

## **Influência do declive na exatidão do classificador MAXVER para o mapeamento da cultura do café**

Walbert Júnior Reis dos Santos <sup>1,2</sup>  
Helena Maria Ramos Alves <sup>2,3</sup>  
Tatiana Grossi Chquilof Vieira <sup>2</sup>  
Margarete Marin Lordelo Volpato <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal de Lavras - UFLA  
Caixa Postal 3037 – Campus Universitário - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil  
geosolos@epamig.br

<sup>2</sup> Empresa Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais - EPAMIG  
Caixa Postal 176 – 37200-000 - Lavras - MG, Brasil  
{helena, tatiana, margarete}@epamig.ufla.br

<sup>3</sup> Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária/Café – EMBRAPA/Café  
Caixa Postal 176 – 37200-000 - Lavras - MG, Brasil

### **Influence of terrain topography in the classification of remotely sensed data for mapping coffee lands**

**Abstract:** This work evaluates the influence of slope in the classification of remotely sensed images used to map coffee lands of the region of Três Pontas in the state of Minas Gerais in Brazil. A Landsat image from 07/16/2008, restored to 10 m, was used for both, the visual classification, considered as reference map, and the supervised classification using the maximum likelihood algorithm, Maxver, available in the GIS SPRING. Slope information was obtained from SRTM data, which were segmented in classes with intervals of 4% of declivity. To assess the influence of slope in the supervised classification the two maps were overlaid in order to obtain a third map with the confusion areas, i.e. the areas which were classified as coffee plantations by the maxver algorithm but were not coffee in the reference map. This third map, with the confusion areas, was then overlaid onto the slope map. The results showed that most of the areas wrongly classified were at slopes classes of more than 12% of declivity, demonstrating the influence of the relief in the performance of the maxver classifier.

**Palavras-chave:** land use mapping, image classification, maximum likelihood classifier, mapa do uso da terra, classificação de imagem, máxima verossimilhança.

#### **1. Introdução**

O mapeamento das regiões cafeeiras é de extrema importância, pois existe a necessidade de atualização constante dos registros de uso e ocupação do solo para que suas tendências possam ser analisadas com o objetivo de fornecer subsídios às ações de planejamento regional. Dados provenientes de sensores remotos, como imagens de satélites, são poderosas ferramentas para o mapeamento da cultura cafeeira. Há duas formas de realizar o processo de classificação de imagens multi-espectrais, por meio da interpretação visual das formas e dos padrões que são observados nas imagens; ou através de técnicas automáticas de processamento digital.

A interpretação visual de imagens de satélite, embora de grande utilidade para o mapeamento do uso e ocupação da terra, pode tornar-se inviável, quando aplicada a áreas muito extensas, pela grande demanda de tempo (Vasconcelos & Novo, 2001). Com isso os procedimentos de classificação automática têm sido largamente utilizados (Gamba & Luchiari, 2005), pois podem agilizar todo o processamento das imagens, permitindo a extração rápida de informação e definição dos padrões de ocupação da terra.

Todavia, a cultura cafeeira apresenta alguns obstáculos para a classificação supervisionada, por estar presente, geralmente, em regiões de relevo movimentado e ter uma assinatura espectral semelhante da vegetação nativa. O objetivo desse trabalho foi avaliar a influência do declive na acurácia da classificação MAXVER da cultura cafeeira, na região de Três Pontas, MG.

## 2. Metodologia de Trabalho

A área de estudo apresenta as seguintes coordenadas UTM limítrofes 422.200 m, 448.000 m a E, 7.626.200 m, 7.646.000 m a N datum WGS84 (Hemisfério S), na região de Três Pontas, Sul de Minas Gerais, Brasil.

Para a classificação visual e supervisionada do uso da terra, utilizou-se a imagem Landsat 5 TM de 16/07/2007, bandas 3, 4 e 5, com resolução inicial de 30 m restaurada para 10 m.

Foi criado no SIG SPRING 4.3.3 (Câmara 1996, et al.), a categoria “Uso\_da\_Terra” para abrigar as classes temáticas *Café em produção*: lavouras com idade superior a 3 anos; *Café em formação*: lavouras com até 3 anos; *Mata*: formação florestal densa; *Corpos D’água*: laminais d’água; *Outros usos*: áreas com culturas anuais em diversos estágios de desenvolvimento, pastagens, vegetação de brejo e solo exposto; e *Área urbana*.

Fez-se a interpretação das classes pela observação simultânea dos elementos de reconhecimento, como tonalidade, cor, textura, forma, tamanho, padrão, sombra e associação de evidências, descritos por Marchetti & Garcia (1996) e pontos de dúvidas foram sanados em campanhas de campo. Os dados obtidos dessa interpretação foram considerados como mapa de referência.

Para a classificação supervisionada amostras foram coletadas para o treinamento do classificador, fazendo a subdivisão das classes que mostraram uma maior diversidade nos elementos analisados na classificação visual, procurando obter amostras uniformes. As classes que exigiram uma maior diversidade dos temas foram: mata (4 temas), café em produção e formação (4 temas). Segundo Bernardes (2006), este procedimento permite a distinção do maior número possível de classes dentro de uma imagem, ainda que sem nenhum conteúdo semântico e evitando que regiões não sejam classificadas por falta de amostras para treinamento. Após classificada, na fase do mapeamento, os temas: mata 1, mata 2, mata 3 e mata 4 foram unidos na classe mata, e o mesmo foi feito com os demais temas, a classe Área Urbana foi agrupada na classe Outros Usos, e Café em Formação na classe Café.

Por meio do LEGAL (Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico) fez-se o cruzamento dos mapas, criando classes de confusão. Por exemplo, áreas de Café em Produção ou Café em Formação classificados visualmente, e que pela classificação supervisionada são diferentes de Café, foram classificadas como *Confusão Café*, o mesmo procedimento foi feito para as outras classes.

Para obtenção das informações de relevo, foram utilizados os dados do radar SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*), que apresenta dados de elevação, com resolução de 90 m e que foram interpolados para 30 m, por meio do SPRING. Em seguida, fez-se a transformação para declive, e o fatiamento dos dados para as classes: 0 a 4%, 4 a 8%, 8 a 12%, 12 a 16%, 16 a 20% e >20%. Por meio do LEGAL cruzou-se o mapa de declive com o de Uso da Terra, para análise quantitativa da área ocupada com café por classe de declive.

Para o exame da influência do declive no mapeamento da cultura cafeeira, tabulou-se a classe Confusão Café com as classes de declive (0 a 4%, 4 a 12%, 12 a 16%, 16 a 20% e >20%), e os resultados obtidos foram divididos pelo total de café na respectiva classe, para obtenção do percentual de confusão do café nas faixas de declive.

### 3. Resultados e Discussão

Por meio da classificação visual, foi gerado o mapa de uso da terra (Figura 1) e a quantificação do uso (Tabela 1), que foi considerado como mapa de referência para a verificação do classificador MAXVER (Figura 2).

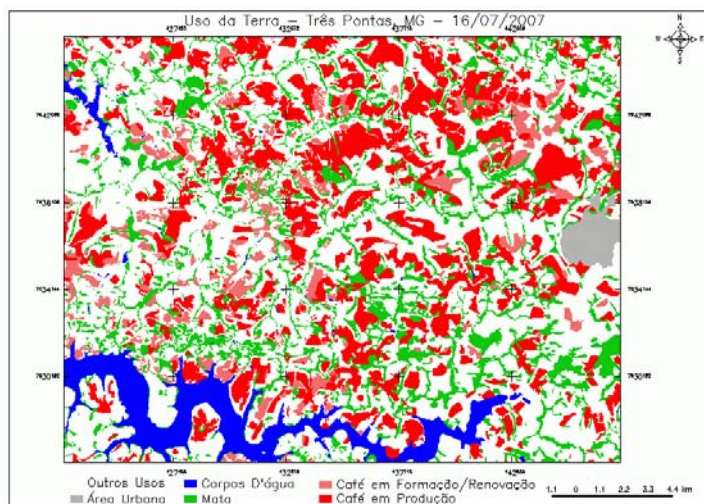


Figura 1. Mapa do Uso da Terra proveniente da interpretação visual da Landsat.

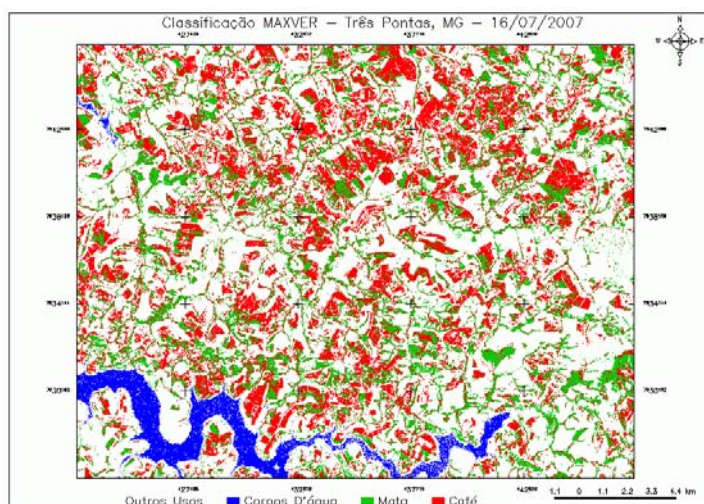


Figura 2. Mapa do Uso da Terra proveniente do classificador MAXVER.

Tabela 1. Quantificação das Classes de Uso da Terra, Três Pontas, MG, 16/07/2008

Classes	km <sup>2</sup>	Porcentagem
Café em Produção	108	21
Café em Formação e Renovação	30	6
Mata	76	15
Corpos D'água	30	6
Área Urbana	6	1
Outros Usos	260	51
<b>TOTAL</b>	<b>510</b>	<b>100</b>

A Tabela 2 apresenta a quantificação das classes de confusão de Café, Mata, Outros Usos e Corpos D'água a classe Sem Confusão, observa-se que o índice global da classificação foi de 72%.

Tabela 2. Quantificação das áreas de Confusões

<b>Classes</b>	<b>km<sup>2</sup></b>	<b>Porcentagem</b>
Sem Confusão	366	72
Confusão Café	61	12
Confusão Mata	36	7
Confusão Outros Usos	36	7
Confusão Corpos D'água	11	2
<b>TOTAL</b>	<b>510</b>	<b>100</b>

A Tabela 3 exibe a área ocupada pelas classes de declive, a Tabela 4 a área ocupada por café nas classes de declive.

Tabela 3. Quantificação do relevo da região de Três Pontas

<b>Classes</b>	<b>km<sup>2</sup></b>	<b>Porcentagem</b>
0 a 4%	80	16
4 a 8%	141	28
8 a 12%	170	33
12 a 16%	75	15
16 a 20%	27	5
>20%	17	3
<b>TOTAL</b>	<b>510</b>	<b>100</b>

Tabela 4. Área ocupada por café nas classes de relevo

<b>Classes</b>	<b>km<sup>2</sup></b>	<b>Porcentagem</b>
Café/0 a 4%	13	9
Café/4 a 8%	48	35
Café/8 a 12%	52	38
Café/12 a 16%	18	13
Café/16 a 20%	5	3
Café/>20%	2	2
<b>TOTAL</b>	<b>138</b>	<b>100</b>

O resultado da tabulação cruzada entre as classes de declive com o café, mostrou que a faixa de declive entre 8 e 12% apresentou a maior área de confusão (Tabela 5), no entanto, refere-se a classe que apresenta maior área ocupada com café, 38% (Tabela 4), analisando a relação das áreas de confusões nos declives, com as áreas de café nas respectivas classes, observa-se que as faixas de declive que mais apresentaram confusão foram 12 a 16%, 16 a 20% e > 20%, com 52, 61 e 67% respectivamente (Figura 3).

Tais resultados podem ser explicados porque em visita ao campo observou-se que lavouras em declives mais movimentados apresentam geralmente áreas menores, e muitos fragmentos de vegetação nativa, sendo a classe que mais apresenta confusão com o café, e além disso, declives acentuados provocam sombra do lado oposto à incidência da luz solar, e onde há sombra, a incidência de luz é muito baixa, tendo como consequência pouca energia refletida, o que dificulta a identificação da ocupação do solo (Moreira, 2005). E também, por apresentar áreas pequenas de café, e o sensor TM do satélite Landsat possuir uma resolução

espacial de 30 m (900 m<sup>2</sup>), a influência de outros alvos, principalmente de vegetação nativa, contribuiu sobremaneira com a confusão do mapeamento supervisionado.

Tabela 5. Tabulação das classes de declive, com a confusão café.

Classes de Declive (%)	0 a 4	4 a 8	8 a 12	12 a 16	16 a 20	>20	TOTAL
Confusão Café (km <sup>2</sup> )	5,1	19,4	23,0	9,2	2,8	1,6	61

A cultura cafeeira é muito heterogênea variando características como: espaçamento, variedades distintas, idade e formas de manejos diferenciadas que influenciam no comportamento espectral das áreas ocupadas por café, fazendo a cultura ter uma grande variabilidade de padrões na imagem, dificultando a identificação por métodos de classificação supervisionada (Machado, 2002), o que explica a grande confusão da classe Café, 12% do total de confusão (Tabela 2), e 61 km<sup>2</sup> dos 138 km<sup>2</sup>, 44% do total da cultura.

Para o mapeamento da cultura cafeeira ainda é necessário a interpretação visual devido a baixa correlação com os dados de referência, no entanto, classes mais homogêneas como Corpos D'água apresentam baixa confusão, mostrando o potencial da classificação supervisionada para auxiliar a interpretação visual de regiões onde se deseja mapear o uso da terra, suprimindo áreas de fácil identificação, acelerando o processo de mapeamento pelo método visual.

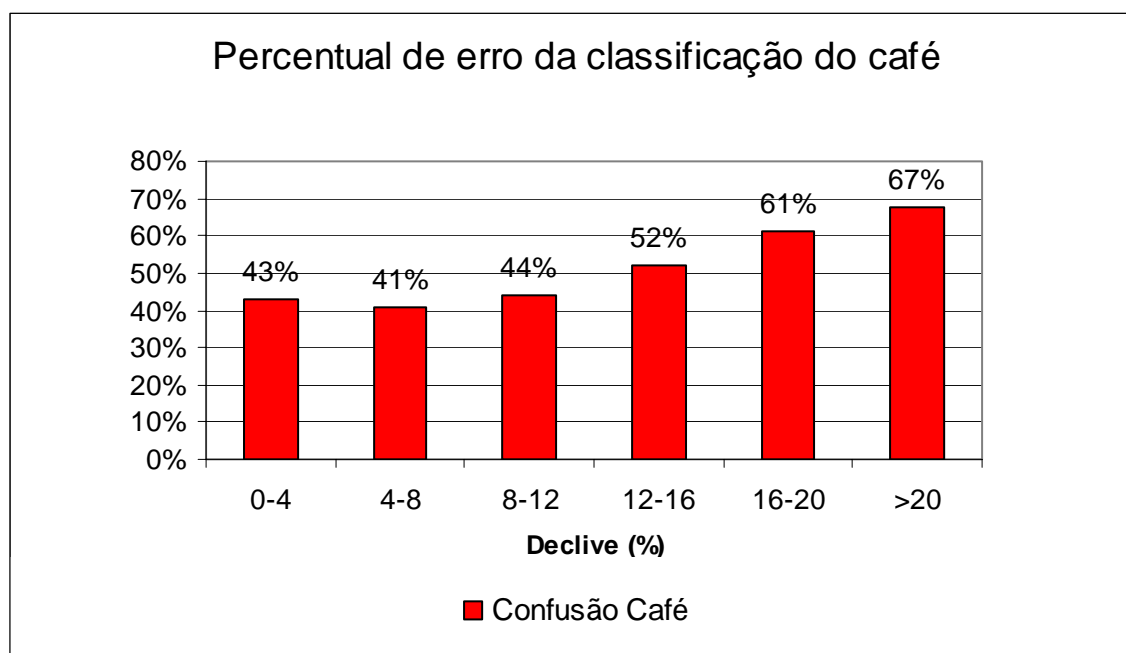


Figura 3. Gráfico da percentagem de confusão em cada classe de declive

#### 4. Conclusões

A imagem classificada pelo classificador MAXVER permitiu o índice global de 72%, no entanto, a classe café, teve um índice de 66%, ratificando a dificuldade de classificação de áreas cafeeiras.

Classes com declives mais acentuados apresentaram os maiores valores percentuais de confusão, com 52, 61 e 67%, alusivo às classes de declives 12 a 16%, 16 a 20% e >20%, respectivamente. A classe Corpos D'água foi a que apresentou a menor confusão, por ser mais homogêneas, e não confundir com outros alvos.

A utilização do classificador MAXVER mostrou-se inviável para o mapeamento da cultura cafeeira, todavia, pode ser utilizado para mapeando de classes que apresentam baixa confusão, como, por exemplo, Corpos D'água.

### **Agradecimento**

Ao Consórcio Nacional de Pesquisa e Desenvolvimento do Café (CBP&D-Café) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), pelos financiamentos concedidos.

### **Referências Bibliográficas.**

Bernardes, T. **Caracterização do ambiente agrícola do complexo serra negra por meio de sensoriamento remoto e sistemas de informação geográfica.** 2006. 119p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de plantas) – Universidade Federal de Lavras, Lavras. 2006.

Câmara, G.; Souza, R. C. M.; Freitas, U. M.; Garrido, J. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, v.20, n.3, May/June 1996, p.395-403. 1996.

Gamba, C. T. de; Luchiari, A. Avaliação da exatidão de mapeamentos do uso e da cobertura da terra obtidos a partir de classificadores baseados na concepção Fuzzy, In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 4073-4080. CD-ROM.

Machado, M. L. **Caracterização de Agroecossistemas cafeeiros da Zona da Mata de Minas Gerais, usando sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas.** 2002. 137p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Lavras, Lavras. 137 p.

Marchetti, D. A. B.; Garcia G. J. **Princípios de fotogrametria e fotointerpretação.** São Paulo: Nobel, 1996. 264p.

Moreira, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** Viçosa: Ed. UFV, 2005, 3ed., 320p.

Vasconcelos, C. H.; Novo, E. M. Mapeamento da Cobertura da Terra Utilizando Técnicas de Segmentação e Classificação por Regiões em Imagens – Fração, Obtidas do Sensor TM/LANDSAT, na Região do Reservatório de Tucuruí – PA, In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. Sessão Pôster, p. 1035-1038. CD ROM.