



CLASSIFICAÇÃO DE IMAGEM ORBITAL PELO MÉTODO MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA EM SUCUPIRA-TO

Paulo Henrique Aquino Marinho¹; Rhonan Martins de Sousa¹; Paulo César Alves de Oliveira Medeiros¹; Marcelo Ribeiro Viola²; Marcos Giongo³

¹Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais, *Campus* Universitário de Gurupi / Universidade Federal do Tocantins, Gurupi, TO (depaulohenrique@gmail.com)

²Professor Dr. do Departamento de Engenharia e dos programas de Pós-Graduação em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas/UFLA e do Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais, PGCFA/UFT, Lavras, MG

³Professor Doutor do Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais e Ambientais, *Campus* Universitário de Gurupi / Universidade Federal do Tocantins, Gurupi, TO

Recebido em: 15/04/2017 – Aprovado em: 22/07/2017 – Publicado em: 31/07/2017
DOI: 10.18677/Agrarian_Academy_2017a11

RESUMO

A classificação supervisionada pelo método de máxima verossimilhança (MAXVER) é um dos mais utilizados na classificação do mapeamento do uso da cobertura do solo. Nesse sentido, o objetivo desse trabalho foi elaborar um mapeamento de mudanças de uso e cobertura do solo no município de Sucupira - TO para os anos de 2007 e 2017, empregando imagens do satélite *LANDSAT-5 TM* e *LANDSAT-8 OLI*, através da técnica de MAXVER. A metodologia de classificação da imagem foi a de máxima verossimilhança, e os índices de avaliação da acurácia do mapeamento foram: Índice Kappa, Exatidão global e Coeficiente Tau. Para o mapeamento do uso do solo no município de Sucupira foram categorizadas quatro classes, Corpo Hídrico, Agricultura/Pastagem, Floresta e Solo Exposto. No município de Sucupira-TO, no ano de 2007, a área era coberta principalmente por Agricultura/Pastagem, 46% da área, seguida por Floresta (26,4%), Solo exposto (25,6%) e Corpo Hídrico (1,7%). No ano de 2017 as classes analisadas, Corpo Hídrico, Floresta e Solo Exposto, diminuíram suas áreas de ocupação. Essas áreas foram substituídas pela classe Agricultura/Pastagem que no ano de 2017 identificou um aumento de área de 10.407 ha (10,2%), totalizando 56,4% da área do município. A classe Floresta, Solo exposto e Corpo Hídrico tiveram suas áreas, respectivamente, em 24,8%, 17,1% e 1,5%. A exatidão da imagem, dada pelo índice Kappa, foi classificada como excelente para os dois anos, 2007 e 2017. A utilização da metodologia proposta é viável para monitorar a ocupação do solo na área de estudo.

PALAVRAS-CHAVE: Análise supervisionada; Índice Kappa; Mapeamento de uso do solo. Sensoriamento remoto.

CLASSIFICATION OF ORBITAL IMAGE BY THE MAXIMUM LIKELIHOOD METHOD IN SUCUPIRA-TO

ABSTRACT

The classification supervised by the maximum likelihood method (MAXVER) is one of the most used in the classification of land cover use mapping. In this sense, the objective of this work was to develop a mapping of changes in land use and land cover in the city of Sucupira - TO for the years 2007 and 2017, using images from the satellite LANDSAT -5 TM and LANDSAT - 8 OLI, through the technique Of MAXVER. The image classification methodology was the one of maximum likelihood, and the indices of evaluation of the mapping accuracy were: Kappa Index, Global Accuracy and Tau Coefficient. For the mapping of the soil use in the city of Sucupira, 4 class were categorized, Hydric Body, Agriculture / Pasture, Forest and Exposed Soil. In the municipality of Sucupira-TO, in 2007, the area was covered mainly by Agriculture / Pasture, 46% of the area, followed by Forest (26.4%), Solo exposed (25.6%) and Water, 7%). In the year 2017, the analyzed class, Water Body, Forest and Exposed Soil, decreased their areas of occupation. These areas were replaced by the Agriculture / Pasture class, which in the year 2017 had an area increase of 10,407 ha (10.2%), totaling 56.4% of the area of the municipality. The class Floretas, Exposed Soil and Water Body had their areas, respectively, at 24.8%, 17.1% and 1.5%. The accuracy of the image, given by the Kappa index, was classified as excellent for the two years, 2007 and 2017. The use of the proposed methodology is feasible to monitor the occupation of the soil in the study area.

KEYWORDS: Supervised analysis; Remote sensing; Kappa Index; Mapping of land use.

INTRODUÇÃO

O Cerrado, bioma com 203,4 milhões de hectares, equivale aproximadamente a 24% do território nacional. Incluído nessa categoria o Estado do Tocantins que representa um dos maiores remanescentes de vegetação nativa do cerrado. Possuindo 182.640 km² do território incluso por esse bioma, e cerca de 72% coberto por vegetação nativa do cerrado (BRASIL, 2017).

A classificação digital é o procedimento em que, a partir de dados observadas se obtém uma imagem, em que é atribuído um rótulo para cada classe de uso, é realizado através do agrupamento dos pixels de uma feição identificada, ou seja, são identificadas regiões que apresentam características semelhantes em relação ao uso e ocupação do solo (ABBURU & BABU GOLLA, 2015; SILVEIRA et al., 2016) e podem ser classificados em três categorias: manual, híbrida ou automática (ABBURU & BABU GOLLA, 2015).

Devido aos avanços tecnológicos das décadas passadas, o rápido desenvolvimento das geotecnologias tem sido utilizado nas diversas aplicações, como aspectos ambientais, geomorfológicos, geológicos, dentre outros (LIMA et al., 2017). Nesse contexto, as técnicas de Sensoriamento Remoto estabelecem uma importante ferramenta na realização de planejamento de unidades ambientais, além de se destacar no monitoramento ambiental, análise de uso e cobertura do solo e avaliação de reflorestamento (BRASILEIRO et al., 2016).

A classificação automática pode ser dividida em não supervisionados e supervisionados (ABBURU & BABU GOLLA, 2015; PEREIRA & CENTENO, 2017). O procedimento mais utilizado para classificação de imagens de sensoriamento

remoto é através da classificação supervisionada (SUN et al., 2013; SARMIENTO et al., 2014). Dentre os classificadores supervisionados estão: método do paralelepípedo, distância de Mahalanobis, mínima distância, Máxima Verossimilhança (MaxVer), mapeamento por ângulo espectral, árvores de decisão, Redes Neurais Artificiais, *Spectral Angle Mapper* (SAM), *Spectral Information Divergence* (SID), *Support Vector Machines* (SVM, Máquinas de Vetor de Suporte), e dentre os não supervisionados estão: IsoData e K-médias.

O objetivo do presente trabalho foi elaborar um mapeamento de mudanças de uso e cobertura do solo no município de Sucupira - TO para os anos de 2007 e 2017, empregando imagens do satélite LANDSAT -5 TM e LANDSAT-8 OLI, através de técnicas de classificação supervisionada.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

A área de estudo compreendeu o município de Sucupira que está localizado no sul do Estado do Tocantins (Figura 1), situado na latitude 11°59'36" sul e longitude 48°58'15" oeste, estando na altitude de 250 metros possuindo área de 1.026 km² (IBGE, 2017). O clima da região, segundo Thornthwaite e Mather, é classificado como C2wA'a", caracterizando-se como clima úmido subúmido com moderada deficiência hídrica, a temperatura anual varia entre 22 a 28°C (SEPLAN, 2012).

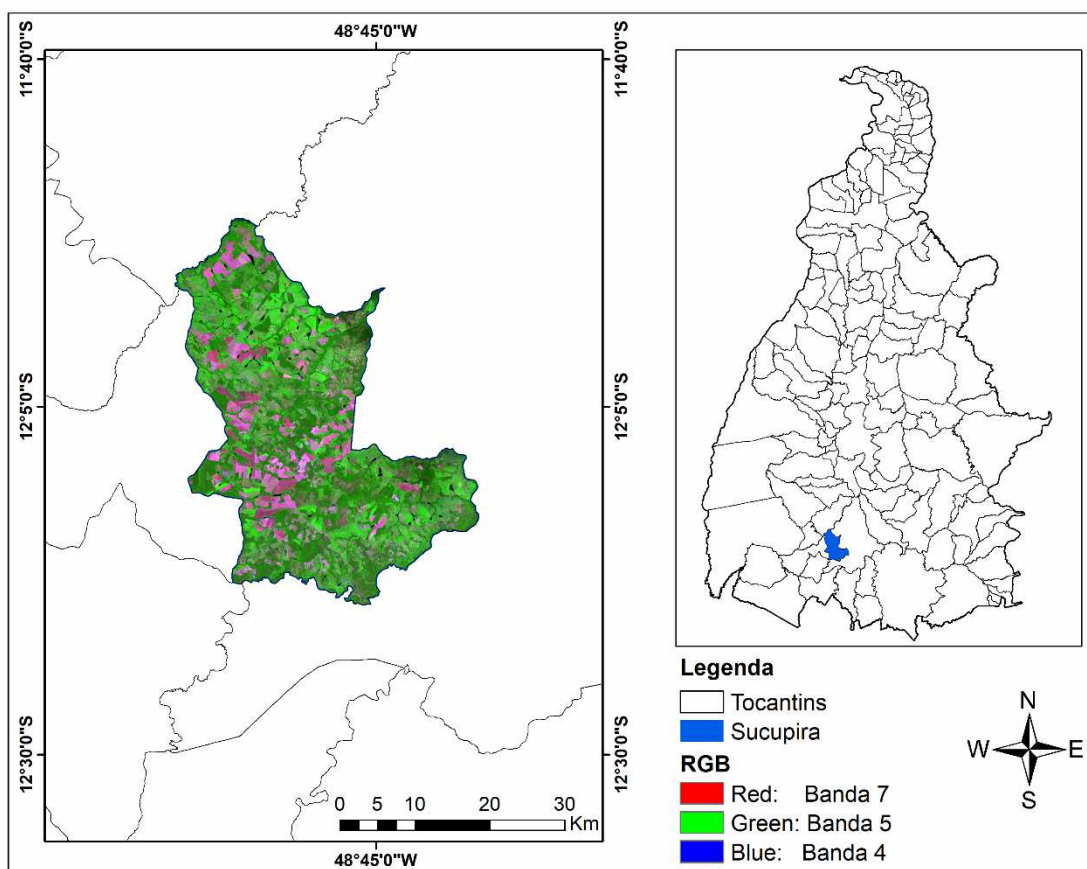


FIGURA 1. Localização da área de estudo. Fonte: Autores (2017).

Aquisição das imagens

Para elaboração dos mapas temáticos do ano de 2007 e 2017, foram adquiridas duas imagens, uma do ano de 2007 e outra do ano de 2017. Para o ano de 2007 foi utilizada imagem do sensor TM (*Thematic Mapper*) *Landsat - 5*, órbita/ponto 222/068 com aquisição em 30/03/2007. Para o ano de 2017 foi adquirida uma imagem multiespectral do sensor OLI (*Operacional Land Imagem*) a bordo do satélite *Landsat - 8 (Land Remote Sensing Satellite)*, a cena utilizada para elaboração do mapa foi da órbita/ponto 222/68 e a data de aquisição foi 10/04/2017. As imagens foram adquiridas na base de dados *United States Geological Survey (USGS)*.

Processamento digital das imagens

O processamento digital das imagens foi dividido em três fases: pré-processamento, processamento e classificação. As imagens passaram por calibração, normalização radiométrica e correção atmosférica através do algoritmo FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*). Todos esses procedimentos foram realizados no sistema computacional ENVI versão 5.1. Posteriormente foi retirado o mosaico da área de estudo de todas as bandas utilizadas na metodologia. Com isso delimitou-se a abrangência do estudo.

Definição das classes de uso e cobertura do solo

Para que as classes pudessem ser identificadas com maior clareza, usaram-se combinações com as bandas 5, 4 e 3, combinadas de forma 5(R), 4(G) e 3(B) para a imagem do sensor *Landsat - 5 TM*. Para a imagem do sensor *Landsat - 8 OLI* foi feita a combinação com as bandas 4, 5 e 7, combinadas de forma 7(R), 5(G) e 4(B).

Com as imagens prontas definiram-se quatro classes de uso e cobertura do solo que foram:

1. Corpo Hídrico: compreende áreas ocupadas por cursos d'água, brejos, represas, açudes.
2. Agricultura/Pastagem: áreas onde solo estava sendo utilizado por alguma cultura anual ou áreas utilizadas pela pecuária com predominância de espécies gramíneas.
3. Floresta: abrange toda a vegetação arbórea nativa da região.
4. Solo exposto: compreende as localidades sem cobertura vegetal no momento da passagem do sensor.

Identificação das amostras de treinamento

As amostras treino foram identificadas por meio de lançamento aleatório de pontos na composição RGB dos dois anos. O objetivo dessa etapa no processamento foi definir o diagrama de dispersão das classes e as distribuições de probabilidade, considerando cada classe de treinamento. Foram lançados aleatoriamente na imagem 40 pontos para cada classe identificada na cobertura do solo, totalizando 160 pontos.

Aplicação do algoritmo de classificação

A área de estudo foi classificada pelo método supervisionado por máxima verossimilhança (MAXVER), estabelecida por Swain, Davis e Schalkff (JENSEN, 1996). Esse algoritmo é um dos métodos de classificação supervisionados mais

populares utilizados em imagens de sensoriamento remoto. O MAXVER é o método que se baseia na probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe. O algoritmo pressupõe que as classes têm a mesma probabilidade e as bandas possuem distribuição normal. Entretanto, esse é um método que precisa de um banco de dados muito bem treinado, pois a matriz de covariância tende a classificar os valores muito alto (RAWAT & KUMAR, 2015).

Exatidão do mapa de uso e ocupação do solo

A verificação da confiabilidade da classificação das imagens foi baseada na matriz de erro. Essa matriz é formada por um conjunto de números arranjados em um quadrado que são definidos em linhas e colunas. Esse arranjo define o número de unidades de cada classe amostrada (CONGALTON, 1991). A tabela 1 mostra como são organizados os dados da matriz de erro.

TABELA 1. Representação matemática da matriz de erro

Classificação	Dados de referência				Total nas linhas n_{i+}
	1	2	...	c	
1	X_{11}	X_{12}	...	X_{1c}	X_{1+}
2	X_{21}	X_{22}	...	X_{2c}	X_{2+}
⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮
c	X_{c1}	X_{c2}	...	X_{cc}	X_{c+}
Total nas colunas n_{+j}	X_{+1}	X_{+2}	...	X_{+c}	n

A partir da matriz pôde-se obter três estatísticas de avaliação da exatidão do mapeamento: Exatidão Global, Índice Kappa e Coeficiente Tau. Para o cálculo da exatidão global foi utilizada a seguinte expressão:

$$P_o = \frac{\sum_{i=1}^c X_{ii}}{N}$$

Onde N é o número total de unidades amostrais; X_{ii} , os elementos da diagonal principal; c, o número de classes presentes na matriz de erro; i, o número de colunas; e i, o de linhas. O índice Kappa, proposto por COHEN (1960), utiliza a seguinte expressão:

$$K = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c}$$

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^c X_{i+} * X_{+i}}{N^2}$$

Onde: K é o valor do índice Kappa; P_o é a exatidão global; P_c é a proporção de unidades que concordam por casualidade; c, o número de classes presentes na matriz de erro e X_{i+} e X_{+i} , os totais marginais da linha i e da coluna i, respectivamente; e N, o número total de unidades amostrais contempladas pela matriz. A interpretação do índice Kappa é feita utilizando a tabela 2.

TABELA 2. Interpretação do Índice Kappa

Valor Kappa	Qualidade do mapa temático
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,21 – 0,40	Razoável
0,41 – 0,60	Moderada/ Boa
0,61 – 0,80	Muito Boa
0,81 – 1,00	Excelente

Fonte: Adaptada de LANDIS & KOCH (1977).

MA & REDMOND (1995) propuseram a metodologia, por eles denominada Tau, para avaliar a exatidão do mapeamento. Para o cálculo do Tau foi utilizada a expressão que segue abaixo:

$$T = \frac{Po - \frac{1}{m}}{1 - \frac{1}{m}}$$

Onde: T é o coeficiente Tau; Po é a exatidão global e m, o número de classes.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir dos pontos de treinamento identificados nas composições RGB de cada ano analisado (2007 e 2017) obteve-se as imagens de uso e ocupação do solo utilizando o algoritmo MAXVER para cada ano (Figura 2).

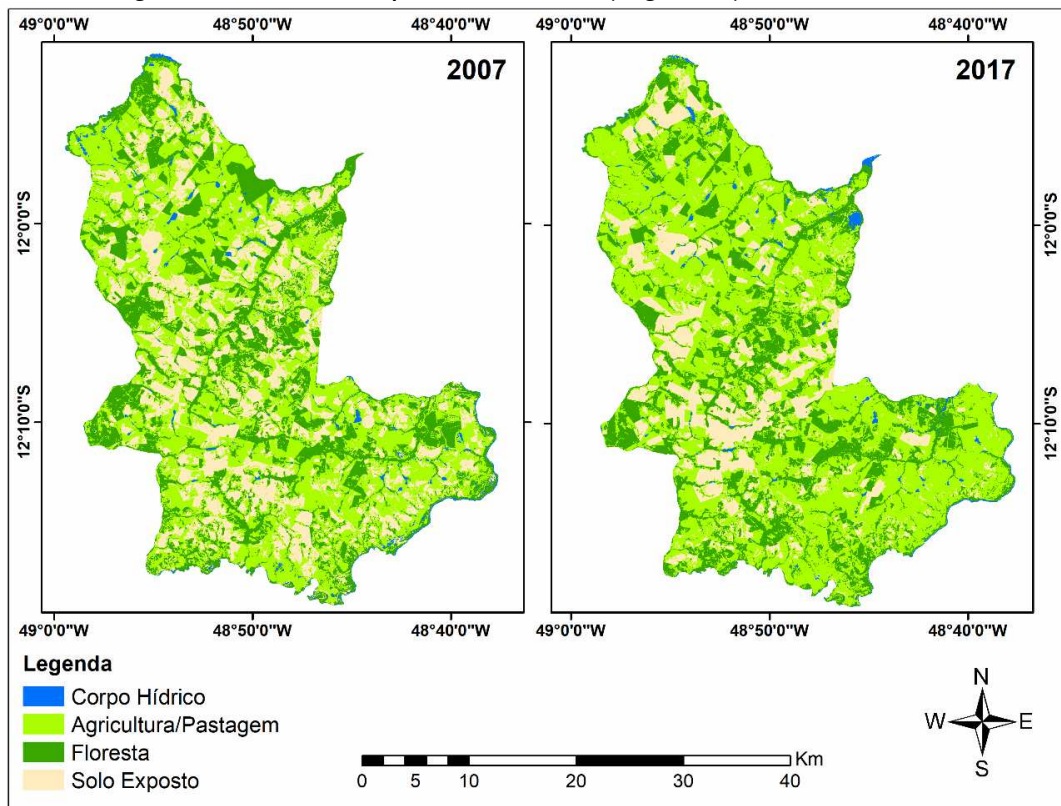


FIGURA 2. Mapa de uso e ocupação do solo do município de Sucupira-TO para os anos de 2007 e 2017. Fonte: Autores (2017).

A tabela 3 descreve as áreas de cada classe de uso do solo classificadas no município de Sucupira-TO.

TABELA 3. Áreas classificadas no município de Sucupira utilizando a metodologia MAXVER

Classes	2007		2017		Mudança 2007/2017	
	Área ha	%	Área ha	%	Área ha	%
Corpo Hídrico	1.757,6	1,72	1.585,0	1,55	- 172,7	- 0,17
Agricultura/Pastagem	47.165,7	46,25	57.573,3	56,46	+ 10.407,6	+ 10,21
Floresta	26.993,9	26,47	25.293,8	24,80	- 1.700,1	- 1,67
Solo Exposto	26.063,1	25,56	17.527,5	17,19	- 8.535,5	- 8,37

Fonte: Autores (2017).

No ano de 2007 as classes que possuíam maiores áreas ocupadas no município de Sucupira eram Agricultura/Pastagem com 47.165 ha (46,25%) e Floresta com 26.993 ha (26,47%). No ano de 2017 essas classes continuaram apresentando maiores áreas ocupadas, Agricultura/Pastagem com 57.573 ha (56,46%) e Floresta com 25.293 ha (24,8%).

A metodologia MAXVER identificou para o município de Sucupira perdas, em área, de três das quatro classes analisadas. A única classe que não obteve perdas foi Agricultura/Pastagem, teve ganho em área de 10.407 ha aproximadamente 10% da área total do município. A classe mais modificada nesse intervalo de tempo (2007 a 2017) foi Solo Exposto, com perda de área de 8.535 ha, aproximadamente 8% da área total do município.

Um fato interessante a se destacar, é que o município de Sucupira teve a conversão de suas classes: Corpo Hídrico, Floresta e Solo Exposto, em Agricultura/Pastagem. Esse dado é comprovado quando são analisadas as perdas de cada classe, obtendo-se um valor de 10.408 ha de perda em área e ganho em área da classe Agricultura/Pastagem em 10.407 ha.

De acordo com SILVA & MACHADO (2014), a presença de rodovias, principalmente as pavimentadas, influenciam diretamente na expansão das mudanças no uso do solo. Vale destacar que a supressão na vegetação nativa não foi tão elevada como a encontrada no estudo de SANTOS et al. (2017), avaliando o uso e cobertura do solo no sul do Tocantins, verificaram que as formações florestais sofreram alta intensidade de supressão entre os anos de 1990 e 2015.

Essa conversão de formações florestais em áreas de solo exposto acontece preferencialmente pela expansão da agricultura e pastagem, além da exploração de madeira de florestas nativas (DICK & SCHUMACHER, 2015). A confiabilidade do mapeamento, obtida pela matriz de erro (Tabelas 4 e 5), descreve que poucos erros foram encontrados no mapeamento feito pelo algoritmo MAXVER nos anos analisados.

TABELA 4. Matriz de erro utilizando o algoritmo MAXVER para o ano de 2007.

Classes	Corpo Hídrico	Agricultura/Pastagem	Floresta	Solo Exposto	Total
Corpo Hídrico	40	0	0	0	40
Agricultura/Pastagem	0	40	4	0	44
Floresta	0	0	36	0	36
Solo Exposto	0	0	0	40	40
Total	40	40	40	40	160

Fonte: Autores (2017).

TABELA 5. Matriz de erro utilizando o algoritmo MAXVER para o ano de 2017.

Classes	Corpo Hídrico	Agricultura/Pastagem	Floresta	Solo Exposto	Total
Corpo Hídrico	38	0	0	0	38
Agricultura/Pastagem	0	40	0	0	40
Floresta	0	0	40	0	40
Solo Exposto	2	0	0	40	42
Total	40	40	40	40	160

Fonte: Autores (2017).

A matriz de erro obtida para o mapeamento do uso do solo no ano de 2007 mostra que apenas a classe de floresta e Agricultura/Pastagem se confundiram ao serem analisadas. Quatro pontos pertencentes à classe Floresta foram classificados erroneamente na classe Agricultura/Pastagem, obtendo assim erro de omissão de 11% para a classe Floresta e erro de comissão de 9% para a classe Agricultura/Pastagem.

Já a matriz de erro feita para o mapeamento do ano de 2017 mostrou que apenas a classe Corpo Hídrico se confundiu com a classe Solo Exposto. Dois pontos correspondentes à classe Corpo Hídrico foram classificados erroneamente na classe de Solo Exposto, obtendo assim erro de omissão de 5% para a classe Corpo Hídrico e erro de comissão de 4,7% para a classe Solo Exposto. Com o resultado da matriz de erro os coeficientes propostos foram calculados e os resultados interpretados (Tabela 6).

TABELA 6. Resultado obtido dos coeficientes utilizados no mapeamento do uso do solo para o ano de 2007 e 2017.

Coeficiente	Resultado 2007	Resultado 2017	Interpretação
Kappa	0,97	0,99	Excelente
Exatidão Global	0,98	0,99	Excelente
TAU	0,93	0,94	Excelente

Fonte: Autores (2017).

De acordo com o Índice Kappa, Exatidão Global e coeficiente Tau a confiabilidade do mapeamento do uso do solo para o ano de 2007 para o município de Sucupira - TO foi determinada como excelente obtendo uma confiabilidade superior a 93%. Resultado parecido com o mapeamento do ano de 2017 que obteve confiabilidade superior a 94%, também classificada como excelente.

SILVA et al. (2017), também avaliaram a acurácia do mapeamento do uso e ocupação do solo na cena 222/68. Estes autores obtiveram uma exatidão de 73% e índice Kappa de 76% na classificação da imagem. Ao contrário do presente estudo, os autores utilizaram apenas 20 pontos de treinamento para a classificação supervisionada do município de Brejinho de Nazaré-TO.

CONCLUSÃO

A área de estudo apresentou elevada conversão de solo exposto por Agricultura e pastagem.

A classe Corpo Hídrico foi a de menor representatividade no município de Sucupira-TO.

A metodologia proposta para o mapeamento foi classificada como excelente, segundo o Índice Kappa.

REFERÊNCIAS

ABBURU, S.; BABU GOLLA, S. Satellite image classification methods and techniques: a review. **International Journal of Computer Applications**, v. 119, n. 8, p. 20–25, 2015. Doi:10.5120/21088-3779

BRASIL, Ministério do Meio Ambiente. **O Bioma Cerrado**. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/biomas/cerrado> . Acesso em 5 de julho 2017.

BRASILEIRO, F. G.; OLIVEIRA, C. M. M.; RODRIGUES, R. A.; DELGADO, R. C. Classificação de imagem orbital pelo método máxima verossimilhança em Quixeramobim, Ceará, Brasil. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 10, n. 1, p. 81–92, 2016. Doi: 10.18227/1678-7226rga.v10i1.3549

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 49 n. 12, p. 1671-1678, 1991. Doi: 10.1016/0034-4257(91)90048-B

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Journal of Educational and Measurement**, v. 20, n. 1, p. 37- 46, 1960. Doi: 10.1177/001316446002000104

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Pesquisa de informações Básicas Municipais: Sucupira. 2017**. Disponível em: <www.ibge.gov.br> Acesso em: 04 de julho de 2017.

DICK, G.; SCHUMACHER, M. V. Relações entre solo e fitofisionomias em florestas naturais. **Ecologia e Nutrição Florestal**, v. 3, n. 2, p. 31-39, 2015. Doi: 10.5902/2316980X16741

JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. 2.ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996. 316 p.

LANDIS, J.; KOCH, G. G. The measurements of agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p.159-179, 1977. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2529310>>

LIMA, S. S.; ALMEIDA, J. A. P.; SIQUEIRA, J. B. Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicados ao estudo geológico-geomorfológico da bacia hidrográfica do Rio Japarutuba, Sergipe – Brasil. **Revista GeoNordeste**, n. 1, p. 203-214, 2017. Disponível em: <<https://seer.ufs.br/index.php/geonordeste/article/view/6028>>

MA, Z.; REDMOND, R. L. Tau coefficients for accuracy assessment of classification of remote sensing data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 61, n.4, p. 453-9, 1995. Disponível em: <https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1995journal/apr/1995_apr_435-439.pdf>

PEREIRA, G. H. A.; CENTENO, J. A. S. Avaliação do tamanho de amostras de treinamento para redes neurais artificiais na classificação supervisionada de imagens utilizando dados espectrais e laser scanner. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 23, n. 2, p. 268 - 283, 2017. Doi: 10.1590/s1982-21702017000200017

RAWAT, J. S.; KUMAR, M. Monitoramento do uso do solo / mudança de cobertura usando técnicas de sensoriamento remoto e SIG: estudo de caso do bloco Hawalbagh, distrito Almora, Uttarakhand, Índia. **The Egyptian Journal of Remote Sensing e Space Science**, v. 18, n. 1, p. 77-84, 2015.

SANTOS, L. A. C.; BATISTA, A. C.; NEVES, C. O. M.; CARVALHO, E. V.; SANTOS, M. M.; GIONGO, M. Análise multitemporal do uso e cobertura da terra em nove municípios do Sul do Tocantins, utilizando imagens Landsat. **Revista Agro@ambiente On-line**, v. 11, n. 2, p. 111-118, 2017. Doi: 10.18227/1982-8470ragro.v11i2.3915

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 Science**, v. 9, n. 4, p. 546–557, 2014. Disponível em: < <http://www.coffeescience.ufla.br/index.php/Coffeescience/article/view/760> >

SEPLAN. **Atlas do Tocantins: subsídios ao planejamento da gestão territorial**. 6. ed. Palmas: Secretaria do Planejamento e da Modernização da Gestão Pública, 2012. 80 p.

SILVA, V. C. B.; MACHADO, P. de S. SIG na análise ambiental: susceptibilidade erosiva da bacia hidrográfica do Córrego Mutuca, Nova Lima –Minas Gerais. **Revista de Geografia**, v. 31, n. 2, p. 66-87, 2014.

SILVA, G. O.; SOUSA, R. M.; MEDEIROS, P. C. A. O.; MARINHO, P. H. A.; SOUZA, P. B. Levantamento do uso e cobertura do solo utilizando imagem *Landsat-8 OLI* para o município de Brejinho de Nazaré – TO. **Enciclopédia Biosfera**, v.14, n. 25; p. 852-860, 2017. Doi: 10.18677/EnciBio_2017A68

SILVEIRA, L. S.; VALENTE, D. S. M.; PINTO, F. A. C.; SANTOS, F. L. Estudos de casos de classificação de áreas cultivadas com café por meio de descritores de textura. **Coffee Science**, v. 11, n. 4, p. 502 - 511, 2016. Disponível em: < http://www.coffeescience.ufla.br/index.php/Coffeescience/article/viewFile/1155/pdf_1155 >

SUN, J.; YANG, J.; ZHANG, C.; YUN, W.; QU, J. Automatic remotely sensed image classification in a grid environment based on the maximum likelihood method. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 58 n. 3, p. 573-581, 2013. Doi: 10.1016/j.mcm.2011.10.063