

# NOVA ABORDAGEM NA DETERMINAÇÃO DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO DE REFERÊNCIA UTILIZANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS

A new approach in determining evapotranspiration of reference using artificial neural networks

FERRAZ, R. C.  
ROBAINA, A. D.

Recebimento: 16/05/2013 - Aceite: 02/09/2013

**RESUMO:** O presente trabalho tem por objetivo principal, desenvolver uma ferramenta mobile para a determinação da evapotranspiração de referência (ET<sub>o</sub>) utilizando modelos de redes neurais artificiais para o Estado do Rio Grande do Sul. Os dados utilizados para modelagem foram coletados das estações do Instituto Nacional de Meteorologia entre 2008 e 2012. Adotou-se, como padrão, os valores de ET<sub>o</sub> estimados pelo método de Penman-Monteith e, posteriormente, comparados com os obtidos com as RNA's. O algoritmo de programação foi definido a partir da melhor arquitetura de rede neural, considerando o índice de desempenho e avaliação do erro. Obteve-se desempenho superior nos modelos com radiação solar diária como variável de entrada. Foram escolhidos dois modelos de arquitetura para implementar no sistema, variando conforme disponibilidade de dados. Essa definição foi escolhida devido à carência ou custo alto para obtenção dos dados de radiação solar líquida. Concluiu-se que as redes neurais artificiais são capazes de prever, com qualidade, os valores de evapotranspiração de referência para o Estado do Rio Grande do Sul.

**Palavras-chave:** NeuroEvap. Android. Dispositivos móveis. Penman-Monteith.

**ABSTRACT:** This paper main objective is to develop a mobile tool to determine the reference evapotranspiration (ET<sub>o</sub>) using artificial neural network models for the state of Rio Grande do Sul. The data used for modeling were collected from stations of the National Institute of Meteorology between 2008 and 2012. Standard ET<sub>o</sub> values were adopted estimated by the Penman-Monteith method and subsequently compared with those obtained with the

RNA's. The programming algorithm was defined from the best neural network architecture, considering the index performance and error evaluation. A superior performance in the models with daily solar radiation as input was obtained. We chose two models of architecture for implementing the system, depending on availability of data. This definition was chosen due to the lack or high cost for obtaining solar radiation data net. It was concluded that artificial neural networks are able to predict the quality of reference evapotranspiration values for the state of Rio Grande do Sul.

**Keywords:** NeuroEvap. Android. Mobile devices. Penman-Monteith.

## Introdução

O conhecimento da evapotranspiração de referência (ET<sub>o</sub>) é de fundamental importância em diversas áreas, como por exemplo, em atividades ligadas à gestão de bacias hidrográficas, em modelagem meteorológica e hidrológica e, sobretudo, no manejo hídrico da agricultura irrigada. Vários modelos de balanço hídrico de cultura utilizados no dimensionamento e planejamento de sistemas de irrigação necessitam das informações de evapotranspiração de referência como variável de estudo.

A evapotranspiração é um fenômeno complexo e não-linear, pois depende da interação entre os vários elementos climáticos, tais como radiação solar, velocidade do vento, temperatura e umidade do ar (KUMAR et al., 2002). A importância relativa da radiação líquida, da umidade relativa do ar e da velocidade do vento na E<sub>to</sub> é da ordem de 80:6:14, respectivamente, dependendo do local e das condições meteorológicas vigentes (MUKAMMAL e BRUCE, 1960).

Para as áreas irrigadas, é de grande importância o conhecimento dos métodos simples de estimativa da evapotranspiração, que demandam dados de fácil obtenção e de baixo custo, porém com confiabilidade local razoável para a adoção de um manejo adequado de irrigação (BONOMI, 1999).

As RNAs têm sido utilizadas com sucesso para modelar relações envolvendo séries temporais complexas em várias áreas do conhecimento. Segundo Galvão et al. (1999), em função de sua estrutura não-linear as redes conseguem captar características mais complexas dos dados, o que nem sempre é possível com a utilização das técnicas estatísticas tradicionais.

Na agricultura, as redes neurais artificiais estão sendo inseridas significativamente em diversas aplicações. Vários pesquisadores realizaram trabalhos utilizando RNAs com a finalidade de estimar a evapotranspiração em função de elementos climáticos (ODHIAMBO et al., 2001; KUMAR et al., 2002; SILVA, 2002; SUDHEER et al., 2003; TRAJKOVIC et al., 2003; ARCA et al., 2004; ZANETTI et al., 2008)

Nos últimos anos, os dispositivos computacionais e as tecnologias têm evoluído rapidamente de um conceito estático (sem mobilidade) para um contexto móvel. Tem-se percebido, no dia a dia das pessoas, uma maior adoção de dispositivos móveis do que dispositivos não móveis (FERREIRA, 2004).

O Android é uma plataforma para tecnologia móvel completa, envolvendo um pacote com programas para celulares, já com um sistema operacional, middlewaer, aplicativos e *interface* do usuário.

Segundo Pereira e Silva (2009), o Android é uma plataforma destinada à tecnologia

móvel, sendo o primeiro projeto de plataforma *open source* para dispositivos móveis em conjunto com o Open Handset Alliance (OHA).

Neste contexto, o presente trabalho teve por objetivo desenvolver um aplicativo para dispositivos móveis para estimativa de evapotranspiração de referência para o estado do Rio Grande do Sul, utilizando redes neurais artificiais.

## Materiais e métodos

Para realizar as estimativas de evapotranspiração pelos modelos de redes neurais artificiais, foram utilizados os dados climáticos obtidos das 35 Estações Meteorológicas Automáticas de Observação de Superfície do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), localizadas nos municípios do Rio Grande do Sul.

A evapotranspiração de referência utilizada como padrão foi estimada pelo método de Penman-Monteith com base na equação 1:

$$ET_o = \frac{0,408\Delta (R_n - G) + y \frac{900}{(T_{med} + 273)} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + y (1 + 0,34 U_2)} \quad (1)$$

Em que:  $ET_o$  – evapotranspiração de referência ( $\text{mm.d}^{-1}$ );  $\Delta$  - declividade da curva de pressão de vapor na saturação versus temperatura do ar ( $\text{kPa}^\circ\text{C}^{-1}$ );  $R_n$  – saldo de radiação na superfície do cultivo ( $\text{MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ );  $G$  – densidade de fluxo de calor no solo ( $\text{MJ m}^{-2}\text{d}^{-1}$ );  $y$ - constante psicrométrica ( $\text{kPa}^\circ\text{C}^{-1}$ );  $U_2$  – velocidade do vento a 2 metros de altura ( $\text{m s}^{-1}$ );  $e_s$  – pressão de vapor na saturação ( $\text{kPa}$ );  $e_a$  – pressão de vapor atual ( $\text{kPa}$ );  $T_{med}$  – temperatura média do ar tomada a 2m de altura ( $^\circ\text{C}$ ).

## Arquitetura e modelagem das Redes Neurais Artificiais

Neste trabalho foram utilizadas as Redes Neurais Artificiais do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) com o algoritmo de treinamento backpropagation com otimização de Levenberg-Marquardt, sendo considerada uma rede de aprendizado supervisionado.

O banco de dados possui registros horários para cada variável e, por se tratar de estimativas diárias, os valores foram agrupados por dia e, posteriormente, avaliados e filtrados os períodos com falha ou erros de registros.

As variáveis utilizadas do banco de dados foram: latitude ( $^\circ$ ), longitude ( $^\circ$ ), altitude (m), dia do ano (dia), temperatura máxima diária ( $^\circ\text{C}$ ), temperatura mínima diária ( $^\circ\text{C}$ ), umidade relativa do ar média diária (%), velocidade do vento ( $\text{m.s}^{-1}$ ), radiação solar líquida diária ( $\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ ) e ocorrência de precipitação (sim ou não). Além das entradas disponíveis, foram estimadas as variáveis: radiação solar global incidente diária ( $\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ ), duração de brilho solar diário (h) e déficit de saturação do ar (kPa).

Os dados de entradas foram normalização através da transformação linear, descrita na equação 2:

$$y = \frac{(b - a) (x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} + a \quad (2)$$

Sendo que:  $a$  e  $b$  são limites de normalização, adotado -1 e 1 respectivamente,  $x_i$  são os valores a serem normalizados,  $x_{min}$  é o valor mínimo do banco de dados e  $x_{max}$  é o valor máximo dos dados.

Adicionalmente e visando quantificar o grau de ajustamento entre os valores observados e estimados, calculou-se o índice de

desempenho (c) proposto por Camargo & Sentelhas (1997), o qual é resultante da multiplicação entre o índice de concordância proposto por Willmott (1981) e o coeficiente de correlação de Pearson; o índice c é um valor adimensional variando entre 0 e 1, sendo que o valor 1 representa o completo ajustamento enquanto o valor 0 indica o oposto.

## Método Computacional

Para determinação dos algoritmos de treinamento a serem implementados no sistema, foram realizados os treinos, testes e validação através da ferramenta Neural Network Toolbox do aplicativo Simulink Matlab® R2011b.

Os dados diários das estações foram agrupados em planilha eletrônica, obtendo-se um conjunto com 35.775 observações diárias. Destes, foram derivados dois subconjuntos: o primeiro, com 80% das observações, serviram para treinar a rede e o segundo, com 20% dos dados, foi utilizado para testar e validar o seu desempenho. As linhas do arquivo contendo os dados de treinamentos e testes foram submetidas a uma aleatorização visando eliminar qualquer influência do ordenamento dos dados no referido processo.

## Aplicativo Móvel

O aplicativo da plataforma Android foi realizado utilizando a linguagem HTML5 e CSS3, com framework JQUERY MOBILE, ambas as ferramentas livres com aplicações web e mobile.

A implementação foi realizada para Android 2.2 considerando que as versões superiores não terão dificuldade de acesso. Foi utilizado o emulador SDK Android Virtual Device, configurado para tela 4.7" (720x1280 hpd), Android 2.2 – API Level 8, memória 512 Mb e memória de armazenamento 32 Mb. O aplicativo Eclipse IDE possui plug-ins para aplicações Android e máquina virtual inclusa, possibilitando a programação e manipulação dos códigos.

A compilação do código foi realizada através do software PhoneGap, disponível através do link [www.phonegap.com](http://www.phonegap.com).

## Resultados

Para a implementação do sistema NeuroE-vap foram definidas duas opções de cálculos para atender a maior gama de usuários. A primeira opção refere-se a utilização de dados de radiação solar líquida, sendo esta obtida através de equipamentos específicos e, a segunda opção de cálculo, utiliza a radiação solar estimada.

As RNA's escolhidas, isto é, a que apresentou melhor desempenho com a mínima configuração possível, apresentaram as arquiteturas conforme a Tabela 1.

Este modelo foi definido através da análise de desempenho, no qual entre as redes testadas sem entrada de radiação solar líquida diária, apresentou índice de 0,8832, classificado como ótimo. Além dos dados disponibilizados pelo operador do sistema, a rede utiliza como entrada a radiação solar global incidente e fotoperíodo, sendo ambos estimados pelo sistema.

Para a segunda opção de cálculo da evapotranspiração, é necessário que o usuário possua os seguintes dados: latitude, longitude, data, temperatura mínima, temperatura máxima, umidade relativa do ar, velocidade do vento e radiação solar líquida diária.

O modelo ANN3 apresentou melhor desempenho entre os comparados com entrada de radiação solar líquida diária, com índice de 1,0 e classificado como ótimo. Este modelo diferenciou-se dos demais por apresentar menor erro médio quadrático (0,0003). Outro fator foi o número de variáveis de entrada, o qual auxilia no desempenho e agilidade do sistema.

**Tabela 1** – Arquitetura das redes neurais artificiais utilizadas na programação do NeuroEvap.

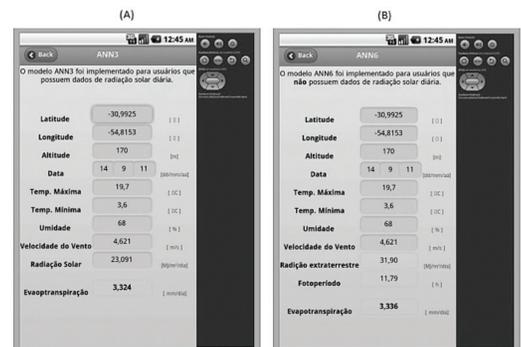
Modelo	Função de Ativação	Entradas	Arquitetura
ANN3	Sigmoide Logística	Latitude Longitude Altitude Dia do Ano Temperatura mínima Temperatura máxima Umidade relativa do ar Velocidade do vento Radiação solar líquida	9-40-1
ANN6	Sigmoide Logística	Latitude Longitude Altitude Dia do Ano Temperatura mínima Temperatura máxima Umidade relativa do ar Velocidade do vento Fotoperíodo Radiação solar global incidente	10-50-1

Em cada algoritmo de programação foram utilizados os valores das bias e pesos sinápticos calculados na simulação de cada rede através do toolbox Neuraltools® do software Matlab® 2011.

O aplicativo foi desenvolvido para dispositivos com mínimo sistema operacional Android versão 2.2. Na Figura 1 é possível visualizar a página inicial do NeuroEvap mobile.

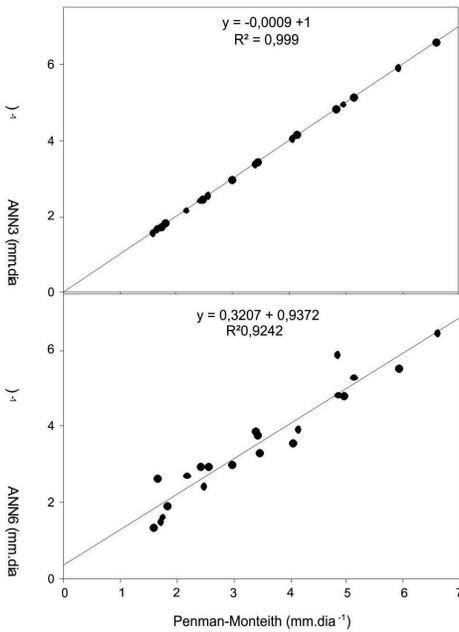
**Figura 1** - Página inicial do sistema NeuroEvap Mobile

As duas opções de estimar a evapotranspiração de referência utilizando redes neurais podem ser visualizadas na Figura 02.

**Figura 2** - Visualização do modelo ANN3 (A) e modelo ANN6 (B)

Para validação do sistema mobile, foram lançados os valores de entrada para as coordenadas da estação de Santa Maria. Os dados comparados obtiveram os seguintes desempenhos, conforme figura 3.

**Figura 3** – Comparação entre evapotranspiração de referência determinada por Penman-Monteith e os modelos de redes neurais ANN3 e ANN6.



Para realizar a comparação, utilizaram-se datas em diferentes períodos com o intuito de verificação dos efeitos da estimativa em estações climáticas diferentes.

Observa-se, ao comparar os resultados da Figura 3, que os modelos de redes neurais possuem capacidade de predição de evapo-

transpiração de referência, onde apresentaram índice de determinação ( $R^2$ ) 0,999 para o modelo ANN3 e 0,9242 para rede ANN6. Estes resultados demonstram, principalmente, a qualidade dos algoritmos implementados em versão web e mobile, permitindo realizar estimativas de evapotranspiração de referência através de uma ferramenta livre e com poucas variáveis de entrada.

## Conclusão

Este artigo apresenta uma nova abordagem para a estimativa de evapotranspiração de referência. Tal abordagem, desenvolvida para a plataforma Android, faz uso da mobilidade e conectividade disponíveis em celulares para permitir que os usuários determinem os valores com base nos dados climáticos disponíveis.

O sistema NeuroEvap, desenvolvido em plataforma web e mobile, apresenta-se como uma inovação na área de estimativa de evapotranspiração de referência no Rio Grande do Sul, demonstrando as possibilidades de aplicações das redes neurais artificiais. Estas aplicações podem ser destacadas pela fácil utilização e pela mobilidade.

## AUTORES

Rafael Camargo Ferraz - Aluno de doutorado em Engenharia Agrícola - Universidade Federal de Santa Maria, RS. E-mail: rafacferraz@gmail.com

Adroaldo Dias Robaina - Doutor em Engenharia Hidráulica e Saneamento, Professor titular Departamento de Engenharia Rural da Universidade Federal de Santa Maria, RS. E-mail: diasrobaina@gmail.com

## REFERÊNCIAS

- ARCA, B.; BENISCASA, F.; VINCENZI, M. **Evaluation of neural network techniques for estimating evapotranspiration**; National Research Council. Disponível em < [http://server.ss.ibimet.cnr.it/~arca1/papers/Evaluation%20of%20neural%20network%20techniques%20for%20estimating%20evapotranspiration\\_EANN\\_2001.PDF](http://server.ss.ibimet.cnr.it/~arca1/papers/Evaluation%20of%20neural%20network%20techniques%20for%20estimating%20evapotranspiration_EANN_2001.PDF) > Acesso em: 22 Jul. 2001.
- BONOMI, R. **Análise da irrigação na cafeicultura em áreas de cerrado de Minas Gerais**. Viçosa, MG, Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 1999.
- CAMARGO, A. P.; SENTELHAS, P. B.; Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativas de evapotranspiração potencial no Estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.5 , n.1 , p. 89-97, 1997.
- FERREIRA, D. de S. **Usabilidade de dispositivos móveis** 2004, 23 f. Monografia (especialização em Informática) – Universidade Federal de Campinas, 2004.
- GALVÃO, C. O.; et al. **Sistemas inteligentes: Aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais**. Porto Alegre: UFRGS/ABRH, 1999. 246p.
- KUMAR, M.; RAGHUWANSHI, N. S.; SINGH, R.; WALLENDER, W. W.; PRUITT, W. O. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.128, n.4, p.224-233, 2002.
- MUKAMMAL, E.I.; BRUCE, J.P. Evaporation measurements by pan and atmometer. S.I., **Association of Scientific Hydrology**, p. 408-20, 1960.
- ODHIAMBO, L. O.; YODER, R. E.; YODER, D. C.; HINES, J. W. Optimization of fuzzy evapotranspiration model through neural training with input-output examples. **Transactions of the ASAE**, v.44, n.6, p.1625-1633, 2001.
- PEREIRA, C. O., SILVA, L. da S. **Android para desenvolvedores**. Rio de Janeiro: Braspot, 2009, p. 223.
- SILVA, A. F. **Previsão da evapotranspiração de referência utilizando redes neurais**. 2002. 68p. Dissertação (Mestrado em Engenharia agrícola), Universidade Federal de Viçosa, 2002.
- 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.
- TRAJKOVIC, S.; TODOROVIC, B.; STANKOVIC, M. Forecasting of Reference Evapotranspiration by Artificial Neural Networks. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.129, n.6, p.454-457, 2003.
- ZANETTI, S. S.; SOUSA, E. F. CARVALHO, D. F.; BERNARDO, S. Estimação da evapotranspiração de referência no Estado do Rio de Janeiro usando redes neurais artificiais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.12, n.2, p.174-180, 2008.

