

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE IMAGENS DE SATÉLITES NO MAPEAMENTO DA REGIÃO CAFEIEIRA DE PATROCÍNIO, MG

Tiago BERNARDES¹, E-mail: tiago@epamig.ufla.br; Helena M. R. ALVES²; Tatiana G. C. VIEIRA³

¹Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais, Lavras, MG; ²Embrapa Café, Brasília, DF; ³ Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais/Instituto Mineiro de Agropecuária, Lavras, MG.

Resumo:

Imagens orbitais representam uma boa opção na coleta de dados sobre a superfície terrestre reduzindo custos e tempo necessários à sua realização. O uso de imagens de satélite representa uma ferramenta de grande utilidade para fins de mapeamento devido à sua grande abrangência em termos de área, periodicidade de imageamento em intervalos curtos, possibilidade de análise visual e espectral e baixo custo de aquisição. O sensoriamento remoto e o processamento digital de imagens fornecem dados que podem ser manipulados e integrados a outros tipos de dados em sistemas de informações geográficas, possibilitando a obtenção de informações importantes sobre a superfície terrestre. A idéia básica em classificação de dados multiespectrais é identificar grupos de atributos espaciais e isolá-los usando alguns limites de decisão. A classificação automática de imagens visa à categorização da cobertura da terra distinguindo as composições de diferentes materiais superficiais (Crosta, 1999). Os valores de nível de cinza de cada pixel são agrupados e associados a um tipo de cobertura da superfície terrestre imageada. A distinção entre os padrões de uso da terra é possível graças ao comportamento específico dos objetos ao longo do espectro eletromagnético, ou seja, os objetos da superfície terrestre interagem (reflectância, absorvância e transmitância) com a radiação eletromagnética de maneira diferenciada em função do comprimento de onda e de suas características bio-físico-químicas. Este trabalho visa à avaliação da qualidade de diferentes métodos de classificação automática de uma imagem do satélite Landsat para geração de um mapa de uso atual do município de Patrocínio, importante polo cafeeiro do estado de Minas Gerais. O processamento digital da imagem foi realizado pelo SPRING (Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas) do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais). Os classificadores automáticos utilizados foram: MaxVer (Máxima Verossimilhança), caracterizado como do tipo "pixel a pixel", Isepeg e Battacharya, considerados como classificadores por região. Para avaliação dos mapeamentos obtidos com os classificadores foi usado o mapeamento gerado por interpretação visual da mesma imagem. Para medição da acurácia foram usadas matrizes de contingência e o coeficiente de concordância Tau. O melhor índice obtido foi para a classificação pelo algoritmo Battacharya, seguido dos classificadores MaxVer e Isepeg. O relevo suavizado da região, que reduz a influência do sombreamento no comportamento espectral das coberturas, associado ao padrão da agricultura regional em que extensas áreas são ocupadas com culturas anuais e perenes colaborou para o bom desempenho dos classificadores. Em outras áreas cafeeiras do estado, onde o relevo é montanhoso e o uso agrícola muito segmentado, os mesmos classificadores apresentaram índices de acurácia inferiores.

Palavras-chave: sensoriamento remoto, análise de imagem, classificação, cafeicultura.

AUTOMATIC SATELLITE IMAGE CLASSIFICATION FOR MAPPING COFFEE LANDS OF THE REGION OF PATROCÍNIO, STATE OF MINAS GERAIS, BRAZIL

Abstract:

Remote sensing and geographic information systems have become important technologies for surveying and understanding the Earth's surface and the different environmental interventions made by Man. Satellite imagery is now regarded as the most economic and effective data source for mapping and monitoring natural resources due to the possibility of obtaining multispectral, multiresolution and multitemporal information over large geographical areas in short periods of time. Relevant information extracted with the aid of digital image processing techniques generate data that can be stored, treated and analyzed in the geographical information system, which also integrates all other sources of georeferenced data to provide important information for the development and validation of ecological models, land use planning and decision making processes from regional to global scales. The basic idea in classifying multispectral data is to identify clusters of spatial attributes and to isolate them using some decision limits. The automatic classification of multispectral images categorizes the land cover, distinguishing the composition of different surface materials (Crosta, 1999). The grey level values of each pixel are grouped and associated to a type of land cover. The patterns of land use can be distinguished due to the specific behaviour of the objects along the electromagnetic spectre. In other words, these objects on the earth surface interact (reflectance, absorption and transmittance) differently with the electromagnetic radiation according to their bio-physical-chemical characteristics. When this operation is carried out for all the pixels of a determined area the result is a thematic map showing the geographic distribution of a theme, such as vegetation or soil. Therefore, a classified remote sensing image is a type of digital thematic map. The objective of this work is to evaluate the reliability of different automatic classifiers of Landsat images to generate a land use map of Patrocínio, an important coffee growing region of the state of Minas Gerais in Brazil. The digital processing of the image was carried out using the SPRING software developed by INPE (Brazilian National Institute of Space Research). The automatic classifiers used were: MaxVer (Maximum Likelihood), characterized as a per-pixel classifier, Isepeg and Battacharya, considered per-field classifiers. A thematic map obtained from visual interpretation of the same image was used as reference for comparing the different

algorithms and for obtaining the accuracy indexes. Accuracy was measured using the Tau index proposed by Ma & Redmond (1995). The best classification was obtained with the Battacharya classifier, followed by the MaxVer and Isoseg algorithms. The coffee production systems in the area, characterized by large and more uniform coffee fields, associated with the smoother landscapes reduced the influence of shadowing and improved the results obtained with the same classifiers in the more hilly coffee lands of the state.

Key words: Remote sensing, image analysis, image classification, coffee.

Introdução

Nas últimas décadas, a tecnologia de sensoriamento remoto evoluiu das fotografias aéreas pancromáticas, tomadas a partir de aeronaves, passando pelas imagens digitais dos primeiros sensores acoplados a plataformas orbitais, ainda com baixa resolução espacial, até as atuais imagens multi e hiperespectrais de alta resolução espacial provenientes de modernos sensores em nível orbital. Paralelamente, a rápida evolução da engenharia de hardware e softwares computacionais, tem facilitado as pesquisas em sensoriamento remoto, permitindo o desenvolvimento de sofisticados métodos de análise e processamento digital de imagens.

O enorme volume de dados de sensoriamento remoto gerado diariamente tornaria-se pouco útil no monitoramento de importantes recursos naturais e atividades humanas na terra caso não fosse a constante a preocupação científica em criar novas abordagens e métodos de otimização da extração de informações. A atual produção de imagens de alta resolução somada às crescentes series temporais acumuladas desde os anos setenta precisam ser mais bem exploradas (Carvalho, 2001).

A classificação automática de imagens multiespectrais permite a extração rápida de informação e definição dos padrões de ocupação da terra. Visa a categorização da cobertura da terra distinguindo as composições de diferentes materiais superficiais. Duas abordagens distintas são adotadas na classificação automática de imagens digitais: Classificação supervisionada e não supervisionada. A classificação supervisionada é baseada num conjunto de amostras utilizadas para treinamento do classificador. Portanto há necessidade de observações de campo na data de passagem do satélite ou conhecimentos de fotointerpretação que permitam o reconhecimento dos padrões de uso da terra. Quando não for possível definir áreas representativas para o treinamento, podem ser utilizados algoritmos baseados em regras estatísticas capazes de fazer o reconhecimento das classes presentes na imagem. Neste caso a classificação é dita não supervisionada.

Diversos aspectos da informação em estudo não podem ser obtidos somente com base na informação contida no pixel, necessitando ser explorados também com relação à vizinhança do pixel e no contexto dos objetos de interesse (Blaschke, 2006). Assim, numa abordagem mais abrangente, os algoritmos comumente denominados classificadores por região utilizam, além da informação espectral de cada pixel, a informação espacial que envolve a relação entre os pixels e seus vizinhos. O processo de divisão da imagem em um conjunto de pixels contíguos que apresentam relação com seus vizinhos é denominado segmentação e deve ser executado na fase anterior à classificação.

São apresentados neste trabalho resultados obtidos para a classificação automática de imagens segmentadas (classificadores por região) e não segmentadas, convencionalmente conhecida como classificação por pixel.

Material e Métodos

Selecionou-se uma área de 520 km², a norte do município de Patrocínio-MG, correspondente às coordenadas 47° 06' 22'' W – 18° 47' 04'' S e 46° 51' 27'' W – 18° 36' 3'' S, cujo acesso se dá pela rodovia BR 352 entre Patrocínio e Coromandel. Foi utilizada uma imagem Landsat, tomada em 17/08/2005, correspondente à órbita/ponto 220/73, em composição colorida falsa cor 3B4R5G com resolução geométrica original de 30 metros. Esta imagem foi processada no sistema SPRING (INPE, 2005), cujos passos foram: recorte da cena para as coordenadas desejadas; conversão do formato original *TIFF* para *GRIB* no módulo IMPIMA; restauração com reamostragem de pixels para 15 metros e retificação geométrica com aquisição de pontos de controle em campo.

A definição das classes de uso da terra foi feita por interpretação visual da imagem, a qual foi considerada como referência na avaliação da exatidão das classificações automáticas. Foram identificadas as classes de uso da terra: **Mata:** formações florestais densas e florestas de galeria às margens dos córregos; **Reflorestamento:** áreas com plantação de eucalipto; **Café em produção:** lavouras com idade superior a 3 anos; **Café em formação/renovação:** lavouras em idade não produtiva, ou seja, até 3 anos; **Outros usos:** áreas com culturas anuais em diversos estágios de desenvolvimento, pastagens e vegetação de brejo; **Corpos D'água:** represas e áreas de alagamento;

Os classificadores automáticos utilizados foram: (i) MaxVer, caracterizado como do tipo “pixel a pixel” porque utiliza apenas a informação espectral, isoladamente, de cada pixel para encontrar regiões homogêneas. Este algoritmo considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos; e o seu treinamento é feito de maneira supervisionada. (ii) e (iii) Isoseg e Battacharya, considerados como classificadores por região porque utilizam, além de informação espectral de cada pixel, a informação espacial que envolve a relação entre os pixels e seus vizinhos. Neste caso é necessária a segmentação da imagem em regiões homogêneas, definindo critérios de: similaridade, ou seja, o valor mínimo de diferença entre *Níveis de Cinza* abaixo do qual duas classes são consideradas similares e agrupadas numa mesma região e *Área*, que é o número mínimo de pixels necessários para individualização de

uma área. A diferença entre estes dois classificadores está no treinamento das amostras para a classificação: não supervisionado para Ioseg e supervisionado para Battacharya.

As amostras para treinamento dos classificadores foram definidas com base em padrões característicos de cada classe de uso na própria imagem e com auxílio de dados coletados em campo e georeferenciados. As classificações foram avaliadas quanto aos erros temáticos, ou seja, quais objetos foram classificados como uma determinada classe quando na verdade pertenciam a outra classe no mundo real. Para medição da acurácia foi utilizado o coeficiente de concordância Tau, proposto por Ma & Redmond (1995). Este índice apresenta resultados intermediários entre os outros dois mais utilizados: índice Global e índice Kappa, mostrando tornar possível a correta consideração das concordâncias real e casual para a situação na qual é assumida a equiprobabilidade e ocorrência das categorias de informação (Machado, 2002). Naeset (1996) justifica que Tau pode ser interessante como um coeficiente que reflete a acurácia de uma classificação, pois estima as concordâncias ao acaso.

Os dados considerados como verdade de campo foram obtidos da interpretação visual da mesma imagem orbital na qual foram aplicadas as técnicas de classificação automática. Assim, foram montadas matrizes de confusão, derivadas de tabulação cruzada dos mapeamentos obtidos pelas classificações automáticas e da interpretação visual, considerada como referência para obtenção dos coeficientes estatísticos de exatidão. Em função da incorporação de parâmetros auxiliares mais complexos, a interpretação visual permite a obtenção de simulações mais aproximadas da realidade do que as classificações automáticas, e por isso foi considerada como verdade de campo. Bernardes (2006) encontrou coeficientes de exatidão próximos de 0,7 para a interpretação visual de uma imagem Landsat na região de Patrocínio, sendo que em diversas comparações com classificadores automáticos, a abordagem visual apresentou melhor desempenho.

Resultados e discussão

A figuras 1, 2, 3 e 4 apresentam os mapeamentos obtidos pela interpretação visual e pelos classificadores automáticos: Battacharya, Ioseg e MaxVer. Os índices de exatidão encontrados, avaliados por meio do coeficiente de concordância Tau, para cada classificador automático são apresentados na Tabela 1, seguidos dos índices de qualidade propostos por Landis & Koch (1977).

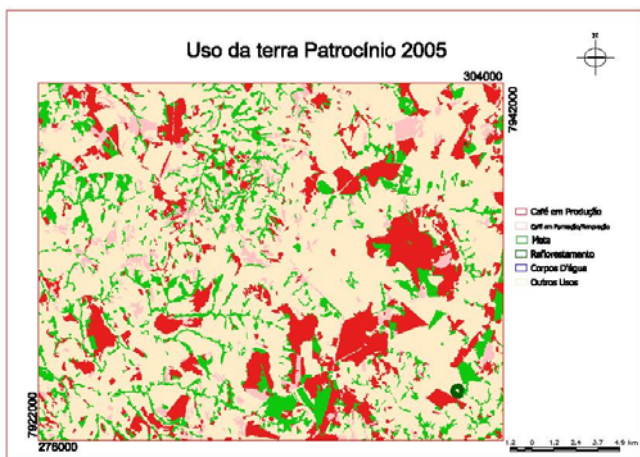


Figura 1: Interpretação Visual

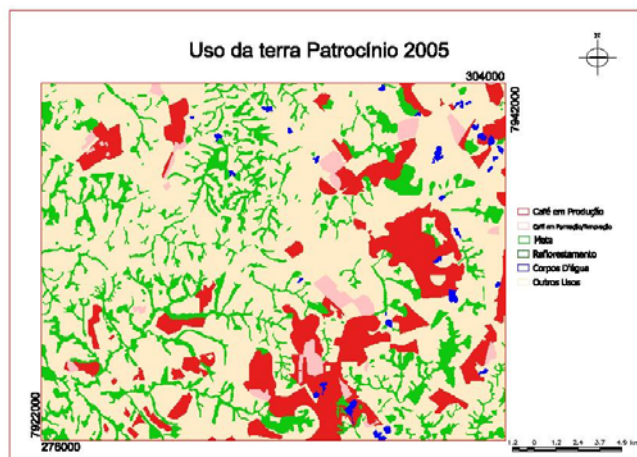


Figura 2: Classificador - Battacharya

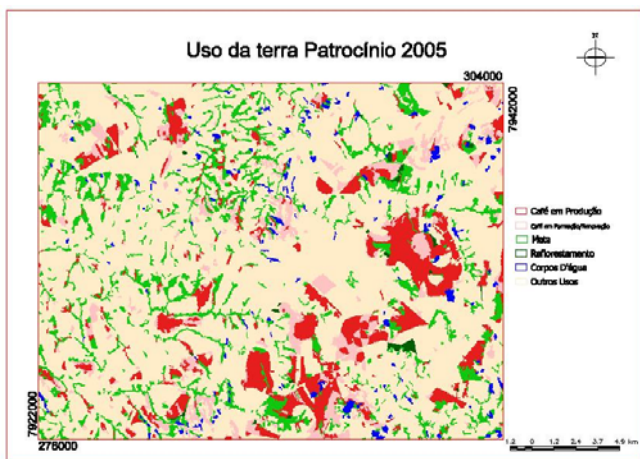


Figura 3: Classificador - Ioseg

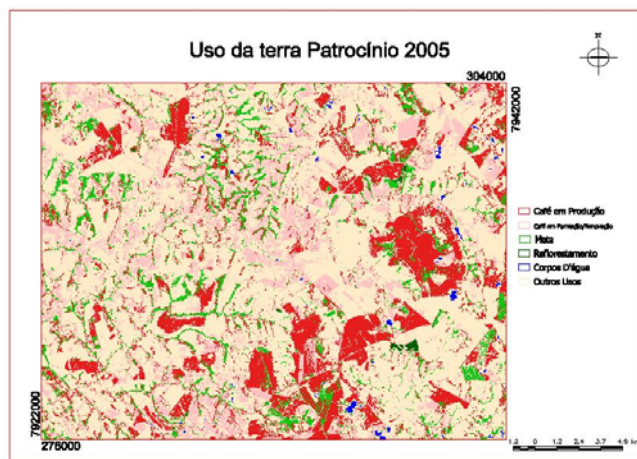


Figura 4: Classificador - MaxVer

Tabela 1: Índice Tau para cada classificador automático seguidos da qualidade da classificação conforme proposto por Lands & Koch (1977).

CLASSIFICADORES			
	MaxVer	Isoseg	Battacharya
COEFICIENTE TAU	0,57	0,47	0,73
QUALIDADE	BOA	BOA	MUITO BOA

Levando em conta a classificação de índices Kappa proposta por Landis & Koch (1977), é possível enquadrar as classificações obtidas como Boa e Muito Boa. Contudo, Anderson *et al.* (1979) consideram que índices de exatidão Global devem ser de no mínimo 85%. Neste caso as classificações obtidas ainda ficam aquém do desejável, o que não invalida os resultados, uma vez que as classificações automáticas, em geral, apresentam coeficientes de exatidão não muito elevados, sobretudo para regiões com relevo acidentado. Machado (2002) encontrou valores da ordem de 0,12 a 0,31 para o índice Tau na classificação supervisionada de diferentes transformações de imagens, concluindo que o mapeamento digital automatizado na região da Zona da Mata em Minas Gerais pode ser utilizado apenas como referência de localização das principais classes de uso. O autor atribuiu o baixo desempenho do classificador à problemas relacionados à similaridade espectral, à topografia acidentada da região, com o conseqüente sombreamento das imagens, e à fragmentação das lavouras de café localizadas em áreas contíguas a matas nativas. Shimabukuro & Smith (1995) comentam que o sucesso na caracterização e mapeamento de determinados alvos depende, além das características dos sensores, das características espectral e espacial dos alvos.

O melhor índice obtido foi para a classificação pelo algoritmo Battacharya, com 73% de acerto, seguido do classificador MaxVer, com 57% e Isoseg, com 47% de acerto em relação à interpretação visual, considerada aqui como referência. Dentre os três classificadores avaliados o Battacharya é o único que incorpora simultaneamente o conceito de vizinhança e treinamento das amostras de forma supervisionada. Na mesma região, a poucos quilômetros de distância, porém numa estrutura de relevo diferenciado, Bernardes (2006) obteve valores menores para os mesmos classificadores. A seqüência entre eles, contudo, foi a mesma, ou seja, Battacharya com o melhor desempenho, MaxVer em segundo lugar e Isoseg em terceiro. Áreas de relevo acidentado e lavouras fragmentadas e contíguas a remanescentes de vegetação nativa causaram uma maior confusão espectral responsável pelos piores índices encontrados pelo autor.

Portanto, na região estudada, as grandes áreas de relevo plano e extensas áreas ocupadas com culturas anuais e perenes predominantemente homogêneas favorecem o bom desempenho dos classificadores automáticos, sendo o algoritmo Battacharya o que melhor se adaptou às características da área. Embora a literatura considere índices mínimos de 85% como indicativos de mapeamentos confiáveis, os valores obtidos neste trabalho apresentam-se superiores aos observados em trabalhos realizados na mesma região. Ademais, pequenas correções efetuadas por operadores de edição vetorial ou matricial disponíveis no SIG podem ser incluídas como procedimento final de ajuste dos mapas gerados. Assim, pode-se incorporar ao produto final a agilidade dos classificadores automáticos e a qualidade da interpretação visual baseada em observações de campo.

Conclusões

Na região estudada, dentre os classificadores utilizados, o algoritmo Battacharya foi o que apresentou o melhor desempenho no mapeamento automatizado das classes de ocupação da terra, com uma exatidão em torno de 70%. Nesta região o mapeamento do uso da terra pode ser feito de maneira rápida e com um índice de acerto bem próximo do aceitável, eliminando maior parte do procedimento de interpretação visual. Eventuais ajustes auxiliados por conhecimentos de fotointerpretação e campanhas de campo permitem a obtenção de mapas confiáveis sobre a distribuição espacial dos diferentes tipos de uso da terra bem como a dinâmica de ocupação das terras na região de Patrocínio.

Referências Bibliográficas

- Anderson, J. R.; Hardy, E. E.; Roach, J. T.; Witmer, R. E. (1979) *A land use and land cover classification system for use with remote sensor data*. Washington:USGS. 28 p.
- Bernardes, T. (2006) *Caracterização do ambiente agrícola do complexo Serra Negra por meio de Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica*. 119 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas). Universidade Federal de Lavras, Lavras.
- Blaschke, T.; Burnett, C.; Pekkarinen, A. (2006) Image segmentation methods for object-based analysis and classification. In: De Jong, S. M. & Der Meer, F. D. (eds). *Remote sensing image analysis – including the spatial domain*. Dordrecht, The Netherlands, Springer. pp. 211-236.

- Carvalho, L. M. T. de. (2001) *Mapping and Monitoring Forest Remnants, a multiscale analysis of spatio-temporal data*. 138 p. Tese (PhD em Sensoriamento Remoto), Wageningen University, Wageningen.
- Crosta, A. P. (1999) *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. Campinas: IG/UNICAMP, 170 p.
- Lands, J. R.; Koch, G. G. (1977) The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33:159-154.
- Ma, Z.; Redmond, R. L. (1995) Tau coefficient for accuracy assessment of classification of remote sensing data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61:435-439.
- Machado, M. L. (2002) *Caracterização de agroecossistemas cafeeiros da Zona da Mata de Minas Gerais, usando Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informações Geográficas*. 137 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) Universidade Federal de Lavras, Lavras.
- Naesset, E. (1996) Conditional Tau coefficient for assessment of producers accuracy of classified remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry*, 51:91-98.
- Shimabukuro, Y. E.; Smith, J. A. (1991) The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 29:16-20.
- SPRING (2005) *Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas* - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, V.4.2.