Classificação orientada a objetos aplicada á cultivos cafeeiros em Três Pontas - MG

Rennan de Freitas Bezerra Marujo^{1,2}
Margarete Marin Lordelo Volpato²
Tatiana Grossi Chquiloff Vieira²
Helena Maria Ramos Alves³
Mária Bruna Pereira Ribeiro²

¹Universidade Federal de Lavras - UFLA Caixa Postal 3037 - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil rennanmarujo@gmail.com

² Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais - EPAMIG Caixa Postal 176 - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil {margarete, tatiana}@epamig.ufla.br mariabruna9@yahoo.com.br

³ Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA/CAFÉ Caixa Postal 4315 – 70770-901 – Brasília – DF, Brasil helena@embrapa.br

Abstract. Due to the coffee importance to Brazil economy, it is necessary to improve and estimate the area of this cultivation. Thereby, the use of geotechnologys became indispensable to the success of this process. Coffee cultivation are easily mixed with native vegetation in image pixel based classification process. The classification of coffee environments enables the environmental analysis and regional change analysis, as well as the analysis of many factors that affect those areas, like space time dynamics and environmental impacts. The aim of this study was to classify coffee area with images sattelite high resolution. Those images were segmented with shape priority, samples of the different classes were taken, also using spatial and spectral features caracterization, shape and texture were very important to the class separation, algorithm, was used "nearest neighbor" algorith for classification. In this study were used images from Rapideye sattelite, wich have high resolution spectral and radiometric, was used definiens ecognition software to the segmentation, the sampling and the object classification. Was possible to do the land use map, which was compared to a visual interpreted map and the results of a pixel based classification, getting better results, but still needed a specialist to evaluate the map and to correct it. The Global accuracy and Kappa index to the object classification were 87.536 % and 0,80305 respectively.

Palavras-chave: remote sensing, image processing, coffee, sensoriamento remoto, processamento de imagens, café.

1. Introdução

Dados do IBGE revelam que o Brasil consta como maior produtor e exportador de café, e consta como segundo maior produto na pauta das exportações agrícolas, constituindo uma das mais importantes fontes de renda para a economia brasileira. Minas Gerais se destaca no cenário brasileiro como o maior produtor de café do país, com uma participação em torno de 50% do café produzido, estando 25% deste montante no sul de Minas Gerais. A terceira estimativa de produção do café (Arábica e Conilon) para a safra de 2012 indica que o país deverá colher mais de cinquenta milhões de sacas de sessenta quilos do produto beneficiado (CONAB, 2012).

Conhecer a distribuição espacial da atividade cafeeira é vital para prever e planejar sua distribuição em escala municipal, estadual e federal (Moreira, 2008).

Segundo Souza et al. (2009) o mapeamento de cultivos cafeeiros raramente utiliza ferramentas de classificação automática. Adami et al. (2007) explicam que isto ocorre, pois o comportamento espectral das lavouras de café é muito variado em consequência de

espaçamento, sistema de manejo e cultivo, idade, dentre outros fatores assemelhando-se nas classificações à outros cultivos e mata nativa, necessitando assim utilização de mais atributos além dos espectrais.

Vasconcelos e Novo (2004) demonstram que a utilização de métodos rápidos e precisos é necessária, uma vez que a interpretação visual é precisa, porém requer tempo e interpretes treinados. Vasconcelos e Novo (2004) também descrevem que algoritmos de classificação pixel a pixel eram usados para classificação, entretanto os resultados destes métodos não geram classificações consistentes, já que apresentam muito ruído e que algoritmos de segmentação têm apresentado resultados mais precisos, pois consideram agrupamentos de pixels semelhantes chamados objetos e as relações existentes com os objetos próximos.

O desenvolvimento da metodologia no presente trabalho tem como objetivo a definição de um sistema de classificação automática de imagens de satélite Rapideye, adequado para o mapeamento do uso da terra e ocupação da cultura do café. Os procedimentos de classificação automática disponíveis apresentam limitações decorrentes principalmente das resoluções espectrais, espaciais e radiométricas das imagens de satélite e das características intrínsecas do café.

2. Metodologia

2.1 Área de Estudo

A área de estudo esta compreendida na região de Três Pontas (21°17'10,07" S a 21°27'57,41" S de latitude e 45°30'4,69" O a 45°45'3,33" O de longitude), numa área de 510 km² no estado de Minas Gerais. Na região prevalecem altitudes de 900 metros acima do nível do mar, clima tropical de altitude, temperatura média anual de 18,5 °C, precipitação média anual de 1434 mm, relevo predominantemente ondulado (60% da área do município) com algumas regiões montanhosas (20% da área do município), predomínio de Latossolos. Graças a suas condições climáticas e geográficas, Três Pontas apresenta condições privilegiadas para cultura do café (Vieira, 2009).

2.2 Ferramentas Computacionais Utilizadas no Processamento de Imagens

Para processamento e análise digital dos dados, foi utilizado um computador com processador *Intel Xeon X5450* de 3.0Ghz com 3.25 GB de memória RAM utilizando *Windows XP Professional Service pack 3* como sistema operacional.

Os *softwares* utilizados foram: *Definiens* 8.7 para segmentação de imagens e classificação orientada a objetos; *ENVI 4.7* para classificação pixel a pixel e pósprocessamento (validação das classificações).

Os dados multiespectrais foram adquiridos do sensor RE-4, acoplado aos satélites REIS (*RapidEyeimaging system*) para a região de Três Pontas e municípios vizinhos, com data de passagem 12 de Agosto de 2009. Essas imagens pertencem ao banco de dados geográficos do Governo do Estado de Minas Gerais. As imagens possuem resolução espacial de 5m, resolução espectral de 5 bandas (*Blue 440-510µm, Green 520-590µm, Red 630-685µm, Red-Edge 690-730µm, Near IR*, 760-850µm) sendo que todas foram utilizadas, resolução radiométrica de 12 bits, obtidas com correções geométricas e radiométricas.

2.3 Procedimento Metodológico

A Figura 1 representa o processo metodológico utilizado nas imagens para realização dos mapas de uso da terra e avaliação das classificações do trabalho.

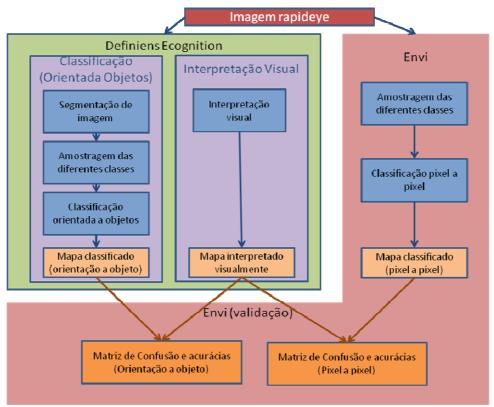


Figura 1. Processo metodológico.

A primeira etapa constitui-se da segmentação de imagem. Após diversos testes com os diferentes algoritmos de segmentação, dentre eles Chess Board Segmentation e Quad Tree Segmentation. Escolheu-se fazer uso do algoritmo Multiresolution Segmentation que permitiu extrair segmentos com base nos critérios de homogeneidade na escala, cor, forma, compacidade e suavidade, onde cor e forma são complementares, assim como compacidade e suavidade.

A avaliação da qualidade dos diversos parâmetros e de segmentações foi feita visualmente, visando objetos de classes distintas. Neste estudo foi dada prioridade ao atributo forma, o que implica em uma menor prioridade ao atributo cor, uma vez que culturas cafeeiras são plantadas em talhões em formas regulares, o que as difere da mata nativa.

Os atributos suavidade e compacidade tiveram prioridades iguais, pois a alteração de seus valores não comprometeu a segmentação. Buscou-se utilizar dois níveis de segmentação 1 e 2 . O nível 1 representava a separação das classes vegetadas densas das outras classes como pastos, água, áreas urbanas, envolvendo também tudo que não fosse vegetação, utilizando-se de segmentos grandes capaz de separá-los. O nível 2 contém segmentos menores, de maneira a não ocorrer misturas entre as futuras classes "café" e as demais classes de vegetação.

Na etapa de amostragem após a segmentação, buscou-se coletar amostras das futuras classes: água, vegetação, outros (áreas de pastagem, solo exposto e estradas), outras vegetações (reflorestamento e culturas que não sejam café) e áreas urbanas utilizando os atributos: brilho, NDVI, desvio padrão e respostas espectrais de cada banda.

Para a realização da classificação orientada a objetos, fez-se uso do algoritmo de classificação pelo vizinho mais próximo (*Nearest Neighbour*) que separa cada atributo selecionado para amostragem em uma dimensão. Uma vez estabelecidos os limites dentre tais classes, realizou-se a separação do café dos demais tipos de vegetação utilizando ainda atributos espectrais somando-se o uso de atributos texturais (Homogeneidade GLCM) e de forma (*Shape index*).

Os atributos escolhidos para separação das classes foram obtidos através da matriz de separabilidade das classes, uma tabela que informa quão distintas são as classes selecionadas.

Paralelamente foi realizada a classificação pixel a pixel da mesma área de estudo utilizando o algoritmo máxima verossimilhança, para que fosse realizada a comparação entre os métodos. Utilizou-se um máximo de 20 dimensões para a otimização de quais atributos selecionar para a distinção das classes. A Figura 2A ilustra uma matriz de separabilidade das classes e a Figura 2B ilustra um otimizador de atributos.

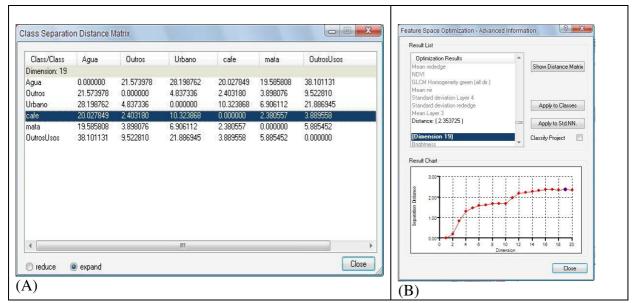


Figura 2. (A) Matriz de separabilidade de classes. (B) Otimizador de atributos.

2.4 Validação dos Resultados

Para validar a classificação realizada, foi feita verificação através de matriz de confusão, índice Kappa e acurácias entre o mapa gerado pela classificação da presente metodologia, com o mapa de referência classificado através de interpretação visual, conferido em campo pela equipe do laboratório geossolos da EPAMIG.

3. Resultados e Discussões

A Figura 3 mostra o mapa classificado resultado da classificação orientada a objetos aplicada à imagem Rapideye da área estudada. Observa-se as áreas de café separadas em cor vermelha, as áreas de mata em cor verde, as áreas de água em cor azul, a classe "outros" em cor amarela, as áreas urbanas em cor rosa e outras vegetações como reflorestamento em cor preta.

Classificação Orientada a Objeto da área de estudo - Três Pontas MG

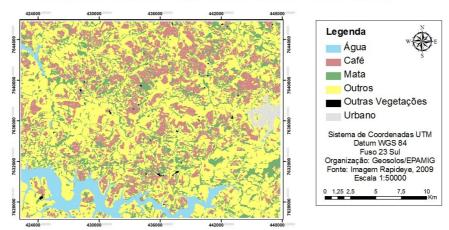


Figura 3. Classificação Orientada a objetos para a área de estudos de Três Pontas (MG).

Após classificada a imagem foi validada utilizando como testemunha uma imagem interpretada visualmente e validada em campo. Os resultados podem ser observados nas tabelas de matriz de confusão, tabela de erros de comissão e omissão, tabela de acurácia do produtor e consumidor, respectivamente Tabelas 1, 2 e 3 a seguir:

Tabela 1. Matriz de confusão da classificação orientada a objetos.

	Não Classificado	Água	Café	Mata	Outros	Outras Vegetações	Urbano	TOTAL
Não Classificado	0	227	915	1649	6708	0	0	9499
Água	0	1189404	0	15868	74109	0	123	1279504
Café	0	0	3828735	26941	198279	1291	0	4055246
Mata	0	4281	362168	2765342	373251	5197	213	3510452
Outros	0	278	924925	494815	9875429	2240	24737	11322424
Outras Vegetações	0	0	8003	6855	1491	17855	0	34204
Urbano	0	0	0	1763	11389	0	216458	229610
Total	0	1194190	5124746	3313233	10540656	26583	241531	20440939

Tabela 2. Erros de comissão e omissão da classificação orientada a objetos.

Classe	Comissão (%)	Omissão (%)
Água	7,4	0,40
Café	5,59	25,29
Mata	21,23	16,54
Outros	12,78	6,31
Outras Vegetações	47,80	32,83
Urbano	5,73	10,38

Tabela 3. Acurácia da classificação orientada a objetos.

Classe	Acurácia Produtor (%)	Acurácia Usuário (%)	
Não Classificado	0	0	
Água	99,60	92,96	
Café	74,71	94,41	
Mata	83,46	78,77	
Outros	93,69	87,22	
Outras Vegetações	67,17	52,20	
Urbano	89,62	94,27	

Para os valores da classificação orientada a objetos o índice Global e o índice Kappa obtiveram valores de 0,87536 e 0,80305 respectivamente.

Utilizou-se classificação pixel a pixel da mesma área de estudo, utilizando as classes: Água, café, mata, outros e outros usos. Não foram classificadas áreas urbanas, uma vez que ocorreu pouca separabilidade desta com a classe "outros", desta forma a fim de comparar as duas metodologias a área urbana foi fundida (*merge*) a classe outros. A Figura 4 mostra o mapa resultado da classificação pixel a pixel.

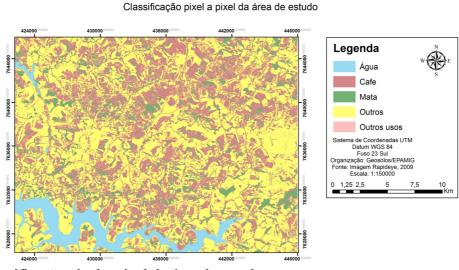


Figura 4. Classificação pixel a pixel da área de estudo.

Após classificada esta imagem também foi validada através da mesma imagem classificada visualmente e validada em campo. Os resultados podem ser observados nas Tabelas 4, 5 e 6 a seguir:

Tabela 4. Matriz de confusão da classificação pixel a pixel.

	Não classificado	Água	Café	Mata	Outros	Outros usos	TOTAL
Não Classificado	0	0	0	0	0	0	0
Água	0	1156621	1	1662	10839	0	1169123
Café	0	8814	3972743	1860782	1406229	15362	7263930
Mata	0	4234	658605	1104534	36827	1288	1805488
Outros	0	24595	487368	345208	9088399	671	9946241
Outros usos	0	0	6029	1047	27	9262	16365
TOTAL	0	1194264	5124746	3313233	10542321	26583	2020114

Tabela 5. Erros de comissão e omissão da classificação pixel a pixel.

3 T				
Classe	Acurácia produtor	Acurácia usuário		
Não classificado	0,00	0,00		
Água	1,07	3,15		
Café	45,31	22,48		
Mata	38,82	66,66		
Outros	8,62	13,79		
Outros Usos	43,40	65,16		

Tabela 6. Acurácia da classificação pixel a pixel.

Classe	Acurácia produtor	Acurácia usuário		
Não classificado	0,00	0,00		
Água	96,85	98,93		
Café	77,52	54,69		
Mata	33,34	61,18		
Outros	86,21	91,38		
Outros Usos	34,84	56,60		

Para os valores da classificação pixel a pixel o índice Global e o índice Kappa obtiveram valores de 0,75894 e 0,61964 respectivamente.

Comparado ao estudo de Vieira (2009) que faz uso de redes neurais para classificação do ambiente cafeeiro da mesma região, obtendo um índice Kappa de 0,4666 a classificação orientada a objetos mostra-se superior. Comparada também a classificação pixel a pixel realizada neste estudo para a mesma região, a classificação orientada a objetos mostra acurácias superiores. Entretanto comparada a abordagens de interpretação visual como a realizada neste estudo e a feita por Sousa (2009) que obteve Kappa de 0,98 para a mesma região é visto que a classificação automática é inferior à interpretação visual.

4. Conclusões

Para classificação de cultivos cafeeiros em imagens de alta resolução espacial como a Rapideye, é recomendado o uso de classificação orientada a objetos, uma vez que esta apresenta índices Global, índices Kappa e acurácias de usuário maiores do que a classificação pixel a pixel, todavia ainda é recomendado a realização de correção manual por um interprete, uma vez que este melhora as acurácias, além de ser possível o uso por parte do interprete do conhecimento prévio da região favorecendo a amostragem e o processo de segmentação que mostra-se parte importante da classificação orientada a objetos.

5. Agradecimentos

A Fundação de Amparo a Pesquisa de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo financiamento do projeto e concessão de bolsas e o apoio do Consórcio Brasileiro de Pesquisa e Desenvolvimento do Café (CBP&D Café). A Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais (EPAMIG) e a equipe do laboratório de Geoprocessamento GeoSolos. A Universidade Federal de Lavras (UFLA).

6. Referências Bibliográficas

Adami, M., Moreira, M. A., Rudorff, B. F. T. Avaliação do tamanho da amostra de segmentos regulares para estimar a área plantada com café na região sul de Minas Gerais. In: simpósio brasileiro de sensoriamento remoto (SBSR), XIII, 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. P. 15-20. Disponível em:

http://www.dsr.inpe.br/laf/cafesat/artigos/AvaliacaoCafeSulMG.pdf>. Acesso em: 11 nov. 2012.

CONAB, C. N. D. A. **Acompanhamento da safra Brasileira.** 2012. Disponível em: http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/12_09_06_10_10_21_boletim_cafe_setembro_2012.pdf Acesso em: 04. out. 2012.

Moreira, M. A. **Geotecnologias no mapeamento da cultura do café em escala municipal. Uberlândia**, 2008. 10p. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1982-4513200800100007&script=sci_arttext. Acesso em: 12 jul. 2012.

Sousa, R. B., Vieira, T. G. C., Alves, H. M. R., Volpato, M. M. L., Souza, V. C. O, Santos, W. J. R., Silva, E. mapeamento de áreas cafeeiras do sul de Minas Gerais – Machado e Três Pontas. In: VI Simpósio de Pesquisas dos Cafés do Brasil (SBSR). Disponível em:

http://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/880491/1/Mapeamentodeareascafeeiras.pdf Acesso em: 12. nov. 2012.

Souza, V. C. O., Vieira, T. G. C., Alves, H. M. R., Volpato, M. M. L. Análise e classificação textural de áreas de mata e café na região de Machado – MG. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 25-30., Abril., 2009, Natal, **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. Artigos, p. 7925-7932. Disponível em:

http://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/880111/1/Analiseeclassificacao.pdf >. Acesso em: 14. abril.2012.

Vasconcelos, C. H., Novo, E. M. L. M. Mapeamento do uso e cobertura da terra a partir da segmentação e classificação de imagens – fração solo, sombra e vegetação derivadas do modelo linear de mistura aplicado a dados do sensor TM/Landsat5, na região do reservatório de Tucuruí - PA. 2004. Disponível em: http://www.scielo.br/pdf/aa/v34n3/v34n3a14.pdf>. Acesso em: 30. abril. 2012.

Vieira, T. G. C., Lacerda, W. S., Botelho, T. G., Mapeamento de áreas cafeeiras utilizando redes neurais artificiais: Estudo de caso na região de Três Pontas, Minas Gerais. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 25-39.. Abril., 2009, Natal, **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. Artigos, p.7947-7954. Disponível em: http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.13.12.57/doc/7947-7954.pdf. Acesso em:

http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.13.12.57/doc/7947-7954.pdf. Acesso em 12. nov. 2012.