COMPARAÇÃO ENTRE RESULTADOS DE CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA PARA ÚNICA DATA E PARA DIFERENTES DATAS DO MUNICÍPIO DE SANTA FÉ DO SUL-SP

Cristhy Willy da Silva Romero¹, Yane de Freitas da Silva², Itallo Dirceu Costa Silva³, Edilene Aparecida Monteiro Garçon⁴, Rubens Augusto Camargo Lamparelli⁵, Jansle Vieira Rocha⁶

¹Doutorando em Engenharia Agrícola, FEAGRI/UNICAMP, Campinas – SP, cristhy.romero@feagri.unicamp.br;
²Doutoranda em Engenharia Agrícola, FEAGRI/UNICAMP, y226147@dac.unicamp.br; ³Mestrando em Engenharia
Agrícola, FEAGRI/UNICAMP, i208291@dac.unicamp.br; ⁴Mestranda em Engenharia Agrícola, Unicamp – São Paulo-Brasil, e226157@g.unicamp.br; ⁵Docente na FEAGRI/UNICAMP, lamparel@g.unicamp.br; ⁵Docente na FEAGRI/UNICAMP, jansle@g.unicamp.br.

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo comparar os resultados da classificação de uso e ocupação, utilizando o algoritmo MaxVer para imagens Landsat 8, entre resultados de imagem de única data e imagens multitemporais para o município de Santa Fé do Sul - SP. Para a escolha das datas, visando menor confusão entre o resultado classificado, utilizou-se a plataforma SATVeg para análise temporal do NDVI, observando em quais datas as classes possuem menor similaridade entre si. A classificação da cobertura de superfície se mostrou mais eficiente quando se utiliza mais de uma imagem, com datas diferentes para a classificação, quando comparada a classificação de data única.

Palavras-chave — Sensoriamento remoto, MaxVer, Landsat 8, SATVeg, NDVI.

ABSTRACT

The objective of this study was to compare the results of land use and occupation, using the MaxLike algorithm for Landsat 8 images, comparing the classification results from a single image and a group of images (with different dates) for the municipality of Santa Fé do Sul – SP. To perform the dates selection, to avoid misconceptions between classes results, the SATVeg platform was used for temporal analysis of the NDVI, observing in which dates the classes have less confusion among then. The classification of surface coverage was more efficient when using group of images with different dates, when compared to single date classification.

Palavras-chave — Remote sensing, MaxLike Landsat 8, SATVeg, NDVI.

1. INTRODUÇÃO

O monitoramento de avanços na mudança da superfície terrestre se torna importante para a diminuição destes impactos. Com o aumento da utilização de geotecnologias no âmbito técnico-científico, é possível realizar a identificação das potencialidades e fragilidades de cada região [1]. As alterações no uso e ocupação do solo ocorrem devido as necessidades humanas, como, transporte, recreação e moradia [2] e a extração de informações provenientes dos produtos do sensoriamento remoto, como a classificação da cobertura e uso da terra é uma importante técnica de identificação de feições naturais e/ou antrópicas [3].

14 a 17 de Abril de 2019

INPE - Santos-SP, Brasil

Recentemente com o avanço da aquisição de dados para aplicações no sensoriamento remoto tem se tornado amplamente mais difundido [4]. A disponibilidade de dados como imagens orbitais e aéreas auxilia no processo de classificação de imagens [5] para melhor compreensão da dinâmica de uso da cobertura da terrestre.

Análises com base em dados oriundos do sensoriamento remoto, em conjunto com técnicas de modelagem, permitem maior capacidade preditiva na alteração do uso do solo, analisando pixel a pixel a mudança de classes em determinados intervalos de tempo [6]. A classificação de imagens orbitais é um dos métodos mais antigos de análise, porém, vem trazendo algoritmos mais eficientes, juntamente com a evolução dos produtos do sensoriamento remoto [7].

A matriz de confusão pode ser um método utilizado para a validação de uma imagem classificada, ao mostrar o numero de classificações corretas versus as classificações preditas para cada classe, sobre um conjunto de exemplos [8].

O comportamento espectral da vegetação difere entre espécies e durante seus ciclos ao longo do ano, podendo confundir seus algoritmos classificadores, devido este fato, em trabalhos de sensoriamento remoto é essencial avaliar a precisão dos resultados.

O objetivo deste trabalho foi realizar a classificação supervisionada de imagem de satélite, utilizando o classificador Máxima Verossimilhança (MaxVer) para o municipio de Santa Fé do Sul – SP, avaliando acurácia dos resultados de uso e ocupação do solo obtidos em única data e em datas diferentes para o ano de 2016.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Área de Estudo

As avaliações foram realizadas sobre o município de Santa Fé do Sul, localizada na região Noroeste do Estado de São Paulo (Figura 1), a uma latitude de $20^{\circ}12'40''$ e longitude $50^{\circ}55'53''$, estando a uma altitude de 370m [9].



Figura 1. Localização geográfica do município de Santa fé do Sul - SP

2.2. Imagens Orbitais

2.2.1. Landsat

Para a realização do processo de classificação do uso e ocupação do solo na área de estudo, foi utilizado como material imagens orbitais do satélite Landsat 8 OLI/TIRS do ano de 2016, órbita 222 e ponto 074, com datas de passagem do satélite em 03/02/2016, 23/04/2016 e 09/05/2016.

As imagens foram adquiridas através do portal EarthExplorer, da United States Geologica Survey (USGS), já realizadas correções geométricas e atmosféricas [10].

2.2.2. DigitalGlobe

As imagens DigitalGlobe, de alta resolução espacial disponíveis no software Google Earth, foram utilizadas na etapa de identificação dos alvos, roteiro para visita de campo e planejamento para a criação das classes. A resolução espacial das imagens, (pixel menores que 1 m) fornece uma boa visualização de superfície da área de estudo e é possível distinguir parcialmente a diferença no uso e ocupação do solo.

2.3. Identificação de alvos

Para a realização do processo de classificação, dentro da plataforma do software ENVI coletou-se amostras de treinamento das classes identificadas dentro da área de estudo, levando em consideração o conhecimento prévio da área, trabalho de campo e o comportamento espectral dos alvos. Essas amostras são chamadas de Regiões de Interesse (ROIs). As ROIs são adquiridas ao longo de toda a área de estudo, através da escolha de um conjunto de pixels. Para melhor classificação, as ROIs devem ser "pixels puros", pixel isolado ou em matriz, que não sofra influência de pixels próximos, podendo alterar o resultado da classificação. As

classes e sua quantidade de ROIs para as imagens Landsat 8 estão mostradas na Tabela 1.

Tabela 1. Classes e Regiões de Interesse (ROIs) para as amostras de treinamento

Classes	ROIs Landsat 8
Vegetação Nativa (VN)	83
Eucalipto (EU)	33
Seringueira (SE)	63
Água (AG)	83
Solo Exposto (SO)	35
Fruticultura (FR)	25
Cana-de-açúcar (CA)	16
Restos Culturais (RC)	51
Pastagem (PA)	31

2.4. Classificação de Imagens

Para a classificação das imagens utilizou-se seis bandas espectrais do sensor OLI (Tabela 2).

Tabela 2. Bandas	espectrais do sensor	OLI do Satélite Landsat 8
------------------	----------------------	---------------------------

Landsat8 (L8)	Comprimento de onda	Resolução Espacial		
OLI	(nm)	(m)		
B2 (visível)	450 - 510	30		
B3 (visível)	530 - 590	30		
B4 (visível)	640 - 670	30		
B5 (IV)	850 - 880	30		
B6 (IV médio)	1570 - 1650	30		
B7 (IV médio)	2110 - 2290	30		
WITT T C	11 (UICCC 2010)			

*IV – Infravermelho, (USGS, 2018)

Para classificação das imagens orbitais, foi utilizado um algoritmo classificador supervisionado, método pixel a pixel, inseridos no software ENVI 5.1, Maximum Likelihood Classification (MaxVer).

Os pixels são atribuídos à classe que tem máxima verossimilhança, sendo importante o usuário selecionar amostras de treinamento na imagem, de modo que cada classe de treinamento segue uma distribuição gaussiana [11]. É um método de classificação, que considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos [12].

Para delimitar a área urbana, vetorizou-se manualmente o limite urbano utilizando como base as imagens orbitais de alta resolução espacial inseridas no software Google Earth.

2.5. Pós-classificação

Após as classificações, coletou-se 182 pontos como referencia terrestre, dados obtidos através de imagens de alta resolução espacial e trabalho de campo, como amostragem, afim de verificar a acurácia da classificação supervisionada, para a geração da matriz de confusão.

2.6. Sistema de Análise Temporal da Vegetação – SATVeg Para a observação de perfis temporais dos indices vegetativos, como Normal Diferential Index Vegetation (NDVI), utilizou-se a ferramenta SATVeg [13], afim de auxiliar na escolha das melhores datas de imagens para a classificação de determinadas classes, para redução de confusão entre classes.

3. RESULTADOS

A classificação supervisionada da imagem de 23/04/2016 teve 107 pixels classificados corretamente (Tabela 3), quando comparado aos 182 pontos de referência terrestre, totalizando em 58,79% de acurácia do classificador (MaxVer) para a data, o resultado da classificação pode ser observado na Figura 2.

Tabela 3. Matriz de confusão imagem Landsat 8, 23/04/2016

Classe	VN	SE	AG	EU	SO	FR	CA	PA	RC
VN	51,16	14,29	0	0	0	12,5	9,09	4,08	0
SE	0	57,14	0	0	0	0	0	0	0
AG	0	0	100	0	0	0	0	0	0
EU	2,33	0	0	76,92	0	0	0	0	0
SO	18,6	4,76	0	15,38	50	0	9,09	16,33	0
FR	18,6	0	0	0	0	62,5	0	0	0
CA	2,33	0	0	0	0	0	27,27	10,2	0
PA	2,33	0	0	0	0	0	27,27	46,94	14,29
RC	4,65	23,81	0	7,69	50	25	27,27	22,45	85,71
Total (%)	100	100	100	100	100	100	100	100	100



Figura 2. Mapa de uso e ocupação do solo do município de Santa Fé do Sul – SP, data 23/04/2016

Devido a confusão observada no processo de classificação, a análise do NDVI, produto do SATVEG (Figura 3), foi utilizada para a análise de datas para obtenção de melhores resultados. Após a análise de datas, realizou-se nova classificação para as classes SE, EU e CA, com imagem de 03/02/2016 e VN e FR com imagem de 09/05/2016.

Para a verificação da acurácia da classificação das novas imagens, utilizou-se os mesmos 182 pontos de referência terrestre coletados anteriormente.



Figura 3. Série temporal de NDVI, produto SATVeg

Após o mosaico com as novas classificações feitas em diferentes datas, a acurácia do algoritmo classificador foi de 70,87%, tendo acerto de 128 pixels de uma relação com 182 pontos amostrais. Os novos resultados podem ser observados na Tabela 4 e Figura 4.

Tabela 4. Matriz de confusão para o mosaico de classificação,

r									
Classe	VN	SE	AG	EU	SO	FR	CA	PA	RC
VN	68,14	4,76	0	0	0	0	0	4,08	0
SE	0	95,24	0	0	0	0	0	0	0
AG	0	0	100	0	0	0	0	0	0
EU	6,98	0	0	100	0	0	18,18	0	0
SO	8,60	0	0	0	75	0	9,09	16,33	0
FR	4,65	0	0	0	0	75	0	0	0
CA	0	0	0	0	0	0	54,55	10,2	0
PA	2,33	0	0	0	0	0	18,18	46,94	0
RC	9,30	0	0	0	25	25	0	22,45	100
Total (%)	100	100	100	100	100	100	100	100	100



Figura 4. Mapa de uso e ocupação do solo do município de Santa Fé do Sul – SP, para datas 03/02/2016, 23/04/2016 e 09/05/2016 4. DISCUSSÃO

Conforme observado na tabela 1, na classificação com resultado baseado em apenas uma data (23/04/2016) as classes com classificação acima de 60% de acurácia foram AG, RC, EU e FR, e a classe com menor acurácia foi CA. A

classe que apresentou maior confusão entre as classes observada, foi VN, onde teve pixels classificados erroneamente entre a grande maioria das classes (não havendo confusão apenas com SE e AG).

A utilização de dados da plataforma SATVeg auxiliou na diferenciação entre classes em diferentes datas, através de análise multitemporal do comportamento do NDVI, fato corroborado por [14], onde os autores colocam que o uso de série temporal de dados de NDVI pode diferenciar classes temáticas que apresentam alta similaridade.

Através do comportamento do NDVI das classes analisadas, foi possível observar que as curvas relacionadas a VN e FR teriam menor confusão, com as classes observadas, em imagens obtidas entre o período de maio a junho de 2016. As classes SE, EU e CA, teriam menores confusões em imagens correspondentes ao período de fevereiro e março de 2016.

O resultado do mapa de uso e ocupação do solo utilizando datas diferentes (03/02/2016, 23/04/2016 e 09/05/2016) eliminou a confusão entre as classes VN, FR, SE, EU e SO, fato observado também por [15], onde os autores afirmam que imagens de diferentes datas promovem melhores resultados para alvos florestais, quando comparados a resultados obtidos a partir de uma única imagem.

A classificação supervisionada automática de apenas uma data teve uma precisão de aproximadamente 59% em seu resultado, considerado baixo quando comparado a classificação de mesma área com diferentes datas, resultado de aproximadamente 71%, diminuindo a confusão entre classes, consequentemente aumentando a acurácia.

Os resultados de uso e ocupação do solo permitem afirmar a vantagem da classificação automática, de acordo com [16] a classificação automatizada mostra-se como alternativa interessante no auxilio de estudo de áreas, economizando esforço do operador bem como tempo de processamento computacional.

5. CONCLUSÕES

A classificação supervisionada considerando diferentes datas, dentro do ano de 2016, apresentou melhores resultados no uso e ocupação do solo no municipio de Santa Fé do Sul. O método executado com imagens de datas diferentes reduziu a confusão entre classes, obtendo maior acurácia no mapa de uso e ocupação do solo.

A utilização de apenas uma data para diagnosticar o uso e ocupação do solo de uma área, pode comprometer resultados, devido a similaridade no comportamento espectral dos alvos, em determinadas épocas.

A analise utilizando dados temporais de NDVI subsidiam o operador durante o processo de escolha de datas para classificação das imagens, possibilitando a verificação de periodos onde é possivel observar menor confusão entre as caracteristicas avaliadas.

6. REFERÊNCIAS

[1] Rosa, E. P.; Trentin, R.; Dias, D. F.; Santos, V. S. Mapeamento do uso e ocupação da Terra no Município de Jaguari – RS. Anais: XVII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada, 6890-6894. 2017.

[2] Yemane, M. M. An assessment of changes in land use/cover patterns in the Albert Falls area, KwaZulu-Natal, South Africa. 2003.

[3] Ferreira, R. S.; Santos, R. Mapeamento temporal da área urbana do Municipio de Ferreira Gomes-AP por imagens Landsat. Anais: XVII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada, 5825-5829. 2017.

[4] Belward, A.S.; Skøien, J.O. Who launched what, when and why; trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 103, 115–128. 2015.

[5] Ma, L.; Li, M.; Ma, X.; Cheng, L.; Du, P.; Liu, Y. A review of supervised object-based land-cover image classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 130, 277-293. 2017.

[6] Pillay, K.; Agjee, N. H.; Pillay, S. Modelling changes in land cover patterns in Mtunzini, South Africa using satellite imagery. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 42, 51-60. 2014.

[7] Huang, S. L.; Wang, S. H.; Budd, W. W. Sprawl in Taipei's periurban zone: Responses to spatial planning and implications for adapting global environmental change. Landscape and urban planning, 90(1-2), 20-32. 2009.

[8] Silva, M. S. P. D. Análise temporal (1989 a 1999) da ocorrência de incêndios florestais no Distrito Federal utilizando imagens Landsat. 2014

[9] Instituto Brasileiro De Geografia E Estatística – IBGE. Disponível em: https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sp/santa-fe-do-sul. Acesso em: maio de 2018.

[10] United States Geological Survey. Imagens Landsat 5 e Landsat
8. Disponível em: < https://earthexplorer.usgs.gov/>. Acesso em: maio de 2018.

[11] Mishra, V.N., Prasad, R., Kumar, P., Gupta, D.K., Srivastava, P.K. Dualpolarimetric C-band SAR data for land use/land cover classification by incorporating textural information. Environ. Earth Sci. 76 (1), 26. 2017.

[12] Instituto Nacional De Pesquisas Espaciais – INPE. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/classific.html Acesso em: junho de 2018

[13] Sistema de Análise Temporal da Vegetação (SATVeg). Disponível em <http://www.satveg.cnptia.embrapa.br>. Acesso em: 02. Agosto de 2018.

[14] Defeo, L. F.; Esquerdo, J. C. D. M. Utilização de índices de vegetação NDVI e EVI do sensor MODIS para caracterização espectro-temporal de coberturas vegetais do Pantanal. In: Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 6., 2016, Cuiabá. Anais... São José dos Campos: INPE; Brasília, DF: Embrapa, 2016.

[15] Pasquarella, V. J.; Holden, C. E.; Woodcock, C. E. Improved mapping of forest type using spectral-temporal Landsat features. Remote Sensing of Environment, v. 210, p. 193-207, 2018.

[16] Sothe, C., Liesenberg, V., Almeida, C. M., & Schimalski, M. B. Abordagens para classificação do estádio sucessional da vegetação do parque nacional de são Joaquim empregando imagens landsat-8 e rapideye. Boletim de Ciências Geodésicas, 23(3), 2017.