



Classificação orientada a objeto do Pantanal de Cáceres-MT utilizando a Lógica Fuzzy

Murilo Henrique Xavier Pereira ¹
Edinéia Aparecida dos Santos Galvanin ¹

¹ Universidade do Estado de Mato Grosso – UNEMAT
Rod. MT 358, Km 07, Jardim Aeroporto.
78.300-000 Tangará da Serra/MT, Brasil -
murilo95spz@gmail.com
galvaninbbg@unemat.br

Resumo. Este trabalho apresenta uma classificação orientada a objeto do Pantanal de Cáceres no estado de Mato Grosso. Foram usadas imagens do satélite Landsat 8, do ano de 2016. Por meio do software Spring foi feito o pré-processamento das imagens. A classificação foi desenvolvida no software eCognition Developer 8.7, e no software ArcGis 10.1 fez-se o mapa temático. Para a realização da classificação usou-se o conceito matemático da lógica *fuzzy*, a qual permite trabalhar com valores imprecisos e as características das imagens, tais como o valor do brilho e o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada. O estudo teve como objetivo usar as funções de pertinência disponibilizadas pelo software eCognition para criar as regras para a separação de cada classe. As classes mapeadas foram: Vegetação Natural, Corpos d'Água (rios, áreas úmidas ou alagadas) e Pastagem. A classificação apresentou uma exatidão global de 82% e o índice kappa de 0,68, considerado satisfatório pela literatura. Os resultados mostraram que por meio das funções de pertinências da lógica fuzzy é possível criar um conjunto de regras que melhore a acurácia da classificação, identificando melhor as características dos objetos de cada classe.

Palavras-chave: processamento de imagem, lógica fuzzy, sensoriamento remoto, Pantanal.

Abstract. This paper presents an object-oriented classification of the Pantanal in Cáceres, Mato Grosso state. Through the Spring software was done the preprocessing of the images, RGB composition, mosaic and cut shape. The classification was developed in the software eCognition Developer 8.7, and in the ArcGis 10.1 created the thematic map. For the realization of the classification used the mathematical concept of the fuzzy logic, which allows working with inaccurate values and the characteristics of the images, such as the brightness value and Normalized Difference Vegetation Index. The study aimed to use the membership functions provided by eCognition software to create the rules for the separation of each class. The Mapped classes were: Natural Vegetation, Water Bodies (rivers, wetlands or flood plains) and pasture. The classification presented a overall accuracy 82% and kappa of 0.68, considered satisfactory by the literature. The results showed that through the membership functions of fuzzy logic can create a set of rules to improve the accuracy of the classification, better identifying the characteristics of the objects of each class.

Key-words: image processing, fuzzy logic, remote sensing, Pantanal.

1. Introdução

Compreender a relação entre as alterações naturais e as de responsabilidade humana em um determinado ecossistema, bem como se dá as alterações deste cenário é urgentemente necessário. A Constituição brasileira enumera alguns biomas e ecossistemas considerados como patrimônio nacional entre os quais se insere o Pantanal.

O Pantanal, uma imensa zona úmida composta por vários tipos de vegetação (unidades de paisagem) que constituem um conjunto de habitats com funções múltiplas e complexas. Estes sistemas dependem do pulso de inundação e da interação desses ambientes. São ainda habitat essenciais para a manutenção da biodiversidade (Wantzen et al., 2008).

Em particular, a sub-região do Pantanal de Cáceres corresponde a 9,01% das 11 sub-regiões que compõe o pantanal, e o município está entre os que mais colaboram para a construção da área do pantanal, cerca de 10,11% (Silva e Abdon, 1998). Conforme Pott (1988) as espécies forrageiras que se destacam no pantanal são as gramíneas e as leguminosas, que contribui principalmente para a pastagem nativa, uma atividade que o autor considera quase exclusiva do pantanal. Possui duas unidades de conservação a Serra das Araras e a Taiaimã, ambas voltada para a conservação do ecossistema e fomento ao desenvolvimento de pesquisa e atividades que colaborem com a conservação e preservação (PDD, 2010).

Segundo o Plano Diretor de Desenvolvimento (PDD) do município de Cáceres a queimada do cerrado no tempo da seca e a pastagem tem sido um dos principais problemas da unidade Serra das Araras, na qual acaba prejudicando também o pantanal, surgindo a necessidade do monitoramento do uso da terra. Uma das alternativas é o uso das geotecnologias por meio de processamento e classificação de imagem de satélites.

O Conceito de classificação orientada a objeto permite aproveitar melhor os atributos da imagem como, cor, textura, forma, tamanho entre outras. A imagem é particionada em diferentes regiões, onde cada região compartilha propriedades específicas. Além disso, cada região é composta por um conjunto de pixels conectados. Os objetos são formados pela segmentação da imagem, na qual os valores gerados são usados como parâmetro na criação dos conjuntos de regras para a classificação (Ramos e Fraga, 2013).

Várias são as ferramentas e/ou técnicas utilizadas, por pesquisadores da área de processamento digital de imagens (PDI), com vistas a classificação orientada a objeto. Dentro desse contexto podemos citar o trabalho desenvolvido por Fernandes et al. (2012) que usaram o conceito de orientação a objeto para fazer uma classificação do uso e cobertura da terra da região do Médio Araguaia no município de São Felix do Araguaia – MT a partir de imagens do satélite Landsat 5; Almeida et al. (2014) desenvolveram uma classificação usando a função de pertinência da lógica fuzzy para obter informações ambientais do município de Teresina no Piauí, na

qual os resultados serviram para uma análise das causas da epidemia de leishmaniose visceral no município; Gonçalves et al. (2007) aplicaram o conceito da lógica fuzzy para auxiliar na separação e delimitação das classes em uma classificação de imagem de alta resolução do satélite Ikonos II.

A relevância tanto científica quanto tecnológica do tema desse trabalho está diretamente relacionado ao desenvolvimento de novas metodologias para a eficiente captura de informações cartográficas já evidenciado pela International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) onde um dos termos de referência é o avanço em sensoriamento remoto do uso e cobertura da terra. O grupo de trabalho WG VIII/8 possui como tema principal (Land Cover and its Dynamics, Including Agricultural & Urban Land Use) da Comissão VIII (Remote Sensing Applications and Policies).

2. Objetivo

Este trabalho tem como objetivo realizar uma classificação orientada a objeto do Pantanal de Cáceres – MT, por meio do software eCognition Developer 8.7 usando a ferramenta de função de pertinência e o conceito da lógica fuzzy.

3. Material e Métodos

3.1 Área de estudo

A área de estudo pertence ao Pantanal de Cáceres –MT (**Figura 1**) que está localizado na bacia do Alto Paraguai (BAP). O Pantanal de Cáceres compreende uma das sub-regiões do Pantanal Mato-grossense está situado na região sudoeste do estado de Mato Grosso, totaliza uma área de 12.412,56 km², dos quais 12.371,00 km² (99,66%) fazem parte do município de Cáceres. Situa-se entre o rio Paraguai e o município de Corumbá/MS (sentido norte-sul) e faz divisa com a República da Bolívia e o Pantanal de Poconé (leste-oeste) (Neves, 2008) nas coordenadas geográficas 15°31'15" a 17°37'45" de Latitude Sul e 58°32'30" a 57°21'55" de Longitude Oeste.

O Pantanal tem seu clima denominado como tropical úmido, com ocorrência de muita chuva no verão. Sua temperatura média é de 25°C com umidade relativa do ar de 82% em média (Guimarães et al., 2014).

Considerado um mosaico natural, possui aproximadamente duas mil espécies de angiospermas, sendo 240 leguminosas e 212 gramíneas (Guimarães et al., 2014). Apresenta como principais fitofisionomias o campo limpo, campo cerrado e bordas de baías (EMBRAPA, 2008).

3.2 Procedimentos Operacionais

Foram selecionadas 4 cenas do satélite Landsat 8 que recobrem o Pantanal de Cáceres, órbitas/ponto 227/71, 227/72, 228/71 e 228/72. As imagens são referentes aos meses do período seco, 3 de maio e 13 de junho de 2016, período em que há pouca interferência de nuvens (Neves et al., 2011). As imagens do sensor *Operational Land Imager* (OLI) a bordo do Landsat 8, foram obtidas por meio do site da *EarthExplorer* (earthexplorer.usgs.gov) que pertence a *United States Geological Survey* (USGS). As imagens adquiridas possuem resolução espacial de 30m e radiométrica de 16 bits, com 0% de cobertura de nuvens.

As classes foram definidas por meio da observação de imagem e o manual técnico de uso da terra do IBGE (2013), são três classes: Vegetação (florestas e savanas), Água (Corpos d'a, água e áreas úmidas) e Pastagem (campo limpo e todos os tipos de pastagem).

O pré-processamento das imagens foi realizado no *software* SPRING 5.7, onde foi realiza-

do a composição falsa cor (R (6) G (5) B (4)), o mosaico e o recorte da área de estudo, através da importação da máscara do Pantanal de Cáceres na extensão *shapefile*. Após esse processo, a imagem foi exportada em formato TIF para o *software* eCognition Developer 8 para realizar a classificação orientada a objeto.

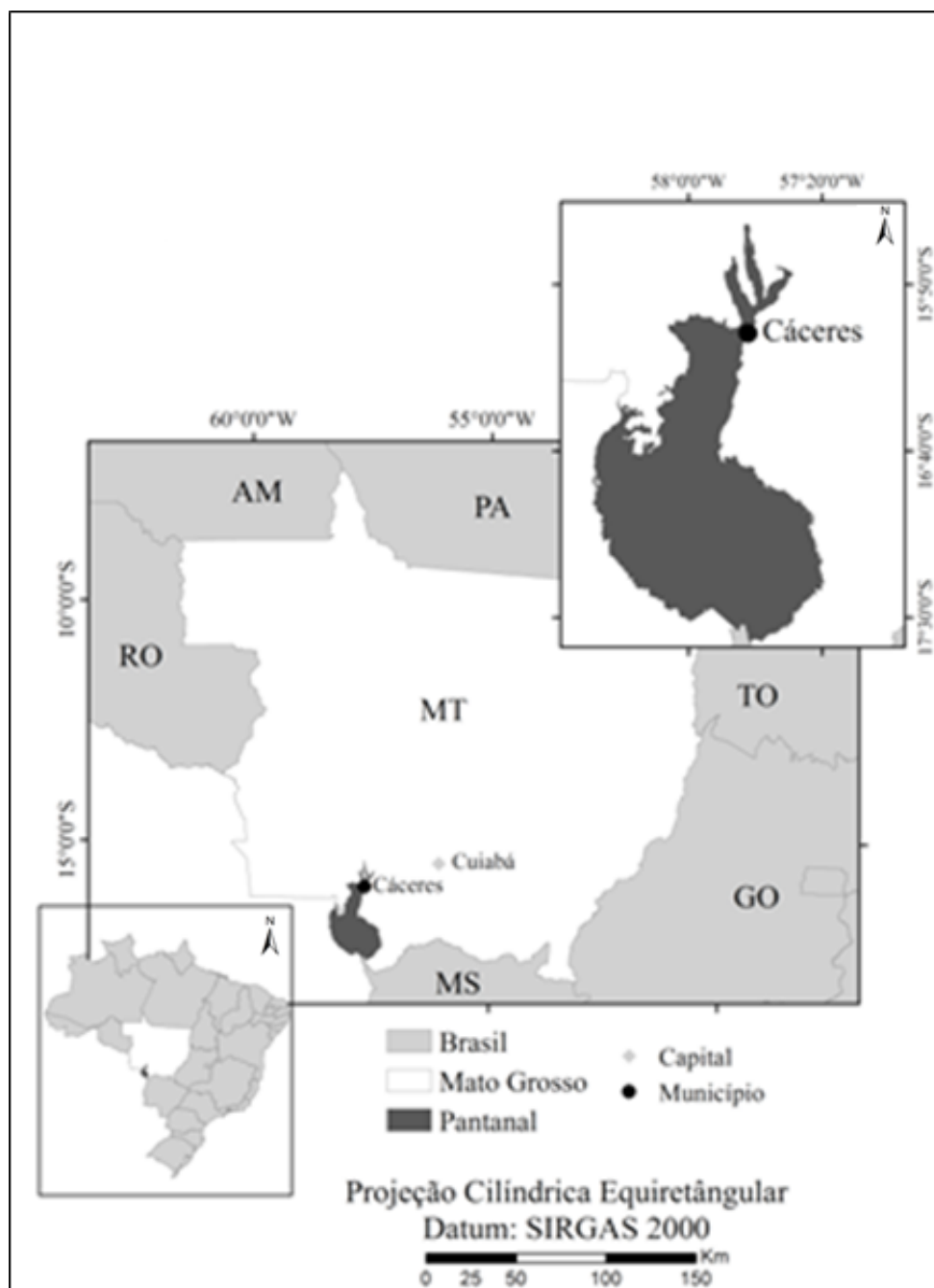


Figura 1. Localização do Pantanal de Cáceres – MT.

Por meio do algoritmo *multiresolution segmentation* foi feita a segmentação da imagem, em 3 níveis de parâmetros de escala 350, 690 e 860, respectivamente. Os valores foram definidos pelo conhecimento empírico. Para os critérios de homogeneidade foram usados os valores padrões do *software*, para os campos *shape* 0,1 e compacidade 0,5. Os valores dos pesos das bandas foram de 1 para as Bandas 4 e 6 e 3 para a Banda 5.

Para o processo de classificação o algoritmo utilizado foi o *classification*, as regras foram

definidas no momento da criação de cada classe. As características usadas para a identificação de cada objeto foi o valor de brilho das bandas e o índice do *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) que pode ser obtido através da equação,

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

onde: NIR é o valor espectral do infravermelho próximo, representado pela banda B5, e o R é o valor espectral do vermelho representado pela B4. O índice foi gerado por meio da ferramenta *customized e create new arithmetic feature* disponibilizada pelo *software ecognition developer 8*, após o processo de segmentação.

Após o processo de classificação foi usado o algoritmo *export vector layers* para exportar a imagem classificada e criar o mapa temático do uso da terra. Para tal processo foi usado o *software ArcGis 10.1*.

Para a obtenção da matriz de confusão (matriz de erro) foram criados 900 pontos aleatórios no ArcGis 10.1 por meio das ferramentas *Hawths Tools, Sampling Tools e Generate Random Points* com distância mínima de 300 metros entre eles. Separou-se cada classe com seus respectivos pontos e exportou-os para o *Google Earth Pro 2016* (**Figura 2**) nos limites do shape da área de estudo. Devido a inviabilidade de acesso à área de estudo para identificar todos os pontos selecionados aleatoriamente, fez a classificação manual por fotointerpretação da imagem apoiada por controle de campo (**Tabela 1**). Todo o processo de análise dos resultados, cálculo da acurácia global e o índice Kappa, foi baseado no trabalho de Congalton (1991).

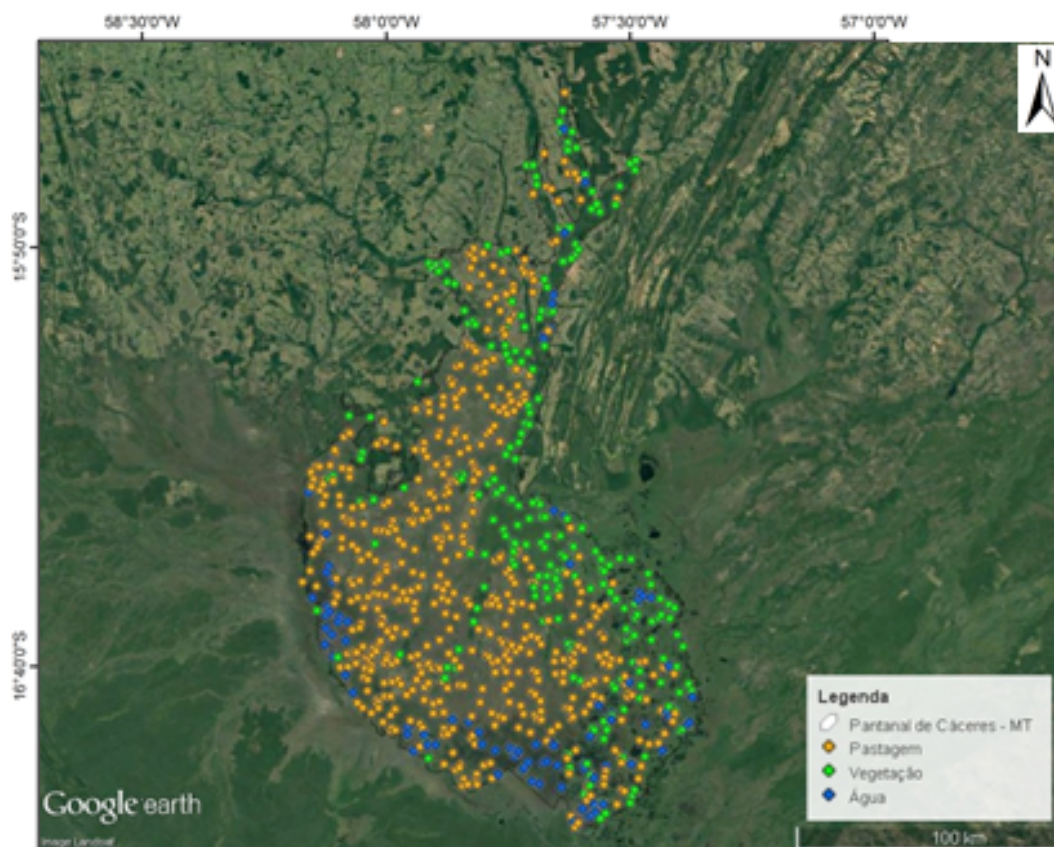


Figura 2. Pontos Aleatórios gerados pelo ArcGis 10.1. Fonte: Google Earth, acesso em julho de 2016.

As **Figuras 3 e 4** apresentam os valores dos objetos e as funções de pertinência usadas para a criação e definição de cada classe.

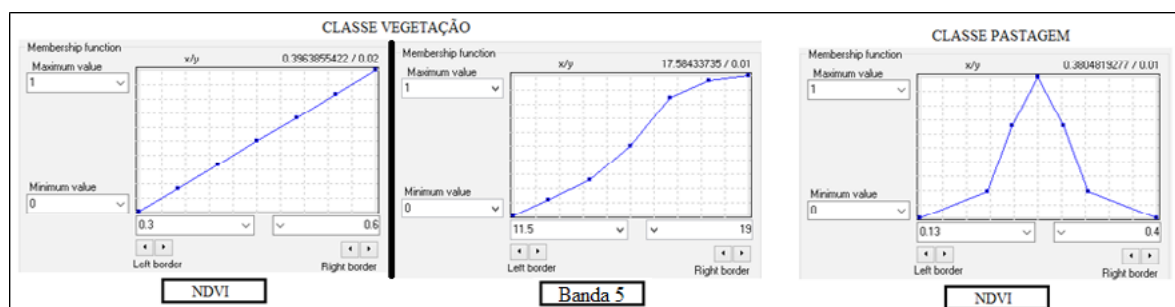


Figura 3. Função de Pertinência das classes de vegetação e pastagem considerando os valores do NDVI e da banda 5 NIR .

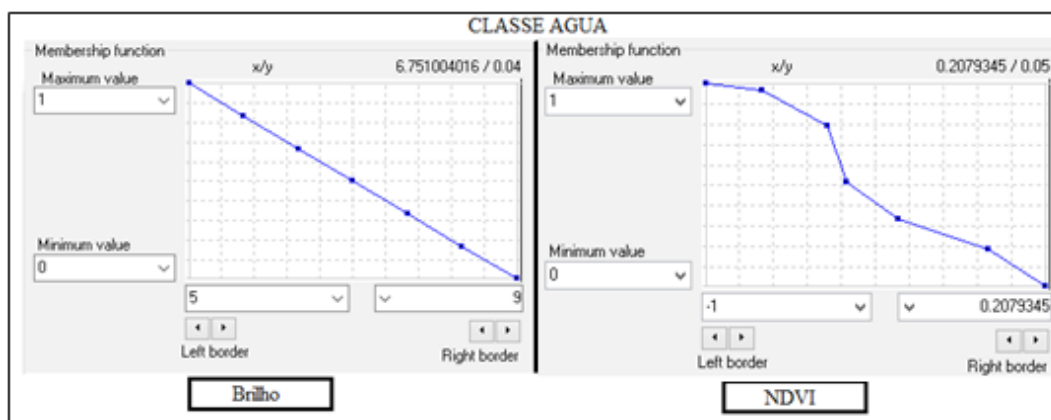


Figura 4. Função de Pertinência da classe água considerando os valores de brilho e NDVI.

A função de pertinência da classe vegetação usada foi a '*linear larger than*' (linear maior que) com os valores do NDVI variando de 0,3 a 0,6 e para banda 5 a função '*smaller than*' (menor que) com valores de 11,5 a 19. Na classe pastagem a função de pertinência definida foi a '*Approximate Gaussian*' (Gaussiana aproximada) com valores de NDVI de 0,13 a 0,4 (**Figura 3**) e considerou os valores dos objetos *unclassified*, ou seja, objetos que não foram classificados nem como vegetação e água. Para a classe água foram utilizadas duas funções de pertinências a '*linear smaller than*' (linear menor que) para os valores de brilho das bandas que variaram de 5 a 9 e a função '*smaller than*' (menor que) para os valores de NDVI, na qual os intervalos foram de -1 a 0,2 aproximadamente (**Figura 4**).

Os valores apresentados de cada classe e seus atributos, representam os valores da região segmentada, ou seja, os objeto criados. É por meio deles que são criadas as regras para definir qual classe o objeto irá pertencer. Cada grau de pertinência possui um ou mais 'zero' da função, dependendo de qual usar, indicando que a partir do valor considerado como zero até o valor máximo da função o grau de quão verdadeiro os objetos pertencem a tal classe.

O grau de pertinência da classe vegetação teve como 'zero' da função o valor 0,3 e o valor máximo 0,6. Quanto mais próximo os valores dos objetos de 0,6 mais indica o quanto o objeto pertence a essa classe.

A classe pastagem teve como 'zero' da função os valores 0,13 e 0,4, indicando que os objetos pertencentes a essa classe, apresentaram valores dentro do intervalo definido pela função. A função '*Approximate Gaussian*' está relacionada com a curva de Gauss, um modelo que permite identificar como um conjunto aleatório de valores estão se comportando (Bittencourt e Viali,

2006).

A classe água apresentou como 'zero' da função de pertinência o valor de 9 e máximo 5 para o brilho, e 0,3 a -1 para o NDVI. Os valores abaixo de 5 para o brilho e 0,3 para o NDVI definiram os objetos pertencentes a essa classe.

4. Resultados e Discussão

Em uma classificação convencional, usando como parâmetros apenas a regra booleana, o *software* não conseguiria separar as áreas úmidas pertencentes a classe corpos d'água da classe pastagem, pois os objetos (regiões segmentadas) apresentaram valores muito próximos, o que ocasionaria confusão no momento da separação dos objetos para suas respectivas classes. Porém com o uso das funções de pertinência e o grau de pertinência com seus valores definidos, ajudou a obter uma classificação mais satisfatória.

O resultado da classificação orientada a objeto usando o conceito da lógica fuzzy é mostrado na **Figura 5**.

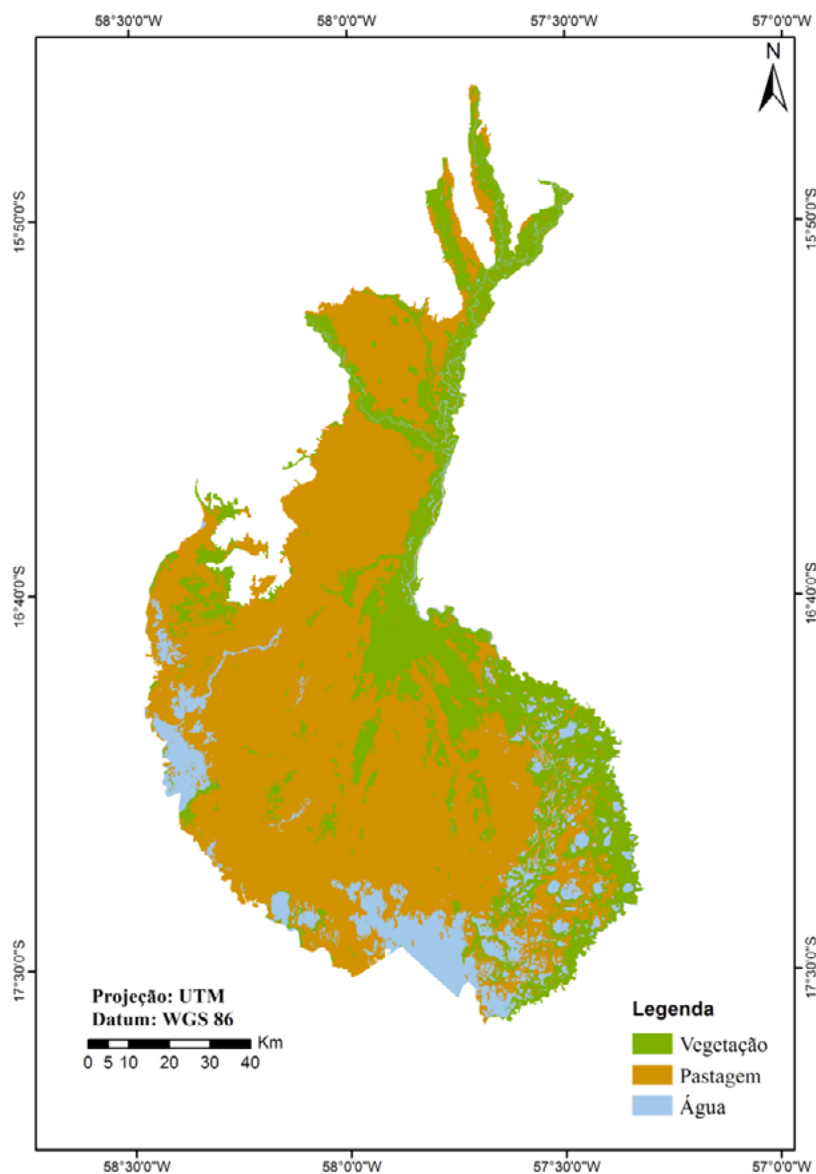


Figura 5. Resultado da classificação do Pantanal de Cáceres, 2016.

A área total classificada como vegetação foi de 326.908,89 há, correspondendo a 26,40%, a pastagem obteve cerca de 793.881,5 ha, 64,09%, e a classe água teve um total de 117.862,65 ha, 9,51% da área classificada. A classe água possui a menor área classificada, devido as imagens obtidas serem dos meses de maio e junho considerado de clima seco e céu limpo (Guimarães et al., 2014).

A classe que teve uma quantificação maior da área foi a pastagem, como o Pantanal é composto por campo limpo e cerrado (Embrapa, 2008) o software acabou confundindo alguns objetos pertencentes a classe vegetação.

Tabela 1. Matriz de Confusão da classificação.

Classificação manual Lógica Fuzzy	Vegetação	Pastagem	Água	Total das Linhas
Vegetação	222	99	12	333
Pastagem	9	445	8	462
Água	12	22	71	105
Total das Colunas	243	566	91	900

A acurácia da classificação é possível ser avaliada por meio da Matriz de Confusão. É uma matriz onde os números são delimitados em linhas e colunas representando a quantidade de amostras, pixels, grupos de pixels ou polígonos que foram atribuídos a uma certa classe (Suarez e Candeias, 2012). Na coluna da matriz estão as classes da imagem de referência e na linha as classes geradas pela classificação orientada a objeto.

Conforme Congalton (1991) a acurácia do produtor faz referência a probabilidade de um pixel de referência (classificação manual) ter sido classificado corretamente, quanto menor este valor, maior o número de falsos negativos. A acurácia do usuário calcula a probabilidade de um pixel classificado corretamente (classificação orientada a objeto) no universo de todos que foram classificados, quanto menor este valor, maior a quantidade de falsos positivos. Segundo o mesmo autor, a acurácia global é calculada pela razão entre a soma dos elementos da diagonal principal da matriz de erro pelo número total de amostras (**Tabela 1**).

O índice Kappa permite avaliar a exatidão da classificação, maiores detalhes sobre este índice podem ser encontrados em Cohen (1960), Landis e Koch (1977), Congalton (1991) e Coelho (2010).

Tabela 2. Acurácia da Classificação.

Classes	Acurácia do usuário (%)	Acurácia do produtor (%)	Acurácia Global (%)	Kappa
Vegetação	66	91	82	0,68
Pastagem	96	79		
Água	68	78		

Na **Tabela 2**, nota-se a diferença entre os valores da acurácia global e o Kappa, isto ocorre, pois, segundo Congalton (1991), o cálculo do índice kappa incorpora várias informações da matriz de confusão, enquanto a acurácia global faz uso apenas das informações da diagonal principal e exclui os falsos positivos e negativos. Recomenda-se, por este motivo, que sejam

usados em conjunto.

A partir da **Figura 5**, **Tabela 1** e **2**, pode-se afirmar que a classificação orientada a objeto por meio da lógica fuzzy foi capaz de classificar a maioria das regiões corretamente, o número de falsos positivos foi relativamente pequeno, principalmente para a classe Pastagem (4%). A classe Vegetação, por sua vez, apresentou o maior número de falsos positivos (34%) essa confusão deu-se ao fato de alguns objetos consideravelmente pequenos pertencentes a classe água, terem sido segmentados junto com a classe Vegetação, devido a resolução da imagem (30 m). Por esta razão a classe Vegetação foi a que obteve a menor acurácia e influenciou na acurácia global da classificação orientada a objeto, que foi de 82% de acurácia global e 0,68 para o índice Kappa.

A classe Pastagem obteve valores de acurácia bons tanto para a do usuário (96%) como para a do produtor (79%). Ocorreu uma pequena discrepância por que algumas áreas como campo aberto ou savanas apresentaram valores de NDVI muito próximos, uma possível solução para esse problema, é a inserção de mais classes para diferenciar melhor as regiões.

A classe Água teve uma porcentagem de falsos negativos considerável (22%), ou seja, ela deixou de classificar uma área considerável. Os falsos positivos para esta classe foram ocasionados por alguns pixels da classe Vegetação classificados com Água.

O resultado do índice Kappa apresentou um valor dentro do intervalo de 0,5 a 0,8 que conforme (Landis e Koch, 1977) é um valor de resultado considerável.

5. Conclusões

Por meio do uso do conceito da lógica fuzzy foi possível obter resultados mais satisfatórios na classificação. As funções de pertinência com valores bem definidos, permite identificar melhor o quão forte um objeto pode pertencer a uma classe. Os objetos podem apresentar sempre características semelhantes, no entanto, o grau de pertinência possibilita distinguir melhor a classe a que o objeto pertence.

Os resultados obtidos possibilitaram mostrar a eficiência dos conceitos de classificação orientada a objeto com a lógica fuzzy, podendo ser uma alternativa para auxiliar no monitoramento do uso da terra da área estudada.

Recomenda-se para um trabalho futuro que se realize uma análise temporal da área por meio dos conceitos apresentados.

6. Agradecimentos

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) e a Universidade do Estado de Mato Grosso *campus* de Barra do Bugres, pela disponibilização do laboratório de Geomática e as ferramentas necessárias para o desenvolvimento do trabalho.

7. Referências

Almeida, A. S. de., et al. **Classificação orientada a objeto de imagens de sensoriamento remoto em estudos epidemiológicos sobre leishmaniose visceral em área urbana**. Cad. Saúde Pública, Rio de Janeiro, 30 (8):1639-1653, ago, 2014. Disponível em: <<http://www.scielo.org/pdf/csp/v30n8/0102-311X-csp-30-8-1639.pdf>>. Acesso em: 08 jun. 2016.

Bittencourt, H. R.; Viali, L. **Contribuições para o ensino da distribuição normal ou curva de Gauss em cursos de graduação**. III Simpósio Internacional de Pesquisa em Educação Matemática. Águas de Lindóia – SP, 2006. Disponível em: <http://www.pucrs.br/famat/viali/mestrado/literatura/artigos/planilhas/Sipem_06.pdf>. Acesso em: 01 jul. 2016.

- Camargos, F. L. **Lógica Nebulosa: uma abordagem filosófica e aplicada.** Disponível em: <<http://www.inf.ufsc.br/~barreto/trabaluno/IANebulosos.pdf>>. Acesso em: 04 jun. 2016.
- Coelho, F. F. **Comparação de métodos de mapeamento digital de solos através de variáveis geomorfométricas e sistemas de informações geográficas.** Porto Alegre: UFRGS. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, UFRGS, 2010.
- Cohen, J. A. **Coefficient of agreement for nominal scales.** Educational and Psychological Measurement, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.
- Congalton, R. G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing of Environment.** v. 37, issue 1, p. 35-46, 1991. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579190048B>>. Acesso em: 29 jun. 2016.
- EMBRAPA. **Mapeamento de unidades de paisagem em nível de fazenda, Pantanal da Nhecolândia.** 1. ed. Corumbá – MS. Dezembro, 2008. ISSN 1981-7215. Disponível em: <<http://www.cpap.embrapa.br/publicacoes/online/BP83.pdf>>. Acesso em: 02 jul. 2015.
- Fernandes, R. R., et al. **Classificação orientada a objetos aplicada na caracterização da cobertura da terra no Araguaia.** Pesq. agropec. bras., Brasília, v.47, n.9, p.1251-1260, set. 2012. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/pab/v47n9/10.pdf>>. Acesso em: 08 jun. 2016.
- Gonçalves, R. M., et al. **Classificação hierárquica e fuzzy de imagens de alta resolução.** Anais XIII Simpósio de Sensoriamento Remoto, Florianópolis - SC, p.547 – 554, 2007. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Marcio_Schmidt/publication/239527300_Classificacao_hierarquica_e_fuzzy_de_imagens_de_alta_resolucao/links/0deec53452c3b73141000000.pdf?origin=publication_detail>. Acesso em: 10 jun. 2016.
- Guimarães, E., et al. **Pantanal: paisagens, flora e fauna.** 1. ed. São Paulo: Cultura Acadêmica, 2014. Disponível em: <http://culturaacademica.com.br/_img/arquivos/09_Pantanal_web-TRAVADO.pdf>. Acesso em: 02 jul. 2016.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual técnico de uso da terra.** 3. ed. Rio de Janeiro, 2013. 170 p. ISSN 0103-9598. Disponível em: <<http://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv81615.pdf>>. Acesso em: 02 jun 2016.
- Landis, J. R.; Koch, G. G. **The measurement of observer agreement for categorical data.** *Biometrics.* v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.
- Neves, S. M. A. S.; Nunes, M. C. M.; Neves, R. J. Caracterização das condições climáticas de Cáceres/MT - Brasil, no período de 1971 a 2009: subsídio às atividades Agropecuárias e turísticas municipais. B. goiano. geogr. v. 31, n. 2, p. 55-68, jul./dez., 2011.
- Pott, A. **Pastagens no Pantanal.** 8º Simpósio sobre Manejo da Pastagem. Corumbá – MS, 1988. Disponível em: <<http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/145305/1/Pastagens-no-Pantanal.pdf>>. Acesso em: 10 ago. 2016.
- PLANO DIRETOR DE DESENVOLVIMENTO – PDD. Plano diretor do município de Cáceres- MT. Disponível em: <<http://www.caceres.mt.gov.br/downloads/02.Diagnostico%20do%20Municipio.pdf>>. Acesso em: 04 jun. 2016.
- Ramos, J. A. S.; Fraga, D. Classificação avançada de imagens com orientação a objetos no eCognition. Sistema LabGis, 2013. Disponível em: <http://gisday.labgis.uerj.br/arquivos/ap_classif_ecognition.pdf>. Acesso em: 09 jun. 2016.
- Silva, J. dos S. V. da; Abdon, Myrian de Moura. **Delimitação do Pantanal brasileiro e suas sub-regiões.** Pesq. agropec. bras., Brasília, v.33, Número Especial, p.1703-1711, out. 1998.
- Suarez, A. F.; Candeias, A. L. B. Avaliação de acurácia da classificação de dados de sensoriamento remoto para o município de Maragogipe. IV Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. p. 1 - 10. Recife -PE, **Anais...** maio de 2012. Disponível em: <https://www.ufpe.br/cgtg/SIMGEOIV/CD/artigos/SReFOTO/172_4.pdf>. Acesso em: 01 jul. 2016.
- Stahnke, E.; Vahldick, A. Inteligência artificial aplicada na engenharia de software. Revista Eletrônica do Alto Vale do Itajaí. v. 2, n. 1, p. 119 - 122, 2013. Disponível em: <<http://www.revistas.udesc.br/index.php/reavi/article/view/3587/2582>>. Acesso em: 02 jun. 2016.

Wantzen, K. M., et al. **Towards a sustainable management concept for ecosystem services of the Pantanal wetland.** *Ecohydrology & Hydrobiology*, 8: p. 115 – 138, 2008.