

Análise de imagem orientada a objetos no estudo da ocupação de cultivos de café no intervalo de 10 anos em Campos Gerais - MG

Luis Felipe Lima e Silva¹
Christiany Mattioli Sarmiento²
Otávio Augusto Carvalho Nassur³
Ludmila Magalhães⁴
Lucas Alves da Silva⁵

Universidade Federal de Lavras – UFLA
Caixa Postal 3037 – CEP 37200-000 – Lavras – MG, Brasil

¹luisufla@hotmail.com
²chrislavras@yahoo.com.br
³otavionassur@yahoo.com.br
⁴mag.ludmila@gmail.com
⁵lucas_eagricola@yahoo.com.br

Abstract. The technique of Remote Sensing has had a significant advanced in surveying coffee data, mainly focusing on the complementation of current techniques in use. The objective of this paper is to map coffee areas in Campos Gerais, Minas Gerais, Brazil, between the years of 2004 and 2014, applying K Nearest Neighbor algorithm (KNN). The area of study was mapped out in two classes: ‘coffee’ and ‘no coffee’, and researchers observed that there was an increase of 663,28 hectares of coffee crop in ten years.

Palavras - chave: remote sensing, coffee, mapped.

1. Introdução

A cafeicultura é uma atividade de grande importância mundial (Souza et al., 2012), sendo desenvolvida no Brasil desde 1727 (Silva; Alves, 2013; Zullo Júnior et al., 2011). Atualmente o Brasil é responsável por aproximadamente 35% da produção mundial de café e 25,3% das exportações de grãos verdes (Brasil, 2013). O estado de Minas Gerais é o maior produtor de café, responsável por 53% da produção nacional, sendo a região sul do estado, a maior produtora (companhia nacional de abastecimento - CONAB, 2013).

Geotecnologias tem sido promissoras para avaliar a dinâmica da cafeicultura (Moreira et al., 2010; Moura et al., 2009; Ortega-Huerta et al., 2012; Souza et al., 2012; Vieira et al., 2007), incluindo variáveis como extensão, distribuição e localização do ambiente em que o café é cultivado. Essas ações de mapeamento e quantificação das relações da cultura cafeeira com o meio físico favorecem ações estratégicas de planejamento (Moreira et al., 2010; Souza et al., 2012) e tomadas de decisões (Bernardes et al., 2012).

Em sensoriamento remoto o mapeamento é realizado por meio da classificação de imagens orbitais, que podem ser feitas através de análise visual (manual) ou automática,

utilizando classificadores pixel a pixel ou baseado em objetos. Basicamente, a classificação pode ser supervisionada (onde o usuário seleciona pixels de amostra e atribui classes a eles), uma das mais utilizadas em sensoriamento remoto, ou não-supervisionada (onde o próprio algoritmo atribui as classes aos pixels).

Na classificação de áreas cafeeiras, o algoritmo máxima verossimilhança (maxver), técnica supervisionada pixel a pixel, tem sido aplicado com frequência em imagens de média resolução espacial, como as do satélite landsat (Moreira et al., 2010; Ortega-Huerta et al., 2012; Souza et al., 2012; Tardin et al., 1992; Trabaquini et al., 2011). No entanto, alguns trabalhos ressaltam que na classificação do uso e ocupação do solo, os tradicionais algoritmos pixel a pixel, como o maxver, possuem eficiência reduzida por causa da ocorrência do aspecto granuloso nessas imagens (Campos et al., 2013), e nesse caso, os métodos baseado em objetos ou regiões (como o algoritmo *k - nearest neighbor* – knn) tem sido indicados (Duro; Franklin; Dubé, 2012; Marujo et al., 2013; Noma; Korting; Fonseca, 2013), pois consideram não apenas a informação espectral, mas também a espacial e a de textura (Campos et al., 2013). Segundo Hay e Castilla (2007), análise de imagem orientada a objetos é um sub-campo da ciência da informação geográfica onde há o desenvolvimento de métodos automáticos de particionamento de imagens considerando não somente o valor do pixel, mas também o objeto no espaço. O particionamento das imagens em objetos é realizado principalmente pela técnica de segmentação baseada na transformada watershed, conhecida como divisor de águas (Medeiros, 2003), considerada não-hierárquica e por simulação de imersão (Vincent e Soille, 1991). Imagens Landsat/TM e Landsat/ETM+ podem ser utilizadas para segmentação de imagens, onde Medeiros (2003) afirma que a principal ferramenta da técnica de segmentação é baseada na transformada watershed. Andrade (1998) obteve resultados promissores a partir da segmentação por *watersheds*, onde afirma que o algoritmo segmenta as imagens diretamente, executando-as em tempo linear e com baixas taxas de super e sub-segmentação. Marujo et al. (2013) utilizaram o algoritmo classificador *K - Nearest Neighbor* em uma imagem do satélite Rapideye para mapeamento do uso e ocupação da cultura do café. Os autores utilizaram o algoritmo *K - Nearest Neighbor* para dois métodos de classificação supervisionada: por regiões e orientada a objetos. Os melhores resultados foram obtidos a partir da classificação orientada a objetos, sendo esta recomendada para cultivos cafeeiros em imagens de alta resolução espacial.

Este trabalho objetivou analisar a evolução espacial de uma região cafeeira do município de Campos Gerais, MG no intervalo de 10 anos. Para a realização deste trabalho foram utilizadas imagens dos satélites Landsat 5/TM para o ano de 2004 e do satélite Landsat 8/OLI-TIRS para o ano de 2014. Em seguida, as imagens foram classificadas a partir de análise de imagem orientada a objetos onde se verificou a expansão da cultura cafeeira para a região.

2. Metodologia de Trabalho

A área de estudo está localizada no sul do estado de Minas Gerais, sudeste do Brasil, no município de Campos Gerais (Figura 1a e 1b), uma das maiores regiões produtora de café do Brasil. Sua localização é determinada pelas coordenadas geográficas 21°14'30

Sul e 45°36'30" Oeste. Para realização do estudo, selecionou-se uma propriedade com produção de café (Figura 1c).

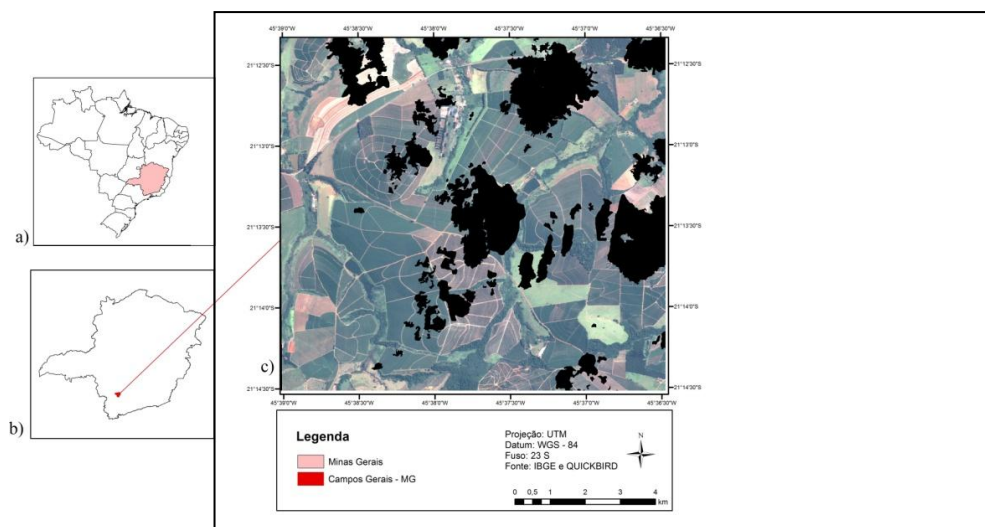


FIGURA 1 - a) Localização de Minas Gerais; b) Localização de Campos Gerais; c) Área de estudo.

Foram utilizadas imagens da série de satélites Landsat, Landsat 5/TM e Landsat 8/OLI-TIRS. Após a aquisição das bandas relativas à cena, realizou uma composição colorida utilizando as bandas 4 (infravermelho próximo), 3 (vermelho) e 2 (verde), cena 219/75 para o dia 23/08/2004 do Landsat 5/TM, com resolução espacial de 30 m. Após a geração da composição colorida, a mesma foi recortada de acordo com o arquivo vetorial referente ao contorno da propriedade escolhida. Para a imagem Landsat 8/OLI-TIRS, foi utilizada a mesma cena (219/75) para o dia 19/08/2014, com resolução espacial de 30 m nas bandas 5 (infravermelho próximo), 4 (vermelho) e 3 (verde), onde se gerou uma composição colorida e posterior recorte da imagem segundo arquivo vetorial do contorno da propriedade.

Para compreender a dinâmica espaço temporal realizou-se a análise de imagem orientada a objetos utilizando o algoritmo *k nearest neighbor* (KNN) para ambas as imagens. Na análise orientada a objetos, houve a necessidade de realizar, anterior a classificação, o processo de segmentação.

O processo de segmentação por extração de características foi executado utilizando o algoritmo *watersheds by immersion* (Campos et al., 2013; Vincent; Soille, 1991), que utiliza as características espaciais, espectrais (brilho e cor) e texturais de uma região de interesse (Aguirre-Gutiérrez; Seijmonsbergen; Duivenvoorden, 2012; Blaschke, 2010; Yan et al., 2006). Também foi utilizada a variável de razão de bandas para melhor discriminar as diferenças do comportamento espectral de alvos distintos (Araújo; Mello, 2010). Foram utilizadas as bandas do vermelho e do infravermelho próximo, formando o NDVI (Rouse et al., 1973), índice de vegetação por diferença normalizada.

Após a segmentação, foram coletadas amostras aleatórias de objetos das classes “café” e “não café”. Estas amostras foram localizadas com base em uma análise prévia da área de estudo onde foram coletados pontos com informações sobre tipo de uso e localização geoespacial utilizando o GPS geodésico Hiper Lite, da Topcon. Nas amostras, todos os parâmetros de atributos espaciais, de textura, e espectral foram considerados. Em seguida realizou-se a classificação com o algoritmo KNN. O

algoritmo de classificação KNN, proposto por Fukunaga e Narendra (1975), é uma técnica empregada no reconhecimento de padrões, baseada na técnica do vizinho mais próximo (*nearest neighbor*- NN), que utiliza os 'k' vizinhos mais próximos do padrão de consulta, ao invés de apenas o vizinho mais próximo (Xu et al., 2013).

Após a classificação, houve o cálculo da área em hectares - ha- para os usos café e não café nas classificações geradas a partir das imagens do satélite Landsat 5/TM e do Landsat 8/OLI-TIRS. O cálculo de área foi realizado a partir de ferramenta disponibilizada pelo SIG - sistema de informação geográfica - utilizado, chamada cálculo de geometria.

3. Resultados e discussão

Para o ano de 2004, observou-se que havia 1.540,96 ha de áreas onde não havia café e 295,35 ha de áreas com café (Figura 2).

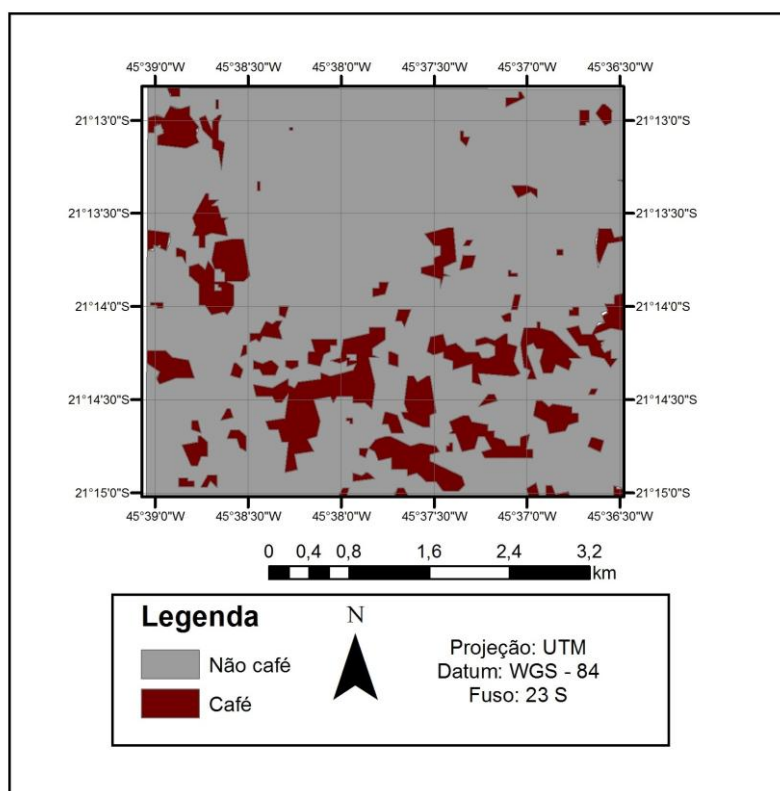


Figura 2: Discriminação das classes café e não café para o ano de 2004

Os 1.540,96 ha de áreas onde não havia café eram ocupados por outros usos, tais como pastagem, matas, solo exposto, corpos d'água. O tamanho da resolução espacial (30 metros) dificultou a coleta de amostras de áreas cafeeiras em estádios iniciais de desenvolvimento, sendo confundidas com o uso pastagem. Em áreas onde foram calculados 295,35 ha de café houve a mistura espectral com áreas de mata nativa.

A Figura 3 ilustra a discriminação das classes "café" e "não café" para o ano de 2014.

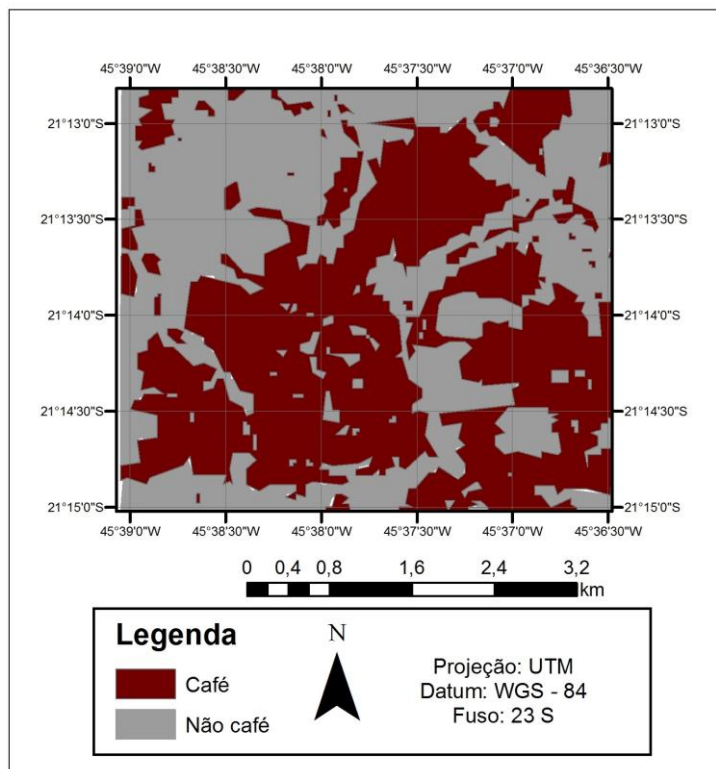


Figura 3: Discriminação das classes café e não café para o ano de 2014

Os resultados apontaram um aumento do uso "café" de 295,35 ha (2004) para 958,63 ha, no intervalo de dez anos. A área correspondente ao uso "não café" sofreu uma diminuição de 1.540,96 ha para 877,68 ha, conforme apresenta a Tabela 1.

Tabela 1: Quantificação da área (em hectares)

Classe de uso	Área (ha)/ 2004	Área (ha)/ 2014
Café	295,35	958,63
Não café	1.540,96	877,68
Total	1.836,31	1.836,31

A partir da Tabela 1, observa-se que houve um crescimento da área plantada de café na área de estudo no período de dez anos. Foi observado que o uso café aumentou em 663,28 hectares, no entanto, há de se ressaltar que houve confusão espectral de café com outros usos nos anos 2004 e 2014, sendo estes usos ocupados originalmente com mata e pastagem. Esse aumento da área plantada por cultivos de

café pode ser explicado pelo crescente interesse dos produtores por essa cultura devido ao desenvolvimento de variedades adaptadas a diversas regiões, acesso do produtor a novas tecnologias, aumento da procura por parte do mercado consumidor, alta rentabilidade comercial, dentre outros fatores.

4. Conclusões

- 1) A utilização do algoritmo classificador *k nearest neighbor* possibilitou discriminar as duas classes de uso;
- 2) Técnicas de análise de imagem orientada a objetos auxiliam na quantificação de cultivos cafeeiros utilizando imagens de média resolução espacial, no entanto, sugere-se para estudos futuros a aquisição de imagens de alta resolução espacial que forneçam maior detalhamento e assim, mais informações sobre a área em questão.

Agradecimentos:

FAPEMIG - Fundação de Amparo à Pesquisa do estado de Minas Gerais

CNPq – Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico

Referências Bibliográficas

AGUIRRE-GUTIÉRREZ, J.; SEIJMONSBERGEN, A. C.; DUIVENVOORDEN, J. F. Optimizing land cover classification accuracy for change detection, a combined pixel-based and object-based approach in a mountainous area in Mexico. **Applied Geography**, Amsterdam, v. 34, n. 1, p. 29-37, 2012.

ARAUJO, T. P.; MELLO, F. M. Processamento de imagens digitais: razão entre bandas. **Geociências**, São Paulo, v. 1, p. 121-131, 2010.

BERNARDES, T. et al. Diagnóstico físico-ambiental da cafeicultura no estado de Minas Gerais, Brasil. **Coffee Science**, Lavras, v. 7, n. 2, p. 139-151, ago. 2012.

BLASCHKE, T. Object based image analysis for remote sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 65, n. 1, p. 2-16, 2010.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Informe estatístico do café, julho de 2013**. Disponível em: <http://www.agricultura.gov.br/arq_editor/file/vegetal/Estatistica/Caf%C3%A9/Informe%20Caf%25E9%20-%20Julho-2013.xls>. Acesso em: 7 set. 2013.

CAMPOS, A. R. et al. Classificação orientada à objeto para mapeamento do uso e cobertura do solo do município de Rio Acima, MG: por crescimento de regiões e por extração de objetos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 8035-8042.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Avaliação da safra agrícola cafeeira 2013, segunda estimativa, maio/2013**. Brasília, 2013. 20 p. Disponível em:

<http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/13_05_14_09_35_12_boletim_cafe_mai_2013.pdf>. Acesso em: 8 set. 2013.

DURO, D. C.; FRANKLIN, S. E.; DUBÉ, M. G. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. **Remote Sensing of Environment**, Ottawa, v. 118, n. 1, p. 259-272, Jan. 2012.

FUKUNAGA, K.; NARENDRA, P. M. A branch and bound algorithms for computing k-nearest neighbors. **IEEE Transactions on Computers**, New York, v. 24, n. 7, p. 750-753, 1975.

HAY, G. J.; CASTILLA, G. Geographic Object-based Image Analysis (GEOBIA): a new name for a new discipline. In: **Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications**. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008. p. 75-89.

MARUJO, R. F. B. et al. Classificação orientada à objetos aplicada à cultivos cafeeiros em Três Pontas, MG. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 1338-1345.

MEDEIROS, N. G. **Segmentação Morfológica aplicada à cartografia**. 2003. 123 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) - Faculdade de Ciências e Tecnologia, UNESP, Presidente Prudente, 2003

MOREIRA, M. A. et al. Geotecnologias para mapear lavouras de café nos estados de Minas Gerais e São Paulo. **Revista Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 30, n. 6, p. 1123-1135, dez. 2010.

MOURA, L. C. et al. Levantamento e mapeamento espaço: temporal dos cafezais no município mineiro de Machado. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 10, n. 31, p. 124-134, set. 2009.

NOMA, A.; KORTING, T. S.; FONSECA, L. M. G. Integração de dados orbitais de sensoriamento remoto para estimar áreas da floresta Ombrófila densa do Estado do Paraná. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 2250-2257.

ORTEGA-HUERTA, M. A. et al. Mapping coffee plantations with Landsat imagery: an example from El Salvador. **International Journal of Remote Sensing**, La Libertad, v. 33, n. 1, p. 220-242, Jan. 2012.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: ERTS SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA, 1973. p. 309-317.

SILVA, F. M.; ALVES, M. C. **Cafeicultura de precisão**. Lavras: UFLA, 2013. 227 p.

SOUZA, V. C. O. et al. Espacialização e dinâmica da cafeicultura mineira entre 1990 e 2008, utilizando técnicas de geoprocessamento. **Coffee Science**, Lavras, v. 7, n. 2, p. 122-134, maio/ago. 2012.

TARDIN, A. T.; ASSUNÇÃO, G. V.; SOARES, J. V. Análise preliminar de imagens TM visando a discriminação de café, citrus e cana-de-açúcar na região de Furnas, MG. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.27, n.9, p.1355-1361, set.1992.

TRABAQUINI, K. et al. Caracterização de lavouras cafeeiras, utilizando técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto, no município de Umuarama, PR. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 35, n. 1, p. 35-44, fev. 2011.

VIEIRA, T. G. C. et al. Geotechnologies in the assessment of land use changes in coffee regions of the state of Minas Gerais in Brasil. **Coffee Science**, Lavras, v. 2, n. 2, p. 142-149, Dec. 2007.

VINCENT, L.; SOILLE, P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, Paris, v. 13, n. 6, p. 583-598, June 1991.

XU, Y. et al. Coarse to fine K nearest neighbor classifier. **Pattern Recognition Letters**, North-Holland, v. 34, p. 980-986, Feb. 2013.

YAN, G. et al. Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches-a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 27, n. 18, p. 4039-4055, Mar. 2006.