

Mapeamento Multitemporal de queimadas na bacia do rio Grande-BA: aplicação de uma Rede Neural Artificial em produtos MODIS

Priscila Santos Pinheiro¹
Edson Eyji Sano^{1,2,3}
Elane Fiúza Borges¹
Alejandro Fabian Rozenfeld¹

¹Universidade Estadual de Feira de Santana – UEFS
BR 116, KM 03, 44036-900 – Feira de Santana-BA, Brasil
pinheiro.priscila@hotmail.com
elaneborges@gmail.com
alejandro.rozenfeld@gmail.com

²Universidade de Brasília – UNB/IG
Caixa Postal 70910-900 – DF, Brasil

³Embrapa Cerrados
BR-020 km 18, Caixa Postal 08233 – CEP: 73301 – Planaltina – DF, Brasil
edson.sano@gmail.com

Abstract. Fire in the Cerrado biome is used as a management tool. In agriculture, the fire is used for the cleaning of the pastures, as well as regrowth of the vegetation to serve as food for the herd. However, recurring fire practices in this environment end up causing severe damage to the environment. Thus, remote sensing, combined with other practices, is important in terms of monitoring and conservation of the landscape. In this way, this paper aimed to map the areas of burn scars to the Rio Grande-BA basin, from 2005 to 2014, through the EVI of the sensor MODIS and an artificial neural network. For the collection of input samples from the neural network a Graphical User Interface (GUI) was created, where the user is able to arbitrate which input data and their possible percentages, the number of samples, as well as the window size of scanning of incoming data. The network was trained in the MATLAB, with the backpropagation algorithm. For the validation of the neural network a manual vectorization was used from data from the Landsat and Resourcesat series for the same period analyzed. Next, from the confusion matrix, errors of omission and commission, global accuracy and Kappa index were generated. Where the data were found in the latter classification with qualities ranging from "good" to "very good" and global accuracy ranging from 65% to 82%.

Palavras-chave: time series, West of Bahia, vegetation index, séries temporais, Oeste da Bahia, índices de vegetação.

1. Introdução

Desde o século passado, o fator antrópico passou a causar modificações intensas na paisagem do Cerrado, com a abertura de áreas para produção agropecuária, produção de carvão vegetal, retirada seletiva de madeira, construção de cidades e estradas e uso frequente do fogo, (Alho e Martins, 1995). A predominância de uma topografia plana e o regime de chuva bem marcado contribuem para a transformação do Cerrado em celeiro agrícola, (Fellipe e Souza, 2006). Apesar das modernas técnicas na agropecuária, ainda é mantida a antiga prática do uso do fogo, com o intuito de abrir novas áreas para pastagens e agricultura, (Coutinho, 2000).

Segundo Alves *et al.* (2011), a Bahia se caracteriza como o terceiro estado com maior número de focos de queimadas, onde a sua grande maioria localiza-se no Oeste, em que o Cerrado é o bioma predominante, sendo o período mais seco correspondente aos meses de julho a novembro. A vegetação que se encontra hidricamente estressada torna-se fonte de ignição e dispersão do fogo (França *et al.*, 2007).

Especificamente, os meses onde há maior incidência de queimadas na região são setembro e outubro. Segundo dados do Centro de Previsão de Tempo e Estudo Climáticos

(CPTEC), apenas para o mês de outubro de 2008, detectaram-se 1.713 focos de calor por meio de análise do sensor MODIS a bordo da plataforma Terra. Outro dado alarmante detectado pelo CPTEC deu-se no ano de 2012, quando foram identificados 5.548 focos de calor na bacia do rio Grande. Desse total, 1.819 foram registrados apenas no mês de outubro, o que representou 33% da área queimada na região.

Desta forma, o sensoriamento remoto, por ser uma importante fonte de dados orbitais, é utilizado para fins de monitoramento e intervenção em tempo real, bem como identificação das transformações do ambiente por ações antrópicas e naturais (Santos *et al.*, 2011). A associação das técnicas de sensoriamento remoto com a exploração de recursos computacionais mais avançados e complexos, que possam extrair informações de forma mais acurada, como a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA), contribuem para um monitoramento mais acurado do ambiente.

Nesse sentido, este trabalho buscou, através do Índice de Vegetação Realçado (EVI) do sensor MODIS, mapear as áreas de cicatrizes de queimadas em escala multitemporal, compreendendo o período de 2005 a 2014.

2. Metodologia de Trabalho

A área de estudo compreende a bacia do Rio Grande (Figura 1), localizada no oeste do estado da Bahia. Esta bacia abrange uma área de 76.089 km², representando 12% da bacia do São Francisco, na qual está inserida (Alves, 2011).

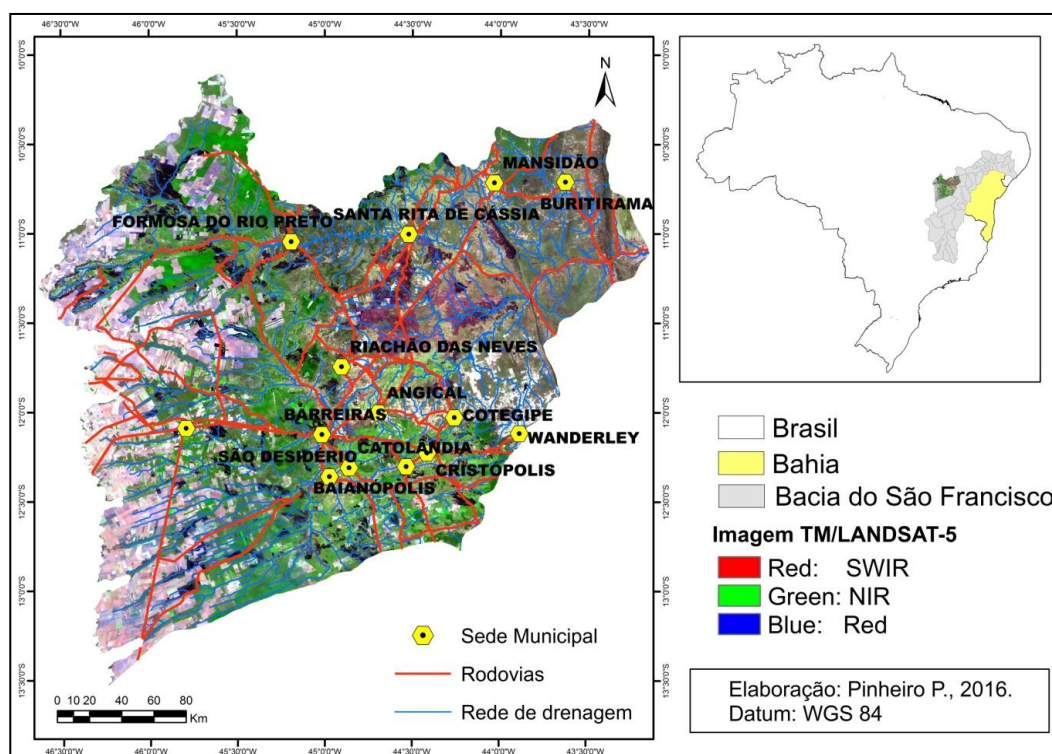


Figura 1. Localização da área de estudo na bacia do São Francisco, com destaque na imagem de satélite TM/Landsat-5, composição colorida R5G4B3.

As redes neurais artificiais são modelos simplificados e baseados no sistema nervoso central, em que seu trabalho tem sido motivado a partir do reconhecimento da capacidade do cérebro humano - sistema complexo, não-linear e paralelo - de processar informações de maneira diferente do computador digital convencional (Haykin, 2001). A RNA tem o objetivo de construir um modelo composto por grande quantidade de unidades simples de

processamento (neurônios), com elevadas conexões entre si. Para tanto, as informações dos neurônios são transmitidas por meio das sinapses ou pesos sinápticos (Santos *et al.*, 2005).

As redes neurais artificiais são compostas basicamente de quatro etapas principais: coleta de dados, criação (ou arquitetura) da rede, treinamento da rede e utilização da rede. Deste modo, para o desenvolvimento deste trabalho pensou-se em primeiro plano na arquitetura da rede e nos dados de entrada a serem utilizados. Para tanto, optou-se pela utilização do Índice de Umidade (NDWI), EVI pré queimada, MCD45A1 (produto para identificar cicatrizes de queimada do sensor MODIS), EVI pós queimada e o Índice de Queimada (NBR). Para a geração dos índices utilizaram-se os seguintes produtos do sensor MODIS: MOD13Q1, MOD09A1, MOD09Q1 e MCD45A1. Além disso, foram utilizados os dados obtidos dos satélites TM/Landsat-5, LISS3/ResourceSat-1 e OLI/Landsat-8, com a finalidade de validar os dados obtidos através do treinamento da rede neural.

Os produtos MODIS foram obtidos pela plataforma *Earth Explorer* e pré-processados a partir do programa MODIS *Reprojection Tool* (MRT), disponibilizado gratuitamente pela NASA.

A partir do MOD13Q1 extraiu-se o índice de vegetação EVI, Huete *et al.* (2002), de acordo a Equação 1:

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + C_1 * \rho_{RED} - C_2 * \rho_{BLUE} + L} \quad (1)$$

Onde: ρ_{NIR} = fluxo radiante refletido no infravermelho próximo; e ρ_{RED} = fluxo radiante refletido no vermelho; ρ_{BLUE} = fluxo radiante refletido no azul; L = fator de ajuste do solo; C_1 e C_2 = coeficientes de ajuste para o efeito de aerossóis na atmosfera; G = fator de ganho; sendo: $C_1 = 6$; $C_2 = 7,5$; $L = 1$; e $G = 2,5$.

O MOD13Q1 também foi utilizado para a geração do NDWI, segundo metodologia de Jaboinski (2011), através das bandas espectrais 2 e 7 (NIR e MIR, respectivamente). O índice de umidade - NDWI - proposto por Gao (1996) visa detectar e quantificar a presença de água nas folhas da vegetação através da álgebra de bandas espectrais do infravermelho próximo e infravermelho médio, descrito na Equação 2.

$$NDWI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{IVM}}{\rho_{IVP} + \rho_{IVM}} \quad (2)$$

Onde: ρ_{IVP} e ρ_{IVM} referem-se à reflectância no infravermelho próximo e no infravermelho médio, respectivamente.

Os produtos de reflectância MOD09A1 e MOD09Q1 foram utilizados para a geração do índice de queimada NBR. Para tal, considerou-se a banda 2 do produto MOD09Q1 e a banda 7 do MOD09A1, onde essa última banda foi reamostrada para a resolução espacial de 250 metros, de acordo a metodologia de Braga (2016).

O índice de queimada (NBR) proposto por Key e Benson (1999) ocasiona a diminuição dos valores da vegetação no infravermelho próximo em relação ao infravermelho de ondas curtas. A retirada da água durante a ação do fogo na vegetação acaba por aumentar a reflectância das áreas atingidas pelo fogo no infravermelho de ondas curtas, realçando o contraste entre as áreas queimadas e não queimadas (LOZANO *et al.*, 2007). A Equação 3 descreve a álgebra utilizada para a geração desse índice:

$$NBR = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} \quad (3)$$

Onde: ρ_{NIR} e ρ_{SWIR} referem-se à reflectância no infravermelho próximo e no infravermelho de ondas curtas, respectivamente.

Para que se obter uma máscara com as áreas queimadas e não queimadas, a partir do produto MCD45A1, extraiam-se dois subprodutos: *burndate* e *ba pixel qa*. De acordo a metodologia de Araújo (2010; 2015) faz-se necessário uma álgebra de bandas simples entre esses subprodutos para a filtragem dos dados, a fim de selecionar os pixels rotulados como área queimada no *burndate* (valores de 1 a 366) e desses obtiveram-se somente os pixels com alto índice de confiabilidade (valor 1) no *ba pixel qa*. Para tanto, fez-se uma álgebra de matrizes, onde esses dois subprodutos foram cruzados através de uma operação de multiplicação expressa por: $(b1)*(b2)$, onde $b1$ corresponde aos valores do *burndate* e $b2$ ao índice de confiabilidade 1 do *ba pixel qa*. Por fim fez-se o recorte das imagens, sendo possível obter as cicatrizes de queimadas com maior confiabilidade na área de estudo.

A coleta dos dados normalmente ocorre fora do ambiente em que a rede neural é arquitetada. No entanto, nesse trabalho, todo o cerne a respeito da RNA foi criado no mesmo ambiente por conter um grande volume de dados, bem como para agilizar a fase de processamento dos mesmos. A etapa de coleta de dados foi otimizada através da criação de um *Graphical User Interface* (GUI), em que o usuário pode arbitrar sobre os dados de entrada, o mínimo de áreas queimadas por pixel que se quer visualizar, os valores mínimos e máximos de áreas queimadas e não queimadas considerados por pixel para coleta de dados, o tamanho da janela que irá varrer os dados de entrada, a quantidade de amostras que se deseja obter a partir de tais dados, além de possibilitar a visualização dos dados de entrada (Figura 2). Após a escolha de todos esses parâmetros as amostras das áreas de interesse são geradas e salvas automaticamente em uma pasta de destino.

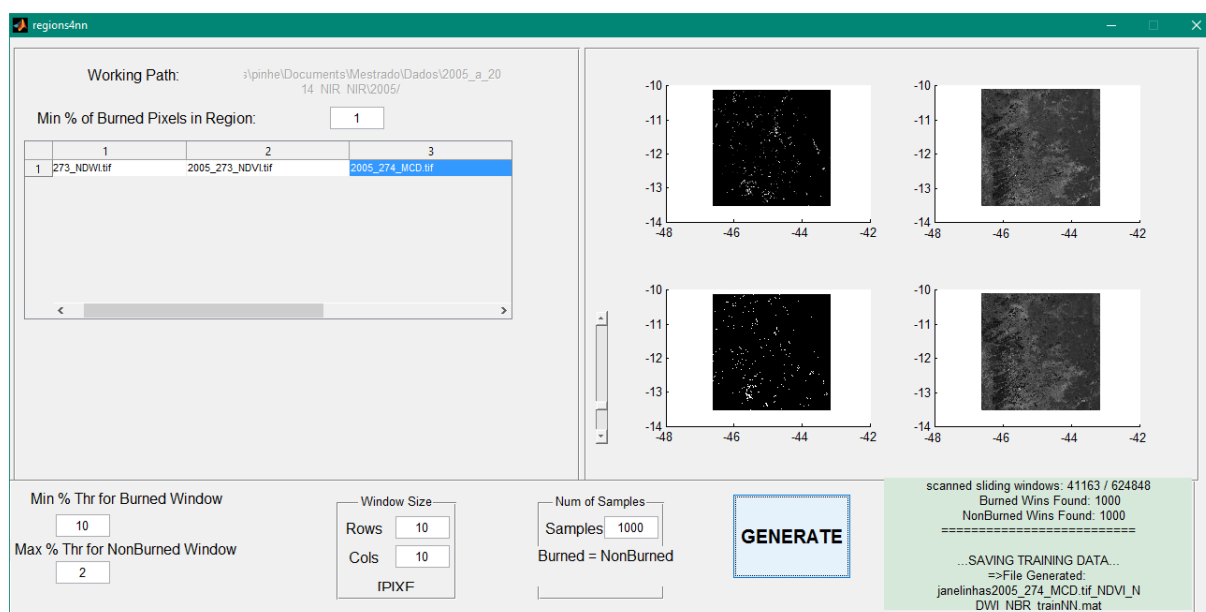


Figura 2. GUI desenvolvido no MATLAB para coleta de amostras para a RNA.

Superada essa fase, o treinamento da rede foi realizado através da ferramenta Neural Network Toolbox™ do MATLAB. Para tanto, utilizou-se a ferramenta de Reconhecimento de

padrões, com uma rede do tipo *feedforward* de duas camadas, treinada com o algoritmo *backpropagation* e 80 neurônios na camada oculta.

Em relação aos dados orbitais, utilizados na validação, com exceção dos anos de 2012, 2013 e 2014, são provenientes do satélite TM/Landsat-5, referente às órbitas/ponto de 221/67, 221/68, 220/67, 220/68, 220/69, 219/67, 219/68, 219/69, registradas durante os meses de setembro e outubro. Para o ano de 2012, os dados adquiridos são do satélite indiano LISS3/ResourceSat-1, correspondentes às órbitas/ponto de 329/84, 329/85, 329/86, 330/84, 330/85, 330/86, 331/84, 331/85, 331/86, registradas também nos mesmos meses. Essas imagens foram georreferenciadas, mosaicadas e recortadas de acordo o limite da área de estudo. Superada essa fase de pré-processamento, fez-se a vetorização manual como parte da etapa de validação da RNA. Foi construída uma matriz de confusão, sendo selecionados 70 pontos aleatoriamente e os resultados foram validados por meio das estatísticas de exatidão Global, erros de omissão e comissão e o índice Kappa (LANDIS e KOCH, 1977).

3. Resultados e Discussão

A rede neural treinada para os dados de entrada constituídos de EVI, NDWI, MCD45A1 e NBR resultou em dez imagens distintas (Figura 3).

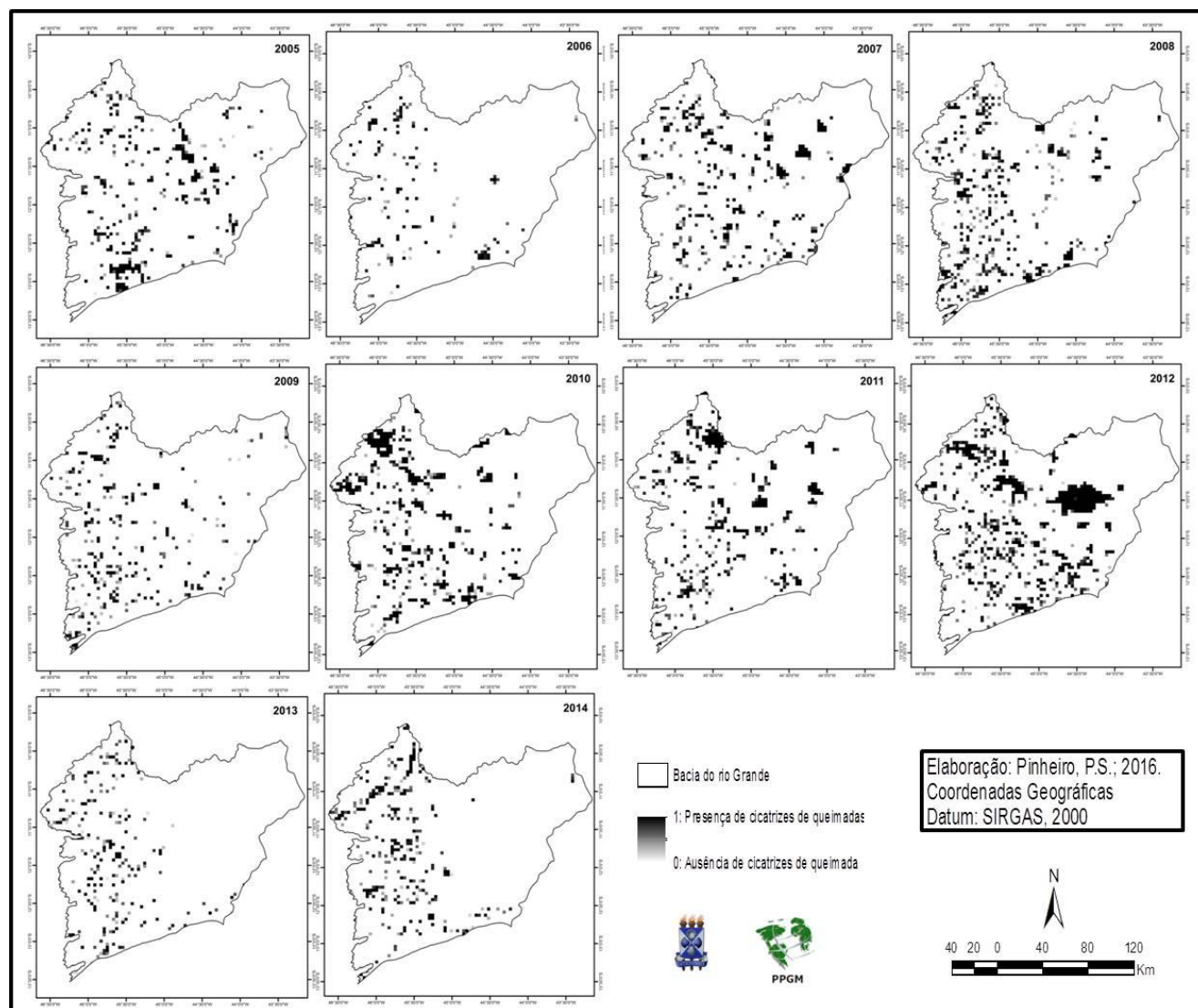


Figura 3. – Imagens-resultado para a RNA, com dados de entrada EVI, NDWI, MCD45A1 e NBR.

O resultado da RNA demonstrou que os alvos espectralmente semelhantes às cicatrizes de queimadas conseguiram ser separados, de uma forma geral. Os índices espectrais NDWI e NBR utilizam em sua composição as faixas do infravermelho próximo e médio, que segundo EVA e LAMBIN (1998) apresentam melhores resultados na discriminação das cicatrizes de queimadas e nos demais alvos.

A validação das imagens-resultado para esse treinamento da rede pode ser verificada na Tabela 1. Os resultados avaliados pelo índice Kappa demonstraram a qualidade da classificação como "boa" e "muito boa". Os anos de 2005, 2006, 2008, 2009, 2011, 2013 e 2014 foram classificados com a qualidade "boa", sendo os demais anos (2007, 2010 e 2012) com a qualidade "muito boa".

Tabela 1 – Validação para para a RNA, com dados de entrada EVI, NDWI, MCD45A1 e NBR

Anos	IK	Erro de omissão	Erro de comissão	Exatidão
		%	%	Global %
2005	0,59	6,2	8,9	80
2006	0,46	16,0	7,2	77
2007	0,65	7,5	5,3	82
2008	0,42	10,4	9,5	65
2009	0,44	5,1	17,1	77
2010	0,61	8,3	6,8	81
2011	0,40	10,4	15,9	75
2012	0,65	5,1	4,7	82
2013	0,41	15,1	14,6	74
2014	0,46	15,8	10,2	80

Dentre esses anos analisados, 2008 e 2011 se caracterizam como os que apresentaram maior confusão na classificação das áreas, com erro de omissão de 10,4%; erro de comissão de 9,5% e 15,9% e exatidão global de 65% e 75%, respectivamente. Tais resultados podem estar associados aos tamanhos das cicatrizes mapeadas, uma vez que, por possuírem menor extensão, os dados do sensor MODIS não são capazes de ser detectados.

Os anos de 2007, 2010 e 2012 demonstraram os melhores resultados de qualificação das imagens, sendo os erros de omissão de 7,5%, 8,3% e 5,1%, com erros de comissão de 5,3%, 6,8% e 4,7% e exatidão global de 82%, 81% e 82%, respectivamente. Esses anos apresentam a maior extensão de áreas queimadas contribuindo, assim para uma maior quantidade de dados na janela de varredura e, conseqüentemente, maior acurácia da rede.

De maneira geral, a RNA apresentou resultados positivos no mapeamento das cicatrizes de queimadas. No entanto, as análises das imagens-resultado demonstram que a extensão das queimadas é um fator importante no treinamento da rede, uma vez que as maiores áreas queimadas são identificadas pela rede sem muito prejuízo, pois as informações contidas nas janelas de varreduras são suficientes para não ocasionar confusão na classificação da imagem. A classificação errônea de algumas áreas pode está associada ao acúmulo de cinzas proveniente de uma grande queimada nas suas proximidades, provocado pela ação dos ventos, assim a resposta espectral da área modifica-se, se assemelhando às demais regiões classificadas como queimadas. Outros fatores que podem ter contribuído para a classificação dos pixels como áreas queimadas, em todas as imagens, é a resolução espacial dos dados. As cicatrizes de queimadas mapeadas como verdade de campo são provenientes de dados da série Landsat e ResourceSat-1/LISS3, com resolução espacial de 30 metros e 23,5 metros, respectivamente, assim foi possível identificar as cicatrizes de queimadas nessas imagens, não ocorrendo o mesmo para os dados MODIS, com resolução espacial de 250 metros. Para, além

disso, o MCD45A1 é um dado mensal que contempla todas as cicatrizes de queimadas de determinado mês, não ocorrendo o mesmo com as imagens ópticas supracitadas que se referem a um dia específico. Desta forma, nem todas as cicatrizes estarão correspondentes nos dois dados, podendo a rede reconhecer cicatrizes nos dados MODIS que não foram mapeadas nas imagens Landsat e Resorcesat, sendo o contrário também verdadeiro.

4. Considerações Finais

A ocorrência do fogo no cerrado se mostra benéfica para a rebrota e evolução das espécies, no entanto, a recorrência do fogo sem intervalos apropriados acaba por causar danos ao meio ambiente, como redução dos nutrientes do solo, poluição das águas e do ar. A partir do resultado do treinamento da RNA observou-se que, através dos métodos de classificação, a identificação das áreas queimadas para a área de estudo se mostra de forma positiva. A RNA, de forma geral, foi capaz de separar os alvos espectralmente semelhantes às cicatrizes de queimadas – como, por exemplo, solo exposto, sombra e água – o que configura maior acurácia em sua imagem-resultado. O mapeamento da ocorrência do fogo em grandes áreas e, por vezes, de difícil acesso se mostra como mais uma ferramenta para a conservação do ambiente. Assim, os resultados apresentados são pertinentes ao monitoramento e preservação dos cerrados baianos.

Agradecimentos

À CAPES pelo apoio financeiro a pesquisa.

Referências Bibliográficas

ALHO, C. J. R.; MARTINS, E. S. De grão em grão, o Cerrado perde espaço - Cerrado: impactos do processo de ocupação. Brasília: Fundo Mundial para a natureza (WWF). 1995.

ALVES, R. R. Gênese e evolução da superfície Quaternária no Médio São Francisco. Fatos e evidências na Bacia do Rio Grande - BA. Tese (Doutorado em Geografia), Universidade Federal de Uberlândia, 314 p., 2011.

ALVES, R. G.; SANTANA, R. S.; BORGES, E. F.; ANJOS, C. S. Identificação e quantificação de áreas queimadas no entorno da cidade de Barreiras-BA. Anais...XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Instituto de Pesquisas Espaciais. Curitiba, Paraná. 2011.

ARAÚJO, F. M. Avaliação das áreas queimadas no bioma Cerrado: proposições para o monitoramento e conservação. Tese (Doutorado em Ciências Ambientais). Universidade Federal de Goiás, Goiânia-GO. 2015, 143 p.

ARAÚJO, F. M. Mapeamento de áreas queimadas no bioma Cerrado a partir de dados MODIS MCD45A1. Dissertação (Mestrado em Geografia). Universidade Federal de Goiás. Goiânia, 2010. 103p.

BRAGA, J.V. Mapeamento de área queimadas usando séries temporais normalizadas derivadas de dados NBR-MODIS durante o período de 2001-2014 no parque nacional das Emas. Dissertação (Mestrado em Geografia). Universidade de Brasília. Brasília, 2016. 66p.

COUTINHO, L. M. Cerrado. 2000. Disponível em: <<http://ecologia.ib.usp.br/cerrado/index.htm>>. Acesso em: 20 ago. 2013.

CPTEC. Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos. Monitoramento de queimadas e incêndios por satélite em tempo quase-real. São José dos Campos: INPE. Disponível em: <<http://sigma.cptec.inpe.br/queimadas/>>. Acesso em: 11 abr. 2014.

FELIPPE, M. F.; SOUZA T. A. R. A biogeografia do Cerrado em concomitância com sua história econômica e suas perspectivas para o futuro. Enciclopédia Biosfera, v.1, n.1 p. 1–33, 2006.

FRANÇA, H.; NETO, M.B.R.; SETZER, A. O Fogo no Parque Nacional das Emas - MMA, 2007.

GAO, B.C. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment. v.58. 257-266p. 1996.

HAYKIN, S. Redes Neurais. Princípios e Práticas. 2ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2001, 900p.

HUETE A.; DIDAN K.; MIURA T.; RODRIGUEZ P.; GAO X.; FERREIRA L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 195-213, 2002.

KEY, C. H.; BENSON, N. C. The Normalized Burn Ratio, a Landsat TM radiometric index for burn severity incorporating multi-temporal differencing. US Geological Survey, Unpublished manuscript. 1999.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. Biometrics, v.33, n. 1, p.159-174, 1977.

LOZANO, F. J., SUAREZ-SEOANE, S., LUIS, E. 2007, Assessment of several spectral indices derived from multi-temporal landsat data for fire occurrence probability modelling. Remote Sensing of Environment. 107. pp. 533-544.

SANTOS, A. M. dos; SEIXAS, J. M. de; PEREIRA, B. B.; MEDRONHO, R. A.; Usando Redes Neurais Artificiais e Regressão Logística na Predição da Hepatite A. Revista Brasileira de Epidemiologia. Vol. 8, n.2, p. 127-126, 2005.

SANTOS, C. A. P.; SOUZA, U. B.; SILVA, W. L. Quantificação dos focos de calor na mesoregião do extremo Oeste baiano. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p1541.pdf>>. Acesso em: 20 de set. de 2014.