

## REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS NA CLASSIFICAÇÃO DE ÁREAS CAFEEIRAS DA REGIÃO DE GUAXUPÉ

Lívia Naiara de Andrade<sup>2</sup>; Tatiana Grossi Chquiloff Vieira<sup>3</sup>; Wiliam Soares Lacerda<sup>4</sup>; Helena Maria Ramos Alves<sup>5</sup>  
Margarete Marin Lordelo Volpato<sup>6</sup>; Ricardo César Arsillo Braga<sup>7</sup>; Vanessa Cristina Oliveira de Souza<sup>8</sup>

<sup>1</sup> Trabalho financiado pela Fundação de Apoio à Pesquisa de Minas Gerais – FAPEMIG e apoio CBP&D/CAFÉ

<sup>2</sup> Bolsista, EMBRAPA CAFÉ - CBP&D/CAFÉ, Lavras-MG lívia@epamig.ufla.br

<sup>3</sup> Pesquisadora, M. Sc., EPAMIG, Bolsista FAPEMIG, Lavras-MG, tatiana@epamig.ufla.br

<sup>4</sup> Professor, D. Sc., Universidade Federal de Lavras, Departamento de Ciência da Computação, lacerda@dcc.ufla.br

<sup>5</sup> Pesquisadora, D. Sc., EMBRAPA CAFÉ, Lavras-MG, helena@epamig.ufla.br

<sup>6</sup> Pesquisadora, D. Sc., EPAMIG, Bolsista FAPEMIG, Lavras-MG, margarete@epamig.ufla.br

<sup>7</sup> Bolsista, Universidade Federal de Lavras FAPEMIG, arsillo@agronomia.ufla.br

<sup>8</sup> Bolsista, M. Sc., EPAMIG CBP&D, Lavras-MG, vanessa@epamig.ufla.br

**RESUMO:** A cultura cafeeira tem o padrão espectral muito próximo ao da mata, dificultando a classificação automática dessas classes uso da terra. A aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA) na classificação de dados de Sensoriamento Remoto tem se mostrado uma abordagem promissora na discriminação de classes de maior complexidade. No presente trabalho foram utilizadas três bandas espectrais da imagem do satélite SPOT da região de Guaxupé, MG. O software utilizado para o processamento das imagens e classificação foi o IDRISI. Este trabalho visa à avaliação do uso de RNA para classificação automática de áreas cafeeiras em imagens de alta resolução espectral. Para validação dos mapas obtidos pela classificação, realizou-se o cruzamento do mapa de uso e ocupação da terra por classificação visual com o gerado pela RNA. Em relação ao mapa de referência, o índice Kappa (k) do mapa classificado pela RNA ficou em 71,85%, é considerado um índice bom. A metodologia de redes neurais artificiais multilayer perceptron (MLP) apresentou um bom resultado, porém é necessário que se utilize outros dados de entrada para a RNA, uma vez que somente as bandas espectrais não são suficientes para uma classificação otimizada.

**Palavras-chave:** sensoriamento remoto, redes neurais artificiais, classificação automática, cafeicultura, Guaxupé.

## ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN THE CLASSIFICATION OF COFFEE LANDS IN THE GUAXUPÉ REGION

**ABSTRACT:** Coffee has a similar spectral pattern to forest, making it difficult to automatically classify these land uses. The application of artificial neural networks (ANN) to the classification of remotely sensed data is a promising approach in discriminating more complex classes of land use/cover. In this work, three spectral bands of the SPOT satellite image of the Guaxupé-MG region were used. IDRISI software was used to process and classify the images. The objective of this work is to evaluate the use of ANN to automatically classify coffee lands in high resolution spectral images. To validate the maps obtained from the classification, the land use/occupation map generated by visual classification was overlapped with the map generated by the ANN. In relation to the reference map, the Kappa (k) of the ANN map was 71,85%, which is considered good. The ANN multilayer perceptron methodology presented a good result. However, it is necessary to use other input data to the network, since only the spectral bands are insufficient to carry out an optimized classification.

**Key words:** remote sensing, artificial neural network, automatic classification, coffee, Guaxupé.

## INTRODUÇÃO

Minas Gerais é o maior produtor brasileiro de café e a região Sul de Minas contribui com mais de 50% da produção mineira. Atualmente o café corresponde a 70% da renda das propriedades rurais do Sul de Minas. A região produz café arábica e a altitude média é de aproximadamente 950 metros. As variedades mais cultivadas são o Catuaí e o Mundo Novo. Porém, também existem as variedades Icatu, Obatã e Catuaí Rubi. A região Sul de Minas é conhecida por ter bebidas finas. A média do Sul de Minas é de quatro mil cafeeiros por hectare, o que representa o sistema de cultivo semi-adensado. A cafeicultura foi inserida na região na década de 1850 e muitas cidades surgiram a partir das grandes fazendas (Coffee Break, 2008).

O município de Guaxupé tem sua economia baseada na atividade agrícola, possuindo mais de 200 propriedades rurais, com sistemas de produção de médio e alto nível tecnológico, sendo o café seu principal produto de cultivo, com produção de bebidas finas. Fato este que justifica a imensa Cooperativa de Cafeicultores (Cooxupé) existente na região, que é considerada a maior do mundo devido à estrutura que possui para atender o setor. Além da Cooxupé, podemos destacar a Exportadora de Café Guaxupé, que exporta o produto para vários países e está entre as 10 maiores

exportadoras de café do país. Devido a importância que a cultura do café representa ao município, viu-se a necessidade do uso de ferramentas no sentido de auxiliar na previsão da área plantada e estimar a produtividade com tal cultura. Para isso faz-se o uso das redes neurais artificiais.

As Redes Neurais Artificiais (RNA) representam um sistema de processamento de informação não algorítmico que, em algum nível, se assemelha à estrutura do cérebro humano, inspirada nos neurônios biológicos. Uma RNA é formada por um conjunto de elementos processadores simples, uma rede de interconexão e uma regra de aprendizado, sendo o processamento feito de forma paralela por cada um dos nodos da rede neural. Esta usa elementos de computação não-linear (chamados neurônios) organizados como redes, de maneira análoga à que se acredita que os neurônios estejam interconectados no cérebro (Gonzales *et al.*, 2000). Estes sistemas são capazes de interagir com o meio exterior adaptando-se a novas situações, o que os tornam particularmente úteis em aplicações que necessitem tomadas de decisão em tempo real. Tais redes usam o treinamento supervisionado realizado por um algoritmo chamado de retro-propagação de erro (*error backpropagation*) (Rumelhart *et al.*, 1986), o qual é baseado na regra de aprendizagem que “corrige” o erro durante o treinamento (Bocanegra, 2002).

A utilização de modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA) em classificação, por sua vez possibilita a incorporação não apenas de dados multiespectrais, mas de dados adquiridos por outras fontes, mesmo que não apresentem natureza espectral. Nessas situações, as RNA parecem desempenhar a tarefa de classificação de imagens tão bem ou melhor que as técnicas estatísticas, uma vez que não requerem que a natureza paramétrica dos dados as serem classificados seja explicitada (GALO, 2002).

As RNAs têm sido aplicadas com sucesso nas áreas de processamento de imagens e reconhecimento de padrões. Os trabalhos (Hepner, 1990; Benediktsson *et al.*, 1990) fizeram uso de RNA na classificação de imagens de sensoriamento remoto e para resolver o problema de classificação, utilizaram uma rede de perceptrons multicamadas (MLP), que caracteriza-se por assumir regiões de decisão semelhantes àquelas formadas por um classificador estatístico, porém com entradas não correlacionadas e distribuições diferentes para os dados (Lippmann, 1987).

Este trabalho tem como objetivo definir um procedimento de classificação automática utilizando redes neurais artificiais para identificação de áreas cafejeiras em imagens de satélite de alta resolução espacial, SPOT 5. Foi aplicada uma RNA treinada para discriminar classes de uso da terra em Guaxupé, MG.

## MATERIAL E MÉTODOS

### Área de estudo

A área de estudo encontra-se na Região Sul do estado de Minas Gerais, localizada no Planalto de Poços de Caldas, no município de Guaxupé. Posiciona-se geograficamente entre as coordenadas 21° 5' 42.46" a 21° 17' 10.85" de latitude sul e 46° 36' 59.12" a 46° 51' 30.28" de longitude oeste numa área de 286,7 km<sup>2</sup>. Na região prevalecem altitudes de 500 a 1300 metros, clima ameno, temperatura média anual de 20,6°C, precipitação média anual de 1690 mm, relevo suave ondulado a ondulado, predomínio de Latossolos e Argissolos. Devido a suas condições geográficas e climáticas, o município de Guaxupé se encontra de modo privilegiado para o cultivo do café.

### Material

Neste trabalho foram utilizadas imagens multiespectrais para classificação automática com RNA, que se referem às bandas 1, 2 e 3 do satélite SPOT com resolução espacial de 2,5m., com datas de passagem de 28/05/2005, sendo estas as bandas mais empregadas no mapeamento da cobertura do solo. Mapa de uso da terra Guaxupé-MG (EPAMIG, 2009), classificado visualmente. Foram utilizados os sistemas de informações geográficas SPRING (Câmara *et al.*, 1996), versão 4.3.3 e o IDRISI (Clark, 2006).

### Pré-processamentos

Para a realização do treinamento da RNA, os dados de sensoriamento remoto e mapa de classificação visual foram submetidos a um pré-processamento. Foi criada uma máscara em cada uma das três bandas utilizadas, agregando as classes outros usos, água, solo exposto e café em formação; do mapa classificado visualmente. Esta nova classe, mascarada, denomina-se outros usos.

As imagens de sensoriamento remoto do satélite SPOT possuem melhor resolução espacial se comparadas a imagens de outros satélites. Considerando as características dos sensores remotos orbitais, quanto à sua resolução espacial e espectral e os mecanismos de interação da radiação eletromagnética com a cultura do café, percebe-se uma variabilidade espectral bem tênue com áreas de mata, de modo que os estudos envolvendo o mapeamento de áreas cafejeiras por meio de Sensoriamento Remoto têm sido desenvolvidos por (Vieira *et al.*, 2006; Bernardes, 2006). Devido ao fato de ocorrer esta ambigüidade espectral entre áreas de mata e café foi criada uma máscara sobre as três bandas da imagem SPOT, na qual a máscara deixava visível para a RNA apenas as classes café, mata e outros usos (classes agregadas). Para o desenvolvimento desta máscara, foi utilizada a Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algebrico (LEGAL), do SPRING.

### **Definição da Arquitetura e Treinamento da RNA**

A obtenção de áreas de treinamento e validação da RNA foi realizada por meio da extração de áreas em formato de polígonos da imagem para cada classe a ser classificada. Para auxílio na definição das amostras de treinamento foi utilizado um mapa temático de uso da terra da região selecionada classificada visualmente, sendo que, foram selecionados entre 5 e 8 polígonos de tamanhos variados e espaçados ao acaso para cada classe, compostas da seguinte forma: *café em produção*: lavouras com idade superior a três anos; *mata*: formações florestais densas e florestas de galeria às margens dos córregos; *outros usos*: água, áreas com café em formação (menor que três anos), áreas com culturas anuais em diversos estágios de desenvolvimento, pastagens e outros tipos de vegetação. Normalmente, as abordagens de classificação supervisionada baseiam-se no uso de amostras para estimar os parâmetros estatísticos para cada classe. Essas amostras são chamadas de padrões de treinamento, sendo que a totalidade das amostras define o conjunto de treinamento (GONZALEZ & WOODS, 2000).

Após a obtenção das áreas de treinamento, foi utilizado o módulo *Makesig* do IDRISI para realizar a assinatura espectral do conjunto de amostras. Em seguida foram indicadas as três bandas da imagem que poderão ser utilizadas na classificação. Para a definição da arquitetura da RNA para classificação da imagem, foi executado o módulo de classificação por redes neurais do tipo *multi-layer perceptron*, do *software* IDRISI. O número de elementos da camada de saída foi definido com base no número de classes a serem classificadas na imagem, sendo três nós com valores identificados na criação das amostras.

Foram realizados diversos testes para definição da arquitetura ideal para a classificação, sendo adotado um modelo de rede neural com estrutura de múltiplas camadas, da abordagem supervisionada. A RNA foi treinada com algoritmo *backpropagation*, realizando as seguintes alterações na arquitetura da RNA: número de camadas; número de neurônios nas camadas; número do conjunto de pixels para o conjunto de treinamento e teste; fator de *momentum* e taxa de aprendizado (Tabela 1).

### **Processamentos pós-classificação**

A Figura 1 representa toda metodologia realizada para obter a classificação e a validação dos dados pela RNA.

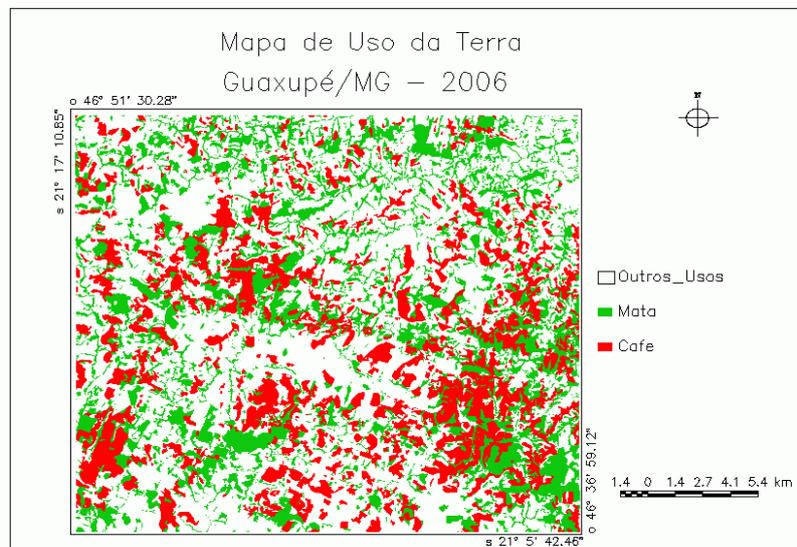


1	60	1	10	-	0,02	0,53	10000	0,007076	0,008265
2	55	1	14	-	<b>0,02</b>	<b>0,50</b>	<b>10000</b>	<b>0,006641</b>	<b>0,00779</b>
3	65	1	8	-	0,02	0,53	10000	0,006891	0,007366
4	55	1	16	-	0,02	0,50	10000	0,006284	0,008308
5	60	2	10	8	0,02	0,53	10000	0,008646	0,007089

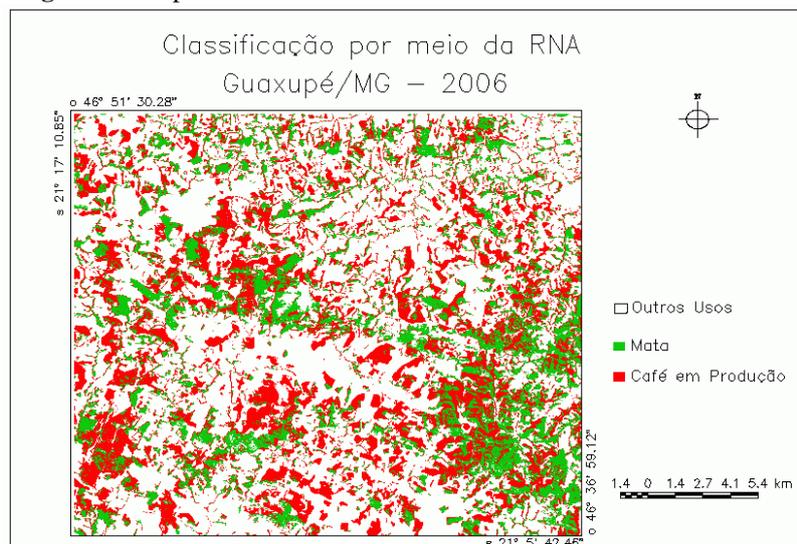
<sup>1</sup> Número de pixels selecionados para o conjunto de treinamento e teste

A Figura 2 mostra o mapa de uso da terra obtido por classificação visual e pré-processado, criando o mapa de uso da terra classificado visualmente com máscara. Esse mapa foi utilizado como referência para avaliar a classificação feita pela RNA. A cena classificada pela rede neural treinada é apresentada na Figura 3.

Em relação ao mapa de referência, o índice de acurácia Kappa do mapa classificado pela RNA foi de 71,85%, que segundo Galparsoro e Fernández (2001) é considerado um índice bom. A matriz de confusão entre os mapas é apresentada na Tabela 2.



**Figura 2** - Mapa de uso da terra classificado visualmente com a máscara.



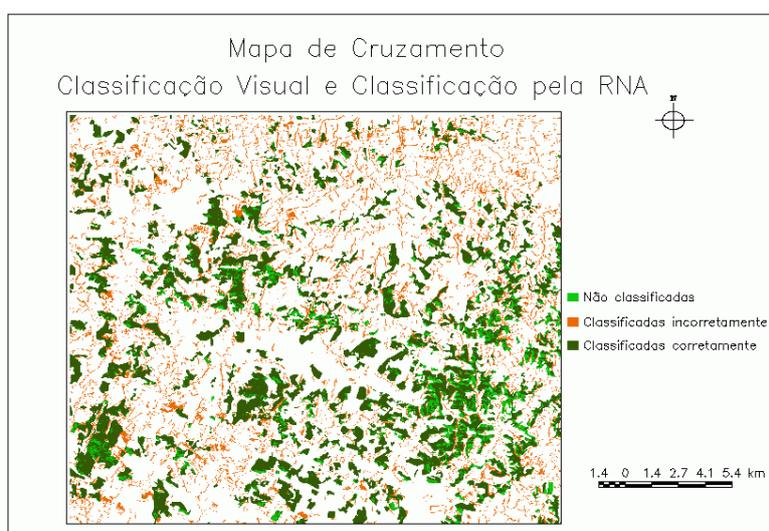
**Figura 3** - Mapa de uso da terra classificado pela RNA.

De acordo com a Matriz de confusão (Tabela 2) da área total de café em produção classificada pela RNA, 78,72% foram classificados corretamente. Em relação ao total da área de mata do mapa de referência, a classificação da pela rede foi de 55,65%. O total da área classificada como outros usos pela RNA apresentou uma porcentagem de acerto de 97,01%.

**Tabela 2** - Matriz de confusão entre os mapas de referência e o classificado pela RNA (em %).

Mapa Classificado Visualmente	Mapa Classificado pela RNA			
	Café em produção	Mata	Outros usos	TOTAL
Café em produção	78,72%	16,46%	4,82%	100,00%
Mata	33,48%	55,65%	10,87%	100,00%
Outros usos	1,94%	1,05%	97,01%	100,00%

O mapa de referência classificado visualmente com a máscara e o gerado pela classificação da RNA foram cruzados no SPRING, utilizando a Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL). Deste cruzamento obteve-se o mapa apresentado na Figura 4. O mapa apresenta o desempenho da RNA na área de café classificada corretamente pela RNA, que totaliza 80,9%, o que equivale a 88,27 km<sup>2</sup>. A área que a RNA classificou erroneamente como café totalizou 44,09 km<sup>2</sup>.

**Figura 4** - Mapa de cruzamento entre o mapa de referência e o classificado pela RNA.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho imagens de sensoriamento remoto foram classificadas por Redes Neurais Artificiais. Para validação dos resultados alcançados pela RNA, o mapa resultante desta classificação foi sobreposto a um mapa referência, obtido por classificação visual. O índice de acurácia Kappa obtido foi de 71,85%, que é um índice considerado bom, pois possibilitaram discriminar todas as classes de saída pré-estabelecidas. O erro na classificação realizada pela rede neural é influenciado pela ambiguidade de áreas de café com áreas de mata, tendo em vista os padrões espectrais muito próximos destas duas classes de uso e cobertura do solo.

A classificação de imagens espectrais por RNA pode ser considerada como uma excelente alternativa aos classificadores atualmente utilizados, mas deve ser melhor investigada. Neste contexto, a utilização de parâmetros incorporados na estrutura da rede, que levem em conta o aspecto da distribuição espacial dos padrões e parâmetros de relevo deve ser analisada. No caso do mapeamento de áreas cafeeiras onde existe similaridade espectral entre café/mata, sugere-se criar uma máscara ao longo da rede de drenagem, onde existem pequenas áreas de matas ciliares. Outra possível alternativa para a melhoria da classificação pela RNA seria a inserção de outros parâmetros de entrada para o treinamento da RNA, como dados de relevo (altitude, orientação de vertente e declive). No Sul de Minas Gerais, onde o café é cultivado em áreas de altitudes mais elevadas, acima de 700m, a altitude pode ser um parâmetro discriminador a ser incorporado à rede, eliminando a possibilidade da RNA se confundir.

Um processamento que poderá ser utilizado para melhorar o acerto da classificação pela RNA, também é descrito por Souza (2009), que fez uso do classificador textural do *software* Texture utilizando as medidas *cluster shade* e variância do vetor soma, com quantização de 256 níveis de cinza e janela de 3x3 *pixels*, para realização de testes sobre imagens do satélite Landsat 5, sensor TM, bandas 3 e 4. Este procedimento resultou em um índice Kappa de 86%, evidenciando que medidas de textura podem ser usadas satisfatoriamente para o mapeamento automático de áreas cafeeiras.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais - FAPEMIG e ao Consórcio Brasileiro de Pesquisa e Desenvolvimento do Café - CBPD/Café pelos recursos financeiros para o desenvolvimento do projeto e bolsas.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BERNARDES, T. Caracterização do ambiente agrícola do Complexo Serra Negra por meio de Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica. 2006. 119 p. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) - Universidade Federal de Lavras, Lavras. 2006.
- BENEDIKTSSON, J. A., SWAIN, P. H., ERSOY, O. K. Neural Network Approaches Versus Statistical Methods in Classification of Multisource Remote Sensing Data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 28, n. 4, p. 540-552, 1990.
- BOCANEGRA, C.W.R. **Procedimentos para tornar mais Efetivo o Uso das Redes Neurais Artificiais em Planejamento de Transportes**. 2002, 146p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil – Transportes) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos. 2003.
- CÂMARA, G., R. C. M. SOUZA, U. M. FREITAS e J. GARRIDO. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, v.20, n.3, May/June 1996, p.395-403. 1996.
- Clark Labs, IDRISI Andes, v.15.00, Clark University, Worcester, 2006.
- COFFEE BREAK, O. C. Sul de Minas: café representa 70% da renda agrícola. 2008. Disponível em: <<http://www.coffeekbreak.com.br/ocafezal.asp?SE=6&ID=38>>. Acesso em: 02.set.2008.
- EPAMIG. Centro Tecnológico do Sul de Minas. Laboratório de Geoprocessamento. **Geosolos**. Lavras, 2009. Disponível em: <[www.epamig.br/geosolos/](http://www.epamig.br/geosolos/)>. Acesso em: 18 mar 2009.
- GALO, M. L. B. T. et al. 2002. Uso do Sensoriamento Remoto Orbital no Monitoramento da Dispersão de Macrófitas nos Reservatórios do Complexo Tiete. Plantas Daninhas, Viçosa, v:20, Edição Especial, p. 7-20.
- GALPARSORO, L. U. FERNÁNDEZ, S. P. **Medidas de concordância: el índice Kappa**. 2001. Disponível em: <<http://www.fisterra.com/mbe/investiga/kappa/kappa.htm>>. Acesso em: 10 mar. 2009.
- GONZALES, R.C.; WOODS, R.E. **Processamento de Imagens Digitais**. São Paulo: Edgard Blücher Ltda, 2000.527p.
- HEPNER, G. F. Artificial Neural Networks Classification using a Minimal Training Set: Comparison to Conventional Supervised Classification. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 56, n. 4, p. 469-473, 1990.
- LIPPMANN, R. P.. An introduction to computing with neural nets. **IEEE ASSP Magazine**, v.4, p. 4-22, 1987.
- RUMELHART, D. E., HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by backpropagation errors. **Nature**, v. 323, p. 533–536, 1986.
- SOUZA, V.C.O. **Análise e classificação textural de áreas de mata e café na região de Machado – MG**. 2009. In. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2009/aceitos/>> Acesso em: mar. 2009
- VIEIRA, T. G. C.; ALVES, H. M. R.; LACERDA, M. P. C.; VEIGA, R. D.; EPIPHANIO, J. C. N. Crop parameters and spectral response of coffee (*Coffea arabica* L.) areas within the state of Minas Gerais, Brazil. **Coffee Science**, v.1, n.2, p.111-118, 2006.