi, em média, maior comparada ao MODISA e MERIS.

A concentração de clorofila-*a* foi o produto que mais alterou o desempenho dos modelos. Os algoritmos de entrada que para demais estudos pretéritos de teste de modelos foi responsável por até 50% da variação da PPO, no presente estudo não foram responsáveis por grandes alterações nas estimativas (< 12%). Esse fato pode estar relacionado à grandes variações nos valores dos produtos de entrada testados em outros estudos, enquanto no presente trabalho a variação nos valores dos produtos de entrada foram menores com base em algoritmos que tiveram resultados signicativamente iguais.

A forma de avaliação da sensibilidade a partir da troca de produtos de entrada foi considerada uma boa maneira de estabeler quais algoritmos em cada produto devem receber maiores esforços de acurácia. Por exemplo, a PPO estimada não demonstrou melhor desempenho em função de qual algoritmo de $b_{bp}(443)$ foi utilizado. O uso de dados de diferentes sensores apresentou vantagens como, por exemplo, viabilizou a observação de erros sistemáticos nos modelos BPM*h* e MARRA*h* mascarados pelos produtos de entrada do SeaWiFS.

Por fim, os modelos com melhor desempenho aglobam uma gama de produtos de SRCO que podem definir qual método utilizar dependendo da área a ser aplicado. O CbPM2005^{M} que utiliza o $b_{bp}(443)$ não é aconselhável em áreas próximas a costa onde partículas não algais estão em suspensão e mascaram o retroespalhamento correspondente ao fitoplâncton. O BPM*h* e MARRA*h* podem ser influenciados pela escolha dos algoritmos de Cl*a*, que apresentaram melhor desempenho em áreas com menor PPO. O BPM*g* e MARRA*g* dependem dos coeficientes do perfil vertical de Cl*a* e se mostrou interessante para regiões com alta produtividade e locais com máximos

subsuperficiais abaixo da primeira camada óptica. Portanto, esse trabalho poderá auxiliar na tomada de decisão com relação ao melhor modelo de PPO a ser utilizado.

Existem diversos modelos a serem discutidos futuramente e uma quantidade grande de algoritmos de SRCO sendo desenvolvidos e que podem ser aplicados aos modelos de PPO. No entanto, foram aqui testados alguns modelos utilizados em outras regiões como um primeiro esforço para se estimar de maneira satisfatória a produção primária na MCSB. Mais estudos dessa natureza são necessários para direcionar outras pesquisas com objetivo de reduzir incertezas nos modelos de PPO. Espera-se que estimativas da produtividade primária oceânica na margem continental sudeste brasileira possam ser quantificadas e monitoradas de maneira satisfatória a partir da contribuição inicial desse estudo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AIDAR, E.; GAETA, S. A.; GIANESELLA-GALVÃO, S. M. F.; KUTNER, M. B. B.; TEIXEIRA, C. Ecossistema costeiro subtropical: nutrientes dissolvidos, fitoplâncton e clorofila-a e suas relações com as condições oceanográficas na região de Ubatuba, SP. **Publicação especial do Instituto Oceanográfico**, v. 10, n. 10, p. 9–43, 1993.

AIDAR-ARAGÃO, E.; TEIXEIRA, C.; VIEIRA, A. A. H. Produção primária e concentração de clorofila-a na costa brasileira (Lat. 22° 31'S - Long. 41° 52'W a Lat. 28° 43'S - Long. 47° 57'W)*. **Boletim do Instituto Oceanográfico**, v. 29, n. 2, p. 9–14, 1980.

ANTOINE, D. Global-and ocean-scale primary production from satellite observations. In: GOWER, J. F. R. (ed). **Remote Sensing of the Marine Environment**. 3. ed. Bethesda, MD: ASPRS pub. v. 6, p. 85–147. Manual of remote sensing. (Proceedings of SPIE).

ANTOINE, D.; ANDRÉ, J. M.; MOREL, A. Oceanic primary production - estimation at global scale from satellite (coastal zone color scanner) chlorophyll. **Global biogeochemical cycles**, v. 10, n. 1, p. 57 – 69, 1996.

BABIN, M.; MOREL, A.; CLAUSTRE, H.; BRICAUD, A.; KOLBER, Z.; FALKOWSKI, P. G. Nitrogen- an irradiance-dependent variations og the maximum quantum yield of carbon fication. **Deep sea research I**, v. 43, n. 8, p. 1241 – 1272, 1996.

BANNISTER, T. T. Production equations in terms of chlorophyll concentration, quantum yield, and upper limit to production. **Limnology and Oceanography**, v. 19, p. 1–12, 1974.

BANSE, K. Rates of phytoplankton cell division in the field and in iron enrichment experiments. **Limnology and Oceanography**, v. 36, n. 8, p. 1886–1898, 1991.

BARBINI, R.; COLAO, F.; FANTONI, R.; FIORANI, L.; OKLADNIKOV, I.G.; PALUCCI, A. Comparison of SeaWiFS, MODIS-Terra and MODIS-Aqua in the Southern Ocean. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 11, p. 2471-2478, 2005.

BEHRENFELD, M. J.; BOSS, E.; SIEGEL, D. A.; SHEA, D. M. Carbon-based ocean productivity and phytoplankton physiology from space. **Global biogeochemical cycles**, v. 19, n. 1, p. 1–14, 2005.

BEHRENFELD, M. J.; FALKOWSKI, P. G. Photosynthetic rates derived from satellite-based chlorophyll concentration. **Limnology and oceanography**, v. 42, n. 1, p. 1–20, 1997.

BEHRENFELD, M. J.; O'MALLEY, R. T.; SIEGEL, D. A; MCCLAIN, C. R.; SARMIENTO, J. L.; FELDMAN, G. C.; MILLIGAN, A. J.; FALKOWSKI, P. G.; LETELIER, R. M.; BOSS, E. S. Climate-driven trends in contemporary ocean productivity. **Nature**, v. 444, p. 752–755, 2006.

BEHRENFELD, M. J.; RANDERSON, J. T.; MCCLAIN, C. L.; FELDMAN, G. C.; LOS, S. O.; TUCKER, C. J.; FALKOWSKI, P. G.; FIELD, C. B.; FROUIN, R.; ESAIAS, W. E.; KOLBER, D. D.; POLLACK, N. H. Biospheric primary production during an enso transition. **Science**, v. 291, n. 5513, p. 2594–2597, 2001.

BOYCE, D. G.; LEWIS, M. R.; WORM, B. Global phytoplankton decline over the past century. **Nature**, v. 466, n. 7306, p. 591–596, 2010.

BOYD, P. W.; RYNEARSON, T. A.; ARMSTRONG, E. A.; FU, F.; HAYASHI, K.; HU, Z.; HUTCHINS, D. A.; KUDELA, R. M.; LITCHMAN, E.; MULHOLLAND, M. R.; PASSOW, U.; STRZEPEK, R. F.; WHITTAKER, K. A.; YU, E.; THOMAS, M. K. Marine phytoplankton temperature versus growth responses from polar to tropical waters – outcome of a scientific community-wide study. **Plos one**, v. 8, n. 5, 2013.

BRANDINI, F. P. Produção primária e características fotossintéticas do fitoplâncton na região sueste do Brasil. **Boletim do Instituto Oceanográfico de São Paulo**, v. 38, n. 2, p. 147–159, 1990.

BRANDINI, F. P.; LOPES, R. M.; GUTSEIT, K. S.; SPACH, H. L.; SASSI, R. **Planctonologia na plataforma continental do Brasil:** diagnose e revisão bibliográfica. Rio de Janeiro: REVIZEE. MMA, CIRM, FEMAR, 1997.

BRANDINI, F. P.; NOGUEIRA, M.; SIMIÃO, M.; CODINA, J. C. U.; NOERNBERG, M. A. Deep chlorophyll maximum and plankton community response to oceanic bottom intrusions on the continental shelf in the South Brazilian Bight. **Continental shelf research**, v. 89, p. 61–75, 2014.

BREWIN, R. J. W. et al. The ocean colour climate change initiative: iii. a round-robin comparison on in-water bio-optical algorithms. **Remote sensing of environment**, v. 162, p. 271–294, 2015.

BROWN, O. B.; MINNETT, P. J. **MODIS infrared sea surface temperature algorithm -** Algorithm Theoretical Basis Document Version 2.0: University of Miami, FL, 1999.

CAMPBELL, J. W. et al. Comparison of algorithms for estimating ocean primary production from surface chlorophyll, temperature, and irradiance. **Global biogeochemical cycles**, v. 16, n. 3, p. 1035, 2002.

CAMPBELL, J. W. The lognormal distribution as a model for bio-optical variability in the sea. **Journal of geophysical research**, v. 100, n. 7, p. 13237 – 13254, 1995.

CAMPOS, E. D.; GONÇALVES, J. E.; IKEDA, Y. Water mass characteristics and geostrophic circulation in the South Brazil Bight - summer of 1991. **Journal of Geophysical Research**, v.100, n. 9, p. 18537-18550, 1995.

CARR, M. E. et al. A comparison of global estimates of marine primary production from ocean color. **Deep-sea research part II-topical studies in oceanography**, v. 53, p. 741–770, 2006.

CARVALHO, M. **Estimativa da concentração de clorofila-a através de dados de cor do oceano e caracterização oceanográfica da plataforma continental adjacente à baixada santista**. 2009. 175 p. Tese (Doutorado) - Universidade de São Paulo, Instituto Oceanográfico, São Paulo. 2009.

CASTRO, B. M. Summer/winter stratification variability in the central part of the South Brazil Bight. **Continental shelf research**, v. 89, p. 15–23, 2014.

CASTRO, B. M. **Correntes e massas de água da plataforma continental norte de São Paulo**. 1996. 248p. Tese (Livre-docência). Universidade de São Paulo, Instituto Oceanográfico, São Paulo. 1996.

CASTRO, B. M.; LORENZZETTI, J. A.; SILVEIRA, I. C. A.; MIRANDA, L. B. Estrutura Termohalina e Circulação na Região entre o Cabo de São Tomé (RJ) e o Chuí (RS). In: ROSSI-WONGTSCHOWSKI, C. L. B.; MADUREIRA, L. S. P. (ed.). **O ambiente oceanográfico da plataforma continental e do talude na região sudeste-sul do Brasil**. São Paulo: Edusp, 2006. p. 11–120.

CERDA, C.; CASTRO, B. M. Hydrographic climatology of South Brazil Bight shelf waters between São Sebastião (24°S) and Cabo São Tomé (22°S). **Continental shelf research**, v. 89, p. 5–14, 2014.

CHAVEZ, F. P.; MESSIÉ, M.; PENNINGTON, J. T. Marine primary production in relation to climate variability and change. **Annual review of marine science**, v. 3, p. 227–260, 2011.

CHUQUI, M. G. **Estudo da produtividade primária fitoplanctônica em uma estação fixa na região da plataforma interna de Ubatuba (SP)**. 2013. 38 p. Monografia (Bacharel em Oceanografia) - Universidade de São Paulo, Instituto Oceanográfico, São Paulo. 2013.

CIOTTI, A. M.; BRICAUD, A. 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 shelf region off Brazil. **Limnology and oceanography: methods**, v. 4, p. 237–253, 2006.

CIOTTI, A. M.; GARCIA, C. A E.; JORGE, D. S. F. Temporal and meridional variability of satellite-estimates of surface chlorophyll concentration over the brazilian continental shelf. **Panamjas**, v. 5, n. 2, p. 236 – 253, 2010.

CIOTTI, A. M.; KAMPEL, M. Concurrent observations of ocean color and sea surface temperature between Cabo Frio e Cabo São Tomé. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR)., 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. p. 785–791. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00016-1. (INPE-8222-PRE/4011). Disponível em: <http://urlib.net/dpi.inpe.br/lise/2001/09.19.12.21>. Acesso em: 22 ago. 2016.

CLARKE, G. L.; EWING, G. C.; LORENZEN, C. J. Spectra of backscattered light from the sea obtained from aircraft as a measure of chlorophyll concentration. **Science**, v. 167, p. 1119 – 1121, 1970.

CUI, T.; ZHANG, J.; TANG, J.; SATHYENDRANATH, S.; GROOM, S.; MA, Y.; ZHAO, W.; SONG, Q. Assessment of satellite ocean color products of MERIS, MODIS and SeaWiFS along the east China coast (in the Yellow Sea and east China sea). **Isprs journal of photogrammetry and remote sensing**, v. 87, p. 137–151, 2014.

DIERSSEN, H. M. Perspectives on empirical approaches for ocean color remote sensing of chlorophyll in a changing climate. **Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America**, v. 107, n. 40, p. 17073–17078, 2010.

DOGLIOTTI, A. I.; LUTZ, V. A.; SEGURA, V. Estimation of primary production in the southern argentine continental shelf and shelf-break regions using field and remote sensing data. **Remote sensing of environment**, v. 140, p. 497–508, 2014.

DONLON, C. et al. The global ocean data assimilation experiment high-resolution sea surface temperature pilot project. **Bulletin of the american meteorological society**, v. 88, n. 8, p. 1197–1213, 2007.

DUBINSKY, Z.; BERMAN, T.; SCHANZ, F. Field experiments for in situ measurements of photosynthetic efficiency and quantum yield. **Journal of Plankton Research**, v. 6, p. 339–349, 1984.

DUNNETT, C. W. A multiple comparison procedure for comparing several treatments with a control. **Journal of the American Statistical Association**, v. 50, p. 1096–1121, 1955.

EPPLEY, R. W. Temperature and phytoplankton growth in the sea. **Fishery bulletin**, v. 70, n. 4, p. 1063 – 1085, 1972.

EPPLEY, R. W.; STEWART, E.; ABBOTT, M. R.; HEYMAN, U. Estimating ocean primary production from satellite chlorophyll - introduction to regional differences and statistics for the Southern-California Bight. **Journal of Plankton Research**, v. 7, n. 1, p. 57 – 70, 1985.

FALKOWSKI, P. G.; LAWS, E. A.; BARBER, R. T.; MURRAY, J. W. **Phytoplankton and their role in primary, new, and export production**. In:

FASHAM, M. J. R. (ed). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003. Cap. 4, p. 99–121.

FALKOWSKI, P. G.; RAVEN, J. A. **Aquatic photosynthesis**. Princeton, NJ: Princeton University Press, 2007.

FERREIRA, A. **Propriedades ópticas das florações do fitoplâncton na quebra deplataforma argentina**. 2013. 95 p. Tese (Doutorado) - Fundação Universidade Federal do Rio Grande, Instituto de Oceanografia, Rio Grande. 2013.

FERREIRA, A.; CIOTTI, Á. M.; GIANNINI, M. F. C. Variability in the light absorption coefficients of phytoplankton, non-algal particles, and colored dissolved organic matter in a subtropical bay (Brazil). **Estuarine, coastal and shelf science**, v. 139, p. 127–136, 2014.

FIELD, C. B.; BEHRENFELD, M. J.; RANDERSON, J. T.; FALKOWSKI, P. Primary production of the biosphere: integrating terrestrial and oceanic components. **Science**, v. 281, p. 237–240, 1998.

MELO FILHO, W. L. **Observação de feições oceanográficas de superfície na costa sudeste brasileira através de imagens termais do sensor AVHRR/NOAA**. 2006. 77 p. Dissertação (Mestrado) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Departamento de Sensoriamento Remoto, São José dos Campos. 2006. Disponível em: <http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2007/01.08.16.03>. Acesso em: 19 ago. 2016.

FORGET, M. H.; SATHYENDRANATH, S.; PLATT, T.; POMMIER, J.; VIS, C.; KYEWALYANGA, M. S.; HUDON, C. Extraction of photosynthesis-irradiance parameters from phytoplankton production data: demonstration in various aquatic systems. **Journal of plankton research**, v. 29, n. 3, p. 249–262, 2007.

FRANZ, B. A.; WERDELL, P. J. A generalized framework for modeling of inherent optical properties in ocean remote sensing applications. In: OCEAN OPTICS CONFERENCE, 20., 2010. Anchorage, Alaska, USA. **Proceedings...** Anchorage, Alaska, USA, p. 1 – 13, 2010.

FRIEDRICHS, M. A. M. et al. Assessing the uncertainties of model estimates of primary productivity in the tropical Pacific ocean. **Journal of marine systems**, v. 76, p. 113–133, 2009.

FROUIN, R.; FRANZ, B. A.; WERDELL, P. J. **The SeaWiFS PAR product**. In: PATT, F. S.; BARNES, R. A.; EPLEE, R. E.; FRANZ, B. A.; ROBINSON, W. D. (ed). Greenbelt, Maryland: NASA Goddard Space Flight Center, 2003. v. 22, Cap 8, p. 46 – 50.

FROUIN, R.; MCPHERSON, J.; UEYOSHI, K.; FRANZ, B. A. A time series of photosynthetically available radiation at the ocean surface from SeaWiFS and MODIS data. In: SPIE ASIA-2012, **Proceedings...** p. 852519, 2012.

FROUIN, R.; PINKER, R. T. Estimating photosynthetically active radiation (PAR) at the earth's surface from satellite observations. **Remote sensing of environment**, v. 51, n. 1, p. 98–107, 1995.

GAETA, S. A.; BRANDINI, F. P. Produção primária do fitoplâncton na região entre o Cabo de São Tomé (RJ) e o Chuí (RS). In: ROSSI-WONGTSCHOWSKI, C. L. B.; MADUREIRA, L. S. P. (ed). **O Ambiente Oceanográfico da Plataforma Continental e do Talude na Região Sudeste-Sul do Brasil**. São Paulo: Edusp, 2006. p 219 - 246.

GAETA, S. A.; RIBEIRO, S. M. S.; METZLER, P. M.; FRANCOS, M. S.; ABE, D. S. Environmental forcing on phytoplankton biomass and primary productivity of the coastal ecosystem in Ubatuba region, southern Brazil. **Brazilian journal of oceanography**, v. 47, n. 1, p. 11–27, 1999.

GARCIA, V. M. T.; SIGNORINI, S.; GARCIA, C. A. E.; MCCLAIN, C. R. Empirical and semi-analytical chlorophyll algorithms in the south-western Atlantic coastal region (25–40°S and 60–45°W). **International journal of remote sensing**, v. 27, n. 8, p. 1539–1562, 2006.

GENTEMANN, C. L.; MINNETT, P. J. Radiometric measurements of ocean surface thermal variability. **Journal of geophysical research: oceans**, v. 113, n. 8, p. 1–13, 2008.

GIANESELLA-GALVÃO, S. M. F. Standing-stock and potential of phytoplankton production in the bay of Santos, Brazil. **Boletim do Instituto Oceanográfico**, v. 31, n. 2, p. 85–94, 1982.

GIANESELLA-GALVÃO, S. M. F.; AIDAR, E.; VEGA-PÉREZ, L. A.; SALDANHA-CORRÊA, F. M. P. Distribuição do plâncton na região costeira de São Sebastião. **Relatório técnico do Instituto Oceanográfico**, n. 41, p. 5–14, 1997.

GIANESELLA-GALVÃO, S. M. F.; SALDANHA-CORRÊA, F. M. P. A conceptual model for primary production in the Ubatuba Region. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON ENVIRONMENTAL BIOGEOCHEMISTRY, 12., 1995. Rio de Janeiro, RJ. **Proceedings...** Rio de Janeiro, RJ , 1995, p.125.

GONZÁLEZ, A. G. **Modelos semi-analíticos para determinar a produção fitoplanctônica através de sensoriamento remoto: uma aplicação a nível regional**. 1997. 118p. Dissertação (Mestrado). Fundação Universidade Federal do Rio Grande, Instituto de Oceanografia, Rio Grande. 1997.

GONZALEZ-SILVERA, A.; SANTAMARIA-DEL-ANGEL, E.; GARCIA, V. M. T.; GARCIA, C. A. E.; MILLÁN-NUÑEZ, R.; MULLER-KARGER, F. Biogeographical regions of the tropical and subtropical Atlantic ocean off South America: classification based on pigment (CZCS) and chlorophyll-a (SeaWiFS) variability. **Continental shelf research**, v. 24, n. 9, p. 983–1000, jun. 2004.

GORDON, H. R.; MCCLUNEY, W. R. Estimation of the depth of sunlight penetration in the sea for remote sensing. **Applied Optics**, v. 14, p. 413-416, 1975.

GORDON, R.; BROWN, O. B.; EVANS, H.; BROWN, W.; SMITH, C.; BAKER, K.; CLARK, D. K. A semianalytic radiance model of ocean color. **Journal of geophysical research**, v. 93, n. 9, p. 10909 – 10924, 1988.

GRASSHOFF, K. **Methods of Seawater Analysis**. Weimhein: Verlag Chemie, Second Edition, 1983. 243 p.

GUNDERSEN, K.; ORCUTT, K. M.; PURDIE, D. A.; MICHAELS, A. F.; KNAP, A. H. Particulate organic carbon mass distribution at the Bermuda Atlantic Time-series Study (BATS) site. **Deep-sea research part II: topical studies in oceanography**, v. 48, p. 1697–1718, 2001.

GUO, P.; BO, Y. Validation of AVHRR/MODIS/AMSR-E satellite SST products in the west tropical Pacific. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS). 2008, Boston, Massachusetts. **Proceedings...** Boston, Massachusetts, p. 942–945, 2008.

HIRAWAKE, T.; TAKAO, S.; HORIMOTO, N.; ISHIMARU, T.; YAMAGUCHI, Y.; FUKUCHI, M. A phytoplankton absorption-based primary productivity model for remote sensing in the southern ocean. **Polar biology**, v. 34, p. 291–302, 2011.

HUOT, Y.; MOREL, A.; TWARDOWSKI, M. S.; STRAMSKI, D.; REYNOLDS, R. A. Particle optical backscattering along a chlorophyll gradient in the upper layer of the eastern south Pacific ocean. **Biogeosciences discussions**, v. 5, p. 495 – 507, 2008.

IGNATOV, A.; NALLI, N.; HARRIS, A.; PICHEL, W.; STRONG, A.; BAYLER, E.; LI, X.; MATURI, E. Global operational sst and aerosol products from AVHRR: current status, diagnostics, and potential enhancements. In: AMS CONF. ON SATELLITE OCEANOGRAPHY AND METEOROLOGY, 13., 2004, Norfolk, VA. **Proceedings...** Norfolk, VA: [S.N.], p. 1 – 12, 2004.

IKEDA, M.; DOBSON, F. W. **Oceanographic applications of remote sensing**. CRC Press, 1995. 512p.

IOCCG. Minimum requirements for an operational, ocean-colour sensor for the open ocean. **Reports of the international ocean colour coordinating group, 1**, n. 1, p. 50, 1998.

IOCCG. Remote sensing of ocean colour in coastal , and other optically-complex , waters. **Reports of the international ocean colour coordinating group, 3**, n. 3, p. 140, 2000.

IOCCG. Remote sensing of inherent optical properties : fundamentals, tests of algorithms, and applications. **Reports of the international ocean colour coordinating group, 5**, n. 5, p. 126, 2006.

IOCCG. Ocean-colour data merging. **Reports of the international ocean colour coordinating group, 6**, n. 6, p. 74, 2007.

JACOX, M. G.; EDWARDS, C. A.; KAHRU, M.; RUDNICK, D. L.; KUDELA, R. M. The potential for improving remote primary productivity estimates through subsurface chlorophyll and irradiance measurement. **Deep-sea research part II**, v. 112, p. 107–116, 2015.

JASSBY, A. D.; PLATT, T. Mathematical formulation of the relationship between photosynthesis and light for phytoplankton. **Limnology and oceanography**, v. 21, n. 4, p. 540–547, 1976.

JOHNSON, Z.; BARBER, R. T. The low-light reduction in the quantum yield of photosynthesis: potential errors and biases when calculating the maximum quantum yield. **Photosynthesis research**, v. 75, p. 85–95, 2003.

JONES, D. R.; KARL, D. M.; LAWS, E. A. Growth rates and production of heterotrophic bacteria and phytoplankton in the north pacific subtropical gyre. **Deep sea research I**, v. 43, n. 10, p. 1567–1580, 1996.

KAHRU, M.; KUDELA, R.; MANZANO-SARABIA, M.; MITCHELL, B. G. Trends in primary production in the California Current detected with satellite data. **Journal of geophysical research: oceans**, v. 114, n. 2, p. 1–7, 2009.

KAMEDA, T.; ISHIZAKA, J. Size-fractionated primary production estimated by a two-phytoplankton community model applicable to ocean color remote sensing. **Journal of oceanography**, v. 61, p. 663–672, 2005.

KAMPEL, M. **Estimativa da produção primária e biomassa fitoplanctônica através de sensoriamento remoto da cor do oceano e dados in situ na costa sudeste brasileira**. 2003. 279 p. Tese (Doutorado) - Universidade de São Paulo, Instituto Oceanográfico, São Paulo. 2003.

KAMPEL, M.; GAETA, S. A; LORENZZETTI, J. A. Estimativa por satélite da concentração de clorofila. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 12., 2005, Goiânia, GO, Brasil. **Anais...** Goiânia, GO, Brasil: [S.N.], p. 3633–3641, 2005.

KAMPEL, M.; LORENZZETTI, J. A.; BENTZ, C. M.; GAETA, S. A. Comparação de dados SeaWiFS e MODIS para a região da Bacia de Campos, RJ. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 14., 2009, Natal, RN, Brasil. **Anais...** Natal, RN, Brasil: [S.N.], p. 1111–1118, 2009a.

KAMPEL, M.; SATHYENDRANATH, S.; PLATT, T.; GAETA, S. A. Satellite estimates of phytoplankton primary production at Santos Bight, southwestern-south Atlantic: comparison of algorithms. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND

REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS). 2009, Cape Town, South Africa. **Proceedings...** Cape Town, South Africa.: [S.N.], p. 286–289, 2009b.

KAWAI, Y.; KAWAMURA, H. Characteristics of the satellite-derived sea surface temperature in the oceans around Japan. **Journal of oceanography**, v. 53, p. 161–172, 1997.

KIDWELL, K.B. **Polar Orbiter Data-User Guide**. Satellite Data Services Division, NOAA, Washington D.C., Ed. NOAA, 1995.

KIEFER, D. A.; MITCHELL, B. G. A simple steady state description of phytoplankton growth based on absorption cross section and quantum efficiency. **Limnology and oceanography**, v. 28, n. 4, p. 770–776, 1983.

KIRK, J. T. O. **Light and photosyntesis in aquatic ecosystems**. 3 ed. Orlando, Florida: Academic Press, 1994. 662p.

KOSTADINOV, T. S.; SIEGEL, D. A.; MARITORENA, S.; GUILLOCHEAU, N. Ocean color observations and modeling for an optically complex site: Santa Barbara channel, California, USA. **Journal of geophysical research: oceans**, v. 112, n. 7, p. 1–15, 2007.

LAAKE, P. E. VAN; SANCHEZ-AZOFEIFA, G. A. Mapping PAR using MODIS atmosphere products. **Remote sensing of environment**, v. 94, n. 4, p. 554–563, 2005.

LAWS, E. A. Photosynthetic quotients, new production and net community production in the open ocean. **Deep-sea research**, v. 38, n. 1, p. 143–167, 1991.

LEE, Y. J.; MATRAI, P. A.; FRIEDRICHS, M. A. M.; SABA, V. S.; ARDYNA, M.; ASANUMA, I.; BABIN, M.; BÉLANGER, S. An assessment of phytoplankton primary productivity in the Arctic ocean from satellite ocean color / in situ chlorophyll-a based models. **Journal of geophysical research: oceans**, p. 6508–6541, 2015.

LEE, Z.; CARDER, K. L.; ARNONE, R. A. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters. **Applied optics**, v. 41, n. 27, p. 5755–5772, 2002.

LEE, Z.; HUOT, Y. On the non-closure of particle backscattering coefficient in oligotrophic oceans. **Optics express**, v. 22, n. 23, p. 29223–29233, 2014.

LEE, Z.; MARRA, J.; PERRY, M. J.; KAHRU, M. Estimating oceanic primary productivity from ocean color remote sensing: a strategic assessment. **Journal of marine systems**, v. 149, p. 50–59, 2015.

LEE, Z. P.; CARDER, K. L.; MARRA, J.; STEWARD, R. G.; PERRY, M. J. Estimating primary production at depth from remote sensing. **Applied optics**, v. 35, n. 3, p. 463–474, 1996.

LEE, Z. P.; DU, K. P.; ARNONE, R. A model for the diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance. **Journal of geophysical research**, v. 110, n. 2, p. 1–10, 2005.

LEE, Z. P.; WEIDEMANN, A.; KINDLE, J.; ARNONE, R.; CARDER, K. L.; DAVIS, C. Euphotic zone depth: its derivation and implication to ocean-color remote sensing. **Journal of geophysical research**, v. 112, n. 3, p. 1 – 11, 2007.

LIU, R.; LIANG, S.; HE, H.; LIU, J.; ZHENG, T. Mapping incident photosynthetically active radiation from MODIS data over China. **Remote sensing of environment**, v. 112, p. 998–1009, 2008.

LOISEL, H.; BOSS, E. S.; STRAMSKI, D.; OUBELKHEIR, K.; DESCHAMPS, P. -Y. Seasonal variability of the backscattering coefficient in the Mediterranean Sea based on satellite SeaWiFS imagery. **Geophysical research letters**, v. 28, n. 22, p. 4203 – 4206, 2001.

LOISEL, H.; VANTREPOTTE, V.; JAMET, C.; DAT, D. N. **Challenges and new advances in ocean color remote sensing of coastal waters.** In: ZAMBIANCHI, E. (ed). Rijeka, Croatia: InTech, 2013. Cap. 4, p. 953 – 980.

LONGHURST, A.; SATHYENDRANATH, S.; PLATT, T.; CAVERHILL, C. An estimate of global primary production in the ocean from satellite radiometer data. **Journal of plankton research**, v. 17, n. 6, p. 1245–1271, 1995.

LORENZETTI, J. A.; ARAUJO, C. E. S. Determinação da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) a partir do sensor AVHRR. In: FERREIRA, N. J. (ed). **Aplicações ambientais brasileiras dos satélites NOAA e TIROS-N**. São Paulo-SP: Oficina de Textos, 2004. p. 103 – 126.

LUTZ, V. A.; SEGURA, V.; DOGLIOTTI, A. I.; GAGLIARDINI, D. A.; BIANCHI, A. A.; BALESTRINI, C. F. Primary production in the Argentine sea during spring estimated by field and satellite models. **Journal of plankton research**, v. 32, n. 2, p. 181–195, 2010.

MA, S.; TAO, Z.; YANG, X.; YU, Y.; ZHOU, X.; MA, W.; LI, Z. Estimation of marine primary productivity from satellite-derived phytoplankton absorption data. **IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing**, v. 7, n. 7, p. 3084–3092, 2014.

MARAÑÓN, E. Phytoplankton growth rates in the Atlantic subtropical gyres. **Limnology and oceanography**, v. 50, n. 1, p. 299–310, 2005.

MARAÑÓN, E.; HOLLIGAN, P. M.; VARELA, M.; MOURINO, B.; BALE, A. J. Basin-scale variability of phytoplankton biomass, production and growth in the Atlantic ocean. **Deep-sea research I**, v. 47, n. 5, p. 825–857, 2000.

MARITORENA, S.; MOREL, A.; GENTILI, B. Determination of the fluorescence quantum yield by oceanic phytoplankton in their natural habitat. **Applied optics**, v. 39, n. 36, p. 6725 – 6737, 2000.

MARITORENA, S.; SIEGEL, D. A.; PETERSON, A. R. Optimization of a semianalytical ocean color model for global-scale applications. **Applied optics**, v. 41, n. 15, p. 2705–2714, 2002.

MARRA, J.; HO, C.; TREES, C. C. An alternative algorithm for the calculation of primary productivity from remote sensing data. **LDEO technical report**, v. 1, p. 1 – 27, 2003.

MARRA, J.; TREES, C. C.; BIDIGARE, R. R.; BARBER, R. T. Pigment absorption and quantum yields in the Arabian Sea. **Deep-sea research II**, v. 47, p. 1279–1299, 2000.

MARTIN, S. **An Introduction to Ocean Remote Sensing**. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 426p.

MCCLAIN, C. R. A decade of satellite ocean color observations. **Annual review of marine science**, v. 1, p. 19–42, 2009.

MCCLAIN, E. P. Global sea surface temperatures and cloud clearing for aerosol optical depth estimates. **International journal of remote sensing**, v. 10, n. 4-5, p. 763–769, 1989.

MÉLIN F. **Potentiel de la teledetection pour l'analyse des proprietes optiques du systeme ocean-atmosphere et application a l'estimation de la photosynthese phytoplanctonique**. 2003. 523p. Ph.D., Universite Paul Sabatier, Toulouse, France. 2003.

MÉLIN, F.; HOEPFFNER, N. Case study 6 - monitoring phytoplankton productivity from satellite : an aid to marine resources management. In: MORALES, J.; STUART, V.; PLATT, T.; SATHYENDRANATH, S. (ed.). **Handbook of Satellite Remote Sensing Image Interpretation: Applications for Marine Living Resources Conservation and Management (2011), EU PRESPO and IOCCG**. Dartmouth, Canada. 2011. p.79–93 .

MENEZES, V. V. **Relação entre processos físicos e a cor do oceano Atlântico tropical.** 1999. 177 p. Dissertação (Mestrado) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Departamento de Sensoriamento Remoto, São José dos Campos. 1999.

MILUTINOVIC, S.; BEHRENFELD, M. J.; JOHANNESSEN, J. A.; JOHANNESSEN, T. Sensitivity of remote sensing-derived phytoplankton productivity to mixed layer depth: lessons from the carbon-based productivity model. **Global biogeochemical cycles**, v. 23, n. 4, p. 1–16, 2009.

MILUTINOVIC, S.; BERTINO, L. Assessment and propagation of uncertainties in input terms through an ocean-color-based model of primary productivity. **Remote sensing of environment**, v. 115, n. 8, p. 1906–1917, 2011.

MINNETT, P. J. Radiometric measurements of the sea-surface skin temperature - the competing roles of the diurnal thermocline and the cool skin. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 24, p. 5033 – 5047, 2003.

MINNETT, P. J.; BROWN, O. B.; EVANS, R. H.; KEY, E. L.; KEARNS, E. J.; KILPATRICK, K.; KUMAR, A.; MAILLET, K. A.; SZCZODRAK, G. Sea-surface temperature measurements from the MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) on Aqua and Terra. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS). Anchorage, Alaska, 2004. **Proceedings...** Anchorage, Alaska, p. 4576–4579, 2004.

MIRANDA, L. B. **Análise de massas de água da plataforma continental e da região oceânica adjacente: Cabo de São Tomé (RJ) e Ilha de São Sebastião (SP).** 1982. 123p. Tese (Livre-Docência) - Universidade de São Paulo, Instituto Oceanográfico, São Paulo. 1982.

MIRANDA, L. B. Forma da correlação T-S de massas de água das regiões costeira e oceânica entre o Cabo de São Tomé (RJ) e a Ilha de São Sebastião (SP), Brasil. **Boletim do Instituto Oceanográfico**, v. 33, n. 2, p. 105–119, 1985.

MOBLEY, C. D. Estimation of the remote-sensing reflectance from above-surface measurements. **Applied optics**, v. 38, n. 36, p. 7442–7455, 1999.

MOBLEY, C. D. **Light and water: radiative transfer in natural waters**. San Diego: Academic, 1994. 593p.

MOBLEY, C. D. Radiative transfer in the ocean. In: STEELE, J. H. (ed.). **Encyclopedia of Ocean Sciences**. Amsterdam: Elsevier ScienceDirect, 2001. p. 2321–2330.

MOBLEY, C. D.; WERDELL, J.; FRANZ, B.; AHMAD, Z.; BAILEY, S. Atmospheric correction for satellite ocean color radiometry. **A tutorial and documentation nasa ocean biology processing group**, p. 1 – 73, 2016.

MOREL, A.; ANTOINE, D.; GENTILI, B. Bidirectional reflectance of oceanic waters, accounting for Raman emission and varying particle scattering phase function. **Applied optics**, v. 41, n. 30, p. 6289 – 6306, 2002.

MOREL, A.; BERTHON, J. F. Surface pigments, algal biomass profiles, and potential production of the euphotic layer: relationships reinvestigated in view of remote-sensing applications. **Limnology and oceanography**, v. 34, n. 8, p. 1545–1562, 1989.

MOREL, A.; HUOT, Y.; GENTILI, B.; WERDELL, P. J.; HOOKER, S. B.; FRANZ, B. A. Examining the consistency of products derived from various ocean color sensors

in open ocean (Case 1) waters in the perspective of a multi-sensor approach. **Remote sensing of environment**, v. 111, n. 1, p. 69–88, 2007.

MUSTAPHA, S. BEN; BÉLANGER, S.; LAROUCHE, P. Evaluation of ocean color algorithms in the Southeastern Beaufort Sea, Canadian Arctic: new parameterization using SeaWiFS, MODIS, and MERIS spectral bands. **Canadian journal of remote sensing**, v. 38, n. 5, p. 535–556, 2012.

OMACHI, C. Y. **Análise de algoritmos empíricos de concentração de clorofila para o sensor SeaWiFS na região sudeste do oceano Atlântico**. 1999. 98p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Centro estadual de pesquisa em sensoriamento remoto e meteorologia, Porto Alegre. 1999.

O'REILLY, J. E.; MARITORENA, S.; O'BRIEN, M. C.; SIEGEL, D. A.; TOOLE, D.; MENZIES, D.; SMITH, R. C.; MUELLER, J. L.; MITCHELL, B. G.; KAHRU, M.; CHAVEZ, R. P.; STRUTTON, P.; COTA, G. F.; HOOKER, S.B.; MCCLAIN, C.R.; CARDER, K. L.; MUELLER-KARGER, F.; HARDING, L.; MAGNUSION, A.; PHYNNEY, D.; MOORE, G.F.; AIKEN, J.; ARRIGO, K.R.; LETELIER, R.; CULVER, M. SeaWiFS Postlaunch Calibration and Validation Analyses, Part 3, Volume 11. In: HOOKER, S. B.; FIRESTONE, E. R. (ed). **NASA Tech. Memo. 2000-2206892**. Greenbelt, Md, NASA Goddard Space Flight Center, 2000.

PALÓCZY, A.; SILVEIRA, I. C. A.; CASTRO, B. M.; CALADO, L. Coastal upwelling off Cape São Tomé (22°S, Brazil): the supporting role of deep ocean processes. **Continental shelf research**, v. 89, p. 38–50, 2014.

PEREIRA, R. C.; SOARES-GOMES, A. **Biologia marinha**. Rio de Janeiro, RJ: Interciência, 2002.

PLATT, T.; GALLEGOS, C. L.; HARRISON, W. G. Photoinhibition of photosynthesis in natural assemblages in marine phytoplankton. **Journal of Marine Research**, v. 38, p. 687-701, 1980.

PLATT, T.; SATHYENDRANATH, S. **Software for use in calculation, Platt and Sathyendranath**. Biological Oceanography Division, Bedford Institute of Oceanography, Dartmouth, Canada: [S.N.], 1995.

PLATT, T.; SATHYENDRANATH, S.; RAVINDRAN, P. Primary production by phytoplankton: analytic solutions for daily rates per unit area of water surface. **Proceedings of the Royal society: biological sciences**, v. 241, n. 1301, p. 101–111, 1990.

POOLE, H. H.; ATKINS, W. R. G. Photo-eletric measurements of submarine illumination throughout the year. **Journal of the Marine Biological Association of the UK**, v.16, p.1461-1487, 1929.

PREISENDORFER, R. W. **Hydrologic Optics**. Department of Commerce, Washington, D.C., U.S., v. 4, 1976.

REGAUDIE-DE-GIOUX, A.; LASTERNAS, S.; AGUSTÍ, S.; DUARTE, C. M. Comparing marine primary production estimates through different methods and development of conversion equations. **Frontiers in marine science**, v. 1, p. 1–14, 2014.

ROBINSON, I. S. **Measuring the oceans from space: the principles and methods of satellite oceanography.** Berlin, Germany: Springer/Praxis Publishing, 2004. 669p.

RODRIGUES, S. V.; MARINHO, M. M.; CUBAS JONCK, C. C.; GONÇALVES, E. S.; BRANT, V. F.; PARANHOS, R.; CURBELO, M. P.; FALCÃO, A. P. Phytoplankton community structures in shelf and oceanic waters off Southeast Brazil (20°-25°S), as determined by pigment signatures. **Deep-sea research Part I: oceanographic research papers**, v. 88, n. 1, p. 47–62, 2014.

SABA, V. S. et al. An evaluation of ocean color model estimates of marine primary productivity in coastal and pelagic regions across the globe. **Biogeosciences**, v. 8, n. 2, p. 489–503, 2011.

SABA, V. S. et al. Challenges of modeling depth-integrated marine primary productivity over multiple decades: a case study at BATS and HOT. **Global biogeochemical cycles**, v. 24, n. 3, p. 1–21, set. 2010.

SATHYENDRANATH, S.; PLATT, T. Remote sensing of ocean chlorophyll: consequence of nonuniform pigment profile. **Applied optics**, v. 28, n. 3, p. 490–495, 1989.

SATHYENDRANATH, S.; PLATT, T. Spectral effects in bio-optical control on the ocean system. **Oceanologia**, v. 49, p. 5–39, 2007.

SATHYENDRANATH, S.; STUART, V.; NAIR, A.; OKA, K.; NAKANE, T.; BOUMAN, H.; FORGET, M. H.; MAASS, H.; PLATT, T. Carbon-to-chlorophyll ratio and growth rate of phytoplankton in the sea. **Marine ecology progress series**, v. 383, p. 73–84, 2009.

SAULQUIN, B.; HAMDI, A.; GOHIN, F.; POPULUS, J.; MANGIN, A.; D'ANDON, O. F. Estimation of the diffuse attenuation coefficient KdPAR using MERIS and application to seabed habitat mapping. **Remote sensing of environment**, v. 128, p. 224–233, 2013.

SCHOFIELD, O.; PREZELIN, B. B.; BIDIGARE, R. R.; SMITH, R. C. In situ photosynthetic quantum yield - Correspondence to hydrographic and optical variability within the Southern California Bight. **Marine Ecology Progress Series**, v. 93, n. 1–2, p. 25–37, 1993.

SEGURA, V.; LUTZ, V. A.; DOGLIOTTI, A.; SILVA, R. I.; NEGRI, R. M.; AKSELMAN, R.; BENAVIDES, H. Phytoplankton types and primary production in the Argentine Sea. **Marine ecology progress series**, v. 491, p. 15–31, 2013.

SHANG, S. L.; DONG, Q.; HU, C. M.; LIN, G.; LI, Y. H.; SHANG, S. P. On the consistency of MODIS chlorophyll a products in the Northern South China Sea. **Biogeosciences**, v. 11, n. 2, p. 269–280, 2014.

SHANG, S.; LEE, Z.; WEI, G. Characterization of MODIS-derived euphotic zone depth: results for the China Sea. **Remote sensing of environment**, v. 115, n. 1, p. 180–186, 2011.

SHANMUGAM, P.; AHN, Y. H.; RYU, J. H.; SUNDARABALAN, B. An evaluation of inversion models for retrieval of inherent optical properties from ocean color in coastal and open sea waters around Korea. **Journal of oceanography**, v. 66, n. 6, p. 815–830, 2010.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, v. 52, n. 3, p. 591-611, 1965.

SIEGEL, D. A.; MARITORENA, S.; NELSON, N. B.; BEHRENFELD, M. J. Independence and interdependencies among global ocean color properties: reassessing the bio-optical assumption. **Journal of geophysical research**, v. 110, n. 7, p. 1–14, 2005.

SIGAUD, T. C. S.; AIDAR, E. Salinity and temperature effects on the growth and chlorophyll-a content of some planktonic algae. **Boletim do Instituto Oceanográfico**, v. 41, n. 755, p. 95–103, 1993.

SIGMAN, D.; HAIN, M. The biological productivity of the ocean. **Nature education knowledge**, v. 3, n. 10, p. 21, 2012.

SILVEIRA, I. C. A. **O sistema corrente do Brasil na bacia de Campos, RJ**. 2007. 160 p. Tese (Livre-Docência) - Universidade de São Paulo, Instituto Oceanográfico, São Paulo. 2007.

SINGH, S.M. Removal of atmospheric effects on a pixel by pixel basis from the thermal infrared data from instruments on satellites. The Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR). **International Journal of Remote Sensing**, v.5, n.1, p. 161–183, 1984.

SMITH, R. C.; PREZELIN, B. B.; BIDIGARE, R. R.; BAKER, K. S. Bio-optical modeling of photosynthetic production in coastal waters. **Limnology and Oceanography**, v. 34, p. 1524–1544, 1989.

SON, S.; WANG, M. Diffuse attenuation coefficient of the photosynthetically available radiation Kd(PAR) for global open ocean and coastal waters. **Remote sensing of environment**, v. 159, p. 250–258, 2015.

STAMBLER, N. Primary production , light absorption and quantum yields of phytoplankton from the Bellingshausen and Amundsen Seas (Antarctica). **Polar biology**, v. 26, p. 438–451, 2003.

STEEMANN NIELSEN, E. The use of radio-active carbon C^{14} for measuring organic production in the sea. **Journal du conseil**, v. 18, p. 117–140, 1952.

STEVENSON, M. R.; DIAS-BRITO, D.; STECH, J. L.; KAMPEL, M. How do cold water biota arrive in a tropical bay near Rio de Janeiro, Brazil? **Continental shelf research**, v. 18, n. 13, p. 1595–1612, 1998.

STRAMSKI, D. Relationships between the surface concentration of particulate organic carbon and optical properties in the eastern south Pacific and eastern Atlantic oceans. **Biogeosciences**, v. 5, p. 171–201, 2008.

STRAMSKI, D.; REYNOLDS, R. A.; KAHRU, M.; MITCHELL, B. G. Estimation of particulate organic carbon in the ocean from satellite remote sensing. **Science**, v. 285, n. 5425, p. 239–242, 9 jul. 1999.

SURESH, T.; TALAULIKAR, M.; DESA, E.; MATONDKAR, S. G. P.; MASCARENHAS, A. Comparison of measured and satellite- derived spectral diffuse attenuation coefficients for the Arabian Sea. **International journal of remote sensing**, v. 33, n. 2, p. 570–585, 2012.

TEIXEIRA, C. Introdução aos métodos para medir a produção primária do fitoplâncton marinho. **Boletim do Instituto Oceanográfico**, v. 22, p. 59–92, 1973.

THORNTON, D. C. O. Primary production in the ocean. **Advances in photosynthesis - fundamental aspects**, v. 2, p. 563–588, 2012.

TIWARI, S. P.; SHANMUGAM, P. An evaluation of models for the satellite-estimation of phytoplankton absorption coefficients in coastal/oceanic waters. **Selected topics in applied earth observations and remote sensing**, v. 7, n. 1, p. 364–371, 2014.

TIWARI, S. P.; SHANMUGAM, P. An optical model for the remote-sensing of absorption coefficients of phytoplankton in oceanic/coastal waters. **Advances in remote sensing**, v. 1, n. 2, p. 19–34, 2012.

TRIPATHY, S. C.; PAVITHRAN, S.; SABU, P.; PILLAI, H. U. K.; DESSAI, D. R. G.; ANILKUMAR, N. Deep chlorophyll maximum and primary productivity in Indian ocean sector of the southern ocean: case study in the subtropical and polar front during austral summer 2011. **Deep-sea research Part II**, v. 118, p. 240–249, 2015.

TUKEY, J. W. **The problem of multiple comparisons**. Mimeographs Princeton University, Princeton, N.J. 1953.

UNESCO. Progress on oceanographic tables ans standards: work and recommendations of the UNESCO/SCOR/ICES/IAPSO Joint Panel. **Unesco technical paper in marine science 50**, 1988.

WALTON, C. C.; PICHEL, W. G.; SAPPER, J. F.; MAY, D. A. The development and operational application of nonlinear algorithms for the measurement of sea surface temperatures with the NOAA polar-orbiting environmental satellites. **Journal of geophysical research**, v. 103, n. 12, p. 2799–28012, 1998.

WELSCHEMYER, N. A. Fluorometric analysis of chlorophyll-a in the presence of chlorophyll-b and pheopigments. **Limnology and Oceanography**, v.39, p. 1985-1992, 1994.

WERDELL, P. J. et al. Generalized ocean color inversion model for retrieving marine inherent optical properties. **Applied optics**, v. 52, n. 10, p. 2019–2037, 2013.

WESTBERRY, T.; BEHRENFELD, M. J.; SIEGEL, D. A.; BOSS, E. Carbon-based primary productivity modeling with vertically resolved photoacclimation. **Global biogeochemical cycles**, v. 22, n. 2, p. 1–18, 2008.

WESTBERRY, T. K.; BOSS, E.; LEE, Z. Influence of Raman scattering on ocean color inversion models. **Applied optics**, v. 52, n. 22, p. 5552–5561, 2013.

ZAVIALOV, P. O.; GIANESELLA-GALVÃO, S. M. F.; PIMENTA, F. M.; CASTELÃO, G. P.; M. ABDOULLAEV S., S. Diurnal variability on the continental shelf of Southern Brazil. **Continental shelf research**, v. 20, n. 1, p. 15–35, 2000.

ZEGE, E. P.; IVANIV, A. P.; KATSEV, I. L. **Image transfer through a scattering medium**. New York: Springer-Verlag, 1991, 349 p.

ZHAO, J.; BARNES, B.; MELO, N.; ENGLISH, D.; LAPOINTE, B.; MULLER-KARGER, F.; SCHAEFFER, B.; HU, C. Assessment of satellite-derived diffuse attenuation coefficients and euphotic depths in south Florida coastal waters. **Remote sensing of environment**, v. 131, p. 38 – 50, 2013.

ZIBORDI, G.; MÉLIN, F.; VOSS, K. J.; JOHNSON, B. C.; FRANZ, B. A.; KWIATKOWSKA, E.; HUOT, J. P.; WANG, M.; ANTOINE, D. System vicarious calibration for ocean color climate change applications: requirements for in situ data. **Remote sensing of environment**, v. 159, p. 361–369, 2015.