

Distribuição espacial das concentrações de clorofila-*a* e sólidos suspensos totais no reservatório de Rosana-SP utilizando imagens do sensor OLI/Landsat-8

Carolina Ambrosio Beraldo ¹
Mayk Ferreira Cardoso ¹
Nilton Nobuhiro Imai ¹
Luiz Henrique da Silva Rotta ¹

¹ Universidade Estadual Paulista – Unesp
19060-900, Presidente Prudente - SP, Brasil
cah_ambrosio@hotmail.com, cardoso.mayk@gmail.com, nmimai@fct.unesp.br,
luizhrotta@gmail.com

Abstract. The monitoring of reservoirs through water sampling can be a very costly and time consuming process due to the large areas of water bodies, thus remote sensing can arise as a good alternative for resolving the issue. Some components such as chlorophyll-*a* and suspended solids are good indicators of the trophic state of water bodies and can be identified by remote sensing. This study aimed the fitting of models to map the spatial distribution of those two components in Rosana-SP reservoir. The hyperspectral data and water samples were collected in 20 points for determination of chlorophyll-*a* and total suspended solids (TSS) concentrations. The model calibration was conducted using the bands of OLI sensor simulated from the field data. The models were fitted with one and two bands (ratios), using the hyperspectral data and the simulated bands. The best correlation based on hyperspectral data was obtained for the ratio between 700 and 680 nm both for the chlorophyll-*a* and TSS with 43.42% and 22.25% of root mean square error (RMSE), respectively. The best model based on simulated bands of OLI sensor was found for the ratio between the green and blue bands, with 34.95% of RMSE for chlorophyll-*a* and 45.97% for TSS. This model was then applied on the image to generate a map with the spatial distribution of the two components.

Palavras-chave: remote sensing of water, empirical models, band ratio, monitoring reservoirs, sensoriamento remoto da água, modelos empíricos, razão de bandas, monitoramento de reservatórios.

1. Introdução

A gestão dos recursos hídricos deve sempre proporcionar o uso múltiplo das águas, assim o reservatório pode ser visto como fonte para a geração de energia elétrica, manancial para abastecimento humano ou uso para a recreação, entre outros. Segundo Esteves (2011), as atividades humanas podem elevar a concentração de nutrientes na água causando a eutrofização dos corpos d'água. Então a qualidade da água deve ser monitorada para garantia de seus usos múltiplos.

O reservatório de Rosana é o último de uma série de oito reservatórios em cascata no rio Paranapanema para a produção de energia. A construção de barragens causam impactos sobre o ecossistema aquático e podem modificar a qualidade da água. Portanto é necessário um monitoramento espacial e temporal desses reservatórios, mas este monitoramento tem custo elevado, dificultando a melhor compreensão da dinâmica nesses ambientes alterados. Neste sentido o sensoriamento remoto pode ser um ótimo aliado para este monitoramento com o uso de imagens para as análises.

O sensoriamento remoto se baseia na utilização de sensores distantes do alvo para a obtenção de informações sobre o alvo na superfície terrestre de maneira remota. Dekker (1993) afirma que é possível utilizar o sensoriamento remoto para a avaliação da qualidade da água, relacionando a resposta espectral da água com dados limnológicos coletados em campo.

A clorofila-*a* (chl-*a*) está presente em todos os organismos fotossintéticos e o estudo de sua concentração é um indicador importante da qualidade da água. A presença desses organismos sem limitações de crescimento pode causar florações de algas, liberando

componentes tóxicos (REVEN et al. 2011). O acúmulo de sedimentos nos reservatórios pode gerar grandes problemas, como a diminuição da vida útil do reservatório, alteração na qualidade da água e podem ainda contribuir para a eutrofização do reservatório, sendo assim sua presença pode ser usada para monitorar o ecossistema (JENSEN, 2011).

Sendo assim é necessário monitorar a distribuição espacial da qualidade da água nesse reservatório, tanto para a preservação dos usos múltiplos do reservatório como para a preservação da Unidade de Conservação presente na região do reservatório. O objetivo deste trabalho é a elaboração de modelos empíricos que permitam inferir a concentração de chl-*a* e de sólidos suspensos totais (TSS) utilizando imagens do sensor OLI/Landsat-8.

2. Metodologia de Trabalho

O processo de delineamento amostral foi feito utilizando uma imagem do sensor OLI do reservatório do dia 18 de agosto de 2015. Com o uso do software Spring, desenvolvido pelo Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE), foi possível realizar um fatiamento na imagem, de forma que se pudessem detectar variações na superfície da água, evitando-se assim, tomadas de amostra que continham informações redundantes. Antes da aplicação da classificação, utilizou-se o índice NDWI (McFeeters, 1996), que se baseia na característica da água em absorver a energia nos comprimentos de onda do infravermelho próximo (IVP) e busca a maior reflexão do composto na região do visível. A partir da formação dessas classes, os 20 pontos foram alocados manualmente, de forma que se pudesse ter uma amostra representativa de cada classe. Ao final, o resultado pode ser visto na Figura 1.

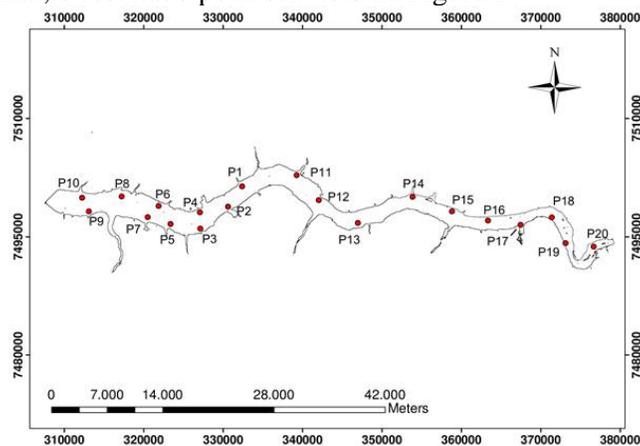


Figura 1. Pontos amostrais

O trabalho de campo foi realizado nos dias 3 e 4 de setembro de 2015, já que o satélite Landsat 8 passaria pelo local no dia 3. Um barco com motor foi utilizado para chegar em cada ponto, utilizando-se um GPS para navegação. Em cada ponto verificou-se a profundidade, o oxigênio dissolvido, a temperatura, e coletou-se amostras de água. A turbidez e o pH foram medidos em laboratório com as amostras de água de cada ponto.

Para coletar os dados de radiância foi utilizado espectrorradiômetro portátil HandHeld. A reflectância de sensoriamento remoto foi calculada utilizando a equação de Mobley (1999), equação 1. Nesses dados foram aplicados um filtro média de 11 pontos para uma suavização das curvas.

$$R_{rs}(\theta, \varphi, \lambda) = \frac{L_w(\theta, \varphi, \lambda)}{E_d(\lambda)} \quad (1)$$

Onde: (θ, φ) : são os ângulos zenital e azimutal, respectivamente, que dão a direção do raio de luz;

$L_w(\theta, \varphi, \lambda)$: radiância espectral que deixa a água na direção (θ, φ) ;

$E_d(\lambda)$: irradiância descendente em um determinado comprimento de onda.

A remoção do efeito de *glint* foi necessária nos pontos P5 a P11. Este efeito contribui para o aumento na reflectância especialmente nos menores comprimentos de onda e depende da posição do sol, ângulo de visada, condições de iluminação e velocidade do vento (KUTSER, 2013). Para a remoção do efeito, Kutser (2013) propõe procedimento que se utiliza o ajuste de uma função potência a partir dos dados de reflectância.

A partir da reflectância de sensoriamento remoto já calculada e corrigida para a remoção do efeito de *glint* realizou-se a simulação das bandas do sensor OLI-Landsat 8, utilizando a função resposta do sensor. A simulação das bandas foi feita através da equação 2:

$$R_{SR-OLI} = \frac{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} R_{sr-hip} \cdot Fr \, d\lambda}{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} Fr \, d\lambda} \quad (2)$$

Onde:

R_{SR-OLI} : valor da reflectância de sensoriamento remoto simuladas para o sensor OLI;

R_{sr-hip} : valor da reflectância de sensoriamento remoto calculada;

Fr : valor da função resposta do sensor para cada banda espectral.

Um dos grandes problemas na utilização de imagens de satélite ocorre devido à atenuação do sinal pelos componentes atmosféricos. Para reduzir o problema foi necessário realizar a correção atmosférica. A correção atmosférica foi feita pelo método que usa o modelo de transferência radioativa *Moderate Atmospheric Radiance and Transmittance*, MODTRAN (ADLER-GOLDEN et al., 1999), ele ajusta os resultados na obtenção da reflectância da superfície, já que ele modela os efeitos de espalhamento por aerossóis e molecular. Para a correção atmosférica foi utilizado o programa ENVI, com a ferramenta FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*).

Após a simulação das bandas, foi possível realizar o ajuste de modelos que pudessem ser utilizados para estimar as concentrações de chl-*a* e TSS a partir de imagens OLI. Os modelos escolhidos foram baseados em razões de bandas de maiores correlações de concentrações de chl-*a* e TSS. Os modelos ajustados foram analisados a partir do coeficiente de determinação (R^2) e pela raiz do erro quadrático médio (RMSE).

3. Resultados e Discussão

Os resultados do trabalho de campo podem ser observados na Tabela 1:

Tabela 1. Variáveis limnológicas

| Variável | Mín. | Máx. | Média | Desvio Padrão |
|----------------------------|------|--------|-------|---------------|
| Turbidez (NTU) | 9.06 | 24.60 | 13.95 | 4.09 |
| OD (mg/L) | 7.16 | 10.48 | 9.18 | 0.88 |
| TSS (mg/L) | 0.34 | 9.00 | 2.37 | 2.25 |
| Chl-<i>a</i> (µg/L) | 3.46 | 122.74 | 23.56 | 32.65 |

Houve uma grande variação entre os valores máximos e mínimos referentes às concentrações de chl-*a* e TSS. Os dois pontos responsáveis por esta variação, com valores muito acima dos demais foram, o P12 com 111,64 µg/L e 9,00 mg/L e P13 com 122,74 µg/L e 8,41 mg/L de chl-*a* e TSS, respectivamente. Em seis pontos observaram-se valores de concentração de clorofila-*a* menores que 10 µg/L. O restante dos pontos mantiveram-se entre 10 µg/L e 25 µg/L. Para o TSS, os menores valores foram encontrados nos pontos P4, P6 e P15 com concentrações inferiores a 1 mg/L, enquanto o restante dos pontos tiveram resultados entre 1 e 3 mg/L.

Com isso, verifica-se que os pontos P12 e P13 apresentaram valores muito discrepantes em relação aos demais, sendo que nesses pontos verificou-se também os maiores valores de turbidez e oxigênio dissolvido, o que é esperado devido ao elevado grau de correlação entre turbidez e os sólidos em suspensão e a produção de oxigênio promovida pela maior quantidade de fitoplânctons.

Também foram coletados dados radiométricos que pudessem fornecer informações acerca dos componentes presentes na coluna de água. Com esses dados foi possível calcular as curvas de reflectância de sensoriamento remoto através de Mobley (1999). Os resultados podem ser vistos na Figura 2 onde se notam características muito semelhantes em todas as curvas com exceção daquelas referentes aos pontos P12 e P13 e estas, portanto, foram ilustradas em gráfico a parte. Os dois pontos em questão referem-se àqueles com a maior concentração de chl-*a* e TSS.

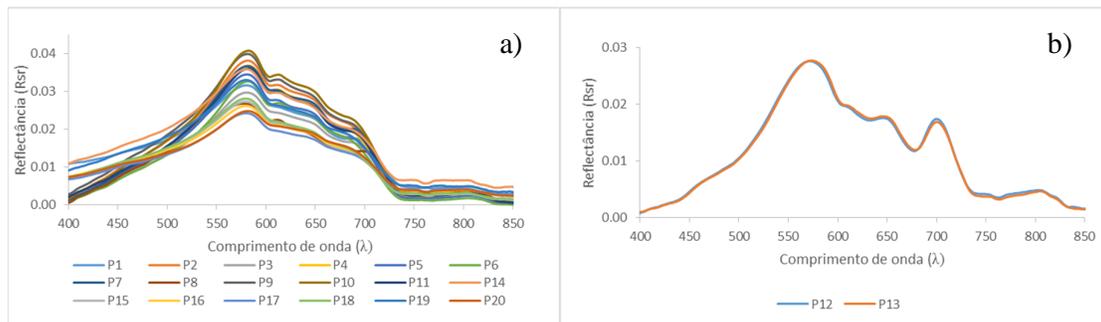


Figura 2. Curvas da Rsr. a) Curvas dos 18 pontos se mostraram semelhantes. b) P12 e P13 apresentaram características díspares

Verificou-se então a correlação de todas as combinações entre bandas dos dados coletados, para isso utilizou-se a ferramenta ICE (Ogashawara *et al*, 2014), que gerou os correlogramas apresentados na Figura 3.

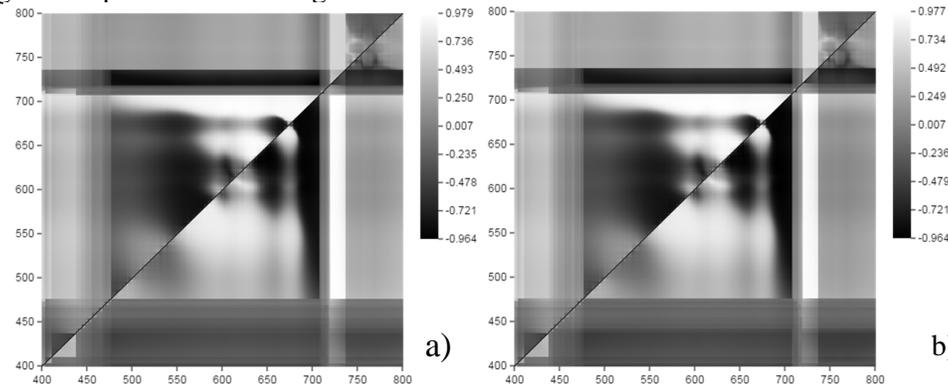


Figura 3. Correlograma para as razões de banda utilizando o ICE. a) Chl-*a*. b) TSS

As maiores correlações positivas ocorrem para os tons mais claros, enquanto as negativas ocorrem para os tons mais escuros. Com isso, observa-se boas correlações tanto positivas quanto negativas em todo um quadrante que corresponde de aproximadamente 485 até 700 nm no eixo das ordenadas e de 485 até 700 nm no eixo das abscissas. Para a escolha das razões para o desenvolvimento do modelo, buscou-se aliar uma alta correlação com comprimentos de onda nos quais pudessem se relacionar com os componentes e que fossem reconhecidos nas curvas de Rsr. Desta forma, para a chl-*a*, foram calibrados modelos para as razões de 700/630 e 700/680 e para os SST, as razões de 700/610 e 700/680. Os modelos foram validados utilizando-se os valores de uma amostra de pontos os quais não haviam sido



usados para a calibração (8 pontos) e os resultados podem ser observados na Tabela 2 e figura 4.

Tabela 2. Modelos calibrados para as razões de banda nos dados hiperespectrais

| Clorofila-a | | | | | |
|------------------------------------|--------|---------|----------------|----------|---------|
| Modelo | a | B | R ² | RMSE (%) | p-valor |
| 700/630 Linear | 284.86 | -158.5 | 0.92 | 44.61 | 0.0000 |
| 700/680 Linear | 185.75 | -139.33 | 0.99 | 43.42 | 0.0000 |
| Sólidos em suspensão totais | | | | | |
| 700/610 Linear | 21.302 | -10.48 | 0.91 | 25.65 | 0.0000 |
| 700/680 Linear | 11.388 | -7.684 | 0.94 | 23.25 | 0.0000 |

Foram verificados maiores erros para as estimativas de chl-a que alcançou RMSE de 44,61% e 43,42% para as razões de 700/630 e 700/680, enquanto os modelos para os TSS apresentaram erros de 25,65% e 23,25% para 700/610 e 700/680 respectivamente.

Tais erros podem estar relacionados com a presença dos pontos com concentrações mais elevadas, que ajudaram no ajuste, elevando os valores do coeficiente de determinação, mas acabam por modificar a inclinação da curva de ajuste e, portanto subestimando ou superestimando os valores para as concentrações mais baixas. A razão de 700/680 se mostrou melhor para a estimação em ambos os casos, alcançando valor de R² de 0,99 na estimação de clorofila-a.

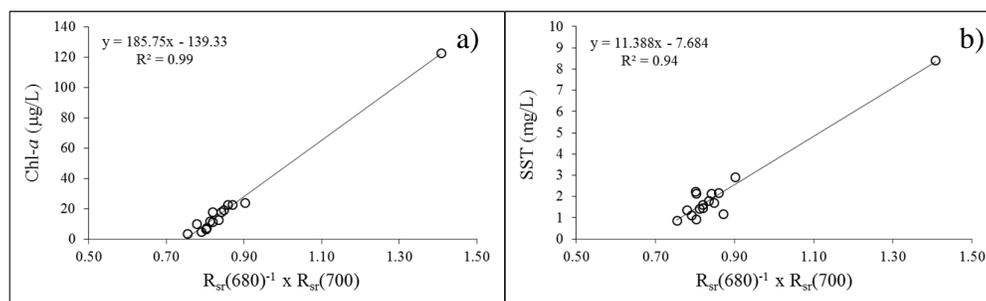


Figura 4. Modelos para as razões de banda. a)700/680 - Clorofila-a. b) 700/680 – TSS.

Para a calibração dos modelos foram utilizadas as bandas simuladas do sensor OLI a partir dos dados hiperespectrais coletados em campo. A Figura 5 mostra as curvas obtidas para todos os pontos em que amostras foram coletadas durante o trabalho de campo.

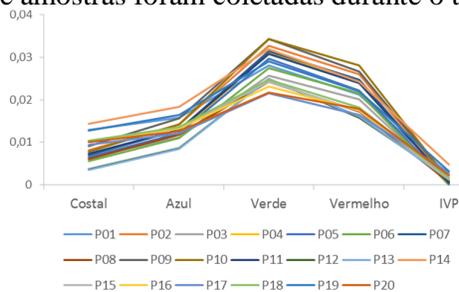


Figura 5. Bandas simuladas do sensor OLI

Observa-se uma maior reflectância na região do verde e maior absorção nas regiões do azul e do vermelho como esperado por conta da presença de chl-a. No entanto, a banda do vermelho no sensor abrange os comprimentos de onda de 625 a 691 nm com centro em 655 nm enquanto a banda do IVP, tem como centro 865 nm, abrangendo os comprimentos de

onda de 829 a 900 nm. Com isso, não se tem valiosa informação nos comprimentos de onda em torno de 680 nm e 710 nm, ligadas à presença de chl-*a* e que apresentaram bons resultados em termos de correlação com os dados hiperespectrais.

Os modelos foram então calibrados a partir das bandas simuladas. Foram testados modelos baseados nas bandas do sensor OLI, tanto usando uma única banda (banda simples) como razão entre bandas. Entre os modelos de banda simples, destaque para o comprimento do azul para a chl-*a*, que apresentou índice de correlação de -0,63 e para os comprimentos de onda do azul e do vermelho para o TSS que apresentaram índices de -0,61 e -0,40 respectivamente. Utilizando-se a ferramenta ICE, foi possível determinar o índice de correlação para todas as razões de banda.

Para a chl-*a* as melhores razões se encontram entre o vermelho e o verde, com correlação de 0,64 e o verde e o azul com índice de 0,42. Bons resultados foram encontrados com o uso da banda do azul costal nos modelos com razão de bandas, porém como esta tem baixa correlação com a concentração de clorofila e a banda costal sofre muita influência da atmosfera, não foram utilizadas para a calibração dos modelos. Para o TSS, o correlograma foi semelhante com a maior correlação entre as bandas (vermelho e verde) com índice de correlação de 0,56 seguida pela razão entre o verde e o azul com 0,40. Com base nas maiores correlações foram então calibrados modelos empíricos, cujas características podem ser observadas na Tabela 3.

Tabela 3. Resultado estatísticos dos modelos aplicados aos dados simulados
Clorofila-*a*

| Modelo | a | b | c | R ² | RMSE (%) | p-valor |
|------------------------------|---------|----------|---------|----------------|----------|---------|
| Azul Linear | -18501 | 254.23 | - | 0.77 | 452.31 | 0.0000 |
| Verde/Azul Linear | 82.68 | -148.34 | - | 0.86 | 34.93 | 0.0001 |
| Vermelho/Verde Linear | -445.33 | 362.51 | - | 0.73 | 70.66 | 0.0005 |
| Vermelho/Verde Polin. | 3332.63 | -5287.84 | 2107.14 | 0.96 | 70.43 | 0.0000 |

| Sólidos Suspensos Totais | | | | | | |
|---------------------------------|---------|---------|--------|----------------|----------|---------|
| Modelo | a | b | c | R ² | RMSE (%) | p-valor |
| Azul Linear | -1229.5 | 17.694 | - | 0.71 | 202.65 | 0.0000 |
| Verde/Azul Linear | 5.5894 | -9.0178 | - | 0.85 | 45.97 | 0.0002 |
| Vermelho/Verde Linear | -53.011 | 41.975 | - | 0.84 | 102.16 | 0.0000 |
| Vermelho/Verde Polin. | 454.76 | 699.08 | 269.92 | 0.92 | 115.43 | 0.0000 |

Ainda que a correlação da razão entre o vermelho e o verde tenha sido alta para ambos os componentes, este modelo apresentou problemas durante a validação pois a razão dessas mesmas bandas utilizando-se os dados da imagem apresentaram valores mais altos que 0,8 o que produziu valores de concentração de clorofila e TSS negativos. Os elevados erros para a banda do azul podem estar relacionados com o fato de que, ao usar apenas uma banda as diferenças de magnitude entre as curvas podem contribuir muito para superestimar ou subestimar os valores dos componentes, enquanto que, ao com a razão de bandas os valores são relativizados e como nos outros casos, a forma da curva assume fundamental importância. Verifica-se, portanto, que os melhores modelos foram ajustados para a razão de bandas entre o verde e o azul com R² de 0,86 e RMSE de 34,93% para a clorofila e com R² de 0,85 e RMSE de 45,97% para os TSS.

Para a produção dos mapas utilizou-se, portanto, os modelos calibrados a partir da razão entre as bandas do verde e do azul, que podem ser observados na Figura 6. Para a chl-*a* conforme observado em campo, notou-se uma maior concentração nos pontos P11 a P18



(coletados no segundo dia de campo) o que o mapa consegue retratar. No entanto, o trecho entre os pontos P12 e P13, não apresentou concentração muito superior às demais. Parte do problema, envolve o fato de que os pixels da imagem não apresentaram o mesmo comportamento dos dados simulados, especialmente para esses dois pontos. O formato da curva se mostrou diferente ao se comparar os dados da imagem com os dados simulados nesses dois pontos o que pode influenciar em um modelo em que se utiliza razão de bandas. Os valores máximos encontrados para a concentração de chl-*a* foram em torno de 30 $\mu\text{g/L}$, o que é bastante coerente com os valores encontrados em campo que não fossem os pontos P12 e P13. Nestes dois pontos, os valores ficaram em torno de 18 e 30 $\mu\text{g/L}$, bem abaixo dos valores encontrados em campo (acima de 100 $\mu\text{g/L}$).

O mapa para os sólidos em suspensão se mostrou bastante semelhante ao de clorofila com as maiores concentrações a partir do ponto P11. Ao contrário do que ocorreu com o pigmento, isso não foi verificado em campo, sendo que em média, retirando-se os pontos P12 e P13, os valores do segundo dia foram menores. A média para os pontos P1 a P10 (lado esquerdo do reservatório) foi de 1,78 mg/L enquanto que para o restante, P11 a P20, excluindo-se os pontos de maior concentração, se verificou média de 1,53 mg/L. Em relação aos pontos P12 e P13, em seu trecho no mapa se verificou valores entre 1,8 mg/L e 2,7 mg/L, bem abaixo dos valores encontrados em campo. Este problema se dá pelos mesmos motivos: não foram verificados na imagem as mesmas variações encontradas nos dados simulados.

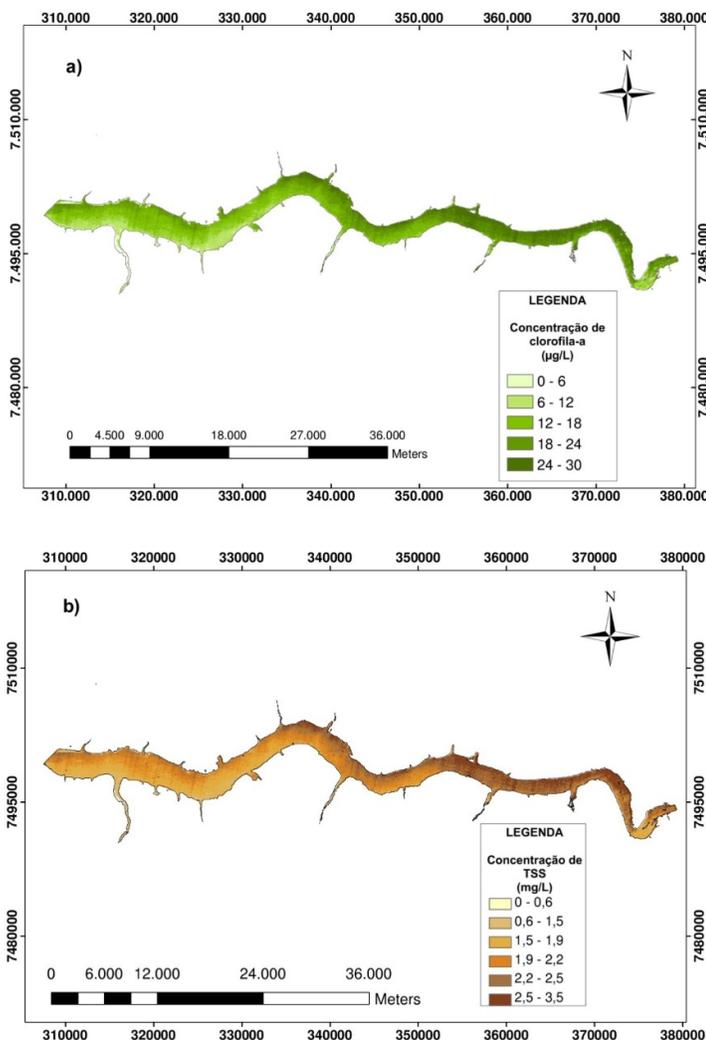


Figura 6. Mapas finais dos modelos aplicados à imagem do sensor OLI. a) Chl-*a*. b) TSS



4. Conclusões

A dificuldade de relacionar os dados da imagem com os dados hiperespectrais obtidos em campo foi o principal desafio do presente trabalho. A presença de pontos com concentração muito elevada em relação às demais e que não puderam ser detectados na imagem após a aplicação do modelo levou ao aumento substancial dos erros obtidos no produto final. Outro problema desafiador foi a correção atmosférica da imagem OLI, em que se verificou que os dados simulados foram superestimados em alguns pontos, enquanto isso não foi o caso em outros pontos, o que pode indicar problemas ocorridos na aquisição dos dados *in situ*. O número de elementos amostrais cujos valores foram muito discrepantes foi muito pequeno e tornou a modelagem mais complexa.

Uma possível solução seria separar o reservatório em trechos e utilizar modelos diferentes em cada um desses trechos de forma que no produto final, uma situação mais próxima da realidade fosse obtida. No entanto, não foi possível aplicar tal método neste trabalho devido à necessidade de maior número de pontos no trecho de maior concentração dos componentes estudados para que pudesse ser melhor estimada.

Agradecimentos

A Capes pela bolsa de mestrado.

Referências Bibliográficas

Adler-Golden, S.M., Matthew, M.W., Bernstein, L.S., Levine, R.Y., Berk, A., Richtsmeier, S.C., Acharya, P.K., Anderson, G.P., Felde, J.W., Gardner, J.A., Goke, M.L., Jeong, L.S., Pukall, B., Ratkowski, A.J., Hsiao-Hua, K.B. Atmospheric correction for shortwave spectral imagery based on MODTRAN4. **SPIE Proc. Imaging Spectrometry**, v. 3753, p. 61-69, 1999.

Dekker, A. G. **Detection of optical water quality parameters for eutrophic waters by high resolution remote sensing**. 1993. 222f. Tese (Hyperspectral sensing of water quality) – Vrije Universiteit, Amsterdam.

Esteves, F. A. **Fundamentos de Limnologia**. 3. ed. Rio de Janeiro: Interciência, 2011. 790p.

Jensen, J. R. **Sensoriamento Remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2. ed. São José dos Campos: Parênteses, 2011.

McFeeters S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

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

Ogashawara, I; Curtarelli, M. P; Souza, A. F.; Augusto-Silva, P. B.; Alcantara, E. H.; Stech, J. L.. Interactive correlation environment (ice) - a statistical web tool for data collinearity analysis. **Remote Sensing**, v. 6, n. 4, p. 3059-3074, 2014.

Reven, P. H; evert, R. F; Eichhorn, S. E. **Biologia Vegetal**. 7. ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2011. 830p.