

# REDES NEURAS ARTIFICIAIS (RNA) PARA IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS CAFEEIRAS EM IMAGENS DE SATÉLITE: TREINAMENTO E DEFINIÇÃO DE ARQUITETURAS

Liliany Aparecida dos Anjos Pereira<sup>(1)</sup>, Tatiana Grossi Chquiloff Vieira<sup>(2)</sup>, Lívia Naiara Andrade<sup>(3)</sup>, Wilian Soares Lacerda<sup>(4)</sup>, Helena Maria Ramos Alves<sup>(5)</sup>, Margarete Marin Lordelo Volpato<sup>(6)</sup>

<sup>(1)</sup> Bolsista FAPEMIG/EPAMIG, graduanda em Ciência da Computação – UFLA, [liliap@comp.ufla.br](mailto:liliap@comp.ufla.br);

<sup>(2)</sup> M. Sc., Pesquisadora EPAMIG/URESMS, Bolsista FAPEMIG, [tatiana@epamig.ufla.br](mailto:tatiana@epamig.ufla.br);

<sup>(3)</sup> Mestranda em Ciência da Computação, DCC UFMG-UFLA, [livia.naiara.andrade@gmail.com](mailto:livia.naiara.andrade@gmail.com);

<sup>(4)</sup> D. Sc., Professor, DCC/UFLA, [lacerda@dcc.ufla.br](mailto:lacerda@dcc.ufla.br);

<sup>(5)</sup> D. Sc, Pesquisadora EMBRAPA CAFÉ, [helena@epamig.ufla.br](mailto:helena@epamig.ufla.br);

<sup>(6)</sup> D. Sc., Pesquisadora EPAMIG/URESMS, Bolsista FAPEMIG, [margarete@epamig.ufla.br](mailto:margarete@epamig.ufla.br)

## Introdução

A cafeicultura é atividade de fundamental importância na região sul de Minas Gerais e técnicas de estimativa da área plantada, visando previsões de safra confiáveis, estão sendo intensamente pesquisadas. 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. O objetivo deste trabalho é definir um procedimento de classificação automática utilizando Redes Neurais Artificiais para identificação de áreas cafeeiras em imagens de satélite da região de Machado-MG, que se encontra entre as mais importantes regiões cafeeiras do Sul de Minas.

## Material e Métodos

Foram utilizadas imagens multiespectrais para classificação automática com RNA, que se referem às bandas 3, 4 e 5 do satélite Landsat 5, sensor TM e o Mapa de uso da terra Machado–MG (EPAMIG, 2009), classificado visualmente. As imagens foram restauradas de 30m para 10m para melhorar a qualidade espacial dos dados (FONSECA, 1987).

Foi criada uma máscara ao longo da rede de drenagem, utilizando a Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL), do SPRING, em cada uma das três bandas e também uma máscara na área urbana de

Machado. Foram utilizadas também as linhas de drenagem do Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM), para tentar eliminar o erro causado pela classificação da RNA, uma vez que ao longo da drenagem existem pequenas áreas de mata que se confundem com café ou qualquer outra classe de uso.

Após a criação da máscara, a imagem foi dividida em duas partes, uma com relevo mais movimentado e outra com relevo menos movimentado (Figura 1).

Para auxílio na definição das amostras de treinamento foi utilizado um mapa temático de uso da terra da região selecionada classificada visualmente. Após a obtenção das áreas de treinamento, foi utilizado o módulo Makesig do IDRISI para realizar a extração da assinatura espectral do conjunto de amostras (figura 2).

## **Resultados e Discussão**

Foram realizados diversos testes para definição da arquitetura ideal, sendo adotado um modelo de rede neural com estrutura de múltiplas camadas. A RNA foi treinada com algoritmo backpropagation, realizando as seguintes alterações na arquitetura da RNA: número do conjunto de pixels para o conjunto de treinamento e teste; número de camadas; número de neurônios nas camadas; fator de momentum e taxa de aprendizado. A Tabela 1 exibe as configurações utilizadas, e em destaque as que apresentaram melhores resultados. 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.

## **Conclusões**

Para auxílio na definição das amostras de treinamento foi utilizado um mapa temático de uso da terra da região selecionada classificada visualmente. 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. Apesar de ainda não ter sido incorporado à

rede nenhum outro parâmetro, a não ser o espectral, a metodologia proposta superou os resultados encontrados na literatura.

## Referências

ANDRADE, L. N.; VIEIRA, T. G. C.; LACERDA, W. S.; ALVES, H. M. R.; VOLPATO, M. M. L.; BRAGA, R. C. A.; SOUZA, V. C. O. **Redes neurais artificiais na classificação de áreas cafeeiras da região de Guaxupé**. 2009. In. Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil, v. 6, Vitória-ES. Brasília: Embrapa Café. CDROM .

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.

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.

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 fev 2010.

EPIPHANIO, 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.

FONSECA, L.M.G.; MASCARENHAS, N.D.A.; BANON, G.J.F. **"Técnicas de Restauração para Reamostragem de Imagens do Satélite Landsat-5"**, 1987.

In. Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, v. 5, p.204-208, Campinas-SP, 8-10 Setembro 1987. (INPE-4189-PRE/1076)

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. 2010.

MARQUES, H. S. **Uso de geotecnologias no estudo das relações entre solos, orientação de vertentes e o comportamento espectral de áreas cafeeiras em Machado, Minas Gerais.** 2003. 82 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia-Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Lavras, Lavras.2003.

SANTOS, W. J. R.; Vieira, T. G. C.; BERNARDES, T.; ALVES, H. M. R.; SILVEIRA, S. P. S. **Exatidão de classificações automáticas de uma imagem Landsat 5 TM para a região cafeeira de Machado, MG.** 2007. In. Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil, v. 5, 2007, Águas de Lindóia. Brasília: Embrapa Café. CDROM.

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.

VIEIRA, T. G. C.; LACERDA, W. S.; BOTELHO, T. G. **Mapeamento de áreas cafeeiras utilizando redes neurais artificiais: Estudo de caso na região de Três Pontas, Minas Gerais.** 2009. In. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.13.12.57/doc/7947-7954.pdf>> Acesso em: 05 mar 2010.

Tabela 1 - Configurações utilizadas no treinamento.

Config.	Pixel <sup>(1)</sup>	Nº de cam.	Neurônios		Taxa de aprend.	Momentum	Iterações	EMQ (relevo menos movimentado)		EMQ (relevo mais movimentado)	
			1ª Cam	2ª Cam				Trein.	Teste	Trein.	Teste
1	60	1	16	-	0.01	0.5	10000	0.00566	0.005841	0.00501	0.005715
2	60	2	20	14	0.01	0.5	10000	0.00491	0.005907	-	-
3	65	1	14	-	0.01	0.5	10000	-	-	0.00549	0.005474
4	65	1	18	-	0.01	0.5	10000	-	-	0.00523	0.005599
5	70	1	18	-	0.02	0.53	10000	0.00472	0.004984	0.00465	0.005073

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

Figura 1 - Mapa de uso da terra classificado pela RNA.

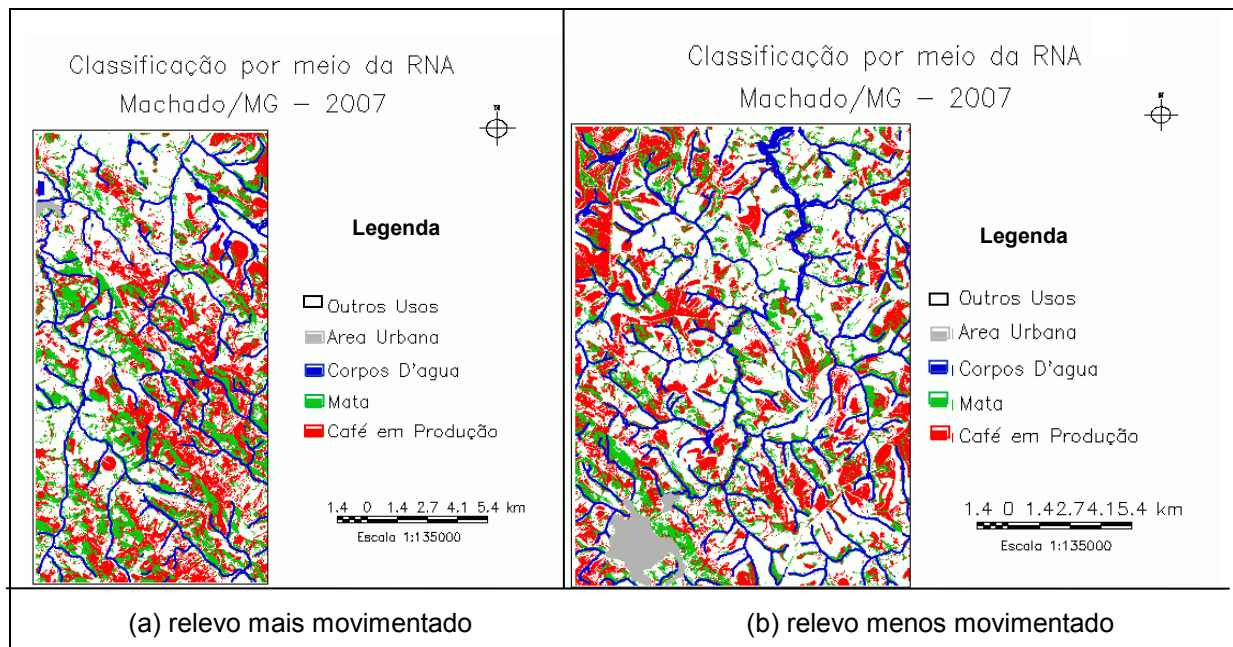


Figura 2 - Metodologia do trabalho.

