

Avaliação da acurácia do mapeamento do uso da terra no complexo Serra Negra, Patrocínio, MG, por interpretação visual e classificação automática de imagens Landsat.

Tiago Bernardes¹
Helena Maria Ramos Alves²
Tatiana Grossi Chquiloff Vieira¹
Hélcio Andrade³

¹ Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais - EPAMIG/CTSM
Caixa Postal 76 - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil
{tiago, tatiana}@epamig.ufla.br

² Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - EMBRAPA Café
Caixa Postal 176 - EPAMIG/CTSM - 37200-000, - Lavras - MG, Brasil
helena@ufla.br

³ Universidade Federal de Lavras - UFLA
Caixa Postal 37 - 37200-000 – Lavras - MG, Brasil
handrade@ufla.br

Abstract. The use of remote sensing images in the mapping of land use has become common in recent years. However, the accuracy of the maps produced must be estimated in order to assess the suitability of this tool for each different application. The objective of this work is to evaluate the performance of automatic classification algorithms applied to a Landsat image of an area in the Alto Paranaíba region, in Minas Gerais, and to compare them to traditional interpretation methodologies. An orthophoto was used as reference in the evaluation of the accuracy of the classifications. The three indices used showed that visual interpretation is superior to automatic classifications, indicating the suitability of this technique in the correction and adjustments of these classifications, in the choosing of vegetation spectral samples, for the training of classifiers, and even in mapping of small areas with orbital images.

Key words: remote sensing, visual interpretation, automatic classification, accuracy, land use mapping, sensoriamento remoto, interpretação visual, classificação automática, acurácia, mapeamento do uso da terra.

1. Introdução

Nos últimos anos, um enorme volume de dados sobre a superfície terrestre e sua cobertura vegetal vem sendo gerado diariamente por meio de imagens de sensoriamento remoto, tornando necessária a definição de procedimentos confiáveis de mapeamento e interpretação destes dados, com rapidez suficiente para acompanhar esta velocidade de geração. Apesar da evolução da engenharia de hardware e sofisticados sistemas computacionais proporcionarem um significativo ganho de tempo na realização desta tarefa através de algoritmos de classificação automática, seu desempenho ainda encontra-se fortemente dependente de características da área estudada como relevo, diversidade e tamanho de fragmentos da cobertura vegetal, uma vez que a análise digital se baseia, quase exclusivamente, na intensidade radiométrica de cada pixel das bandas utilizadas na interpretação (CHUVIECO, 1990). A análise visual apresenta a vantagem de incorporar elementos de reconhecimento bem mais complexos que a simples análise do valor digital do pixel na imagem. Informações adicionais sobre a cobertura vegetal, como aquelas inferidas pelas tradicionais técnicas de fotointerpretação visual, continuam sendo de grande valia, por exemplo, na definição de amostras de treinamento dos algoritmos de classificação automática.

Devido às vantagens inerentes das imagens orbitais, seja no custo, facilidade e periodicidade de obtenção, estas vêm sendo utilizadas em mapeamentos por meio de interpretação visual quando as classificações automáticas se mostram insatisfatórias. Isto se aplica mesmo no caso de imagens de média e baixa resolução espacial, como os produtos do TM (*Thematic Mapper*) do satélite Landsat, que dificultam o processo de fotointerpretação. Torna-se importante, contudo, uma avaliação da acurácia das classificações através da interpretação visual e de sua performance em relação às classificações automáticas. Ademais, as amostras para treinamento de classificadores são muitas vezes obtidas desta maneira, ou seja, pela interpretação um tanto quanto subjetiva de elementos com algum significado semântico na imagem de satélite e sua atribuição a alguma modalidade de uso da terra. É desejável, portanto, a obtenção de índices que determinem a confiabilidade de um procedimento sabidamente apropriado, porém muito variável em função da subjetividade.

Neste trabalho, uma imagem do sensor TM Landsat 5 e fotografias aéreas verticais ortorestituídas foram utilizadas para definição da acurácia de mapeamento do uso da terra por interpretação visual e classificação automática, na região do domo de Serra Negra, no município de Patrocínio, em Minas Gerais.

2. Material e Métodos

A área de estudo encontra-se na Região Sudeste, estado de Minas Gerais, na bacia hidrográfica do Alto Paranaíba. Posiciona-se geograficamente entre as coordenadas 18° 58' 29.61'' a 18° 50' 55.17'' de latitude S e 46° 55' 6.86'' a 46° 45' 27.95'' de longitude W, podendo ser evidenciada em imagens orbitais, levantamentos aerofotogramétricos e demais documentos cartográficos a particularização da mesma no contexto regional. Com uma área total de 231.84 km² (16,8 km sentido leste-oeste por 13,8 km no sentido norte-sul), encontra-se a aproximadamente 280 metros acima do nível de base local, com altitude máxima de 1.270 metros a sudoeste na borda da estrutura dômica e 1.160 metros ao centro, onde está localizada a lagoa do Chapadão do Ferro. O acesso a partir de Belo Horizonte é feito pela rodovia BR 262 até o município de Ibiá, onde a rodovia MG 187, rumo a Patrocínio, conduz à estrada de chão, a 2 km da cidade, em direção ao Município de Cruzeiro da Fortaleza, que corta todo o complexo no sentido W - E.

Para a extração das classes de uso da terra foram obtidas, em formato digital *TIFF*, as seguintes imagens: a) Landsat-5/TM (*Thematic Mapper*), tomada em 16 de julho de 2002, com resolução espacial de 30 metros, correspondente à órbita/ponto 220/73, bandas 3, 4 e 5; b) Ortofotomosaico, cujo vôo foi realizado em 15 de julho de 2002, com resolução espacial de 1 metro, em escala 1:25.000 (MATERIAL INÉDITO), cedido em caráter extraordinário pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE.

O processamento digital das imagens, vetorização do mapa temático de uso da terra e classificações automáticas foram realizados no Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING-INPE).

Iniciaram-se os trabalhos com a obtenção da imagem orbital e do mosaico de fotografias aéreas ortorestituído, ambos em formato digital, sendo este último importado diretamente para o SPRING em formato *GeoTIFF*, não necessitando portanto dos procedimentos de retificação geométrica. Posteriormente a imagem de satélite foi recortada e convertida no módulo IMPIMA para o formato *GRIB* (*Gridded Binary*), um formato de valores de ponto de grade expresso em modo binário, que se destina a aumentar o desempenho da transmissão e economizar memória no armazenamento, visto que é uma forma compactada de dados (INPE, 2004).

A imagem foi retificada em modo tela com base na ortofoto para o reconhecimento dos pontos de controle (*GCPs - Ground Control Points*). Os pontos de controle (*GCP's*), erro de pontos teste (*ePT's*), erro de pontos de controle (*eGCP's*) e o grau do polinômio usado na transformação das coordenadas de imagem (linhas e colunas) para as coordenadas de referência (Universal Transverso de Mercator – *UTM*) são apresentados na **Tabela 1**:

Tabela 1 – Principais parâmetros utilizados na definição da qualidade do registro da imagem Landsat

<i>GCP's</i>	<i>ePT's</i> (pixels)	<i>eGCP's</i> (pixels)	Polinômio
31	1,3	0,5	1° grau

Como o processo de retificação implica na produção de uma nova imagem, a interpolação dos novos valores de pixel foi feita por reamostragem pelo método do Vizinheiro Mais Próximo (*VMP*), a fim de reduzir a interferência na resposta espectral correspondente do alvo. Este método utiliza o valor radiométrico do pixel mais próximo do centro daquele que se deseja calcular e produz alterações mínimas nos valores de nível de cinza da imagem.

O processo de fotointerpretação foi realizado pela observação simultânea dos elementos de reconhecimento como tonalidade e cor, textura, forma, tamanho, padrão, sombra e associação de evidências, descritos por Marchetti & Garcia (1997). As propriedades dos elementos texturais e das formas foram analisadas e os limites das zonas homólogas foram traçados manualmente na tela do computador, utilizando-se um operador de edição vetorial do SPRING que permite a sobreposição de linhas às imagens matriciais.

Foram interpretadas visualmente a imagem do sensor *TM (Thematic Mapper)* do Landsat 5, com resolução espacial de 30 metros, além do ortofotomosaico, cujo vôo foi realizado na mesma data, com resolução espacial de 1 metro, com o intuito de se realizar a checagem da acurácia das interpretações visual e automática da imagem orbital.

Com base nos critérios de fotointerpretação as classes de uso foram compostas da seguinte forma: MATA – formações florestais densas e florestas de galeria às margens dos córregos; CERRADO – campo sujo, cerrado e cerradão; CAFÉ EM FORMAÇÃO – lavouras em idade não produtiva, ou seja, até 3 anos; CAFÉ EM PRODUÇÃO – lavouras com idade superior a 3 anos; SOLO EXPOSTO – áreas em preparo para plantio, extração mineral ou com culturas em fase de germinação; OUTROS USOS – áreas com culturas anuais em diversos estágios de desenvolvimento, pastagens e vegetação de brejo; ÁGUA – correspondente à lâmina d'água na lagoa do Chapadão do Ferro e represas;

Foram criadas no SPRING uma categoria do modelo IMAGEM, cujos planos de informação correspondiam às duas cenas (Imagem Landsat e ortofotomosaico) e outra categoria do modelo TEMÁTICO, denominada USO DA TERRA, com as classes discriminadas acima, onde foram vetorizados planos de informação sobre cada imagem.

Utilizou-se ainda de um conjunto avançado de ferramentas para processamento e classificação automática de imagens. Os classificadores utilizados foram aqueles disponíveis na versão 4.2 do SPRING, a saber: Máxima Verossimilhança (*MAXVER*), caracterizado como do tipo “pixel a pixel”, Isege e Battacharya, considerados como classificadores por região. Para o treinamento dos classificadores foram definidas e amostradas tantas classes quanto necessárias para expressar a diversidade de padrões espectrais de cada tipo de cobertura. Posteriormente, na fase de mapeamento da imagem classificada para classes temáticas, foram associadas, por exemplo, Mata1, Mata2 e Mata3 à classe Mata; Outros Usos1, ..., Outros Usos5 à classe Outros Usos, e assim por diante. Este procedimento permite a distinção do maior número possível de

padrões dentro de uma mesma classe, ainda que sem nenhum conteúdo semântico, e evita que regiões não sejam classificadas por falta de amostras para treinamento.

Foram montadas matrizes de confusão para avaliação da exatidão dos mapeamentos gerados pela fotointerpretação e classificações automáticas da imagem Landsat *TM* tomando como base o conjunto de dados considerado como verdade terrestre, proveniente da fotointerpretação do mosaico.

A exatidão foi medida pelos índices Global, Kappa e Tau para posterior comparação do desempenho dos diferentes índices em cada tipo de classificação.

3. Resultados e Discussão

A **Tabela 2** apresenta os valores dos três índices obtidos com a interpretação visual e cada uma das classificações automáticas e sua qualidade segundo proposto por Landis & Koch (1977). A **Figura 1** ilustra o comportamento dos índices de exatidão Global, Kappa e Tau, considerando-se todas as classificações realizadas.

Tabela 2 – Índices de exatidão obtidos com a interpretação visual e classificações automáticas da imagem Landsat 2002

	IG	KAPPA	TAU
Visual	0,78 MB	0,67MB	0,74 MB
Isoseg	0,48 B	0,31R	0,39 R
Battacharya	0,55 B	0,38 R	0,48 B
MAXVER	0,52 B	0,28 R	0,44 B

MB = muito boa - B = boa - R = razoável

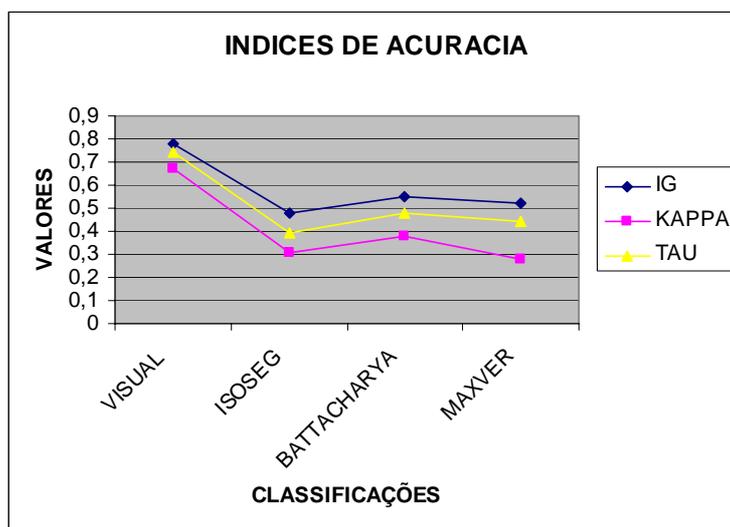


Figura 1 – Comportamento dos índices de exatidão Global, Kappa e Tau, considerando-se todas as classificações realizadas.

Os melhores índices obtidos foram para a interpretação visual, com um Índice Global expressando uma razão entre os pixels corretamente classificados na interpretação da imagem

Landsat e o total de pixels de referência de 78% (IG = 0,78). Este valor foi inferior aos encontrados por Ferreira et al. (2005) que trabalharam com dados de três fotointérpretes experientes e obtiveram índices de até 96%. No entanto, estes autores compararam dados resultantes dos sensores ETM⁺ do LANDSAT 7, que, em caso de fusão de bandas, resulta numa resolução espacial de 15 metros e CCD do programa CBERS, com resolução de 19,5 metros. Neste caso, as resoluções aproximadas vão proporcionar um nível de detalhamento semelhante nas duas imagens, resultando em mapeamentos semelhantes que irão refletir em elevados índices. Os coeficientes Kappa e Tau encontrados para esta classificação foram de 0,67 e 0,74.

Para as classificações automáticas, o melhor valor para o Índice Global foi obtido pela classificação pelo algoritmo Battacharya, com IG = 0,55, seguido dos classificadores MAXVER e ISOSEG, com valores de 0,52 e 0,48, respectivamente. Este comportamento se manteve para o índice Tau, ou seja, a classificação visual se apresentando como a melhor, com Tau = 0,74, seguida dos algoritmos Battacharya (Tau = 0,48), MAXVER (Tau = 0,44) e ISOSEG (Tau = 0,39). Sendo assim, percebe-se a semelhança das curvas destes dois índices em relação às diferentes classificações, quando plotadas em um mesmo gráfico conforme mostra a Figura 1. Quanto ao coeficiente Kappa, a classificação visual e Battacharya também foram as melhores (kappa = 0,67 e 0,38). No entanto, este índice indicou a classificação pelo algoritmo ISOSEG (kappa = 0,31) como melhor em relação ao MAXVER (kappa = 0,28).

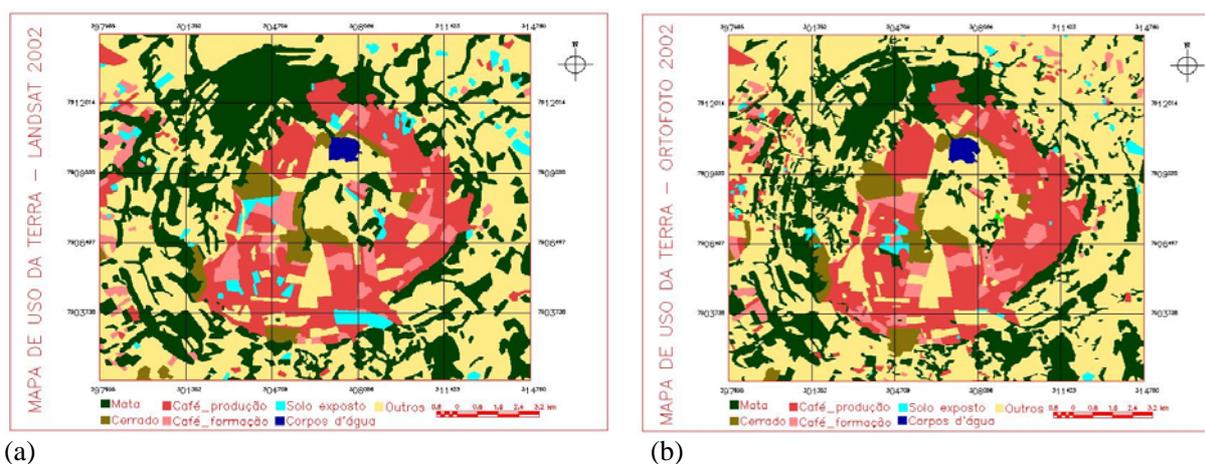
O posicionamento intermediário da curva do coeficiente Tau se deve à maneira como cada índice contempla a concordância casual em sua formulação. Segundo Brites (1996), o Índice Global sempre resultará em valores mais altos que Kappa e Tau, superestimando a avaliação da exatidão, uma vez que não considera os erros de omissão e comissão implícitos no restante da matriz. Já o índice Kappa, ao calcular a concordância casual, inclui os elementos da diagonal principal, fazendo com que esta concordância seja superestimada, reduzindo o valor do índice. Sendo assim, em virtude de considerar em sua formulação a concordância casual *a priori*, o índice Tau situa-se entre os extremos que representam as outras duas situações, ou seja, a total desconsideração da casualidade e sua superestimação. Depreende-se, portanto, que este seja o índice que represente com mais segurança a exatidão de processos de classificação concordando com outros estudos (Brites, 1996; Ma & Redmond, 1995; Machado, 2002).

Considerando a classificação de índices de acurácia proposta por Lands & Koch (1977), os valores obtidos foram enquadrados como **razoável**: Tau entre 0,2 e 0,4 no caso da classificação pelo algoritmo ISOSEG; **boa**: Tau entre 0,4 e 0,6 para os algoritmos MAXVER e Battacharya; e **muito boa**: Tau entre 0,6 e 0,8 para a classificação visual.

A **Tabela 3** apresenta o resultado da tabulação cruzada entre os planos de informação referentes à interpretação visual da imagem Landsat e do ortofotomosaico, exibindo os pixels corretamente classificados na diagonal principal, os erros de omissão e comissão e a exatidão do produtor e usuário.

Numa análise mais detalhada dessas medidas de exatidão, verifica-se que aproximadamente 54% da área real de café em formação – interpretação da ortofotoimagem – foi delimitada erroneamente (erros de omissão) pela interpretação visual da imagem de satélite. Os 46% corretamente classificados (exatidão do produtor) correspondem a cerca de 39% da área real de café em formação, representados pela exatidão do consumidor. Ainda, aproximadamente 61% da área mapeada como café em formação na imagem de satélite não correspondia espacialmente ao real, o que equivale aos erros de comissão para esta classe. No entanto, apenas esta classe e a classe solo exposto apresentaram resultados desta ordem, sendo que todas as outras apresentaram erros de omissão próximos de 20%, resultando em exatidões do produtor em torno de 80%. A

maior dificuldade de acerto nas simulações destas duas classes se deve à complexidade da resposta espectral dos alvos, influenciada por parâmetros como vigor vegetativo e densidade de plantio (Vieira, 2006), no caso do café, e pelos diferentes estágios de desenvolvimento de plantas daninhas nas áreas preparadas para plantio, no caso do solo exposto. A **Figura 2** ilustra o bom desempenho da interpretação visual na geração do mapa a partir da imagem Landsat. Observa-se a semelhança entre os mapeamentos oriundos da imagem Landsat e do ortofotomosaico.



(a) (b)
Figura 2 - Classes de uso da terra mapeadas por interpretação da imagem Landsat (a) e do ortofotomosaico (b).

4. Conclusões

A fotointerpretação visual se apresentou melhor que todas as classificações automáticas realizadas, indicando que mesmo em imagens de baixa e média resolução espacial esta é uma técnica apropriada para a avaliação da ocupação da terra. As técnicas de mapeamento digital automatizado por sua vez, embora enquadradas como boas segundo as classificações propostas na literatura, podem ser usadas apenas como referência na localização dos tipos de ocupação da terra e não para descrições quantitativas.

Embora a interpretação visual de imagens orbitais venha a ser um procedimento moroso e muitas vezes inviável, devido às grandes extensões de área cobertas por estas imagens, apresentasse de grande utilidade quando da escolha de amostras para treinamento de classificadores automáticos.

5. Referências Bibliográficas

BRITES, R. S. **Verificação de exatidão em classificação de imagens digitais orbitais: Efeitos de diferentes estratégias de amostragem e avaliação de índices de exatidão.** 1996. 101 p. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG.

CHUVIECO, E. **Fundamentos de teledetection espacial.** Madrid: Unigraf, 1990. 453 p.

FORMAN, R.T.T. 1995. *Land Mosaics: The Ecology of Landscapes and Regions.* Cambridge U. Press, N.Y.

FERREIRA, E.; SANTOS, J. P.; BARRETO, A. C.; DANTAS, A. A. A. Identificação de fragmentos de floresta nativa, por diferentes intérpretes, com a utilização de imagens Landsat e Cbers em Lavras, MG. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v.29, n.3, p. 649-656, mai/jun., 2005.

- INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Help Desk do software SPRING versão 4.2** 2004.
- LANDS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, Washington, v. 33, p. 159-154, 1977.
- MA, Z.; REDMOND, R. L. Tau coefficient for accuracy assessment of classification of remote sensing data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v. 61, n. 4, p. 435-439, Apr. 1995.
- MACHADO, M. L. **Caracterização de agroecossistemas cafeeiros da Zona da Mata de Minas Gerais, usando Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informações Geográficas**. 2002. 137 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.
- MARCHETTI, D. A. B.; GARCIA G. J. **Princípios de fotogrametria e fotointerpretação**. São Paulo – SP: Nobel, 1996. 264 p.
- VIEIRA, T. G. C.; ALVES, H. M. R.; LACERDA, M. P. C.; VEIGA, R. D.; EPIPHANIO, J. C. N. Crop parameters for the evaluation of the spectral response of coffee (*Coffea Arabica*) areas within the state of Minas Gerais, Brazil. In: ISPRS TECHNICAL COMMISSION SYMPOSIUM, 2., 2006, Vienna. **Proceedings...** Vienna: ISPRS, 2006.
- ZONNEVELD, I.S. Land Ecology. **SPB Academic Publishing**, Amsterdam, The Netherlands, 1995.

Tabela 3 – Matriz de erro para a comparação entre o mapeamento pela imagem Landsat 2002 e pela ortofotoimagem considerada como referência de campo.

		IMAGEM LANDSAT TM 2002 (<i>pixels</i>)							TOTAL	Erro de omissão	Exatidão do produtor
		1	2	3	4	5	6	7			
ORTOFOTOMOSAICO 2002 (<i>pixels</i>)	1	103074	60	2365	1845	19807	3593	373	131117	21,39%	78,61%
	2	73	1087	0	0	1	0	21	1182	8,04%	91,96%
	3	2878	0	5232	1836	182	1249	87	11464	54,36%	45,64%
	4	2364	0	5040	35079	868	228	127	43706	19,74%	80,26%
	5	9138	4	422	952	48438	85	212	59251	18,25%	81,75%
	6	647	0	446	97	31	886	0	2107	57,95%	42,05%
	7	414	7	56	49	1448	9	6723	8706	22,78%	77,22%
	TOTAL	118590	1158	13561	39858	70777	6113	7543	257600		
Erro de comissão		13,08%	6,13%	61,41%	11,99%	31,56%	84,47%	10,87%			
Exatidão do consumidor		86,92%	93,87%	38,59%	88,01%	68,44%	15,53%	89,13%			

1 – Outros Usos; 2 – Água; 3 – Café em Formação; 4 – Café em Produção; 5 – Mata; 6 – Solo Exposto; 7 – Cerrado;