

# Classificação de áreas cafeeiras por meio de redes neurais artificiais e os aspectos relacionados à reflectância: um estudo exploratório

Julio Flores Navares<sup>1</sup>  
Tatiana Grossi Chquiloff Vieira<sup>1,2,3</sup>  
Wilian Soares Lacerda<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais - EPAMIG/CTSM  
Caixa Postal 76 - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil  
navares@uol.com.br e tatiana@epamig.ufla.br

<sup>2</sup> Instituto Mineiro de Agropecuária-IMA

<sup>3</sup> Bolsista FAPEMIG

<sup>4</sup>Universidade Federal de Lavras – Departamento de Ciência da Computação  
Caixa Postal 3037 - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil  
lacerda@dcc.ufla.br

**Abstract.** The objective of this work is to define an artificial neural network to map agricultural coffee lands, distinguishing them from other types of land cover classes that spectrally overlap with it, such as natural forests. A time series of multispectral TM Landsat images of experimental coffee fields and forested areas were used. Reflectance values obtained from bands 1, 2, 3, 4, 5 and 7 of the images were processed with the GIS IDRISI. The results showed that there are differences between the reflectance of productive coffee plants and forest when taken during the dry or the wet season. Some bands were better than others and these bands could be used to separate the two overlapping classes. Therefore, an artificial neural network with an appropriate training and using the best spectral bands of the image could classify coffee plantations and map coffee lands.

**Key words:** reflectance, remote sensing, artificial neural network, automatic classification, land use mapping, reflectância, sensoriamento remoto, redes neurais artificiais, classificação automática, mapeamento de uso da terra.

## 1. Introdução

Quando se tem como alvo lavouras de café, é preciso ter em conta que estas estão inseridas num contexto ambiental, sofrendo, portanto, interferências múltiplas, tanto dos objetos adjacentes, quanto das variações de suas próprias características. Desta forma o solo, por exemplo, influencia a reflectância de superfícies compostas de vegetação e solos. Outro fator a se considerar é a exposição desta superfície à luz incidente, em função da orientação da vertente causando diferentes efeitos resultantes de sombreamento (relevo muito movimentado propicia regiões sombreadas) e aumento ou redução da componente de radiação difusa. Além disso, estudos têm mostrado que o café apresenta uma resposta espectral complexa e variada que está relacionada aos parâmetros da cultura (Epiphanyo et al., 1994 e Vieira, 2006). Soma-se a isto o fato de que cafezais com mais de três anos de plantio, apresentam uma resposta espectral semelhante à mata.

Devido a estes fatores, no mapeamento de áreas cafeeiras os métodos de classificação baseados em conceitos estatísticos não tem alcançado os objetivos desejados, visto que, se torna ainda muito necessária a interação humana, ou seja, a interpretação visual ainda desempenha um papel expressivo.

Redes neurais artificiais (RNA) representam um sistema de processamento de informação não algorítmico inspirado nos neurônios biológicos. São formadas 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 (Haykin, 1999).

Elas são organizadas em camadas e é a sua disposição que define sua arquitetura (maneira como os elementos de processamento são organizados). Assim sendo, existem redes neurais de camada simples constituídas por um grupo de neurônios arranjados em apenas uma camada, e as redes multicamadas, formadas por várias camadas intermediárias ou pela combinação de várias redes de camadas simples. Nessa estrutura, a camada de entrada é aquela na qual os padrões são apresentados à rede; as camadas intermediárias são responsáveis por grande parte do processamento, podendo ser consideradas como extratoras de características; e a camada de saída é aquela onde o resultado final é concluído e apresentado.

Entre os diversos tipos de redes, as do tipo MLP (Multi Layer Perceptron) têm sido utilizadas com sucesso para a solução de vários problemas envolvendo altos graus de não-linearidade. O algoritmo de aprendizado mais utilizado para o treinamento destas redes é o algoritmo de retro-propagação (backpropagation) (Rumelhart et al., 1986 apud Picoli, 2006). Seu treinamento é do tipo supervisionado e é baseado numa regra de aprendizagem que “corrige” o erro durante o treinamento (Haykin, 1999).

Moreira et al. (2004), mostraram que existem diferenças de reflectância do café em relação à vegetação, quando se utilizam determinadas bandas de uma imagem e quando se utilizam épocas diversas. Esta variação da reflectância entre café e outro tipo de vegetação ocorre em função das variações climáticas e do estagio fenológico das áreas cafeeiras.

Neste trabalho realizaram-se estudos visando desenvolver uma metodologia de classificação de áreas cafeeiras em imagens TM Landsat de diferentes épocas e bandas. Utilizando redes neurais artificiais (RNAs), procura-se um procedimento que propicie uma alternativa mais eficiente do que os classificadores automáticos conhecidos. Para o estudo utilizou-se o software Idrisi, pois este possui entre suas ferramentas de trabalho vários tipos de redes neurais, das quais, inicialmente estudar-se-á o tipo MLP.

## **2. Material e métodos**

A área de estudo encontra-se na Região Sudeste, estado de Minas Gerais, no município de Machado, MG. Posiciona-se geograficamente entre as coordenadas 21° 31' 9.06" a 21° 42' 4.48" de latitude sul e 45° 47' 30.22" a 46° 2' 38.52" de longitude oeste.

Para realização das análises foram utilizadas imagens multiespectrais e multitemporais de sensoriamento remoto consistindo de cenas TM/Landsat (bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 de cada imagem) com datas de passagem de: 10 de agosto de 1999, 22 de abril de 2000 e 15 de outubro de 2000, órbita ponto 219/75. Em agosto, período de seca, o café encontra-se em repouso; em abril, final do período das chuvas, o café encontra-se em pleno vigor vegetativo e em outubro, final do período da seca, o café encontra-se bastante depauperado.

Estas imagens foram georreferenciadas adotando-se a imagem de 22 de abril de 2000 como referência (foi definido somente o sistema de projeção UTM, Córrego Alegre). A seguir foram cortadas no tamanho da área de estudo.

No uso da rede MLP do Idrisi trabalha-se apenas com as características específicas do software, ou seja:

1. Define-se sobre uma imagem um conjunto de treinamento (representando as classes que queremos classificar) onde as amostras são polígonos.
2. Obtem-se a sua assinatura espectral.
3. Treina-se a rede com o conjunto de treinamento.
4. Faz-se a classificação com a rede treinada.

Testes que já tinham sido feitos com a rede não tinham sido satisfatórios em relação à precisão da classificação motivo pelo qual neste trabalho decidiu-se executar apenas os passos 1. e 2. e a seguir fazer uma análise das assinaturas espectrais das amostras.

Além disso, os testes mostraram que num primeiro momento é necessário concentrar-se no café em produção, pois tentar identificar café em formação e café recém-formado simultaneamente no atual estágio torna mais complexo o estudo.

Usando como indicativo um mapa temático de uso da terra da área de estudo (classificado visualmente) foram selecionadas as amostras para o conjunto de treinamento. As classes foram: CAFÉ EM PRODUÇÃO – lavouras com idade superior a 3 anos; MATA - formações florestais densas e florestas de galeria às margens dos córregos.

Foram geradas 35 amostras para cada classe. Analisando a imagem da área em estudo foram sendo geradas as amostras e, num determinado momento avaliou-se que a quantidade gerada era representativa das classes que se desejava analisar, pois a reflectância em outros pontos da imagem (tanto de mata quanto de café) tinham valores semelhantes aos das amostras já obtidas. A seguir, foi obtida a assinatura espectral para cada amostra utilizando 18 imagens (ou seja, 6 bandas x 3 imagens) e após, foi feito o histograma (em forma numérica) para cada amostra.

### 3. Resultados

Foram construídos dois gráficos para cada época (10 de agosto de 1999, 22 de abril de 2000 e 15 de outubro de 2000); um correspondente às bandas 1, 2 e 3 e outro às bandas 4, 5 e 7 (vide Figuras 1, 2, 3, 4, 5, 6). Para tal, foi utilizada a média da assinatura espectral de cada amostra (obtida do histograma) em cada uma das bandas das imagens.

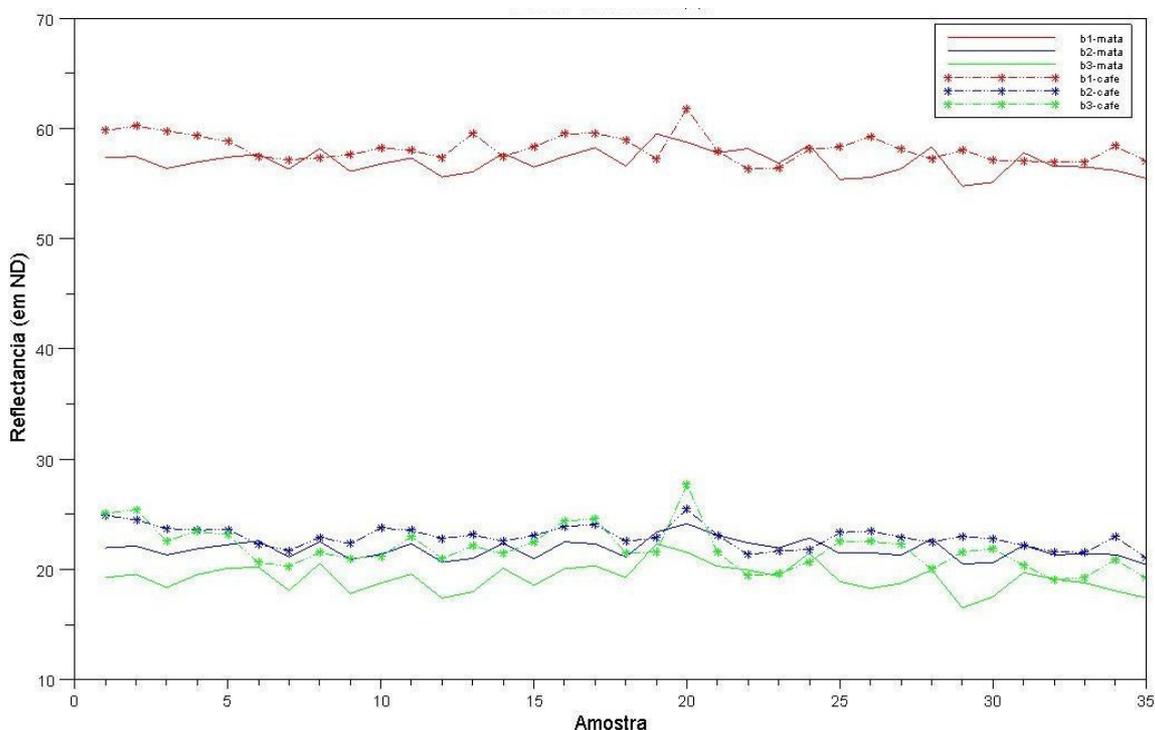


Figura 1. Café/ mata – bandas 1, 2, 3. Época - 10 de agosto de 1999

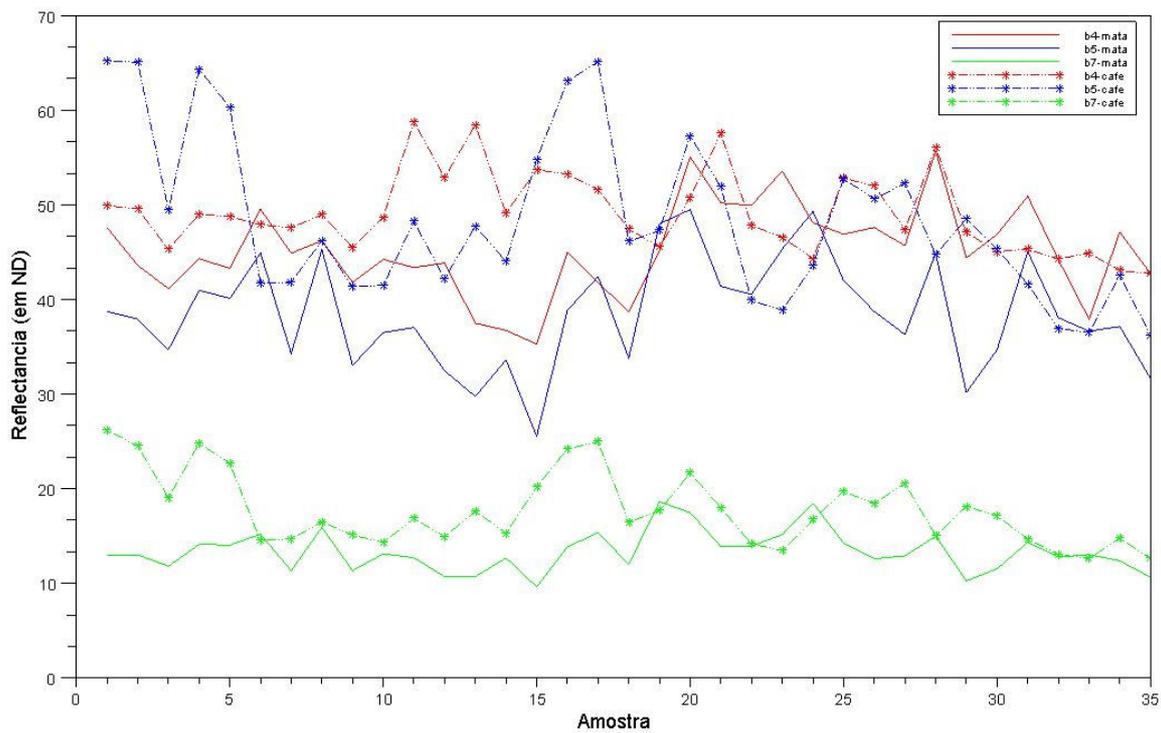


Figura 2. Café/ mata – bandas 4, 5, 7. Época - 10 de agosto de 1999

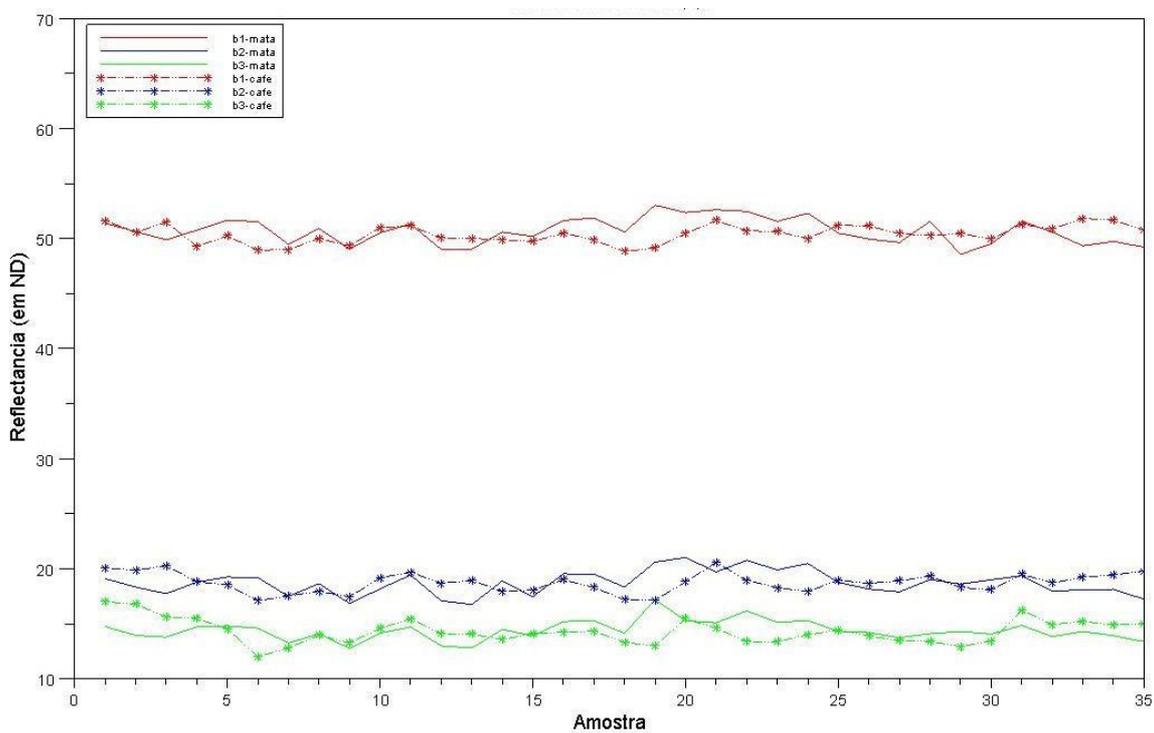


Figura 3. Café/ mata – bandas 1, 2, 3. Época - 22 de abril de 2000

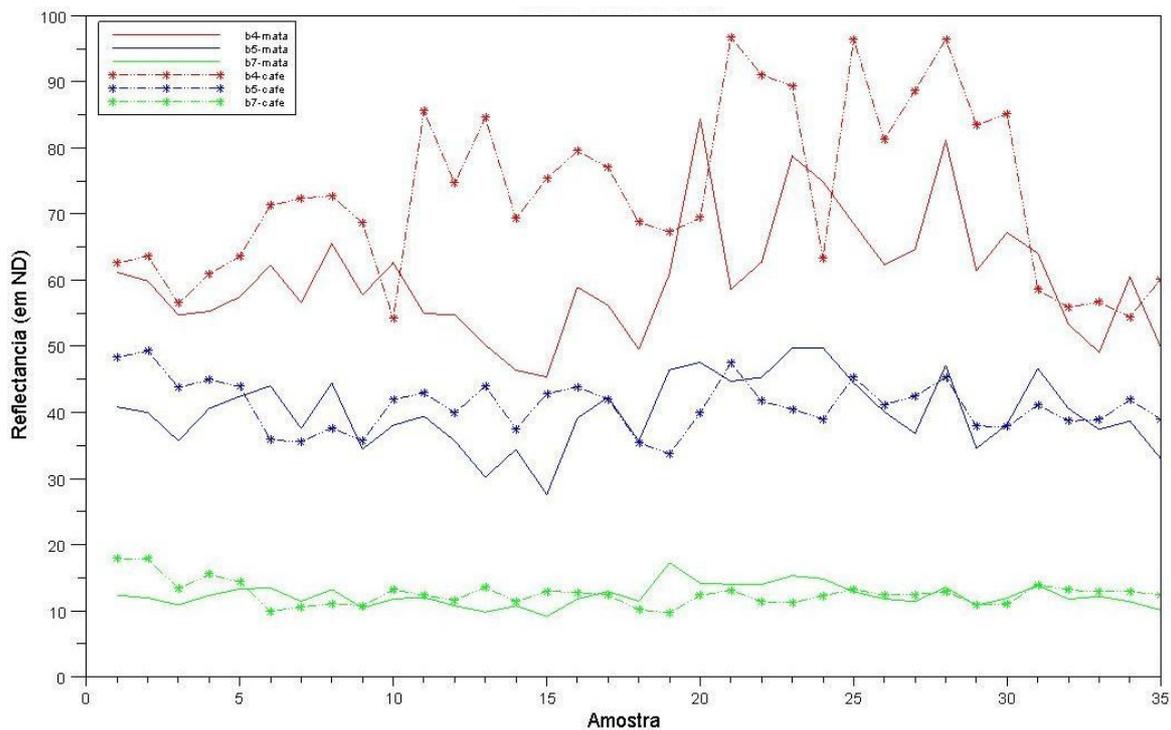


Figura 4. Café/ mata – bandas 4, 5, 7. Época - 22 de abril de 2000

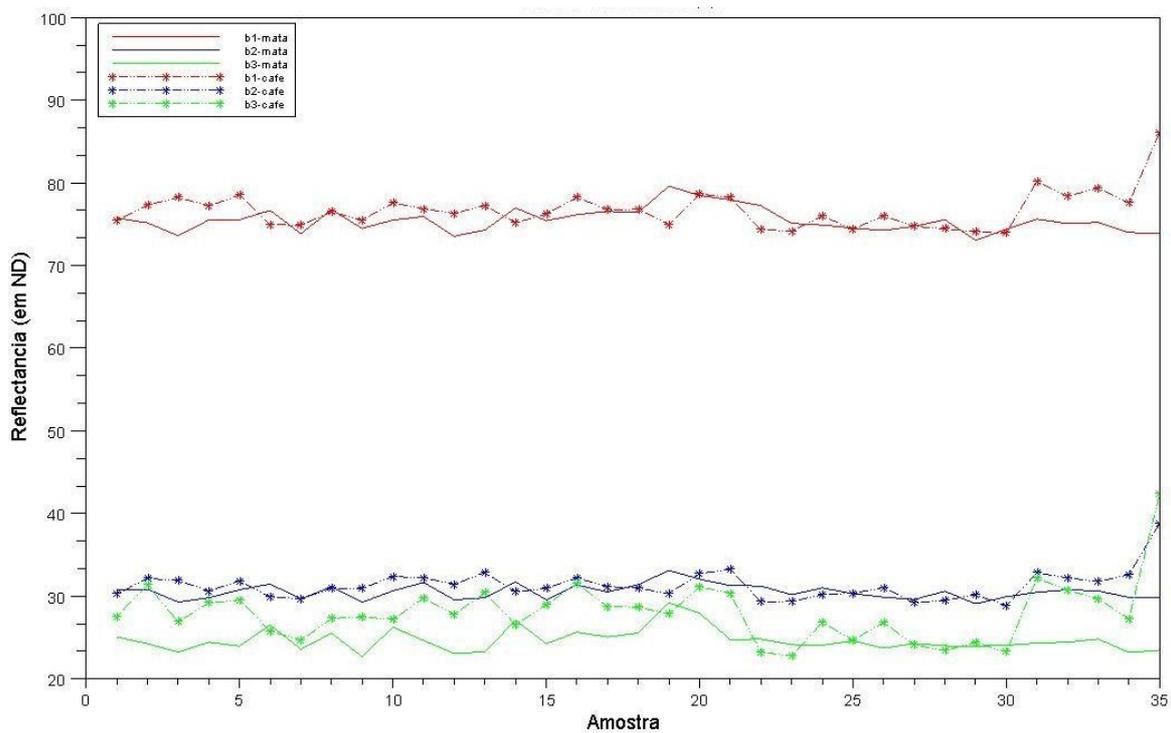


Figura 5. Café/ mata – bandas 1, 2, 3. Época - 15 de outubro de 2000

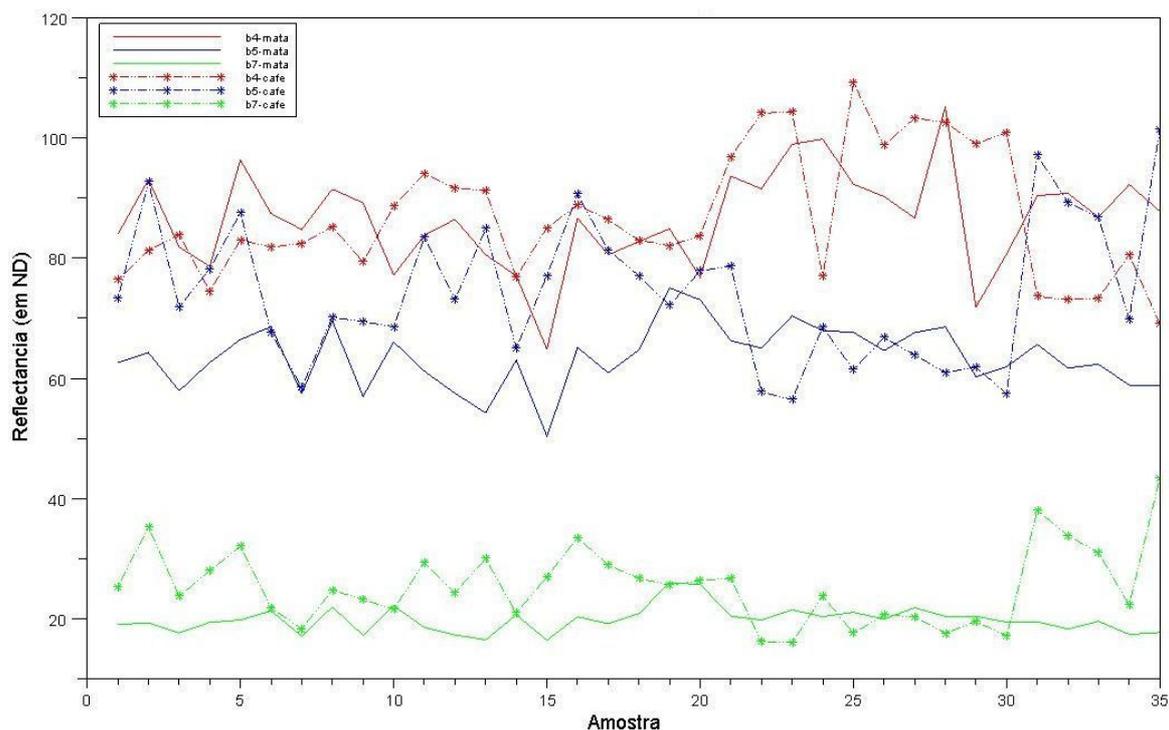


Figura 6. Café/ mata – bandas 4, 5, 7. Época - 15 de outubro de 2000

Da análise das figuras podemos observar o seguinte:

- Na banda 1 as curvas de reflectância entre café e mata sempre são muito próximas.
- Na banda 2 as curvas de reflectância entre café e mata são também sempre muito próximas, mas nas épocas de 10 de agosto de 1999 e 15 de outubro de 2000 as curvas ficam posicionadas mais altas (acima de 20 e em torno de 30 respectivamente) no gráfico.
- Na banda 3 há em geral uma diferença um pouco maior entre café e mata nas épocas de 10 de agosto de 1999 e 15 de outubro de 2000.
- As curvas de reflectância nas bandas 5 e 7 têm um comportamento semelhante em todas as épocas, mas na banda 7 as curvas são mais “achatadas”.
- As curvas nas bandas 4 e 5 são as mais interessantes, pois no geral mostram diferenças maiores entre a reflectância de café e mata.

Na época de 22 de abril de 2000 as maiores diferenças ocorrem nitidamente na banda 4 e as curvas na banda 4 e 5 parecem ocupar faixas de reflectância diferentes. As únicas amostras onde a reflectância entre café e mata ficou muito próxima foram 1, 3, 31 e 32, tanto na banda 4 quanto na banda 5. No entanto, estas mesmas amostras, na banda 5 em 15 de outubro de 2000 apresentaram grandes diferenças.

Na época de 10 de agosto de 1999 as curvas de reflectância nas bandas 4 e 5 se sobrepõem na faixa entre 38 e 58 de reflectância. As maiores diferenças em geral parecem ocorrer na banda 5. As amostras 6, 8, 19, 22, 28, 31, 32 e 33 estão muito próximas na banda 5 e, o mesmo ocorre na banda 4 a exceção da amostra 33. Na banda 4 de 22 de abril de 2000 as amostras 6, 8, 19, 22 e 28 apresentaram diferenças maiores.

Uma análise que foi feita baseada no trabalho de Moreira et al. (2004) é apresentada.

Tabela 1. Diferença dos valores médios de reflectância entre Café-produção e Mata (bandas 4 e 5); extraído dos dados das Tabelas 2 e 3 de Moreira et al. (2004).

Data	Banda	Café-produção (%)	Mata (%)	Diferença (%)
10/08/1999	4	54,83	42,3	12,53
3/09/1999	4	42,29	34,12	8,17
27/09/1999	4	49,81	44,69	5,12
10/08/1999	5	35,31	21,69	13,62
03/09/1999	5	48,64	30,52	18,12
27/09/1999	5	49,28	29,35	19,93
17/04/2001	4	43,10	32,83	10,27
19/05/2001	4	65,44	48,00	17,44
07/08/2001	4	61,83	43,58	18,25
01/11/2001	4	61,84	47,23	14,61
17/04/2001	5	26,57	18,60	7,97
19/05/2001	5	62,56	43,84	18,72
07/08/2001	5	33,64	22,21	11,43
01/11/2001	5	38,51	26,66	11,85

Conforme podemos observar nos itens marcados na Tabela 1, em todas as imagens de 1999 as maiores diferenças entre os valores médios de reflectância de Café-produção e Mata ocorreram na banda 5. Nas imagens de 2001 ocorreu o contrário, com predomínio da banda 4 exceto na imagem de 19/ 05/ 2001. Devemos observar que conforme Moreira et al. (2004), a data de aquisição da imagem de 3 de setembro de 1999 correspondeu ao período mais seco em relação às outras duas imagens deste mesmo ano.

#### 4. Considerações Finais

Dos resultados obtidos pode-se inferir as seguintes considerações:

- Existe uma variação na assinatura espectral do café em produção em relação a épocas mais secas ou menos secas. Isto também acontece com a mata.
- Existem bandas em que devido a premissa anterior seria possível diferenciar café em produção de mata. Numa época, certa banda seria mais adequada do que outra.

Assim, uma RNA do tipo MLP com um conjunto de treinamento apropriado e usando as bandas certas poderia classificar café em produção. Pode-se considerar que estas afirmações ainda são relativas, pois existem situações em que mesmo usando a melhor banda a RNA pode confundir-se devido à complexidade relacionada aos parâmetros culturais do café.

Estes estudos permitiram concluir que há dois problemas fundamentais envolvendo as redes:

1. Identificar as variáveis que são fundamentais para identificar café via redes neurais. Isto inclui não apenas as variáveis específicas do café, mas, também as variáveis relativas ao ambiente que envolve o café.
2. Forma de utilizar estas variáveis de modo a treinar uma rede neural que seja capaz de identificar café numa imagem. Ou seja, definir um padrão de uso destas variáveis para que, qualquer pessoa disposta a mapear café seja capaz de treinar uma rede de forma apropriada ou, ter uma rede já treinada capaz de mapear café em qualquer imagem que lhe for fornecida.

Portanto, os próximos passos para os estudos incluem:

- Criar um conjunto de treinamento de assinaturas espectrais de café em produção que seja de fato representativo desta classe de uso da terra. Isto vai requerer trabalhos de campo.

- Estudar a relação entre épocas do ano com as curvas pluviométricas com a finalidade de verificar como utilizar esta informação na RNA.
- Estudar operações aritméticas entre bandas visando diferenciar áreas de café de outros tipos de vegetação.
- Continuar os testes de reflectância, pois uma hipótese a ser confirmada é que em determinadas bandas e épocas parece haver um maior espalhamento da reflectância da mata em relação ao café.
- Realizar estudos apurados de textura (os testes realizados com as ferramentas de textura do Idrisi não foram até o momento satisfatórios).
- Usar o índice de vegetação NDVI (Moreira, 2003), pois vai ser adequado para separar vegetação de solo exposto ou áreas urbanas. Alguns testes foram feitos utilizando a imagem de NVDI gerada pelo Idrisi, mas não foram satisfatórios. Vai ser necessário tratar a imagem de NVDI de outra forma e realizar novos testes.

## 5. Agradecimentos

Os autores agradecem ao apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais-FAPEMIG com recursos financeiros para o desenvolvimento do projeto e bolsas.

## 6. Bibliografia

Clark Labs, Clark University. IDRISI Andes – version 15.01. Worcester, MA – USA.

Epiphanyo, J. C. N.; Leonardi, L.; Formaggio, A. R. Relações entre parâmetros culturais e resposta espectral de cafezais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 29, n. 3, p. 439-447, mar. 1994.

Gonzales, R. C.; Woods, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. São Paulo: Edgard Blücher Ltda., 2000. 527 p.

Haykin, S. **Neural networks – a comprehensive foundation**. Ed. Tom Robbins, 2. New Jersey: Prentice Hall, 1999. 842p.

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.

Moreira, M. A.; **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 2 ed. - Viçosa: UFV, 2003. 307 p.

Moreira, M. A.; Adami, M.; Rudorff, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, n. 3, p. 223-231, 2004.

Picoli, M. C. A. **Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva**. 2006. 90p. (INPE-14669-TDI/1222). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos: INPE, 2006.

Rumelhart, D. E.; Hinton, G. E.; Williams, R. J. Learning representations by backpropagation errors. **Nature**, v. 323, p. 533-536, 1986.

Vieira, T. G. C.; Alves, H. M. R.; Lacerda, M. P. C.; Veiga, R. D.; Epiphanyo, 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