

USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA A ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO DE REFERÊNCIA (ET_o) DO MÉTODO DE PENMAN-MONTEITH, COM UM NÚMERO DE REDUZIDO VARIÁVEIS EMPÍRICAS

Daniel Pereira Guimarães¹, Paulo Emílio Pereira de Albuquerque¹, Luiz Marcelo Aguiar Sans¹.

1. Introdução

A atividade agrícola demanda grande consumo de água, sendo responsável por cerca de 70% do total captado, além de proporcionar baixo retorno aos mananciais. De acordo com SETTI et al. (2001), a quantidade de água demandada para a produção de uma tonelada de grãos situa-se em torno de mil m³. O uso inadequado da irrigação poderá resultar, além do desperdício do recurso hídrico, na ineficiência do sistema produtivo, na degradação dos solos e na poluição dos mananciais.

O manejo eficiente da irrigação implica o uso racional do recurso água, visando a otimização da produtividade com o menor impacto ambiental. A quantidade de água requerida é estimada em função da evapotranspiração de referência (ET_o) e do coeficiente indicativo da necessidade de água da cultura (K_c), em cada estágio de desenvolvimento (DOORENBOS & PRUITT, 1997, ALLEN et al. 1998). Conforme SEDIYAMA (1996), o modelo de Penman-Monteith-FAO é atualmente o mais empregado para a determinação da ET_o. Entretanto, sua utilização é limitada pela necessidade de obtenção de numerosos elementos meteorológicos e raramente disponíveis (CAMARGO & CAMARGO, 2000).

Uma rede neural artificial (RNA) representa uma técnica de modelagem estatística baseada numa estrutura flexível, capaz de identificar e estabelecer relações não lineares complexas entre as variáveis relacionadas. Desse modo, tem sido crescente a aplicação de redes neurais artificiais em estudos climatológicos, tendo sido usada por FRENCH et al. (1992), para a previsão de chuvas; por COOK & WOLFE (1991) para a previsão da temperatura com a antecedência de 3 meses, por FRANCL & PANIGRAHI, (1997) na definição do índice de molhamento foliar para a previsão de doenças em trigo, por SHAMSELDIN (1997) para estabelecer o relacionamento entre a precipitação e o escoamento superficial e por KIM & BARROS (2001) na previsão de enchentes.

2. Material e métodos

Os dados foram coletados na estação meteorológica de Sete Lagoas, MG, entre maio de 1926 e março de 2003. Para o cálculo da ET_o de Penman-Monteith/FAO, usou-se o programa REFET, versão 2.13, desenvolvido pela Utah State University (EUA). Além dos parâmetros requeridos para cadastramento da estação, a determinação dos valores de ET_o baseou-se nas variáveis relativas a temperatura máxima (T max °C), temperatura mínima (T min °C), temperatura média

(T med °C), umidade relativa (UR %), velocidade do vento (m/s), precipitação (mm) e insolação (h).

As variáveis de entrada da rede neural foram selecionadas tendo em vista suas facilidades de obtenção, resultando no seguinte processo de modelagem:

- a) Variáveis componentes da camada de "input"
 - Temperatura máxima (T max),
 - Temperatura mínima (T min),
 - Mês do ano,
 - três classes de precipitação (0 = dia sem chuvas; 1 = ocorrência de chuvas fracas; 2 = dia chuvoso),
 - quatro classes de insolação (1 = dia totalmente nublado; 2 = dia nublado; 3 = dia parcialmente nublado; 4 = dia com céu claro)
 - três classes de intensidade de ventos (1 = ausência de ventos; 2 = ventos moderados; 3 = ventos fortes)
- b) Camada de neurônios
 - um neurônio linear,
 - seis neurônios não lineares (função tangente hiperbólica)
- c) Processo de treinamento da rede,
 - Algoritmo de "back-propagation"
- d) Erro minimizado no processo iterativo,
 - Soma de quadrados dos resíduos

3. Resultados e discussão

Após o processo de aprendizagem resultante de 4000 iterações, obteve-se a seguinte contribuição das variáveis de entrada para a estimativa da ET_o de Penman-Monteith:

Variável	Contribuição %
mês	29,32
insolação	21,16
T max	12,96
T min	12,92
chuva	12,64
vento	10,99

Verificou-se que as variáveis relativas ao mês e classe de insolação são as de maior relacionamento com a ET_o. Ocorre que o mês do ano incorpora as alterações na temperatura, umidade relativa, intensidade dos ventos, precipitação e radiação. A classe de insolação também reflete a época do ano, temperatura e ocorrência de chuvas.

A distribuição dos erros ocasionados pela modelagem da ET_o pela rede neural é apresentada na Figura 1 e mostra a alta eficiência do processo, em que 88% das ET_o diárias foram estimadas com um erro

¹ Dr. Pesquisador da Embrapa Milho e Sorgo, Cx. P. 151
35701-970 Sete Lagoas, MG. e-mail: daniel@cnpms.embrapa.br

menor que 0,5 mm e 99% com erros menores que 1 mm em, relação à ETo calculada pelo programa REFET.

A Figura 2 mostra a aplicação da rede na estimativa da ETo, para o ano de 2001, e a Figura 3 o ajuste para os meses de janeiro a março de 2003.

A extrapolação do uso desses resultados para outras regiões com condições climáticas semelhantes deverá ser precedida de testes de validação. A saída da rede foi convertida para uma planilha em Excel, permitindo sua aplicação para outras localidades.

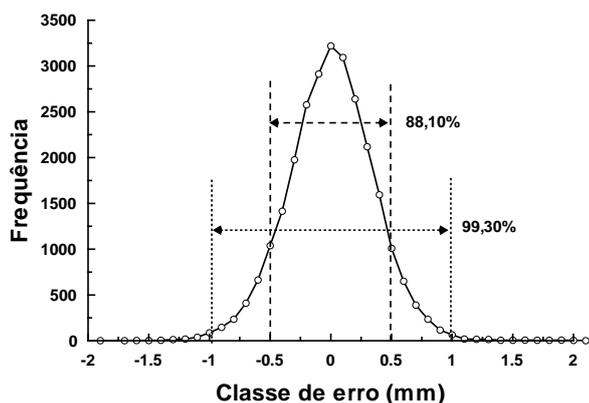


Figura 1. Distribuição dos erros relativos à estimativa da evapotranspiração de referência (ETo) pelo método de Penman-Monteith com o processo de modelagem com redes neurais artificiais. Sete Lagoas, MG

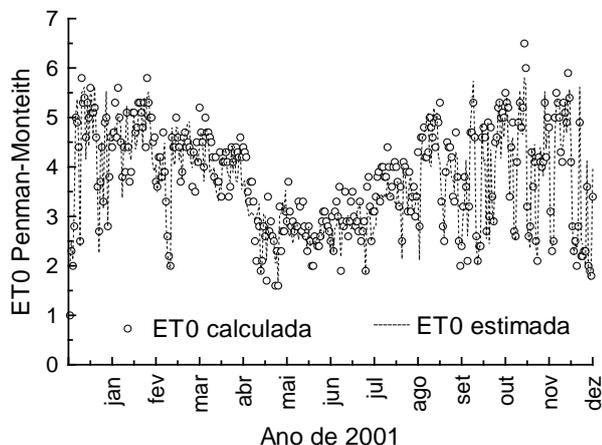


Figura 2. Evapotranspiração de referência (ETo) de Penman-Monteith calculada pelo programa REFET e estimada com o uso de redes neurais artificiais, para o ano de 2001, em Sete Lagoas, MG.

4. Conclusão

O processo de modelagem utilizando as redes neurais artificiais mostrou-se eficiente para a estimativa da ETo de Penman-Monteith e permitiu a utilização de um número reduzido de variáveis de fácil obtenção.

Como as variáveis mais relacionadas com a ETo foram os meses do ano e a insolação, conclui-se que a aplicação dos resultados limita-se

a condições climáticas similares às da região analisada e as extrapolações devem ser precedidas de testes de validação.

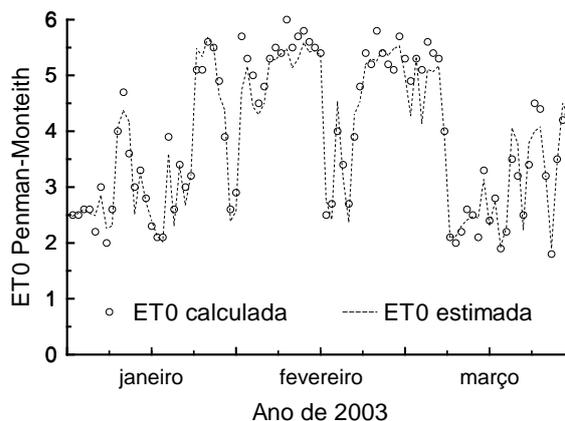


Figura 3. Evapotranspiração de referência (ETo) de Penman-Monteith calculada pelo programa REFET e estimada com o uso de redes neurais artificiais para o primeiro trimestre de 2003, em Sete Lagoas, MG.

5. Referências bibliográficas

- ALLEN, R.G.; PEREIRA, L.S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements.** Rome: FAO, 1998. 300p. (FAO. Irrigation and drainage paper, 56).
- CAMARGO, A. P.; CAMARGO, M. B. P. Uma revisão analítica da evapotranspiração potencial. **Bragantia**, v.59, n.2, p.125-137. 2000.
- COOK, D.F.; WOLFE, M. L. A back-propagation neural network to predict average air temperature. **AI Applications** v. 5 p.40-46. 1991.
- DOORENBOS, J.; PRUITT, W.O. **Necessidade hídrica das culturas.** Campina Grande: UFPB, 1997. 204p. (Estudos FAO: Irrigação e Drenagem, 24).
- FRANCL, L.J.; PANIGRAHI, S. Artificial neural network models of wheat leaf wetness. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 88, p.57-65. 1997.
- FRENCH, M.N.; KRAJEWSKI, W. F.; CUYKENDALL, R. R. Rainfall forecasting in space and time using a neural network, **Journal of Hydrology**, 137, 1-31, 1992.
- KIM, G.; BARROS, A. P. Quantitative flood forecasting using multisensor data and neural networks, **Journal of Hydrology**, v. 246, n. 1-4, p. 45-62, 2001.
- SEDIYAMA, G.C. Estimativa da evapotranspiração: histórico, evolução e análise crítica. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.4, p.1-12, 1996.
- SETTI, A. A.; LIMA, J. E. F. W.; CHAVES, A. G. M.; PEREIRA, I. C. **Introdução ao gerenciamento de recursos hídricos.** 2a ed. Brasília, Agência Nacional de Energia Elétrica, Superintendência de Estudos e Informações Hidrológicas. 207 p. 2000.
- SHAMSELDIN, A. Y. Application of a neural network technique to rainfall-runoff modelling, **Journal of Hydrology**, v. 199, n. 3-4, p. 272-294, 1997.