

SÉRIES TEMPORAIS COMO MÉTODO DE INVESTIGAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS ESPECTRAIS DAS DIFERENTES TIPOLOGIAS DA VEGETAÇÃO

Amanda Beatriz Távora Cardoso^{1,2}

Felipe Gonçalves Amaral^{1,3}

Carla Bernadete Madureira Cruz^{1,4}

1. Laboratório ESPAÇO de Sensoriamento Remoto e Estudos Ambientais – Instituto de Geociências – Universidade Federal do Rio de Janeiro
2. Estudante de Graduação em Ciências Matemáticas e da Terra – Universidade Federal do Rio de Janeiro (amanda.b.tavora@gmail.com)
3. Doutorando em Geografia (PPGG) – Universidade Federal do Rio de Janeiro (f.g.amaral19@gmail.com)
4. Professora Titular do Departamento de Geografia – Universidade Federal do Rio de Janeiro (carlamad@gmail.com)

Abstract

The vegetation can present in different forms in the landscape, being in forests of different forms and intensities, capoeira, pasture, agriculture, forestry, among others. These areas of vegetation, due to the characteristics of use, are areas that change all the time in space and time, presenting their own and unstable dynamics even if there are no abrupt changes, a situation that makes it difficult to develop models to identify them. Characterizing the different types of changes over time becomes of paramount importance to understand patterns that help in their delimitation and recognition, quickly and easily with the support of orbital images. The objective of this work is to explore orbital image time series in support of the definition of descriptors that characterize the different forms of vegetation presentation in the landscape through a case study for the city of Rio Janeiro. The Landsat time series to be worked on is based on a time frame of 33 years, between 1985 and 2018, at intervals of 5 every 5 years. The choice of specific descriptors for analysis will start from a set of data cited by the bibliography, which can be constituted in the spectral bands themselves (such as red, near infrared and short-wave infrared) or in classic vegetation and/or radiometric indexes (such as NDVI, EVI and NDBI). The behaviors obtained from each of these descriptors for the different vegetation classes will be studied and analyzed statistically. The vegetation classes studied will be characterized by spectral curves that will aid in the comparison and understanding of a library of signatures.

Keywords: Time series, Spectral descriptors, Typologies of vegetation.

Palavras-chave: Séries temporais, Descritores espectrais, Tipologias da vegetação.

INTRODUÇÃO

A cobertura vegetal pode se apresentar na paisagem com diferentes formas e funções. Quando pensamos nessas coberturas, remetemos a aspectos, tais como: as florestas, em suas diferentes formas e intensidades, o pasto, a agricultura, a silvicultura (florestas plantadas), entre outras. Esses aspectos, ou fisionomias, da cobertura vegetacional podem ter diferentes portes ou características e usos específicos.

Essas diversas fisionomias da vegetação têm como característica, como qualquer outro tipo de ambiente, a dinâmica, que pode ser relativamente suave, seja ela de causa natural ou antrópica, ou até abrupta. Mudanças podem ocorrer a todo tempo e por

variados motivos devido às características de uso da paisagem ou por mudanças climáticas, cíclicas ou não, podendo apresentar uma dinâmica própria e inconstante, situação que dificulta a elaboração de modelos para identificação das mesmas.

Caracterizar os diferentes tipos de mudanças ao longo do tempo se torna importante para entender padrões que ajudem na delimitação e reconhecimento de feições, de forma rápida, fácil, precisa e sistemática. Mas, identificar padrões a partir de imagens, espectralmente, usando modelos, ao longo do tempo é uma tarefa normalmente complexa. Assim, a utilização das séries temporais na caracterização de alvos ganha importância quando somente a dimensão espectral não é suficiente. Além disso, definir e determinar padrões temporais de alvos, fortalece os modelos do conhecimento para delimitação e classificação dos mesmos.

O objetivo do presente trabalho é explorar séries temporais de imagens orbitais em apoio à definição de descritores e limiares que consigam identificar e separar diferentes tipologias da vegetação em um determinado intervalo de tempo. Especificamente, pretende-se abordar a importância das séries temporais, entender as mudanças cíclicas/naturais das diferentes tipologias da vegetação usando descritores espectrais e temporais e, por último, encontrar modelos a partir de descritores e limiares que possam auxiliar na sistematização da classificação de diferentes tipologias.

METODOLOGIA

Para esse trabalho foi utilizada a cena 217_76 da série de satélites LANDSAT que é composta por uma importante parte do estado do Rio de Janeiro, incluindo a sua Região Metropolitana (RMRJ), e que apresenta diferentes tipologias vegetacionais. Para a análise foram usadas cenas com recorte temporal de 33 anos, com intervalo de datas de 5 em 5 anos e, por último, um intervalo de 3 anos, finalizando no ano 2018. Foi realizado o pré-processamento, que tem por finalidade resolver problemas gerais da imagem e promover seu uso nas análises integradas entre diferentes datas (MENESES & ALMEIDA 2012; FLORENZANO 2012). Nesse trabalho, foi necessário lidar com importantes etapas do processamento, como os ajustes geométrico e radiométrico, a correção atmosférica e a normalização radiométrica (AMARAL, 2019). Esta última etapa sendo necessária para garantir que em pontos invariáveis ao longo do tempo as curvas espectrais se mantenham o mais semelhante possível (CRONEMBERGER, 2014).

Para a caracterização temporal dos alvos, foram escolhidos descritores que apresentassem potencial de diferenciação e estabilidade, preferencialmente simples, como as próprias bandas espectrais da imagem de uso ou índices radiométricos

propostos na bibliografia (AMARAL, 2019). Neste trabalho, foram analisados seis descritores: as bandas do Vermelho (RED), do Infravermelho Próximo (NIR), do Infravermelho de Ondas Curtas 1 (SWIR1) e do Infravermelho de Ondas Curtas 2 (SWIR2), além dos índices espectrais NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e de áreas construídas NDBI (Normalized Difference Built-Up Index) (Figura1). A escolha destes índices radiométricos se baseia na vasta bibliografia que indica os mesmos como medidas capazes de identificar e realçar, em imagens de satélites, importantes tipos de coberturas, tais como áreas edificadas, cobertura vegetal, cursos d'água, solo exposto, entre outros. Também fornecem parâmetros capazes de detectar e separar alvos, tendo sido criados para fins distintos e específicos.

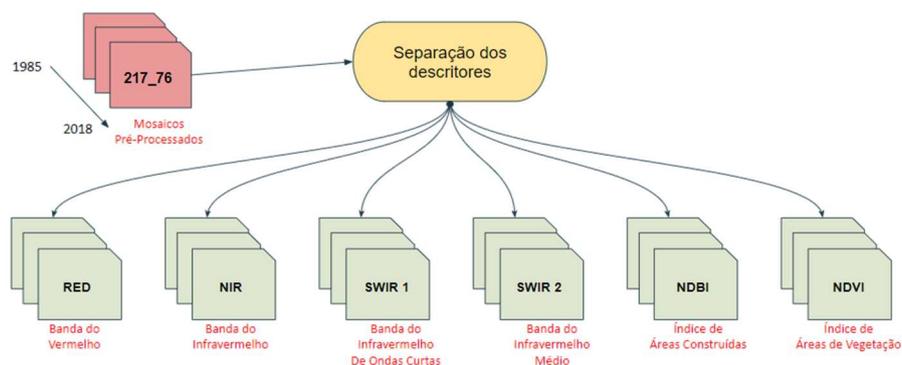


Figura 1 – Descritores Espectrais de Dinâmica

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um índice de vegetação utilizado para destacar este alvo e tem como parâmetro a utilização de uma banda no espectro visível (o vermelho) e uma outra no espectro do infravermelho próximo (Equação 1) (HUETE et al., 2002). Como vantagem em sua adoção tem-se a redução de muitas formas e ruídos, como diferenças de iluminação, sombras de nuvens, algumas atenuações atmosféricas e variações topográficas (FRANÇA et al., 2012) presentes em múltiplas bandas de diferentes datas, o que é fundamental neste tipo de estudo.

O Índice de Áreas Construídas por Diferença Normalizada (NDBI) foi desenvolvido para identificar áreas urbanas e construídas (ZHA et al., 2003), por causa do aumento da resposta espectral dessas áreas entre as bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio (Equação 2). Pode ser aplicado para o mapeamento de áreas urbanas e no auxílio ao estudo de ilhas de calor urbanas (FRANÇA et al., 2012). Mas de acordo com AMARAL (2019) o índice é muito importante na separação das mudanças de áreas florestadas para áreas com coberturas antrópicas, o que poderia ajudar na separação entre áreas agricultáveis e vegetações rasteiras.

$$NDVI = \frac{\text{Infravermelh Pr\u00f3ximo} - \text{Vermelho}}{\text{Infravermelho Pr\u00f3ximo} + \text{Vermelho}}$$

Eq. 1

$$NDBI = \frac{\text{Infravermelh M\u00e9dio} - \text{Infravermelho Pr\u00f3ximo}}{\text{Infravermelho M\u00e9dio} + \text{Infravermelh Pr\u00f3ximo}}$$

Eq. 2

Foram definidos e caracterizados quatro alvos de fisionomias vegetacionais para a an\u00e1lise, s\u00e3o eles: a floresta, a silvicultura, a agricultura e o pasto. A coleta de pontos para defini\u00e7\u00e3o da assinatura espectral foi realizada a partir de an\u00e1lise visual. Foram selecionados 30 pontos para cada fisionomia, todos invari\u00e1veis no recorte temporal do estudo, o que significa que n\u00e3o apresentavam mudan\u00e7as percebidas visualmente em todas as datas. A coleta foi baseada na chave de reconhecimento apresentadas nas figuras 2, 3, 4 e 5, atrav\u00e9s das quais \u00e9 poss\u00edvel analisar a diversidade das classes.



Figura 2: Exemplos da classe Floresta presentes nas imagens do Google Earth Pro



Figura 3: Exemplos da classe Silvicultura presentes nas imagens do Google Earth Pro



Figura 4: Exemplos da classe Agricultura presentes nas imagens do Google Earth Pro



Figura 5: Exemplos da classe Pasto presentes nas imagens do Google Earth Pro

A estruturação de uma biblioteca de pontos amostrais por classe foi a base para a realização de uma análise exploratória importante para encontrarmos o melhor descritor e limiar de classificação para cada uma das fisionomias de vegetação, considerando uma única data e todo o conjunto multitemporal em um único modelo. Os descritores e limiares foram analisados e comparados de forma a possibilitar a identificação dos mais estáveis.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados são apresentados nos gráficos das figuras 6, 7, 8 e 9 e as tabelas 1, 2, 3 e 4. Para floresta, observou-se que três descritores apresentaram bom desempenho, entre os quais, tanto o Infravermelho (NIR), como o NDVI, corroboraram o apontado comumente na bibliografia. A banda do NIR, que se mantém isolada entre os limiares de 2500 e 3000, pode ser usada na criação de modelos para a rápida classificação de florestas. Há ainda o NDVI, que responde com valores maiores a 0,48 nas áreas invariáveis de floresta (Figura 6 e Tabela 1). Além dos dois descritores anteriores, o índice de áreas construídas surpreendeu por fazer uma boa identificação destas áreas, o que se pode justificar pelo fato de responderem negativamente para áreas foliares.

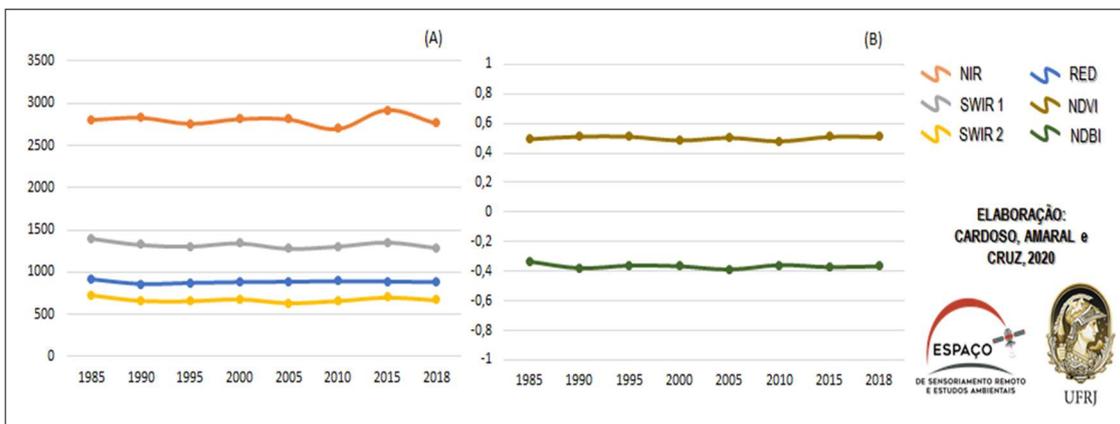


Figura 6 – Comportamento da floresta para os diferentes descritores

O uso dos dois índices é mais indicado na elaboração de modelos que levem em conta muitas datas por auxiliarem significativamente na diminuição de ruídos, principalmente

ligados a áreas de pouca iluminação e em imagens com diferenças atmosféricas contundentes.

TABELA 1 - LIMIARES ESTATÍSTICOS PARA A FLORESTA

	RED	NIR	SWIR 1	SWIR 2	NDBI	NDVI
Máximo	920,33	2922,30	1403,87	732,77	-0,34	0,51
Média	886,43	2802,16	1327,77	676,95	-0,37	0,50
Mínimo	860,00	2699,73	1280,70	637,03	-0,39	0,48

Para a silvicultura, também há separação visual dos outros descritores nos gráficos em relação ao NIR, onde responde entre valores de 2700 e 3200 (Tabela 2), mas é possível observar na Figura 7 que diferentemente da cobertura florestal, as áreas de silvicultura possuem uma maior variância nesse descritor, o que pode causar dificuldade na criação de modelos, principalmente se for necessário separá-los de outras tipologias. Esse mesmo padrão acontece com o NDVI, variando de 0,5 a 0,56, possuindo uma variância também alta se comparada com a floresta. É importante frisar aqui que nas bandas do SWIR 1 e 2 e do RED, a silvicultura e a floresta respondem de forma muito semelhante, assim como no NDBI. Isto significa que seria muito difícil separar as duas classes.

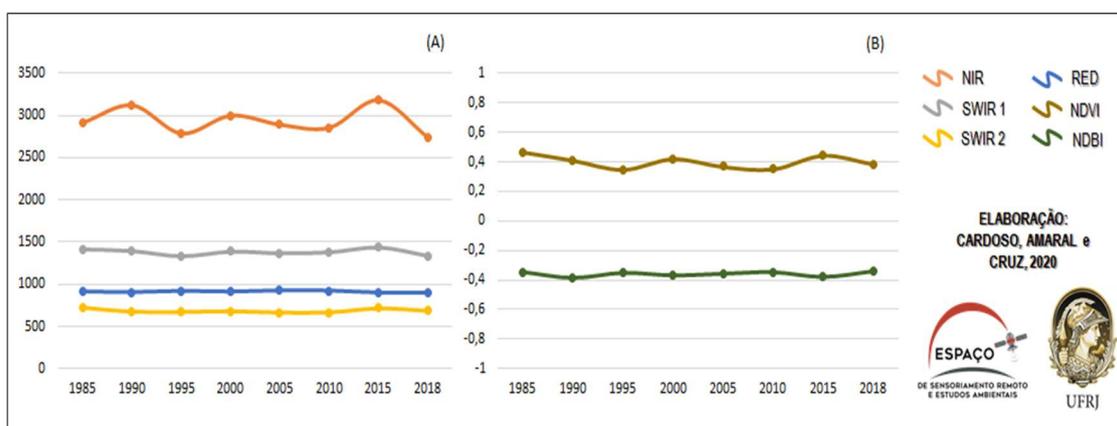


Figura 7 - Comportamento da silvicultura para os diferentes descritores

TABELA 2 - LIMIARES ESTATÍSTICOS PARA A SILVICULTURA

	RED	NIR	SWIR 1	SWIR 2	NDBI	NDVI
Máximo	924,07	3187,33	1435,83	727,63	-0,34	0,56
Média	910,08	2934,59	1380,68	685,63	-0,36	0,52
Mínimo	895,20	2731,43	1332,77	662,97	-0,38	0,50

No caso da agricultura, foi possível observar a proximidade entre as respostas das bandas do vermelho (RED) e do infravermelho médio (SWIR 2), tanto pelas curvas quanto pelos seus valores de máximo, mínimo e médio, comportamento diferente dos outros alvos citados (Figuras 5 e 6), que apesar de bem próximos, não se cruzam. Isso significa que é possível a diferenciação entre florestas e as outras classes. Além disso, observa-se novamente a linearidade das curvas dos índices NDVI e NDBI.

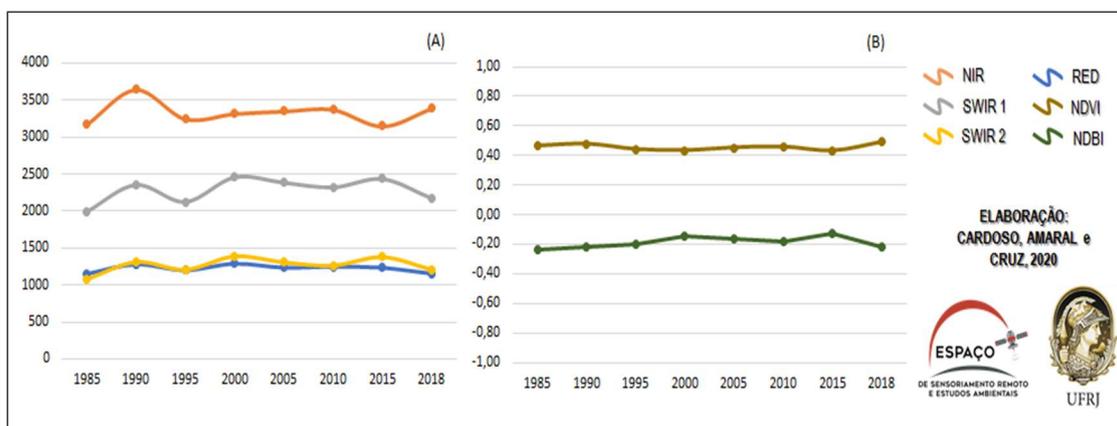


Figura 8 - Comportamento da agricultura para os diferentes descritores

TABELA 3 - LIMIARES ESTATÍSTICOS PARA A AGRICULTURA

	RED	NIR	SWIR 1	SWIR 2	NDBI	NDVI
Máximo	1291,36	3646,04	2462,52	1392,44	-0,13	0,49
Média	1221,96	3332,14	2280,06	1269,85	-0,19	0,46
Mínimo	1142,56	3150,44	1983,08	1074,68	-0,23	0,43

Enquanto as curvas do RED e do SWIR 2 se encontram bem próximas para a agricultura, no caso do pasto, apesar de estarem próximas, apresentam um intervalo maior. Em comparação com a floresta e a silvicultura, é possível perceber como esses mesmos descritores respondem com valores diferentes e, portanto, as curvas são mais separadas. Por isso, ambos os alvos podem ser diferenciados das áreas florestadas por esses dois descritores. Outra maneira de fazer essa identificação é analisando os valores de NDBI apresentados na tabela, que são os mais próximos de zero entre todas as classes analisadas, sendo ainda o único alvo em que as curvas do NIR e do SWIR 1 se cruzam.

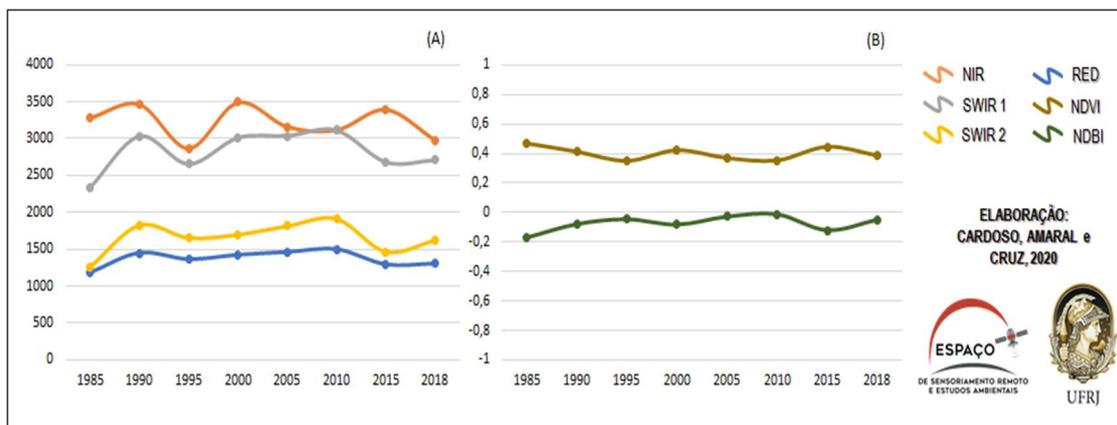


Figura 9 - Comportamento do pasto para os diferentes descritores

TABELA 4 - LIMIARES ESTATÍSTICOS PARA O PASTO

	RED	NIR	SWIR 1	SWIR 2	NDBI	NDVI
Máximo	1493,97	3493,83	3109,60	1913,97	-0,01	0,47
Média	1372,48	3218,35	2821,45	1653,33	-0,07	0,40
Mínimo	1188,33	2861,77	2339,10	1245,93	-0,17	0,35

De acordo com os resultados, a banda do vermelho se adequou na diferenciação de áreas florestadas, tanto naturais como plantadas, de outros tipos de vegetação. Neste caso, o pasto e a agricultura ultrapassam o limiar de 1000, enquanto os alvos florestados, como florestas e silvicultura, ficam na média dos 920. A banda do Infravermelho de Ondas Curtas 1 (SWIR 1) também consegue diferenciar os processos florestais de outras tipologias de vegetação, já que mantém o limiar abaixo de 2000 para estes tipos de vegetação.

Como era de se esperar, a maior dificuldade deste trabalho foi a diferenciação entre as classes floresta e silvicultura e entre pasto e agricultura. Porém, foi possível perceber que há diferença entre silvicultura e floresta se consideramos seus valores máximos. A silvicultura ultrapassa o limiar de 3000, enquanto floresta apresenta valores máximos inferiores. Para o Índice de Áreas Construídas (NDBI) todos os valores são negativos. As classes agricultura e pasto têm os maiores valores de NDBI, sendo que o pasto tem maior valor por apresentar áreas mais degradadas e, por isso, responde tão alto que o NDBI é o melhor descritor para fazer essa diferenciação.

A Banda do Infravermelho Ondas Curtas 2 (SWIR 2) se assemelha à Banda do SWIR 1, por conseguir diferenciar as tipologias. Essa banda também consegue demonstrar claramente as dinâmicas das vegetações. Em relação aos índices, o NDVI mostra que

a floresta e a silvicultura apresentam valores constantes ao longo do tempo e, também, que o pasto é mais inconstante do que a agricultura.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conclui-se que a diferenciação das tipologias de silvicultura e floresta foram melhor caracterizadas na banda do Infravermelho Próximo (NIR). Enquanto as tipologias do pasto e agricultura se diferenciam melhor no Índice de Áreas Construídas (NDBI).

O índice de vegetação (NDVI) é ótimo para a identificação de áreas verdes entre alvos antrópicos. Porém, como o trabalho utilizou somente diferentes tipos de vegetação, houve a dificuldade de separação entre tipologias. Por esse motivo, esse índice não pôde ser utilizado na parte de diferenciação.

A consideração de séries temporais foi de extrema importância para a investigação das características da vegetação para todas as tipologias. Um dos próximos passos é adicionar e analisar outros tipos de cobertura vegetal, assim como outros tipos de sensores para analisar se o comportamento observado se mantém. Outro passo é testar a aplicação de um classificador para avaliar se os resultados correspondem ao observado através da caracterização de um conjunto de amostras.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMARAL, F.G. Análise Espaço-Temporal e Trajetória Evolutiva da Mata Atlântica Através de Imagens Orbitais entre 1985 e 2018 no Estado do Rio de Janeiro. 2019. 162 p. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Cidade Universitária, RJ, 2019.

CRONEMBERGER, F.M. Paisagens da Serra do Mar: uma análise geoecológica da dinâmica da paisagem. 2014. 133 p. Tese (Doutorado em Geografia), Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, 2014.

FLORENZANO, Teresa Gallotti. Geotecnologia aplicada ao estudo de objetos e fenômenos do meio físico. Revista Geonorte, Manaus, v. 4, n. 4, 2012.

FRANÇA, A. F. de; TAVARES-JÚNIOR, J. R.; MOREIRA-FILHO, J. C. C. Índices NDVI, NDWI e NDBI como ferramentas ao mapeamento temático do entorno da lagoa Olho D'Água, em Jaboatão dos Guararapes – PE. In: IV Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação. Recife – PE, 06 a 09 de maio de 2012, p. 001-009.

MENESES, Paulo Roberto et al. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Brasília: UnB, p. 01-33, 2012.

CONVÊNIO PRUMO LOGÍSTICA-COPPETEC-SEA-INEA. Projeto de Mapeamento da Cobertura da Terra e de Detecção de Mudanças: Relatório Final de Mapeamento da Cobertura da Terra. Rio de Janeiro, 2018.