



Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>



Análise do impacto da correção atmosférica no cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada a partir de Imagem Landsat 8/OLI

Cristiane Nunes Francisco¹, Paulo Roberto da Silva Ruiz², Cláudia Maria de Almeida³, Nina Cardoso Gruber⁴,
Camila Souza dos Anjos⁵

¹ Dr. em Geociências (Geoquímica), Professora Associada, Departamento de Análise Ambiental, Instituto de Geociências, Universidade Federal Fluminense - UFF, Av. Litorânea, s/n - 4º andar, Boa Viagem, CEP 24210340, Niterói, Rio de Janeiro. (21) 2629-5933. cristianenf@id.uff.br. ² Doutorando em Sensoriamento Remoto, Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Av. dos Astronautas, 1758, Edifício ASA - Sala 38, Jd. da Granja, CEP 12227-010, São José dos Campos, São Paulo. (12) 3208-7480. paulo.ruiz@inpe.br. ³ Dr. em Sensoriamento Remoto, Pesquisadora Titular III, Divisão de Sensoriamento Remoto, Coordenação-Geral de Observação da Terra, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Av. dos Astronautas, 1758, SERE I - Sala 06, CEP 12227-010, Jd. da Granja, São José dos Campos, São Paulo. (12) 3208-6428. claudia.almeida@inpe.br (autor correspondente). ⁴ Mestre em Ciência Ambiental, Departamento de Análise Ambiental, Instituto de Geociências, Universidade Federal Fluminense - UFF, Av. Litorânea, s/n - 4º andar, Boa Viagem, CEP 24210340, Niterói, Rio de Janeiro. (21) 99122-1139. Nina0054@hotmail.com. ⁵ Dr. em Sensoriamento Remoto, Professora Adjunta, Curso de Agrimensura, Instituto Federal Sul de Minas Gerais, Praça Tiradentes, 416, Centro, CEP 37576-000, Inconfidentes, Minas Gerais. (35) 3464-1200. camila.lacerda@ifsuldeminas.edu.br.

Artigo recebido em 09/10/2019 e aceito em 14/02/2020

RESUMO

As operações aritméticas efetuadas entre bandas espectrais de imagens de sensoriamento remoto necessitam de correção atmosférica para eliminar os efeitos atmosféricos na resposta espectral dos alvos, pois os números digitais não apresentam escala equivalente em todas as bandas. Índices de vegetação, calculados com base em operações aritméticas, além de caracterizarem a vegetação, minimizam os efeitos da iluminação da cena causados pela topografia. Com o objetivo de analisar a eficácia da correção atmosférica no cálculo de índices de vegetação, este trabalho comparou os Índices de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI), calculados com base em imagens corrigidas e não corrigidas de um recorte de uma cena Landsat 8/OLI situado na cidade do Rio de Janeiro, Brasil. Os resultados mostraram que o NDVI calculado pela reflectância, ou seja, imagem corrigida, apresentou o melhor resultado, devido à maior discriminação das classes de vegetação e de corpos d'água na imagem, bem como à minimização do efeito topográfico nos valores dos índices de vegetação.

Palavras-chave: sensoriamento remoto, floresta urbana, correção atmosférica.

Analysis of the atmospheric correction impact on the assessment of the Normalized Difference Vegetation Index for a Landsat 8 OLI image

ABSTRACT

The image arithmetic operations must be executed on previously atmospherically corrected bands, since the digital numbers do not present equivalent scales in all bands. Vegetation indices, calculated by means of arithmetic operations, are meant for both targets characterization and the minimization of illumination effects caused by the topography. With the purpose to analyze the efficacy of atmospheric correction in the calculation of vegetation indices with respect to the mitigation of atmospheric and topographic effects on the targets spectral response, this paper compared the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) calculated using corrected and uncorrected images related to an inset of a Landsat 8 OLI scene from Rio de Janeiro, Brazil. The result showed that NDVI calculated from reflectance values, i.e., corrected images, presented the best results due to a greater number of vegetation patches and water bodies classes that could be discriminated in the image, as well the mitigation of the topographic effect in the vegetation indices values.

Keywords: remote sensing, urban forest, atmospheric correction.

Introdução

Tradicionalmente, os trabalhos de campo associados à análise de documentos cartográficos e imagens obtidas por sensoriamento remoto são os principais recursos utilizados no mapeamento do

uso e cobertura da terra. No entanto, com o avanço tecnológico na obtenção de dados da superfície terrestre por sensores remotos, as imagens multiespectrais passam a ser a principal fonte de

dados, promovendo a redução da frequência de trabalhos de campo, a coleta de dados em locais de difícil acesso e a obtenção de dados com resoluções espaciais, espectrais e radiométricas cada vez mais apuradas.

Dentre as técnicas de processamento digital difundidas no mapeamento da uso e cobertura da terra, destaca-se a classificação automática de imagens. Corresponde à aplicação de algoritmos computacionais na identificação automática de alvos baseada no reconhecimento de padrões, através da rotulação de cada unidade de classificação (pixel ou região) com a classe temática que se assemelha a um determinado padrão, gerado na fase de treinamento da classificação (Novo, 2011).

As técnicas tradicionais de classificação de imagens baseiam-se nas diferenças espectrais para a extração de informações temáticas. Nas técnicas de análise de imagens baseada em objeto (object-based image analysis - OBIA), os pixels são agrupados em objetos através da técnica de segmentação e passam a ser utilizados como unidades primitivas para a classificação (Navulur, 2006). De maneira diversa dos classificadores tradicionais, a OBIA baseia-se em informações extraídas de objetos que apresentam numerosos atributos associados à forma, textura, relações contextuais e semânticas, que são utilizados para classificação de imagens, aproximando-se dos processos cognitivos humanos de interpretação de imagens (Navulur, 2006; Marpu, 2009; Camargo et al., 2012; Francisco e Almeida, 2012;).

Devido ao comportamento espectral complexo da vegetação, é difícil estabelecer padrões para a cobertura vegetal baseando-se apenas em atributos espectrais. Alguns dos fatores que influenciam na resposta espectral são inerentes à própria vegetação, como a estrutura física, o arranjo espacial dos indivíduos e a arquitetura do dossel (Ponzoni e Shimabukuro, 2010). No caso das florestas tropicais, a elevada complexidade estrutural, devido ao elevado número de espécies com dossel volumoso e irregularmente estratificado, bem como a distribuição aleatória dos indivíduos aumentam a complexidade das respostas espectrais (Albuquerque et al., 2011).

A cobertura vegetal também sofre forte influência das condições topográficas por condicionarem a direção dos fluxos nas encostas, afetando as condições locais do ambiente e, conseqüentemente, a composição da vegetação e o seu comportamento espectral. Nos terrenos acidentados, a variação da declividade e da orientação das vertentes promovem a diferença de incidência solar nas encostas, provocando a variabilidade da resposta espectral mesmo em

fisionomias de vegetação similares. As encostas sombreadas apresentam menor reflectância do que a prevista, enquanto nas ensolaradas, o efeito é o contrário (Riaño et al., 2003).

Os índices de vegetação são usados para analisar as propriedades espectrais da vegetação e calculados por operações aritméticas entre bandas, especificamente nas regiões do visível e do infravermelho próximo, devido ao comportamento antagônico da reflectância da vegetação nestas regiões espectrais. Quanto maior a densidade da cobertura vegetal, menor é a reflectância na faixa do visível em função dos pigmentos fotossintetizantes que absorvem energia nessa região espectral. Em contrapartida, maior é a reflectância na faixa do infravermelho próximo, em decorrência do espalhamento múltiplo da radiação nas diferentes camadas das folhas (Jensen, 2009).

Como estão relacionados a parâmetros biofísicos da cobertura vegetal, como biomassa e índice de área foliar, os índices de vegetação possibilitam a caracterização da cobertura vegetal, mas também minimizam os efeitos da iluminação da cena causados pela topografia do terreno e pela geometria de aquisição, o que, por sua vez, influencia os valores de reflectância da vegetação (Ponzoni e Shimabukuro, 2010).

Apesar de existirem vários índices para estudo da vegetação, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (em inglês, *Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI) é o mais conhecido (Ponzoni, 1998) e corresponde à normalização da razão simples entre a banda do vermelho e do infravermelho próximo, variando, assim, entre -1 e +1 (Rouse et al., 1973). Os resultados próximos a 1 representam áreas com maior quantidade de vegetação fotossintetizante ativa, enquanto os resultados próximos a -1 geralmente representam regiões menos florestadas ou com vegetação menos densa. É um índice utilizado para monitoramento da vegetação (Liesenberg et al., 2007; Sá et al., 2008; Francisco et al., 2012; Moreira et al., 2013; Prado et al., 2015; Santos et al., 2017), além de ser explorado em estudos agrícolas, florestais e climáticos (Ponzoni e Shimabukuro, 2010; Chemura et al., 2017; Galvêncio, 2017; Alface et al., 2019).

Operações aritméticas entre bandas, por meio das quais é realizado o cálculo de índices de vegetação, devem ser feitas com base em valores físicos, como a radiância e reflectância de superfície (Ponzoni e Shimabukuro, 2010). Para isto, os números digitais das bandas espectrais devem ser convertidos para valores de radiância e, a seguir, convertidos para reflectância da superfície. Em muitos Sistemas de Informação Geográfica - SIGs atualmente, essa conversão já

ocorre quando da aplicação de modelos de correção atmosférica.

Em geral, as imagens são compostas por números digitais adimensionais associados a um intervalo de valores que depende da resolução radiométrica do sistema sensor. A radiância, que corresponde à energia registrada pelo sensor, é convertida para números digitais por parâmetros próprios de cada banda, por isto não representam valores equivalentes em todas as bandas, mesmo quando obtidas na mesma passagem do satélite (Ponzoni e Shimabukuro, 2010).

A correção atmosférica das imagens consiste na atenuação dos efeitos atmosféricos ocorridos durante a captura da cena, ou seja, o espalhamento, a absorção e a refração da energia eletromagnética causados pelos gases, aerossóis e vapor d'água presentes na atmosfera (Jensen, 2009). Os efeitos afetam diretamente a radiância refletida pela superfície terrestre, uma vez que, no trajeto pela atmosfera, a radiação sofre interferências, resultando na alteração na quantidade de energia registrada pelo sensor e, conseqüentemente, causando a perda no contraste da cena, na detecção de pequenos objetos e na diferenciação dos alvos (Novo, 2010).

Esta operação pode ser executada por modelos empíricos ou modelos de transferência radiativa (conhecidos como modelos físicos). Estes últimos utilizam parâmetros das condições atmosféricas e do sensor para resgatar valores próximos da reflectância da superfície dos alvos no momento de obtenção da cena (Ponzoni e Shimabukuro, 2010), enquanto os primeiros empregam informações da própria imagem para determinar a contribuição do efeito da atmosfera em cada banda espectral e, assim, não dependem de parâmetros atmosféricos ou dados da superfície (Latorre et al., 2002).

Song et al. (2001) apontam que os efeitos da atmosfera contaminam os valores de NDVI, e a modificação não é linear. Outros estudos citados por McDonald et al. (1998) afirmam que a atmosfera pode afetar significativamente os índices de vegetação, em geral, reduzindo os valores de NDVI. Estudo feito por Myneni e Asrar (1994) mostrou que o NDVI, quando calculado por reflectância do topo da atmosfera, ou seja, sem correção atmosférica, é inferior ao calculado por reflectância do topo da cobertura vegetal. Por fim, enquanto o estudo de Hadjimitsis et al. (2010) assinala que a diferença média entre os valores de NDVI com e sem correção atmosférica é de 18%,

o estudo desenvolvido por Agapiou et al. (2011) chega a valor próximo a 15%.

Desta forma, este trabalho tem como objetivo analisar a eficiência da correção atmosférica no cálculo de índices de vegetação, em relação à atenuação dos efeitos atmosféricos e topográficos na resposta espectral de alvos, através da comparação de três imagens NDVI calculadas com base em números digitais, valores de radiância e valores de reflectância.

Área de estudo

A área de estudo, localizada no município do Rio de Janeiro, é formada por um recorte da cena do Landsat 8/OLI, constituída por uma diversidade de classes de uso e cobertura da terra: área urbana, lagoas costeiras, baía, oceano, floresta em encostas, campo antrópico situado em relevo plano e encostas, brejos, afloramentos rochosos, praias (Figura 1). No centro do recorte, está situado o Maciço da Tijuca, com cerca de 12 mil hectares, caracterizado por relevo montanhoso, atingindo altitude de 1.021 m. É coberto predominantemente por um fragmento do bioma Mata Atlântica, integrante da Reserva da Biosfera, onde está localizado o Parque Nacional da Tijuca (PARNA Tijuca). Ao sul da área de estudo, estão localizadas as lagoas costeiras, com a presença de pequenos fragmentos de brejo, manguezal e restinga ao longo das suas margens. No entanto, no entorno de todo o maciço predomina área urbana densamente povoada.

Material e métodos

Como a resposta espectral da vegetação varia em função da quantidade de umidade nas folhas, no estágio de estresse hídrico, os fatores de reflectância da vegetação apresentam-se mais elevados (Jensen, 2009). Assim, a fim de amenizar nas imagens os efeitos da umidade nos alvos terrestres e facilitar a discriminação da cobertura vegetal, optou-se por uma imagem obtida durante o período de estiagem na cidade do Rio de Janeiro.

Foi selecionada, assim, a cena do satélite LANDSAT 8, disponibilizada pelo site da *U.S. Geological Survey* (USGS), do mês de setembro de 2013, correspondendo ao final do período de estiagem. As cenas do LANDSAT 8/OLI possuem resolução radiométrica de 16 bits e resolução espacial de 30 m. A banda do vermelho

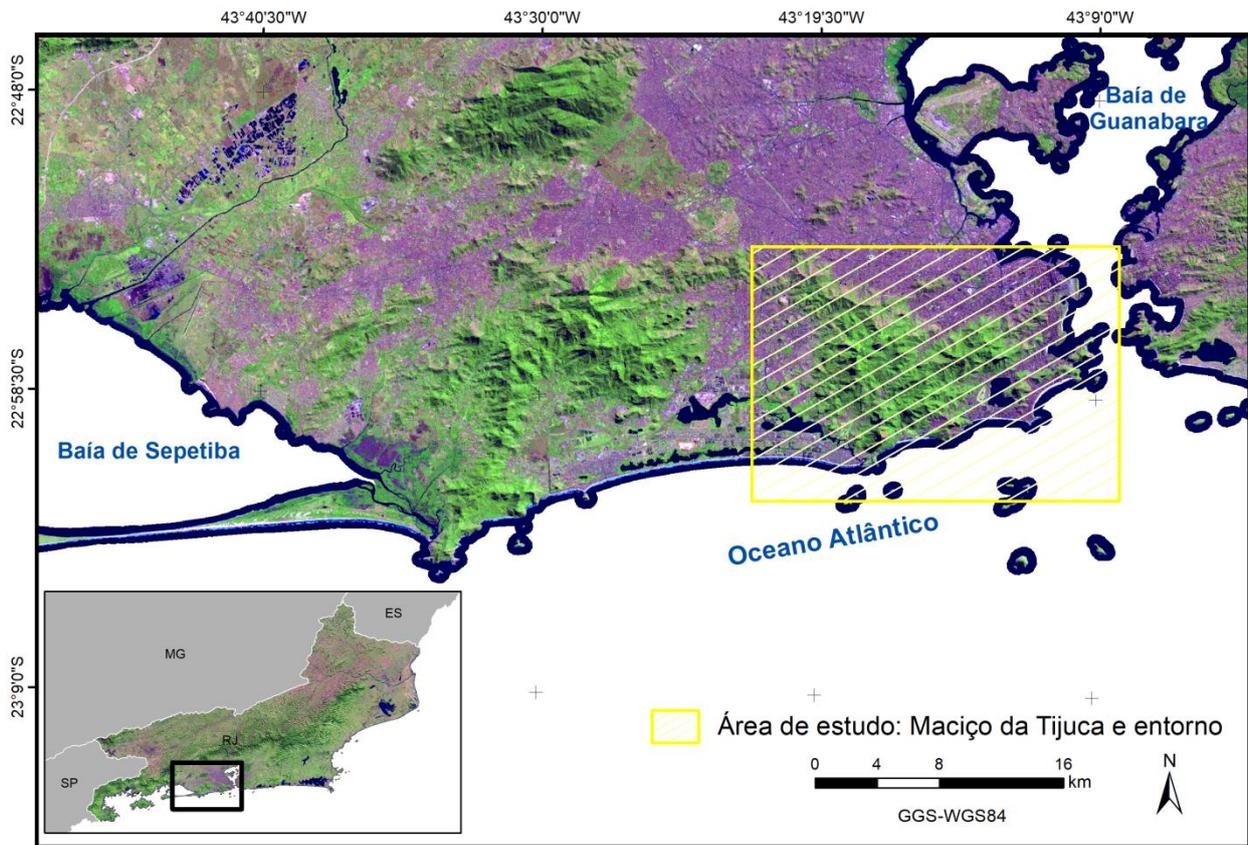


Figura 1. Localização da área de estudo, Maciço da Tijuca e entorno, Rio de Janeiro-RJ.

compreende a faixa espectral de 0,63 a 068 μm , e do infravermelho próximo, de 0,845 a 0,885 μm .

Primeiramente, foi realizada a conversão dos números digitais para valores de radiância das bandas 4 e 5, respectivamente, faixas do vermelho e infravermelho próximo, com base na equação de calibração (Equação 1) e dos valores de radiância mínima e máxima das respectivas bandas espectrais disponíveis no arquivo de metadados que acompanha a cena (USGS, 2014).

$$L_{\lambda} = M_L Q_{cal} + A_L, \quad (1)$$

em que:

L_{λ} = radiância espectral do topo da atmosfera em $\text{watts}/(\text{m}^2 \cdot \text{srad} \cdot \mu\text{m})$;

M_L = fator multiplicativo de reescalonamento da banda específica obtido nos metadados da cena;

A_L = fator aditivo de reescalonamento da banda específica obtido nos metadados da cena; e

Q_{cal} = número digital padrão quantizado e calibrado em números digitais.

A seguir, os valores de radiância foram convertidos para reflectância utilizando o modelo de transferência radiativa implementado no ENVI pelo algoritmo *Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes* – FLAASH. A correção

simula o comportamento da atmosfera com a adoção de parâmetros que compensam a interferência da atmosfera na resposta espectral dos alvos (EXELIS, 2014). Neste trabalho, foi utilizada a versão MODTRAN-4, que se baseia na Equação 2 para o cálculo da radiância espectral em nível de pixel (Adler-Golden et al., 1999). O primeiro termo da equação refere-se à radiância da superfície que atravessa a atmosfera diretamente para o sensor, enquanto o segundo termo refere-se à radiância da superfície que é espalhada pela atmosfera para o sensor.

$$L^* = A \rho / (1 - \rho_e S) + B \rho_e / (1 - \rho_e S) + L^* a, \quad (2)$$

em que:

L^* = radiância espectral no sensor;

ρ = reflectância de superfície do pixel;

ρ_e = média da reflectância de superfície do pixel e região do entorno;

S = albedo esférico da atmosfera;

$L^* a$ = radiância retroespalhada na atmosfera; e

A e B = coeficientes que dependem das condições geométricas e atmosféricas.

Alguns parâmetros do MODTRAN-4 são obtidos nos metadados da cena, como as informações sobre data, hora de aquisição da imagem, resolução do pixel, coordenadas da cena e altitude, zênite e azimute do sensor, ao passo que

outros parâmetros, como a elevação do terreno, referem-se à área em estudo. Há também parâmetros que devem ser configurados entre as opções disponíveis, como modelo atmosférico e o modelo de aerossóis típico da atmosfera.

A etapa final consistiu na geração das três imagens NDVI calculadas com base em números digitais, valores de radiância e valores de reflectância. Para comparar as três imagens, os índices foram representados em mapas temáticos com cinco classes baseadas no método de Quebras Naturais (Fischer, 1958; Jenks, 1977). Este algoritmo consiste na busca por minimizar a a variância intraclasse e maximizar a variância entre as classes definidas pelo usuário. Para identificar os intervalos, é feito um cálculo da soma dos desvios absolutos sobre a mediana da classe: quanto menor for este valor, mais acurada é a divisão das classes (Zucherato, 2012).

Resultados

Comparando os resultados entre as imagens-índice, verifica-se que os valores do NDVI calculados pelos parâmetros físicos apresentaram-se mais elevados do que os

calculados pelos números digitais. Este resultado é esperado, pois os valores de reflectância das bandas do visível tendem a ser menores, visto que, por se submeterem à correção atmosférica, seus valores são reduzidos devido ao espalhamento atmosférico que predomina nesta faixa, enquanto na banda do infravermelho próximo, como a absorção atmosférica predomina, os valores de reflectância são aumentados pela correção. Assim, como o cálculo do NDVI é baseado na diferença entre o infravermelho próximo e o vermelho, os índices são mais elevados.

O intervalo do NDVI calculado pelos números digitais variaram entre -0,22 e 0,25 (Tabela 1), com média de 0,04 e desvio padrão de 0,03, ao passo que os valores de NDVI por radiância variaram entre -0,47 e 0,39, com média de -0,13 e desvio padrão de 0,17, e por reflectância entre -0,39 e 0,41, com média de 0,03 e desvio padrão de 0,04. No entanto, apesar de mais elevados, os NDVIs por reflectância apresentaram resultados abaixo do esperado, principalmente os valores referentes à vegetação densa, possivelmente em decorrência de terem sido calculados com base em uma cena obtida no final do período de estiagem.

Tabela 1. Estatística dos NDVIs calculados por número digitais, radiância e reflectância.

Cálculo NDVI	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-padrão
Números digitais	-0,22	0,25	0,04	0,03
Radiância	-0,47	0,39	-0,13	0,17
Reflectância	-0,39	0,41	0,03	0,04

Uma das diferenças entre as imagens-índice derivadas dos números digitais (Figura 2) e dos valores físicos é a discriminação entre a cobertura vegetal e os corpos d'água. Na primeira, o índice desses dois alvos apresentam valores entre 0,05 e 0,08, o que não permite a discriminação entre eles. Verifica-se também que os alvos com menores índices são cordão arenoso (praias) e concreto, com valores abaixo de -0,01, acompanhados pela área urbana, com índice próximo a zero. A vegetação rasteira, constituída predominantemente por gramíneas do gênero capim colônio localizada nas encostas norte, e os afloramentos rochosos, situados no interior do Maciço, apresentam valores entre 0,02 e 0,04, enquanto os valores mais altos corresponderam à zona de arrebentação acima de 0,09.

O NDVI calculado em radiância apresenta avanços em relação ao índice anterior, pois a vegetação passa a ser discriminada dos corpos d'água (Figura 3). A vegetação densa situada nas áreas planas e encostas iluminadas apresentam os mais altos índices acima de 0,13, enquanto a vegetação rasteira, vegetação densa situada em encosta sombreada e os afloramentos rochosos apresentam valores entre 0 e 0,12. Os corpos d'água apresentam os menores valores, abaixo de -0,23, acompanhados da área urbana e encostas com sombra, que atingem índice de -0,12.

Por fim, no NDVI calculado em reflectância, os corpos d'água também estão discriminados da vegetação (Figura 4). Há diferenciação entre (1) água do oceano, com índice abaixo de -0,02, que abrange o canal da Baía de Guanabara, a Lagoa de Jacarepaguá e a

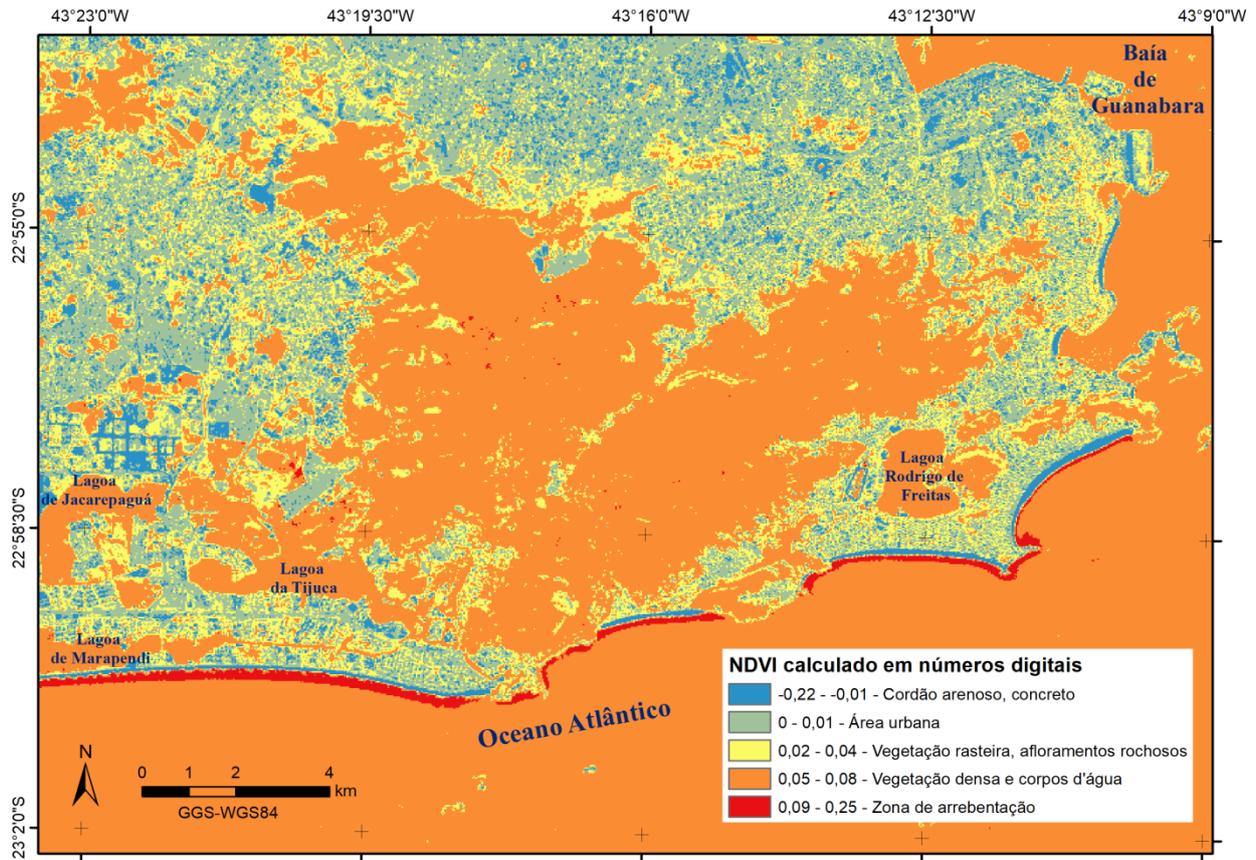


Figura 2. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada calculado em números digitais, Maciço da Tijuca e entorno, Rio de Janeiro-RJ.

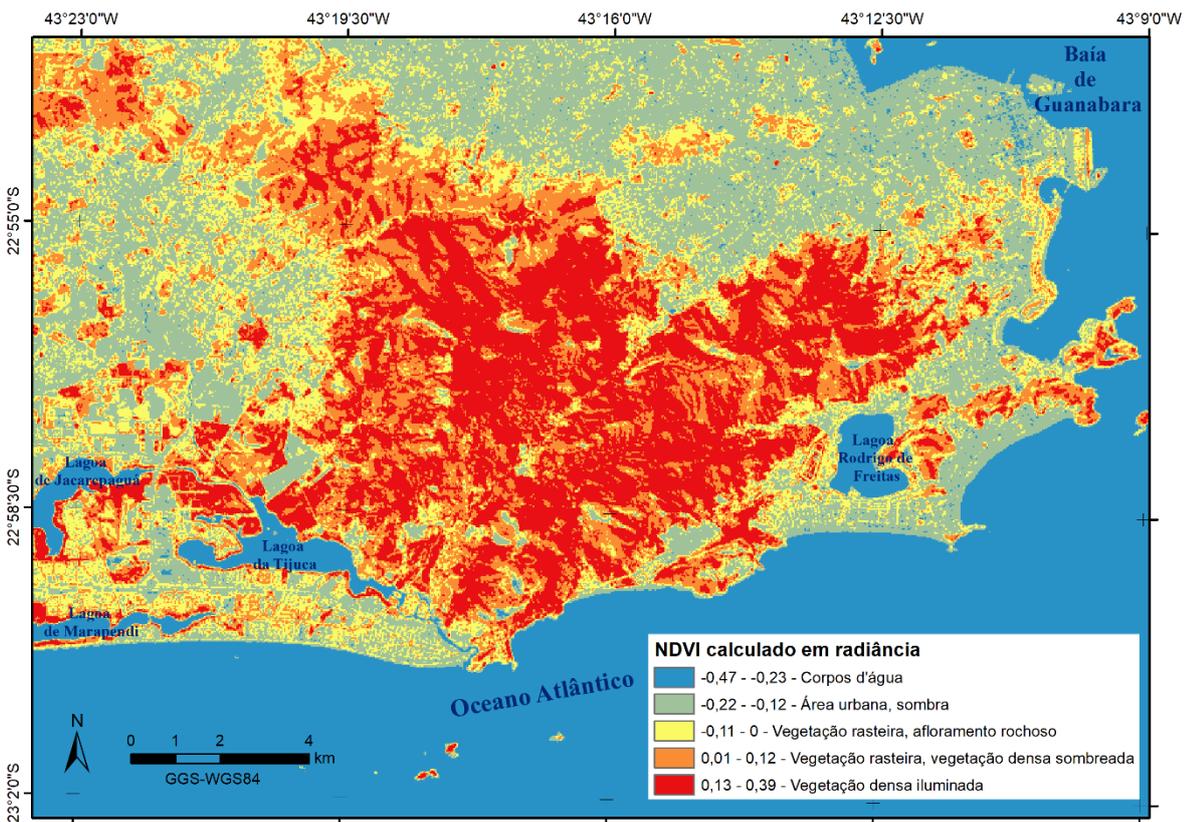


Figura 3 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada calculado em radiância, Maciço da Tijuca e entorno, Rio de Janeiro-RJ.

Lagoa de Marapendi; e (2) água do litoral da Baía de Guanabara, com NDVI próximo a zero, semelhante a Lagoa Rodrigo de Freitas, Lagoa da Tijuca e a sua desembocadura no oceano. A discriminação entre a vegetação densa, com NDVI acima de 0,07, e vegetação rasteira, com valor entre 0,04 e 0,06, também é verificada nesta

imagem-índice. No entanto, no caso da vegetação densa localizada em encostas, observa-se que o NDVI calculado pela reflectância não discrimina a vegetação localizada em vertentes iluminadas e sombreadas, o que demonstra que o cálculo do NDVI pela reflectância minimiza os efeitos topográficos sobre o valor do índice.

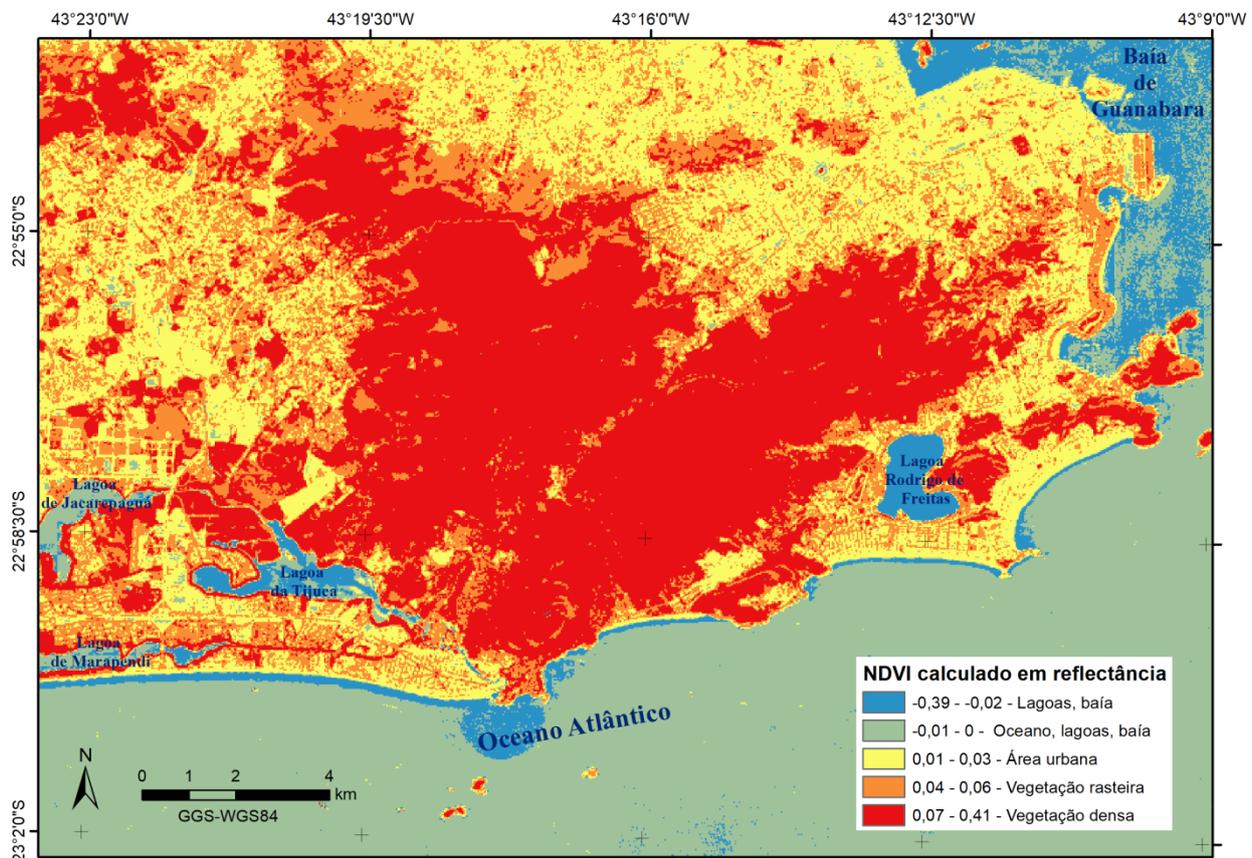


Figura 4. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada calculado em reflectância, Maciço da Tijuca e entorno, Rio de Janeiro-RJ.

Discussão

A análise das imagens de NDVI mostra que há diferença significativa nos resultados dos índices quando calculados por diferentes valores, que se relaciona com o número de classes e as classes que podem ser discriminadas.

O NDVI calculado por números digitais apresenta como grande limitação a não discriminação entre os corpos d'água e vegetação densa. No entanto, merece destaque a discriminação dos cordões arenosos, o concreto, o solo exposto e a arrebentação, pois nas outras duas imagens-índice, estes alvos não são discriminados da área urbana.

O NDVI calculado por radiância, por sua vez, diferencia a vegetação dos corpos d'água, no entanto, a vegetação localizada em encostas sofre os efeitos da topografia, o que provoca a diferença

entre os índices das encostas iluminadas e sombreadas, independente do porte de vegetação predominante e, desta forma, não é possível discriminar a vegetação rasteira, situada na encosta e na área plana, da vegetação densa sombreada. Entretanto, a discriminação dos corpos d'água ganha destaque nesta imagem-índice, pois possibilita a sua utilização na delimitação desse alvo.

O NDVI calculado pela reflectância, por fim, apresentou os melhores resultados, uma vez que, além da discriminação entre a vegetação e os corpos d'água, possibilitou a classificação da água de acordo com suas características específicas. Também foi capaz de discriminar a vegetação densa da rasteira, bem como a área urbana, além de minimizar o efeito topográfico no índice da vegetação situada nas encostas.

Estudo desenvolvido por Markogianni e Dimitriou (2016) igualmente reconheceu a importância da aplicação de correção atmosférica

previamente à extração do NDVI para diferenciação de classes de uso e cobertura da terra, sobretudo em áreas de intenso brilho (reflectância). Weiss et al. (2015), da mesma forma, constataram que a correção atmosférica em imagens Landsat 8/OLI permitiu a melhor distinção dos alvos, sendo essencial para o desenvolvimento de projetos, implicando a redução de efeitos que possam subestimar os índices de reflectância esperados.

Ainda nessa mesma linha, Ke et al. (2015) atestaram que o NDVI calculado a partir de imagens OLI apresenta maior variabilidade intraclasse em coberturas como uso agrícola, áreas urbanas e corpos d'água turvos, auxiliando na discriminação de alvos. Tais características, associadas à melhor relação sinal-ruído e à maior sensibilidade radiométrica do sensor OLI, evidenciam a melhor capacidade deste sensor para o monitoramento de fenômenos da superfície terrestre em comparação com o seu antecessor, o Landsat 7/ETM+, conclusão também respaldada pelo trabalho de Vermonte et al. (2016), fenômenos estes que compreendem o mapeamento de cobertura da terra, dinâmicas espaço-temporais de crescimento da vegetação, detecção de secas, entre outros (Ke et al., 2015). Os autores também sustentam que, independentemente do tipo de dados de referência adotados, o uso de NDVI derivado da reflectância do topo da atmosfera aumenta sensivelmente os erros de medição, reforçando a necessidade da correção atmosférica antes do cálculo do NDVI.

A correção dos efeitos atmosféricos ainda permanece um desafio, conforme reportam Vermonte et al. (2016), para quem o forte impacto dos aerossóis nas faixas espectrais do visível e infravermelho próximo é de difícil trato, uma vez que estes podem se apresentar eminentemente de forma discreta no espaço e no tempo (p. ex., plumas de fumaça) e também em vista das complexas propriedades de espalhamento e absorção dos mesmos, que variam espacial e espectralmente e também em função do tamanho, forma, constituição química e densidade dos aerossóis. Sun et al. (2016) corroboram as constatações de Vermonte et al. (2016), ao relatarem que, quando o valor de NDVI para um pixel excede certo valor, o pixel é definido como sendo de vegetação densa, sendo utilizado para determinar a profundidade óptica do aerossol (*aerosol optical depth* - AOD). Entretanto, o NDVI decresce rapidamente à medida que a AOD se eleva, e portanto, torna-se muito difícil identificar pixels de vegetação densa quando a AOD for maior que determinado limiar. Isto pode também explicar o fato de que o NDVI por reflectância associado à vegetação densa, neste trabalho, apresentou valores abaixo do esperado.

Para Rumora et al. (2019), os valores dos índices radiométricos são influenciados pelo método de correção atmosférica adotado. Eles acrescentaram que a acurácia da correção atmosférica baseada em dados empíricos (ou da imagem) é geralmente inferior àquela realizada com base em métodos físicos, como foi o caso deste trabalho, que empregou o método FLAASH. Por outro lado, Yang et al. (2018) afirmam que as imagens corrigidas pelo método FLAASH tendem a superestimar a reflectância na faixa do infravermelho próximo, bem como em índices espectrais dele derivados, a exemplo do NDVI.

Conforme exposto por Borgogno-Mondino et al. (2016), a maior contribuição para a incerteza do NDVI advém de fatores topográficos e atmosféricos, sendo o ângulo de incidência solar o fator que mais influencia a variância da reflectância, cujos efeitos sobre a mesma estão intimamente relacionados à acurácia do modelo digital de elevação utilizado para a correção topográfica. Segundo os autores, a influência do espalhamento atmosférico, em particular, é comparável à exercida pelo ângulo de incidência solar nas bandas do visível, sendo relevantes sobretudo para a discriminação de classes de vegetação.

Por fim, segundo Moreira et al. (2016), a comparação entre índices de vegetação calculados com correção e sem correção topográfica demonstrou que o NDVI é menos sensível aos efeitos topográficos entre os outros índices estudados. O seu estudo conclui, assim, que a correção topográfica é necessária para a redução consistente do efeito topográfico em terrenos acidentados. Matsushita et al. (2007) recomendam, porém, que o efeito topográfico seja removido principalmente no cálculo dos índices de vegetação que possuam um termo sem razão entre bandas. Para aqueles que possuam apenas a razão entre bandas no seu cálculo, como o NDVI, a correção topográfica pode ser dispensada segundo os autores. De qualquer forma, a cena Landsat 8/OLI utilizada neste trabalho, fornecida pelo USGS, possui nível de correção L1TP, que pressupõe a correção de terreno (topográfica). Ademais, a própria conversão da imagem em nível de cinza para valores de reflectância minimiza os efeitos da geometria de aquisição e topográficos (Huang et al., 2002).

Conclusões

Com a análise das três imagens-índice, calculadas por números digitais, radiância e reflectância, conclui-se que é recomendável a realização da correção atmosférica nas bandas do

vermelho e infravermelho próximo para o cálculo do NDVI. Os resultados mostraram que o cálculo feito com bandas corrigidas atmosféricamente, ou seja, com valores de reflectância, resultou em uma imagem-índice em que foi possível a discriminação de maior número de classes de uso e cobertura da terra, a distinção dos corpos d'água de acordo com suas propriedades e, por fim, a minimização do efeito topográfico, possibilitando, assim, a discriminação da vegetação situada em encostas de acordo com sua fisionomia.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio concedido pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001, para a execução deste trabalho.

Referências

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, G.W., Gardner, J.A., Hoke, M.L., Jeong, L.S., Pukall, B., Ratkowski, A., Burke, H.-H., 1999. Atmospheric correction for short-wave spectral imagery based on MODTRAN. SPIE Imaging Spectrometry V. Denver, CO, EUA. 3.753, 9.

Agapiou, A., Hadjimitsis, D.G., Papoutsas, C., Alexakis, D.D., Papadavid, G., 2011. The Importance of Accounting for Atmospheric Effects in the Application of NDVI and Interpretation of Satellite Imagery Supporting Archaeological Research: The Case Studies of Palaepaphos and Nea Paphos Sites in Cyprus. *Remote Sensing* 3, 2.605-2.629.

Alface, A.B., Pereira, S.B., Filgueiras, R., Cunha, F.F., 2019. Sugarcane spatial-temporal monitoring and crop coefficient estimation through NDVI. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 23, 330-335.

EXELIS, 2014. Environment for Visualizing Images. Disponível em: <http://www.harrisgeospatial.com/docs/using_envi_Home.html>. Acesso: 21 st. 2019.

Albuquerque, C.K., Cruz, C.B.M., Barros, R.S., 2011. Sensibilidades de índices de vegetação para classificação do estado de conservação da cobertura florestal. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto 15. Curitiba, PR, Brasil. São José dos Campos: INPE. 1652-1659.

Borgogno-Mondino, E., Lessio, A., Gomarasca, M.A., 2016. A fast operative method for NDVI uncertainty estimation and its role in vegetation analysis. *European Journal of Remote Sensing* 49, 137-156.

Camargo, F. F., Almeida, C.M., Costa, G.A.O.P. Feitosa, R.Q. Oliveira, D.A.B. Heipke, C., Ferreira, R.S., 2012. An open source object-based framework to extract landform classes. *Expert Systems with Applications* 39, 541-554.

Chemura, A., Mutanga, O., Dube, T., 2017. Integrating age in the detection and mapping of incongruous patches in coffee (*Coffea arabica*) plantations using multi-temporal Landsat 8 NDVI anomalies. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 57, 1-13.

Fisher, W.D., 1958. On grouping for maximum homogeneity. *American Statistical Association Journal* 53, 789-798.

Francisco, C.N., Almeida, C.M., 2012. Avaliação de desempenho de atributos estatísticos e texturais em uma classificação de cobertura da terra baseada em objeto. *Boletim de Ciências Geodésicas* 18, 302-326.

Francisco, P.R.M., Chaves, I.B., Chaves, L.H.G., Lima, E.R.V., 2012. Detecção de mudança da vegetação de Caatinga. *Revista Brasileira de Geografia Física* 6, 1473-1487.

Galvêncio, J.D., 2017. Relation of leaf water content with real evapotranspiration and biomass in Caatinga biome, using remote sensing data. *Revista Brasileira de Geografia Física* 10, 1545-1551.

Hadjimitsis, D.G., Papadavid, G., Agapiou, A., Themistocleous, K., Hadjimitsis, M.G., Retalis, A., Michaelides, S., Chrysoulakis, N., Toullos, L., Clayton, C.R.I., 2010. Atmospheric correction for satellite remotely sensed data intended for agricultural applications: impact on vegetation indices. *Natural Hazards Earth System Sciences* 10, 89-95.

Huang, C., Wylie, B., Yang, L., Homer, C., Zylstra, G., 2002. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. *International Journal of Remote Sensing* 23, 1741-1748.

Jenks, G.F., 1977. Optimal data classification for choropleth maps. Occasional paper No. 2. Lawrence, Kansas: University of Kansas, Department of Geography.

Jensen, J.R., 2009. Sensoriamento remoto do ambiente: Uma perspectiva em recursos terrestres. 2 ed. Parêntese Editora, São José dos Campos, SP. 672 p.

Ke, Y., Im, J., Lee, J., Gong H., Ryu, I., 2015. Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations. *Remote Sensing of Environment* 164, 298-313.

Latorre, M., Júnior, O.A.C., Carvalho, A.P.F., Shimabukuro, Y.E., 2002. Correção

- Atmosférica: Conceitos e Fundamentos. Espaço & Geografia 5, 153-178.
- Markogianni, V., Dimitriou, E., 2016. Landuse and NDVI change analysis of Sperchios river basin (Greece) with different spatial resolution sensor data by Landsat/MSS/TM and OLI. *Desalination and Water Treatment* 57, 29092-29103.
- Myneni, R.B., Asrar, G., 1994. Atmospheric effects and spectral vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* 47, 390-402.
- Liesenberg, V., Ponzoni, F.J., Galvão, L.S., 2007. Análise da dinâmica sazonal e separabilidade espectral de algumas fitofisionomias do cerrado com índices de vegetação dos sensores MODIS/TERRA e ACQUA. *Revista Árvore* 31, 295-305.
- Marpu, P.R., 2009. Geographic Object-based Image Analysis. Freiberg, 2009. Tese (Doutorado em Engenharia). Freiberg, Alemanha, Faculty of Geosciences, GeoEngineering and Mining Technische Universität Bergakademie Freiberg.
- Navulur, K., 2006. Multispectral image analysis using the object-oriented paradigm. Taylor & Francis Group, Boca Raton, EUA. 165p.
- Matsushita, B., Yang, W., Chen, J., Onda, Y., Qiu, G., 2007. Sensitivity of the Enhanced Vegetation Index (EVI) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to Topographic Effects: A Case Study in High-Density Cypress Forest. *Sensors* 7, 2.636-2.651.
- McDonald, A.J.; Gemmell, F.M.; Lewis, P.E., 1998. Investigation of the utility of spectral vegetation indices for determining information on coniferous forests. *Remote Sensing of Environment* 66, 250-272.
- Moreira, A.A., Fernandes, F.H.S., Almeida, R.P., Nery, C.V.M., 2013. Análise do comportamento espectral de fitofisionomias no Parque Estadual Lapa Grande por meio de dados MODIS. *Revista Brasileira de Geografia Física* 6, 1705-1718.
- Moreira, E.P., Valeriano, M.M., Sanches, I.D.A., Formaggio, A.R., 2016. Topographic effect on spectral vegetation indices from Landsat TM data: is topographic correction necessary? *Boletim de Ciências Geodésicas* 22, 95-107.
- Novo, E.M.L.M., 2010. Sensoriamento remoto: Princípios e aplicações. Edgard Blücher, São Paulo, SP. 388 p.
- Ponzoni, F.J., 1998. Avaliação de imagens-índice e imagens-proporção na identificação de plantios florestais desfolhados por geadas e pelo ataque de insetos. *Scientia Forestalis* 54, 107-118.
- Ponzoni, F.J., Shimabukuro, Y.E., 2010. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. Parêntese Editora, São José dos Campos, SP.
- Prado, D.A., Mallmann, C.L., Pereira Filho, W., 2015. Índice de vegetação por diferença normalizada para caracterização da dinâmica florestal no Parque Estadual Quarta Colônia, estado do Rio Grande do Sul-Brasil. *Revista Brasileira de Geografia Física* 8, 1454-1469.
- Riaño, D., Chuvieco, E., Salas, J., Aguado, I., 2003. Assessment of Different Topographic Corrections in Landsat-TM Data for Mapping Vegetation Types. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41, 1056-1061.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, W.D., 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Third ERTS Symposium. NASA SP-351, 1, 309-317.
- Rumora, L., Miler, M., Medak, D., 2019. Contemporary comparative assessment of atmospheric correction influence on radiometric indices between Sentinel-2A and Landsat 8 imagery. *Geocarto International* [online]. Disponível: <http://doi.org/10.1080/10106049.2019.1590465>. Acesso: 10 fev. 2020.
- Sá, I.I.S., Galvêncio J.D., Moura, M.S.B., Sá, I.B., 2008. Uso do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (IVDN) para caracterização da cobertura vegetal da Região do Araripe Pernambucano. *Revista Brasileira de Geografia Física* 1, 28-38.
- Santos, M.M., Machado, I.E.S., Carvalho, E.V., Viola, M.R., Giongo, M., 2017. Estimativa de parâmetros florestais em área de cerrado a partir de imagens do sensor OLI Landsat 8. *Revista Floresta* 47, 75-83.
- Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Pax-Lenney, M., Macomber, S.A., 2001. Classification and change detection using Landsat TM data: when and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment* 75, 230-244.
- Sun, L., Wei, J., Bilal, M., Tian, X., Jia, C., Guo, Y., Mi, X., 2016. Aerosol Optical Depth Retrieval over Bright Areas Using Landsat 8 OLI Images. *Remote Sensing* [online] 8. Disponível: <https://doi.org/10.3390/rs8010023>. Acesso: 31 jan. 2020.
- USGS. United States Geological Survey, 2014. Landsat Missions. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/>. Acesso: 14 set. 2019.
- Vermote, E., Justice, C., Claverie, M., Franch, B., 2016. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. *Remote Sensing of Environment* 185, 46-56.

- Weiss, C.V.daC., Camargo, D.C.S., Rosca, E.H., Espinoza, J., 2015. Análise comparativa entre métodos de correção atmosférica em imagens do sensor Operational Land Imager (OLI), plataforma Landsat 8. *Scientia Plena* 11, 1-8.
- Yang, Y., Ma, C., Fu, Y., 2018. Atmospheric correction assessment of surface reflectance for multi-temporal Landsat images in cloudy and rainy urban areas. *Journal of South China Normal University (Natural Science Edition)* [online] 01. Disponível: http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTotol-HNSF201801013.htm. Acesso: 16 jan. 2020.
- Zucherato, B., 2012. Contribuições metodológicas para o ensino de geografia na educação básica: proposta de modelo cartográfico com múltiplas representações. Dissertação (Mestre em Geografia). Rio Claro, SP, Instituto de Geociências e Ciências Exatas do Campus de Rio Claro, da Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho.