

MODELAGEM DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO DIÁRIA UTILIZANDO O MODELO DE MAKKINK E REDES NEURAS ARTIFICIAIS EM POPULINA/SP/BRASIL

JÉSSICA M. S. FERRARI¹, MARYJANE D. A. GOMES², MAURÍCIO B. P. SILVA³, CÍCERO. M. DOS SANTOS⁴

¹Tecnóloga em Agricultura de Precisão, Mestranda em Irrigação e Drenagem, UNESP-FCA/Botucatu-SP, Fone: (14) 9 9778-0975, jessicamaiaraferrari@gmail.com;

²Engenheira Agrônoma, Doutoranda em Irrigação e Drenagem, UNESP-FCA/Botucatu-SP;

³Engenheiro Agrônomo, Doutorando em Irrigação e Drenagem, UNESP-FCA/Botucatu-SP;

⁴Físico, Doutor em Irrigação e Drenagem, UNESP-FCA/Botucatu-SP.

Apresentado no
XLVI Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2017
30 de julho a 03 de agosto de 2017 – Maceió/AL, Brasil.

RESUMO: O desenvolvimento da agricultura irrigada leva à crescente competição pelo insumo água. Sendo assim, um eficiente manejo racional dos recursos hídricos deve ter início com a determinação da necessidade hídrica da cultura a ser irrigada. Portanto, neste trabalho é descrito um estudo comparativo entre o modelo de Makkink (MK) com a técnica de Aprendizado de Máquina (AM) Rede Neural Artificial (RNA) na estimativa da Evapotranspiração de Referência (ET_o). A base de dados das variáveis meteorológicas foi medida no período de 2011 a 2016 em Populina/SP/Brasil, conveniada à Rede de Estações Agrometeorológicas do Noroeste Paulista da Universidade Estadual Paulista (UNESP) – Unidade de Ilha Solteira. O modelo MK foi validado utilizando 30% da base total de dados. Os indicativos estatísticos r , MBE , $RMSE$, d de Willmott, obtidos na comparação entre a estimativa e medida foram: $r = 0,896$, $MBE = 0,153 \text{ mm dia}^{-1}$, $RMSE = 0,534 \text{ mm dia}^{-1}$ e $d = 0,941$. A técnica RNA foi treinada em 6 combinações de entradas de variáveis meteorológicas e validada em 30% da base de dados. Os indicativos estatísticos foram: $r = 0,942$, $MBE = -0,003 \text{ mm dia}^{-1}$, $RMSE = 0,387 \text{ mm dia}^{-1}$ e $d = 0,97$. A comparação mostra que: a RNA possui melhor desempenho que o modelo MK em estimar ET_o.

PALAVRAS-CHAVE: Evapotranspiração, Modelagem estatística, Redes Neurais Artificiais.

DAILY EVAPOTRANSPIRATION MODELING USING THE MAKKINK MODEL AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN POPULINA/SP/BRAZIL

ABSTRACT: The development of irrigated agriculture leads to increasing competition for water inputs. thus, an efficient rational management of water resources must begin with the determination of the water requirement of the crop to be irrigated. thus, this work describes a comparative study between the Makkink (MK) model and the Machine Learning (ML) Artificial Neural Network (ANN) technique in the estimation

of Reference Evapotranspiration (ET_o). the database of meteorological variables was measured in the period from 2011 to 2016 in Populina/SP/Brazil, agreed to the Network of Agrometeorological Stations of Northwest Paulista of the São Paulo State University (UNESP) - Ilha Solteira unit. The model MK was validated using 30% of the total data base. the statistical indicatives r , MBE , $RMSE$, d de Willmott, obtained in the comparison between the estimation and measurement were: $r = 0,96$, $MBE = 0,153 \text{ mm dia}^{-1}$, $RMSE = 0,534 \text{ mm dia}^{-1}$ and $d = 0,941$. The ANN technique was trained in 6 combinations of inputs of meteorological variables and validated in 30% of the database. The statistical indicatives were: $r = 0,975$, $MBE = -0,013 \text{ mm dia}^{-1}$, $RMSE = 0,256 \text{ mm dia}^{-1}$ and $d = 0,987$. The comparison shows that: ANN has better performance than the model MK in estimating ET_o.

KEYWORDS: Evapotranspiration, Statistical modeling, Artificial Neural Networks.

INTRODUÇÃO: A evapotranspiração é um processo físico, pelo qual caracteriza-se pela transferência simultânea de água para a atmosfera por evaporação de água do solo ou por cobertura vegetal úmida e pela transpiração das plantas. A qual pode ser descrita como um fenômeno complexo e não-linear, dependente de vários elementos de clima [radiação solar; temperatura (máxima e mínima) do ar; umidade relativa do ar e velocidade do vento] Kumar et al. (2002).

Na falta de informações de ET_o local via medidas lisimétricas, Allen et al. (1998) recomenda o uso do método de Penman-Monteith (FAO-56) como método padrão para o cálculo de ET_o. No entanto, nem sempre existe a disponibilidade de todos os dados meteorológicos necessários à utilização deste método, em virtude dos altos custos de aquisição de sensores de monitoramento dessas variáveis, escassez de mão de obra técnica para manutenção e calibração dos mesmos, entre outros. Desta maneira, é de grande interesse que se busque, por meio de modelos alternativos, estimativas com boa acurácia de ET_o. Em que seja viável a utilização de dados meteorológicos mais acessíveis, como temperatura, umidade relativa do ar, entre outros. Onde o modelo de Makkink (*MK*), referente a uma abordagem semi-empírica do método de PM, pode ser aplicado quando há indisponibilidade de dados para obtenção de ET_o (Landeras et. al, 2008). Outra opção para obter estimativas locais confiáveis de ET_o é através das redes neurais artificiais (RNA's). As quais são capazes de calcular determinadas funções matemáticas, inclusive as não-lineares. Zanetti et. al, 2008, afirma que por manter as funções de estruturas não-lineares, as RNA, conseguem absorver características complexas dos dados, artifício que nem sempre é possível utilizando técnicas estatísticas tradicionais. No presente estudo, é apresentado um estudo comparativo entre o modelo estatístico de MK e da técnica de aprendizado de máquina RNA.

MATERIAL E MÉTODOS: Os dados utilizados neste trabalho foram medidos na estação meteorológica conveniada à unidade da UNESP/Ilha Solteira localizada no município de Populina (19°52'S latitude, 50°28'W longitude e 394m de altitude). O município de Populina está localizado na Região Noroeste do estado de São Paulo (Figura 1). Conforme informações obtidas do site do CEPAGRI, a Região Noroeste é descrita climaticamente como do tipo Aw, tropical chuvoso com inverno seco e mês mais frio com temperatura média superior a 18°C. O mês mais seco tem precipitação inferior a 60mm e com período chuvoso que se atrasa para o outono.

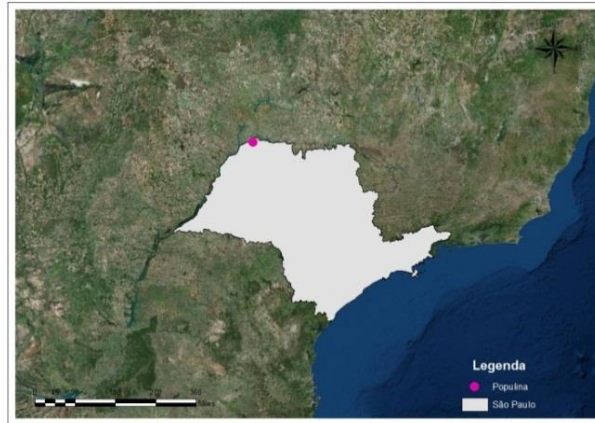


FIGURA 1. Localização da estação meteorológica de Populina, região Noroeste do Estado de São Paulo.

Foram utilizados dados de temperatura (máxima e a mínima) e irradiação solar global ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$) durante o período de 2011 a 2016.

Modelo de Makkink (MK)

Em 1957 Makkink (MK) desenvolveu um modelo capaz de estimar a evapotranspiração (ET) com boa acurácia utilizando a Equação 1: em que (Δ) é a inclinação da curva de pressão de saturação de vapor ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), (γ) é a constante psicrométrica ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), (H) é a irradiação solar global ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$) e (λ) é o calor latente de vaporização (MJ kg^{-1}).

$$ET_{MK} = 0.61 \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \frac{H}{\lambda} - 0.12 \quad (1)$$

Este modelo é uma variante do modelo de Penman-Monteith FAO-56 [$ET_{O(PMF-56)}$, mm dia^{-1}] que pode ser utilizado quando há dados faltantes para a gerado do modelo de PMF-56 (Landeras et al., 2008; Tabari et al., 2012; Liu et al., 2017).

Rede Neural Artificial (RNA)

A rede neural artificial (RNA), compõem-se de sistemas paralelos de distribuição, combinado à um sistema simples de processamento, que processam determinadas funções matemáticas. A utilização das RNA's, tem sido muito utilizada na modelagem de relações que envolvam series temporais complexas, nas diversas áreas de pesquisa (ZANETTI et. al, 2008).

A grande vantagem no uso de RNA's, é que o sistema não requer dados detalhados, sobre o processo físico do sistema que se pretende modelar, sendo ele explicitamente na forma matemática, ou seja, modelo de entrada e saída (SUDHEER et al., 2003).

Software utilizado

Para a geração do modelo de estimativa de ET por meio da técnica RNA, foi utilizado o software Waikato Enviroment for Knowledge Analysis (WEKA). O qual Witten et al. (2011) destaca ser um conjunto de algoritmos de AM que contem ferramentas pré-processadas de dados, classificação, regressão e regras de associamento.

Por meio do algoritmo BP os dados de ET_o foram treinados e validados para a RNA.

Indicativos estatísticos

Os indicativos estatísticos utilizados para avaliar o desempenho estatísticos deste trabalho foram:

Mean Bias Error (*MBE*), Relative Mean Bias Error (*rMBE*), Root Mean Square Error (*RMSE*), Relative Root Mean Square Error (*rRMSE*), Relative Root Mean Square Error (*rRMSE*), Coeficiente de correlação (*r*), Coeficiente de determinação (r^2) e o Índice de Concordância de Willmott (*d*). Foram utilizados para a avaliação da performance dos modelos gerados.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Validação do modelo de Makkink (MK)

A Figura (2a) mostra a correlação obtida na validação entre as estimativas e as medidas de ET_o , para a base de dados. A distribuição dos valores estimados pela equação de MK e $ET_{o(PM-56)}$ para validação do modelo está em concordância linear com as linhas de comparação (1:1). A regressão linear com o coeficiente de correlação $r = 0,896$, mostra que a equação MK pode estimar ET_o com coeficiente de determinação $r^2 = 0,803$. O coeficiente de correlação linear encontrado neste trabalho é inferior aos determinados por outros autores ($r = 0,94$ a $0,98$) (Bragança et al., 2010; Pilau et al., 2012; Tabari et al., 2012; Liu et al., 2017).

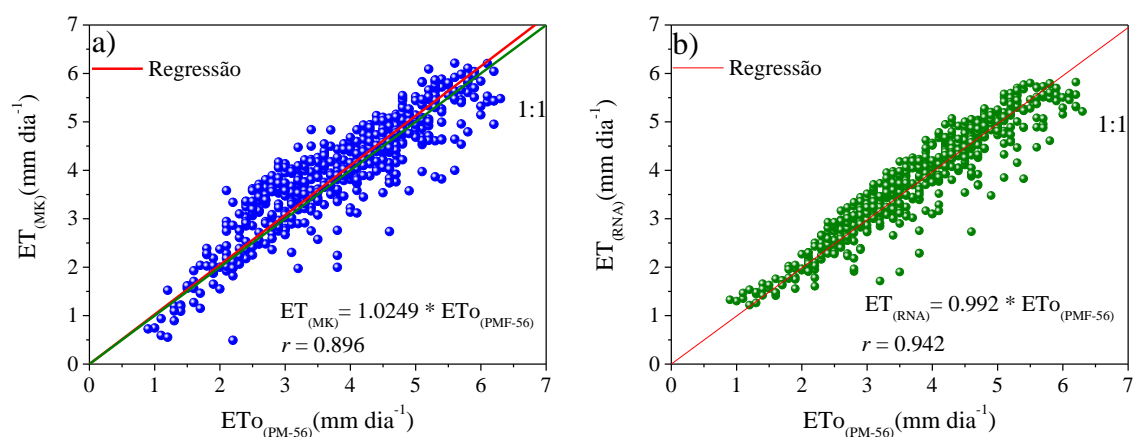


FIGURA 2(a, b). Comparação entre os valores estimados por meio de Makkink (MK) e Redes Neurais Artificiais (RNA) com os de Penman-Monteith-56 (PM-56) como referência.

A Tabela 1 apresenta a comparação entre os índices estatísticos obtidos neste trabalho com os de outros autores, onde se pode observar que o valor de *MBE* encontrado para Populina é inferior ao encontrado por Tabari et al. (2012). Por outro lado, é superior ao encontrado por Liu et al. (2017). E alterna valor inferior e superior quando comparado aos resultados obtidos por Landeras et al. (2008) na Espanha.

TABELA 1. Indicativos estatísticos obtidos por alguns pesquisadores para validação do modelo de MK em algumas localidades do mundo.

Autores	Localidades (N°)	Latitudes	<i>MBE</i> (mm dia ⁻¹)	<i>RMSE</i> (mm dia ⁻¹)
Landeras et al. (2008)	4 (Espanha)	42°38'24" - 42°51'36" N	(-3,84) - 1,352	0,523
Tabari et al. (2012)	(3) Irã	35°12' N	1,63	2,098
Liu et al. (2017)	(3) China	40°10'48" N	(-1,27)	1,79
Presente estudo	Populina (Brasil)	19°52' 46,4" S	0,153	0,534

O valor do espalhamento local ($RMSE = 0,534$ mm dia⁻¹) foi inferior ao encontrado por Tabari et al. (2012) e Liu et al. (2017). E foi superior ao obtidos por Landeras et al.

(2008). O índice de concordância $d = 0,941$, próximo de 1 mostra boa concordância entre a estimativa e a referência.

O mesmo banco de dados da geração do modelo de MK foi usado no treinamento da técnica ANN. Em que foram treinadas as variáveis temperatura média do ar (T_m , °C) e irradiação solar global ($MJ\ m^{-2}\ dia^{-1}$).

A Fig. 3 mostra a dispersão entre os valores estimados de ET_o pelo modelo de RNA e ET_o (PMF-56) de referência, bem como as retas de regressão linear e os coeficientes de correlação (r).

(1b). Os valores estimados por RNA estão em concordância linear com $ET_{o(PMF-56)}$, Figura 1b. As correlações (r) estão muito próximas da reta ideal de comparação (1:1). Para RNA, o valor de r , mostra que o valor referência de $ET_{o(PMF-56)}$ e a estimativa de $ET_{(RNA)}$ estão estatisticamente bem correlacionados.

Os indicativos estatísticos MBE ($mm\ dia^{-1}$) e $RMSE$ ($mm\ dia^{-1}$), obtidos da comparação entre o valor estimado e de referência da cidade de Populina são mostrados na Tabela 2. Onde também há uma comparação desses mesmos índices estatísticos em algumas localidades do mundo. Os trabalhos listados na Tabela 2 estimam ET com base em RNA utilizando diferentes variáveis meteorológicas como entrada.

TABELA 2. Índices estatísticos obtidos para RNA em Populina e outras localidades.

Autores	Localidades (N°)	Latitudes	MBE ($mm\ dia^{-1}$)	$RMSE$ ($mm\ dia^{-1}$)
Yassina (2016)	19 (Arábia Saudita)	16°22'46" N	-	0,207 – 2,95
Landeras et al. (2008)	4 (Espanha)	42°38'24" - 42°51'36" N	(-0,042) – 0,012	0,531 – 0,238
Deo & Şahin (2015)	8 (Austrália)	29°65' S	(-0,0172) – 0,0002	0,071 – 0,199
Falamarzi et al. (2014)	Redesdale (Austrália)	37,02° S	-	1,10 – 1,54
Huo et al. (2012)	3 (China)	37°02' – 38°63' N	-	0,073 – 0,107
Presente estudo	Populina (Brasil)	19°52' 46,4" S	-0,003	0,387

Os valores de MBE e $RMSE$ obtidos neste estudo (Tabela 2) com a técnica RNA é inferior ou da mesma ordem de grandeza, ou superior aos resultados de RNA obtidos em outras localidades situadas entre os hemisférios Norte (N) e Sul (S). Fatores como treinamento, tipo de programação das técnicas de AM e validação influenciam a variabilidade dos indicativos estatísticos.

Comparações do desempenho do modelo de Makkink (MK) e RNA em Populina e outros locais

A comparação entre os indicativos de validação, mostram que o desempenho estatístico do modelo RNA é superior ao de MK. O valor de $rMBE_{RNA} = -0,349\%$ é menor do que $rMBE_{MK} = 4,018\%$ Figura 2 (a); o valor de $RMSE_{RNA} = 6,715\%$ é menor do que $RMSE_{MK} = 13,999\%$ na base de validação Figura 2 (b); os valores de d de Willmott $d_{RNA} = 0,987$ são maiores que os valores de $d_{MK} = 0,941$ Figura 2 (c). Os indicativos estatísticos obtidos na validação RNA, superior ao modelo MK, mostram que as entradas das variáveis meteorológicas nas técnicas de aprendizado de AM tendem a aumentar o desempenho das estimativas de ET_o , diferentemente de modelos estatísticos clássicos como MK que não possui essa propriedade.

CONCLUSÕES: A conclusão acima citada sobre o desempenho comparativo entre o método MK e a técnica de aprendizado de máquina RNA, ainda não é conclusiva para o local de estudo (Populina/SP/Brasil). Uma conclusão mais geral necessitaria de mais estudos com diferentes variáveis de entrada e em outras localidades da mesma região.

REFERÊNCIAS

- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. Crop evapotranspiration – guidelines for computing crop water requirements. Rome: 300p. FAO Irrigation and Drainage Paper 56. FAO, 1998
- BRAGANÇA, R.; REIS, E. F.; GARCIA, G. O.; et al., Estudo comparativo da estimativa da evapotranspiração de referência no período chuvoso para três localidades no estado do Espírito Santo. *Idesia (Chile)*, v. 28, p. 21-29, 2010.
- Centro de Pesquisas Meteorológicas e Aplicadas a Agricultura (CEPAGRI). Disponível em: < <http://www.cpa.unicamp.br/> >. Acesso em: 14 mai. 2017.
- DEO, R.; C., ŞAHIN, M., Application of the Artificial Neural Network model for prediction of monthly Standardized Precipitation and Evapotranspiration Index using hydrometeorological parameters and climate indices in eastern Australia. *Atmospheric Research*, v. 161-162, p. 65-81. 2015.
- FALAMARZI, Y.; PALIZDAN, N.; HUANG, Y. F.; LEE, T. S., Estimating evapotranspiration from temperature and wind speed data using artificial and wavelet neural networks (WNNs). *Agricultural Water Management*, v. 140, p. 26-36, 2014.
- HUO, Z.; FENG, S.; KANG, S.; DAI, X., Artificial neural network models for reference evapotranspiration in an arid area of northwest China. *Journal of Arid Environments*, v. 82, p. 81-90, 2012
- 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.
- LANDERAS, G.; ORTIZ-BARREDO, A.; LÓPEZ, J. J., Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). *Agricultural Water Management*, v. 95, p. 553-565, 2008.
- LIU, X.; XU, C.; ZHONG, X.; LI, Y.; YUAN, X.; CAO, J. Comparison of 16 models for reference crop evapotranspiration against weighing lysimeter measurement. *Agricultural Water Management*, v. 185, p. 145-155, 2017.
- MAKKINK, G.F., Testing the Penman formula by means of lysimeters. *Journal of the Institution of Water Engineers and Scientists*. n. 11, v. 3, p. 277–288, 1957.
- YASSIN, M. A.; ALAZBA, A. A.; MATTAR, M. A., Artificial neural networks versus gene expression programming for estimating reference evapotranspiration in arid climate. *Agricultural Water Management*, v. 163, p. 110 – 124, 2016.
- 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.
- TABARI, H.; OZGUR KISI, O.; EZANI, A.; et al., SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment. *Journal of Hydrology*, v.444–445, p.78–89, 2012.
- ZANETTI, S. S.; SOUSA, E. F.; CARVALHO, D. F.; BERNARDO, S., Estimativa da evapotranspiração de referência no Estado do Rio de Janeiro usando redes neurais artificiais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 2, p. 174-180, 2008.