

Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013 Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia



CLASSIFICAÇÃO DE VARIÁVEIS EDAFOCLIMÁTICAS E FITOSSOCIOLÓGICAS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Mariana R. Magalhães¹, Maria J. H. Souza², André R. C. Gianotti³, Gilson G. S. Oliveira Júnior⁴, Laura A. G. Santos⁴

1 Eng^a. Florestal, Doutoranda em Eng. Agrícola, Depto. de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa – MG magalhaesflorestal@hotmail.com

²Eng^a. Agrícola, Prof^a. Adjunta, Departamento de Agronomia, UFVJM, Diamantina - MG

3 Agrônomo, Mestre em Ciência Florestal, Depto. de Engenharia Florestal, UFVJM, Diamantina - MG

4 Eng. (a) Florestal, Mestrando (a) em Ciência Florestal, Depto. de Engenharia Florestal, UFVJM, Diamantina - MG

Apresentado no XVIII Congresso Brasileiro de Agrometeorologia – 02 a 06 de Setembro de 2013 – Centro de Convenções e Eventos Benedito Silva Nunes, Universidade Federal do Pará, Belém, PA.

RESUMO: O objetivo deste trabalho foi ranquear as variáveis edafoclimáticas e fitossociológicas para as fitofisionomias Campo Rupestre (CmR) e Cerrado Rupestre (CrR) utilizando a Rede Neural Artificial. Dez parcelas contíguas de 1000 m² (20x50m) foram alocadas para cada fitofisionomia. Utilizaram-se para a caracterização microclimática os valores médios mensais da velocidade do vento, da temperatura, da umidade relativa do ar, da pressão de saturação de vapor de água, da pressão real de vapor de água, do déficit de pressão de vapor de ar e da irradiância solar global, e do total precipitado mensalmente. Para obtenção das variáveis edáficas, foram coletadas seis amostras simples em cada parcela, formando uma amostra composta. As variáveis edáficas se sobressaíram em relação às meteorológicas e fitossociológicas. O CmR apresentou 93,9 % e o CrR obteve 81,85 % de areia nas análises de textura do solo. O pH foi a terceira variável de maior ocorrência e possui relação com a fertilidade do solo. As variáveis edáficas se destacaram em relação às demais variáveis estudadas.

PALAVRAS-CHAVE: Cerrado, velocidade do vento, precipitação

CLASSIFICATION OF VARIABLES EDAPHOCLIMATIC AND PHYTOSOCIOLOGICAL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT: The objective of this work was ranquear variables edaphoclimatic and phytosociological in phytophysionomies for Campo Rupestre (CmR) and Cerrado Rupestre (CrR) using Artificial Neural Network. Ten contiguous plots of 1000 m² (20x50m) were allocated for each phytophysionomy. Were used to characterize the microclimate values monthly average of the wind speed, temperature, air relative humidity, the saturation pressure of water vapor, of the actual pressure of water vapor, of the vapor pressure deficit of air, global solar irradiance and monthly total precipitation. To obtain the soil variables were collected six samples simple of from each plot, forming a composite sample. The soil variables were prominent in relation to variables meteorological and phytosociological. The CMR presented 93.9% and the CRR obtained 81.85% sand in the analyzes of soil texture. The







Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013 Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia



pH was the third variable of the major occurrence and has relation to soil fertility. The soil variables stood out in relation to other variables.

KEYWORDS: Savannah, wind speed, rainfall

INTRODUÇÃO

A Rede Neural Artificial (RNA) é uma importante técnica estatística não-linear capaz de resolver uma gama de problemas complexos. Isso torna o método extremamente útil quando não é possível definir um modelo explícito ou uma lista de regras. Em geral, isso acontece em situações em que o ambiente é dinâmico (VELLASCO, 2007). Dentre as possíveis aplicações de RNA, destacamos o seu emprego como reconhecimento de padrões que, em termos gerais, é a ciência que compreende a identificação e classificação da informação em categorias (OLESKOVICZ et al., 2003). A maior vantagem da RNA sobre os métodos convencionais é que ela não requer informação detalhada sobre os processos físicos do sistema a ser modelado, sendo este descrito explicitamente na forma matemática - modelo de entrada e saída) (SUDHEER et al., 2003). As análises envolvendo dados edafoclimáticos e fitossociológicos apresentam inúmeras variáveis e ao serem trabalhadas em conjunto podem camuflar variáveis de maior importância. Dentro do exposto, objetivo deste trabalho foi ranquear as variáveis edafoclimáticas e fitossociológicas de maior importância para duas fitofisionomias do Cerrado, uma área de Campo Rupestre e a outra de Cerrado Rupestre com o intuito de auxiliar análises posteriores.

MATERIAL E MÉTODOS

Selecionou-se duas fitofisionomias do bioma Cerrado, classificadas como "Campo Rupestre" e "Cerrado Rupestre" (RIBEIRO e WALTER, 2008), cujas áreas estão localizadas no município de Diamantina. A vegetação de Campo Rupestre localiza-se a uma altitude de 1387 m, 18°10' S de latitude e 43°30' W de longitude e encontra-se no campus JK da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM). Já a vegetação de Cerrado Rupestre localiza-se no Sítio Santa Helena a uma altitude de 1149 m, 18°17' S de latitude e 43 °34' W de longitude. O clima da região segundo a classificação Köppen é Cwb, temperado úmido, com inverno seco e chuvas no verão. A temperatura média anual é de 18.3°C, a média das mínimas é 14,1°C e a média das máximas de 23,7°C; sendo a temperatura média do mês mais quente de 20,1°C (INMET, 2009).

Dez parcelas contíguas de 1000 m² (20x50m) foram alocadas para cada fitofisionomia e as espécies foram identificadas no Herbário Dendrológico Jeanini Felfili (HDJF), situado na Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM).

As variáveis climáticas para o ano de 2010 foram obtidas por meio de estações automáticas instaladas em cada ambiente. Utilizaram-se para a caracterização microclimática os valores médios mensais da velocidade do vento, da temperatura (máxima, mínima e média), da umidade relativa do ar (máxima, mínima e média), da pressão de saturação de vapor de água, da pressão real de vapor de água, do déficit de pressão de vapor de ar e da irradiância solar global, e do total precipitado mensalmente. A determinação da pressão real de vapor de água (Ea) foi estimada segundo PEREIRA et al. (2002).







Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013

Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade
Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia



Para obtenção das variáveis edáficas, foram coletadas seis amostras simples em cada parcela, formando uma amostra composta. Cada área totalizou dez amostras compostas, segundo orientações de Ribeiro *et al.* (1999). O solo foi coletado a uma profundidade entre 0 a 20 cm, buscando áreas sem a exposição de rochas.

Redes Neurais Artificiais

Uma rede neural típica é constituída de uma camada de entrada de dados, uma camada de modificação desses dados denominada camada oculta ou escondida e uma camada de saída que são os resultados ou dados objetivos. Os neurônios de uma camada estão interligados com todos os neurônios da camada subsequente (RAMOS, 2003). O processamento da Rede Neural Artificial segue as etapas de acordo com a Figura 1.

Aproximação de função

Aproximação de função é uma tarefa de aprendizagem das redes neurais artificiais que consiste em encontrar uma função que descreva a relação entre uma variável quantitativa (saída) e uma ou mais variáveis quantitativas e, ou qualitativas (entradas), a partir da apresentação de dados observados destas variáveis a uma configuração de rede préestabelecida (Jain e Mao, 1996). O processamento dos dados foi realizado no programa Statistica 10.0 e utilizou-se o algoritmo "Backpropagation". Foram realizados 100 testes e apresentados os vinte escolhidos aleatoriamente pelo programa. Algumas redes utilizaram mais de 10 variáveis, mas para o presente estudo optou-se em trabalhar apenas com as dez primeiras.

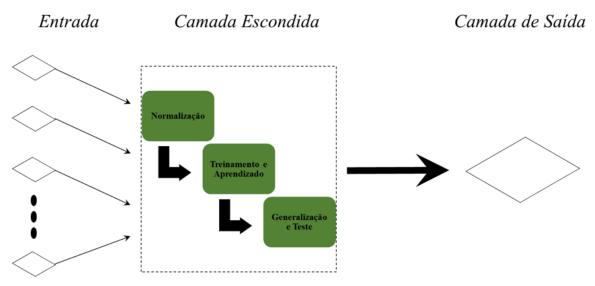


Figura 1: Etapas de modelagem da Rede Neural Artificial.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A amplitude do erro médio quadrático foi de 1,51 x 10⁻⁰³ a 4,39 x 10⁻¹² entre as redes. As variáveis edáficas se sobressaíram em relação às meteorológicas e fitossociológicas indicando que as variáveis referentes ao solo possuem maior importância na constituição das







Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013

Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade
Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia



fitofisionomias estudadas (Tabelas 1 e 2). Tal fato pode ser explicado devido à proximidade das áreas, onde há uma maior probabilidade de semelhança entre os microclimas. Ao analisar as dez variáveis com maior ocorrência, observou-se que seis delas são referentes à fertilidade do solo, duas à textura, uma à acidez e uma à meteorologia (Tabela 1).

A variável que apresentou a maior ocorrência foi a areia grossa. O Campo Rupestre apresentou 93,9 % e o Cerrado Rupestre obteve 81,85 % de areia nas análises de textura do solo. As duas fitofisionomias, devido à alta taxa de areia, possuem solos com menor retenção de água. Em meses com menor precipitação pode acarretar déficit hídrico na vegetação. As variáveis referentes à textura do solo estão relacionadas com a retenção de água no mesmo, sendo o solo argiloso o que retém mais umidade (Marimon-Junior e Haridasan, 2005).

O pH foi a terceira variável de maior ocorrência e possui relação com a fertilidade do solo. Valores de pH baixos reduzem o potássio, cálcio, magnésio (Haridasan e Araújo, 2005).







Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013



Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia

Tabela 1. Quantificação das variáveis edafoclimáticas e fitossociológicas conforme o número de Redes Neurais Artificiais (RNA) nas quais foram utilizadas.

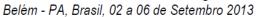
Variáveis	Areia grossa (dag/kg)	Zn (mg/dm³)	pH (água)	P-rem (mg/L)	Fe (mg/dm ³)	Areia fina (dag/kg)	SB (cmolc/dm ³)	M. O. (dag/kg)	Cu (mg/dm ³)
Número de RNA	13	12	11	11	11	11	10	9	9
Variáveis	Amplitude térmica	P (mg/dm3)	K (mg/dm3)	Ca (cmolc/dm3)	Mg (cmolc/dm3)	Al (cmolc/dm3)	t (cmolc/dm3)	V (%)	Silte (dag/kg)
Número de RNA	8	8	8	8	8	8	8	8	8
Variáveis	Argila (dag/kg)	m (%)	Ea	Velocidade do vento	H+AI (cmolc/dm3)	Precipitação	Temperatura média	Temperatra máxima	UR máxima
Número de RNA	8	7	6	6	6	5	5	5	5
Variáveis	UR mínima	Es	(es -ea)	T (cmolc/dm3)	Temperatura mínima	Mês	Irradiância	UR média	Família
Número de RNA	5	5	5	5	4	3	3	2	1

Tabela 2. Rank das variáveis edafoclimáticas e fitossociológicas utilizadas em 20 Redes Neurais Artificiais (RNA).











Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia

Rank	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RNA 1	Fe (mg/dm3)	Zn (mg/dm3)	H+Al (cmolc/dm3)	Areia grossa (dag/kg)	t (cmolc/dm3)	Areia fina (dag/kg)	P-rem (mg/L)	Al (cmolc/dm3)	Vento	Argila (dag/kg)
RNA 2	Areia fina (dag/kg)	t (cmolc/dm3)	H+Al (cmolc/dm3)	M. O. (dag/kg)	Al (cmolc/dm3)	m (%)	Amplitude térmica			
RNA 3	Areia grossa (dag/kg)	M. O. (dag/kg)	Al (cmolc/dm3)	Zn (mg/dm3)	Fe (mg/dm3)	K (mg/dm3)	Areia fina (dag/kg)	P-rem (mg/L)	H+Al (cmolc/dm3)	Argila (dag/kg)
RNA 4	Zn (mg/dm3)	P-rem (mg/L)	SB (cmolc/dm3)	Areia fina (dag/kg)	Fe (mg/dm3)	Ca (cmolc/dm3)	Cu (mg/dm3)	Al (cmolc/dm3)	Temp. max	Vento
RNA 5	Areia grossa (dag/kg)	pH (água)	Al (cmolc/dm3)	m (%)	P (mg/dm3)	P-rem (mg/L)	Ca (cmolc/dm3)	Irradiância		
RNA 6	Fe (mg/dm3)	Mg (cmolc/dm3)	Areia fina (dag/kg)	Ca (cmolc/dm3)	Vento	Zn (mg/dm3)	M. O. (dag/kg)	Argila (dag/kg)	SB (cmolc/dm3)	pH (água)
RNA 7	V (%)	Mg (cmolc/dm3)	P (mg/dm3)	Silte (dag/kg)	H+Al (cmolc/dm3)	Areia grossa (dag/kg)	Zn (mg/dm3)	Cu (mg/dm3)	SB (cmolc/dm3)	m (%)
RNA 8	Fe (mg/dm3)	pH (água)	Silte (dag/kg)	P-rem (mg/L)	Ca (cmolc/dm3)	Zn (mg/dm3)	Areia grossa (dag/kg)	P (mg/dm3)	Argila (dag/kg)	UR.méd
RNA 9	K (mg/dm3)	Mês								
RNA 10	P-rem (mg/L)	Areia grossa (dag/kg)	t (cmolc/dm3)	K (mg/dm3)	Fe (mg/dm3)	P (mg/dm3)	M. O. (dag/kg)	Mg (cmolc/dm3)	Ca (cmolc/dm3)	Cu (mg/dm3)
RNA 11	T (cmolc/dm3)	Areia grossa (dag/kg)	P-rem (mg/L)	Argila (dag/kg)	Cu (mg/dm3)	Al (cmolc/dm3)	SB (cmolc/dm3)	t (cmolc/dm3)	Fe (mg/dm3)	m (%)
RNA 12	P-rem (mg/L)	Areia fina (dag/kg)	pH (água)	Zn (mg/dm3)	T (cmolc/dm3)	Mg (cmolc/dm3)	Areia grossa (dag/kg)	P (mg/dm3)	M. O. (dag/kg)	t (cmolc/dm3)
RNA 13	P-rem (mg/L)	Areia grossa (dag/kg)	Argila (dag/kg)	V (%)	Mg (cmolc/dm3)	Fe (mg/dm3)	SB (cmolc/dm3)	Zn (mg/dm3)	UR.mín	Amplitude térmica
RNA 14	Areia fina (dag/kg)									
RNA 15	pH (água)	Ca (cmolc/dm3)	Fe (mg/dm3)	Areia grossa (dag/kg)						
RNA 16	Ca (cmolc/dm3)									
RNA 17	pH (água)	P-rem (mg/L)	Areia grossa (dag/kg)							
RNA 18	pH (água)	SB (cmolc/dm3)	V (%)	Zn (mg/dm3)	Fe (mg/dm3)	Cu (mg/dm3)	Areia fina (dag/kg)			
RNA 19	Cu (mg/dm3)									
RNA 20	Zn (mg/dm3)									







Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013 Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia



CONCLUSÕES

As variáveis edáficas se destacaram em relação às demais variáveis estudadas e a fertilidade do solo indicou ter grande peso para as duas fitofisionomias. As Redes Neurais Artificiais apresentaram-se como uma eficaz ferramenta capaz de auxiliar nos complexos estudos sobre o bioma Cerrado.

REFERÊNCIAS

INMET. **Normais Climatológicas do Brasil 1961 - 1990**. Brasília, DF: Instituto Nacional de Meteorologia, 465p, 2009.

HARIDASAN, M.; ARAÚJO, G.M. Perfil nutricional de espécies lenhosas de duas florestas semidecíduas em Uberlândia, MG. Revista Brasil. Bot. V.28, n.2, p.295-303, abr.-jun. 2005.

JAIN, A.K. e MAO, J. Artificial neural networks: A Tutorial. **Computer**, vol.29; no.3; march. 31-44 p. 1996.

MARIMON-JUNIOR, B.H; HARIDASAN, M. Comparação da vegetação arbórea e características edáficas de um cerradão e um cerrado *sensu stricto* em áreas adjacentes sobre solo distrófico no leste de mato Grosso, Brasil. **Acta Botanica Brasilica**, 19(4): 913-926. 2005.

OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V.; AGGARWAL, R. K. O emprego de redes neurais artificiais na detecção e localização de faltas em linhas de transmissão. **Revista Controle & Automação**, vol.14 no.2/Abril, Maio, Junho. 2003.

PEREIRA, A. R.; ANGELOCCI, L. R.; SENTELHAS, P. C. **Agrometeorologia:** Fundamentos e Aplicações Práticas. Ed: Agropecuária – Guaíba. 2002. 478p.

RAMOS, J.P.S. Redes Neurais Artificiais na classificação de frutos: cenário bidimensional. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras. V.27, n.2, p.356-362, mar./abr., 2003.

RIBEIRO, A. C.; GUIMARAES, P. T. G.; ALVAREZ, V. H. Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais – 5ª Aproximação. CFSEMG – Comissão de Fertilidade do Solo do Estado de Minas Gerais. Viçosa/MG. 1999. 359p.

RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. Fitofisionomias do Bioma Cerrado. In: **Cerrado: ambiente e flora** (S.M. Sano e S.P. Almeida, eds.). Embrapa/CPAC, Planaltina. 2008. p.89-166.

SUDHEER, K. P.; GOSAIN, A. K.; RAMASASTRI, K. S. Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.129, n.3, p.214-218. 2003.







Belém - PA, Brasil, 02 a 06 de Setembro 2013 Cenários de Mudanças Climáticas e a Sustentabilidade Socioambiental e do Agronegócio na Amazônia



VELLASCO, M.M.B.R. **Redes Neurais Artificiais**. ICA – Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. Pontifícia Universidade Católica – Rio de Janeiro - RJ. 2007. 37 p.



