

## ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO DE REFERÊNCIA ATRAVÉS DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

TEODORICO ALVES SOBRINHO, DULCE BUCHALA BICCA RODRIGUES, PAULO TARSO SANCHES DE OLIVEIRA, LAIS CRISTINA SOARES REBUCCI, CAROLINE ALVARENGA PERTUSSATTI

Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS), Campo Grande, MS, Brasil

talves56@gmail.com, dulcebbr@gmail.com, paulotarsoms@gmail.com,  
laisrebucci@gmail.com, caper88@gmail.com

Recebido Setembro 2009 – Aceito Agosto 2010

### RESUMO

A estimativa da evapotranspiração por métodos indiretos propicia, de modo facilitado, a geração de dados para o planejamento de sistemas de irrigação e aplicação de modelos meteorológicos e hidrológicos, ambos, úteis na gestão de bacias hidrográficas. O objetivo deste trabalho foi elaborar uma Rede Neural Artificial (RNA) para estimar a evapotranspiração de referência (Eto) em função de dados diários de temperatura do ar. A RNA, do tipo FeedForward Multilayer Perceptron, foi treinada tomando-se por referência a Eto diária obtida pelo método de Penman-Monteith. Nas camadas intermediárias e de saída foram utilizadas funções de ativação do tipo tan-sigmóide e lineares, respectivamente. Os valores de Eto gerados pela RNA foram comparados com os obtidos pelos métodos de Blanney-Criddle e Hargreaves considerando meses referentes às quatro estações do ano. Em relação aos outros métodos analisados, os resultados obtidos a partir da RNA foram mais próximos ao método padrão Penman-Monteith. Assim, o desempenho da RNA desenvolvida foi satisfatório, podendo-se considerá-la como integrante do conjunto de métodos indiretos para estimativa da evapotranspiração, além de representar uma diminuição dos custos de aquisição de dados para estimativa desta variável.

**Palavras-chave:** sistemas inteligentes, balanço hídrico, manejo de irrigação

### ABSTRACT: ESTIMATIVE OF THE REFERENCE EVAPOTRANSPIRATION BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

The estimation of evapotranspiration by indirect methods provides synthetic data for planning irrigation systems and application on meteorological and hydrological models, both useful in watershed management. The objective of this study was to develop an Artificial Neural Network (ANN) to estimate the reference evapotranspiration (Eto) based on daily air temperature data. The ANN model of Feedforward Multilayer Perceptron type, was trained using as a reference the daily Eto obtained by the Penman-Monteith method. In the intermediate and output layers were used activation functions like tan-sigmoid and linear, respectively. Eto values generated by ANN were compared with those obtained by the methods of Blanney-Criddle and Hargreaves considering the months of the four seasons. Comparing to the other analyzed methods, the results obtained from the ANN were closer to the standard Penman-Monteith method. Thus, the performance of the developed ANN was satisfactory, and the ANN model can be considered as one indirect method for estimating evapotranspiration and allows a cost reduction on data acquisition to estimate this variable.

**Keywords:** intelligent systems, water balance, irrigation management

## 1. INTRODUÇÃO

O conhecimento da evapotranspiração é de fundamental importância em atividades ligadas a gestão de bacias hidrográficas, em modelagem meteorológica e hidrológica e, sobretudo, no manejo hídrico da agricultura irrigada (Bezerra et al., 2008). De acordo com Back (2007), vários modelos de balanço hídrico são empregados com a finalidade de dimensionar sistemas de irrigação, manejar projetos de irrigação ou estudar probabilidades de ocorrências de estiagens ou excessos hídricos. Nesses modelos utilizam-se, em geral, como entrada de água no sistema a precipitação e a irrigação, e como principal saída a evapotranspiração. Dados de precipitação medida podem ser obtidos com relativa facilidade. Entretanto, existe carência de informações sobre evapotranspiração das culturas. Devido às dificuldades de medida da evapotranspiração das culturas, essa é estimada com base nos valores da Evapotranspiração de Referência (Eto) e no Coeficiente de Cultura (Kc).

A Eto pode ser medida diretamente por técnicas micrometeorológicas ou estimada por modelos matemáticos (Landeras et al., 2008). A determinação da Eto através dos métodos diretos demanda equipamentos específicos, usualmente lisímetros, que é considerado um método exato e direto. No entanto, possui custo elevado e demanda tempo, além de necessitar de experimentos cuidadosamente planejados (Kumar et al., 2008). A aplicação dos métodos diretos tem se restringido a instituições de pesquisa com a finalidade de calibração dos métodos indiretos. A utilização de métodos indiretos proporciona resultados satisfatórios, além de minimizar custo e tempo, quando comparado aos métodos diretos. Dentre os métodos indiretos atualmente utilizados, pode-se citar: Blannet-Cridle, Hargreaves, Tanque Classe A e Penman- Monteith FAO (Hargreaves e Samani, 1985; Mendonça et al., 2003; Turco e Barbosa, 2008).

No ano 2000, o comitê técnico da *American Society of Civil Engineers* (ASCE) de evapotranspiração na irrigação e hidrologia, padronizou o método ASCE Penman-Monteith com base em uma cultura hipotética, cobrindo toda a superfície do solo, com altura de 12 cm, resistência aerodinâmica da superfície de  $70 \text{ s m}^{-1}$  e albedo de 0,23. Esse método foi padronizado em virtude da apresentação de estimativas confiáveis da Eto para grama e alfafa, com valores próximos aos medidos com lisímetros (Allen, 2000).

Na estimativa da Eto pode-se utilizar sistemas inteligentes, como Rede Neural Artificial (RNA), produzindo resultados confiáveis (Kumar et al., 2002; Zanetti et al., 2007; Landeras et al., 2008; Zanetti et al., 2008; Abrahart et al., 2009). Após a RNA ter sido treinada e validada segundo o critério de erro máximo, pode ser utilizada como modelo do sistema em análise, com garantia de que, se utilizada dentro de uma faixa de operação, a mesma não incorrerá em erros maiores que o erro máximo previsto. De acordo

com Sudheer et al. (2003), a evapotranspiração pode ser estimada com sucesso usando dados limitados através da abordagem RNA.

Zanetti et al. (2008) treinaram uma RNA para estimar a evapotranspiração em 17 localidades do estado do Rio de Janeiro, utilizando dados de temperaturas máxima e mínima do ar e das coordenadas geográficas do local. Concluíram que a RNA pode ser utilizada com segurança para essa estimativa. Segundo os autores, a vantagem do método proposto está na utilização de registros diários das temperaturas máxima e mínima do ar, fato que possibilita estimar a Eto com a simples utilização de um termômetro de máxima e de mínima.

Khoob (2008) concluíram que a ETo pode ser obtida com eficiência a partir de RNA e ser utilizada quando a umidade relativa, a radiação solar e dados de velocidade do vento não são disponíveis. Silva et al. (2006) concluíram que as RNA apresentam potencial para serem utilizadas na previsão da ETo de forma eficiente.

Deste modo, este trabalho teve por objetivo a obtenção de uma RNA capaz de estimar, com precisão satisfatória, a evapotranspiração de referência através de dados de temperatura do ar diária.

## 2. DADOS E METODOLOGIA

Para estimar perfis de evapotranspiração de referência utilizando uma RNA, utilizou-se um conjunto de dados climáticos diários, medidos e armazenados através de uma estação meteorológica automática localizada em Dourados, MS, latitude  $22^{\circ}13'16''\text{S}$ , longitude  $54^{\circ}17'01''\text{W}$  e altitude de 452 m. O clima da região é classificado pelo sistema internacional de Koppen como do tipo Cwa, verão úmido e inverno seco, com precipitação média anual de 1500 mm e temperatura média anual de  $22^{\circ}\text{C}$ .

Foram armazenados dados diários entre os meses de janeiro de 2005 e outubro de 2008, sendo o total dividido em um conjunto de treinamento (1784 dias entre janeiro de 2005 e dezembro de 2007) e um conjunto de teste (281 dias entre janeiro e outubro de 2008). Para treinamento e validação dos resultados foram necessários dados calculados da evapotranspiração de referência (Eto), e para isto utilizou-se o programa *Reference Evapotranspiration Calculation Software* (REF-ET versão 2.0) desenvolvido por Allen (2000). O REF-ET realiza cálculos padronizados da Eto para quinze dos métodos mais utilizados atualmente, seguindo características e procedimentos que são recomendadas pela ASCE (Jensen et al., 1990). Para o cálculo da Eto, utilizou-se o modelo padrão de Penman-Monteith, conforme descrito na Equação 1:

$$E_{to} = \frac{0,408\Delta.(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34.u_2)} \quad (1)$$

sendo:  $E_{to}$  = evapotranspiração de referência,  $\text{mm d}^{-1}$ ;  $R_n$  = radiação na superfície terrestre,  $\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$ ;  $G$  = densidade de fluxo de calor na superfície do solo,  $\text{MJ.m}^{-2} \text{d}^{-1}$ ;  $T$  = temperatura do ar média diária,  $^{\circ}\text{C}$ ;  $u_2$  = velocidade do vento média diária,  $\text{m s}^{-1}$ ;  $e_s$  = pressão de saturação do vapor média diária,  $\text{kPa}$ ;  $e_a$  = pressão do vapor atual média,  $\text{kPa}$ ;  $\Delta$  = declividade da curva pressão-temperatura,  $\text{kPa } ^{\circ}\text{C}^{-1}$ ;  $\gamma$  = constante psicométrica,  $\text{kPa } ^{\circ}\text{C}^{-1}$ .

O programa para treinamento e teste da RNA foi desenvolvido no software Matlab (Mathworks, 2008). Visando o mapeamento desejado, foram testadas diversas topologias de redes do tipo FeedForward Multilayer Perceptron, com variações do número de neurônios das camadas intermediárias. Visto que, a temperatura do ar é um dos principais fatores que influenciam na determinação da  $E_{to}$ , seus valores máximos, mínimos e médios foram utilizados como dados de entrada da RNA. Na camada intermediária foram usadas funções de ativação do tipo tan-sigmóide e na camada de saída foram usadas funções de ativação do tipo lineares, caracterizando esta rede neural como aproximador universal de funções. Os vetores de entrada foram normalizados entre os valores 0,1 e 0,9, de modo a evitar a saturação dos neurônios da camada intermediária da RNA.

Foi utilizado o algoritmo Levenberg-Marquardt para treinamento da RNA. Este algoritmo foi projetado para melhorar a velocidade do treinamento de segunda ordem sem ter que calcular a matriz Hessiana. Quando a função de performance tem a forma de uma soma de quadrados, que é o que ocorre normalmente no treinamento de redes neurais alimentadas adiante, então a matriz Hessiana pode ser aproximada conforme descrito na Equação 2.

$$H = J^T J \quad (2)$$

E o gradiente pode ser computado segundo a Equação 3:

$$g = J^T e \quad (3)$$

sendo:  $J$  = a matriz Jacobiana que contém as derivadas primeiras dos erros da rede com relação aos pesos e bias;  $e$  é o vetor dos erros.

A matriz Jacobiana pode ser calculada através de uma técnica padrão de retro-propagação, que é menos complexa que o cálculo da matriz Hessiana. O algoritmo Levenberg-Marquardt usa uma aproximação da matriz Hessiana semelhante à forma de Newton e é descrita na Equação 4 (Hagan e Menjah, 1994).

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (4)$$

Ao final do treinamento é esperado que a RNA tenha adquirido o conhecimento desejado e seja capaz de fazer a

generalização, ou seja, apontar corretamente o valor da  $E_{to}$  para situações climáticas, as quais não tiveram acesso durante o treinamento. Como critério de parada do treinamento foi utilizada uma ferramenta padrão da estatística conhecida como validação cruzada, que fornece um princípio orientador atrativo para o ajuste dos pesos e bias durante o processo de treinamento da RNA (Stone, 1978). Qualitativamente, a validação cruzada dita que observando a variação entre o erro de treinamento e o erro de teste é possível identificar o melhor momento para parar o treinamento, o qual é dado pelo ponto de divergência entre estas medidas de erro.

Os valores estimados pela RNA foram comparados utilizando-se o erro percentual acumulado, o erro médio quadrático (MSE), o erro padrão de estimativa (SEE), o coeficiente de exatidão de Willmott ( $d$ ) e o coeficiente de desempenho ( $c$ ) em relação ao método padrão (Penman-Monteith).

O Erro Médio Quadrático foi obtido a partir da Equação 5:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_o - Y_e)^2}{n} \quad (5)$$

sendo:  $n$  = número de observações;  $Y_o$  =  $E_{to}$  estimada pelo método de Penman-Monteith,  $\text{mm d}^{-1}$ ;  $Y_e$  =  $E_{to}$  estimada pela rede neural artificial, por Blanney-Criddle e por Hargreaves,  $\text{mm d}^{-1}$ .

Segundo Jensen et al. (1990), o Erro Padrão de Estimativa (SEE) pode ser calculado através da Equação 6:

$$SEE = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-1} \right]^{0,5} \quad (6)$$

sendo:  $\hat{Y}_i$  = média da taxa de evapotranspiração calculada pelo método padrão (Penman-Monteith) no  $i$ -ésimo mês;  $Y_i$  = estimativa de evapotranspiração correspondente;  $n$  = número total de observações.

Segundo Camargo e Sentelhas (1997), os seguintes indicadores estatísticos são considerados para correlacionar os valores estimados com os medidos: exatidão - índice de Willmott " $d$ "; e de confiança ou desempenho " $c$ ". A exatidão, relacionada ao afastamento dos valores estimados em relação aos observados, é dada estatisticamente pelo índice de concordância  $d$  proposto por Willmott et al. (1985). Seus valores variam de zero, para nenhuma concordância, a 1, para a concordância perfeita. O índice é dado pela Equação 7:

$$d = 1 - \left[ \frac{\sum (P_i - O_i)^2}{\sum (|P_i - O| + |O_i - O|)^2} \right] \quad (7)$$

sendo:  $P_i$  = valor estimado;  $O_i$  = valor observado;  $O$  = média dos valores observados.

O índice de desempenho  $c$ , apresentado por Camargo e Sentelhas (1997), avalia o desempenho dos diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração de referência. Este índice reúne os índices de precisão, dado pelo coeficiente de correlação ( $r$ ) que indica o grau de dispersão dos dados obtidos em relação à média, ou seja, o erro aleatório e o de concordância  $d$ . O índice  $c$  é calculado conforme Equação 8.

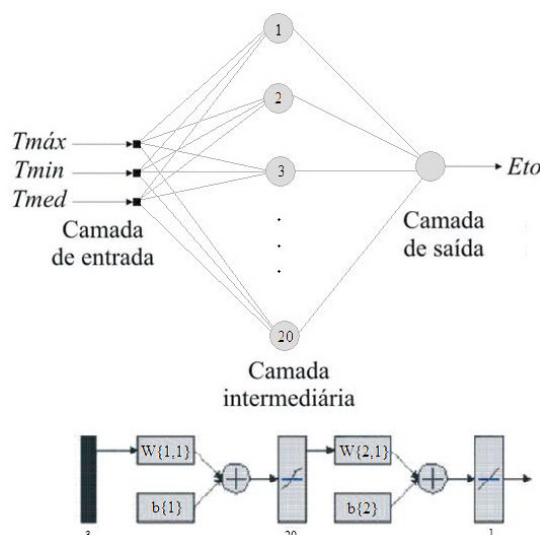
$$c = r \cdot d \quad (8)$$

Camargo e Sentelhas (1997) propuseram um critério para interpretar o desempenho dos métodos de estimativa da  $E_{to}$  pelo índice  $c$ , apresentado na Tabela 1.

Após o desenvolvimento do algoritmo de treinamento da RNA e a realização de análises dos dados climáticos disponíveis e dos algoritmos de treinamento, foi obtida uma RNA capaz de estimar de modo satisfatório a  $E_{to}$ . Esta estimativa é realizada por meio do mapeamento da relação entre dados de temperatura máxima, mínima e média, que foram tomados como entradas, e o coeficiente de evapotranspiração de referência, que é a saída desejada. A camada intermediária da RNA obtida é dotada de 20 neurônios e sua topologia está representada na Figura 1.

**Tabela 1** - Critério de interpretação do desempenho dos métodos de estimativa da  $E_{to}$  pelo índice  $c$

Valor de $c$	Desempenho
$> 0,85$	Ótimo
0,76 a 0,85	Muito Bom
0,66 a 0,75	Bom
0,61 a 0,65	Mediano
0,51 a 0,60	Sofrível
0,41 a 0,50	Mau
$\leq 0,40$	Péssimo



**Figura 1** - Topologia da Rede Neural Artificial obtida

O aumento no número de neurônios da camada intermediária, assim como, a inclusão de uma segunda camada intermediária não promoveu melhoria nos resultados. Kumar et al. (2002) e Zanetti et al. (2008) obtiveram a mesma situação implementando uma RNA para estimar  $E_{to}$ . De acordo com Kumar et al. (2002), uma RNA com uma camada intermediária é suficiente para representar a relação não-linear entre os elementos climáticos e a correspondente  $E_{to}$ .

Através da validação cruzada foi determinado o momento ideal para parar o treinamento. Para o teste e validação dos resultados foi estimada a evaporação de referência através da RNA obtida, utilizando dados de temperatura do ar máxima, mínima e média não apresentados durante a etapa de treinamento, neste caso para os 281 dias entre os meses janeiro e outubro de 2008. Desta forma, foi testada a capacidade da RNA em generalizar, ou seja, sua capacidade de “aprender” de fato.

Os resultados desta simulação foram comparados com estimativas realizadas por outros métodos aceitos na literatura, sendo: Blanney-Criddle e Hargreaves. Na aplicação do método de Blanney-Criddle foram utilizados dados de temperatura média diária e porcentagem de insolação máxima diária em relação ao horário de insolação teórico do ano, enquanto para o método de Hargreaves utilizou-se dados de temperatura do ar média, máxima e mínima diária e radiação solar extraterrestre incidente acima da atmosfera (Allen, 2000). Para esses métodos, os valores de  $E_{to}$  estimados foram calculados utilizando o software REF-EF e, para esta comparação, foi tomado o método Penman-Monteith como referência.

### 3. RESULTADOS

Os resultados analíticos estão descritos na Tabela 2, na qual são apresentados os percentuais de super e sub-estimacão ao longo de um mês, assim como a análise estatística do erro médio quadrático para cada método comparado em diferentes meses do ano.

Os resultados estimados pela RNA foram melhores do que os obtidos por meio dos outros métodos, quando comparados ao método padrão. Verificam-se menores valores de erro médio quadrático nos resultados obtidos da RNA em todos os meses estudados. Pode-se observar que no mês de janeiro, os resultados obtidos a partir da RNA apresentaram subestimacão de apenas 7,23%, enquanto que o Blanney-Criddle superestimou em 32,06% e Hargreaves superestimou em 61,13%. No mês de abril os resultados da RNA apresentaram superestimacão, no entanto, inferior ao obtido nos outros métodos. Verificou-se pequena superestimacão nos meses de julho e outubro dos resultados da RNA, enquanto os demais métodos, principalmente de Hargreaves, apresentaram valores altos de superestimacão.

**Tabela 2** - Medidas comparativas entre os métodos de estimativa da Eto testados

Métodos/Meses	Janeiro, 2008		Abril, 2008		Julho, 2008		Outubro, 2008	
	% (*)	MSE (**)	% (*)	MSE (**)	% (*)	MSE (**)	% (*)	MSE (**)
Rede Neural Artificial	-7,231	0,166	15,700	0,481	0,051	0,404	1,557	0,496
Blanney-Criddle	32,035	1,182	34,041	1,035	17,050	0,596	29,541	1,495
Hargreaves	61,127	3,734	95,383	7,219	72,634	6,471	61,756	5,472

(\*) Erro percentual acumulado em relação ao método padrão (Penman-Monteith).  
(\*\*) Mean Square Error – Erro médio quadrático em relação ao método padrão (Penman-Monteith).

**Tabela 3** - Análise estatística comparativa entre os métodos de estimativa da Eto testados

Métodos/Meses	Janeiro, 2008		Abril, 2008		Julho, 2008		Outubro, 2008	
	SEE (*)	d (**)	SEE (*)	d (**)	SEE (*)	d (**)	SEE (*)	d (**)
Rede Neural Artificial	0,937	0,952	0,946	0,701	0,738	0,589	1,246	0,745
Blanney-Criddle	1,718	0,817	1,506	0,797	0,958	0,740	1,920	0,830
Hargreaves	2,073	0,530	2,073	0,394	2,595	0,314	2,560	0,542

(\*) Erro Padrão de Estimativa em relação ao método padrão (Penman-Monteith).  
(\*\*) Índice de Concordância em relação ao método padrão (Penman-Monteith).

Na Tabela 3 encontram-se apresentados os resultados para erro padrão de estimativa e a exatidão calculada através do índice de concordância d.

Considerando o índice de concordância d nota-se que, para os dados de janeiro, os valores obtidos por meio da rede neural apresentaram melhores resultados (0,952) do que os obtidos por Blanney-Criddle (0,817) e Hargreaves (0,530). Já em relação a abril, julho e outubro, o método de Blanney-Criddle teve uma melhor estimativa. No entanto, considerando-se o erro padrão de estimativa (SEE), pode-se inferir que o método das redes neurais apresentou os melhores resultados na estimativa da evapotranspiração, seguido de Blanney-Criddle e Hargreaves (Tabela 3).

Na Tabela 4 são apresentados os valores de índice de desempenho c dos modelos de estimativa de evapotranspiração de referência.

Em relação ao índice de desempenho c em janeiro os valores estimados pela RNA apresentaram melhor desempenho considerado como ótimo (c = 0,890). Já para os meses de abril, julho e outubro, o método de Blanney-Criddle apresentou melhores resultados, com desempenho variando entre Sofrível e Muito Bom. Para os mesmos meses, o modelo baseado na RNA foi mais eficiente que o método de Hargreaves para estimar a Eto, possibilitando melhor desempenho (Tabela 4).

A partir da Figura 2, pode-se constatar que uma RNA,

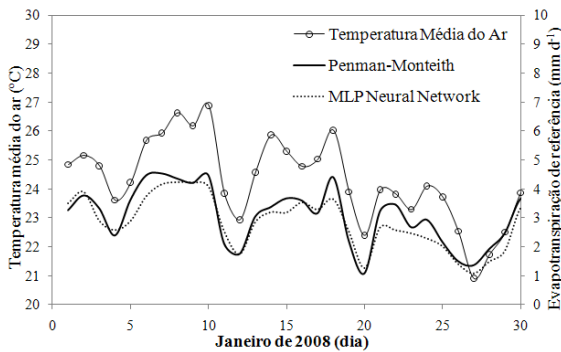
treinada adequadamente, é capaz de fazer estimativa eficiente da Eto. Observando os dados de temperatura média do ar é possível notar que os valores estimados são coerentes, visto que o valor da Eto está relacionado a esta variável climática.

A capacidade da RNA de estimar a Eto foi testada em meses característicos das quatro estações do ano, janeiro (verão), abril (outono), julho (inverno) e outubro (primavera). Os resultados da estimativa da Eto pela RNA e pelos métodos considerados para comparação podem ser visualizados nas Figuras 3, 4, 5 e 6. Nota-se que, os resultados obtidos a partir da RNA apresentam maior semelhança ao método padrão de Eto, quando comparado aos outros métodos calculados. O método de estimativa da Eto por meio de RNA possui vantagens em relação aos outros métodos. Pode-se citar a possibilidade de estimar a Eto com melhor precisão do que outros métodos, chegando a valores mais próximos ao do método padrão. Esta boa estimativa é essencial para o correto manejo da irrigação e bom desenvolvimento das culturas, além de aumentar a eficiência no uso da água e da energia elétrica na agricultura irrigada. Além disso, outra vantagem no uso da RNA é a necessidade apenas de dados de temperatura para estimativa da Eto. Isso proporciona a diminuição do custo de sistemas automáticos de irrigação, devido à minimização do número de sensores climáticos necessários e os periféricos envolvidos para a operação do sistema.

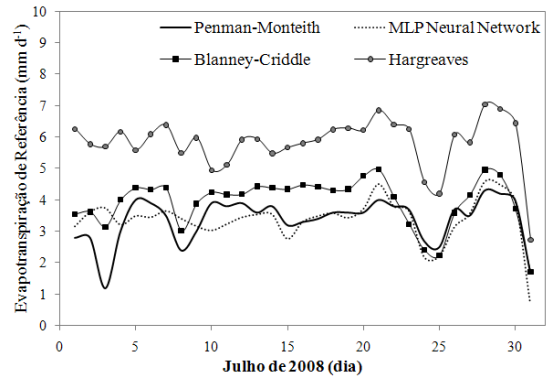
**Tabela 4** - Desempenho dos modelos de estimativa de evapotranspiração de referência

Métodos/Meses	Janeiro, 2008		Abril, 2008		Julho, 2008		Outubro, 2008	
	c (*)	Desempenho	c (*)	Desempenho	c (*)	Desempenho	c (*)	Desempenho
Rede Neural Artificial	0,890	Ótimo	0,572	Sofrível	0,351	Péssimo	0,623	Mediano
Blanney-Criddle	0,810	Muito Bom	0,766	Muito Bom	0,561	Sofrível	0,786	Muito Bom
Hargreaves	0,474	Mau	0,332	Péssimo	0,187	Péssimo	0,473	Mau

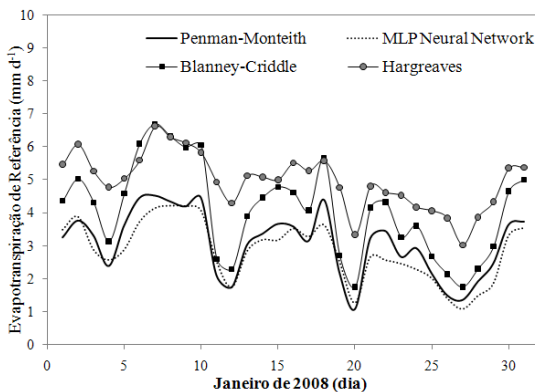
(\*) Índice de Desempenho em relação ao método padrão (Penman-Monteith).



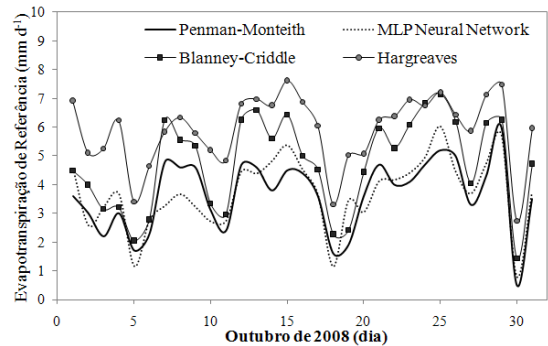
**Figura 2** - Eto calculada pelo método padrão e estimada pela RNA juntamente com a temperatura média do ar (dados de janeiro de 2008)



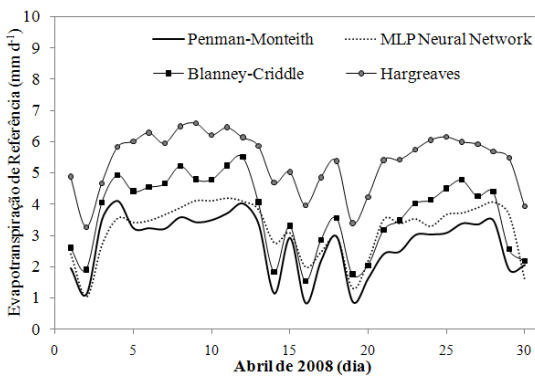
**Figura 5** - Eto estimada pela RNA, pelo método padrão e por outros métodos utilizados para comparação (dados de julho de 2008, inverno)



**Figura 3** - Eto estimada pela RNA, pelo método padrão e por outros métodos utilizados para comparação (dados de janeiro de 2008, verão)



**Figura 6** - Eto estimada pela RNA, pelo método padrão e por outros métodos utilizados para comparação (dados de outubro de 2008, primavera)



**Figura 4** - Eto estimada pela RNA, pelo método padrão e por outros métodos utilizados para comparação (dados de abril de 2008, outono)

#### 4. CONCLUSÕES

Os resultados obtidos a partir da RNA são coerentes; além disso, a utilização de RNA apresenta vantagens quando comparada aos outros métodos estudados, pois possibilita a obtenção dos valores de evapotranspiração de referência a partir da temperatura, única variável a ser considerada no cálculo.

O desempenho da RNA desenvolvida foi satisfatório, podendo-se considerá-la como integrante do conjunto de métodos indiretos para estimativa da evapotranspiração de referência, além de representar uma diminuição dos custos de aquisição de dados para estimativa desta variável.

#### 5. AGRADECIMENTOS

Os autores expressam seus agradecimentos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq e à Fundação de Apoio ao Desenvolvimento do Ensino, Ciência e Tecnologia do Estado de Mato Grosso do Sul - FUNDECT, pelo auxílio financeiro concedido para a realização do trabalho. Os autores também gostariam de agradecer aos revisores anônimos pelas sugestões.

#### 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAHART, R. J.; GHANI, N. A.; SWAN, J. Discussion of "An explicit neural network formulation for evapotranspiration." *Hydrological Sciences Journal*, v.53, n.2, p.893-904, 2009.

- ALLEN, R. G. **REF-ET: Reference evapotranspiration calculation software for FAO and ASCE Standardized Equations**. Version 2.0 for Windows. Utah State University, Logan, USA, 2000.
- BACK, A. J. Variação da evapotranspiração de referência calculada em diferentes intervalos de tempo. **Engenharia Agrícola**, v.27, n.1, p.139-145, 2007.
- BEZERRA, B. G.; SILVA, B. B.; FERREIRA, N. J. Estimativa da evapotranspiração real diária utilizando-se imagens digitais TM - Landsat 5. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.23, n.3, p.305-317, 2008.
- CAMARGO, A. P.; SENTELHAS, P. C. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.5, n.1, p.89-97, 1997.
- HAGAN, M. T.; MENJAH, M. B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v.5, n.6, p.989-993, 1994.
- HARGREAVES, G. H.; SAMANI, Z. Reference crop evapotranspiration from ambient air temperature, Chicago. **American Society Agricultural Engineering Meeting**, p.85-2517, 1985.
- JENSEN, M. E.; BURMAN, R. D.; ALLEN, R. G. **Evapotranspiration and irrigation water requirements**. ASCE Manual and Report on Engineering Practice n. 70. New York: ASCE, 360p. 1990.
- KHOOB, A. R. Comparative study of Hargreaves's and artificial neural network's methodologies in estimating reference evapotranspiration in a semiarid environment. **Irrigation Science**, v.26, n.3, p.253-259, 2008.
- 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.
- KUMAR, M.; BANDYOPADHYAY, A.; RAGHUWANSHI, N. S.; SINGH, R. Comparative study of conventional and artificial neural network-based estimation models. **Irrigation Science**, v.26, n.6, p.531-545, 2008.
- 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**, n.95, p.553-565, 2008.
- MATHWORKS. **Inc. Neural networks toolbox user's guide**, version 6.0.1. Natick, MathWorks, Inc., 2008.
- MENDONÇA, J. C.; SOUSA, E. F.; BERNARDO, S.; DIAS, G. P.; GRIPPA, S. Comparação entre métodos de estimativa da evapotranspiração de referência (ET<sub>o</sub>) na região Norte Fluminense, RJ. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.7, n.2, p.275-279, 2003.
- SILVA, A. F.; COSTA, L. C.; SEDIYAMA, G. Previsão da evapotranspiração de referência utilizando redes neurais. **Engenharia na Agricultura**, v.14, n.2, p.93-99, 2006.
- STONE, M. Cross-validation: A review, mathematische operationsforschung statistischen. **Serie Statistics**, v.9, p.127-139, 1978.
- 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.
- TURCO, J. E. P.; BARBOSA, J. C. Avaliação de duas estações meteorológicas automatizadas, para estimativa diária da evapotranspiração de referência obtida pelo método Peanman-Monteith. **Irriga**, v.13, n.13, p.339-354, 2008.
- WILLMOTT, C. J.; DAVIS, R. E.; FEDDEMA, J. J.; JOHANNES, J.; KLINK, K. M.; LEGATES, D. R.; ROWE, C. M.; ACKLESON, S. G.; O'DONNELL, J. Statistics for the Evaluation and Comparison of Models. **Journal of Geophysical Research**, v.90, p.8995-9005, 1985.
- 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.12, n.2, p.174-180, 2008.
- ZANETTI, S. S.; SOUSA, E. F.; OLIVEIRA, V. P. S.; ALMEIDA, F. T.; BERNARDO, S. Estimating evapotranspiration using artificial neural network and minimum climatological data. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.33, n.2, p.83-89, 2007.