

## 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](mailto:jmoretti@ufpr.br)

**Denis Pinheiro da Silva**

Universidade Federal do Paraná, Departamento de Solos e Engenharia Agrícola, Curitiba, PR, Brazil  
[denispinheiro263@gmail.com](mailto:denispinheiro263@gmail.com)

**Daniela Jerszurki**

NDrip Israel, Center Israel  
[daniijerszurki@gmail.com](mailto:daniijerszurki@gmail.com)

**Stefanie Lais Kreutz Rosa**

Universidade Federal do Paraná, Departamento de Solos e Engenharia Agrícola, Curitiba, PR, Brazil  
[skreutzrosa@gmail.com](mailto: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 ( $W_p$ ), respectivamente.  $T_s$  e  $W_p$  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  $T_{eSR(W_p;T_s)}$  ( $r = 0,87$ ) e  $UR_{eSR(W_p;T_s)}$  ( $r = 0,41$ ).  $ET_{OMJS(R_a;\psi_{air})}$  ( $r = 0,67$ ) 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 ( $W_p$ ), respectively.  $T_s$  and  $W_p$  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  $T_{eSR(W_p;T_s)}$  ( $r = 0.87$ ) and  $RH_{eSR(W_p;T_s)}$  ( $r = 0.41$ ).  $ET_{OMJS(R_a;\psi_{air})}$  ( $r = 0.67$ ) 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 ( $\Psi_{ar}$ ), 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.

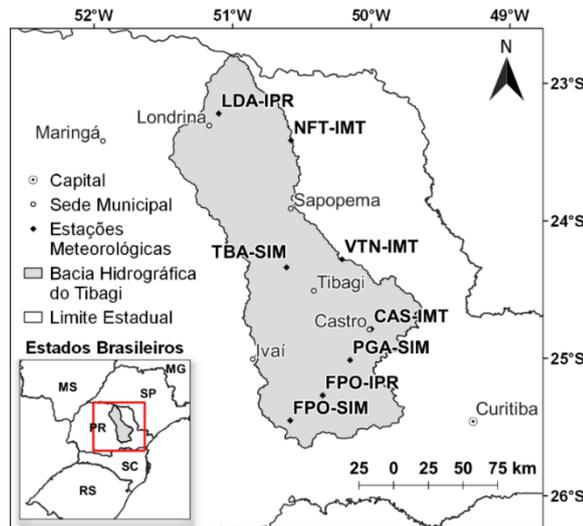
## MATERIAL E MÉTODOS

### 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 km<sup>2</sup>) 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.

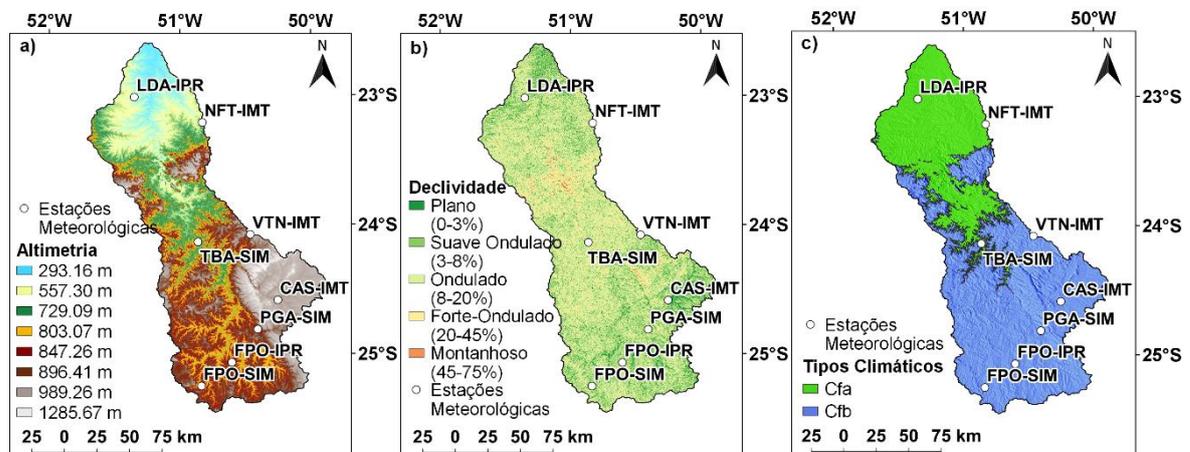
Figura 1 - Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi (BHRT): Localização e suas estações meteorológicas



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

A BHRT tem uma área de 25000 km<sup>2</sup> 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  $\mu\text{m}$ ) 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:  $L_\lambda$  – 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):

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

Sendo:  $T_s$  – temperatura da superfície obtida com o satélite (°C);  $L_\lambda$  – 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 *shapefile* (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  $UR_{eSR}$ ).

$$ET_{OPM} = \frac{0,408 \cdot \Delta \cdot (Rn - G) + \gamma \cdot \frac{Cn}{(T + 273)} \cdot u_2 \cdot (es - ea)}{\Delta + \gamma \cdot (1 + Cd \cdot u_2)} \quad (7)$$

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

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 ( $\psi_{ar}$ ) 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  $b$ ).

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

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

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

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

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

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

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

Sendo:  $ET_{oMJS(\psi_{ar};Ra)}$  – evapotranspiração de referência estimada com o modelo Moretti-Jerszurki-Silva ( $\text{mm dia}^{-1}$ );  $a$  – coeficiente linear da equação de regressão obtido da associação “ $\psi_{ar}$  vs.  $ET_{oPM}$ ” ( $\text{mm dia}^{-1}$ );  $b$  – coeficiente angular da equação de regressão obtido da associação “ $\psi_{ar}$  vs.  $ET_{oPM}$ ” (adimensional);  $Ee_i$  – evaporação equivalente de água no  $i$ -ésimo dia ( $\text{mm dia}^{-1}$ );  $K_{\psi_{ar}.i}$  – 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);  $\lambda$  – 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 ( $G_{SC} = 0,0820 \text{ MJ m}^{-2} \text{ min}^{-1}$ );  $d_r$  – distancia relativa Terra-Sol (adimensional);  $\omega_s$  – ângulo horário correspondente ao pôr do Sol (radianos);  $\varphi$  – latitude do local (radianos);  $\delta$  – 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) ( $\text{mm dia}^{-1}$ );  $F$  – 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 ( $\text{mm dia}^{-1}$ );  $G_{SC}$  – 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 ( $\text{mm mês}^{-1}$ );  $ET_{OTW.m}$  – evapotranspiração de referência para um  $m$ -ésimo mês de 30 dias e fotoperíodo de 12 horas, estimada com o método de Thornthwaite ( $\text{mm mês}^{-1}$ );  $N$  – duração máxima da insolação diária ( $\text{h dia}^{-1}$ );  $ND$  – 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);  $\omega_s$  – 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 ( $ET_{OTW.dc}$ ;  $\text{mm dia}^{-1}$ ).

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

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**

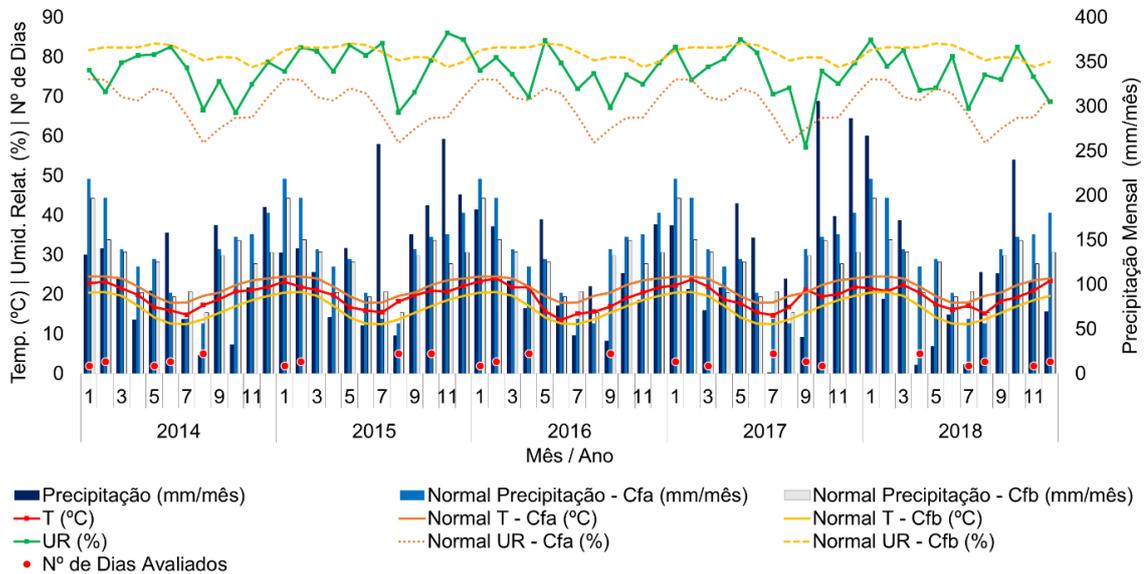
Como a estação do SIMEPAR não possuía dados de precipitação pluviométrica disponíveis, a Figura 3 foi criada apenas para as estações do IAPAR e INMET (Tabela 1). Em média, 60% dos dias entre 2014 e 2018 não tiveram precipitação pluviométrica, o que pode ter contribuído para que a média mensal (122 mm) 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<sup>-1</sup>) 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 *ET<sub>o</sub>* 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 <sup>(ns)</sup> | 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 <sup>(ns)</sup> | 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 <sup>(1)</sup>                      | 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 <sup>(ns)</sup> | 6,70  | -1,54 | 84,35  | 0,76 <sup>(ns)</sup> |
| LDA-IPR                                | 6,89                                | 34,41 | 0,68 <sup>(ns)</sup> | 4,93  | -1,97 | 88,98  | 0,93**               |
| CAS-IMT                                | 0,39                                | 73,70 | 0,14 <sup>(ns)</sup> | 3,92  | -0,87 | 85,31  | 0,81 <sup>(ns)</sup> |
| NFT-IMT                                | 6,19                                | 49,22 | 0,44 <sup>(ns)</sup> | 7,34  | -5,13 | 175,66 | 0,79 <sup>(ns)</sup> |
| VTN-IMT                                | -2,62                               | 73,95 | 0,29 <sup>(ns)</sup> | 3,71  | -1,58 | 92,07  | 0,48 <sup>(ns)</sup> |
| FPO-SIM                                | 2,25                                | 67,63 | 0,28 <sup>(ns)</sup> | 3,76  | -0,84 | 80,04  | 0,85 <sup>(ns)</sup> |
| PGA-SIM                                | -3,20                               | 83,44 | 0,52 <sup>(ns)</sup> | 1,90  | -0,98 | 92,40  | 0,86 <sup>(ns)</sup> |
| TBA-SIM                                | -2,11                               | 81,80 | 0,51 <sup>(ns)</sup> | -0,41   | -0,61 | 92,88  | 0,70 <sup>(ns)</sup> |
| GR <sup>(1)</sup>                      | -0,42                               | 71,68 | 0,05 <sup>(ns)</sup> | 1,74  | -0,97 | 87,85  | 0,46**               |

<sup>(1)</sup>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; <sup>(ns)</sup> não significativo para o teste  $t$  de Student.

Fonte: Os autores, 2024.

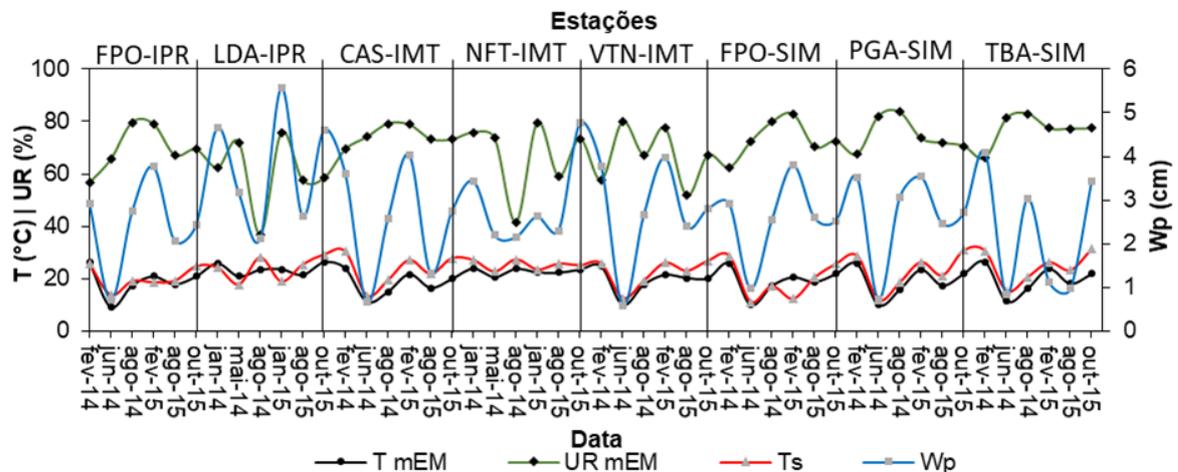
O baixo desempenho das equações para estimar a  $UR_{eSR}$  pode estar relacionado às condições de céu nublado, que prejudicam a estimativa do vapor de água precipitável ( $Wp$ ), visto que o infravermelho próximo (de onde o  $Wp$  é derivado) não consegue penetrar nas nuvens, ficando retido (Ji *et 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, consequentemente,

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).

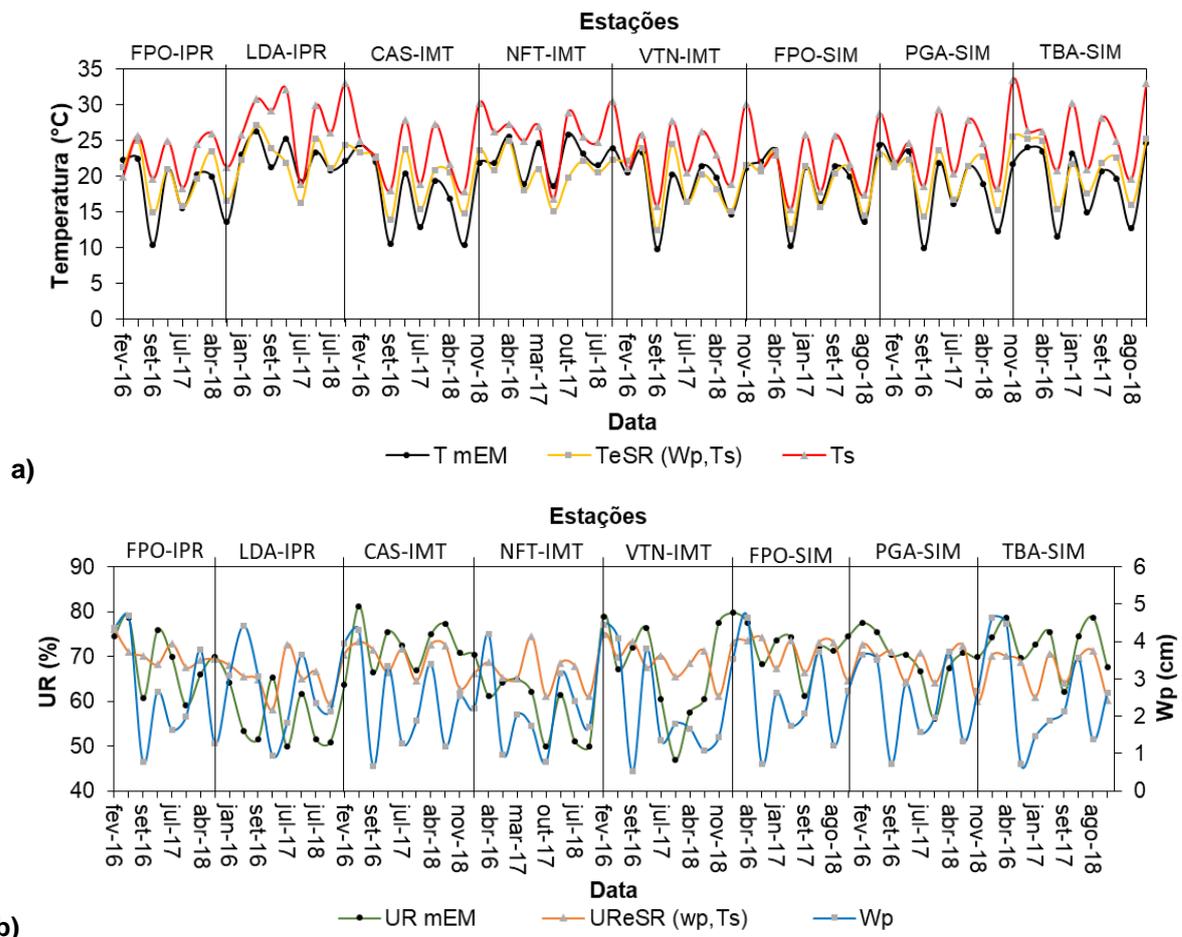
As tendências da  $UR_{mEM}$  e  $Wp$  apresentaram maiores inconsistências, com aumento da umidade relativa e diminuição do vapor de água precipitável total (LDA-IPR, em janeiro de 2014; CAS-IMT, em outubro de 2015; PGA-SIM, em agosto e outubro de 2015). As divergências podem ter ocorrido devido às 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).



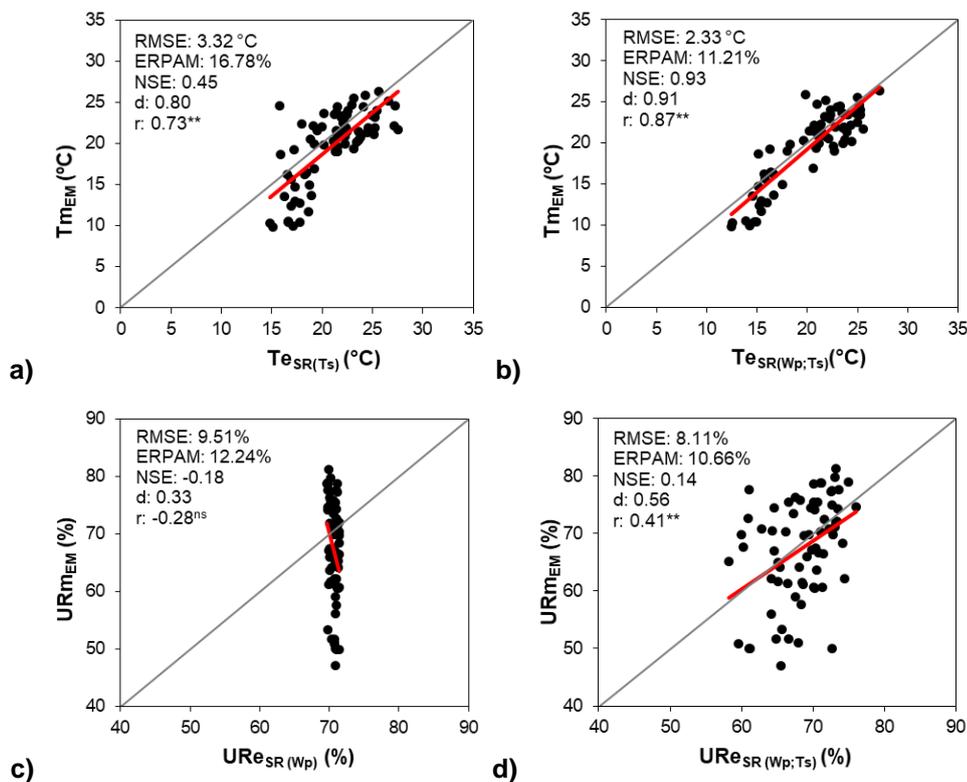
Fonte: Os autores, 2024.

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.

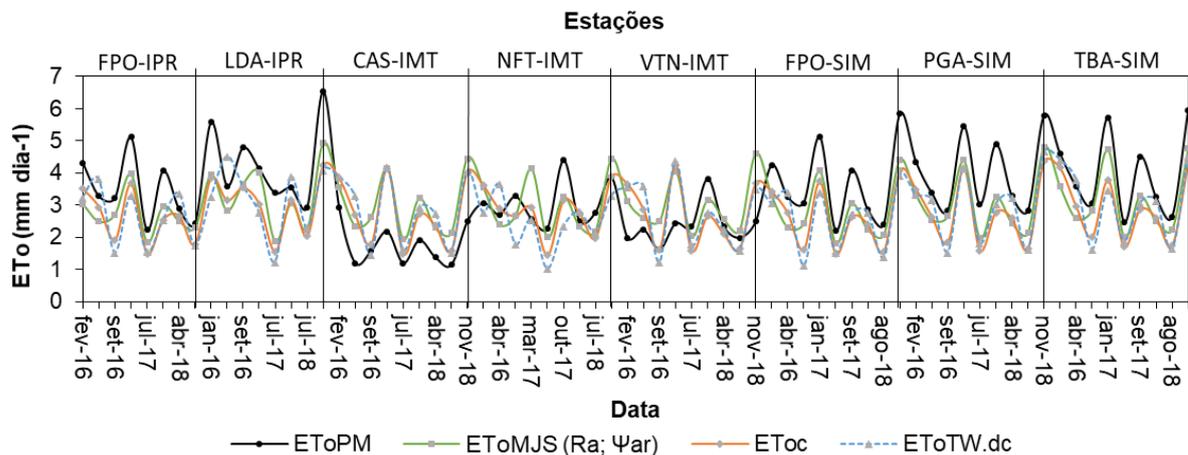
O modelo que estima o  $UR_{eSR(Wp;Ts)}$  (linear múltiplo) obteve resultado melhor ( $r = 0,41$ ) do que o modelo  $UR_{eSR(Wp)}$  (linear simples), que apresentou associação muito fraca ( $r = -0,28$ ), sem explicação física. A estimativa da  $UR_{eSR(Wp;Ts)}$  com  $r^2 = 0,17$  indicou que apenas 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.

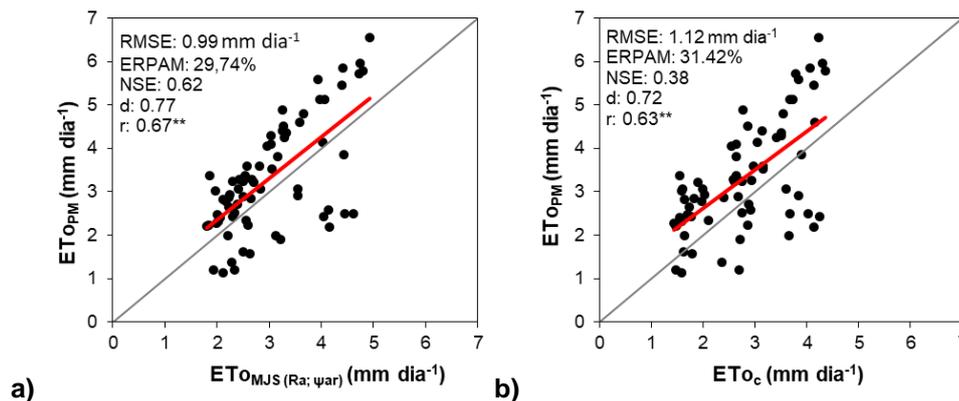
Na estação CAS-IMT, os métodos alternativos de estimativa da evapotranspiração de referência predominantemente superestimaram a  $ET_{OPM}$ , enquanto nas estações NFT-IMT e VTN-IMT a  $ET_{OPM}$  ficou em posição intermediária em relação aos valores estimados (Figura 7). Em relação ao modelo ASCE Penman-Monteith, 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

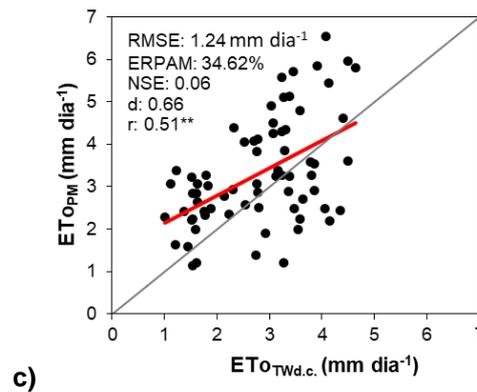
dados climáticos das estações do INMET foram disponibilizados em base horária, e as leituras disponíveis foram convertidas posteriormente fazendo-se a média de 24 h para cada variável. Os dados de temperatura e umidade relativa média das estações convencionais do IAPAR são obtidos com média diária compensada: “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<sub>o</sub>) models and time series analyses of the influencing weather variables on ET<sub>o</sub> 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. **Balanço 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](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](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