

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

EDSON FILISBINO FREIRE DA SILVA

**ESTIMATIVA DO MATERIAL PARTICULADO EM SUSPENSÃO E TURBIDEZ POR
SENSORIAMENTO REMOTO NO COMPLEXO ESTUARINO DE PARANAGUÁ**

PONTAL DO PARANÁ

2017

EDSON FILISBINO FREIRE DA SILVA

**ESTIMATIVA DO MATERIAL PARTICULADO EM SUSPENSÃO E TURBIDEZ POR
SENSORIAMENTO REMOTO NO COMPLEXO ESTUARINO DE PARANAGUÁ**

Monografia apresentada ao curso de Graduação em Oceanografia, Setor de Ciências da Terra, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Graduado em Oceanografia

Orientador: Mauricio Almeida Noernberg

PONTAL DO PARANÁ

2017

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer primeiramente ao meu orientador Prof. Dr. Mauricio Almeida Noernberg por sua orientação durante o TCC, tanto com a parte teórica quanto o apoio nas coletas de campo. Agradeço a Ligia Luz pelas suas análises de MPS e pela condução das coletas de campo. Agradeço ao INPE e ao Prof. Dr. Claudio Clemente Faria Barbosa pelo empréstimo do espectroradiômetro, o qual permitiu a realização desse trabalho. E por último, agradeço a UFPR e a PRAE pelas diversas concessões de bolsas de iniciação científica, intercâmbio e auxílios financeiros, os quais me permitiram focar nos estudos e melhorar a minha formação acadêmica e profissional.

RESUMO

O sensoriamento remoto tem sido utilizado para estimar turbidez e concentração de material particulado em suspensão (MPS) em estuários. Entretanto, os algoritmos existentes não podem ser utilizados no Complexo Estuarino de Paranaguá (CEP), pois são específicos para cada região. Por esse motivo, este estudo tem o objetivo de desenvolver algoritmos que estimem ambas variáveis no CEP. Os algoritmos foram elaborados em três etapas. Primeiro, as bandas do sensor MODIS $B1_{sim}$ (620 – 670 nm) e $B2_{sim}$ (841 – 876 nm), $B3_{sim}$ (459 – 479 nm) e $B4_{sim}$ (545 – 565 nm) são simuladas com a reflectância de sensoriamento remoto (R_{rs}) medida *in situ* e, posteriormente, são estabelecidos modelos empíricos entre a concentração de MPS (e turbidez) com essas bandas. Segundo, as águas do estuário são divididas de acordo com suas propriedades ópticas, assim, são elaborados modelos para cada uma delas. Dessa forma, são comparados com os resultados dos modelos de todo estuário. Por último, a melhor correção atmosférica para se aplicar os modelos obtidos é identificada e, também, é verificado se as classes ópticas das águas podem ser detectadas por imagens de satélites. Os resultados mostram que o modelo da banda $B1_{sim}$ é o que melhor estima a turbidez. Quando classificadas as águas, há uma grande melhora do modelo linear da $B1_{sim}$. Em contrapartida, não foram obtidos modelos com resultados significativos para a concentração do MPS, causado pelas suas diversificadas fontes. As correções atmosféricas MUMM e NIR-SWIR foram analisadas no sensor MODIS a bordo do satélite Aqua e Terra. Utilizando o Aqua, ambas correções conseguem estimar a turbidez *in situ*, entretanto, a NIR-SWIR falha em obter pixels válidos para o estuário. As classes ópticas de água obtidas *in situ* foram detectadas em imagens de satélite, mostrando a cobertura do algoritmo desenvolvido. Sendo assim, é possível estimar a turbidez por sensoriamento remoto no CEP, através do sensor MODIS Aqua, contudo, não foi possível desenvolver um algoritmo para o MPS. Estudos futuros devem incluir um número maior de dados e classificar opticamente a água do estuário em mais tipos ópticos, assim, um algoritmo para o MPS poderá ser desenvolvido e o da turbidez poderá ser melhorado.

ABSTRACT

Remote sensing has been used to estimate turbidity and suspended particulate matter (SPM) in estuaries. However, the existing algorithms are specific for each area and they not able to retrieve in the Paranaguá Estuarine Complex (PEC). For this reason, this study aims to develop an algorithm for both variables in the PEC. The algorithms were established in three steps. First, the MODIS bands $B1_{sim}$ (620 – 670 nm) and $B2_{sim}$ (841 – 876 nm), $B3_{sim}$ (459 – 479 nm) and $B4_{sim}$ (545 – 565 nm) were simulated with remote sensing reflectance (R_{rs}) measured *in situ*; then, it is established empirical models combining SPM (and turbidity) with the bands. Second, the data are split accordingly to their optical water type, and the models are established for each class; then, they are compared with the first models. Last, the best atmospheric correction is identified to be applied on the models, and it is verified if the optical water types can be detected by the satellite images. The results showed the $B1_{sim}$ is the best band to retrieve turbidity. When the data is classified, the linear model from $B1_{sim}$ improves. On the other hand, the SPM models did not showed good results, which can be attributed to the different SPM sources. The atmospheric corrections MUMM and NIR-SWIR were compared for the MODIS Aqua and Terra. Both corrections had a good agreement with *in situ* turbidity for the Aqua satellite, however, the NIR-SWIR failed to retrieve valid pixels in the PEC area. Detecting the optical classes shows the algorithm's coverage and potential to retrieve turbidity. Concluding, using remote sensing to estimate turbidity in the PEC is possible by utilizing the MODIS Aqua; on the other hand, developing an algorithm to SPM was not possible. Further studies should use more optical water classes, thus, they could establish the SPM algorithm and improve the turbidity one.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	5
2	OBJETIVO	6
3	REFERENCIAL TEÓRICO	7
4	MATERIAL E MÉTODOS	10
4.1	ÁREA DE ESTUDO E CRUZEIROS OCEANOGRÁFICOS.....	10
4.2	MEDIDAS BIOFÍSICAS DA ÁGUA.....	11
4.3	MEDIDAS DE REFLECTÂNCIA DE SENSORIAMENTO REMOTO (R_{rs}) <i>IN SITU</i>	12
4.4	ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS.....	13
4.5	CORREÇÃO ATMOSFÉRICA E CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS.....	14
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	16
5.1	CARACTERIZAÇÃO DA MASSA DA ÁGUA.....	16
5.2	DESENVOLVIMENTO DOS ALGORITMOS.....	17
5.2.1	Modelos de Todo o Estuário.....	17
5.2.2	Modelos por Classe Óptica do Estuário.....	21
5.3	MAPEAMENTO DA TURBIDEZ UTILIZANDO O SENSOR MODIS.....	24
5.4	O ALGORITMO.....	30
6	CONCLUSÃO	32
	REFERÊNCIAS	34

1 INTRODUÇÃO

Algoritmos para estimar turbidez e a concentração de material particulado em suspensão (MPS) por sensoriamento remoto, têm sido desenvolvidos e utilizados em diversos ambientes costeiros. Destes, se incluem as plumas de rios (Petus *et al.*, 2010), golfos (Maltese *et al.*, 2013), reservatórios (Goodin *et al.*, 1996), lagos (Liversedge, 2007), baías (Chen *et al.*, 2007) e estuários (Doxaran *et al.* 2009). Desse modo, o uso de sensores orbitais tem demonstrado seu benefício no monitoramento de águas costeiras.

O MPS é monitorado em estuários devido a sua importância ambiental. Ele pode estar associado à poluentes, como compostos organoestânicos (Santos *et al.*, 2009) e metais pesados (Palanquest *et al.*, 1995); afeta diretamente a biota marinha quando em altas concentrações, reduzindo as taxas de ingestão e assimilação de carbono por corais (Anthony, 1999); além disso, o MPS altera a turbidez, reduzindo a transparência da água. A turbidez pode afetar a produtividade, dispersão e biomassa do fitoplâncton (Cloern, 1987), podendo induzir a *blooms* quando a turbidez da água reduz significativamente (May *et al.*, 2003); em águas mais túrbidas, peixes podem ser induzidos a se alimentarem em habitats perigosos (Abrahams e Kattenfeld, 1997); por outro lado, para peixes juvenis, estas águas criam um ambiente mais seguro de predação, e favorecem a sua sobrevivência durante o crescimento (Cyrus, 1987).

A turbidez e MPS podem ser monitorados por sensoriamento remoto no Complexo Estuarino de Paranaguá (CEP), entretanto, os algoritmos já existentes não podem ser utilizados na região. Em águas costeiras, cada área tem sua propriedade óptica inerente (POI), definida pela composição dos materiais suspensos e dissolvidos (Pegau *et al.*, 2002). Como consequência, os parâmetros dos modelos matemáticos são diferentes entre a concentração de MPS (e turbidez) com a reflectância de sensoriamento remoto (R_{rs}), validando os algoritmos apenas nos locais em que foram criados. Portanto, para estimar a turbidez e MPS no CEP, um algoritmo local deve ser desenvolvido.

2 OBJETIVO

Este trabalho tem como objetivo desenvolver dois algoritmos que estimem a concentração de MPS e turbidez por sensoriamento remoto no CEP. O qual é subdividido em 2 objetivos específicos: (1) desenvolver os algoritmos com dados *in situ* e (2) identificar a correção atmosférica mais adequada para aplicar os algoritmos na região.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

O MPS possui composição diversificada devido as suas diferentes fontes. Assim, pode ser composto por partículas orgânicas, como o fitoplâncton, bactérias, peletes fecais, tecidos mortos e muco, e por partículas inorgânicas, como minerais argilosos, precipitados hidrogenados e partes duras biogênicas (calcita e opalina) (Libes, 2009). Nas águas costeiras, as suas principais fontes são o fitoplâncton (Suominen e Tolvanen, 2016), o aporte de MPS proveniente dos rios e a ressuspensão de sedimentos causada por correntes de maré (Mantovanelli *et al.*, 2004). Essa diversificada fonte de MPS causa uma alta variação na concentração, composição e tamanho de suas partículas em toda a área costeira.

A turbidez e R_{rs} são dois parâmetros ópticos utilizados em oceanografia e sensoriamento remoto. O primeiro é a redução da transparência de um líquido pelo material não dissolvido (ISO 7027, 1999). Enquanto a R_{rs} é definida pela seguinte equação:

$$Rrs(\lambda) = \frac{Lw(\lambda)}{Ed(\lambda)} \quad (1)$$

Onde:

λ = comprimento de onda;

Lw = radiância ($Wm^{-2} sr^{-1} nm^{-1}$) que sai da água abaixo da superfície em uma direção específica;

Ed = total de irradiância incidente ($Wm^{-2} nm^{-1}$) na superfície da água.

A criação de algoritmos para estimar a concentração de MPS e turbidez envolvem duas etapas. Primeiro, um modelo empírico deve ser estabelecido entre a concentração de MPS (e turbidez) com a R_{rs} (Chen *et al.*, 2007; Petus *et al.*, 2010), podendo ser entre uma ou várias bandas. Essa etapa pode ser feita através do método dos mínimos quadrados, podendo ser regressões linear, quadrática ou polinomial (2° ordem). Segundo, uma correção atmosférica deve ser validada para a área de estudo. Geralmente, essa validação é feita através da comparação da R_{rs} *in situ* com a R_{rs} obtida pela imagem de satélite (Schroeder *et al.*, 2007), ou,

comparando a turbidez e MPS obtidos *in situ* com as obtidas por imagem após a aplicação do algoritmo (Dogliotti *et al.*, 2016).

As propriedades ópticas inerentes (POI) da água são caracterizadas pela absorção e retroespalhamento das ondas do espectro eletromagnético (λ), causadas pela presença de matéria orgânica colorida dissolvida (MOCD), partículas algais e não algais (Spyrakos *et al.*, 2017). Essa definição leva à divisão das águas marinhas em tipo 1 e tipo 2 (Morel e Prieur, 1977). No primeiro caso, o fitoplâncton é a principal fonte de todas as partículas e MOCD, sendo as algais as mais predominantes na água. No segundo caso, as POI são caracterizadas pela predominância de partículas não algais, e tem como fonte principal o aporte de rios e a ressuspensão de sedimentos por ondas e correntes de maré. Por essa definição, as águas do tipo 1 são águas de oceano profundo e as águas do tipo 2 são de áreas costeiras.

Nas águas do tipo 1, é possível utilizar o mesmo algoritmo globalmente, enquanto algoritmos desenvolvidos em águas do tipo 2 falham em estimar a turbidez e MPS em todas as águas costeiras. No tipo 1, devido ao fitoplâncton ser a principal fonte que altera as POI, há uma alta covariância entre a MOCD, partículas algais e não algais. Isso permite a aplicação de algoritmos globais, pois todas essas variáveis podem ser derivadas da clorofila-a (chl-a) (Hu *et al.*, 2004). Por outro lado, não há essa covariância nas águas tipo 2, impedindo a aplicação da mesma técnica utilizada para o tipo 1. Isso ocorre porque a composição e tamanho das partículas são diferentes em cada local, afetando a resposta da R_{rs} . Por exemplo, o retroespalhamento da luz pode aumentar em 10 vezes quando o tamanho da partícula varia de 106 para 37 μm (Bunt *et al.*, 1999). Em outras palavras, para uma mesma concentração de MPS (mg^1L^{-1}), a R_{rs} em águas contendo silte tem uma resposta 10 vezes maior que águas contendo areia, e conseqüentemente, o modelo deve ser diferente.

Geralmente, os modelos são desenvolvidos para todo o estuário (Chen *et al.*, 2007), entretanto, mais de um tamanho de partícula predominante pode ocorrer no mesmo local (Gippel, 1989) e inviabilizar um modelo empírico para a concentração de MPS e turbidez. Recentemente, a classificação de águas costeiras pela sua diferença óptica têm sido utilizada para otimizar o desempenho dos algoritmos. Esse método consiste em usar a R_{rs} para identificar e classificar opticamente os diferentes tipos de água e desenvolver os modelos para cada uma.

Essa abordagem tem demonstrado uma melhora nos algoritmos de chl-a (Competition *et al.*, 2008) e MPS (Vantrepotte *et al.*, 2012) em águas costeiras. Conseqüentemente, incluir essa classificação no algoritmo da turbidez pode melhorar o seu desempenho.

Para estimar a turbidez e concentração de MPS, um prospectivo sensor deve ser escolhido, o qual terá suas bandas utilizadas para a geração dos modelos. Nos últimos 20 anos, diversos sensores têm sido utilizados em áreas costeiras, como os sensores LISS-1, SPOT-HRV2, Landsat, MERIS e MODIS (Gooding *et al.*, 1996, Choubey, 1992; Liversedge, 2007; Ouillon *et al.*, 2008; Maltese *et al.*, 2013; Dogliotti *et al.*, 2016). Entre esses, o sensor MODIS se destaca por possuir uma boa frequência de dados e uma boa resolução espacial, com imagens diárias, disponíveis desde 1999, abordo de 2 satélites (Aqua e Terra), com resolução espacial de 250 m para as bandas B1 (620 – 670 nm) e B2 (841 – 876 nm) e 500 m para as bandas B3 (459 – 479 nm) e B4 (545 – 565 nm). Todas essas características fazem dele ideal para o monitoramento de estuários e baías.

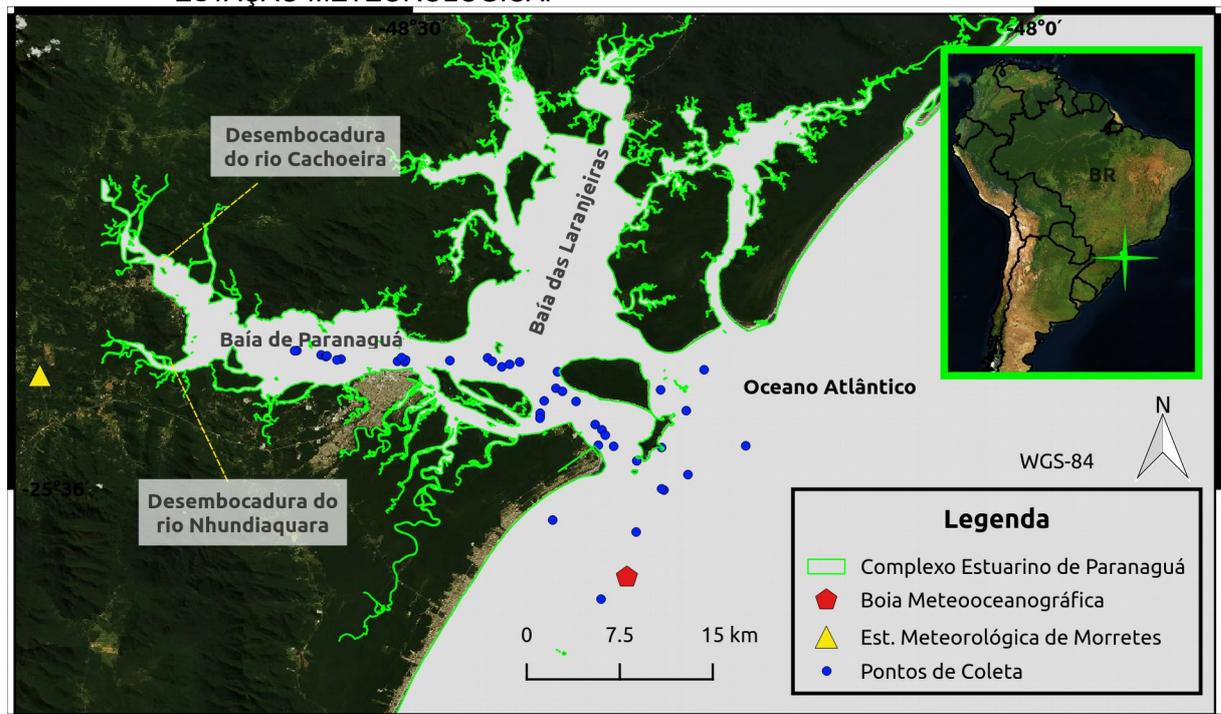
Após a escolha do sensor, uma correção atmosférica adequada para região deve ser escolhida. Em águas do tipo 1, a R_{rs} do infravermelho próximo é perto de 0, sendo qualquer valor de R_{rs} nessa faixa do espectro atribuída aos aerossóis. Portanto, o infravermelho próximo é utilizado para remover a reflectância dos aerossóis. Entretanto, em águas tipo 2, a R_{rs} do infravermelho próximo não é perto de 0, por causa da alta quantidade de MPS. Assim sendo, em águas costeiras, duas correções atmosféricas solucionam essa questão, a MUMM e NIR-SWIR. A primeira assume que os aerossóis da imagem são espacialmente homogêneos, obtêm coeficiente Ångström, (utilizado no cálculo da reflectância dos aerossóis) em águas do tipo 1 e aplica nas águas do tipo 2 da mesma imagem (Goyens *et al.*, 2013). A segunda correção, NIR-SWIR, utiliza a razão entre infravermelho próximo e infravermelho curto para identificar se são águas túrbidas. No caso de águas túrbidas, o infravermelho curto é utilizado para remover a reflectância dos aerossóis (Wang & Shi, 2007).

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 ÁREA DE ESTUDO E CRUZEIROS OCEANOGRÁFICOS

O CEP está localizado na região sul do Brasil (Figura 1), no estado do Paraná. Suas águas são compostas por 2 baías, a de Paranaguá no eixo O – L, e a das Laranjeiras no eixo N – S.

FIGURA 1 — MAPA DA ÁREA DE ESTUDO, MOSTRANDO OS PONTOS DE COLETA, BOIAS E ESTAÇÃO METEOROLÓGICA.



Lana *et al.* (2001) compilaram as condições hidrológicas e climáticas da região. O clima é temperado, chuvoso e moderadamente quente, com uma média anual de chuva de 2500 mm, e máximo de 5300 mm. A estação chuvosa começa no fim da primavera, e termina no começo do outono, enquanto a estação seca ocorre entre o fim do outono até o fim do inverno.

A hidrodinâmica é controlada pela maré e a descarga dos rios. As marés são semidiurnas, com uma altura média de 2,2 m, variando de 1,7 m na desembocadura do estuário a 2,7 m na região mais interna durante a maré de sizígia. Os principais afluentes são os rios Cachoeira e Nhundiaquara, com a vazão média de 21,13 e 15,88 m³s⁻¹, respectivamente. A variação da vazão dos rios corresponde a 30% da

média durante a estação seca, e 170% da média durante o período chuvoso (Lana *et al.*, 2001).

As medidas e coletas de amostras foram realizadas em 43 pontos, durante os dias 09, 13, 16, 24 e 30 de Junho de 2016, no período de estação seca e com menor vazão dos rios. Os pontos estão localizados na baía de Paranaguá, na desembocadura da baía das Laranjeiras e na pluma estuarina. Durante os cruzeiros, os dados foram coletados durante as marés de sizígia e quadratura, com dias de céu claro, com poucas nuvens e nublado. Na estação meteorológica de Morretes (INMET, 2017), localizada na bacia de drenagem do estuário, a precipitação diária variou entre 0 mm e 24 mm durante o mês de Junho.

4.2 MEDIDAS BIOFÍSICAS DA ÁGUA

A turbidez e chl-a são medidas pelo sensor ECO FLNTU da Wet Labs WQM, o qual mede a turbidez em NTU (Unidades de Turbidez Nefelométricas), usando um feixe no comprimento de onda 700 nm, portanto, não é influenciado pela MOCD e o faz adequado a estudos com MPS (Gippel, 1995). O sensor é afundado entre 10 e 30 cm, com 10 medidas por ponto (1 por segundo), das quais se obtém a média e o desvio padrão (s). A salinidade é medida pelo CTD JFE Alec., com uma medida entre 10 e 30 cm de profundidade em cada ponto.

As amostras de MPS são coletadas utilizando uma garrafa de 1,5 L em cada ponto de coleta, sendo refrigeradas e analisadas em laboratório seguindo o método gravimétrico descrito por Strickland e Parsons (1972): um volume conhecido de água é filtrado em um filtro GF/F pré pesado, que posteriormente é lavado com água Milli-Q, secado, e pesado em uma balança de alta precisão. O peso do filtro pré pesado é subtraído do peso obtido, que é dividido pelo volume de água filtrada e se obtêm a concentração do MPS (mg^1L^{-1}).

4.3 MEDIDAS DE REFLECTÂNCIA DE SENSORIAMENTO REMOTO (R_{rs}) *IN SITU*

A R_{rs} *in situ* é medida entre 400 e 900 nm, seguindo método descrito por Mobley (1999), que utiliza a seguinte equação:

$$R_{rs} = \frac{L_t(\lambda) - (\rho \times L_s(\lambda))}{\frac{\pi \times L_g(\lambda)}{R_g(\lambda)}} \quad (2)$$

Onde:

L_t = total da radiância ($Wm^{-2} sr^{-1} nm^{-1}$) que sai água;

L_s = radiância ($Wm^{-2} sr^{-1} nm^{-1}$) do céu que atinge a superfície da água;

ρ = parâmetro utilizado para obter o quanto de L_s foi refletido na interface ar-oceano, sem unidade;

L_g = radiância ($Wm^{-2} sr^{-1} nm^{-1}$) de uma placa *Spectralon*;

R_g = R_{rs} já conhecida dessa placa,

Para todos pontos de coleta, L_t é obtido mirando o espectralradiômetro para o oceano, a um ângulo zenital de 40° e a 135° azimutal (para todos ângulos azimutais, o sol é utilizado como referência). L_s é obtida mirando o sensor para o céu, a um ângulo zenital de 130° e a 135° azimutal. L_g é obtida mirando em cima da placa *Spectralon* nivelada horizontalmente, utilizando os mesmos ângulos de L_t . O R_g é fornecido pelo fabricante do sensor. Para todas essas medidas é utilizado o espectralradiômetro ASDinc HandHeld 2 VNIR.

O parâmetro ρ é obtido pela tabela de 2015 disponível pela Ocean Optics Web Book (2017), a qual foi desenvolvida por Mobley (1999) e Mobley (2015). A tabela usa os ângulos do sensor (que foram o mesmo em todos os pontos de coleta), a velocidade do vento, que é obtida pela estação meteorológica da Ilha do Mel (INMET, 2017), e o ângulo zenital do Sol, que é obtido pelo NOAA (2017).

Para cada ponto são medidas 5 réplicas e simuladas a R_{rs} das bandas do sensor MODIS $B1_{sim}$ (620 – 670 nm), $B2_{sim}$ (841 – 876 nm), $B3_{sim}$ (459 – 479 nm) e $B4_{sim}$ (545 – 565 nm), utilizando a equação 2 para cada uma. Por último, são calculados a média e desvio padrão das réplicas em cada banda.

4.4 ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS

Preliminarmente ao desenvolvimento dos modelos, um controle de qualidade é adotado para uma melhor performance dos modelos. Utilizando as réplicas, dados de turbidez com o desvio padrão maior que 10% de média foram removidos, e para os dados de R_{rs} , foram excluídos dados negativos e com desvio padrão maior que 30% da média. Ambas porcentagens são arbitrárias e foram escolhidas para manter uma boa precisão sem reduzir significativamente o número de dados. Além disso, foram removidos os pontos com profundidade inferior a 3 m, para não haver influência do fundo marinho na R_{rs} .

Os modelos empíricos foram estabelecidos utilizando o método dos mínimos quadrados, através de regressões linear ($a+b \times R_{rs}(\lambda)$), quadrática ($a+b \times R_{rs}^2(\lambda)$) e polinomial (2º ordem) ($a+b \times R_{rs}(\lambda)+c \times R_{rs}^2(\lambda)$). Essas regressões são efetuadas entre a concentração de MPS e R_{rs} , e turbidez e R_{rs} , utilizando cada banda do MODIS simulada. Apesar de a R_{rs} ser fisicamente dependente da turbidez e da concentração de MPS, ela foi utilizada como variável independente, para poder obter o intercepto (a) e a inclinação dos modelos (b e c).

Os modelos são desenvolvidos utilizando 2 abordagens. Na primeira, eles foram estabelecidos utilizando todo conjunto de dados. E na segunda, os dados foram classificados em classes de águas opticamente diferentes e estabelecidos os modelos para cada uma. Para essa categorização, a R_{rs} das bandas $B1_{sim}$, $B3_{sim}$ e $B4_{sim}$ foram utilizadas, pois cobrem a região do vermelho, azul e verde do espectro eletromagnético.

O método de classificação utilizado foi o proposto por Vantrepotte *et al.* (2012), e segue diversas etapas. Primeiro, a R_{rs} das bandas são normalizadas (pela sua integral) para classificar de acordo com a forma espectral da R_{rs} , nesse caso, a proporção relativa entre as bandas. Essa normalização é feita para remover o efeito da claridade da água, e não classificar os dados de acordo com a quantidade de MPS. Segundo, é empregado a análise *cluster* aglomerativa utilizando o método Ward, o qual é menos sensível a ruídos e *outliers*. Por último, é calculada a largura da silhueta de cada ponto classificado, o que diz a qualidade em que cada ponto foi classificado. Na prática, não há limiar de corte padrão a ser seguido de quão bem

um ponto é classificado, apenas, que valores inferiores a 0 são pontos erroneamente classificados. Nesse trabalho, pontos com a largura da silhueta menor que 0,1 foram removidos.

Todos os modelos são avaliados seguindo 4 parâmetros estatísticos: o (1) coeficiente de determinação (R^2), que indica o quanto da variável dependente (turbidez e concentração de MPS) é explicada pela variável independente (R_{rs}); a (2) raiz quadrada da média do quadrado dos erros, ou *root mean square error* (RMSE)

($RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_j - y_i)^2}$), onde y_j é o valor observado e y_i é o valor estimado pelo modelo, portanto, ela mostra a média dos desvios dos dados observados com os dados do modelo, em unidades da variável dependente; o (3) erro percentual médio (EPM) ($EPM = \frac{100\%}{N} \sum_i^N ((y_i - y_j)/y_j)$), que mostra a média percentual dos desvios dos dados medidos com os dados do modelo, e é utilizado para saber o quanto o modelo subestima ou superestima os dados observados; e por último, o (4) coeficiente de determinação Jackknife ($R^2_{Jackknife}$), o qual utiliza o método Jackknife, que recalcula o modelo pelo número de vezes do n amostral, retirando um ponto amostral ($n - 1$) em cada vez. Então, cada modelo recalculado é executado para o ponto retirado, o que gera um vetor de dados Jackknife. Esse vetor é comparado com a variável observada, e é calculado seu coeficiente de determinação, o $R^2_{Jackknife}$. Esse método é utilizado para validar modelos obtidos com n amostral pequeno, impossibilitando a divisão dos dados em treino e validação, e tem sido utilizado em desenvolvimento de modelos para sensoriamento remoto (Petus *et al.*, 2010). Toda a construção de modelos e análises estatísticas foram realizadas pelo pacote *scikit-learn* no *Python 2,7*.

4.5 CORREÇÃO ATMOSFÉRICA E CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS

Duas correções atmosféricas são testadas utilizando imagens do sensor MODIS abordo dos satélites Aqua e Terra. A primeira, é a correção atmosférica MUMM, e a segunda, é a NIR-SWIR (Wang *et al.*, 2009). Ambas são utilizadas para águas costeiras por não assumirem a R_{rs} do infravermelho próximo como 0, o que levaria a uma subestimação da R_{rs} em outras bandas (Goyens *et al.*, 2013; Wang *et al.*, 2009). Para a máscara de nuvens, a banda 2130 foi utilizada. As *flags Straylight* e *Hilt* não foram aplicadas porque marcam erroneamente águas túrbidas como pixels

não válidos (Dogliotti *et al.*, 2016). Todas imagens são disponibilizadas pela NASA's Goddar Space Flight Center (Ocean Color Web, 2017), em nível 1A, e processados em nível 2A, utilizando o software SeaDAS 7,4.

As correções atmosféricas são avaliadas em 2 aspectos. Primeiro, foi investigado a qualidade da correção atmosférica. Para isso, foi comparada a turbidez *in situ* com a turbidez obtida pelos modelos aplicados nas imagens, para cada satélite e correção atmosférica. Segundo, em termos de disponibilidade de pixels válidos, é investigado qual tem melhor cobertura espacial no CEP.

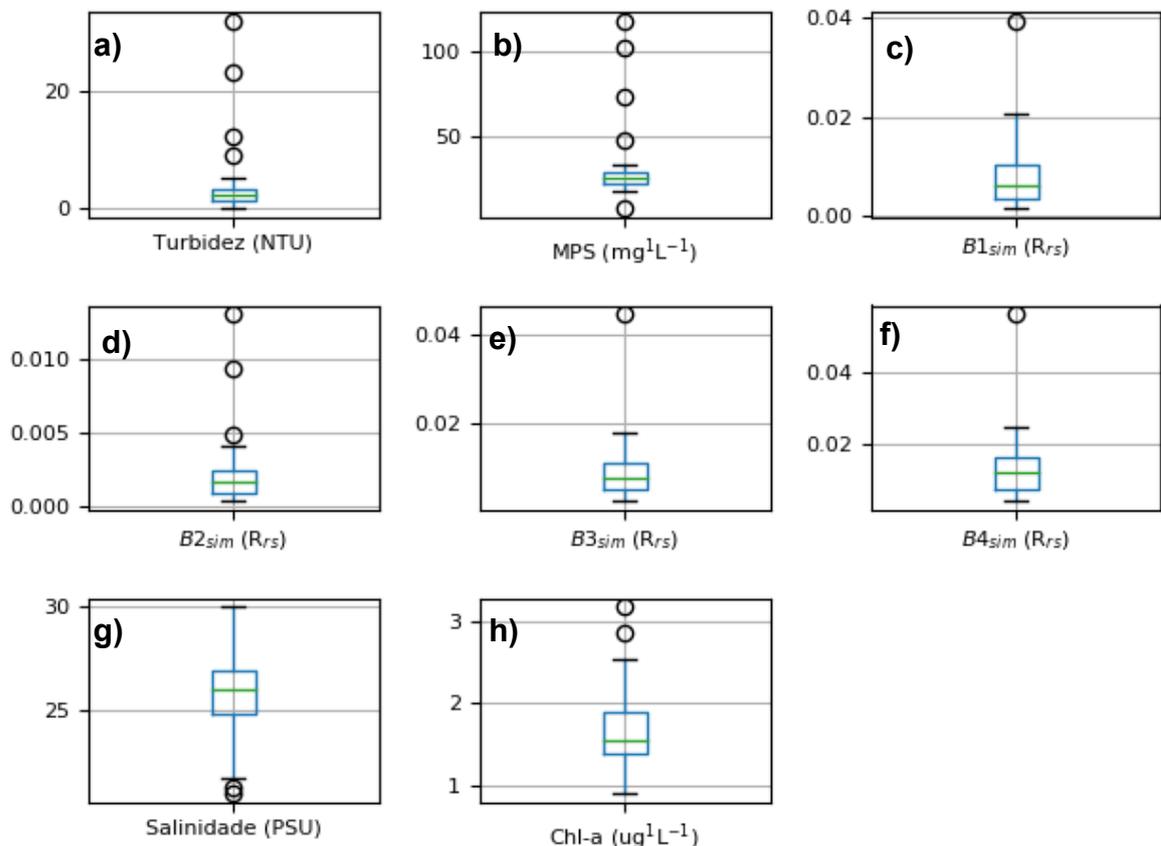
Por último, é analisado se as classes obtidas *in situ* podem ser detectadas em dias diferentes por imagens de satélite. Para esse fim, as bandas do MODIS B1, B3 e B4 são normalizadas pela sua integral, e, então, é utilizada a técnica de detecção de novidade (Bishop, 1994), a qual associa cada classe obtida *in situ* a cada pixel da imagem. Esse método utiliza a distância de mahalanobis para detectar a que classe o pixel pertence, ou se ele não pertence a nenhuma delas. Na prática, quanto menor a distância, mais próximo da classe, e quanto maior a distância, mais distante da classe. Geralmente, esse método pode levar a 2 impasses, quanto menor o limite da distância utilizado, maior a quantidade de pixels que não pertencem a nenhuma das classes, em contrapartida, quanto maior o limite, maior a sobreposição de classes. O limite para distância de mahalanobis utilizado é de 7,78, o qual é sugerido por Vantrepotte *et al.* (2012) em um estudo com a concentração de MPS.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 CARACTERIZAÇÃO DA MASSA D'ÁGUA

Nos pontos amostrados, a salinidade, chl-a, turbidez e MPS variam entre 21 e 30 PSU, 0,9 e 3,1 $\mu\text{g}^1\text{L}^{-1}$ e 0,01, 31,9 NTU e 9,9 e 116,8 mg^1L^{-1} . As bandas $B1_{\text{sim}}$ variam entre 0,002 e 0,039 R_{rs} , $B2_{\text{sim}}$ entre 0 e 0,013 R_{rs} , $B3_{\text{sim}}$ de 0,002 a 0,045 R_{rs} e $B4_{\text{sim}}$ entre 0,004 e 0,56 R_{rs} (Figura 2). Apenas um *outlier* foi removido (não é mostrado na figura), onde a concentração de MPS atingiu mais de 800 mg^1L^{-1} , o que é inconsistente com os restantes dos dados observados, enquanto os outros *outliers* foram mantidos.

FIGURA 2 – DISTRIBUIÇÃO DA TURBIDEZ (a), MPS (b), $B1_{\text{sim}}$ (c), $B2_{\text{sim}}$ (d), $B3_{\text{sim}}$ (e), $B4_{\text{sim}}$ (f), SALINIDADE (g) E CHL-A (h).



Ocorreram 4 *outliers* de turbidez que devem ser mencionados. Os 2 pontos de maiores turbidez (23,3 e 31,9 NTU) foram coletados próximos de uma área que

estava sendo dragada nos dias 09 e 13, na baía de Paranaguá, onde os sedimentos foram ressuspensos e ocasionaram uma alta pluma de turbidez. Esses pontos correspondem aos *outliers* do MPS, sendo o 23,3 NTU com a concentração de 116,8 mg¹L⁻¹, e a 31,9 NTU com concentração de 48 mg¹L⁻¹. Os outros 2 *outliers* (16,5 e 9,2 NTU) ocorrem em 2 pontos onde haviam uma mancha avermelhada, o que pode ter sido um *bloom* de algas que ocorreu durante o mês da coleta (Noernberg *et al.*, 2017).

Segundo a classificação mencionada no referencial teórico, o conjunto de amostras é característico de águas do tipo 2. Há uma baixa correlação da clorofila com a MPS ($R = 0,19$) e turbidez ($R = 0,11$), o que mostra que há outras fontes de MPS além do fitoplâncton, como a de ressuspensão de sedimentos por correntes de maré que ocorre na baía de Paranaguá (Mantovanelli, 1999). Além disso, a salinidade menor que 30 PSU indica a influência do aporte fluvial, que é uma fonte de MPS característico de águas tipo 2. Conseqüentemente, não é possível aplicar algoritmos globais na região, o que ressalta a necessidade de se estabelecer algoritmos regionais para o CEP.

5.2 DESENVOLVIMENTO DOS ALGORITMOS

5.2.1 Modelos para Todo o Estuário

O controle de qualidade remove diversas medidas para a elaboração dos modelos. Para os dados de turbidez, apenas 1 ponto foi removido. Enquanto para a R_{rs} , uma grande quantidade de dados foi removida para cada banda, sendo a banda B2_{sim} a que mais perdeu dados (Tabela 1). A principal razão da perda de dados foi a variação de luminosidade durante a medida das réplicas, entre as medidas de L_t e L_g , gerando erroneamente réplicas de R_{rs} e um alto desvio padrão. Os *outliers* observados na figura 2 foram mantidos para a elaboração dos modelos, pela necessidade de representação da turbidez e concentração de MPS.

A banda B1_{sim} é a que melhor estima a turbidez (Tabela 1) ($R^2 > 0,78$). Entre os modelos, o polinomial é o melhor em RMSE (1,3 NTU) e EPM (8%), além de ser validado pelo $R^2_{Jackknife}$ (0,92). O modelo quadrático apresenta resultados inferiores em relação ao polinomial, com um maior RMSE (2,1 NTU) e maior subestimação da turbidez, (EPM = -18%).

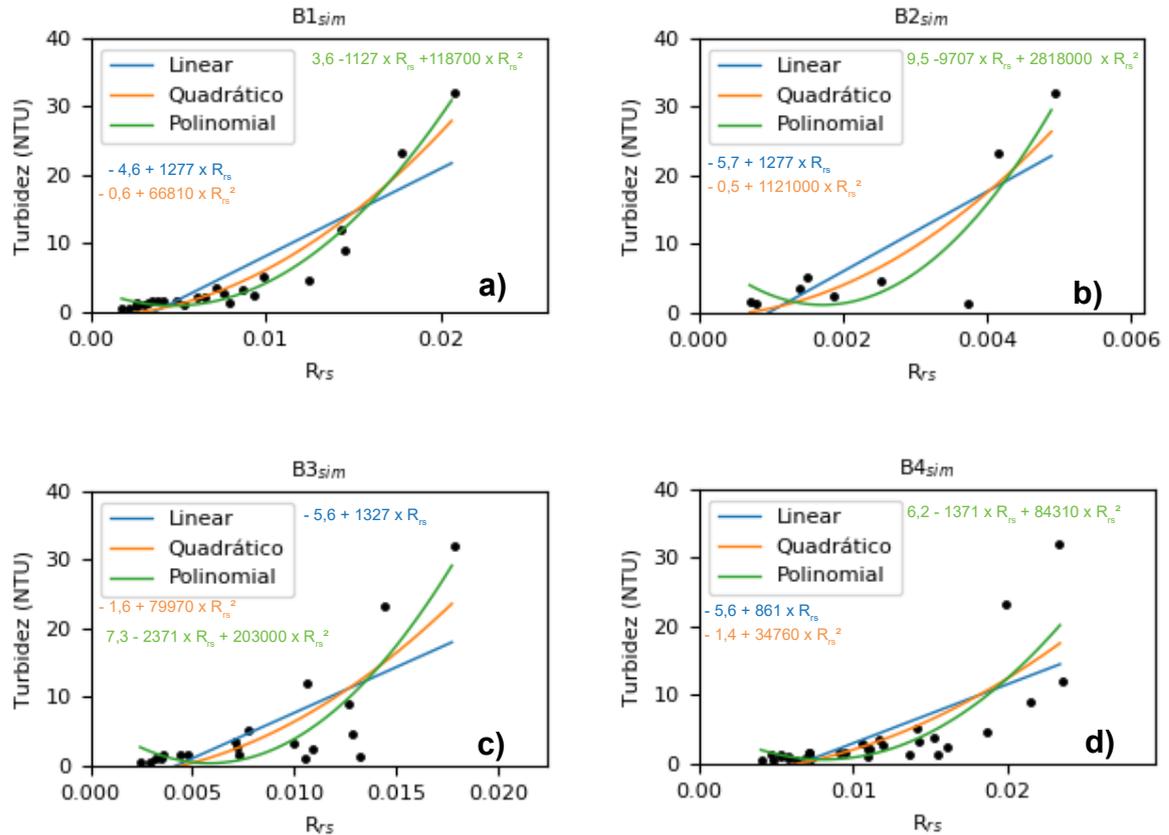
Entretanto, analisando o gráfico (Figura 3), o modelo polinomial da banda B1_{sim} aumenta a turbidez estimada com a redução da R_{rs} nos menores valores, o que difere com a turbidez observada. Essa redução apenas poderia ser explicada em casos onde a MOCD ocorre em alta concentração, a qual sua absorção reduziria a luz retroespalhada, e conseqüentemente a R_{rs}. Mas, comprimentos de onda acima de 600 nm não são alterados pela MOCD (Gippel, 1989), o que faz dela irrelevante para um modelo utilizando a banda B1_{sim}. Assim sendo, o modelo polinomial estima erroneamente os valores de turbidez inferiores a 2,5 NTU, e não seria recomendável para obter a turbidez por sensoriamento remoto.

TABELA 1 — RESULTADOS ESTATÍSTICOS DOS MODELOS EMPÍRICOS ENTRE A TURBIDEZ E R_{rs}.

Banda	Regressão	R ²	R ² _{Jackknife}	RMSE (NTU)	EPM (%)	n	Extensão do Modelo (NTU)
B1 _{sim}	Linear	0,78	0,65	3,7	24	21	0,8 – 31,9
	Quadrática	0,93	0,89	2,1	18		-
	Polinomial	0,97	0,93	1,3	8		-
B2 _{sim}	Linear	0,63	0,32	6,4	96	9	1,3 – 31,9
	Quadrática	0,74	0,52	5,4	92		-
	Polinomial	0,81	0,99	4,6	102		-
B3 _{sim}	Linear	0,52	0,28	5,9	65	17	1 – 31,9
	Quadrática	0,65	0,46	5	59		-
	Polinomial	0,75	0,97	4,2	80		-
B4 _{sim}	Linear	0,52	0,36	5,1	10	25	0,43 – 31,9
	Quadrática	0,61	0,44	4,6	6		-
	Polinomial	0,67	0,96	4,2	28		-

As bandas B2_{sim}, B3_{sim} e B4_{sim} não apresentam resultados significativos com a turbidez. O modelo polinomial da banda B3_{sim} é a que melhor explica a turbidez (R² = 0,75), entretanto, ela superestima muito a turbidez observada (EPM > 59%), sendo observado no gráfico pela grande distância da turbidez *in situ* com a do modelo. A banda B4_{sim} tem um EPM relativamente melhor (EPM < 28%), com 6 % em seu modelo quadrático. Entretanto, seus modelos explicam pouco a variação da turbidez (R² < 0,67). Sendo assim, o mau desempenho das bandas B2_{sim}, B3_{sim} e B4_{sim} fazem delas inadequadas para a estimativa da turbidez.

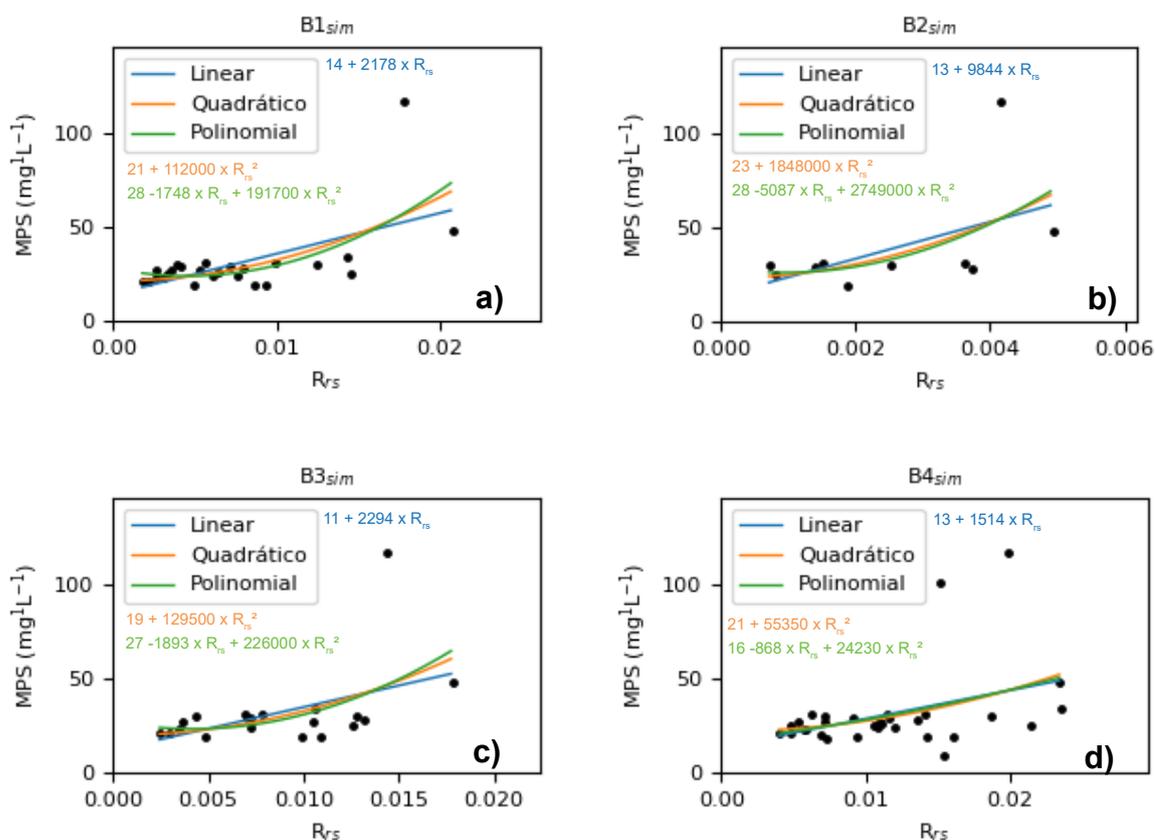
FIGURA 3 — COMPARAÇÃO DA TURBIDEZ *IN SITU* COM AS OBTIDAS PELOS MODELOS DAS BANDAS B1_{sim} (a), B2_{sim} (b), B3_{sim} (c) E B4_{sim} (d).



Nenhuma das bandas simuladas conseguem explicar a variação do MPS (Tabela 2). Os coeficientes de determinação estão abaixo de 0,5, e analisando o gráfico (Figura 4), é observado que não há variação do MPS em função da R_{rs} . Uma boa correlação era esperada entre o MPS e a banda B1_{sim} (Petus *et al.*, 2010; Miller e McKee, 2004), o que difere do nosso estudo. O mau resultado pode ser causado por uma alta variação de tamanho e composição do MPS, o que reduz a influência da concentração no retroespalhamento (Bunt *et al.*, 1999), e, conseqüentemente na R_{rs} . Apesar de não ser analisado a composição e tamanho do MPS, se sabe que o CEP possui diferentes fontes de MPS e que ocorrem no conjunto de dados, como os de afluentes dos rios, os de ressuspensão por correntes de maré (Mantovanelli., 1999), os de produção fitoplanctônica e provavelmente, os de *bloom* de algas.

TABELA 2 — RESULTADOS ESTATÍSTICOS DOS MODELOS ENTRE A CONCENTRAÇÃO DE MPS E R_{rs} .

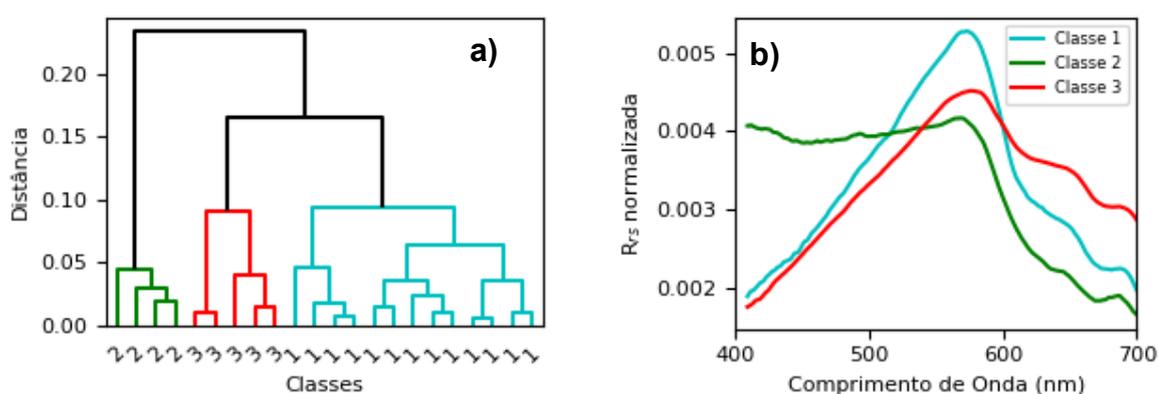
Banda	Regressão	R^2	$R^2_{Jackknife}$	RMSE (mg^1L^{-1})	EPM (%)	n	Extensão do
							Modelo (mg^1L^{-1})
B1 _{sim}	Linear	0,34	0,09	15,2	8	25	19 – 116,8
	Quadrática	0,4	0,11	14,4	7		-
	Polinomial	0,42	0,70	14,3	7		-
B2 _{sim}	Linear	0,27	0,01	23	17	10	19 – 116,8
	Quadrática	0,29	0,02	22,7	15		-
	Polinomial	0,29	0,75	22,7	15		-
B3 _{sim}	Linear	0,22	0,04	18,2	13	20	19 – 116,8
	Quadrática	0,25	0,06	17,8	12		-
	Polinomial	0,26	0,71	17,7	2		-
B4 _{sim}	Linear	0,15	0,04	19,9	22	31	8,9 – 116,8
	Quadrática	0,15	0,04	19	2		-
	Polinomial	0,15	0,36	19,9	2		-

FIGURA 4 — COMPARAÇÃO ENTRE A CONCENTRAÇÃO DE MPS COM AS ESTIMADAS PELOS MODELOS DAS BANDAS B1_{sim} (a), B2_{sim} (b), B3_{sim} (c) E B4_{sim} (d).

5.2.2 Modelos por Classe Óptica do Estuário

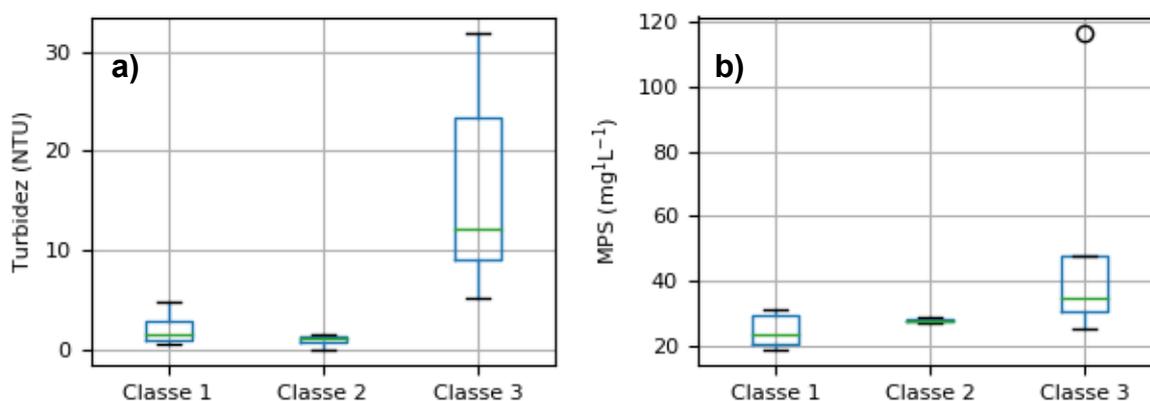
São identificadas 3 classes ópticas pelo dendrograma com diferentes formas espectrais (Figura 5). Todas as classes apresentam seu pico entre 550 e 600 nm, com a classe 2 possuindo um segundo pico entre 400 e 450 nm. Comparando as classes, a classe 2 tem a maior R_{rs} entre 400 e 500 nm, a classe 1 entre 500 e 600 nm, e a classe 3 entre 600 e 700 nm. A classe com maior ocorrência é a 1 ($n = 13$), enquanto as classes 2 e 3 possuem 4 e 5 pontos respectivamente.

FIGURA 5 — DENDROGRAMA (a) E FORMA ESPECTRAL (b) DAS 3 CLASSES ÓPTICAS IDENTIFICADAS.



Cada classe obtida apresenta variação distinta entre turbidez e MPS (Figura 6). A Classe 3 teve maiores valores de turbidez e MPS, que coincidem com os pontos próximos a área de dragagem e da pluma avermelhada. Isso mostra que a classificação foi capaz de separar uma das fontes de MPS que ocorreu durante a amostragem, os de dragagem e de *bloom*. Em contrapartida, a classe 1 e 2 tem o MPS semelhante, enquanto a turbidez da classe 2 tende a ser menor. Geralmente, a turbidez e MPS tem uma boa correlação, e, essa diferença das classes 1 e 2 pode ter sido causada por uma diferença no tamanho do MPS. O MPS da classe 2 pode ser maior, causando uma menor turbidez na mesma concentração de MPS (Bunt *et al.*, 1999). Concluindo, as águas do CEP devem possuir MPS de tamanho diversificado, o que faz a classificação em tipos ópticos de água necessário para o desenvolvimento dos algoritmos.

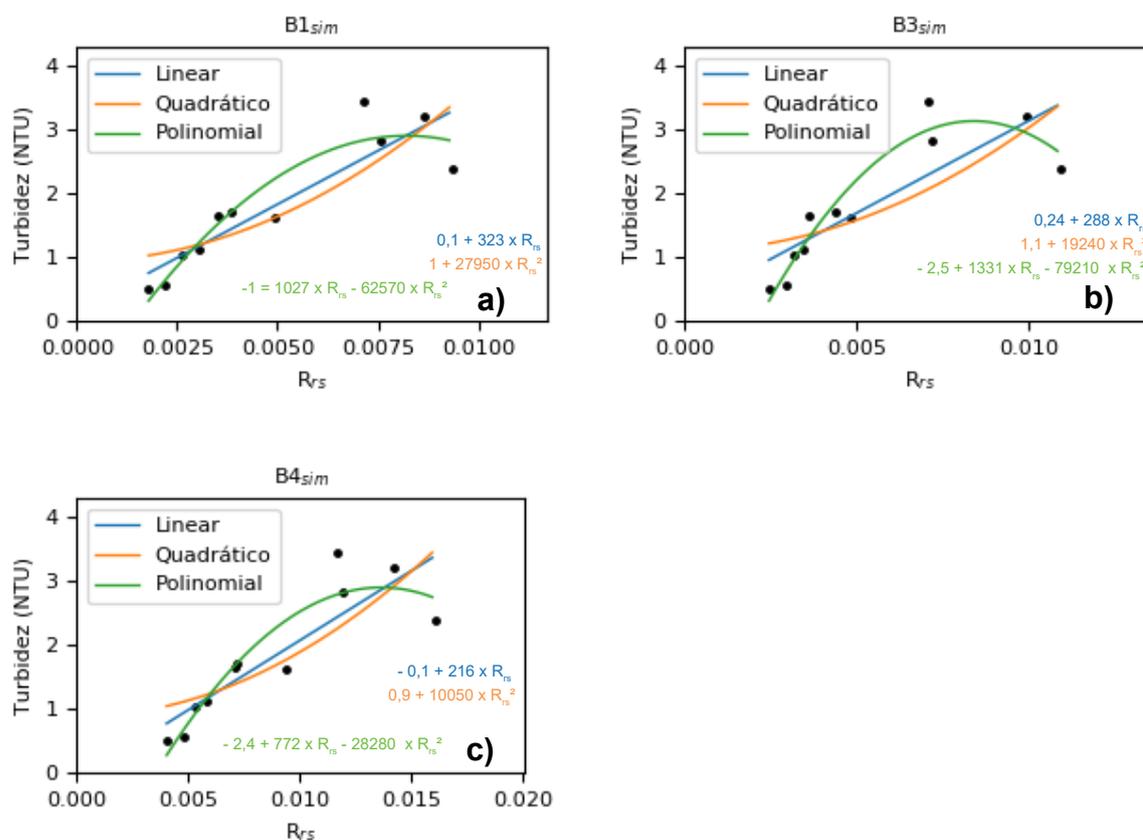
FIGURA 6 — VARIACÃO DA TURBIDEZ (a) E CONCENTRAÇÃO DE MPS (b) NAS CLASSES ÓPTICAS OBTIDAS.



Devido ao n reduzido das classes 2 e 3, os modelos foram apenas desenvolvidos para classe 1. Após a classificação, modelo linear da banda B1_{sim} é o que melhor estima a turbidez. Ele teve um melhor desempenho comparado com os modelos não lineares, e uma grande melhora nos resultados estatísticos (Tabela 3) do que o modelo não classificado, com R^2 de 0,78 \rightarrow 0,86; $R^2_{\text{Jackknife}}$ de 0,65 \rightarrow 0,78; RMSE de 3,7 \rightarrow 0,4; e o EPM de -24% \rightarrow 2%. A melhora no RMSE é causada pela redução da extensão da turbidez, de 0,8 – 32 NTU \rightarrow 1 – 4,8 NTU. Analisando o gráfico (Figura 7), o modelo linear está bem ajustado com a turbidez observada, o que corrobora com o bom EPM e o R^2 . O melhor desempenho modelo linear pode ser condicionado a 2 hipóteses: (1) a classificação óptica reajusta melhor a relação entre R_{rs} e turbidez, o que elimina a influência de outras classes, e faz com que a classe 1 tenha uma melhor relação linear do que as não lineares; ou, (2) em valores de turbidez menores, a relação linear entre R_{rs} e turbidez é mais ajustada do que a não linear, e mudaria para a não linear com o aumento da turbidez. Para responder essa questão, foi realizado uma regressão linear entre os dados não classificados sem os altos valores de turbidez (turbidez > 5 NTU). Após o cálculo, os resultados foram inferiores aos com a classificação utilizada, com $R^2 = 0,71$, $R^2_{\text{Jackknife}} = 0,63$, RMSE = 0,68 NTU e EPM = 8%. Portanto, a classificação foi eficiente para melhorar o desempenho do modelo na obtenção de turbidez por sensoriamento remoto.

TABELA 3 — RESULTADOS ESTATÍSTICOS DOS MODELOS DE TURBIDEZ PELA R_{rs} PARA A CLASSE 1.

Banda	Regressão	R^2	$R^2_{Jackknife}$	RMSE (NTU)	EPM (%)	n	Extensão do Modelo (NTU)
B1 _{sim}	Linear	0.86	0.78	0.42	2	11	1 – 4
	Quadrática	0.83	0.78	0.45	5	-	-
	Polinomial	0.86	0.39	0.41	3	-	-
B3 _{sim}	Linear	0.74	0.55	0.59	6	11	1 – 4
	Quadrática	0.70	0.51	0.63	8	-	-
	Polinomial	0.75	0.50	0.58	5	-	-
B4 _{sim}	Linear	0.79	0.64	0.51	4	8	1 – 4
	Quadrática	0,77	0,64	0,53	5	-	-
	Polinomial	0,79	0,37	0,51	4	-	-

FIGURA 7 — COMPARAÇÃO COM A TURBIDEZ OBTIDA *IN SITU* COM A ESTIMADA PELOS MODELOS B1_{sim} (a), B2_{sim} (b) E B3_{sim} (c) DA CLASSE 1.

A classificação não melhorou os modelos para MPS (Figura 8), o que não era esperado. Apesar da melhora no EPM (Tabela 4), todos os modelos perdem poder de explicação ($R^2 < 0,1$). Recentemente, Spyrakos *et al.* (2017) analisou águas costeiras em diversos locais do globo, e identificou 13 classes ópticas de água em

regiões costeiras. Mais de 3 classes ópticas poderiam ocorrer no CEP, o que faria a classificação desse trabalho não ser suficiente para melhorar os modelos com o MPS. Portanto, para futuramente desenvolver um modelo empírico para o MPS, seria necessário: (1) classificar em mais classes ópticas utilizando um n amostral maior, e (2) uma análise da composição e tamanho das partículas para uma melhor compreensão da variação do MPS no CEP.

FIGURA 8 — COMPARAÇÃO COM O MPS OBTIDA *IN SITU* COM A ESTIMADA PELOS MODELOS B1_{sim} (a), B2_{sim} (b) E B3_{sim} (c) DA CLASSE 1.

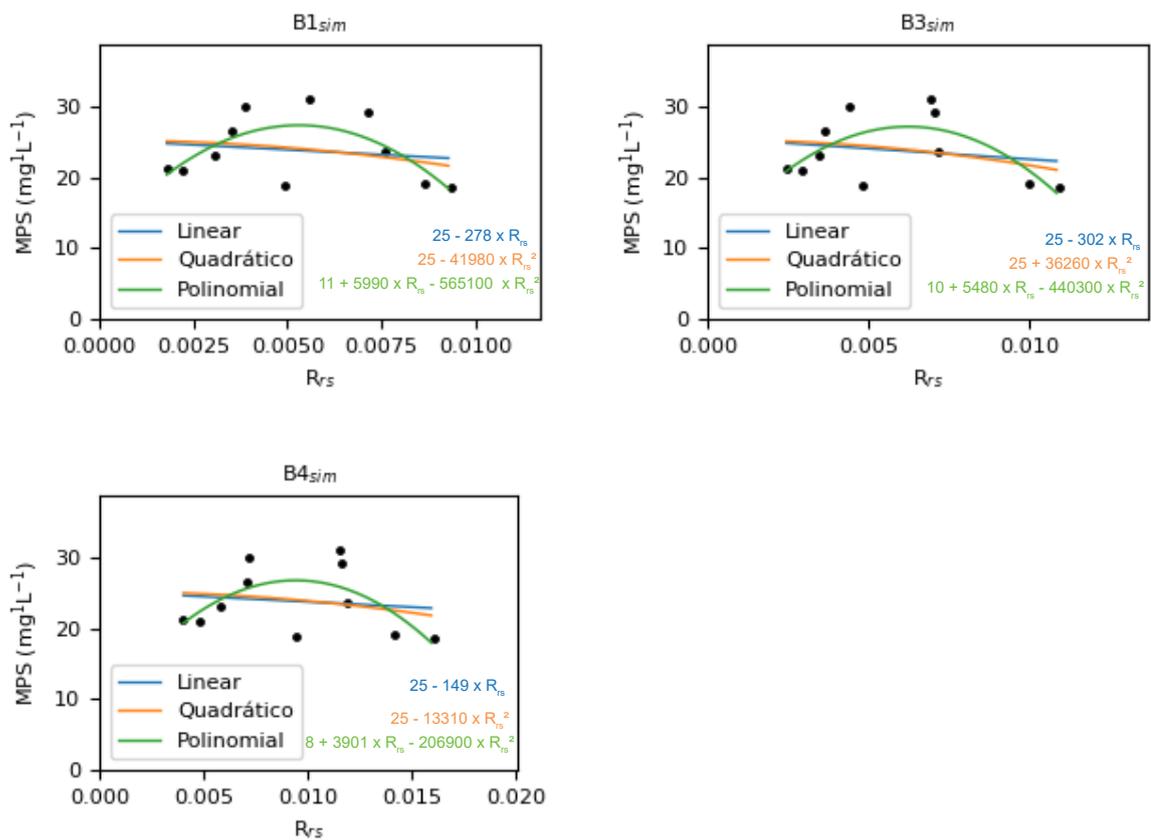


TABELA 4 — RESULTADOS ESTATÍSTICOS DOS MODELOS ENTRE A CONCENTRAÇÃO DE MPS E R_{rs} PARA A CLASSE 1.

Banda	Regressão	R^2	$R^2_{Jackknife}$	RMSE (mg^1L^{-1})	EPM (%)	n	Extensão do Modelo
							(mg^1L^{-1})
B1 _{sim}	Linear	0.01	0.61	4.16	3	15	18 – 31
	Quadrática	0.01	0.37	4.15	3	-	-
	Polinomial	0.01	0.05	4.15	3	-	-
B3 _{sim}	Linear	0.01	0.65	4.53	4	12	18 – 31
	Quadrática	0.00	0.52	4.54	4	-	-
	Polinomial	0.02	0.09	4.50	4	-	-
B4 _{sim}	Linear	0.09	0.03	18.15	16	16	18 – 102
	Quadrática	0.09	0.02	18.17	16	-	-
	Polinomial	0.09	0.09	18.15	16	-	-

5.3 MAPEAMENTO DA TURBIDEZ UTILIZANDO O SENSOR MODIS

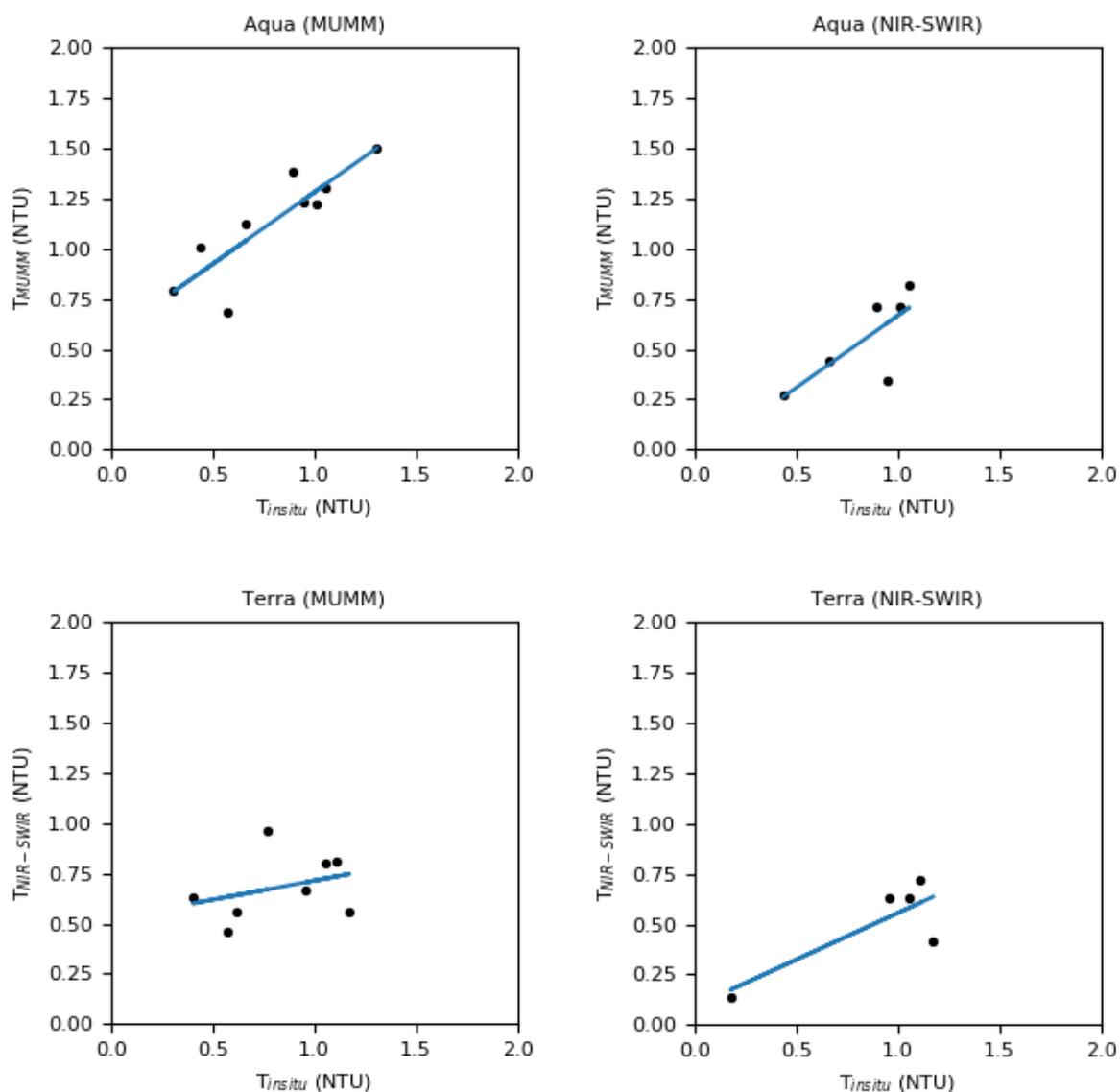
Para analisar a concordância do modelo aplicado em imagens de satélite, o modelo linear da banda B1_{sim} da classe 1 é aplicado em diversas imagens do Modis nos satélites Aqua e Terra, ao longo do ano de 2014. Utilizando uma boia meteorooceanográfica localizada na desembocadura do CEP, foi comparado a turbidez *in situ* (T_{insitu}) com a turbidez obtida pelas imagens com correções atmosféricas MUMM (T_{MUMM}) e NIR-SWIR ($T_{NIR-SWIR}$). Em todas as imagens foi extraída uma janela de 3x3 pixels, e calculado a média e o desvio padrão da turbidez. Então, foram removidos os dados com desvio padrão maior que 30% da média.

A T_{MUMM} obtida pelo sensor Aqua é a mais adequada para se estimar a turbidez no CEP (Tabela 5). Uma boa correlação é obtida com a T_{MUMM} ($R = 0,87$), com a inclinação de 0,76 e intercepto de 0,31, fazendo ela ter uma boa concordância com a T_{insitu} (Figura 9).

TABELA 5 — RESULTADOS ESTATÍSTICOS DA COMPARAÇÃO ENTRE A T_{INSITU} COM AS T_{MUMM} E $T_{NIR-SWIR}$ OBTIDAS PELO SENSOR MODIS ABORDO DOS SATÉLITES AQUA E TERRA.

Satélite	Correção Atmosférica	R	Inclinação	Intercepto	n
			0,76	0,31	
Aqua	MUMM	0,87	$s = 0,16$	$s = 0,14$	9
-	NIR-SWIR	0,76	$s = 0,3$	$s = 0,26$	6
			0,18	0,55	
Terra	MUMM	0,33	$s = 0,22$	$s = 0,2$	8
			0,46	0,09	
-	NIR-SWIR	0,81	$s = 0,19$	$s = 0,19$	5

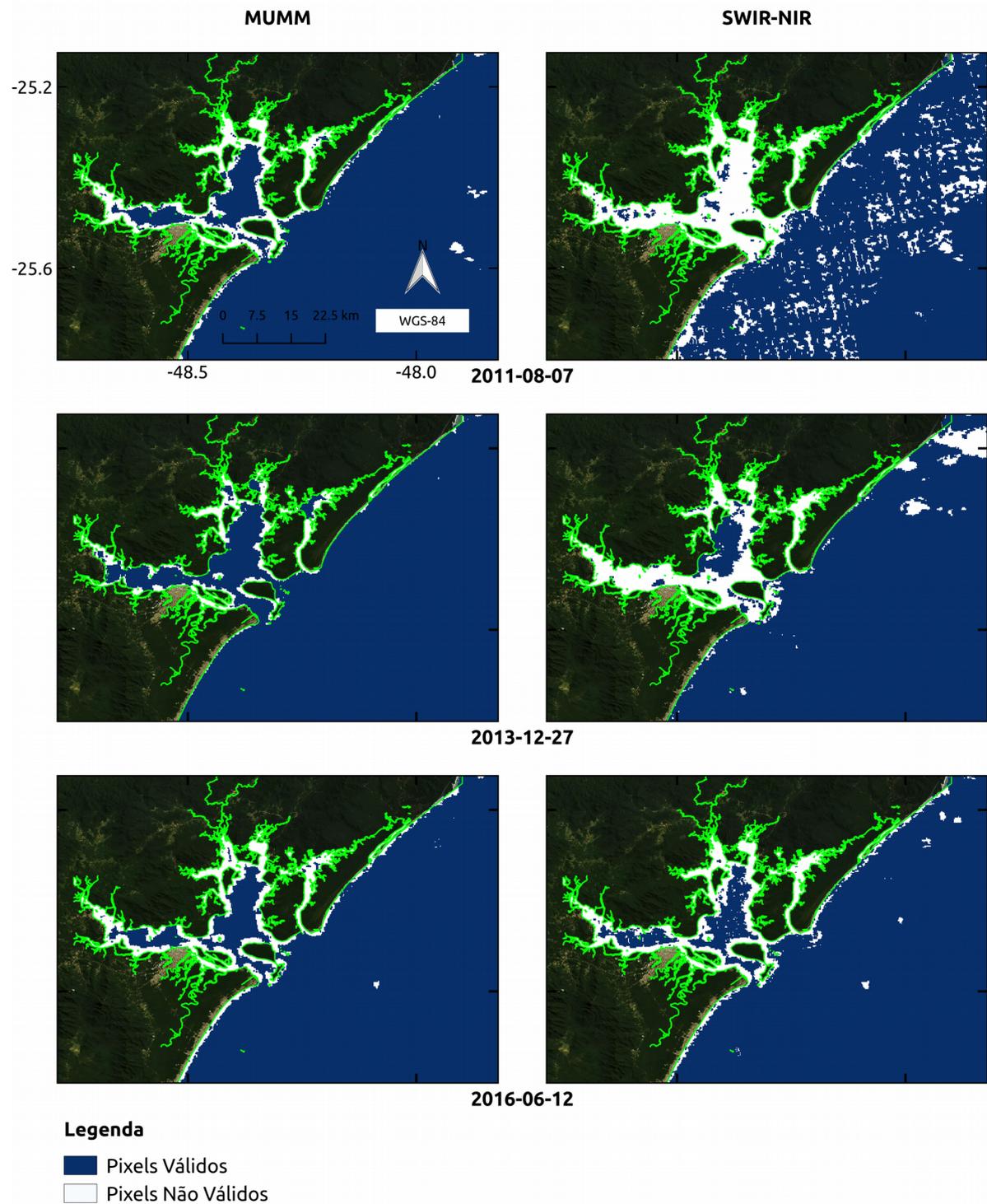
FIGURA 9 — COMPARAÇÃO ENTRE A T_{INSITU} COM A T_{MUMM} E $T_{NIR-SWIR}$ OBTIDAS PELO SENSOR MODIS DOS SATÉLITES AQUA E TERRA.



A $T_{NIR-SWIR}$ do satélite Aqua também é capaz de estimar a turbidez, possuindo uma boa correlação e concordância com a T_{insitu} , mas, com desempenho inferior ao T_{MUMM} com maior desvio padrão de seus parâmetros. Ambas T_{MUMM} e $T_{NIR-SWIR}$ dos satélites Terra não são capazes de estimar a turbidez no estuário, devido a baixa correlação, inclinação distante de 1 e intercepto distante de 0. Isso ocorre devido ao sensor do satélite Terra ter mais ruído que o do satélite Aqua (Hu *et al.*, 2004). Sendo assim, ambas correções atmosféricas quando aplicadas no sensor do satélite Aqua têm uma boa concordância com a turbidez *in situ*.

A correção atmosférica MUMM consegue ter uma boa cobertura espacial no CEP, enquanto a correção NIR-SWIR falha em obter pixels válidos. Em 3 mapas gerados para cada correção atmosférica para a banda B1 (Figura 10), a correção atmosférica MUMM obtêm pixels válidos para a maior parte do CEP em todas imagens, e falha apenas em obter os valores próximos a linha de costa. Esses valores não obtidos são causados por exposições de baixios, os quais podem ser classificados como área continental e gerar o pixel não válido. Em cada imagem da correção MUMM, os pixels não válidos variam de distância da costa, o que pode ser causado pela variação da maré que aumenta e reduz a exposição dos baixios. Por outro lado, a correção NIR-SWIR falha em obter pixels válidos próximos e distantes da costa. Essa falha não é causada pela exposição dos baixios, pois não obtêm dados no centro do estuário e na região da pluma estuarina. Na imagem de 2016, foi possível mapear o estuário, entretanto, sua cobertura é inferior a correção MUMM. Portanto, a correção atmosférica MUMM é superior em obter dados válidos para o estuário, e pode ser utilizada para mapear a turbidez no CEP, porque possui uma boa cobertura e frequência de imagens válidas.

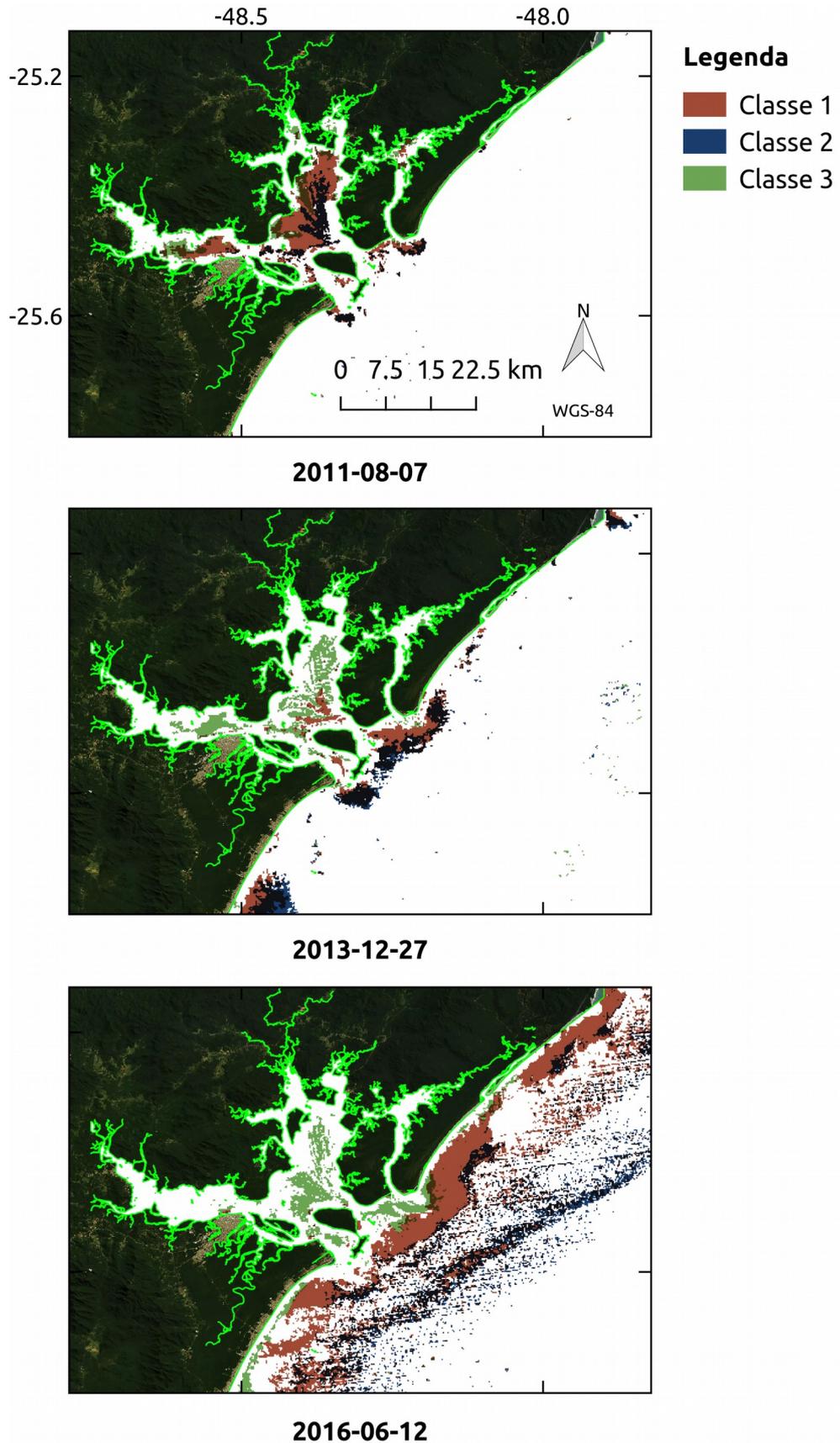
FIGURA 10 — DESEMPENHO DAS CORREÇÕES ATMOSFÉRICAS MUMM E NIR-SWIR EM OBTER PIXELS VÁLIDOS PARA O CEP.



Todas as classes foram detectadas nas imagens analisadas (Figura 11). Elas têm distribuições distintas, onde a classe 3 ocorre na região mais interna do estuário, seguida da classe 1 na região intermediária e a classe 2 na área mais externa. Ocorreu uma sobreposição das classes 2 e 3 com a classe 1 em todas as imagens, o que não significa um erro na classificação, mas, mostra as áreas de fronteira e mistura dos diferentes tipos ópticos de água (Vantrepotte *et al.*, 2012). Em contrapartida, ocorreu áreas que não são classificadas, como na área oceânica, a qual não foi amostrada durante a coleta, e na região próxima a desembocadura do rio Cachoeira. Essa região não classificada do estuário sugere que há uma maior variedade nas classes ópticas de água no CEP, podendo ser causadas pela desembocadura dos rios e deveriam ser analisadas em estudos posteriores.

A classe 1, a qual possui modelo para turbidez, possibilita o mapeamento da turbidez em todo o estuário. Ela ocorre na região interna da baía de Paranaguá e das Laranjeiras, na desembocadura do estuário e na área adjacente, o que pode permitir um maior entendimento na influência das correntes de maré na turbidez e da propagação da pluma do estuário. Entretanto, a classe 1 não cobre todas essas áreas em uma única imagem, o que impossibilita mapear todo o estuário e compreender a sua dinâmica. Além disso, pode impossibilitar o monitoramento da turbidez em eventos específicos, como por exemplo, operações de dragagem.

FIGURA 11 — DISTRIBUIÇÃO DAS CLASSES DE ÁGUA 1, 2 E 3 NO CEP EM 3 DIFERENTES DATAS.

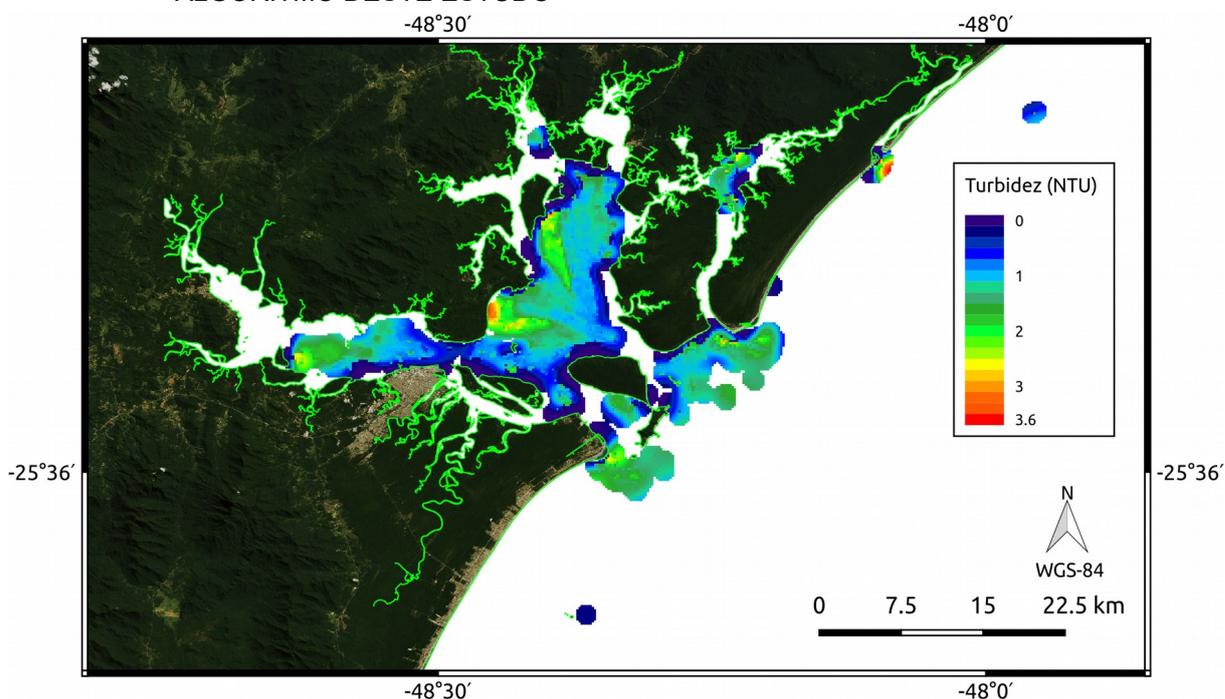


5.4 O ALGORITMO

O algoritmo elaborado neste estudo para estimar a turbidez por sensoriamento remoto consiste nos seguintes processos: (1) aplicar a correção atmosférica MUMM nas imagens do sensor MODIS do satélite Aqua para as bandas B1, B3 e B4; (2) obter a região da classe 1 deste estudo utilizando a distância mahalanobis com limite de 7,78, calculada através da matriz de covariância; e (3) aplicar o modelo “ $0,1 + 323 \times B1$ ”, o qual estima a turbidez em NTU.

Para mostrar a abrangência do algoritmo, foi aplicado como exemplo na imagem de 2011 (Figura 12), gerando um mapa de turbidez no CEP. Para mapear as áreas fora da classe 1, foi criado um *buffer* de 1 km e interpolado utilizando método RST (*Regularized Spline with Tension*), com tensão 40.

FIGURA 12 – MAPA DA TURBIDEZ OBTIDO DO DIA 07 DE JULHO DE 2011, OBTIDO PELO ALGORITMO DESTE ESTUDO



Podem ser identificadas três áreas onde ocorrem uma maior turbidez. Duas delas ocorrem na Baía das Laranjeiras, com a forma de pluma, podendo estar associados a canais e desembocaduras de rios. Enquanto a localizada na Baía de Paranaguá, está próximo a desembocadura dos rios Cachoeira e Nhundiaquara, na região em que ocorre zona de máxima turbidez (Mantovanelli, 1999). Outras zonas de maior turbidez podem ocorrer na pluma estuarina, entretanto, o algoritmo apenas

pode mapear a classe 1 – região interna do estuário nessa imagem – o que não permite uma comparação da turbidez da área adjacente.

6 CONCLUSÃO

Uma primeira abordagem para estimar a concentração de MPS e turbidez por sensoriamento remoto no CEP é investigada. Essa abordagem tem o objetivo de desenvolver algoritmos que possam ser aplicados em diferentes datas em toda a extensão do estuário.

A turbidez pode ser estimada utilizando o sensoriamento remoto no CEP pelo sensor MODIS do satélite Aqua. A banda B1 (620 – 670 nm) é a com melhor desempenho entre as bandas de resolução espacial maior que 500 m. A classificação em diferentes tipos ópticos de água otimiza os modelos de turbidez por R_{rs} e deve ser empregada para estimar a turbidez em estuários. Para o mapeamento, imagens obtidas pelo satélite Aqua tem resultados satisfatórios quando comparados com a turbidez *in situ*, enquanto as imagens do satélite Terra falham em estimar a turbidez. As correções MUMM e NIR-SWIR têm boa acurácia para estimar a turbidez, entretanto, a NIR-SWIR possui vários pixels não válidos na região interna do CEP, o que a torna inutilizável para o local.

Esse algoritmo da turbidez é promissor, entretanto, há vários aspectos que devem ser melhorados futuramente: (1) o modelo é construído e validado com $n = 8$, e posteriormente validado pelas imagens de satélite com $n = 9$, portanto, é necessário uma comparação com mais dados *in situ* para uma maior robustez do modelo; (2) o algoritmo estima a turbidez apenas até 4 NTU, o que pode limitar a abrangência em casos de alta turbidez, como em tempestades e dragagens. Para esses casos, a construção de um novo modelo que estime dados de alta turbidez é necessário; (3) o algoritmo é válido apenas para a classe 1 deste estudo, o que não cobre toda região do CEP em apenas uma imagem e não possibilita a análise de toda a sua dinâmica. Um novo conjunto de dados é necessário, que possibilite a elaboração de modelos para as outras classes, inclusive, as não detectadas neste estudo.

Não foi possível obter a concentração de MPS por sensoriamento remoto no estuário. Isso é consequência de uma provável alta variação na composição e tamanho das partículas. Para solucionar essa questão, estudos futuros devem seguir duas abordagens: (1) analisar a composição e tamanho das partículas, e estudar as suas influências na R_{rs} ; (2) classificar o estuário em uma quantidade de classes maior que deste estudo, e desenvolver modelos para cada classe. Para isso,

é necessário mais amostras que representem todas as diferentes classes ópticas que podem ocorrer no CEP.

REFERÊNCIAS

- ABRAHAMMS, M.; KATTENFELD, M. The role of turbidity as a constraint on predator-prey interactions in aquatic environments. **Behavioral Ecology Sociobiology**, v. 40, n. 3, p. 169–174, 1997. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s002650050330>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- ANTHONY, K. R. N. Coral suspension feeding on fine particulate matter. **Journal of Experimental Marine Biology and Ecology**, v. 232, n. 1, p. 85–106, 1999. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0022-0981\(98\)00099-9](https://doi.org/10.1016/S0022-0981(98)00099-9)>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- BISHOP, C. M.; COMPUTING, N. Novelty Detection and Neural Network Validation. **IEE Proceedings-Vision, Image and Signal processing**, v. 141, n. 4, p. 217–222, 1994. Disponível em <<http://dx.doi.org/10.1049/ip-vis:19941330>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- BUNT, J. A. C.; LARCOMBE, P.; JAGO, C. F. Quantifying the response of optical backscatter devices and transmissometers to variations in suspended particulate matter. **Continental Shelf Research**, v. 19, n. 9, p. 1199–1220, 1999. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0278-4343\(99\)00018-7](https://doi.org/10.1016/S0278-4343(99)00018-7)>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- CHEN, Z.; HU, C.; MULLER-KARGER, F. Monitoring turbidity in Tampa Bay using MODIS/Aqua 250-m imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 109, n. 2, p. 207–220, 2007. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.12.019>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- CHOUBEY V. K. Correlation of turbidity with Indian Remote Sensing Satellite-1A data. **Hydrological Sciences**, v. 37, n. 2, p. 129–140. 1992. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/02626669209492573>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- CLOERN, J. E. Turbidity as a control on phytoplankton biomass and productivity in estuaries. **Continental Shelf Research**, v. 7, n. 11–12, p. 1367–1381, 1987. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0278-4343\(87\)90042-2](https://doi.org/10.1016/0278-4343(87)90042-2)>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- CYRUS, D. P. The influence of turbidity on juvenile marine fish in the estuaries of Natal, South Africa. **Continental Shelf Research**, v. 7, n. 11–12, p. 1411–1416, 1987. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0278-4343\(87\)90046-X](https://doi.org/10.1016/0278-4343(87)90046-X)>. Acesso em: 22 de nov. 2017.
- DOGLIOTTI, A. I.; RUDDICK, K.; GUERRERO, R. Seasonal and inter-annual turbidity variability in the Río de la Plata from 15 years of MODIS: El Niño dilution effect. **Estuarine, Coastal and Shelf Science**, v. 182, n. A, p. 27–39, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ecss.2016.09.013>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

DOXARAN, D.; FROIDEFOND, J. M.; CASTAING, P.; BABIN, M. Dynamics of the turbidity maximum zone in a macrotidal estuary (the Gironde, France): Observations from field and MODIS satellite data. **Estuarine, Coastal and Shelf Science**, v. 81, n. 3, p. 321–332, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ecss.2008.11.013>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

GIPPEL, C. J. Potential of turbidity monitoring for measuring the transport of suspended solids in streams. **Hydrological Processes**, v. 9, n. 1, p. 83–97, 1995. Disponível em: <<http://doi.org/10.1002/hyp.3360090108>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

GIPPEL, C. J. The use of turbidimeters in suspended sediment research. **Hydrobiologia**, v. 176–177, n. 1, p. 465–480, 1989. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/BF00026582>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

GOODIN, D.G. *et al.* Mapping reservoir turbidity patterns using SPOT-HRV data. **Geocarto International**, v. 11, n. 4, p. 71–78. 1996. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/10106049609354563>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

GOYENS, C.; JAMET, C.; RUDDICK, K. G. Spectral relationships for atmospheric correction. II. Improving NASA's standard and MUMM near infra-red modeling schemes. **Optics express**, v. 21, n. 18, p. 21176–21187, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1364/OE.21.021176>>.

HU, C.; CHEN, Z.; CLAYTON, T. D.; *et al.* Assessment of estuarine water-quality indicators using MODIS medium-resolution bands: Initial results from Tampa Bay, FL. **Remote Sensing of Environment**, v. 93, n. 3, p. 423–441, 2004. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.08.007>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

INMET. Dados de precipitação e intensidade do vento da estação meteorológica de Morretes. Disponível em: <www.inmet.gov.br>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

International Organization for Standardization (ISO). Water quality determination of turbidity (ISO 7027). 1999.

LANA, P.C. *et al.* The subtropical estuarine complex Paranaguá Bay, Brazil. **Ecological Studies**, v. 144, p. 131–145. 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-04482-7_11>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

LIBES, S. **Introduction to Marine Biogeochemistry**. Second Edition. Elsevier. 2009.

LIVERSEDGE, L. **Turbidity mapping and prediction in ice marginal lakes at the Bering Glacier System, Alaska**. 2007. Tese de mestrado – School of Natural Resources and Environment, University of Michigan, 2007.

MALTESE, A. *et al.* Coastal zone water quality: Calibration of a water-turbidity equation for MODIS data. **European Journal of Remote Sensing**, v. 46, n. 1, p. 333–347, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.5721/EuJRS20134619>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

MANTOVANELLI, A. Caracterização da dinâmica hídrica e do material particulado em suspensão na baía de Paranaguá e em sua bacia de drenagem. 1999. Tesde de Mestrado – Departamento de Geologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 1999.

MANTOVANELLI *et al.* Combined tidal velocity and duration asymmetries as a determinant of water transport and residual flow in Paranaguá Bay estuary. **Estuarine, Coastal and Shelf Science**, v. 59, n. 4, p. 523–537, 2004. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ecss.2003.09.001>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

MAY, C. L. *et al.* Effects of spatial and temporal variability of turbidity on phytoplankton blooms. **Marine Ecology Progress Series**, v. 254, p. 111–128, 2003. Disponível em: <<https://doi.org/10.3354/meps254111>> . Acesso em: 22 de nov. 2017.

MILLER, R. L.; MCKEE, B. A. Using MODIS Terra 250 m imagery to map concentrations of total suspended matter in coastal waters. **Remote Sensing of Environment**, v. 93, n. 1–2, p. 259–266, 2004. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.07.012>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

MOBLEY, C. D. Estimation of the remote-sensing reflectance from above-surface measurements. **Applied optics**, v. 38, n. 36, p. 7442–7455, 1999. Disponível em: <<https://doi.org/10.1364/AO.38.007442>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

MOBLEY, C. D. Polarized reflectance and transmittance properties of windblown sea surfaces. **Applied optics**, v. 54, n. 15, p. 4828–4849, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1364/AO.54.004828>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

NASA'S GODDARD SPACE FLIGHT CENTER. Imagens de satélite dos sensores MODIS Aqua e Terra. Disponível em: <<https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

NOAA. Ângulo solar. Disponível em: <<http://www.esrl.noaa.gov/gmd/grad/solcalc/>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

NOERNBERG, M.A. *et al.* **Remote sensing reflectance variability along an intense HAB event in Southern Brazil**. Lisboa: 2017. 3° International Ocean Colour Meeting, Abstract.

OCEAN OPTICS WEB BOOK. Tabela de dados ρ , versão 2015. Disponível em: <www.oceanopticsbook.info>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

OUILLO, S. *et al.* Optical algorithms at satellite wavelengths for total suspended matter in tropical coastal waters. **Sensors**, v. 8, n. 7, p. 4165–4185, 2008. Disponível em: <[10.3390/s8074165](https://doi.org/10.3390/s8074165)>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

PALANQUEST, A.; DIAZ, J. I.; FARRAN, M. Contamination of heavy metals in the suspended and surface sediment of the Gulf of Cadiz (Spain): the role of sources, currents, pathways and sinks. **Oceanologica acta**, v. 18, n. 4, p. 469–477. 1995. Disponível em: <<http://archimer.ifremer.fr/doc/00097/20791/>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

PETUS, C. *et al.* Estimating turbidity and total suspended matter in the Adour River plume (South Bay of Biscay) using MODIS 250-m imagery. **Continental Shelf Research**, v. 30, n. 5, p. 379–392, 2010. Disponível em: <DOI: 10.1016/j.csr.2009.12.007>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

SANTOS, D. M. *et al.* Organotin compounds in the Paranaguá Estuarine Complex, Paraná, Brazil: Evaluation of biological effects, surface sediment, and suspended particulate matter. **Marine Pollution Bulletin**, v. 58, n. 12, p. 1926–1931, 2009. Disponível em: <10.1016/j.marpolbul.2009.09.004>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

SPYRAKOS, E. *et al.* Optical types of inland and coastal waters. **Limnology and Oceanography**, 2017. Disponível em: <DOI: 10.1002/lno.10674>.

STRICKLAND, J. D. H.; PARSONS, T. R. **A Practical Handbook of Seawater Analysis**. Second Edition. The Journal of the Fisheries Research Board of Canada. 1972.

SUOMINEN, T.; TOLVANEN, H. Temporal analysis of remotely sensed turbidity in a coastal archipelago. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 49, p. 188–199, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.01.012>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

VANTREPOTTE, V.; LOISEL, H.; DESSAILLY, D.; MÉRIAUX, X. Optical classification of contrasted coastal waters. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 306–323, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.03.004>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.

WANG, M.; SON, S.; SHI, W. Evaluation of MODIS SWIR and NIR-SWIR atmospheric correction algorithms using SeaBASS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 3, p. 635–644, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.11.005>>. Acesso em: 22 de nov. 2017.