



COMPARAÇÃO ENTRE DOIS SISTEMAS DE CLASSIFICAÇÃO UTILIZANDO IMAGEM LANDSAT- 8 NO MAPEAMENTO DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

Danilo Batista Nogueira¹, José Israel Pinheiro², Valsergio Barros da Silva³, Anderson da Silva Pinheiro⁴, Alexsandro Oliveira da Silva⁵

RESUMO: O mapeamento permite identificar as diferenças e quantificar os variados tipos de usos do solo numa série temporal. Isso é realizado a partir da interpretação, classificação e confrontamento da verdade terrestre com o mapa temático obtido a partir da interpretação de dados de satélite, que consiste no agrupamento dos pixels e na distinção e identificação de diferentes classes com comportamentos espectrais diferenciados. Nesse trabalho foi utilizado o índice Kappa, para comparar a precisão dos mapas de uso e cobertura do solo, obtidos por dois métodos: (1) classificação supervisionada de máxima verossimilhança (MAXVER) e (2) classificação orientada a objeto (OBIA) de uma imagem do sensor multiespectral OLI/Landsat-8, localizada no município de Iguatu-Ce, datada no segundo semestre de 2017. O Método MAXVER foi o de processamento mais demorado, porém, foi o mais adequado para esse trabalho por apresentar maior precisão para imagens de baixa resolução espacial. PALAVRAS-CHAVE: sensoriamento remoto, processamento de imagens, classificação.

COMPARISON BETWEEN OF TWO CLASSIFICATION SYSTEMS USING LANDSAT-8 IMAGE ON MAPPING OF USE AND OCCUPATION OF SOIL

ABSTRACT: The mapping allows identifying the differences and quantifying the various types of land uses in a time series. This is accomplished from the interpretation, classification and confrontation of terrestrial truth with the thematic map obtained from the interpretation of satellite data which consists of the grouping of pixels and the distinction and identification of different classes with differentiated spectral behavior. In this work, the Kappa index was used to compare the accuracy of land use and land cover maps obtained by two methods: (1) supervised maximum likelihood classification (MaxVer) and (2) object-oriented classification (OBIA) of a multispectral sensor image OLI/Landsat-8, located in the municipality of Iguatu-Ce, dated in the second semester of 2017. The method was the most time-consuming processing method; however, it was the most suitable for this work because it presented higher precision for low spatial resolution images.

KEYWORDS: remote sensing, image processing, classification.

INTRODUÇÃO

Os sensores orbitais integram uma ferramenta que permite monitorar e planejar o uso e ocupação do solo. Para tal, é realizado um processo de interpretação e classificação com base no agrupamento dos pixels de uma imagem em categorias estabelecidas, baseadas na distinção

¹ Mestrando em Engenharia Agrícola, Universidade Federal do Ceará; e-mail: danilo.b.n@alu.ufc.br;

² Doutorado em Ciência do Solo, Universidade Federal do Ceará.

³ Doutorado em Engenharia Agrícola, Universidade Federal do Ceará.

⁴ Graduando em Agronomia, Universidade Federal do Ceará.

⁵ Professor Adjunto do Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal do Ceará.



e identificação de diferentes classes com comportamentos espectrais diferenciados, e pode ser feita de maneira manual, digital, automática ou híbrida (Abburu & Babu Golla, 2015).

Os algoritmos responsáveis pela classificação são denominados “classificadores”, e esta pode ser feita pixel a pixel ou por regiões/objetos (Jensen, 2009). A primeira baseia-se em parâmetros estatísticos dos pixels de treinamento ou ROIs, enquanto a segunda, utiliza-se, além de informação espectral de cada pixel, a informação espacial que envolve a relação de pixels circunvizinhos, tais como forma e textura (Ponzoni et al., 2012). Para a classificação digital o algoritmo precisa ser treinado e a coleta destas amostras de treinamento ou ROIs pode ser feita de maneira supervisionada (com seleção e atribuição de classes) ou não supervisionada (classes criadas pelo próprio algoritmo) (Moreira, 2011).

A classificação supervisionada é o procedimento mais utilizado para a classificação de imagens e a Máxima Verossimilhança (MaxVer) integra os classificadores mais utilizados dentro desta modalidade (Sarmiento et al., 2014). Com avanço tecnológico dos sensores orbitais surge a classificação orientada a objeto, onde a unidade de mínima do processamento de imagens deixa de ser o pixel e passa a ser o conjunto de pixels que são agrupados com base na similaridade espacial, na similaridade espectral e na textura dos objetos. A classificação automática é muito utilizada devido à maior rapidez, principalmente, quando se trabalha em grandes áreas, porém, está sujeita a alguns erros ligados ao número de ROIs coletados, a experiência do analista, dentre outros.

Desta forma, o objetivo do presente estudo foi avaliar dois métodos de classificação, a saber: Máxima Verossimilhança (MaxVer) e Classificação por Objeto (OBIA), de uma imagem do satélite Landsat 8 capturada no segundo semestre de 2017 e compreendida no município de Iguatu-CE.

MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo localiza-se no município de Iguatu, Ce. Utilizou-se uma imagem do satélite Landsat 8 obtida no dia 30/09/2017, com resolução espacial de 30 m nas bandas multiespectrais. As bandas 5 (infravermelho próximo), 4 (vermelho) e 3 (verde) foram empilhadas formando uma cena de falsa cor infravermelho (Figura 1).

Estas bandas foram convertidas em radiância ($W \times m^{-2} \times s^{-1} \times \mu m^{-1}$). A minimização dos efeitos atmosféricos foi feita com o módulo (*Flaash*) (Felde et al., 2003). A imagem foi recortada e classificada conforme as amostras de treinamento: caatinga, solo exposto, agricultura, água profunda, água rasa e centro urbano, tendo como produto final uma imagem



segmentada com usos discriminados. Para análise de exatidão, foram criadas duas ROI's (Regiões de interesse 1 e 2). Utilizando o ENVI 5.3 a imagem R G B e a ROI 2, realizou-se classificação da imagem pelo método da MaxVer e OBIA. Para validação dos dados foram montadas duas matrizes de confusão, derivadas de tabulação cruzada dos seguintes dados: 1) Imagem R G B classificada por MaxVer versus ROI 1, e 2) imagem segmentada classificada por OBIA versus ROI 1, onde as mesmas foram consideradas como referência para obtenção dos coeficientes estatísticos de exatidão. O índice Kappa (K) foi utilizado na avaliação da precisão de classificações (Tabela 1).

Exatidão Global = (Somatório dos valores da diagonal principal) / (Nº Total de pixels) (01)

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os perfis espectrais das 5 classes de uso e cobertura do solo (Figura 2) dão a percepção que uma classificação pautada apenas nas características espectrais dos objetos pode apresentar inconsistências entre classes com perfis espectrais semelhantes, como é o caso da classificação em centro urbano e caatinga.

As classificações pelos métodos MaxVer e OBIA apresentaram percentagens semelhantes das áreas ocupadas pelas classes de uso e cobertura selecionadas (Tabela 2). Segundo os classificadores, a cena em estudo tem mais de 40% de sua área com solo exposto.

Os mapas temáticos gerados pelo método de classificação MaxVer e por classificação híbrida orientada a objeto podem ser visualizados na (Figura 3). Nos resultados da classificação para ambos os métodos observou-se que o solo exposto é a classificação predominante na área em estudo MaxVer. A validação dos resultados, pelo método de exatidão global, mostra que o classificador que apresentou melhor acurácia foi o MaxVer, com valor 0,95, enquanto que a classificação híbrida orientada a objeto obteve o valor 0,81. Esses valores validam aqueles obtidos pelo índice Kappa, de 0,85 e 0,72, respectivamente, sendo classificado como excelente e muito boa (Tabelas 3 e 4). Mastella (2017) ao comparar a acurácia de classificadores OBIA e MaxVer encontrou resultados semelhantes usando o mesmo sensor para o município de Nova Veneza/SC. Usando MaxVer na comparação de classificadores em imagens MODIS/NDVI para região agrícola do estado de Mato Grosso, Manabe & Rocha (2013), obtiveram valores de exatidão global e índice de kappa de 0,927 e 0,82, respectivamente.

De modo geral a classificação por MaxVer foi o que apresentou melhor desempenho, com acerto superior a 90% para 5 das 6 classes (Tabela 4) e, obteve os melhores resultados para as classes caatinga, solo exposto, agricultura, água profunda e centro urbano. As maiores



inconsistências foram para as classes de centro urbano, água rasa e solo exposto para a classificação orientada a objeto. Na discriminação resultante da classificação OBIA, observou-se que a classe solo exposto apresentou resposta espectral complexa sendo confundido com centro urbano, devido à variabilidade de padrões espectrais em virtude das diferentes condições que levaram o solo a ficar com ausência de cobertura vegetal fotossinteticamente ativa.

CONCLUSÕES

A classificação por MaxVer foi a que apresentou melhor desempenho com valor 0,95 de acurácia contra 0,81 do OBIA. A região de estudo apresenta mais de 50% de sua área coberta por caatinga e solo exposto.

REFERÊNCIAS

ABBURU, S.; GOLLA, S. B. Satellite Image Classification Methods and Techniques: A Review. **International Journal of Computer Applications**, v. 119, n. 8, p.20-25, 2015. Foundation of Computer Science.

FELDE, G. W.; ANDERSON, G. P.; COOLEY, T. W.; MATTHEW, M. W.; ADLER-GOLDEN, S. M.; BERK, A.; LEE, J. Analysis of hyperion data with the FLAASH atmospheric correction algorithm. In: **International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, Toulouse, Proceedings. New York: IEEE, p.90-92, 2003.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres** / John R. Jensen ; tradução José Carlos Neves Epiphanyo (coordenador)...[et al.]. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009. 800p.

MANABE, V. D.; ROCHA, J. V. Comparação de classificadores para o mapeamento de culturas agrícolas anuais em Campo Novo do Parecis - MT, utilizando NDVI/MODIS, in: **Anais do XVI Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. INPE, Foz do Iguaçu, p. 742-747, 2013.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 4.ed. Viçosa, MG : Ed. UFV, 2011. 422p.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2.ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. 160p.

SARMIENTO, C. M., RAMIREZ, G. M., COLTRI, P. P., SILVA, L. F. L. E, NASSUR, O. A. C., SOARES, J. F. Comparação de classificadores supervisionados na discriminação de áreas cafeeiras em Campos Gerais - Minas Gerais. **Coffee Sci.** v. 9, n.4, p.546-557. 2014.

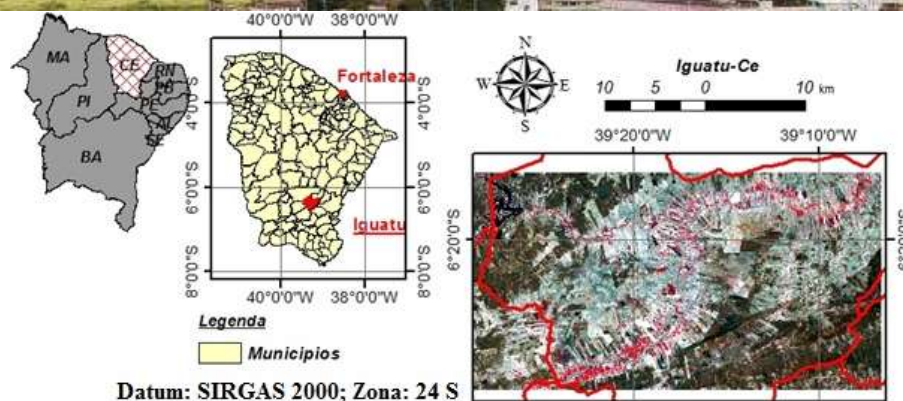


Figura 1. Mapa de localização do município de Iguatu, CE, e limites territoriais dos municípios nela inseridos, sobre composição colorida falsa-cor R5G4B3 — Landsat-8.

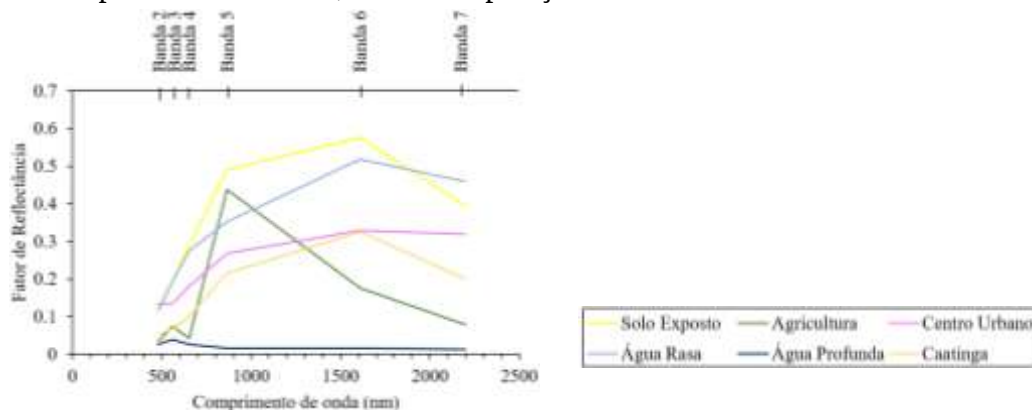


Figura 2. Perfil espectral das classes de uso do solo identificadas na cena compreendida no município de Iguatu-CE

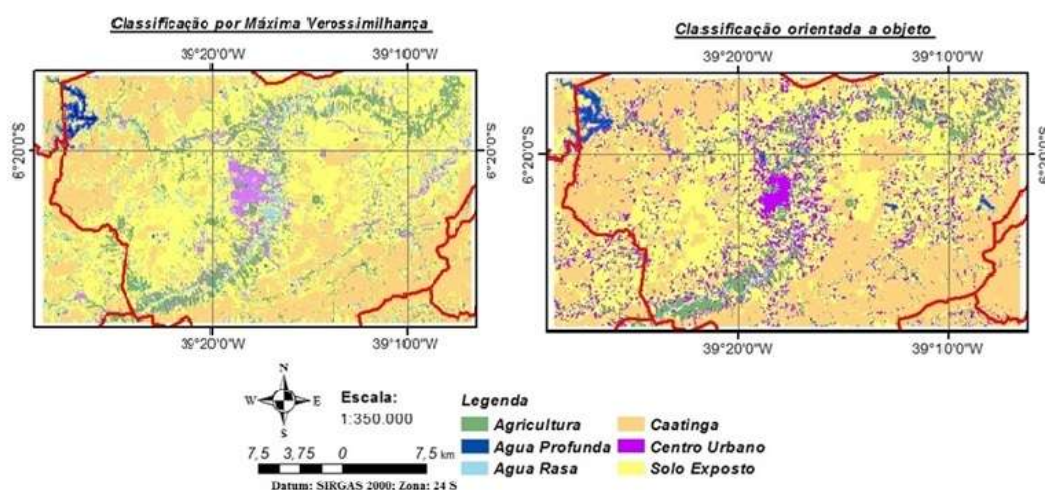


Figura 3. Mapas de uso do solo e cobertura vegetal do município de Iguatu, CE, segundo os classificadores digitais por Máxima Verossimilhança e classificação híbrida orientada a objeto.



Tabela 1. Qualidade da classificação conforme o valor do índice kappa

Valor de Kappa	Qualidade de Classificação
< 0,0	Péssima
0,0 – 0,2	Ruim
0,2 – 0,4	Razoável
0,4 – 0,6	Boa
0,6 – 0,8	Muito Boa
0,8 – 1,0	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Kock (1977)

Tabela 2. Classificações pelos métodos MaxVer e OBIA

Classes	Área (km ²)		Porcentagem (%)	
	MaxVer	Híbrida	MaxVer	Híbrida
Caatinga	276,3	337,1	31,0	37,8
Solo Exposto	424,1	363,6	47,5	40,7
Agricultura	89,3	68,3	10,0	7,6
Centro Urbano	42,6	92,0	4,8	10,3
Água rasa	54,6	23,8	6,1	2,7
Água Profunda	5,5	7,8	0,6	0,9
Total		892,5		100

Tabela 3. Matriz de erro da classificação híbrida orientada a objeto, para as diferentes classes de uso e cobertura do solo no município de Iguatu – CE.

Classe	Caatinga	Solo Exposto	Agricultura	Centro Urbano	Água Rasa	Água Profunda
Caatinga	99,8	12,1	1,1	-	6,8	5,3
Solo Exposto	-	57,9	8,7	13,3	31,2	-
Agricultura	-	0,8	89,4	0,4	0,2	-
Centro Urbano	-	1,2	0,2	85,5	19,1	0,5
Água rasa	-	0,5	-	0,7	37,5	-
Água Profunda	-	-	-	-	-	94,2
Acurácia do Usuário (%)	99,8	57,9	89,4	85,5	37,5	94,2
Acurácia do Produtor (%)	90,7	92,0	92,5	80,1	83,1	100,0
Exatidão Global de 0,8149				Índice kappa de 0,7204		

Tabela 4. Matriz de erro da classificação por Máxima Verossimilhança, para as diferentes classes de uso e cobertura do solo no município de Iguatu – CE.

Classe	Caatinga	Solo Exposto	Agricultura	Centro Urbano	Água Rasa	Água Profunda
Caatinga	95,2	0,9	0,5	0,2	-	-
Solo Exposto	0,1	94,2	0,4	-	3,4	0,1
Agricultura	4,8	1,0	95,8	2,9	10,4	-
Centro Urbano	-	-	-	96,9	0,0	-
Água rasa	-	4,0	3,4	0,1	86,3	2,3
Água Profunda	-	-	-	-	-	97,6
Acurácia do Usuário (%)	95,2	94,2	95,8	96,9	86,3	97,6
Acurácia do Produtor (%)	93,7	95,0	94,9	100,0	58,9	100,0
Exatidão Global de 0,9501				Índice kappa de 0,8554		