



Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: www.ufpe.br/rbgfe



O Algoritmo *Support Vector Machine* aplicado ao Mapeamento do Uso e Ocupação do Solo

Adriana Aparecida Moreira¹ Fernando Hiago Souza Fernandes² Rodrigo Praes de Almeida³ César Vinícius Mendes Nery⁴

¹ Engenheira Ambiental. Mestranda em Sensoriamento Remoto – UFRGS. Email: moreiradriana00@gmail.com

² Engenheiro Ambiental. Bolsista de Desenvolvimento Tecnológico Industrial do CNPq. Email: hiagofs@hotmail.com

³ Engenheiro Ambiental. Mestrando em Produção Vegetal – UFMG. Email: rpasax@hotmail.com.br ⁴ Professor M.Sc. das Faculdades Santo Agostinho. Doutorando em Geografia, PUC Minas, Montes Claros-MG. Email: cvmn@hotmail.com

Artigo recebido em 06/11/2013 e aceite em 24/02/2014

RESUMO

As rápidas transformações do meio ambiente decorrentes das atividades humanas de ocupação dos espaços tem se tornado, uma das grandes preocupações atuais. Nesse contexto, torna-se fator essencial a análise do uso e cobertura terrestre e seu monitoramento a fim subsidiar informações para gestão ambiental. Através de mapeamentos realizados com a utilização de ferramentas de Sensoriamento Remoto é possível a obtenção de informações acerca das mudanças de uso e cobertura da Terra, sendo este realizado por meio de técnicas de classificação de imagens, utilizando algoritmos classificadores. Dentre os algoritmos desenvolvidos para este fim, existem aqueles, baseados na área do conhecimento da Inteligência Artificial como o *Support Vector Machine* (SVM), que vem sendo empregado com sucesso na separação máxima das classes. O objetivo deste trabalho é a aplicação do SVM no mapeamento do uso e cobertura do solo na Bacia do Rio Vieira e comparar os resultados com aqueles obtidos pelo algoritmo, Máxima Verossimilhança. Nos resultados encontrados, observou-se que na análise do índice Kappa ambos os algoritmos apresentaram uma forte concordância e as classes analisadas se mostraram coerentes com as características da região de estudo, contudo o algoritmo SVM apresentou menor confusão espectral entre as classes e melhor desempenho operacional.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Bacia do Rio Vieira e Classificação.

The Support Vector Machine algorithm applied to Mapping and Land Use

ABSTRACT

The rapid changes in the environment resulting from human activities of occupation of spaces have become one of the major current concerns. In this context, it becomes essential analysis of use and land cover and its monitoring in order subsidize information for environmental management. Through mappings performed with the use of tools for Remote Sensing is possible to obtain information about changes in Land use and cover, this being accomplished by means of techniques of classification of images, using algorithms classifiers. Among the algorithms developed for this purpose, there are those, based in the area of knowledge of Artificial Intelligence such as the Support Vector Machine (SVM), which has been employed with success in maximum separation of categories. The objective of this work is the application of SVM in the use and coverage of the soil in The Basin of the River Vieira and compares the results with those obtained by the algorithm, Maximum Likelihood. In the results found, it was observed that in the analysis of the Kappa index both algorithms presented a strong concordance and the classes analyzed if showed consistent with the characteristics of the region of study, however, the SVM algorithm showed lower spectral confusion between categories and better operational performance.

Keywords: Artificial Intelligence, River Basin Vieira and Classification.

* E-mail para correspondência:
moreiradriana00@gmail.com (Moreira, A. A.).

Introdução

A utilização exponencial dos recursos naturais tem promovido ao longo dos anos um cenário de desequilíbrio ambiental, justificado pelo crescimento insustentável e contínuo, decorrente das atividades humanas provocadas ao meio. Neste sentido, para uso sustentável dos recursos naturais, torna-se necessário um gerenciamento que proporcione uma melhor compreensão das mudanças ocorridas no ambiente.

Os estudos ambientais direcionados a bacia hidrográfica, definida pela Lei Federal nº 9.433/97 (BRASIL, 1997) como unidade básica de gestão, se fazem pertinentes, uma vez que nessa unidade é possível contabilizar os aspectos e atividades preponderantes ao seu recorte espacial, sendo as técnicas de processamento digital de imagens empregadas para a sua caracterização.

De acordo com fomento da utilização de técnicas de sensoriamento remoto, o uso de ferramentas capazes de auxiliar no mapeamento do uso e ocupação do solo vem se tornando cada vez mais efetivas para a caracterização e diagnóstico das modificações ocorridas na paisagem. Face ao exposto, o geoprocessamento tem se tornado um instrumento cada vez mais eficiente a avaliar a variabilidade ambiental, seja ela de uma ação natural ou antrópica. Neste sentido, utilizando de algoritmos pertinentes ao *software* ENVI 5.0 avaliou-se o *Support Vector Machine* no Mapeamento do Uso e

Ocupação do Solo na Bacia do Rio Vieira em Montes Claros/MG comparando com a classificação realizada por meio do algoritmo MAXVER, e verdade em campo, por meio de análise do índice Kappa.

Fundamentação Teórica

Atualmente as transformações do meio ambiente, tem se tornado, uma das grandes preocupações da humanidade (GUERRA e CUNHA, 2001), visto a importância da preservação ambiental dos ecossistemas na qualidade de vida da população. É sabido que as modificações ambientais decorrentes das atividades humanas de ocupação dos espaços e de urbanização vêm acontecendo desde os séculos XIX e XX, com imposição de taxas incompatíveis com a capacidade suporte dos ecossistemas naturais (PHILIPPI JR., 2005). Esse fato tem causado problemas de degradação da qualidade dos recursos naturais e até sua carência, pois a maioria dos ciclos dos recursos naturais, apesar de renováveis não são infinitos (MOTA, 2008).

Nesse contexto, torna-se fator essencial a integração das políticas e práticas de uso e gestão dos recursos naturais em unidades de ecossistemas a fim de formular estratégias de gerenciamento da utilização desses recursos (POLETO, 2010), pois a maneira de gestão pode acentuar ou minimizar os impactos causados ao meio ambiente (PHILIPPI JR., 2005).

A unidade básica de caracterização, diagnóstico, planejamento e

gestão ambiental, para o desenvolvimento regional sustentável, deve ser a bacia hidrográfica, de acordo com a Lei Federal nº 9.433/97 (BRASIL, 1997), pois na Bacia Hidrográfica, os impactos ambientais podem ser mensurados e corrigidos mais facilmente dentro do seu limite (ARAÚJO *et al.*, 2008).

Na análise do uso e cobertura terrestre em uma unidade de bacia a fim de conhecimento das transformações ocorridas e subsídios de informações aos gestores, o mapeamento do uso e cobertura do solo auxilia no conhecimento da situação da área de estudo bem como da utilização dos recursos naturais ali existentes. O mapeamento do uso e cobertura do solo pode ser um resultado do emprego de técnicas de sensoriamento remoto, estas se configuram como importantes instrumentos, que aplicadas aos estudos ambientais oferecem elementos capazes de subsidiar informações que podem viabilizar o planejamento e a detecção de mudanças ocorridas na paisagem, sendo o mapeamento da cobertura terrestre um fomento a construção de cenários ambientais e indicadores, como subsídios de avaliação da capacidade de suporte ambiental (SANTOS e SANTOS, 2010).

Os mapeamentos realizados com a utilização de ferramentas de Sensoriamento Remoto são elaborados por meio de técnicas de classificação de imagens digitais, que são uma associação em uma mesma classe de respostas espectrais similares dos *pixels* que compõem a imagem. (FIGUEIREDO, 2005).

A classificação de imagens digitais pode ser supervisionada ou não supervisionada de acordo com o grau de intervenção do analista no processo (NOVO, 2010), sendo a classificação não supervisionada baseada na utilização de critérios de análises estatísticas de dados amostrais, tais como média, desvio padrão, variância e outros, ou seja, as amostras são adquiridas *a posteriori* (LIU, 2006 e NOVO, 2010) e a classificação supervisionada é aquela onde as classes são definidas *a priori*, portanto, esta técnica é utilizada quando se tem algum conhecimento prévio sobre as classes na imagem, e essas amostras definidas, são usadas pelos algoritmos de classificação na alocação das demais amostras e as relaciona a uma determinada classe (CUNHA, 2009 e REMPEL, 2000).

O algoritmo de classificação supervisionada mais difundido no meio científico, considerado padrão de referência quanto a classificação de imagens é o de máxima verossimilhança (MAXVER), este método consiste em classificar a imagem ponto a ponto considerando a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes utilizando parâmetros estatísticos (CUNHA, 2009), porém muitas classes de uso e ocupação do solo são espectralmente similares, esse fato dificulta a sua discriminação com a aplicação de algoritmos paramétricos, como o MAXVER. Algoritmos mais avançados, baseados na área do conhecimento da Inteligência Artificial como

o *Support Vector Machine* (SVM) podem ser empregados na separação de classes espectralmente similares em espaço de alta dimensão e com alto grau de acurácia, sendo esses algoritmos, não paramétricos e utilizando da técnica de aprendizagem automática (ENVI, 2007). Possuem a vantagem de redução de erros empíricos da classificação, separando as classes através de uma superfície de decisão que maximiza a margem de separação entre elas, denominado de hiperplano ideal (COSTA, ZEILHOFER e RODRIGUES, 2010 e ENVI, 2007).

De acordo com Nascimento *et al.* (2009), o algoritmo SVM consiste em treinar um classificador de forma que este aprenda um mapeamento por meio de exemplos e seja capaz de classificar um exemplo ainda não visto com mesma distribuição probabilística.

Estudos realizados por Costa, Zeilhofer e Rodrigues (2010), Nascimento *et al.* (2009), Pereira e Centeno (2013), Sousa *et al.* (2010) e Sousa, Teixeira e Silva (2009), obtiveram resultados satisfatórios ao empregar o algoritmo SVM na discriminação de classes de uso e ocupação do solo, com elevado grau acurácia.

Após a classificação de imagens digitais é imprescindível a avaliação da acurácia quanto a verdade em campo (NOVO, 2010), pois a partir dela é possível determinar quão confiável é o resultado dessa classificação (FLORENZANO, 2011).

Para se avaliar a acurácia do mapeamento elaborado, pode ser utilizado de

análises estatísticas providas de matrizes de erros que expressam a concordância entre a imagem classificada e o conjunto de amostras de referência (MENESES e ALMEIDA, 2012), obtendo índices de concordância, como o índice Kappa (COHEN, 1960). Esse índice é o mais usual quando se trata de acurácia de mapas temáticas e é considerado confiável (FIGUEIREDO e VIEIRA, 2007).

De acordo com Landis e Koch (1977), o índice Kappa é dado pela equação 1:

$$k = \frac{N \sum X_{ii} - \sum X_{i+}X_{+i}}{N^2 - \sum X_{i+}X_{+i}}$$

Onde:

N= número total de amostras;

$\sum X_{ii}$ = soma do número das amostras corretas nas linhas e colunas;

X_{i+} = soma linear; X_{+i} = soma colinear

Segundo autores citados, esse índice varia de 0 a 1, sendo considerada a concordância do mapa elaborado com a referência de pobre a excelente de acordo com os resultados de Kappa obtidos, como apresentado pela Tabela 1.

Tabela 1: Valores de Índice Kappa

Índice Kappa	Concordância
< 0	Sem concordância
0.00 a 0.19	Pobre
0.20 a 0.39	Fraca
0.40 a 0.59	Moderada
0.60 a 0.79	Forte
0.80 a 1.00	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977).

Material e Métodos

A área de estudo se configura a Bacia Hidrográfica do Rio Vieira (Figura 1), totalmente inserida no perímetro do município de Montes Claros, que está se localizado no Alto Médio São Francisco, Norte de Minas Gerais compreendido entre as coordenadas S

16° 5'31.38" e 17° 9'1.07" e O 43°46'3.75" e 44° 6'30.79". Montes Claros é um dos principais municípios da mesorregião Norte de Minas, possui 361.915 habitantes e uma área territorial de 3.568,941 km² (IBGE, 2010).

Localização da Bacia do Rio Vieira

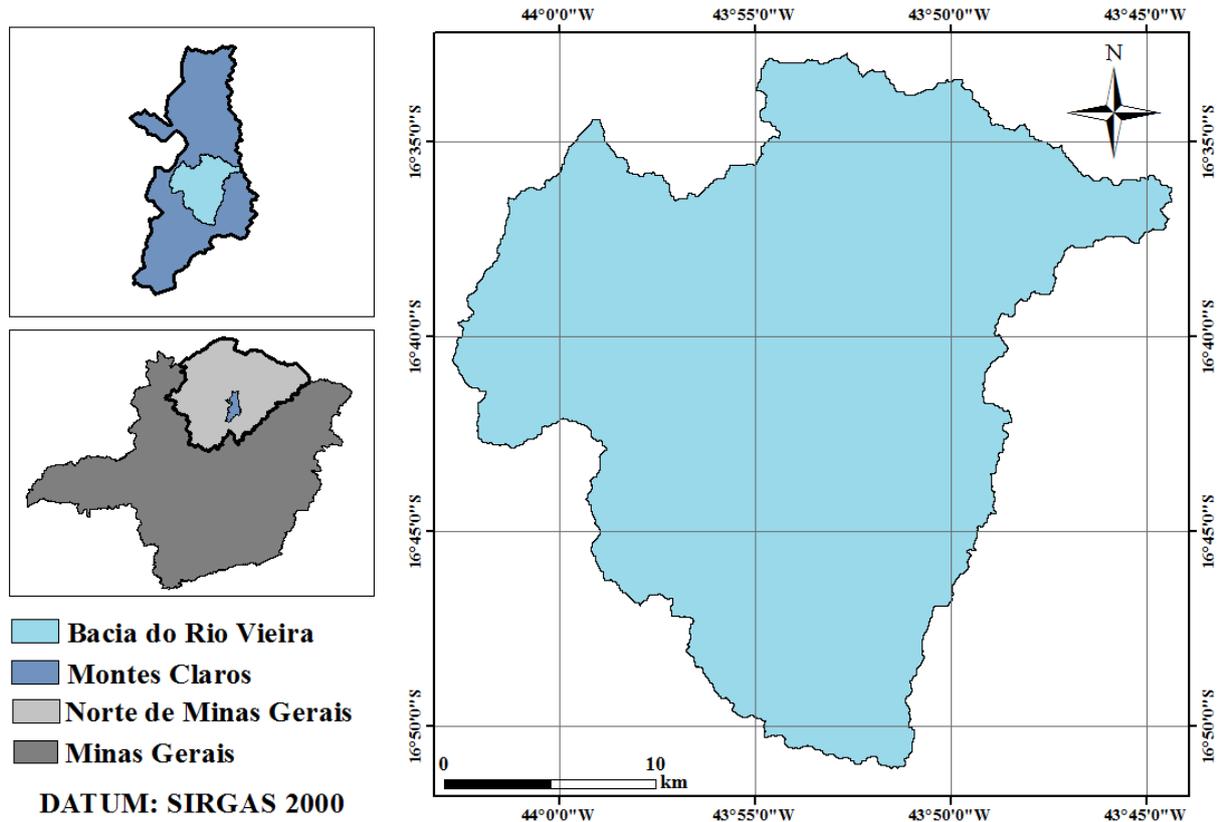


Figura 1: Localização da Área de Estudo.
Fonte: Próprio Autor.

A região de estudo possui clima tropical semi-úmido classificado como Aw na classificação Koppen, a temperatura média anual é de 24°C e índice médio pluviométrico anual de 1.074 mm, com período de seca estabelecido na maioria dos meses de ano, com exceção dos meses de dezembro a março que caracteriza a época de chuvas da região. A vegetação da Bacia do Rio Vieira é

predominante, cerrado caducifólio com manchas de mata seca, e trechos de transição com a caatinga (FRANÇA e SOARES, 2007; VELOSO e NERY, 2011; NERY *et al.* 2013).

Abordagem Metodológica

A área da Bacia Hidrográfica do Rio Vieira foi delimitada de acordo com metodologia proposta por Lima *et al.* (2012), utilizando dados altimétricos da cena

16S45_ZN dos dados SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*) disponíveis pelo projeto TOPODATA e aplicativo TerraHidro do software livre TerraView.

Para a classificação, utilizou-se de cena 332-089 do sensor LISS3 acoplado ao satélite Resourcesat-1 referente ao dia 16 de dezembro de 2012, disponibilizada gratuitamente no site do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

Foi realizada a composição RGB das bandas 3, 4 e 5, respectivamente no *software* ENVI 5.0, sob licença do Laboratório de Topografia e Geoprocessamento das Faculdades Santo Agostinho (LABGEO), para georreferenciamento da imagem, tendo como referência a imagem GLS ortorretificada LANDSAT-5/TM cena 218-072. Após o georreferenciamento foram definidas oito classes de uso e ocupação do solo na bacia do Rio Vieira para realização da classificação. As classes definidas foram; afloramento rochoso, área urbana, mineração, pastagem, recursos hídricos, silvicultura, solo exposto e vegetação.

Para classificar as classes que compõem o cenário da bacia do Rio Vieira com o emprego do classificador SVM, foi definida dentre as quatro funções kernels disponibilizadas pelo *software* ENVI, a utilização da função kernel de Base Radial (RBF), para projeção dos dados do espaço de entrada não - linear para o espaço de alta dimensão, visto que esta função é padrão

nesse *software* e obteve resultados satisfatórios quando empregada em outros estudos similares (COSTA, ZEILHOFER e RODRIGUES, 2010; NASCIMENTO *et al.*, 2009; PEREIRA e CENTENO, 2013; e SOUSA *et al.*, 2010).

A função kernel de Base Radial (RBF) pode ser compreendida pela equação 2:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (2)$$

onde, x = amostra, γ = parâmetro de penalidade.

O parâmetro de penalidade utilizado foi 100, sendo este o padrão do *software*. Ao definir o uso da função não linear RBF, pode-se controlar os parâmetros Gamma e *Classification Probability Threshold* (CPT), de acordo com resultados de outros estudos foi utilizado o parâmetro Gamma de 0,33, que corresponde a $1/n$, sendo n , o número de bandas utilizadas da imagem e o CPT foi igual a 0, padrão do *software*, este parâmetro define a probabilidade requerida para o classificador considerar um determinado pixel.

O resultado de classificação SVM obtido foi comparado visualmente e por meio de análise do índice Kappa com classificação do algoritmo MAXVER, realizada com mesmas amostras de treinamento em ambiente ENVI 5.0 e limiar de aceitação 99%.

Resultados e Discussão

Os resultados obtidos com o emprego dos classificadores supervisionados SVM e

MAXVER no mapeamento do uso e ocupação do solo na Bacia do Rio Vieira são apresentados pelas Figuras 2 e 3.

A área de estudo classificada por ambos os algoritmos, conseguiram apresentar

bons resultados visuais e revelar o comportamento atual da Bacia do Rio Vieira quanto a seu uso e ocupação.

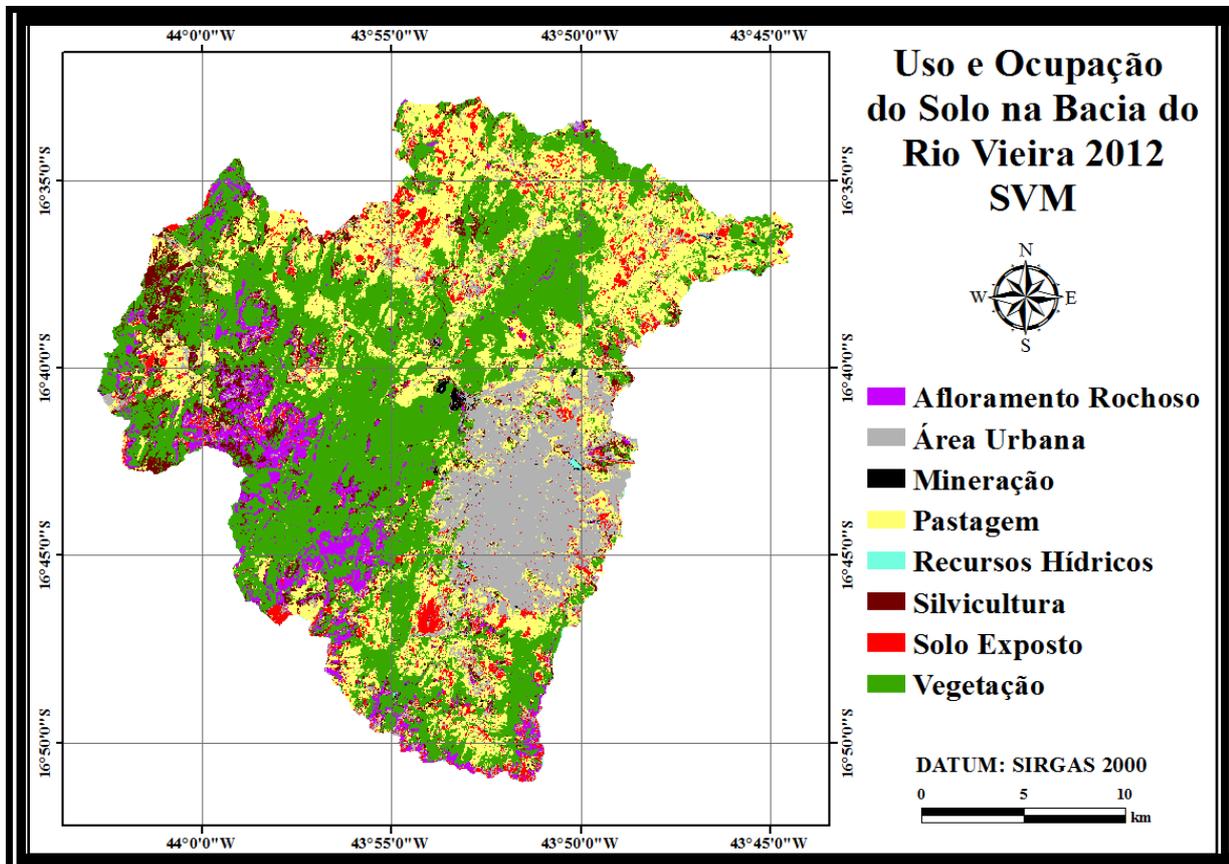


Figura 2: Carta Temática do Uso e Ocupação do Solo na Bacia do Rio Vieira 2012 utilizando o classificador SVM. Fonte: Próprio Autor.

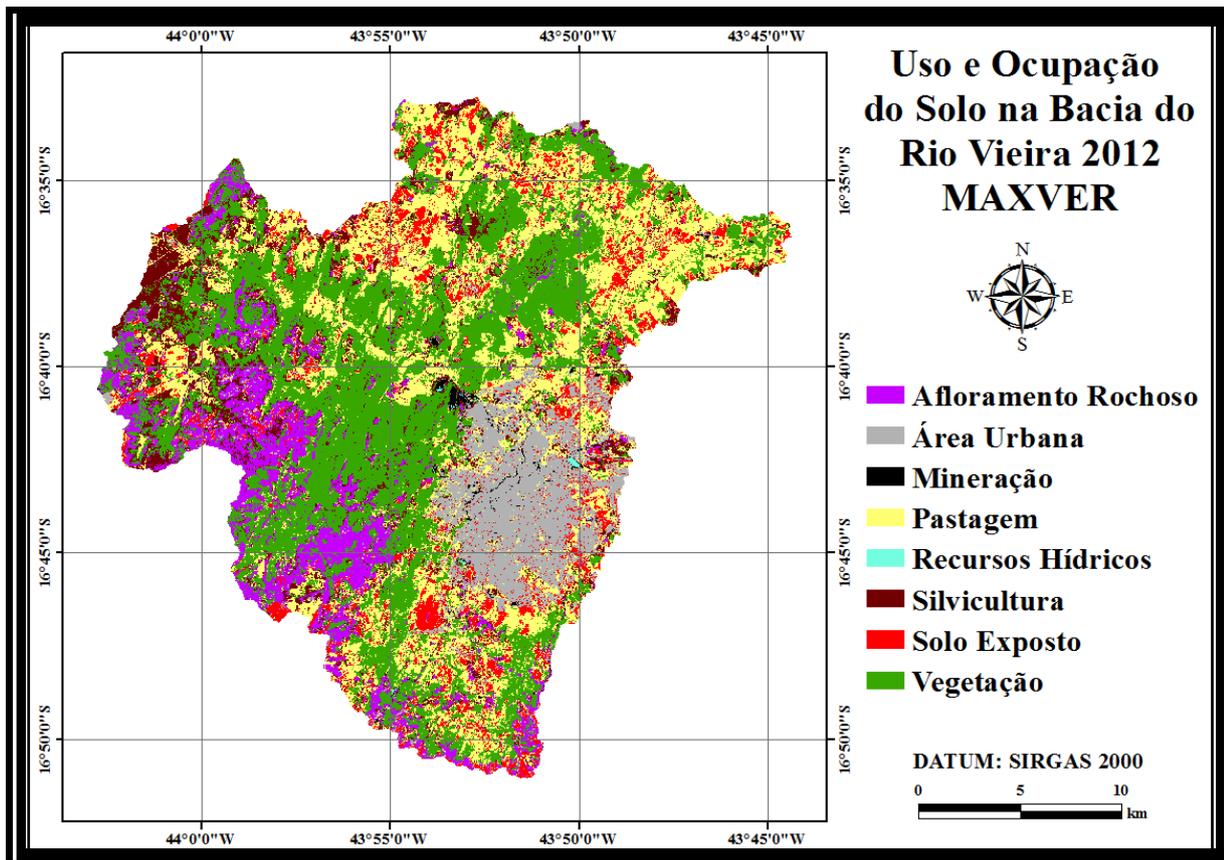


Figura 3: Carta Temática do Uso e Ocupação do Solo na Bacia do Rio Vieira 2012 utilizando o classificador MAXVER.

Fonte: Próprio Autor.

Foi observada confusão entre as classes analisadas em ambos os algoritmos, muito pelo fato dessas apresentarem entre si um comportamento espectral semelhante. Todavia, a menor confusão entre as classes apresentadas pelo classificador SVM corrobora a superioridade desse algoritmo no mapeamento resultante de sua aplicação,

quando comparado com o classificador tradicional MAXVER (Figura 4), porém foi observado baixo desempenho do SVM em relação ao MAXVER na classe área urbana, esta que apresentou maior confusão em sua resposta espectral ao ser trabalhada pelo algoritmo SVM.

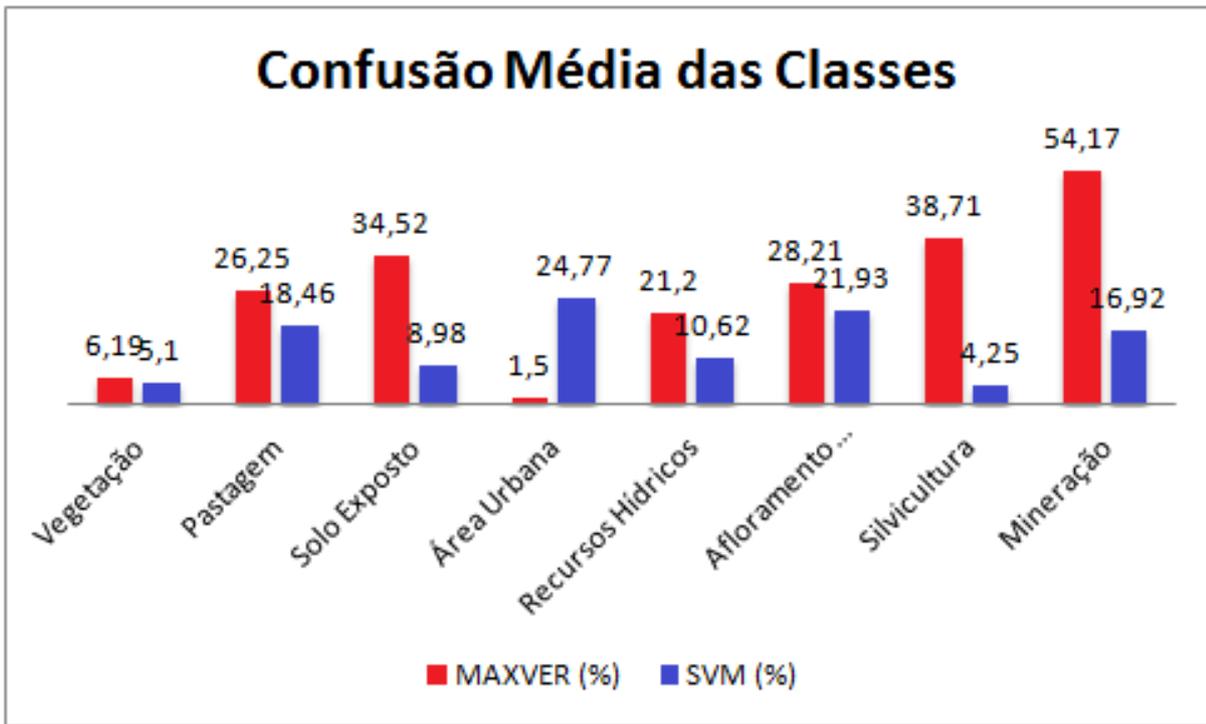


Figura 4: Gráfico demonstrativo da Confusão Média entre as classes da área de estudo pelos algoritmos SVM e MAXVER.

Fonte: Próprio Autor.

A Tabela 2 abaixo apresenta o quantitativo de áreas mapeadas em cada

classe no ano de 2012 pelos dois classificadores analisados.

Tabela 2: Uso e Ocupação do Solo na Bacia do Rio Vieira 2012 pelos algoritmos MAXVER e SVM.

Classes	MAXVER		SVM	
	Área Km ²	Área (%)	Área Km ²	Área (%)
Afloramento Rochoso	56,40	9,75	32,07	5,74
Área Urbana	61,43	10,62	83,40	14,42
Mineração	3,15	0,54	1,82	0,31
Pastagem	150,36	26,01	154,11	26,66
Recursos Hídricos	0,41	0,07	0,33	0,05
Eucalipto (Silvicultura)	56,22	9,72	37,45	6,47
Solo Exposto	47,91	8,28	30,19	5,22
Vegetação Natural	202,12	34,96	238,83	41,32
Total	578	100%	578	100%

Dentre as classes mapeadas, é possível observar entre os classificadores analisados, maior discrepância na

determinação da área das classes de afloramento rochoso, área urbana e silvicultura, onde essas apresentaram

diferença entre a aplicação do MAXVER e SVM de 24,33 km²; 21, 97 km²; e 18,77 km², respectivamente.

Na análise da matriz de erros (Tabela 3), pode-se observar o desempenho dos algoritmos no mapeamento de cada classe da área de estudo. Esta matriz mostra os erros de inclusão e omissão, os erros de inclusão

são representados pelos *pixels* erroneamente atribuídos à classe de interesse e os erros de omissão representam os *pixels* que pertencem à classe de interesse, mas o classificador atribuiu a outras classes (NASCIMENTO *et al.*, 2009)

Tabela 3: Matriz de Erros dos classificadores MAXVER e SVM.

Classes	MAXVER		SVM	
	Erros de Inclusão (%)	Erros de Omissão (%)	Erros de Inclusão (%)	Erros de Omissão (%)
Afloramento Rochoso	28,71	5,39	10,62	17,63
Área Urbana	1,50	11,43	4,25	4,31
Mineração	54,17	15,89	16,92	26,15
Pastagem	26,25	27,87	24,77	18,11
Recursos Hídricos	21,20	11,66	8,98	32,01
Eucalipto (Silvicultura)	38,71	12,87	21,93	20,73
Solo Exposto	34,52	11,07	18,46	26,96
Vegetação Natural	6,19	15,37	5,10	3,59

De forma geral o classificador SVM apresentou menores erros de inclusão e omissão, quando comparado ao MAXVER, sendo as classes mineração e pastagem, com maiores erros atribuídos por este último classificador. No desempenho do algoritmo MAXVER, a classe pastagem apresentou o maior erro de omissão, 27,87% dos *pixels* que foram classificados como não pertencentes a esta classe, na verdade eram, já para a classe mineração, 54,17% dos *pixels* que eram pertencentes a esta classe não foram atribuídos a ela. Ao analisar o SVM, a classe

recursos hídricos apresentou 32,01% dos *pixels* com erro de omissão e 24,77% dos *pixels* da classe pastagem foram atribuídos a outras classes, quando deveriam ser classificados como tal, apresentando assim erro de inclusão.

Na análise do Índice Kappa, de acordo com amostras coletas *in loco*, o classificador baseado em aprendizagem de máquina, o SVM, obteve índice Kappa de 0,764 ao passo que o classificador MAXVER, obteve 0,748, de acordo com a Tabela 4, sendo ambos classificados com concordância forte.

Tabela 4: Índice Kappa.

Classificador	Índice Kappa	Concordância
SVM	0,764	Forte
MAXVER	0,748	Forte

Ao comparar os resultados obtidos nesse estudo com aqueles apresentados em trabalhos de análise do desempenho do SVM no mapeamento de feições da cobertura terrestre (COSTA, ZEILHOFER e RODRIGUES, 2010; NASCIMENTO *et al.*, 2009; PEREIRA e CENTENO, 2013; SOUSA *et al.*, 2010 e SOUSA, TEIXEIRA e SILVA, 2009), estes foram satisfatórios aos objetivos de cada trabalho e obtiveram índices Kappa variando de forte a excelente. Ao comparar o desempenho do SVM com o algoritmo MAXVER, que é considerado tradicional e confiável com resultados de alto padrão, o SVM apresenta desempenho igual ou superior na maioria das análises realizadas.

Conclusão

O presente trabalho propôs a classificação do uso e ocupação do solo da Bacia do Rio Vieira pelo método SVM, sendo este comparado aos resultados obtidos por meio da classificação realizada pelo algoritmo tradicionalmente usual para este fim, MAXVER, sendo este de ampla aceitação na comunidade científica.

A classificação por meio do SVM e MAXVER foi considerada com forte concordância em relação à análise do Índice Kappa. Contudo foram observadas menores

confusões entre as classes analisadas na aplicação do algoritmo SVM, que demonstrou uma minimização de erros por esse algoritmo, quando comparado ao MAXVER.

As classes de uso e ocupação do solo na área de estudo apresentarem-se coerentes com as características da região de estudo em ambas as classificações.

De forma geral, o algoritmo SVM, permite que a classificação seja realizada de forma mais operacional com menor esforço em edição matricial em relação ao algoritmo MAXVER.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Fundação Santo Agostinho e ao CNPq pelo apoio e incentivo à pesquisa científica.

Referências

Araújo, E. P.; Teles, M. G. L.; Lago, W. J. S. (2008). Delimitação das bacias hidrográficas da Ilha do Maranhão a partir de dados SRTM. Disponível em <martre.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.17.23.07.25/doc/4631-4638.pdf> Acesso em 10 de Julho de 2013.

BRASIL. Lei nº 9.433, de 8 de Janeiro de 1997 – Política Nacional de Recursos Hídricos. Disponível em <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9433.htm> Acesso em 10 de julho de 2013.

Costa, L. M.; Zeilhofer, P.; Rodrigues, W. S. (2010). Avaliação do classificador SVM (*Support Vector Machine*) no mapeamento de queimadas no Pantanal Mato Grossense. III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Recife - PE.

Cunha, K. L. (2009). Uso de Imagens Landsat e CBERS no Mapeamento da Suscetibilidade

à erosão na Região de Primavera do Leste – MT. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Mato Grosso. Cuiabá – MT.

ENVI. (2007). Guia do Envi em Português. *Visual Information Solutions: SulSoft* Serviços de Processamento de Dados LTDA.

Figueiredo, D. (2013). Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto. Setembro, 2005. Disponível em <http://www.conab.gov.br/conabweb/download/SIGABRASIL/manuais/conceitos_sm.pdf> Acesso em 11 de Julho de 2013.

Figueiredo, G. C.; Vieira, C. A. O. (2007). Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. Anais ..., Florianópolis - SC, p. 5755-5762.

França, I. S.; Soares, B. R. (2007). Expansão Urbana em Cidades Médias: Uma reflexão a partir do núcleo e da área central de Montes Claros no Norte de Minas Gerais. *Geo UERJ* - Ano 9, nº 17, vol. 2.

Guerra, A. J. T.; Cunha, S. B. (2001). *Geomorfologia: Uma atualização de bases e conceitos*. 4. ed. Rio de Janeiro – RJ: Bertrand Brasil.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo 2010. Disponível em <<http://www.ibge.gov.br/cidadesat/topwindow.htm?1>> Acesso em 13 de Julho de 2013.

Landis, J.; Koch, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data, *Washington, USA. Biometrics*, v. 33, n. 1, p. 159-174.

Lima, F. A.; Almeida, L. S.; Braga, F. L.; Nery, C. V. M. (2012). Utilização do Sistema de Informações Geográficas TerraView para Delimitação da Bacia Hidrográfica do Rio Vieira, Montes Claros – MG. VI GEONORDESTE - Simpósio Regional de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto. Aracaju –SE.

Liu, W. T. H. (2006). *Aplicações de Sensoriamento Remoto*. Campo Grande-MS: UNIDERP.

Meneses, P. R.; Almeida, T. (2012). *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Universidade Federal de Brasília – UnB. Brasília – DF.

Mota, S. (2008). *Gestão Ambiental de Recursos Hídricos*. 3. ed. Rio de Janeiro - RJ: ABES.

Nascimento, R. F. F.; Alcântara, E. H.; Kampel, M. Stech, J. L.; Novo, E. M. L. M.; Fonseca, L. M. G. (2009). O algoritmo *Support Vector Machines (SVM)*: Avaliação da separação ótima de classes em imagens CCD-CBERS-2. Anais ..., Natal, Brasil, 2009. p. 079-2086.

Nery, C. V. M.; Fernandes, F. H. S.; Moreira, A. A.; Braga, F. L. (2013). Avaliação das Técnicas de Classificação MAXVER, MAXVER – ICM e Distância Mínima Euclidiana de acordo com Índice Kappa. *Revista Geografia Física*. V. 6, n.2, p. 320-328.

Novo, E. M. L. M. (2010). *Sensoriamento Remoto Princípios e Aplicações*. 4. ed. São Paulo –SP: Blucher.

Novo, E. M. L. M.; Ponzoni, F. J. (2001). *Introdução ao Sensoriamento Remoto*. São José dos Campos – SP.

Odum, E. P. (1988). *Ecologia*. Rio de Janeiro – RJ: Guanabara.

Pereira, G. H. A.; Centeno, J. A. S. (2013). Utilização de *Support Vector Machine* para classificação multiclases de imagens Landsat TM+. Anais..., Foz do Iguaçu – PR, p.2323-2328.

Pereira, L. O.; Silva, A. E. P.; Negri, R. G.; Sant’anna, S. J. S.; Dutra, L. V.; Freitas, C. C.; Erthal, G. J. (2011). Análise comparativa dos métodos de classificação SVM e Maxver-ICM Polarimétrico em imagem de radar ALOS PALSAR. Anais..., Curitiba – PR, p.8223.

Philippi Jr, A. (2005). Saneamento, Saúde e Ambiente: Fundamentos para um desenvolvimento sustentável. Barueri – SP: Manole.

Poleto, C. (2010). Introdução ao Gerenciamento Ambiental. Rio de Janeiro – RJ: Interciência.

Santos, A. L. C.; Santos, F. (2010). Mapeamento das Classes de Uso e cobertura do Solo da Bacia Hidrográfica do Rio Vaza-Barris, Sergipe. Revista Multidisciplinar da UNIESP - Saber Acadêmico - n ° 10. ISSN 1980-5950.

Sousa, B. F. S.; Teixeira, A. S.; Silva, F. A. T. F.; Andrade, E. M.; Braga, A. P. S. (2010). Avaliação de classificadores baseados em aprendizado de máquina para a classificação do uso e cobertura da terra no Bioma Caatinga. Revista Brasileira de Cartografia Nº 62 EDIÇÃO ESPECIAL 2. (ISSN 0560-4613).

Sousa, B. F. S.; Teixeira, A. S.; Silva, F. A. T. F. (2009). Classificação de bioma caatinga usando *Support Vector Machines* (SVM). Anais ..., Natal, Brasil, 2009. p. 7917-7924.

Rempel, C. (2000). Aplicação do Sensoriamento Remoto para Determinação da Evolução da Mata Nativa da Bacia Hidrográfica do Rio Forqueta – RS, entre 1985 e 1995. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre – RS.

Veloso, A. R.; Nery, C. V. M. (2011). Geoprocessamento aplicado à caracterização do Parque da Lapa Grande em Montes Claros/MG. Anais ..., Curitiba - PR, p. 3711-3718.