

Estimativa da evapotranspiração de referência do Planalto Paulista por meio de regressões múltiplas com dados ausentes estimados via análise de componentes principais

Estimated reference evapotranspiration of the Paulista Plateau through multiple regressions with missing data estimated via main component analysis

Estimación de la evapotranspiración de referencia para el Planalto Paulista a través de regresiones múltiples con datos faltantes estimados a través del análisis de componentes principales

Recebido: 30/05/2022 | Revisado: 09/06/2022 | Aceito: 12/06/2022 | Publicado: 25/06/2022

Maurício Bruno Prado da Silva

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5817-1409>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: mauricio.prado19@hotmail.com

Valter Cesar de Souza

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5103-9771>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: valter.souza@unesp.br

Caroline Pires Cremasco

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9157-4653>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: caroline.cremasco@unesp.br

Marcus Vinícius Contes Calça

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5685-3980>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: mcontes@outlook.com

Cícero Manoel dos Santos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6850-9757>
Universidade Federal do Pará, Brasil
E-mail: ciceromanoel2007@gmail.com

Camila Pires Cremasco

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2465-1361>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: camila.cremasco@unesp.br

Luís Roberto Almeida Gabriel Filho

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7269-2806>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: gabriel.filho@unesp.br

Sergio Augusto Rodrigues

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2091-2141>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: sergio.rodrigues@unesp.br

João Francisco Escobedo

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8196-4447>
Universidade Estadual Paulista, Brasil
E-mail: j.escobedo@unesp.br

Resumo

A evapotranspiração é um fenômeno físico que promove a complexa transferência de água para a atmosfera por meio da relação entre o balanço hídrico climatológico, evaporação da água da superfície e transpiração das culturas agrícolas. É um parâmetro importante para otimização da gestão de recursos hídricos e planejamento da irrigação. Obter medidas confiáveis de evapotranspiração é uma tarefa complexa, pois depende de variáveis não disponíveis em algumas localidades. O objetivo deste trabalho foi aplicar a técnica multivariada de Análise de Componentes Principais para preenchimento de dados faltantes e propor modelos mais simples na estimação da evapotranspiração de referência para o Planalto Ocidental Paulista, comparando-os com o modelo de Penman-Monteith. Foi aplicado um procedimento baseado na Análise de Componente Principais para reconstrução da base de dados meteorológicos do período de 2013 a 2017 de 30 estações meteorológicas automáticas do Planalto Ocidental Paulista, localizado a noroeste do Estado de São Paulo, Brasil. Posteriormente foi realizada uma análise exploratória das variáveis climáticas para verificar o agrupamento de variáveis climáticas mais relevantes nos processos físicos da

evapotranspiração. Esses agrupamentos foram a base para a construção de diferentes modelos de estimação da evapotranspiração de referência por meio de Regressões Múltiplas. Os resultados mostraram os melhores desempenhos dos modelos EToRLM4 (rRMSE = 5,23%) e EToRNLM4 (rRMSE = 6,39%). Os valores dos indicativos estatísticos da base de validação de RLM4 e RNLM4 indicam que ambos os modelos de regressões múltiplas podem ser utilizados na estimativa da evapotranspiração de referência.

Palavras-chave: Análise de componentes principais; Modelos de regressão; Dados faltantes.

Abstract

Evapotranspiration is a physical phenomenon that promotes the complex transfer of water to the atmosphere through the relationship between climatological water balance, surface water evaporation and transpiration from agricultural crops. Obtaining reliable measurements of evapotranspiration is a complex task. The objective of this work was to apply the multivariate technique Principal Component Analysis to fill in missing data and model the reference evapotranspiration by multiple regression, with subsequent comparison with the Penman-Monteith model. Principal Component Analysis, the EM algorithm, was applied to reconstruct the climatic database of 30 automatic weather stations in the Western Plateau of São Paulo, located in the northwest of the State of São Paulo, Brazil. Measures for the period 2013-2017. Subsequently, an exploratory analysis of the climatic variables was carried out to verify the grouping of the most relevant climatic variables in the physical processes of evapotranspiration. These clusters were the basis for the construction of different reference evapotranspiration estimation models through Multiple Regressions. The results showed the best performances for EToRLM4 (rRMSE = 5.23%), EToRNLM4 (rRMSE = 6.39%). The values of the statistical indicatives of the validation base of RLM4 and RNLM4 indicate that both multiple regression models can be used to estimate the reference evapotranspiration.

Keywords: Principal components analysis; Multiple regression; Missing data.

Resumen

La evapotranspiración es un fenómeno físico que promueve la compleja transferencia de agua a la atmósfera a través de la relación entre el balance hídrico climatológico, la evaporación de aguas superficiales y la transpiración de los cultivos agrícolas. Es un parámetro importante para optimizar la gestión de los recursos hídricos y la planificación del riego. Obtener mediciones confiables de la evapotranspiración es una tarea compleja, ya que depende de variables no disponibles en algunos lugares. El objetivo de este trabajo fue aplicar la técnica multivariada de Análisis de Componentes Principales para completar los datos faltantes y proponer modelos más simples para estimar la evapotranspiración de referencia para el Planalto Occidental Paulista, comparándolos con el modelo Penman-Monteith. Se aplicó un procedimiento basado en el Análisis de Componentes Principales para reconstruir la base de datos meteorológica para el período de 2013 a 2017 de 30 estaciones meteorológicas automáticas en el Planalto Occidental Paulista, ubicado en el noroeste del Estado de São Paulo, Brasil. Posteriormente, se realizó un análisis exploratorio de las variables climáticas para verificar la agrupación de las variables climáticas más relevantes en los procesos físicos de evapotranspiración. Estos clusters fueron la base para la construcción de diferentes modelos de estimación de evapotranspiración de referencia a través de Regresiones Múltiples. Los resultados mostraron el mejor rendimiento de los modelos EToRLM4 (rRMSE = 5,23%) y EToRNLM4 (rRMSE = 6,39%). Los valores de los indicadores estadísticos de la base de validación de RLM4 y RNLM4 indican que ambos modelos de regresión múltiple pueden utilizarse para estimar la evapotranspiración de referencia.

Palabras clave: Análisis de componentes principales; Regresión múltiple; Datos perdidos.

1. Introdução

A evapotranspiração é um fenômeno físico que promove a complexa transferência de água para a atmosfera por meio da relação entre o balanço hídrico climatológico, evaporação da água da superfície e transpiração das culturas agrícolas (Allen et al., 1998; Shiri et al., 2015). O conhecimento da evapotranspiração é importante para o planejamento de sistemas de irrigação em regiões de escassez hídrica, na melhoria das estimativas de requerimento de água das culturas agrícolas (Adeloye et al., 2012; Shiri et al., 2014), em estudos hidrológicos e ambientais (Martí & Gasque, 2010). Obter medidas confiáveis de evapotranspiração é uma tarefa complexa, devido aos altos custos das técnicas diretas para implantação, operação e manutenção dos equipamentos de medição. Como consequência das diversas dificuldades existentes para obtenção de medidas diretas de evapotranspiração, métodos indiretos são indicados por meio de equações matemáticas capazes de se ajustarem às condições climáticas locais. Dos métodos indiretos, o recomendado pela *Food and Agriculture Organization* (FAO) é o modelo de Penman-Monteith (Allen et al., 1998), considerado o mais completo por seu embasamento físico e capacidade de ser adaptado a qualquer localidade (Allen et al., 1998; Landeras et al., 2008). Utiliza as variáveis meteorológicas: radiação solar, temperatura do ar, umidade relativa do ar e velocidade do vento. Normalmente, estas variáveis não estão à disposição,

principalmente em países em desenvolvimento onde faltam recursos para instalação de Estações Meteorológicas Automáticas (Martí & Zarzo, 2012; Silva et al., 2017) ou por falha nos equipamentos de medição. No Brasil, Santos et al. (2014); Silva et al. (2017) destacam que, além dos poucos recursos disponíveis para a instalação de estações meteorológicas, o território brasileiro possui grandes dimensões territoriais, o que dificulta a criação de uma rede de coleta de dados meteorológicos mais homogênea. Com isso, Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) do Brasil e outros órgãos que auxiliam no monitoramento de variáveis meteorológicas, estão mais concentradas na regiões Centro-Sul e litorânea, com destaque para o Estado de São Paulo. Na impossibilidade de se obter todas as variáveis climáticas para implementar o método padrão FAO-56, Allen et al. (1998) relata que o modelo desenvolvido por Hargreaves e Samani (1985) pode perfeitamente ser utilizado. Este modelo requer apenas dados de temperatura do ar como variável de entrada. A literatura também relata outros modelos que podem também ser ajustados e implementados em qualquer região com outras variáveis meteorológicas ou Tanque Classe A (Penman, 1948; Thornthwaite, 1948; Blaney & Criddle, 1950; Makkink, 1957; Jensen & Haise, 1963; Benavides & Lopez, 1970; Priestley e Taylor, 1972; Allen e Pruitt, 1991; Snyder, 1992). Atualmente outras técnicas vêm sendo utilizadas na predição de evapotranspiração, entre elas, os modelos de regressões múltiplas (RM) conhecidos por sua simplicidade e praticidade. Diversos relatos da literatura mostram o bom desempenho dessas técnicas na estimativa de ETo em localidades específicas (Tabari et al., 2012; Silva et al., 2016a; Althoff et al., 2018). Destaca-se também a presença frequente de dados faltantes nas medições de variáveis meteorológicas utilizadas na estimação da evapotranspiração. Entre as diversas alternativas para o preenchimento de dados faltantes em séries temporais, destaca-se, sobretudo em razão de sua versatilidade, o procedimento multivariado de Análise de Componentes Principais (ACP), ferramenta importante para análise exploratória de dados e caracterização da variabilidade espacial (Josse et al., 2009; García-diego & Zarzo, 2010; Josse & Husson, 2012; Martí & Zarzo, 2012). Neste contexto, o objetivo deste trabalho foi aplicar a técnica multivariada de Análise de Componentes Principais para preenchimento de dados faltantes e modelar a evapotranspiração de referência por regressão múltipla.

2. Metodologia

2.1 Área de estudo

Região considerada para levantamento dos dados foi o Planalto Ocidental Paulista, localizado a noroeste do Estado de São Paulo. Essa região é composta pela integração das regiões de São José do Rio Preto e Ribeirão Preto (latitude 19°32' – 21°57'S, longitude 46°38' – 51°28'O e altitude 335,00 – 1026,00 m). O clima predominante nessa região é do tipo Aw - tropical (megatérmico), com verão chuvoso e inverno seco (Köppen, 1928). Com temperatura média do ar variando de 19,40 a 24,20°C e precipitação de 9,0 a 300,0 mm entre os meses agosto e janeiro (Rolim, 2007; Tangune & Escobedo, 2018).

2.2 Base de dados

A base de dados monitorada pelas estações meteorológicas automáticas da região de estudo é composta das variáveis: irradiação solar global (H , MJ m⁻² hora⁻¹); temperaturas máxima e mínima do ar (T_{max} e T_{min} , °C), umidade relativa do ar (UR, %) e velocidade do vento (U_2 , m s⁻¹) medida a 10 metros de altura da superfície, convertida posteriormente para dois metros de altura conforme metodologia descrita por Allen et al. (1998). A variável astronômica Irradiação solar global no topo da atmosfera (H_0 , MJ m⁻² hora⁻¹) também compôs a base de dados meteorológicos de medições diárias deste estudo. Para obtenção desta variável foi utilizada a metodologia descrita por Iqbal (1983). Na Tabela 1 são mostradas as informações geográficas (localidade, latitude, longitude, altitude e distância do mar), classificação climática e fonte de aquisição de dados das 30 localidades situadas na região de estudo do Planalto Ocidental Paulista.

Neste estudo foram consideradas base de dados em escala diária das variáveis meteorológicas mensuradas no período 2013-2017 das 30 estações meteorológicas. Assim, para cada variável meteorológica os dados foram organizados em uma matriz 30 (estações meteorológicas) por 1826 (total de dias de mensurações das variáveis).

Tabela 1. Informações geográficas das Estações Meteorológicas Automáticas, EMA's.

Localidade	Latitude	Longitude	Altitude	Distancia. do mar	Classificação Climática	Fonte
	(°)	(°)	(m)	(km)		
Campina Verde*	19°32'S	49°32'W	555,2	587,0	Aw	INMET
Paranaíba**	19°41'S	51°10'W	424,0	668,0	Aw	INMET
Populina	19°52'46"S	50°28'13"W	394,0	610,0	Aw	UNESP
Sacramento*	19°53'S	47°26'W	912,0	465,0	Csa	INMET
Conceição das Alagoas*	19°59'S	48°09'W	568,0	494,0	Aw	INMET
Paranapuã	20°01'29"S	50°33'57"W	436,1	604,0	Aw	UNESP
Jales	20°09'S	50°35'W	457,0	581,0	Aw	INMET
Ituverava	20°21'S	47°46'W	600,0	440,0	Aw	INMET
Ilha Solteira	20°25'24"S	51°21'13.1"W	337,0	622,0	Aw	UNESP
Marinópolis	20°26'48"S	50°48'26.1"W	370,0	585,0	Aw	UNESP
Pereira Barreto I	20°31'42"S	51°14'58"W	426,0	589,0	Aw	UNESP
Barretos	20°33'S	48°32'W	533,0	444,0	Aw	INMET
Franca	20°34'S	47°22'W	1026,0	387,0	Aw	INMET
Itapura	20°38'28"S	51°28'29.9"W	335,0	608,0	Aw	UNESP
Pereira Barreto II	20°40'23"S	51°2'2.1"W	357,0	579,0	Aw	UNESP
Sud Mennucci	20°43'42"S	50°57'30"W	350,0	565,0	Aw	UNESP
Passos*	20°44'S	46°38'W	784,0	328,0	Cwa	INMET
Monte Azul Paulista	20°54'26"S	48°38'29"W	611,0	410,0	Aw	IAC
Brodowsky	20°59'03"S	47°39'33"W	863,0	359,0	Cwa	IAC
José Bonifácio	21°02'S	49°41'W	405,0	465,0	Aw	INMET
Ariranha	21°07'S	48°50'W	525,0	398,0	Aw	INMET
Sertãozinho	21°08'16"S	47° 59' 24" W	579,0	362,0	Aw	IAC
Cássia dos Coqueiros	21°16'58"S	47°10'11"W	890,0	303,0	Cwb	IAC
Valparaíso	21°19'S	50°55'W	374,0	526,0	Aw	INMET
Pradópolis	21°20'S	48°06'W	544,0	339,0	Aw	INMET
São Simão	21°28'44"S	47° 33' 3" W	620,0	304,0	Aw	IAC
Lins	21°39'S	49°44'W	459,0	415,0	Aw	INMET
Tambaú	21°42'18"S	47° 16' 26" W	698,0	268,0	Aw	IAC
Ibitinga	21°51'S	48°48'W	492,0	344,0	Aw	INMET
São Carlos	21°57'S	47°52'W	863,0	267,0	Cwa	INMET

Notas: *Estado de Minas Gerais, **Estado de Mato Grosso do Sul. Fonte: Autores (2022).

Para armazenar, processar e padronizar o extenso volume de dados, foi utilizada a tecnologia de gerenciamento de banco de dados MySQL 5.7 (*Relational Database Management System*) da Oracle em sua versão de código aberto (licença GNU), atuando como um servidor local (ORACLE CORPORATION, 2019). Todas as operações computacionais em formato de algoritmos e funções foram desenvolvidas através da linguagem de alto nível de manipulação de dados SQL (*Structured Query Language*).

2.3 Modelo de Penman-Monteith

Em meados de 1990, após a conferência da Food and Agricultural Organization (FAO) em Roma, na Itália, resulta na adoção do modelo de Penman-Monteith (P-M) como padrão para o cálculo da evapotranspiração de Referência, $ET_{\text{FAO-56}}$, divulgada no boletim número 56 em 1998 (Allen et al., 1998). A Equação (1) destaca a equação para obtenção da $ET_{\text{FAO-56}}$:

$$ETo_{FAO-56} = \frac{0,408\Delta(R_n - G) + (\gamma \frac{900}{T_m + 273})u_2(e_s - e_a)}{\Delta + [\gamma(1 + 0,34U_2)]} \quad (1)$$

onde: saldo de radiação (R_n , MJ m⁻² dia⁻¹), (G , MJ m⁻² dia⁻¹), Velocidade do vento (U_2 , m s⁻¹), Pressão de saturação de vapor d'água do ar (e_s , kPa), Pressão atual de vapor d'água do ar (e_a , KPa), Temperatura média do ar (T_m , °C), Inclinação da curva de pressão de vapor saturado (Δ , kPa °C⁻¹) e Coeficiente psicrométrico (γ , kPa °C⁻¹).

2.4 Análise de Componentes Principais

Devido a existência de *missing* nas bases de dados de todas as variáveis meteorológicas, foi utilizada a técnica de Análise de Componentes Principais para preenchimento dos dados perdidos. Como os dados apresentam alta dimensão, um número de elementos amostrais menores ao número de variáveis, foi utilizado o método iterativo EM (*Expectation-Maximization*) disponível no pacote *missMDA* do ambiente computacional R-Gui (Josse & Husson, 2016), que é de domínio público, operado no ambiente do aplicativo R (R CORE TEAM, 2020).

2.5 Técnicas de Regressões Múltiplas

Modelos de regressão múltiplos lineares e não lineares foram utilizados para evapotranspiração de referência em função e diversas variáveis meteorológicas. A estimação dos modelos de regressão para predição da evapotranspiração de referência foi realizada utilizando o *software* *Microcal™Origin 6.0®*. Os modelos de Regressões Lineares Múltiplos (RLM) são equações lineares que relacionam um conjunto de variáveis independentes a uma variável resposta dependente expressa pela Equação 2, dada por:

$$Eto_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_n X_{in} + e_i \quad (2)$$

sendo Eto_i a variável dependente representando a evapotranspiração de referência ($i=1, \dots, n$ estações); $\beta_0 - \beta_n$ são os parâmetros da equação da relação linear que serão estimados; X_{i1} a X_{ip} representam as variáveis independentes, ou seja, as variáveis meteorológicas e e_i os erros aleatórios (Ozbayoglu & Ozbayoglu, 2006; Tabari et al., 2012).

Os modelos de regressões Não Lineares Múltiplos (RNLM) são equações não lineares que relacionam um conjunto de variáveis independentes (variáveis meteorológicas) a uma variável resposta dependente (Marofi et al., 2011; Tabari et al., 2012). A equação (3) mostra uma representação genérica de uma possível RNLM:

$$Eto_i = \alpha_0 (X_{i1}^{\alpha_1}) (X_{i2}^{\alpha_2}) \dots (X_{in}^{\alpha_n}) + e_i \quad (3)$$

onde Eto_i representa a variável dependente; α_0 a α_n , são os parâmetros da equação para a relação não linear; X_{i1} a X_{in} são as variáveis independentes e e_i os erros aleatórios (Bilgili, 2010; Tabari et al., 2012).

Os modelos não lineares podem ser transformados para um domínio linear por meio de alguma transformação nas variáveis, tal como a transformação logaritmo, a qual possibilita linearizar a equação (3), permitindo que se ajuste modelos de regressão lineares de $\log(Y)$ em função das variáveis $\log(X_{i1})$, $\log(X_{i2})$, ..., $\log(X_{in})$ e, conseqüentemente, obter estimativas para os parâmetros α_0 , α_1 , ..., α_n (Bilgili, 2010; Tabari et al., 2012).

3. Resultados e Discussão

Primeiramente, foi aplicada a técnica multivariada para Análise de Componentes Principais (ACP) para o tratamento dos dados ausentes nas bases de dados meteorológicas através do algoritmo EM para reconstrução da base de dados meteorológicas (H, Ho, Tmax, Tmin, UR, U₂) das 30 EMA's do Planalto Ocidental Paulista medidas no período 2013 a 2017, conforme metodologia proposta por Josse & Husson (2012) para preenchimento de valores faltantes em base de dados. Posteriormente a recomposição de valores faltantes das variáveis climáticas foi realizada uma análise exploratória das variáveis meteorológicas por meio da técnica ACP com o objetivo de verificar o agrupamento de variáveis climáticas mais relevantes nos processos físicos da evapotranspiração. Esses agrupamentos foram a base para a construção de diferentes modelos de regressão para estimação da evapotranspiração de referência.

3.1 Análise exploratória dos dados meteorológicos

A estatística descritiva apresentada na Tabela 2 mostra: a Média, Desvio Padrão (SD), Erro Padrão (SE), Mínimo (min), Máximo (Max) e Coeficiente de Variação (CV) dos dados das variáveis Temperatura máxima (Tmax), Temperatura mínima (Tmin), Irradiação solar global no topo da atmosfera (Ho), Irradiação solar global (H), Umidade relativa (UR) e Velocidade do vento (U₂) no período avaliado considerando todas as estações meteorológicas.).

Tabela 2. Estatística descritiva da base dados do conjunto das Estações Meteorológicas Automáticas.

Variáveis climáticas	Média (mm dia ⁻¹)	SD (mm dia ⁻¹)	SE (mm dia ⁻¹)	Mínimo (mm dia ⁻¹)	Máximo (mm dia ⁻¹)	CV (%)
Tmax	30,42	3,82	0,02	10,40	43,90	12,56
Tmin	17,60	3,82	0,02	-1,00	30,20	21,69
Ho	33,82	6,01	0,03	23,69	41,26	17,76
H	17,42	5,62	0,03	0,00	35,51	32,29
UR	67,36	11,17	0,05	19,00	100,00	16,59
U ₂	1,42	0,64	0,00	0,00	9,07	45,37

Fonte: Autores (2022).

Analisando-se os resultados obtidos, nota-se que as variáveis climáticas Ho, H e UR apresentam os maiores valores de Desvio Padrão (SD). Maiores valores de SD podem significar que essas variáveis podem ser importantes na Análise de Componentes Principais (ACP).

Posteriormente, os dados foram padronizados e a ACP foi aplicada com seus resultados apresentados na Tabela 3. Verifica-se que a primeira Componente Principal (CP1) pode explicar 41,0% da variação total dos dados e possui autovalor (λ) igual 2,46; enquanto a segunda Componente Principal (CP2) pode explicar 26,0% da variação residual dos dados com autovalor (λ) igual 1,57; e a terceira Componente Principal (CP3) pode explicar 17,0% da variação residual dos dados com autovalor (λ) igual 1,05. Essas três Componentes Principais (CP) totalizam variabilidade acumulada de 85,0%.

Tabela 3. Parâmetros: Autovalores (λ), variabilidade (Variab., %) e variabilidade acumulada (Variab. Acm., %).

Parâmetros	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6
λ	2,46	1,57	1,05	0,50	0,25	0,18
Variab. (%)	41,00	26,0	17,0	0,08	0,04	0,03
Variab. Acm. (%)	41,00	67,0	85,0	0,93	0,97	1,00

Fonte: Autores (2022).

Na Tabela 4 são apresentados os valores obtidos das cargas dos três primeiros Componentes Principais (CP) associados a cada variável climática. Estas cargas possibilitam avaliar ao grau de relação das variáveis climáticas com a respectiva CP.

Tabela 4. Cargas das Componentes Principais (CP) associadas às variáveis climáticas.

Variáveis	CP1	CP2	CP3
Tmáx	0,55	0,14	0,23
Tmín	0,42	-0,51	-0,02
Ho	0,50	-0,34	-0,21
H	0,49	0,32	0,02
UR	-0,20	-0,70	-0,01
U₂	0,03	0,13	-0,95

Fonte: Autores (2022).

Verificam-se associações mais altas e positivas da CP1 com as variáveis climáticas: Tmáx (0,55), Tmín (0,42), Ho (0,50) e H (0,49); contrastando com UR (-0,20) associada negativamente com CP1. Estes resultados indicam que há um efeito conjunto das variáveis de maior associação na CP1 com o processo de evapotranspiração, desde que seja mantida uma relação inversamente proporcional com a UR. Desta forma, a CP1 explica 41,0% de toda variabilidade dos dados. Na CP2 verificam-se associações mais altas e negativas com as variáveis climáticas: Tmín (-0,51), Ho (-0,34) e UR (-0,70); em contraste com as relações positivas obtidas com as variáveis: Tmáx (0,14), H (0,32) e U₂ (0,13). Observa-se que nesta CP a variável climática de maior importância é UR (-0,70), a qual juntamente com as demais variáveis, possibilita explicar 26,0% da variabilidade total dos dados e 67,0% da variabilidade total quando acumulada com a CP1. E por fim, na CP3 verifica-se que a variável U₂ (-0,95) detém a associação mais alta e negativa com esta CP, sendo a variável mais influente; seguido posteriormente pelas variáveis climáticas de associação negativa Ho (-0,21), Tmín (-0,02) e UR (-0,01); contrastando com os valores de associações positivas obtidas por: Tmáx (0,23) e H (0,02).

Os resultados obtidos na análise exploratória de dados indicaram que as variáveis climáticas Tmax, Tmin, Ho, H, UR e U₂ tem mais influência e efeito direto sobre os processos de evapotranspiração, quando combinadas. Esses resultados foram também constatados por outros pesquisadores em seus trabalhos (Mohan & Arumugam, 1996; Ikudayisi & Adeyerno, 2016; Melo Prado, 2016).

Após essas constatações, foi possível construir quatro diferentes combinações de variáveis de entrada para modelos de estimação para ETo por meio de técnicas de Regressões Múltiplas. Para em seguida, avaliar o desempenho estatístico do efeito conjunto dessas variáveis meteorológicas na estimativa de ETo.

3.2 Regressões Múltiplas

Com base na determinação das variáveis meteorológicas de maior relevância para a geração de modelos de estimativas de ETo_{FAO-56}, foram gerados quatro modelos de Regressões Lineares Múltiplas (RLM) e Regressões Não Lineares Múltiplas (RNLM), apresentados em sua forma linear pela transformação logarítmica. Na Tabela 8 são apresentados os modelos estimados para as quatro diferentes combinações de RLM e RNLM com seus respectivos coeficientes de determinação (R²).

Tabela 5. Modelos estimados por meio da RLM e RNLM para cada combinação adotada e seus respectivos R².

Modelos	Equações	R ²
RLM1	$ET_{ORLM1} = -3,16 + 0,17(T_{max}) - 0,09(T_{min}) + 0,12(H_o)$	0,59
RLM2	$ET_{ORLM2} = -1,47 + 0,053(T_{max}) - 0,01(T_{min}) + 0,065(H_o) + 0,128(H)$	0,75
RLM3	$ET_{ORLM3} = 1,07 + 0,01(T_{max}) + 0,02(T_{min}) + 0,08(H_o) + 0,11(H) - 0,03(UR)$	0,78
RLM4	$ET_{ORLM4} = -2,38 + 0,07(T_{max}) + 0,02(T_{min}) + 0,05(H_o) + 0,12(H) - 0,01(UR) + 0,93(U_2)$	0,98
RNLM1	$\log(ET_{ORNLM1}) = \log(0,02) + 0,92 \log(T_{max}) - 0,20 \log(T_{min}) + 0,80 \log(H_o)$	0,76
RNLM2	$\log(ET_{ORNLM2}) = \log(0,05) + 0,4 \log(T_{max}) - 0,04 \log(T_{min}) + 0,62 \log(H_o) + 0,38 \log(H)$	0,85
RNLM3	$\log(ET_{ORNLM3}) = \log(0,1) + 0,44 \log(T_{max}) - 0,03 \log(T_{min}) + 0,71 \log(H_o) + 0,320 \log(H) - 0,25 \log(UR)$	0,86
RNLM4	$\log(ET_{ORNLM4}) = \log(0,01) + 0,65 \log(T_{max}) - 0,01 \log(T_{min}) + 0,43 \log(H_o) + 0,39 \log(H) + 0,21 \log(UR) + 0,30 \log(U_2)$	0,96

Fonte: Autores (2022).

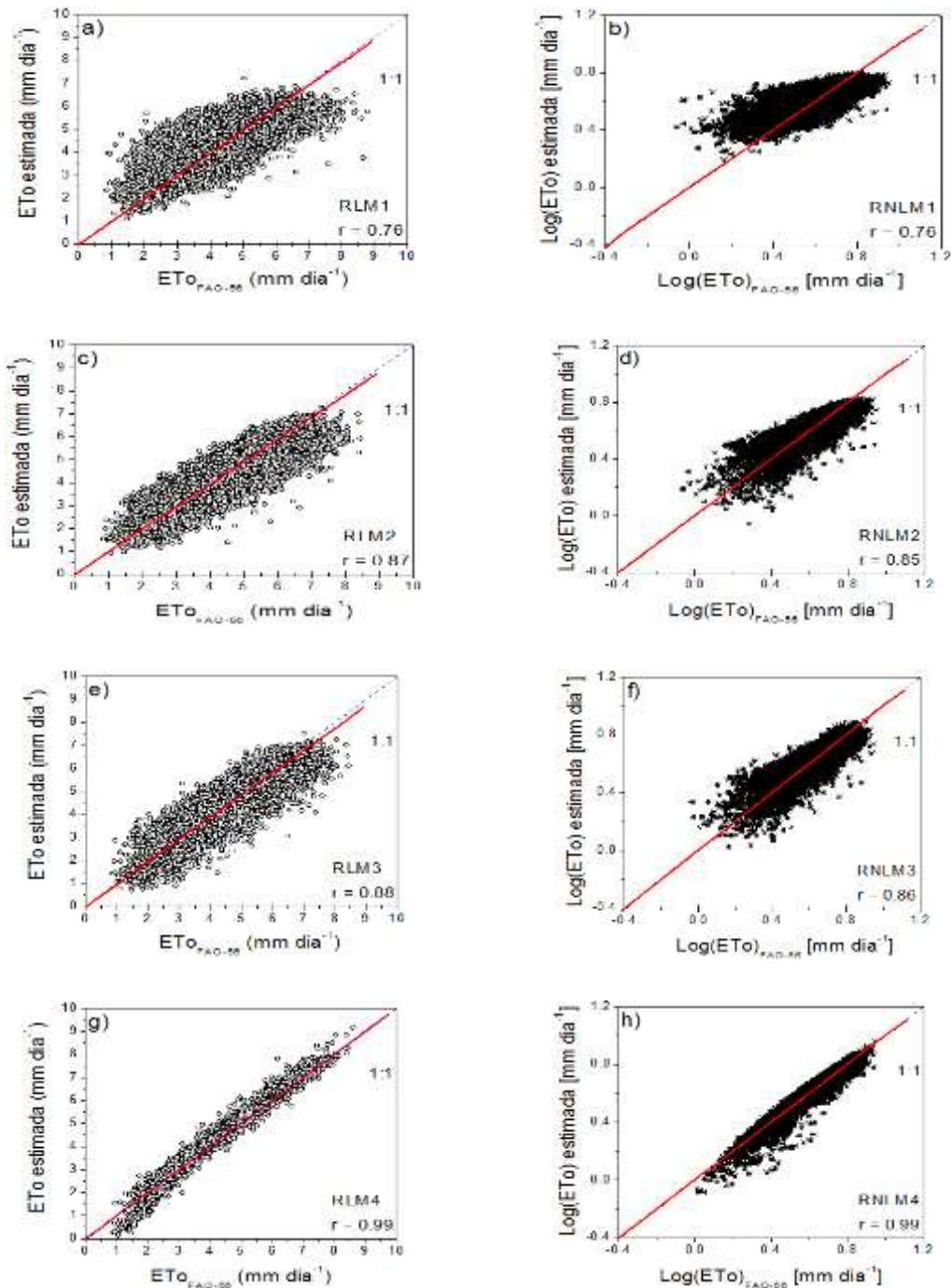
O maior ganho no desempenho R² ocorreu da terceira para a quarta combinação com a entrada da variável U₂. Os efeitos da inserção dessa variável meteorológica são esperados em razão de sua importância física para a ocorrência da evapotranspiração no ambiente. A variável U₂ promove a substituição do ar saturado por água (úmido) evapotranspirada por ar mais seco (ALLEN et al., 1998). Com isso, sempre haverá a manutenção do déficit de saturação de vapor d'água na atmosfera ($e_s - e_a$) para regular a taxa de evapotranspiração a todo o momento.

As equações que são propostas e mostradas na Tabela 5, para os modelos RLM e RNLM, são similares às equações de trabalhos pesquisados na literatura. O coeficiente de determinação para RLM4 (R² = 0,98) é similar aos valores obtidos, o que mostra o quanto este modelo consegue explicar os valores observados. Inferior aos valores obtidos por Sriram & Rashmi (2014) em Chennai (Índia) com R² = 0,99; superior aos valores obtidos por Cristea et al. (2013) nos Estados Unidos, com intervalo de variação de R² = 0,79 a 0,98; aos valores obtidos por Tabari & Grismer (2013) em Rash (Irã), com intervalo de variação de R² = 0,94 a 0,98; aos valores obtidos por Khanmohammadi et al. (2018) no Irã, com intervalo de R² = 0,82 a 0,97; aos valores obtidos por Ye et al. (2014) na China com R² = 0,94; aos valores obtidos por Bogawski & Bednorz (2014) na Polônia, com intervalo de variação de R² = 0,95 a 0,96; aos valores obtidos por Mallikarjuna et al. (2013) na Índia, com intervalo de variação de R² = 0,89 a 0,97.

3.3 Validação dos modelos

A Figura 1(a - h) mostra a correlação entre os valores estimados de ETo pelos modelos de Regressões Múltiplas (RLM e RNLM), os calculados pelo método padrão do boletim FAO-56 e suas retas obtidas por regressão linear com os coeficientes de correlação (r) para as quatro combinações. A cada combinação houve a inserção de uma variável climática que alteraram as estimativas de ETo nessas combinações. Como consequência, os valores das correlações e das dispersões foram sendo alteradas gradativamente.

Figura 1(a – h). Correlações entre os valores estimados pelos modelos de Regressões Múltiplas [RLM (a/c/e/g) e RNLM (b/d/f/h)] e os valores calculados de $ET_{OFAO-56}$.



Fonte: Autores (2022).

Da primeira à quarta combinação há um gradual aumento do valor de r à medida que são acrescentadas às variáveis climáticas de entrada dos modelos RM. Essa introdução de variáveis melhora o desempenho com ganho nos valores de r e aumento no intervalo de variação dos modelos da quarta combinação em relação às combinações anteriores e as correlações apresentam retas cada vez mais próximas da reta ideal (1:1).

O coeficiente de correlação para RLM4 ($r = 0,99$) é similar e está no mesmo intervalo de variação dos valores obtidos por Kisi (2011) nos Estados Unidos, com $r = 0,86$ a $0,99$, por Martí e Gonzáles-Altozano (2011) na Espanha - com $r = 0,95$ a $0,98$, para Tabari et al. (2012) em Hamadã (Irã) - com $r = 0,96$ a $0,98$, Manikumari e Vinodhini (2016) em Annamalai Nagar

(Índia) - com $r = 0,98$, e superior aos valores obtidos por Mahida e Patel (2015) em Bhaniyara (Índia), com intervalo de variação de $r = 0,75$ a $0,95$.

O coeficiente de correlação para RNLM4 ($r = 0,99$) é similar e está no mesmo intervalo de variação dos valores obtidos por Tabari et al. (2012) em Hamadã (Irã) com $r = 0,89$ a $0,99$.

Para avaliar o desempenho dos modelos RLM e RNLM foi utilizado o indicativo estatístico: *Root Mean Squared Error* (RMSE). Para auxiliar na interpretação do desempenho destes modelos o indicativo estatístico: RMSE, foi utilizado adicionalmente em versão de porcentagem: *Relative Root Mean Square Error* (rRMSE). Na Tabela 6 são apresentados os valores obtidos por este indicativo estatístico.

Tabela 6. Arquitetura e desempenho estatístico dos modelos de RLM e RNLM.

Modelos	Arquitetura	rRMSE (%)	RMSE (mm dia ⁻¹)
RLM1	Tmax, Tmin, Ho	18,54	0,82
RLM2	Tmax, Tmin, Ho, H	14,25	0,63
RLM3	Tmax, Tmin, Ho, H, UR	13,52	0,60
RLM4	Tmax, Tmin, Ho, H, UR, U ₂	5,23	0,23
RNLM1	Tmax, Tmin, Ho	14,14	0,09
RNLM2	Tmax, Tmin, Ho, H	11,44	0,07
RNLM3	Tmax, Tmin, Ho, H, UR	10,90	0,07
RNLM4	Tmax, Tmin, Ho, H, UR, U ₂	6,39	0,04

Fonte: Autores (2022).

Os resultados mostrados na Tabela 6, rRMSE, revela que a inserção de novas variáveis a cada combinação resulta em modificações do valor estimado de ETo e alteração da dispersão de cada modelo. Sobretudo, da terceira para a quarta combinação, com a introdução da variável climática vento (U₂).

Verifica-se ainda na Tabela 6 que, indicador rRMSE, nas quatro primeiras combinações, os modelos de RNLM possuem melhor desempenho do que RLM comparando um a um. Entretanto, na quarta combinação, após a inserção da variável climática vento (U₂), e o modelo RLM4 (rRMSE = 5,23%) obtém desempenho estatístico um pouco superior a RNLM4 (rRMSE = 6,39%). Em que não é conclusivo afirmar que RLM4 possua desempenho estatístico superior a RNLM4, pois o índice rRMSE considera o valor médio da base da validação, em que valores pequenos da média da base de validação podem levar a um aumento desproporcional de rRMSE. Ao contrário do índice estatístico RMSE, que considera o número de indivíduos na base da validação. As comparações entre os modelos RLM4 e RNLM4, por meio do indicativo estatístico RMSE, revelam desempenho de RNLM4 superior ao de RLM4.

A Tabela 7 mostra os valores obtidos pelos indicativos estatísticos obtidos com as técnicas RLM4 e RNLM4 neste estudo e os obtidos por outros pesquisadores em outras localidades do mundo.

Tabela 7. Indicativos estatísticos obtidos para RLM e RNLM no Planalto Ocidental Paulista e em outras localidades do mundo.

Autores	Modelo	Localidades		RMSE (mm dia ⁻¹)
		(n°)	Latitudes (°)	
Kisi (2011)	RLM	3 (Estados Unidos)	38°24'04" - 38°31'35" N	0,31 - 1,1
Martí & Gonzáles-Altozano (2011)	RLM	30 (Espanha)	37°52'12" - 40°60' N	0,33 - 0,65
Tabari et al. (2012)	RLM	Hamadã (Irã)	35°12' N	0,55 - 0,76
Almedeij (2012)	RLM	Cidade do Kuwait (Kuwait)	29°22'10" N	1,68 - 5,30
Laaboudi et al. (2012)	RLM	Adrar (Argélia)	27°54' N	0,45
Mallikarjuna et al. (2013)	RLM	5 (Índia)	13°05' - 17°19' N	0,26 - 0,49
Xu et al. (2013)	RLM	Nanjing (China)	31°15'15" N	0,52
Tabari & Grismer (2013)	RLM	Rash (Irã)	37°15' N	0,18 - 0,26
Ladlani et al. (2014)	RLM	Dar el Beida (Argélia)	36°43' N	0,59 - 1,26
Mahida & Patel (2015)	RLM	Bhaniyara (Índia)	22°23' N	0,32 - 0,54
Kisi & Demir (2016)	RLM	Antália (Turquia)	36°42' N	0,50
Silva et al. (2016b) ¹	RLM	Rio Branco (Brasil)	9°58'29" S	0,04 - 0,13
Manikumari & Vinodhini (2016)	RLM	Annamalai Nagar (Índia)	11°25' N	0,26
Althoff et al. (2018) ²	RLM	5 (Brasil)	14°55'48" - 19°36'0" S	0,29 - 0,92
Presente estudo	RLM4	Região de estudo	19°32' - 21°57' S	0,23
Tabari et al. (2012)	RNML	Hamadã (Irã)	35°12' N	0,45 - 1,07
Presente estudo	RNLM4	Região de estudo	19°32' - 21°57' S	0,04

Nota: Estados brasileiros: ¹Acre e ²Minas Gerais. Fonte: Autores (2022).

A comparação realizada entre os valores obtidos pelos indicativos estatísticos deste estudo e os divulgados por outros pesquisadores na literatura indicam que o valor de RMSE para RLM4 obtido neste trabalho (Tabela 7) está no mesmo intervalo de variação dos obtidos em Rash (Irã), localizado na latitude 37°15' N e inferior aos resultados obtidos nos Estados Unidos (região localizada na latitude: 38°24'04" - 38°31'35" N), na Espanha (localizada na latitude: 37°52'12" - 40°60' N), em Hamadã no Irã (localizada na latitude: 35°12' N), na Cidade do Kuwait no Kuwait (localizada na latitude: 29°22'10" N), em Adrar na Argélia (localizada na latitude: 27°54' N), na Índia (localizada na latitude: 13°05' - 17°19' N), em Nanjing na China (localizada na latitude: 31°15'15" N), em Dar el Beida na Argélia (localizada na latitude: 36°43' N), em Bhaniyara na Índia (localizada na latitude: 22°23' N), em Antália na Turquia (localizada na latitude: 36°42' N), em Annamalai Nagar na Índia (localizada na latitude: 11°25' N). No Brasil no estado de Minas Gerais (localizada na latitude: 14°55'48" - 19°36'0" S) e superior aos resultados obtidos em Rio Branco no Acre/Brasil (localizada na latitude: 14°55'48" - 19°36'0" S). Para RNLM4, o valor de RMSE obtido é inferior ao obtido em Hamadã no Irã (localizada na latitude: 35°12' N).

4. Conclusão

A utilização da técnica multivariada Análise de Componentes Principais foi uma ferramenta útil para análise exploratória de variáveis climáticas e estimação de valores ausentes. Essa técnica analisa o efeito conjunto das variáveis e determina gradualmente a variável mais importante para a construção de modelos de estimativa da evapotranspiração de referência. Os valores dos indicativos estatísticos da base de validação de RLM4 e RNLM4 indicam que ambos os modelos de regressões múltiplas podem ser utilizados na estimativa da evapotranspiração de referência com boa precisão e exatidão.

Referências

- Adeloye, A. J.; Rustum, R.; Kariyama, I. D (2012). Neural Computing Modeling of the reference crop evapotranspiration. *Environmental Modelling e Software*, v. 29, pp. 61-73.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. & Smith, M. (1998). *Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements*. Rome: FAO. 300p. (Irrigation and Drainage Paper, 56).

- Allen, R. G.; Pruitt, W. O. (1991). FAO-24 reference evapotranspiration factors. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, v. 177, 758 - 773. doi: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(1991\)117:5\(758\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(1991)117:5(758))
- Almedeij, J. (2012). Modeling Pan Evaporation for Kuwait by Multiple Linear Regression. *The Scientific World Journal*, Article ID 574742, 9 pages, doi: 10.1100/2012/574742.
- Althoff, D.; Bazame, H. C.; Filgueiras, R. et al. (2018). Heuristic methods applied in reference evapotranspiration modeling. *Ciência e Agrotecnologia*, v. 42, n. 3, pp. 314-324.
- Benavides, J. G., & Lopez Diaz, Y. J. (1970). Formula para el calculo de la evapotranspiracion potencial adaptada al *tropico (15° N - 15° S)*. *Agronomia Tropical*, Maracay, 20(5), 335-345.
- Bilgili, M. (2010). Prediction of soil temperature using regression and artificial neural network models. *Meteorology and Atmospheric Physic*, v. 110, pp. 59-70. DOI: 10.1007/s00703-010-0104-x
- Blaney, H. F.; Criddle, W. D. (1950). Determining Water Requirements in Irrigated Areas from Climatological and Irrigation Data. *US Dep. of Agr. Tech. Pap.* No. 96, p. 48.
- Bogawski, P.; Bednorz, E. (2014). Comparison and Validation of Selected Evapotranspiration Models for Conditions in Poland (Central Europe). *Water Resources Management*, v. 28, pp. 5021-5038. doi: <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0787-8>
- Cristea, N. C.; Kampf, S. K.; Burges, S. J. (2013). Linear models for estimating annual and growing season reference evapotranspiration using averages of weather variables. *International Journal of Climatology*, v. 33, pp. 376-387. doi: <https://doi.org/10.1002/joc.3430>
- García-Diego, F.; F. J.; Zarzo, M. (2010). Microclimate monitoring by multivariate statistical control: The renaissance frescoes of the Cathedral of Valencia (Spain). *Journal of Cultural Heritage*, v. 11, pp. 339-344. doi: <https://doi.org/10.1016/j.culher.2009.06.002>
- Hargreaves, G. H, Samani, Z. A. (1985). Reference crop evapotranspiration from temperature. *Applied Engineering in Agriculture*, v. 1, n. 2, pp. 96-99. doi: <http://dx.doi.org/10.13031/2013.26773>
- Ikudayisi, Akinola & Adeyemo, Josiah. (2016). Effects of Different Meteorological Variables on Reference Evapotranspiration Modeling: Application of Principal Component Analysis. *International Journal of Environmental, Chemical, Ecological, Geological and Geophysical Engineering*. 10. 623-627.
- Iqbal, M. (1983). *An introduction to solar radiation*. New York: Academic Press, 390 p.
- Jensen, M. E.; Haise, H. R. (1963). Estimating evapotranspiration from solar radiation. *Proceeding of the American Society of Civil Engineers, Journal of Irrigation and Drainage Division*, v. 89, p. 15-41.
- Josse, J.; Husson, F. (2016). missMDA: A Package for Handling Missing Values in Multivariate Data Analysis. *Journal of Statistical Software*, v. 70, pp. 1-31. doi: <https://doi.org/10.18637/jss.v070.i01>
- Josse, J.; Husson, F. (2012). Handling missing values in exploratory multivariate data analysis methods. *Journal de la Société Française de Statistique, Société Française de Statistique et Société Mathématique de France*, 2012, 153 (2), pp.79-99. (*hal-00811888*)
- Josse, J.; Husson, F.; Pagès, J. (2009). Gestion des données manquantes en Analyse en Composantes Principales. *Journal de la Société Française de Statistique*, v. 150, n. 2, pp. 28-51. http://www.numdam.org/item/JSFS_2009__150_2_28_0/
- Khanmohammadi, N.; Rezaie, H.; Montaseri, M. et al. (2018). The application of multiple linear regression method in reference evapotranspiration trend calculation. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, v. 32, pp. 661-673. DOI:10.1007/s00477-017-1378-z
- Kisi, O; Demir, V. (2016). Evapotranspiration Estimation using Six Different Multi-layer Perceptron Algorithms. *Irrigation e Drainage Systems Engineering*, v. 5, n. 2, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1678750>
- Kisi, O; Cimen, M. (2011). Evapotranspiration modeling using a wavelet regression model. *Irrigation Science*, v. 29, pp. 241-252. doi:10.1007/s00271-010-0232-6
- Köppen, W.; Geiger, R. (1928). *Klimate der Erde. Gotha: Verlag Justus Perthes*. Wall-map 150cmx200cm.
- Ladlani, I.; Houichi, L.; Djemili, L. et al. (2014). Estimation of Daily Reference Evapotranspiration (ET_o) in the North of Algeria Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Multiple Linear Regression (MLR) Models: A Comparative Study. *Arabian Journal for Science and Engineering*, DOI 10.1007/s13369-014-1151-2.
- Laaboudi, A.; Brahim, M.; Draoui, B. (2012). Conceptual Reference Evapotranspiration Models for Different Time Steps. *Petroleum & Environmental Biotechnology*. Volume 3. 10.4172/2157-7463.1000123.
- Landeras, G.; Ortiz-Barredo, A.; López, J. J. (2008). 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, pp. 553-565. doi: 10.1016/j.agwat.2007.12.011
- Mahida, H. R.; Patel, V. N. (2015). Impact of Climatological Parameters on Reference Crop Evapotranspiration using Multiple Linear Regression Analysis. *SSRG International Journal of Civil Engineering (SSRG-IJCE)*, v. 2, pp. 21-24. doi:10.14445/23488352/IJCE-V2I1P103
- Makkink, G. F. (1957). Testing the Penman formula by means of lysimeters. *Journal of the Institution of Water Engineers*, v. 11, n. 3, pp. 277-288.
- Mallikarjuna, P.; Jyothy, S. A.; Reddy, K. C. S. (2013). Daily Reference Evapotranspiration Estimation using Linear Regression and ANN Models. *Journal of The Institution of Engineers (India)*, v. 97, n. 4, pp. 215-221. doi: 10.1007/s40030-013-0030-2

- Manikumari, N.; Vinodhini, G. (2016). Regression Models for Predicting Reference Evapotranspiration. *In ternational Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*, v. 38, n. 3, pp. 134-139. doi:0.14445/22315381/IJETT-V38P224
- Marofi, S; Mohammad M, S.; Kourosh, M.; et al. (2011). Investigation of meteorological extreme events over coastal regions of Iran. *Theoretical and Applied Climatology*. 103. 401-412. DOI: 10.1007/s00704-010-0298-3.
- Martí, P.; Gasque, M. (2010). Ancillary data supply strategies for improvement of temperature-based ETo ANN models. *Agricultural Water Management*, v. 97, pp. 939-955. doi: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2010.02.002>
- Martí, P.; González-altozano, M. (2011). Reference evapotranspiration estimation without local climatic data. *Irrigation Science*, v. 29, pp. 479-495. doi: 10.1007/s00271-010-0243-3
- Martí, P.; Zarzo, M. (2012). Multivariate statistical monitoring of ETo: A new approach for estimation in nearby locations using geographical inputs. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 152, pp. 125 - 134. doi: 10.1016/j.agrformet.2011.08.008
- Melo Prado, B. Q.; Fernandes, H. R.; Araújo, T. G. et al. (2016). Avaliação de variáveis climatológicas da cidade de Uberlândia (MG) por meio da análise de componentes principais. *Engenharia Sanitária e Ambiental*, v. 21, n. 21, pp. 407 - 413. doi:<https://doi.org/10.1590/s1413-41522016147040>.
- Mohan, S.; Arumugam, N. (1996). Relative Importance of Meteorological Variables in Evapotranspiration: Factor Analysis Approach. *Water Resources Management*, v. 10, pp. 1 - 20. doi: <https://doi.org/10.1007/BF00698808>
- Oracle Corporation. (2019). *Chapter 1 General Information*. MySQL 5.7 Reference Manual, 2019. Disponível em: <https://dev.mysql.com/doc/refman/5.7/en/introduction.html>. Acesso em: 08 abr. 2019.
- Ozbayoglu, G.; Ozbayoglu, M. E. (2006). A new approach for the prediction of ash fusion temperatures: a case study using Turkish lignites. *Fuel*, v. 85, pp. 545-552. doi: 10.1016/j.fuel.2004.12.020
- Penman, H. L. (1948). Natural evaporation from open water, bare soil, and grass. *Proceedings of the Royal Society*, London, v. 193, n. 1, p. 120-146. doi: <https://doi.org/10.1098/rspa.1948.0037>.
- Priestley, C. H. B., Taylor, R. J. (1972). *On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters*. *Monthly Weather Review*, v. 100, n. 2, pp. 81-92. doi: [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493\(1972\)100<0081:OTAOSH>2.3.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493(1972)100<0081:OTAOSH>2.3.CO;2)
- R Core Team. (2020). *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>.
- Rolim, G. S.; Camargo, M. B. P.; Lania, D. G.; et al. (2007). Classificação climática de Köppen e de Thornthwaite e sua aplicabilidade na determinação de zonas agroclimáticas para o estado de São Paulo. *Bragantia*, Campinas, v. 66, n. 4, p. 711-720. doi: <https://doi.org/10.1590/S0006-87052007000400022>.
- Santos, C. M.; Souza, J. L.; Ferreira Júnior, R. A. et al. (2014). On modeling global solar irradiation using air temperature for Alagoas State, Northeastern Brazil. *Energy*, v. 71, 338-398. doi: 10.1016/j.energy.2014.04.116
- Shiri, J.; Nazemi, A. H.; Sadraddini, A. A.; et al. (2014). Comparison of heuristic and empirical approaches for estimating reference evapotranspiration from limited inputs in Iran. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 108, pp. 230-241.
- Shiri, J.; Sadraddini, A. A.; Nazemi, A. H. et al. (2015). Independent testing for assessing the calibration of the Hargreaves-Samani equation: New heuristic alternatives for Iran. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 117, pp. 70-80. doi: 10.1016/j.compag.2015.07.010
- Silva, I. N.; Spatti, D. H.; Flausino, R. A. (2016a). *Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas – fundamentos teóricos e aspectos práticos*. 2nd ed. Artiliber 431 p.
- Silva, H. J. F.; Santos, M. S.; Cabral Júnior, J. B. et al. (2016b). Modeling of reference evapotranspiration by multiple linear regression. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing*, v. 6, n. 1, pp. 44-58. doi: <https://doi.org/10.5935/2237-2202.20160005%20>
- Silva, M. B. P.; Escobedo, J. F.; Santos, C. M. et al. (2017). Performance of the Angstrom-Prescott Model (A-P) and SVM and ANN techniques to estimate the daily Global Solar Irradiation in Botucatu/SP/Brazil. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, v. 160, pp. 11-23. doi: 10.1016/j.jastp.2017.04.001
- Snyder, R. L. (1992). Equation for evaporation pan to evapotranspiration conversions. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, v. 118, n. 6, pp. 977-980. doi: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(1992\)118:6\(977\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(1992)118:6(977))
- Sriram, A. V.; Rashmi, C. N. (2014). Estimation of Potential Evapotranspiration by Multiple Linear Regression Method. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, v. 11, pp. 65-70. doi: 10.9790/1684-11246570
- Tabari, H.; Grismer, M. E. (2013). Comparative analysis of 31 reference evapotranspiration methods under humid conditions. *Irrigation Science*, v. 31, pp. 107-117. doi:10.1007/s00271-011-0295-z
- Tabari, H.; Kisi, O.; Ezani, A. et al. (2012). SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment. *Journal of Hidrology*, v. 444-445, pp. 78-89. doi : 10.1016/j.jhydrol.2012.04.007
- Tangune', B. F.; Escobedo, J. F. (2018). Reference evapotranspiration in São Paulo State: Empirical methods and machine learning techniques. *International Journal of Water Resources and Environmental Engineering*, v. 10, n. 4, pp. 33-44.
- Thornthwaite, C. W. (1948). *An approach toward a rational classification of climate*. *Geographical Review*, v. 55-94, pp. 38.
- Xu, J.; Peng, S.; Wang, W. et al. (2013). Prediction of daily reference evapotranspiration by a multiple regression method based on weather forecast data. *Archives of Agronomy and Soil Science*, v. 59, n. 11, pp. 1487-1501. doi: 10.1080/03650340.2012.727400
- Ye, X. A.; Li, X.; Liu, J. et al. (2014). Variation of reference evapotranspiration and its contributing climatic factors in the Poyang Lake catchment, China. *Hydrological Processes*, v. 28, pp. 6151-6162. doi: <https://doi.org/10.1002/hyp.10117>