

ASSOCIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS E ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO DE REFERÊNCIA COM IMAGENS DE SATÉLITE PARA O SUL DO BRASIL

Jorge Luiz Moretti de Souza

Universidade Federal do Paraná, Departamento de Solos e Engenharia Agrícola, Curitiba, PR, Brazil
jmoretti@ufpr.br

Denis Pinheiro da Silva

Universidade Federal do Paraná, Departamento de Solos e Engenharia Agrícola, Curitiba, PR, Brazil
denispinheiro263@gmail.com

Daniela Jerszurki

NDrip Israel, Center Israel
danijerszurki@gmail.com

Stefanie Lais Kreutz Rosa

Universidade Federal do Paraná, Departamento de Solos e Engenharia Agrícola, Curitiba, PR, Brazil
skreutzrosa@gmail.com

RESUMO

A precisão e simplificação das estimativas da evapotranspiração de referência (ET_o) são necessárias para melhorar o uso racional da água no continuum solo-planta-atmosfera. Teve-se por objetivo no presente estudo testar e avaliar metodologias para estimar a evapotranspiração de referência (ET_o) espacializada, baseando-se na associação entre imagens de satélite e dados climáticos medidos em estações meteorológicas. Imagens de satélite Landsat 8 e Aqua MODIS da bacia do Rio Tibagi (BHRT), Sul do Brasil, foram usadas para estimar a temperatura da superfície (T_s) e coluna total de vapor de água precipitável (Wp), respectivamente. T_s e Wp foram associados aos valores médios de temperatura do ar (T_{mEM}) e umidade relativa (UR_{mEM}), em regressões lineares simples e múltiplas. A calibração das equações permitiu estimar a temperatura média (T_{eSR}) e umidade relativa (UR_{eSR}) do ar por sensoriamento remoto. As ET_o estimadas com modelos alternativos e dados espacializados (T_{eSR} e UR_{eSR}) foram comparadas com ET_o padrão calculadas com o método ASCE Penman-Monteith. O modelo linear múltiplo apresentou desempenho satisfatório para estimar $T_{eSR(Wp;Ts)}$ ($r = 0,87$) e $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ ($r = 0,41$). $ET_{OMJS(Ra;\psi_{air})}$ ($r = 0,67$) e ET_{oc} ($r = 0,63$), estimadas com os modelos Moretti-Jerszurki-Silva e Camargo, respectivamente, resultaram em melhor estimativa de ET_o com dados remotos.

Palavras-chave: Modelagem. Temperatura do ar. Umidade relativa. Relações hídricas. Dados remotos.

SPATIO-TEMPORAL ASSOCIATION OF CLIMATE VARIABLES AND REFERENCE EVAPOTRANSPIRATION ESTIMATES USING SATELLITE IMAGERY FOR SOUTHERN BRAZIL

ABSTRACT

Accurate and simplified estimates of reference evapotranspiration (ET_o) are needed to improve the rational use of water in the soil-plant-atmosphere continuum. Here we proposed, tested, and evaluated a methodology to estimate the spatialized reference evapotranspiration (ET_o), based on the association between satellite images and climatic data measured in the meteorological stations. Landsat 8 and Aqua MODIS satellite images covering the Tibagi River basin (TRB), Southern Brazil, were used to estimate the surface temperature (T_s) and total precipitable water (Wp), respectively. T_s and Wp were associated with the average values of air temperature (T_{mEM}) and relative humidity (RH_{mEM}), in simple and multiple linear regressions. The calibration was performed by estimating the average temperature (T_{eSR}) and relative humidity (RH_{eSR}) of the air by remote sensing. The ET_o estimated with alternative models and satellite imagery data (T_{eSR} and RH_{eSR}) was compared with the standard ET_o calculated with the ASCE Penman-Monteith method. The multiple linear model presented a significant good performance to estimate $T_{eSR(Wp;Ts)}$ ($r = 0.87$) and $RH_{eSR(Wp;Ts)}$ ($r = 0.41$). $ET_{OMJS(Ra;\psi_{air})}$ ($r = 0.67$) and ET_{oc} ($r = 0.63$), estimated with the Moretti-Jerszurki-Silva and Camargo models, respectively, achieved better performance in estimating ET_o when using satellite imagery.

Keywords: Modeling. Air temperature. Relative humidity. Water relations. Remote data.

INTRODUÇÃO

A evapotranspiração de referência (ET_o) é fundamental para a conservação da água no contínuo solo-planta-atmosfera, o que é essencial para a manutenção da conservação dos ecossistemas. É bem conhecido que estimativas precisas de ET_o são importantes para o aprimoramento do manejo do solo e da irrigação (BLANEY; CRIDDLE, 1950; XU; SINGH, 2005; CLEUGH; LEUNING; RUNNING, 2007). No entanto, avaliações da ET_o não são realizadas em muitas partes do mundo, pois medições no campo podem ser caras, demoradas e inconsistentes, dependendo do método utilizado (SCHLESINGER; JASECHKO, 2014; JERSZURKI; SOUZA; SILVA, 2017).

Com a dificuldade para medir a ET_o no campo, inúmeros métodos foram desenvolvidos para realizar a sua estimativa. O modelo Penman-Monteith (ET_{oPM}), que se baseia em princípios físicos e estima a ET_o com maior precisão, é considerado o método padrão mundial (ALLEN *et al.*, 1998). A estimativa da ET_{oPM} inclui precisamente todas as variáveis que participam do processo da evapotranspiração (FAN; THOMAS, 2018). No entanto, o método requer variáveis climáticas, que muitas vezes não estão disponíveis em quantidade ou qualidade. Para resolver o problema, modelos alternativos que exigem menos variáveis climáticas também foram propostos (THORNTHWAITE, 1948; MAKKINK, 1957; CAMARGO, 1971; PRIESTLEY; TAYLOR, 1972; HARGREAVES; SAMANI, 1985; HARGREAVES; ALLEN, 2003; JERSZURKI; SOUZA; SILVA, 2017). Entre os métodos alternativos disponíveis e que se baseiam em variáveis climáticas de fácil medição (temperatura e umidade relativa), os métodos de Camargo, Thornthwaite e Moretti-Jerszurki-Silva (MJS), são considerados promissores para estimar com precisão a ET_o em regiões subtropicais e tropicais, quando os dados climáticos necessários para a utilização do método Penman-Monteith não estão disponíveis (GURSKI *et al.*, 2016; JERSZURKI; SOUZA; SILVA, 2017; GURSKI; JERSZURKI; SOUZA, 2018). Os métodos de Camargo e Thornthwaite são reconhecidos por sua simplicidade e precisão na estimativa de ET_o sob diferentes condições, utilizando a temperatura do ar (CAMARGO, 1971; CAMARGO *et al.*, 1999). O método MJS baseia-se apenas no potencial hídrico atmosférico (Ψ_{ar}), sendo calculado com dados amplamente disponíveis de temperatura ($^{\circ}C$) e umidade relativa (%) do ar; e, quando combinado com dados de radiação extraterrestre estimada (R_a), possibilita estimativas confiáveis de evaporação equivalente (E_e) e ET_o (JERSZURKI; SOUZA; SILVA, 2017; SOUZA *et al.*, 2021).

Os dados climáticos necessários nos modelos de ET_o podem ser medidos em estações meteorológicas, que muitas vezes são mal distribuídas pelo globo, ou obtidos por sensoriamento remoto baseado em satélites (ALLEN *et al.*, 2011). O uso de imagens de satélite tem o potencial de estimar a evapotranspiração para grandes áreas, em qualquer local do mundo, permitindo o mapeamento espacializado da evapotranspiração. Além disso, o método é econômico e objetivo (KNIPLING, 1970; WANG *et al.*, 2016). Entre todas as variáveis climáticas necessárias, a temperatura do ar e a umidade relativa são reconhecidas por exercerem influência significativamente alta nas estimativas de ET_o em diferentes zonas climáticas (IRMAK *et al.*, 2006; LEMOS FILHO *et al.*, 2010; SILVA *et al.*, 2011). A temperatura do ar pode ser estimada com precisão com o uso da temperatura da superfície (T_s), obtida nas imagens de satélite (ANDERSON *et al.*, 2012; NOURI *et al.*, 2017; PELTA; CHUDNOVSKY, 2017; FILGUEIRAS *et al.*, 2019; WANG *et al.*, 2021). A umidade relativa do ar (UR) também pode ser estimada com precisão considerando a coluna total de vapor de água precipitável (W_p), obtida nas imagens de satélite (LIU *et al.*, 2017). Notavelmente, o uso de imagens de satélite associadas às estimativas da ET_o com métodos alternativos pode ser uma forma robusta, mas simplificada, para obtenção de dados da ET_o com alta precisão e escala espaço-temporal. Nesse contexto, teve-se como objetivo no presente estudo testar e avaliar metodologias para estimar a ET_o espacializada, baseando-se na associação entre imagens de satélite e dados climáticos medidos em estações meteorológicas, no sul do Brasil.

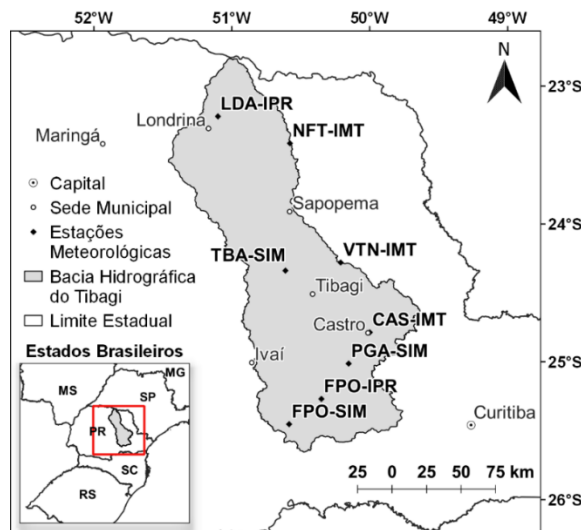
MATERIAL E MÉTODOS

Descrição da área de estudo

A pesquisa foi realizada na Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT), localizada na porção centro-leste do estado do Paraná, sul do Brasil (Figura 1). A BHRT representa aproximadamente 13% da extensão

territorial do Paraná (25000 km²) e apresenta os dois principais tipos climáticos do Estado: Cfa - com temperaturas máximas acima de 22 °C; e, Cfb - com temperaturas máximas abaixo de 22 °C, tendo pelo menos quatro meses com temperaturas abaixo de 10 °C. Nos climas Cfa e Cfb a precipitação anual varia entre 1600 e 1900 mm (ALVARES *et al.*, 2013). A BHRT foi escolhida por apresentar características físico-climáticas distintas, em relação à posição geográfica. A distinção físico-climática foi desejável para avaliar a aplicabilidade e qualidade dos modelos a serem testados nas etapas de calibração e validação.

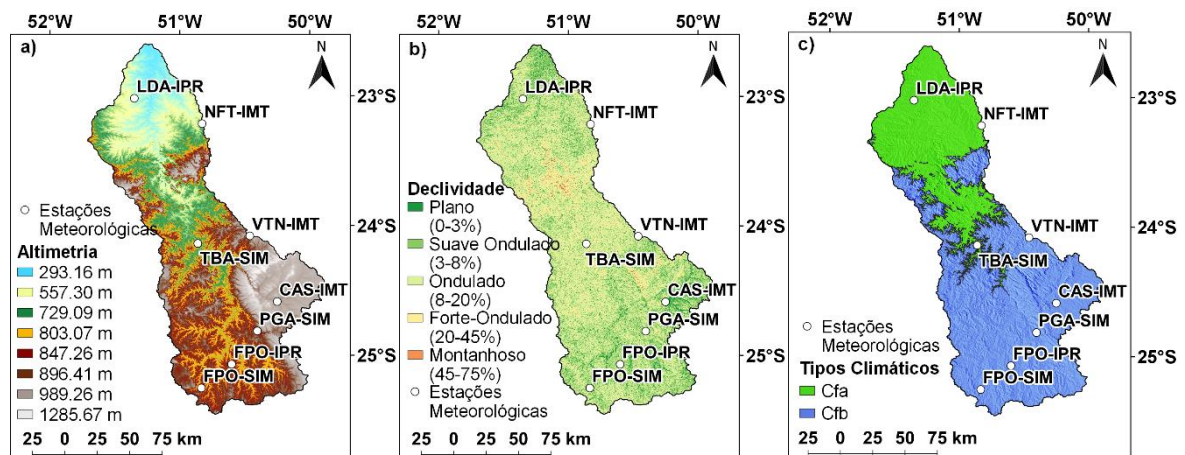
Figura 1 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Localização e suas estações meteorológicas



Fonte: Instituto Água e Terra (IAT), 2009; Fonte: os autores, 2024.

A BHRT tem uma área de 25000 km² e uma amplitude considerável da altitude, tendo mínima e máxima de 293 m e 1286 m, respectivamente (Figura 2a). Apesar da diferença, a BHRT consiste em um relevo plano a suavemente ondulado (Figura 2b). Como a altitude influencia o clima, verificou-se que o limite entre os tipos climáticos (Figura 2c) segue a altitude de 729 m, com o clima Cfa ocorrendo predominantemente abaixo e o Cfb acima.

Figura 2 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Caracterização para a) altimetria; b) declividade; e, c) tipo climático



Fonte: Os autores, 2024.

Imagens de satélite

As imagens do satélite Landsat 8 foram obtidas do *EarthExplorer* (EARTHEXPLORER, 2020), repositório de dados geográficos do *United States Geological Survey* (USGS, 2019). As imagens Aqua MODIS foram obtidas no repositório do *Goddard Space Flight Center* (GAO *et al.*, 2015). Três cenas do satélite Landsat 8 TIRS (órbita/pontos: 222076; 221078; 221077) e uma cena do satélite Aqua (órbita/ponto h13v11) foram necessárias para cobrir as oito estações estudadas na área da BHRT (Figura 1).

A escolha das imagens de satélite e dos períodos de estudo foi baseada nos seguintes critérios: i) Para não prejudicar as associações entre valores medidos e estimados de temperatura e umidade relativa do ar, selecionou-se imagens (Landsat e Aqua) o mais próximo possível do horário de medição da temperatura do ar nas estações meteorológicas (T_{mEM}). As cenas do Landsat 8 foram obtidas por volta das 13 h 20 min., e o Aqua MODIS, produto MYD05_L2, por volta das 17 h 10 min.; ii) Devido à melhor qualidade e maior escala, foram escolhidas imagens de satélite Landsat em condições de céu claro (menor cobertura de nuvens possível; < 30%); iii) Três imagens de satélite foram coletadas por ano, uma a cada quatro meses; iv) A existência de dados de leitura do mesmo satélite para cada variável. Considerando os critérios, foi escolhido o período entre 2014 e 2018, o que permitiu o uso de apenas um tipo de satélite (Landsat 8) para coletar dados de temperatura de superfície.

Devido à diferença na área de cobertura, o número de imagens obtidas em cada plataforma foi diferente. Assim, foram selecionadas 45 imagens do Landsat e 34 imagens do Aqua.

Registros meteorológicos

Os dados meteorológicos para a realização das análises foram obtidos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2020a), Sistema de Tecnologia e Monitoramento Ambiental do Paraná (SIMEPAR, 2020) e Instituto Agrônomo do Paraná (IAPAR, 2020). Os dados meteorológicos do IAPAR e SIMEPAR foram disponibilizados na periodicidade diária, e os do INMET na periodicidade horária, sendo convertidos posteriormente fazendo-se a média das leituras em 24 h para cada variável. Para os horários contendo falhas de medições, calculou-se a média dos horários disponíveis no banco de dados.

Oito estações meteorológicas (Tabela 1 e Figura 1) foram consideradas para realizar a estimativa da distribuição espacial das variáveis climáticas (T_{eSR} – temperatura do ar, UR_{eSR} – umidade relativa do ar, ETo – evapotranspiração de referência), para o período entre 2014 e 2018.

Tabela 1 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi: Código da estação, localização e caracterização das estações meteorológicas utilizadas no presente estudo

Estação	Local	Instituto	Latitude	Longitude	Altitude (m)	Clima
FPO-IPR	Fernandes Pinheiro	IAPAR	25°16'12.00" S	50°21'00.00" W	893	Cfb
LDA-IPR	Londrina	IAPAR	23°13'12.00" S	51°06'00.00" W	585	Cfa
CAS-IMT	Castro	INMET	24°16'49.42" S	50°12'36.54" W	1008	Cfb
NFT-IMT	Nova Fátima	INMET	23°24'55.02" S	50°34'39.88" W	668	Cfa
VTN-IMT	Ventania	INMET	24°47'13.03" S	49°59'57.36" W	1106	Cfb
FPO-SIM	Fernandes Pinheiro	SIMEPAR	25°27'11.52" S	50°35'02.04" W	894	Cfb
PGA-SIM	Ponta Grossa	SIMEPAR	25°00'49.32"S	50°09'08.64"W	885	Cfb
TBA-SIM	Telêmaco Borba	SIMEPAR	24°20'20.40"S	50°36'38.16"W	754	Cfa

Fonte: Os autores, 2024.

Calibração e validação de T_{eSR} e UR_{eSR} com sensoriamento remoto

As variáveis meteorológicas espacializadas estimadas (T_{eSR} e UR_{eSR}) foram obtidas com modelos de regressão linear (simples e múltipla). Dados meteorológicos e de sensoriamento remoto foram obtidos

entre 2014 e 2015 para calibrar os modelos. O processo de calibração para determinar os coeficientes dos modelos (a_0 , a_1 e a_2) consistiu nas seguintes associações:

– Temperatura do ar estimada com sensoriamento remoto, por meio de imagens de satélite (Te_{SR}), obtida das associações: “ Ts vs. T_{mEM} ” (Equação 1) e “ Wp vs. Ts e T_{mEM} ” (Equação 2):

$$Te_{SR(Ts)} = a_1 \cdot Ts + a_0 \quad (1)$$

$$Te_{SR(Wp; Ts)} = a_2 \cdot Wp + a_1 \cdot Ts + a_0 \quad (2)$$

– Umidade relativa do ar estimada com sensoriamento remoto, por meio de imagens de satélite (UR_{eSR}), obtida das associações: “ Wp vs. UR_{mEM} ” (Equação 3) e “ Wp vs. Ts e UR_{mEM} ” (Equação 4):

$$UR_{eSR(Wp)} = a_1 \cdot Wp + a_0 \quad (3)$$

$$UR_{eSR(Wp; Ts)} = a_2 \cdot Wp + a_1 \cdot Ts + a_0 \quad (4)$$

Sendo: $Te_{SR(Ts)}$ – temperatura do ar estimada com sensoriamento remoto por ajuste linear (°C); Ts – temperatura da superfície do solo estimada da banda 10 do satélite Landsat (°C); $Te_{SR(Wp; Ts)}$ – temperatura do ar estimada com sensoriamento remoto por ajuste linear múltiplo (°C); Wp – coluna total de vapor d’água precipitável estimada com satélite Aqua MODIS, produto MYD05_L2 (cm); $UR_{eSR(Wp)}$ – umidade relativa do ar estimada com sensoriamento remoto por ajuste linear (%); $UR_{eSR(Wp; Ts)}$ – umidade relativa do ar estimada com sensoriamento remoto com ajuste linear múltiplo (%); a_0 , a_1 e a_2 – coeficientes da equação obtida no ajuste linear simples ou múltiplo.

A calibração dos coeficientes a_0 e a_1 dos modelos lineares simples, e dos coeficientes a_0 , a_1 e a_2 do modelo linear múltiplo, foi realizada em dois passos: i) Uma equação foi ajustada para cada estação meteorológica individualmente. A análise em cada estação teve seis observações entre 2014 e 2015, totalizando oito equações de regressão; ii) Todas as estações meteorológicas foram analisadas em conjunto, considerando o total de 48 observações entre 2014 e 2015, resultando em uma única equação denominada Regressão Geral (GR). A qualidade das associações obtidas na calibração foi avaliada conforme o coeficiente de correlação (Equação 26).

A validação consistiu na associação entre os respectivos valores de: “ T_{mEM} vs. $Te_{SR(Ts)}$ (Equação 1)”; “ T_{mEM} vs. $Te_{SR(Wp; Ts)}$ (Equação 2)”; “ UR_{mEM} vs. $UR_{eSR(Wp)}$ (Equação 3)”; e, “ UR_{mEM} vs. $UR_{eSR(Wp; Ts)}$ (Equação 4)”. As análises foram realizadas com dados meteorológicos e de sensoriamento remoto obtidos entre 2016 e 2018. Os coeficientes obtidos no processo de calibração (a_0 , a_1 e a_2) foram os mesmos utilizados para estimar os dados espaciais de temperatura e umidade relativa do ar na validação, entre 2016 e 2018. Os coeficientes a_0 , a_1 e a_2 foram escolhidos baseando-se no melhor desempenho obtido nas análises, considerando estações individuais ou agrupadas. O desempenho das associações foi avaliado conforme os erros, índice e coeficientes estatísticos (Equações 22 a 26).

Estimativa de variáveis climáticas com dados de sensoriamento remoto

A temperatura da superfície (Ts) foi estimada usando a banda 10 (fração infravermelha termal do espectro eletromagnético, com faixa espectral entre 10,60 e 11,19 μm) do satélite Landsat 8, captada com o *Thermal Infrared Sensor (TIRS)*, com uma resolução espacial de 30 m (pixel de dimensão 30 x 30 m). Os níveis de cinza da banda 10 foram convertidos para radiação espectral, conforme a expressão (USGS, 2019):

$$L_\lambda = M_L \cdot Q_{cal} + A_L \quad (5)$$

Sendo: L_λ – radiância espectral no topo da atmosfera TOA ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$); M_L – fator de redimensionamento multiplicativo específico da banda dos metadados ($M_L = 0,0003342$; adimensional); Q_{cal} – valor do número digital *DN* quantificado por pixel da banda (adimensional); A_L – fator de redimensionamento aditivo específico da banda dos metadados ($A_L = 0,1$; adimensional).

Subsequentemente, os valores de radiação espectral foram convertidos em temperatura da superfície conforme a expressão (USGS, 2019):

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_\lambda} + 1\right)} - 273 \quad (6)$$

Sendo: T_s – temperatura da superfície obtida com o satélite (°C); L_λ – radiância espectral no TOA ($W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$); K_1 e K_2 – constantes de conversão térmica específica da banda dos metadados, que são parâmetros fixos para banda 10 do Landsat 8 ($K_1 = 774,8853$, adimensional; e $K_2 = 1321,0789$, adimensional).

As Equações 5 e 6 permitem converter imagens brutas (pixels com valores de números digitais) em imagens de T_s . As coordenadas das estações meteorológicas foram espacializadas em formato de pontos. No pixel onde o ponto foi localizado, atribuiu-se à coordenada o valor de temperatura encontrado na imagem. Os valores coletados foram tabulados em planilha eletrônica para ajustar as equações de regressão. O processamento para extração da T_s foi realizado utilizando o *software* Qgis 3.10, conforme os procedimentos: i) Reprojecção das imagens da banda 10 (termal) para o Sistema de Referência Cartográfica: Sirgas 2000 / UTM zona 22S (EPSG: 31982); ii) Na calculadora raster do *software* Qgis, a banda 10 (originalmente em números digitais) foi transformada em imagem com radiância espectral (Equação 5); iii) Na calculadora raster a imagem de radiância foi transformada em imagem com valores de temperatura em graus Celsius (Equação 6); iv) Adição dos valores de temperatura dos pixels da imagem Landsat para os pontos das estações meteorológicas das mesmas imagens. Como cada imagem (T_s) deve corresponder aos dados do *shapfile* (ponto) de uma estação meteorológica (T_{mEM}) da mesma data, o banco de dados foi organizado com nomes de arquivos começando com a data de aquisição, facilitando a correspondência entre a imagem e os pontos obtidos na mesma data. Para adicionar o valor de T_s da imagem ao ponto utilizou-se a ferramenta “Add raster values to points”; v) O arquivo no formato de pontos gerado foi salvo em planilha eletrônica para alimentar o banco de dados, possibilitando as associações “ T_s vs. T_{mEM} ” e “ Wp vs. T_s e T_{mEM} ”.

A estimativa da Te_{SR} foi realizada utilizando os coeficientes calibrados, resultantes das associações “ T_s vs. T_{mEM} (Equação 1)” e “ Wp vs. T_s e T_{mEM} (Equação 2)”.

A estimativa direta da umidade relativa com dados remotos ainda não é possível (LIU *et al.*, 2017). Assim, a umidade relativa foi obtida indiretamente utilizando-se o vapor de água atmosférico precipitável (Wp ; cm), registrado com o sensor MODIS do satélite Aqua, produto MYD05_L2, com resolução de 1,3 km. A estimativa da Wp foi realizada nos seguintes passos: i) As imagens do produto MYD05 foram transformadas para o formato GeoTIFF, que é suportado pelo Qgis para processamento de imagens. A transformação dos dados raster foi realizada com um *script* em linguagem Python, executado no *software* SIG; ii) O Wp foi obtido para cada pixel da imagem GeoTIFF. O valor de Wp da imagem foi adicionado ao ponto correspondente da estação meteorológica na mesma data de aquisição, utilizando a ferramenta “Add raster values to points”, como mencionado anteriormente; iii) O arquivo gerado no formato de pontos foi salvo em uma planilha eletrônica para alimentar o banco de dados e permitir as associações “ Wp vs. UR_{mEM} ” e “ Wp vs. T_s e UR_{mEM} ” para estimar a $UR_{eSR(wp)}$.

A estimativa de UR_{eSR} foi realizada utilizando os coeficientes calibrados, obtidos das associações “ Wp vs. UR_{mEM} (Equação 3)” e “ Wp vs. T_s e UR_{mEM} (Equação 4)”.

Estimativa da evapotranspiração de referência padrão e alternativa (ETo)

O modelo ASCE Penman-Monteith (ASCE-EWRI, 2005) foi calculado utilizando dados diários medidos nas estações meteorológicas (ET_{OPM}). O modelo foi considerado padrão para comparação com outros modelos alternativos testados, que foram calculados tendo como entrada as variáveis meteorológicas espacializadas (Te_{SR} e UR_{eSR}).

$$ET_{OPM} = \frac{0,408 \cdot \Delta \cdot (R_n - G) + \gamma \cdot \frac{C_n}{(T + 273)} \cdot u_2 \cdot (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma \cdot (1 + C_d \cdot u_2)} \quad (7)$$

Sendo: ET_{OPM} – evapotranspiração de referência calculada com o modelo ASCE Penman-Monteith ($mm dia^{-1}$); Δ – declividade da curva de pressão de vapor da água à temperatura do ar ($kPa ^\circ C^{-1}$); R_n – saldo de radiação diário ($MJ m^{-2} dia^{-1}$); G – balanço do fluxo de calor no solo ($MJ m^{-2} dia^{-1}$); γ – constante psicrométrica ($kPa ^\circ C^{-1}$); T – temperatura média diária do ar (°C); C_n – constante relacionada à superfície de referência e intervalo de tempo adotados ($C_n = 900 kJ^{-1} kg K$ para culturas de porte

baixo); Cd – coeficiente de vento para a cultura de referência ($Cd = 0,34 \text{ kJ}^{-1} \text{ kg K}$); es – pressão de saturação de vapor d'água (kPa); ea – pressão atual de vapor d'água (kPa); u_2 – velocidade média diária do vento a 2 m de altura (m s^{-1}).

As Te_{SR} e UR_{eSR} estimadas com o modelo de regressão linear de melhor desempenho (simples e múltiplo; conforme as Equações 22 a 26) serviram como entrada para o cálculo da evapotranspiração de referência alternativa (ET_o) utilizando os seguintes métodos:

– Modelo Moretti-Jerszurki-Silva (JERSZURKI; SOUZA; SILVA, 2017): O método considera o potencial hídrico atmosférico (ψ_{ar}) e radiação solar no topo da atmosfera (Ra). Os coeficientes a e b foram calibrados com as 120 observações das variáveis climáticas (T_{med} e UR_{med}) medidas nas estações meteorológicas para o período de tempo analisado no estudo (2014 a 2018). O método dos mínimos quadrados e a ferramenta solver de uma planilha eletrônica foram utilizados no ajuste dos coeficientes (a e b).

$$ET_{oMJS(\psi_{ar};Ra)} = a + b \cdot Ee_i \quad (8)$$

$$Ee_i = k_{\psi_{ar}} \cdot \frac{Ra_i}{\lambda} \quad (9)$$

$$k_{\psi_{ar}.i} = \left| \frac{\psi_{ar.i} - \psi_{ar.min}}{\psi_{ar.max} - \psi_{ar.min}} \right| \quad (10)$$

$$\psi_{ar.i} = \frac{R \cdot T}{M_v} \cdot \ln\left(\frac{ea}{es}\right) = 0,46191456 \cdot T \cdot \ln(UR) \quad (11)$$

$$Ra_i = \frac{1440}{\pi} \cdot G_{SC} \cdot dr \cdot [(\omega_s \cdot \text{sen } \varphi \cdot \text{sen } \delta) + (\cos \varphi \cdot \cos \delta \cdot \text{sen } \omega_s)] \quad (12)$$

$$\omega_s = \arccos[-\tan \varphi \cdot \tan \delta] \quad (13)$$

$$\delta = 0,409 \cdot \text{sen}\left(\frac{2\pi}{365} \cdot J - 1,39\right) \quad (14)$$

Sendo: $ET_{oMJS(\psi_{ar};Ra)}$ – evapotranspiração de referência estimada com o modelo Moretti-Jerszurki-Silva (mm dia^{-1}); a – coeficiente linear da equação de regressão obtido da associação “ ψ_{ar} vs. ET_{oPM} ” (mm dia^{-1}); b – coeficiente angular da equação de regressão obtido da associação “ ψ_{ar} vs. ET_{oPM} ” (adimensional); Ee_i – evaporação equivalente de água no i -ésimo dia (mm dia^{-1}); $K_{\psi_{ar}.i}$ – coeficiente de proporcionalidade do potencial hídrico atmosférico do i -ésimo dia (adimensional); Ra_i – radiação solar no topo da atmosfera no i -ésimo dia ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$; ALLEN, 2000); λ – calor latente de vaporização da água ($2,45 \text{ MJ kg}^{-1}$); $\psi_{ar.i}$ – potencial hídrico atmosférico no i -ésimo dia (MPa); $\psi_{ar.max}$ – potencial hídrico atmosférico máximo encontrado no período analisado (MPa); $\psi_{ar.min}$ – potencial hídrico atmosférico mínimo encontrado no período analisado (MPa); R – Constante universal dos gases perfeitos ($8,314 \text{ J mol}^{-1} \text{ K}^{-1}$); T – temperatura média do ar do período considerado (K); M_v – Massa molar da água ($18 \cdot 10^{-1} \text{ m}^3 \text{ mol}^{-1}$); ea – pressão atual do vapor do período considerado (MPa); es – pressão de saturação de vapor do período considerado (MPa); UR – umidade relativa do ar (adimensional); G_{SC} – constante solar ($G_{SC} = 0,0820 \text{ MJ m}^{-2} \text{ min}^{-1}$); dr – distancia relativa Terra-Sol (adimensional); ω_s – ângulo horário correspondente ao pôr do Sol (radianos); φ – latitude do local (radianos); δ – declinação solar (radianos); J – dia Juliano (adimensional).

– Modelo de Camargo (1971):

$$ET_{oC} = \left(\frac{Ra}{2,45}\right) \cdot F \cdot T \cdot ND \quad (15)$$

Sendo: ET_{oC} – evapotranspiração de referência estimada com o modelo de Camargo (1971) (mm dia^{-1}); F – fator de ajuste devido a temperatura média anual da região (adimensional; como a temperatura média na BHRT é inferior a $23,5 \text{ }^\circ\text{C}$, adotou-se $F = 0,01$); Ra – radiação solar no topo da atmosfera calculado conforme Equação 12 (mm dia^{-1}); G_{SC} – constante solar ($0,0820 \text{ MJ m}^{-2} \text{ min}^{-1}$); T –

temperatura média diária do ar, considerada igual a T_{ESR} para a espacialização da evapotranspiração de referência ($^{\circ}\text{C}$); ND – número de dias do período analisado (número inteiro).

– Modelo de Thornthwaite (1948) corrigido:

$$ET_{OTW.mc} = ET_{OTW.m} \cdot \frac{N}{12} \cdot \frac{ND}{30} \quad (16)$$

$$ET_{OTW.m} = 16 \cdot \left(10 \cdot \frac{T_m}{I}\right)^a \quad \text{sendo } T_m > 0^{\circ}\text{C} \quad (17)$$

$$a = 6,75 \cdot 10^{-7} \cdot I^3 - 7,71 \cdot 10^{-5} \cdot I^2 + 1,7912 \cdot 10^{-2} \cdot I + 0,49239 \quad (18)$$

$$I = \sum_{m=1}^{12} (0,2 \cdot T_{mN})^{1,514} \quad \text{sendo } T_{mN} > 0^{\circ}\text{C} \quad (19)$$

$$N = \frac{24}{\pi} \cdot \omega_s \quad (20)$$

Sendo: $ET_{OTW.mc}$ – evapotranspiração de referência corrigida para um m -ésimo mês de ND dias e N horas de fotoperíodo, estimada com o modelo de Thornthwaite (mm mês^{-1}); $ET_{OTW.m}$ – evapotranspiração de referência para um m -ésimo mês de 30 dias e fotoperíodo de 12 horas, estimada com o método de Thornthwaite (mm mês^{-1}); N – duração máxima da insolação diária (h dia^{-1}); ND – número de dias do m -ésimo mês (dias); T_m – temperatura média mensal do m -ésimo mês do ano, considerada igual a T_{ESR} para a espacialização da evapotranspiração de referência ($^{\circ}\text{C}$); I – índice de calor da região (adimensional); a – função cúbica do índice de calor I da região; T_{mN} – temperatura média climatológica do m -ésimo mês ($^{\circ}\text{C}$); Calculada com os valores de temperatura média normal da região onde se encontra a Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi; INMET, 2020b); ω_s – ângulo horário correspondente ao pôr do Sol (radianos; calculado conforme a Equação 13).

O valor da $ET_{OTW.mc}$ posteriormente foi dividido pelo ND do m -ésimo mês em questão, para obter o valor para o período de um dia ($ET_{OTW.dc}$; mm dia^{-1}).

$$ET_{OTW.dc} = \frac{ET_{OTW.mc}}{ND} \quad (21)$$

A validação da ET_o estimada com sensoriamento remoto consistiu nas associações: “ ET_{OPM} vs. $ET_{OMJS(Ra;\psi_{air})}$ ”, “ ET_{OPM} vs. ET_{OC} ”; e “ ET_{OPM} vs. $ET_{OTW.dc}$ ”. As estimativas de ET_o com os modelos padrão e alternativos foram realizadas utilizando, respectivamente, dados meteorológicos e de sensoriamento remoto, do período entre 2016 e 2018.

Análises estatísticas

As validações foram realizadas com associações entre: i) Valores medidos de temperatura e umidade relativa do ar nas estações meteorológicas, com os estimados por sensoriamento remoto; e, ii) Valores de ET_o estimados espacialmente e calculados com o modelo padrão ASCE Penman-Monteith utilizando dados das estações meteorológicas. Os índices, erros e coeficientes foram calculados conforme Souza (2018):

– Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE):

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \right] \quad (22)$$

– Índice de concordância (d):

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|E_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \right] \quad (23)$$

– Raiz do erro quadrático médio ($RMSE$):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{n}} \quad (24)$$

– Erro relativo percentual absoluto médio (*ERPAM*):

$$ERPAM = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{E_i - O_i}{O_i} \cdot 100 \right|}{n} \quad (25)$$

– Coeficiente de correlação de Pearson (*r*):

$$r = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - \bar{O})^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (26)$$

Sendo: *NSE* – Eficiência de Nash-Sutcliffe; *d* – índice de concordância de Willmott *et al.* (1985) (adimensional); *RMSE* – raiz do erro quadrático médio (tem a unidade da variável); *ERPAM* – erro relativo percentual absoluto médio (%); *r* – coeficiente de correlação de Pearson (adimensional); E_i – *i*-ésimo valor da variável estimada, com os dados remotos (tem a unidade da variável); O_i – *i*-ésimo valor da variável observada, obtida das estações meteorológicas (tem a unidade da variável); \bar{O} – média dos valores da variável observada, obtida das estações meteorológicas (tem a unidade da variável); *n* – número de dados observados.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Caracterização climática e fisiográfica da Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi

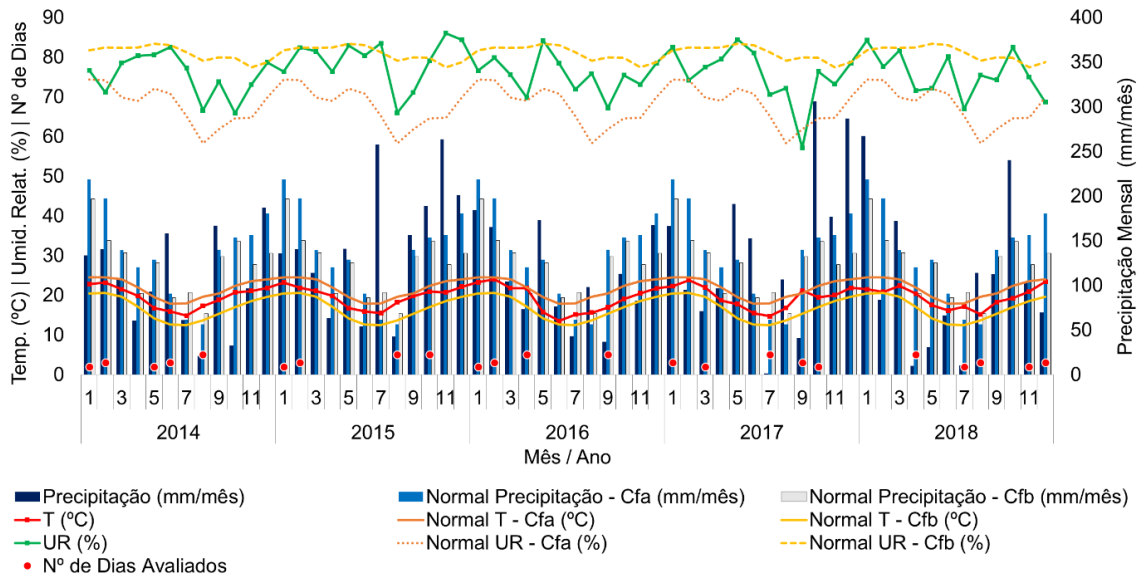
Como a estação do SIMEPAR não possuía dados de precipitação pluviométrica disponíveis, a Figura 3 foi criada apenas para as estações do IAPAR e INMET (Tabela 1). Em média, 60% dos dias entre 2014 e 2018 não tiveram precipitação pluviométrica, o que pode ter contribuído para que a média mensal (122 mm) ficasse abaixo da precipitação mensal da Normal Climatológica para os climas Cfa (137 mm) e Cfb (124 mm). IAT (2009) registrou precipitação pluviométrica mensal média de 130 mm para a BHRT, e Zimmermann, Guimarães e Peralta-Zamora. (2008) verificaram valores de precipitação pluviométrica mensal mais elevados (200 mm mês⁻¹) entre 2005 e 2006. Embora com alguma variação, pode-se considerar que os valores mensais e Normais da bacia estão de acordo com a literatura.

A precipitação pluviométrica seguiu tendência próxima da Normal para os tipos climáticos da BHRT, com alguns meses acima da média, especialmente julho e novembro de 2015, outubro e dezembro de 2017, e janeiro de 2018. Picos de precipitação nos meses mais chuvosos podem ter contribuído para a ocorrência de umidade relativa mais alta do que o esperado no clima Cfb. Lu e Takle (2010) consideraram que a umidade relativa tem uma correlação positiva com a precipitação pluviométrica.

A temperatura média do ar (19,4 °C) foi a variável com tendência mais próxima da Normal Climatológica para os tipos climáticos Cfa (21,7 °C) e Cfb (16,8 °C). A umidade relativa média do ar (76,3%) também permaneceu próxima da Normal Climatológica para os climas Cfa (67,9%) e Cfb (80,9%). Medri *et al.* (2002) obtiveram valores de *T* (19,6 °C) e *UR* (75%) para a BHRT muito próximos dos observados no presente estudo.

A variação temporal da temperatura (*T*) e umidade relativa (*UR*) do ar influencia fortemente a estimativa da *ET₀* em modelos que utilizam essas variáveis (MAČEK; BEZAK; ŠRAJ, 2018; AHMADI; JAVANBAKHT, 2020). Dessa forma, os valores de *T* e *UR* das estações meteorológicas da BHRT devem seguir as *T* e *UR* das Normais Climatológicas, que são tendências médias obtidas com dados dos últimos 30 anos, atendendo aos critérios recomendados pela Organização Meteorológica Mundial (OMM). Para a avaliação das tendências, foram selecionadas as Normais Climatológicas das estações Maringá (MRA-IMT) e Castro (CAS-IMT), pois elas foram capazes de representar as variações dos climas Cfa e Cfb na BHRT, respectivamente (Figura 3).

Figura 3 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Valores médios mensais da temperatura (T) e umidade relativa (UR) do ar e total pluviométrico mensal obtidos com dados diários de cinco estações meteorológicas (FPO-IPR, LDA-IPR, CAS-IMT, NFT-IMT e VTN-IMT); número de dias com imagens de satélite no mês; e Normais Climatológicas para os tipos climáticos Cfa (Maringá: MRA-IMT) e Cfb (Castro: CAS-IMT). Análises realizadas no período entre 2014 e 2018, na BHRT



Fonte: Os autores, 2024.

Verificou-se na Figura 3 que a precipitação pluviométrica e as médias de temperatura e umidade relativa do ar apresentaram tendência próxima das Normais Climatológicas. Assim, os dados selecionados para calibrar os coeficientes dos modelos lineares (simples e múltiplos) apresentaram a mesma tendência climática Normal da BHRT, com coeficientes representativos para estimar a Te_{SR} e UR_{eSR} na região. Acredita-se que a distribuição espacial e a altitude das estações representaram os tipos climáticos Cfa e Cfb quanto à variabilidade necessária para a calibração dos coeficientes dos modelos lineares (simples e múltiplos), caracterizando o ambiente de toda a BHRT.

Calibração dos modelos lineares simples e múltiplo

No processo de calibração, foram utilizados modelos lineares simples e múltiplos para estimar as variáveis (temperatura e umidade relativa média do ar) que serviram como entrada para as equações de estimativa da ET_o com os modelos alternativos. Testes com equações de regressão individuais (para cada estação) e gerais (GR ; representando todas as estações juntas), com dados do período entre 2014 e 2015, foram essenciais para verificar os resultados e as diferenças entre os coeficientes calibrados (Tabela 2).

As regressões gerais (RG) para temperatura (simples e múltipla) foram estatisticamente significativas, e a regressão linear múltipla foi mais restrita ($r = 0,90$). Os coeficientes de correlação (r) das equações individuais (simples e múltipla) das estações foram 4% superiores em média à RG , o que permite afirmar que houve semelhança entre os métodos (individual e geral). Dessa forma, optou-se por usar a equação RG para estimar a Te_{SR} , visando simplificar o modelo de automação no cálculo da ET_o especializada (Tabela 2). Os coeficientes a_0 , a_1 e a_2 das equações individuais, em relação à equação geral, apresentaram diferenças. Porém, as equações obtiveram coeficientes de correlação próximos (r), evidenciando que a dependência entre as variáveis associadas foi semelhante, independentemente dos dados (meteorológicos e remotos) serem organizados e avaliados individualmente ou em conjunto.

Pelta e Chudnovsky (2017), testando um modelo misto de regressão para estimar a temperatura especializada (associando dados remotos e medidos) obtiveram $r = 0,96$, valor próximo ao da RG encontrada para $Te_{SR(Wp;Ts)}$ (Tabela 2). Os valores de r da $Te_{SR(Wp;Ts)}$ foram maiores que da $Te_{SR(Ts)}$, pois a oscilação diária da temperatura do ar depende de outras variáveis atmosféricas, como umidade

relativa, velocidade do vento, radiação solar incidente, entre outras (KLOOG *et al.*, 2012). Logo, a utilização da Wp possibilitou melhoria na significância das equações para estimar a temperatura com sensoriamento remoto (Te_{SR} ; Tabela 2).

Comparado com as equações ajustadas para temperatura, as RG s da umidade relativa tiveram desempenho inferior. Entre os modelos de regressão analisados para estimar a UR_{eSR} , o modelo de regressão linear múltipla se mostrou o mais adequado. As equações individuais não resultaram correlação significativa, exceto para a estação LDA-IPR, tornando seu uso inviável. A regressão geral (RG) resultou correlação estatisticamente significativa, apresentando resultado melhor que as equações individuais. Mas a correlação não foi muito próxima ($r = 0,46$). Sendo assim, a estimativa da $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ foi possível apenas com a equação RG .

Tabela 2 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Equações calibradas para temperatura média e umidade relativa média do ar, espacializadas para os modelos lineares simples e múltiplos

Estações	Modelos Testados						
	- Regressão Linear Simples -			----- Regressão Linear Múltipla -----			
	a_1	a_0	r	a_2	a_1	a_0	r
----- Temperatura do ar (°C) -----							
	T_{mEM} vs. T_s			T_{mEM} vs. T_s e Wp			
	$Te_{SR(Ts)} = a_1 \cdot Ts + a_0$			$Te_{SR(Wp;Ts)} = a_2 \cdot Wp + a_1 \cdot Ts + a_0$			
FPO-IPR	1,16	-4,71	0,89*	2,50	0,86	-4,70	0,97**
LDA-IPR	0,25	17,53	0,53 ^(ns)	1,31	0,36	9,97	0,94**
CAS-IMT	0,73	0,88	0,98**	0,67	0,62	1,93	0,99**
NFT-IMT	0,56	8,51	0,85*	0,47	0,53	7,95	0,93**
VTN-IMT	0,83	0,53	0,92**	2,11	0,42	3,94	0,96**
FPO-SIM	0,59	7,65	0,79 ^(ns)	3,58	0,48	0,56	0,99**
PGA-SIM	0,76	1,45	0,94**	1,98	0,54	1,30	0,97**
TBA-SIM	0,82	-0,66	0,92**	-0,39	0,88	-1,27	0,92**
GR ⁽¹⁾	0,70	4,04	0,82**	1,75	0,52	3,25	0,90**
----- Umidade Relativa do ar (%) -----							
	UR_{mEM} vs. Wp			UR_{mEM} vs. Wp e T_s			
	$UR_{eSR(Wp)} = a_1 \cdot Wp + a_0$			$UR_{eSR(Wp;Ts)} = a_2 \cdot Wp + a_1 \cdot Ts + a_0$			
FPO-IPR	3,32	61,52	0,39 ^(ns)	6,70	-1,54	84,35	0,76 ^(ns)
LDA-IPR	6,89	34,41	0,68 ^(ns)	4,93	-1,97	88,98	0,93**
CAS-IMT	0,39	73,70	0,14 ^(ns)	3,92	-0,87	85,31	0,81 ^(ns)
NFT-IMT	6,19	49,22	0,44 ^(ns)	7,34	-5,13	175,66	0,79 ^(ns)
VTN-IMT	-2,62	73,95	0,29 ^(ns)	3,71	-1,58	92,07	0,48 ^(ns)
FPO-SIM	2,25	67,63	0,28 ^(ns)	3,76	-0,84	80,04	0,85 ^(ns)
PGA-SIM	-3,20	83,44	0,52 ^(ns)	1,90	-0,98	92,40	0,86 ^(ns)
TBA-SIM	-2,11	81,80	0,51 ^(ns)	-0,41	-0,61	92,88	0,70 ^(ns)
GR ⁽¹⁾	-0,42	71,68	0,05 ^(ns)	1,74	-0,97	87,85	0,46**

⁽¹⁾RG – Regressão Geral, ajuste considerando todas as estações juntas, tendo população $n = 48$; ** Teste de significância t de Student a 99% de probabilidade; * Teste de significância t de Student a 95% de probabilidade; ^(ns) não significativo para o teste t de Student.

Fonte: Os autores, 2024.

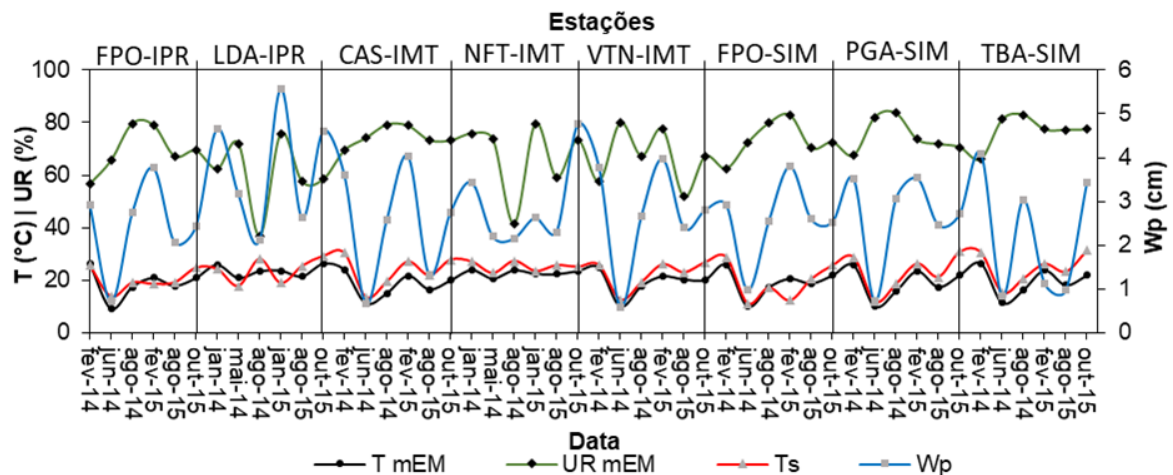
O baixo desempenho das equações para estimar a UR_{eSR} pode estar relacionado às condições de céu nublado, que prejudicam a estimativa do vapor de água precipitável (Wp), visto que o infravermelho próximo (de onde o Wp é derivado) não consegue penetrar nas nuvens, ficando retido (Ji *et al.*, 2017). Conforme os dados das estações LDA-IPR e FPO-IPR, os valores de insolação e precipitação indicaram que houve dias nublados, afetando negativamente a estimativa de Wp e, conseqüentemente,

a UR_{eSR} . Em média, a insolação (n) correspondeu a 70% (9,5 h) da duração máxima da insolação diária (N ; Equação 20), com média de 100 mm de chuva nos dias avaliados (Figura 3).

Comparado com as equações individuais (Tabela 2), além das RGs que apresentaram relações estatísticas significativas para estimativas da $Te_{SR(Wp;Ts)}$ e $UR_{eSR(Wp;Ts)}$, a utilização de apenas uma equação para calcular as variáveis com sensoriamento remoto é mais interessante operacionalmente. Considerar uma equação para cada estação implicaria em alguns obstáculos e questionamentos, tais como: i) Dificuldade para interpolar os dados de cada estação para definir a zona de influência, na qual a respectiva equação de regressão seria aplicada; ii) Dificuldade para aplicar a equação de regressão de cada estação, conforme Equações 2 e 4, apenas na zona de alcance da estação, resultando em uma imagem com Te_{SR} e outra com UR_{eSR} , respectivamente.

As T_{mEM} e Ts tiveram tendências semelhantes no período analisado, e na maior parte das séries temporais a Ts foi maior do que T_{mEM} (cerca de 12%), exceto em fevereiro de 2015 na estação FPO-SIM (Figura 4). Como no presente estudo, Gholamnia *et al.* (2017) também observaram $Ts > T_{mEM}$. A temperatura da superfície tende a ser mais alta em relação à temperatura do ar, pois dependendo da condutividade térmica do solo a energia térmica é transferida de molécula para molécula por condução, mediante o gradiente de temperatura (REES *et al.*, 2000).

Figura 4 - Séries temporais dos dados da Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT), avaliados para a calibração das variáveis, distribuídos por estações: dados medidos em estações meteorológicas (T_{mEM} e UR_{mEM}) e estimados com sensoriamento remoto (Ts e Wp). FPO-IPR – Fernandes Pinheiro (IAPAR); LDA-IPR – Londrina (IAPAR); CAS-IMT – Castro (INMET); NFT-IMT – Nova Fátima (INMET); VTN-IMT – Ventania (INMET); FPO-SIM – Fernandes Pinheiro (SIMEPAR); PGA-SIM – Ponta Grossa (SIMEPAR); TBA-SIM – Telêmaco Borba (SIMEPAR)



Fonte: Os autores, 2024.

Nas estações FPO-IPR, LDA-IPR e FPO-SIM, foram observados pontos com $T_{mEM} > Ts$ e $T_{mEM} < Ts$, o que não ocorreu nas outras estações. As flutuações de temperatura atípicas nas estações FPO-IPR e LDA-IPR podem estar relacionadas à diferença no sensor que mede os dados de temperatura nas estações do IAPAR (R. Fuess) e nas estações do INMET e SIMEPAR (Vaisala).

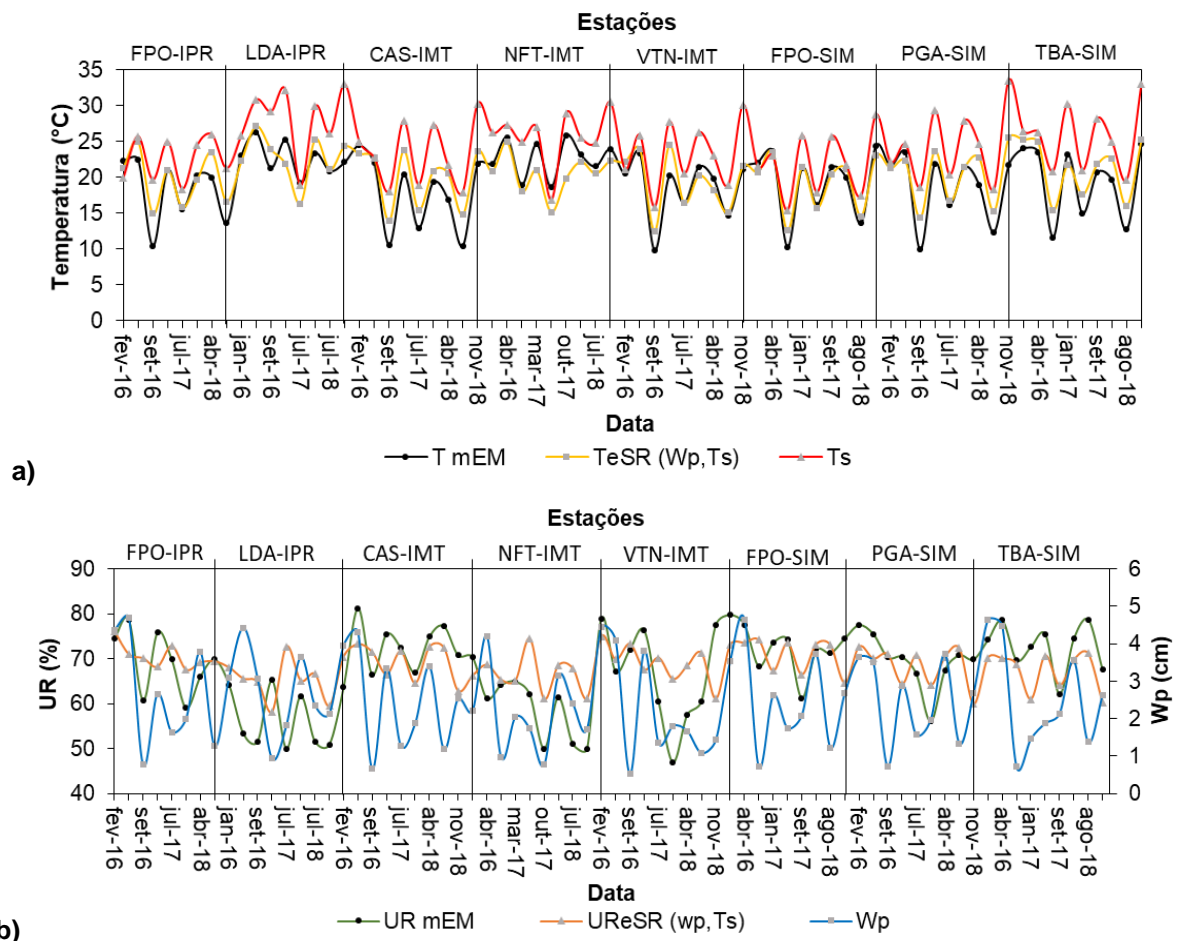
As tendências da UR_{mEM} e Wp apresentaram maiores inconsistências, com aumento da umidade relativa e diminuição do vapor de água precipitável total (LDA-IPR, em janeiro de 2014; CAS-IMT, em outubro de 2015; PGA-SIM, em agosto e outubro de 2015). As divergências podem ter ocorrido devido às condições de céu nublado no momento da aquisição da imagem, alterando a tendência de Wp . Foi observado um padrão em junho de 2014 e 2015, período de inverno, em que o Wp foi baixo como resultado da menor precipitação combinada com as baixas temperaturas (Figura 4), evidenciando correlação positiva entre vapor d'água e precipitação (LU; TAKLE, 2010). Apesar das diferenças em alguns pontos, UR_{mEM} e Wp apresentaram tendência satisfatória, mesmo com grandezas distintas. É

importante considerar que T_{mEM} e T_s apresentaram variação temporal semelhante, mas ambas têm a mesma unidade de medida ($^{\circ}\text{C}$).

Validação dos modelos lineares simples e múltiplo

Em relação ao período entre 2014 e 2015 (Figura 4), os valores de T_{mEM} e T_s no período entre 2016 e 2018 também apresentaram tendência próxima e menos pontos divergentes (Figura 5a). Assim, as associações entre T_{mEM} e $T_{eSR(Wp;Ts)}$ (Figura 5a) indicaram boa correlação ($r = 0,87$) entre os valores medidos e estimados. Como a T_s é registrada apenas quando o satélite passa pela localização considerada (às 13 h 30 min) e o T_{mEM} é uma média diária, considerou-se que a estimativa da temperatura com dados de satélite apresentou valores representativos para a média do dia.

Figura 5 - Séries temporais dos dados da Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT), avaliados na validação das variáveis, distribuídos por estações, medidos em estações meteorológicas (T_{mEM} e UR_{mEM}) e estimados com sensoriamento remoto ($T_{eSR(Wp;Ts)}$; T_s ; $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ e Wp) para todas as estações juntas: a) Temperatura média do ar; b) Umidade relativa média do ar. FPO-IPR – Fernandes Pinheiro (IAPAR); LDA-IPR – Londrina (IAPAR); CAS-IMT – Castro (INMET); NFT-IMT – Nova Fátima (INMET); VTN-IMT – Ventania (INMET); FPO-SIM – Fernandes Pinheiro (SIMEPAR); PGA-SIM – Ponta Grossa (SIMEPAR); TBA-SIM – Telêmaco Borba (SIMEPAR).



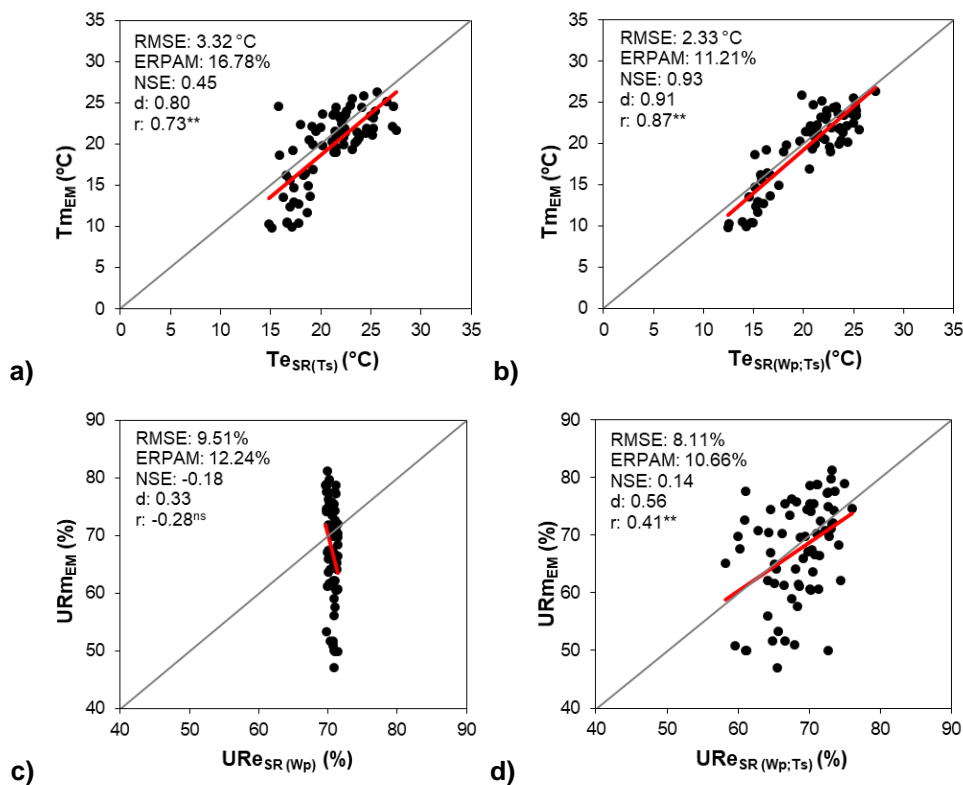
Fonte: Os autores, 2024.

As estações LDA-IPR e NFT-IMT apresentaram valores de temperatura mais elevados. Elas estão localizadas em regiões bem caracterizadas com clima Cfa e não em uma zona de transição entre Cfa e Cfb, como ocorreu com a estação TBA-SIM (Figura 2c).

Na análise temporal da umidade relativa (Figura 5b), ocorreram maiores variações e divergências entre as associações “ Wp vs. UR_{mEM} ” e “ UR_{eSR} vs. UR_{mEM} ” testadas. Na estação LDA-IPR (abril de 2016), enquanto o Wp aumentou a UR_{mEM} diminuiu, o que prejudicou a correlação entre UR_{eSR} e UR_{mEM} .

Observou-se melhoria em todos os aspectos com o modelo linear múltiplo ao avaliar os índices estatísticos obtidos com as variáveis $Te_{SR(Ts)}$ (Figura 6a) e $Te_{SR(Wp;Ts)}$ (Figura 6b), demonstrando maior eficiência na estimativa de Te_{SR} . De forma similar, Li e Zha (2018) obtiveram $r = 0,88$ e $RMSE = 2,2$ °C ao estimar a temperatura espacializada. No entanto, o modelo utilizado pelos autores foi o *random forest*, que é mais complexo do que o modelo associativo utilizado no presente estudo.

Figura 6 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Análise de regressão linear, erros, índices e coeficientes entre variáveis medidas na estação meteorológica (T_{mEM} e UR_{mEM}) e respectivas estimativas com sensoriamento remoto, considerando todas as estações juntas, sendo: a) “ T_{mEM} vs. $Te_{SR(Ts)}$ ” (modelo linear simples); b) “ T_{mEM} vs. $Te_{SR(Wp;Ts)}$ ” (modelo linear múltiplo); c) “ UR_{mEM} vs. $UR_{eSR(Wp)}$ ” (modelo linear simples); d) “ UR_{mEM} vs. $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ ” (modelo linear múltiplo)



Fonte: Os autores, 2024.

O $r^2 = 0,75$ da associação entre “ T_{mEM} vs. $Te_{SR(Wp;Ts)}$ ” indicou que 25% da variação da T_{mEM} deveu-se a outras variáveis relacionadas à precipitação pluviométrica, cobertura de nuvens, velocidade do vento, entre outras. O r^2 confirma que 75% das variações da T_{mEM} deveu-se às variáveis Ts e Wp . Uma alternativa para melhorar as variações explicadas do modelo consistiria na tentativa de inserir um *grid* de células contendo valores de velocidade do vento (variável não considerada no presente estudo) para estimar a temperatura, conforme sugerido por Pelta e Chudnovsky (2017). No entanto, com a metodologia do presente estudo, seria necessário usar a interpolação de dados de estações meteorológicas para gerar a imagem com valores de velocidade do vento. Guo *et al.* (2021) consideraram que cada tipo de topografia e variável climática deve ser testada para verificar o método

de interpolação mais adequado. Por isso, é preferível testar qual método de interpolação é mais adequado para a região estudada antes de usar os dados interpolados na estimativa do modelo.

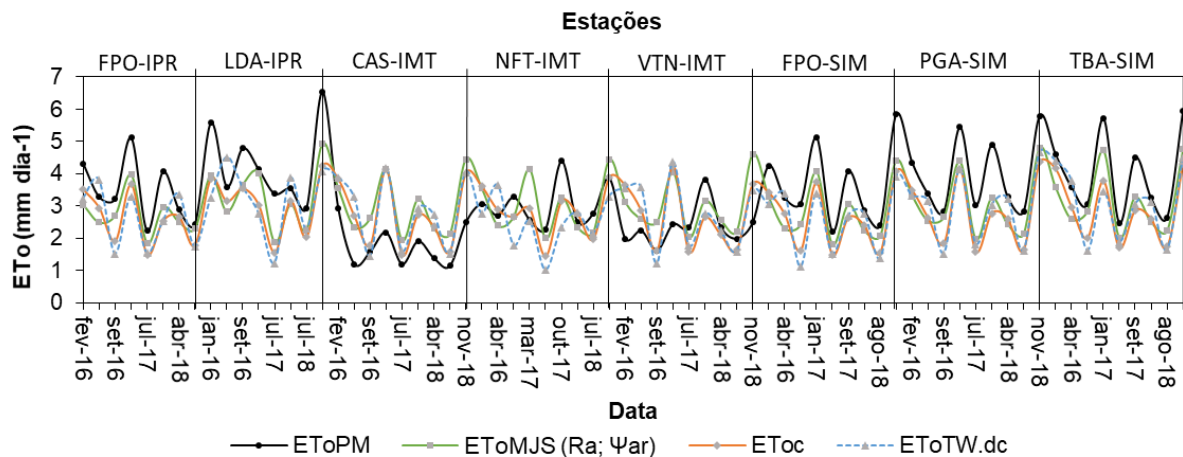
O modelo que estima o $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ (linear múltiplo) obteve resultado melhor ($r = 0,41$) do que o modelo $UR_{eSR(Wp)}$ (linear simples), que apresentou associação muito fraca ($r = -0,28$), sem explicação física. A estimativa da $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ com $r^2 = 0,17$ indicou que apenas 17% do resultado da associação “ UR_{mEM} vs. $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ ” deveu-se à variação da UR_{mEM} . Logo, os 83% restantes da variação ocorreram devido às variáveis não consideradas no modelo. Acredita-se que, na captura da imagem MYD05 (17h 10 min), a cobertura de nuvens foi maior em algumas cenas, distanciando-se da condição de céu limpo priorizado para as imagens Landsat, que foram capturadas às 13 h 20 min, prejudicando o desempenho das estimativas da $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ e $UR_{eSR(Wp)}$.

Conforme Tabela 2 e Figura 6, as variáveis temperatura e umidade relativa do ar espacializadas tiveram os melhores erros, índice e coeficiente estatísticos com o modelo linear múltiplo. Da mesma forma, a utilização da regressão geral (considerando todas as estações juntas) para estimar $Te_{SR(Wp;Ts)}$ e $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ obteve melhor desempenho estatístico, bem como maior viabilidade operacional para aplicação em toda a BHRT. Portanto, decidiu-se usar $Te_{SR(Wp;Ts)}$ e $UR_{eSR(Wp;Ts)}$ como entrada para testar e avaliar os modelos alternativos de estimativa da ET_o espacializada.

Estimativa da evapotranspiração de referência (ET_o)

A variação temporal indicou que a ET_{OC} , $ET_{OMJS(Ra;\psi_{air})}$ e $ET_{OTW.dc}$ (Figura 7) tenderam a subestimar a ET_o estimada com o modelo ASCE Penman-Monteith (ET_{OPM}) nas estações FPO-IPR, LDA-IPR, FPO-SIM, PGA-SIM e TBA-SIM.

Figura 7 - Séries temporais da evapotranspiração de referência calculadas para as estações da BHRT, com os modelos ASCE Penman-Monteith (ET_{OPM}), Moretti-Jerszurki-Silva ($ET_{OMJS(\psi_{air};Ra)}$), Camargo (ET_{OC}), e Thornthwaite diário corrigido ($ET_{OTW.dc}$). FPO-IPR – Fernandes Pinheiro (IAPAR); LDA-IPR – Londrina (IAPAR); CAS-IMT – Castro (INMET); NFT-IMT – Nova Fátima (INMET); VTN-IMT – Ventania (INMET); FPO-SIM – Fernandes Pinheiro (SIMEPAR); PGA-SIM – Ponta Grossa (SIMEPAR); TBA-SIM – Telêmaco Borba (SIMEPAR)



Fonte: Os autores, 2024.

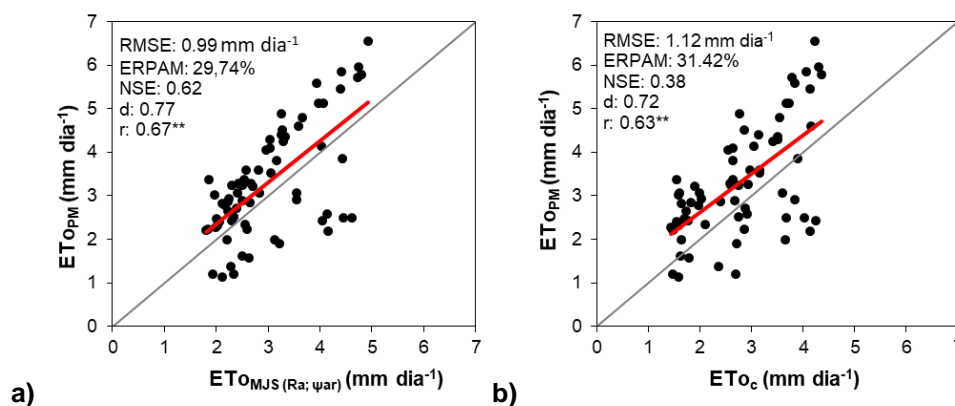
Na estação CAS-IMT, os métodos alternativos de estimativa da evapotranspiração de referência predominantemente superestimaram a ET_{OPM} , enquanto nas estações NFT-IMT e VTN-IMT a ET_{OPM} ficou em posição intermediária em relação aos valores estimados (Figura 7). Em relação ao modelo ASCE Penman-Monteith, houve tendência de os métodos alternativos superestimarem a ET_o apenas nas estações do INMET e subestimarem nas estações do IAPAR e SIMEPAR. A tendência observada pode estar relacionada à periodicidade (horária e diária) dos dados utilizados nos cálculos da ET_o , bem como à forma como os sensores são lidos e mantidos nas estações do IAPAR, INMET e SIMEPAR. Os

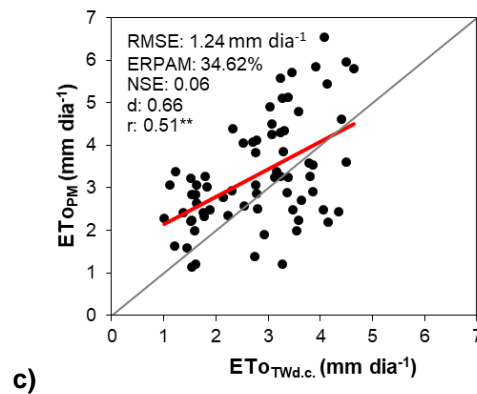
dados climáticos das estações do INMET foram disponibilizados em base horária, e as leituras disponíveis foram convertidas posteriormente fazendo-se a média de 24 h para cada variável. Os dados de temperatura e umidade relativa média das estações convencionais do IAPAR são obtidos com média diária compensada: “Média = (leitura mínima + leitura máxima + leitura às 9:00 h + 2 * leitura às 21:00 h) / 5”. No SIMEPAR, as leituras são realizadas a cada 15 minutos nas estações automáticas, e a média diária resulta das 96 leituras ao longo do dia. Nas estações do INMET, em que os dados utilizados têm periodicidade horária, teve-se valores médios de $ET_{OPM} = 2,39 \text{ mm dia}^{-1}$, e nas estações do IAPAR e SIMEPAR teve-se valores médios de $ET_{OPM} = 3,38 \text{ mm dia}^{-1}$.

Lopes e Leal (2016) na região semiárida de Petrolina-Juazeiro (Brasil) também encontraram diferenças entre os valores de ET_{OPM} estimada com dados na periodicidade diária e horária, variando entre 0,10% e 38%. Conforme os autores, as diferenças estão relacionadas a fatores como amplitude térmica, variação na velocidade do vento e incidência de radiação solar em curtos períodos de tempo. Djaman *et al.* (2017) também observaram superestimativa da ET_{OPM} diária em relação à horária entre 1,3% e 8%, dependendo dos locais estudados, na região do Senegal, na África Ocidental. Logo, pode-se considerar que a variação de 30% verificada entre as estimativas da ET_{OPM} nas estações do INMET e “IAPAR e SIMEPAR” se deve à diferença na periodicidade dos dados de leitura das variáveis de entrada (medidas nas estações meteorológicas), que são utilizados para o cálculo do ET_{OPM} .

Entre os modelos alternativos testados a $ET_{OTW.dc}$ foi a que menos acompanhou a tendência da ET_{OPM} ($r = 0,51$; figura 8c), apresentando maior dispersão na associação linear. O resultado pode estar relacionado ao método, que estima a evapotranspiração para um período mensal, exigindo correção para obter o valor diário (CUNHA *et al.*, 2017). Gurski, Jerszurki e Souza (2018) também encontraram baixo desempenho do modelo de Thornthwaite no Estado do Paraná, Brasil. Como o modelo se baseia apenas na temperatura do ar, os melhores ajustes foram observados para climas quentes e secos no Estado. Cunha *et al.* (2017) também obtiveram resultados inferiores com o modelo de Thornthwaite em Mato Grosso do Sul, Brasil ($r = 0,49$).

Figura 8 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Análise de regressão linear, erros, índice e coeficiente obtidos entre a evapotranspiração de referência calculada com o modelo ASCE Penman-Monteith (ET_{OPM}), utilizando dados medidos nas estações, e as evapotranspirações calculadas com modelos alternativos, usando dados estimados por sensoriamento remoto, sendo: a) “ ET_{OPM} vs. $ET_{OMJS}(\psi_{air}, Ra)$ ” (Moretti-Jerszurki-Silva); b) “ ET_{OPM} vs. ET_{OC} ” (Camargo); c) “ ET_{OPM} vs. $ET_{OTW.dc}$ ” (Thornthwaite diário corrigido)





Fonte: Os autores, 2024.

O modelo de Camargo seguiu a tendência da ET_{OPM} com menos observações divergentes (NFT-IMT, em setembro de 2016 e março de 2017; VTN-IMT, em abril de 2016) em relação ao modelo de Thornthwaite. A correlação linear também foi mais estreita ($r = 0,63$; figura 8b). A análise temporal das séries de evapotranspiração calculadas indicou que ET_{OC} e $ET_{OTW.dc}$ tiveram valores bem próximos, apesar de algumas divergências (LDA-IPR, em janeiro de 2016; NFT-IMT, em janeiro e abril de 2016; VTN-IMT, FPO-SIM, PGA-SIM e TBA-SIM, em abril de 2016 e 2018). Melo e Fernandes (2012) obtiveram $r = 0,80$ com o método Camargo, sendo um dos modelos que apresentou o melhor desempenho, em comparação com outros modelos (Hargreaves-Samani, Thornthwaite, Priestley-Taylor, Makkink, entre outros) analisados em Uberaba, Estado de Minas Gerais, Brasil. Os autores consideraram que o bom desempenho devido à temperatura do ar e à radiação solar, representando a energia disponível para evapotranspiração em termos de fluxo de calor latente (Yan *et al.*, 2012).

A $ET_{MJS(Ra;\psi_{air})}$ é estimada com um modelo físico que associa o efeito combinado das variáveis temperatura e umidade relativa para calcular o potencial hídrico atmosférico, e considera a radiação solar no topo da atmosfera (Ra). Após a calibração, Jerszurki, Souza e Silva (2017) encontraram estreita associação entre " $ET_{MJS(Ra;\psi_{air})}$ vs. ET_{OPM} ", obtendo $0,84 \leq r \leq 0,89$ em clima subtropical úmido no Brasil. Porém, melhores resultados foram obtidos para climas secos e quentes. Com a calibração do modelo MJS na BHRT, obteve-se os coeficientes $a = -0,0888$ e $b = 0,3683$, e valores de $\psi_{air.min} = 28,5$ MPa e $\psi_{air.max} = 156,0$ MPa. No presente estudo, o modelo MJS apresentou poucos pontos divergentes em relação à tendência com o ET_{OPM} (LDA-IPR, em março de 2017; NFT-IMT, em janeiro de 2016 e março de 2017). A tendência semelhante entre o modelo alternativo e o padrão obteve associação linear satisfatória ($r = 0,67$; Figura 8a), considerando que na BHRT predomina climas úmidos. O $NSE = 0,62$ evidenciou que o modelo MJS teve melhor desempenho em relação aos outros modelos alternativos de evapotranspiração de referência testados.

O modelo de Thornthwaite obteve o pior desempenho (Figura 8c). Os modelos Camargo (Figura 8b) e Moretti-Jerszurki-Silva (Figura 8a) obtiveram melhor desempenho, apresentando $RMSE$ de 1,12 e 0,99 mm dia^{-1} em relação ao método de Penman-Monteith, respectivamente. Embora o desempenho dos modelos MJS e Camargo tenha sido semelhante, o Moretti-Jerszurki-Silva foi um pouco superior. A média da evapotranspiração de referência para ET_{OPM} , ET_{OC} , $ET_{OTW.dc}$ e $ET_{MJS(\psi_{air};Ra)}$ foi de 3,3; 2,8; 2,8 e 3,0 mm dia^{-1} , respectivamente.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

As variáveis espaciais T_s e W_p provenientes de imagens de satélite (Landsat 8 e Aqua MODIS), após serem calibradas com dados climáticos locais em modelos lineares simples ou múltiplos, podem estimar adequadamente a média diária da temperatura (T_{mEM}) e umidade relativa (UR_{mEM}) do ar, medidos em estações meteorológicas.

Os modelos lineares múltiplos testados apresentaram desempenho satisfatório para estimar a temperatura ($Te_{SR(Wp;Ts)}$; $r = 0,87$) e a umidade relativa ($UR_{eSR(Wp;Ts)}$; $r = 0,41$) do ar, ao considerar uma regressão geral e todas as estações meteorológicas juntas.

Foi confirmada a adequação do modelo alternativo Moretti-Jerszurki-Silva ($ET_{OMJS(Ra,\psi_{air})}$) para estimar a evapotranspiração de referência utilizando dados climáticos estimados com imagens de satélite, aplicados em uma região subtropical do Brasil.

AGRADECIMENTOS

Este estudo originou-se parcialmente de uma dissertação de mestrado e foi financiado em parte pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- AHMADI, S.H.; JAVANBAKHT, Z. Assessing the physical and empirical reference evapotranspiration (ET_o) models and time series analyses of the influencing weather variables on ET_o in a semi-arid area. **Journal of Environmental Management**, v. 276, 111278. 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111278>.
- ALLEN, R.; IRMAK, A.; TREZZA, R.; HENDRICKX, J.M.H.; BASTIAANSEN, W.; KJAERGAARD, J. Satellite-based ET estimation in agriculture using SEBAL and METRIC. **Hydrological Processes**, v. 25 n. 26, p. 4011-4027, 2011. <http://dx.doi.org/10.1002/hyp.8408>.
- ALLEN, R.G. **REF-ET, Reference Evapotranspiration Calculator Version Windows 2.0**. University of Idaho Research and Extension Center, Kimberly, ID, 2000, 82 p.
- ALLEN, R.G.; PEREIRA, L.S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop Evapotranspiration**. Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and drainage. Paper 56, FAO, Rome, 1998. 300 p.
- ALVARES, C.A.; STAPE, J.L.; SENTELHAS, P.C.; GONÇALVES, J.L.M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. <http://dx.doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.
- ANDERSON, M.C.; ALLEN, R.G.; MORSE, A.; KUSTAS, W.P. Use of Landsat thermal imagery in monitoring evapotranspiration and managing water resources. **Remote Sensing of Environment**, v. 122, p. 50-65, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.025>
- ASCE-EWRI. American Society of Civil Engineers. **The ASCE Standardized Reference Evapotranspiration Equation**. New York: American Society of Civil Engineers. 2005, 70p. Task Committee Report.
- BLANEY, H.F.; CRIDDLE, W.D. **Determining water requirements in irrigated area from climatological irrigation data**. US Department of Agriculture: Soil Conservation Service, 1950.
- CAMARGO, A.P. **Balço hídrico no estado de São Paulo**. 3. ed. Campinas, Instituto Agronômico. Boletim 116, 1971. 24p.
- CAMARGO, A.P.; MARIN, F.R.; SENTELHAS, P.C.; PICINI, A.G. Ajuste da equação de Thornthwaite para estimar a evapotranspiração potencial em climas áridos e super úmidos, com base na amplitude térmica diária. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**. v. 7, n. 2, p. 251-257, 1999.
- CLEUGH, H.A.; LEUNING, R.; MU, Q.; RUNNING, S.W. Regional evaporation estimates from flux tower and MODIS satellite data. **Remote Sens. Environ.** v. 106, n. 3, p. 285-304, 2007. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.07.007>.
- CUNHA, F.F.; MAGALHÃES, F.F.; CASTRO, M.A.; SOUZA, E.J. Performance of estimative models for daily reference evapotranspiration in the city of Cassilândia, Brazil. **Engenharia Agrícola**. v. 37, n. 1, p. 173-184, 2017. <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v37n1p173-184/2017>.
- DJAMAN, K.; IRMAK, S.; SALL, M.; SOW, A.; KABENGE, I. Comparison of sum-of-hourly and daily time step tandardized ASCE Penman-Monteith reference evapotranspiration. **Theoretical and Applied Climatology**. v. 134, n. 1-2, p. 533-543, 2017. <http://dx.doi.org/10.1007/s00704-017-2291-6>
- EarthExplorer. United States Geological Survey (USGS). **Imagem Landsat 8**. 2020. <https://earthexplorer.usgs.gov/> (accessed 25 May 2020).

- FAN, Z.; THOMAS, A. Decadal changes of reference crop evapotranspiration attribution: spatial and temporal variability over china 1960-2011. **Journal of Hydrology**. v. 560, p. 461-470, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.02.080>.
- FILGUEIRAS, R.; MANTOVANI, E.C.; ALTHOFF, D.; DIAS, S.H.B.; CUNHA, F.F. Sensitivity of evapotranspiration estimated by orbital images under influence of surface temperature. **Engenharia Agrícola**. v. 39, p. 23-32, 2019. <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v39nep23-32/2019>.
- GAO, B.; *et al.* MODIS Atmosphere L2 Water Vapor Product. NASA MODIS Adaptive Processing System, Goddard Space Flight Center, USA, 2015. http://dx.doi.org/10.5067/MODIS/MYD05_L2.006
- GHOLAMNIA, M.; BOLOORANI, A.D.; HAMZEH, S.; KIAVARZ, M. Diurnal air temperature modeling based on the land surface temperature. **Remote Sensing**. v. 9, n. 915, p. 1-12, 2017. <http://dx.doi.org/10.3390/rs9090915>.
- GUO, B.; YANG, F.; WU, H.; ZHANG, R.; ZANG, W.; WEI, C.; JIANG, G.; MENG, C.; ZHAO, H.; ZHEN, X. How the variations of terrain factors affect the optimal interpolation methods for multiple types of climatic elements? **Earth Science Informatics**. v. 14, n. 2, p. 1021-1032, 2021. <http://dx.doi.org/10.1007/s12145-021-00609-2>.
- GURSKI, B.C.; JERSZURKI, D.; SOUZA, J.L.M. Alternative reference evapotranspiration methods for the main climate types of the state of Paraná, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v. 53, n. 9, p. 1003-1010, 2018. <http://dx.doi.org/10.1590/s0100-204x2018000900003>.
- GURSKI, B.C.; SOUZA, J.L.M.; JERSZURKI, D.; SCHÄFER, R.F.; SCHÄFER, H. Métodos alternativos de estimativa da evapotranspiração de referência anual e nas diferentes estações do ano em Curitiba-PR, Brasil. **Cultura Agrônômica**, v. 25, n. 2, p. 155-166, 2016.
- HARGREAVES, G.H; ALLEN, R.G. History and evaluation of Hargreaves evapotranspiration equation. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**. v. 129, p. 53-63, 2003. <http://onlinecalc.sdsu.edu/onlinehargreaves.pdf>.
- HARGREAVES, G.H; SAMANI, Z.A. Reference crop evapotranspiration from temperature. **Applying Engineering Agriculture**. v. 1, p. 96-99, 1985. <http://dx.doi.org/10.13031/2013.26773>.
- IAPAR (Instituto Agrônômico do Paraná) Dados Meteorológicos Históricos e Atuais do Paraná. 2020 <https://www.idrparana.pr.gov.br/Pagina/Dados-Meteorologicos-Historicos-e-Atuais> .Acesso em 10 abr. 2020)
- IAT (Instituto Água e Terra) Bacia hidrográfica do Rio Tibagi: Módulo 1 – Diagnóstico. Módulo 2 – Iniciativas em andamento na bacia. Governo do Estado do Paraná, 2009. <http://www.iat.pr.gov.br/Pagina/Comite-da-Bacia-do-Rio-Tibagi> Acesso em 02 abr. 2020
- INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) Dados meteorológicos: Banco de dados meteorológicos. 2020a. <https://mapas.inmet.gov.br/> (acessado 10 abril 2020).
- INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) **Normais Climatológicas do Brasil**, 2020b. <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/normaisClimatologicas> (acessado 27 Maio 2020).
- IRMAK, S; PAYERO, J.O.; MARTIN, D.L; IRMAK, A; HOWELL, T.A. Sensitivity analyses and sensitivity coefficients of standardized daily ASCE-Penman-Monteith equation. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**. v. 132, n. 6, p. 564-578, 2006. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2006\)132:6\(564\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2006)132:6(564)).
- JERSZURKI, D.; SOUZA, J.L.M.; SILVA, L.C.R. Expanding the geography of evapotranspiration: An improved method to quantify land-to-air water fluxes in tropical and subtropical regions. **PLoS One**, v. 12, n. 6, p. 1-19, 2017. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0180055>.
- JI, D.; SHI, J.; XIONG, C.; WANG, T.; ZHANG, Y. A total precipitable water retrieval method over land using the combination of passive microwave and optical remote sensing. **Remote Sensing of Environment**. v. 191, p. 313-327, 2017. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.028>.
- KLOOG, I.; CHUDNOVSKY, A.; KOUTRAKIS, P.; SCHWARTZ, J. Temporal and spatial assessments of minimum air temperature using satellite surface temperature measurements in Massachusetts, USA. **Science of the Total Environment**. v. 432, p. 85-92, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.05.095>.

- KNIPLING, E.B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. **Remote Sensing of Environment**. v. 1, p. 155-159, 1970.
- LEMOS FILHO, L.C.A.; MELLO, C.R.; FARIA, M.A.; CARVALHO, L.G. Spatial-temporal analysis of water requirements of coffee crop in Minas Gerais State, Brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v. 14, n. 2, p. 165–172, 2010. <https://doi.org/10.1590/S1415-43662010000200007>.
- LI, L.; ZHA, Y. Mapping relative humidity, average and extreme temperature in hot summer over China. **Science of the Total Environment**. v. 615, p. 875-881, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.10.022>.
- LIU, S.; ZHA, Y.; ZHANG, J.; GAO, J.; ZHANG, Q. Detection of haze and its intensity based on visibility and relative humidity estimated from MODIS data. **International Journal of Remote Sensing**. v. 38, n. 23, p. 7085-7100, 2017. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2017.1371866>.
- LOPES, I.; LEAL, B.G. Evapotranspiração horária x diária utilizando Penman-Monteith para o polo de desenvolvimento Petrolina-PE/Juazeiro-BA. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**. v. 10, n. 5, p. 914-924, 2016. <http://dx.doi.org/10.7127/rbai.v10n500465>.
- LU, E.; TAKLE, E.S. Spatial variabilities and their relationships of the trends of temperature, water vapor, and precipitation in the North American Regional Reanalysis. **Journal of Geophysical Research**. v. 115, n. 6, p. 1-11, 2010. <http://dx.doi.org/10.1029/2009jd013192>.
- MAČEK, U.; BEZAK, N.; ŠRAJ, M. Reference evapotranspiration changes in Slovenia, Europe. **Agricultural and Forest Meteorology**. v. 260-261, p. 183-192, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.06.014>.
- MAKKINK, G.F. Testing the Penman formula by means of lysimeters. **Journal of the Institution of Water Engineers**. v. 11, p. 277-288, 1957. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2386218>.
- MEDRI, M.E.; BIANCHINI, E, SHIBATTA, O.A.; PIMENTA, J.A. **A Bacia do Rio Tibagi**. Londrina, Paraná. 2002, 602p.
- MELO, G.; FERNANDES, A.L.T. Evaluation of empirical methods to estimate reference evapotranspiration in Uberaba, State of Minas Gerais, Brazil. **Revista Engenharia Agrícola**. v. 32, n. 5, p. 875-888, 2012. <https://doi.org/10.1590/S0100-69162012000500007>.
- NOURI, H.; FARAMARZI, M.; SOBHANI, B.; SADEGHI, S.H. Estimation of evapotranspiration based on surface energy balance algorithm for land (SEBAL) using LANDSAT 8 and modis images. **Applied Ecology and Environmental Research**. v. 15, n. 4, p. 1971-1982, 2017. http://dx.doi.org/10.15666/aeer/1504_19711982.
- PELTA, R.; CHUDNOVSKY, A. A. Spatiotemporal estimation of air temperature patterns at the street level using high resolution satellite imagery. **Science of the Total Environment**. v. 579, p. 675-684, 2017. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.11.042>.
- PRIESTLEY, C.H.B.; TAYLOR, R.J. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*. p. 81-92, 1972. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1972\)100<0081:OTAOSH>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1972)100<0081:OTAOSH>2.3.CO;2).
- REES, S.W, ADJALI, M.H, ZHOU, Z, DAVIES, M, THOMAS, H.R. Ground heat transfer effects on the thermal performance of earth-contact structures. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. v. 4, n. 3, p. 213-265, 2020. [http://dx.doi.org/10.1016/s1364-0321\(99\)00018-0](http://dx.doi.org/10.1016/s1364-0321(99)00018-0).
- SCHLESINGER, W.H.; JASECHKO, S. Transpiration in the global water cycle. *Agricultural and forest Meteorology*. v. 189-190, p. 115-117, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.01.011>.
- SILVA, A.O.; MOURA, G.B.A.; SILVA, E.F.F.; LOPES, P.M.O.; SILVA A.P.N. Análise espaço-temporal da evapotranspiração de referência sob diferentes regimes de precipitações em Pernambuco. **Revista Caatinga**. v. 24, n. 2, p. 135-142, 2011. <https://periodicos.ufersa.edu.br/caatinga/article/view/1889>.

SIMEPAR (Sistema de Tecnologia e Monitoramento Ambiental do Paraná) Série de dados medidos nos postos meteorológicos da Bacia do Rio Tibagi. Curitiba, PR: Governo do Estado do Paraná, 2020. <https://www.simepar.org/> (acessado: 10 abril 2020).

SOUZA, J. L. M; OLIVEIRA, S. R. ROSA, S. L.; JERSZURKI, D. Hourly reference evapotranspiration by Moretti-Jerszurki-Silva method using data from alternative station. **Brazilian Journal of Agricultural and Environmental Engineering**. v. 25, n. 8, p. 505-513. 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v25n8p505-513>

SOUZA, J.L.M. **Fundamentos de matemática e estatística para formulação de modelos e análise de dados**: aplicado às ciências agrárias. Curitiba, Plataforma Moretti/DSEA/SCA/UFPR. 2018.

THORNTHWAITE, C.W. An approach toward a rational classification of climate. **Geographical Review**. v. 38, n. 1, p. 55-94, 1948. <http://dx.doi.org/10.2307/210739>.

USGS (South Dakota) National Aeronautics and Space Administration (NASA). Landsat 8 (L8) Data Users Handbook. 4. ed. Sioux Falls: U.S. Geological Survey. 2019, 115p. <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-8-data-users-handbook> (accessed 02 Sep 2019).

WANG, D.; YU, T.; LIU, Y.; GU, X.; MI, X.; SHI, S.; MA, M.; CHEN, X.; ZHANG, Y.; LIU, Q. Estimating daily actual evapotranspiration at a Landsat-Like Scale utilizing simulated and remote sensing surface temperature. **Remote Sensing**. v. 13, n. 2, p. 1-19, 2021. <http://dx.doi.org/10.3390/rs13020225>.

WANG, R.; GAMON, J.A.; MONTGOMERY, R.A.; TOWNSEND, P.A.; ZYGIELBAUM, A.I.; BITAN, K.; TILMAN, D.; CAVENDER-BARES, J. Seasonal variation in the NDVI-Species richness relationship in a prairie grassland experiment (cedar creek). **Remote Sensing**. v. 8, n. 2, 128, 2016. <https://doi.org/10.3390/rs8020128>

WILLMOTT, C.J.; ACKLESON, S.G.; DAVIS, R. E.; FEDDEMA, J.J.; KLINK, K.M.; LEGATES, D.R.; O'DONNELL, J.; ROWE, C.M. Statistics for the evaluation and comparison of models. **Journal of Geophysical Research**. v. 90, n. 5, p. 8995-9005, 1985. <https://doi.org/10.1029/JC090iC05p08995>.

XU, C.Y; SINGH, V.P. Evaluation of three complementary relationship evapotranspiration models by water balance approach to estimate actual regional evapotranspiration in different climatic regions. **Journal of Hydrology**. v. 308, n. 1-4, p. 105-121, 2005. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.10.024>.

YAN, H.; WANG, S.Q.; BILLESBACH, D.; OECHEL, W.; ZHANG, J.H.; MEYERS, T.; MARTIN, T.A.; MATAMALA, R.; BALDOCCHI, D.; BOHRER, G. Global estimation of evapotranspiration using a leaf area index-based surface energy and water balance model. **Remote Sensing of Environment**. v. 124, p. 581-595, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.06.004>.

ZIMMERMANN, C.M.; GUIMARÃES, O.; PERALTA-ZAMORA, P.G. Avaliação da qualidade do corpo hídrico do rio Tibagi na região de ponta grossa utilizando análise de componentes principais (pca). **Química Nova**. v. 31, n. 7, p. 1727-1732, 2008. <https://doi.org/10.1590/S0100-40422008000700025>.

Recebido em: 23/04/2024

Aceito para publicação em: 15/07/2024