



Research Paper

## Evaluating the Strategy of Ensemble Empirical and Tree-Based Methods in Estimating Reference Evapotranspiration

Fatemeh Mikaeili<sup>1</sup>, Saeed Samadianfard<sup>2\*</sup> and Reza Delirhasannia<sup>2</sup>

<sup>1</sup>M.Sc. Student, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

<sup>2</sup>Assoc. Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

### Article information

**Received:** June 01, 2022

**Revised:** July 13, 2022

**Accepted:** July 14, 2022

### Keywords:

Combined Method

Hargreaves-Samani

Kerman

Random Forest

Sensitivity Analysis

\*Corresponding author:

[s.samadian@tabrizu.ac.ir](mailto:s.samadian@tabrizu.ac.ir)



### Abstract

In the present research, three data-driven models including M5P, REP tree, and random forest were used to estimate daily reference evapotranspiration. The abilities of these three models to estimate reference evapotranspiration were studied in single and combined modes. To this end, the daily meteorological data of five synoptic stations in Kerman province in the period from 2000 to 2020 were used. A combination of meteorological variables, using sensitivity analysis versus the reference evapotranspiration values obtained from FAO-Penman-Monteith, was considered as input for each of the mentioned models. Finally, the accuracy of the mentioned models and empirical methods in estimating the evapotranspiration of the reference plant were compared using statistical indicators, and the superior model was selected. The results of validation data showed that the M5P model in the form of individually (RMSE = 0.083 and NS = 0.998 in Bam station) and the weighted averaging in the form of the ensemble (RMSE = 0.155 and NS = 0.994 in Bam and Sirjan stations) in all stations had better results for estimating evapotranspiration rates than other methods. In general, tree models, especially M5P, had better results in estimating daily evapotranspiration than empirical models.

© Authors, Published by **Environment and Water Engineering** journal. This is an open-access article distributed under the CC BY (license <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).



### Introduction

Iran is a country with an average rainfall of 250 mm and is classified as an arid and semi-arid region of the world. Limited water resources and lack of proper quality water are the main problems of agriculture in the country; therefore, finding a solution to overcome water shortage in these areas is always a research priority. Water demand and consumption in agricultural

ecosystems are highly dependent on climatic parameters. In planning and managing water resources for irrigation, there is a need to analyze hydrological variables such as precipitation and evapotranspiration. Therefore, the management of limited water resources, especially in the agricultural sector, which has the largest share among different consumers, is one of the main concerns of the country's water and agriculture



managers. Evapotranspiration as one of the important components of the hydrological cycle has a great role in studying the balance of catchments. In calculating the water requirement of plants, first, the amount of reference evapotranspiration is calculated, and then with the help of it, the amount of evapotranspiration is calculated for each plant. Reference evapotranspiration can be measured directly using lysimeters or can be calculated from the proposed empirical equations such as FAO-Penman-Montith, but time-consuming, has relatively high costs, construction problems, and the need for high accuracy limit their use. These methods range from complex equations that require a lot of meteorological data to simple equations that require less data. Many researchers around the world have introduced the FAO-Penman-Montith method in comparison with the lysimeter as the most accurate method for estimating the evapotranspiration of the reference plant. In recent years, black-box and data-based methods have been significantly developed in solving water engineering problems where there are enough data to estimate the model. The intelligence methods are considered valid methods in modeling complex and nonlinear processes. Hence, artificial neural networks as a new method that has great potential in modeling complex and nonlinear processes can be used to model evapotranspiration. Capture the physical process governing the system and only with the help of input and output data is able to establish a relationship between them. In recent years, machine learning methods have been used in various parts of water engineering, including evapotranspiration estimations. The aim of this research is to estimate accurately the evapotranspiration values of the reference plant using three data-driven methods including random forest (RF), M5P, and REP tree model in both single and combined modes. Also, comparing the accuracy and performance of the mentioned tree methods, and empirical models (Hargreaves-Samani, Turk, and Albrecht) and proposing the most accurate method is one of the approaches of the current research.

## Material and Methods

Data from five synoptic stations of Kerman province (2000-2020) were used to estimate the values of reference evapotranspiration. As mentioned, the FAO-Penman-Montith model was considered the basic method for the validation of other methods. Also, three types of empirical methods including Hargreaves –Samani based on temperature, Turk based on radiation, and Albrecht based on mass transfer were evaluated individually and in combination with each other. Furthermore, three tree-based models including M5P Tree, Random Forest (RF), and REP Tree were used for modeling reference evapotranspiration. For a given data set, one method may outperform another, and sometimes the results may be quite the opposite. In order to enjoy the benefits of all methods and not lose the generality, a hybrid model uses the single output of all techniques. In this study, ensemble modeling was conducted via linear simple (SA) and weighted (WA) averaging methods. So, using sensitivity analysis of meteorological variables, one combined scenario for each station was defined. 70% of the data were used for calibration calculations and the residual (30%) data were utilized for validation by implementing Weka software. Eventually, statistical criteria including root mean squared error (RMSE) and Nash-Sutcliffe coefficient (NS) were utilized to evaluate the capabilities of each mentioned method in predicting reference evapotranspiration values.

## Results

The results of the sensitivity analysis were the same in all stations therefore only one scenario was defined for each of the five stations and the work process proceeded with the definition scenario. The predominant variables in estimating evapotranspiration were minimum temperature, sunny hours, average temperature, wind speed, and solar radiation. The obtained results showed that the M5P model in all stations indicated the best results in the survey of the reference evapotranspiration. In the next position, the RF model and REPT had considerable outcomes. Regarding empirical equations, Hargreaves- Samani was the superior model in all stations. The best estimate related to the M5P model is in Bam station with  $RMSE = 0.083$  and  $NS = 0.998$ . The weakest prediction is depending the TU method in the Kahnuj station with  $RMSE = 4.872$  and  $NS = -2.554$ . Fig. 1

shows the RMSE values related to each model in all studied stations.

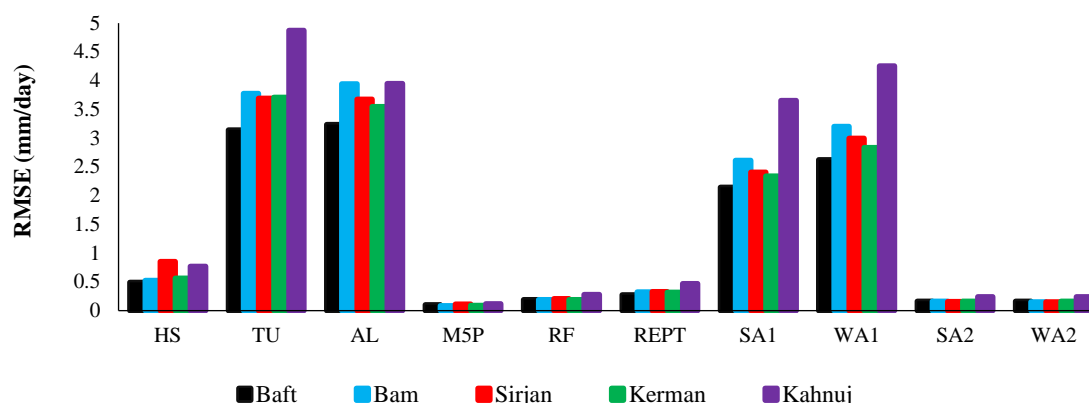


Fig. 1 The RMSE values in the studied stations

The obtained results showed that the performance of all models was more suitable for Bam and Baft stations with drier climates than the other three stations based on De Martonne climatic classification. The results of the tree-based models compare to empirical models were noticeable. Between empirical models, HS had more reasonable predictions than TU and AL. Additionally, among ensemble models: SA and WA, both of them had close performance (Only in some cases the performance of WA was better than SA). It can be explicitly claimed that after the M5P, the SA<sub>2</sub> provided a precise prediction of the reference evapotranspiration values.

### Conclusions

Calculating and forecasting the exact amount of daily evapotranspiration and consequently, accurate estimation of water requirements of plants provide the basis for proper design of irrigation facilities and while reducing implementation costs, provide a suitable program for the use of water resources in irrigation and agriculture. Accordingly, the ability and the accuracy of intelligent learning methods of the M5P tree model, random forest, REP tree as well as empirical methods based on temperature, radiation, and mass transfer to obtain reference evapotranspiration at five meteorological stations located in Kerman province in the form of single and combined were evaluated. The obtained results were compared using statistical parameters and the superior model was selected. Finally, using the results, it was shown that: 1) The overall results of this study showed the effectiveness of hybrid modeling for predicting

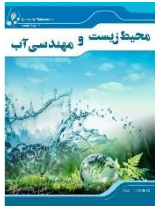
reference evapotranspiration. 2) In the comparison of the results between the models in single and ensemble mode, M5P and WA<sub>2</sub> models had the highest accuracy compared to other methods. 3) The performance of tree models in the ensemble mode compared to empirical models was still evaluated as suitable. Although, with lower performance of individual models, more space for improvement can be created by ensemble models, higher performing individual models lead to the most accurate, efficient, and reliable new modeling in the combined mode. 4) TU and AL equations underestimated reference evapotranspiration values in all studied stations. The obtained results in the verification phase indicated that the standalone M5P method (RSME = 0.083 and NS = 0.998 in Bam station) and the weighted averaging method of tree models (RMSE = 0.155 and NS = 0.994 in Bam and Sirjan stations) in all studied stations have had better results in estimating reference evapotranspiration values. Meanwhile, the tree models especially M5P, provided more accurate estimations of reference evapotranspiration in comparison with empirical equations.

### Data Availability

The data can be sent on request by the corresponding author via [s.samadian@tabrizu.ac.ir](mailto:s.samadian@tabrizu.ac.ir) email.

### Conflicts of interest

The authors of this paper declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.



ISSN: 2476-3683

محیط زیست و مهندسی آب

Homepage: [www.jewe.ir](http://www.jewe.ir)

مقاله پژوهشی

## ارزیابی راهبرد ترکیب مدل های تجربی و مبتنی بر درخت در پیش بینی تبخیر تعرق مرجع

فاطمه میکائیلی<sup>۱</sup>، سعید صمدیان فرد<sup>۲\*</sup> و رضا دلیر حسن نیا<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران  
<sup>۲</sup> دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخ دریافت: [۱۴۰۰/۰۳/۱۱]	در پژوهش حاضر، از سه مدل داده محور شامل مدل درختی M5P، REP و جنگل تصادفی در تخمین تبخیر-تعرق مرجع روزانه استفاده شد. توانایی این سه مدل در تخمین تبخیر-تعرق مرجع در حالت منفرد و ترکیبی مورد مطالعه قرار گرفت. به این منظور از داده های هواشناسی روزانه پنج ایستگاه هواشناسی در استان کرمان در بازه زمانی ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۹ استفاده شد. یک ترکیب از متغیرهای هواشناسی، با استفاده از تحلیل حساسیت در مقابل مقادیر تبخیر-تعرق مرجع حاصل از فائو-پنمن-مونتیث، به عنوان ورودی برای هر یک از مدل های مذکور در نظر گرفته شد. در نهایت، دقت روش های مذکور و روش های تجربی در برآورد تبخیر-تعرق گیاه مرجع با استفاده از شاخص های آماری مورد مقایسه و مدل برتر انتخاب شد. نتایج در مرحله صحت سنجی نشان داد که روش M5P به صورت منفرد (۰/۰۸۳) $RSME = 0/998$ و $NS = 0/998$ در ایستگاه بم) و روش میانگین گیری وزنی از مدل های درختی به صورت ترکیبی ( $RMSE = 0.155$ و $NS = 0.994$ در ایستگاه بم و سیرجان) در همه ایستگاه های مورد مطالعه نتایج بهتری در تخمین مقادیر تبخیر-تعرق مرجع داشته اند. در حالت کلی، مدل های درختی به خصوص M5P، در مقایسه با مدل های تجربی نتایج بهتری در تخمین مقادیر تبخیر-تعرق روزانه گیاه داشته اند.
تاریخ بازنگری: [۱۴۰۱/۰۴/۲۲]	
تاریخ پذیرش: [۱۴۰۱/۰۴/۲۳]	
واژه های کلیدی: تحلیل حساسیت جنگل تصادفی روش ترکیبی کرمان هارگریوز-سامانی	
*نویسنده مسئول: <a href="mailto:s.samadian@tabrizu.ac.ir">s.samadian@tabrizu.ac.ir</a>	



### ۱- مقدمه

کنترل سیلاب از اهمیت ویژه ای برخوردار است (Granata, 2019). بیشترین مقدار بارش دریافتی به وسیله سطح زمین، با فرآیند تبخیر-تعرق به جو زمین بازگردانده می شود. تبخیر-تعرق دو فرآیند جداگانه است که آب از یک طرف با تبخیر از سطح خاک و از طرف دیگر با تعرق توسط گیاه از

با توجه به واقع شدن ایران در اقلیم خشک و نیمه خشک، تبخیر-تعرق یکی از مؤثرترین مؤلفه ها در بررسی وضعیت بیلان آبی کشور است. برآورد دقیق این پارامتر در محاسبه دقیق نیاز آبی گیاهان و به تبع آن در طراحی سامانه های آبیاری، مدیریت منابع آب، برنامه ریزی آبیاری، تقسیم آب و



مشابهی در آن شرایط داشتند. (Moratiel et al. (2019) تبخیر-تعرق مرجع را با مدل‌های FPM و هارگریوز سامانی (HS)<sup>۵</sup> تحت معیارهای مکانی و زمانی بررسی کردند و نتیجه گرفتند که عملکرد مدل‌ها به‌طور قابل ملاحظه‌ای بسته به آب و هوا در مقیاس سالانه و فصلی تغییر یافت، مثلاً برای زمستان هیچ مدلی عملکرد مناسبی نشان نداد. Wang et al. (2019) با کاربرد روش‌های جنگل تصادفی (RF)<sup>۶</sup> و برنامه‌ریزی بیان ژن برای پیش‌بینی مقادیر تبخیر-تعرق مرجع، قابلیت هر دو فن را در تخمین مقادیر این پارامتر نشان دادند. (Huang et al. (2019) روش SVR، RF و الگوریتم کت بوست<sup>۷</sup> را در تخمین مقادیر روزانه تبخیر-تعرق مرجع در پنج منطقه مرطوب چین با داده‌های محدود و کامل بررسی کردند. نتایج نشان داد وقتی همه داده‌های مورد نیاز در دسترس باشند، روش کت بوست از روش‌های RF و SVR توانایی بالاتری را در برآورد تبخیر-تعرق مرجع نشان می‌دهد. (Samadianfard et al. (2020) با استفاده از روش‌های رگرسیون فرآیند گاوسی (GPR)<sup>۸</sup>، SVR و RF، تبخیر-تعرق مرجع را در مناطق مرطوب ایران برآورد کردند که نتایج نشان داد مدل‌های GPR و SVR از قابلیت مناسبی برای تخمین مقدار این متغیر در مناطق مرطوب برخوردار می‌باشند. (Bidabadi et al. (2021) کارایی شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۹</sup> و سیستم استنتاج عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS)<sup>۱۰</sup> را در برآورد تبخیر-تعرق مرجع در اقلیم خشک و نیمه‌خشک بررسی و نتیجه گرفتند که روش‌های ANN نتایج بهتری را نسبت به روش‌های تجربی ارائه کردند. همچنین هر دو مدل با داده‌های ورودی دمایی متوسط و سرعت باد بهترین نتایج را ارائه داده‌اند. et al. (2021) Valle Júnior به ارزیابی رویکردهای FAO-56 برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از داده‌های هواشناسی گمشده پرداختند. نتایج حاصل از پژوهش آن‌ها نشان داد که داده تابش بالاترین تأثیر را بر روی تبخیر-تعرق مرجع منطقه مورد مطالعه و احتمالاً برای مناطق مشابه داشته است. (Rashid Niaghi et al. (2021) تبخیر-تعرق مرجع را با استفاده از رویکردهای یادگیری ماشینی مکانی و زمانی برآورد کردند. نتایج ایشان نشان داد که بهترین

دسترس خارج می‌شود. از روش‌های اصلی اندازه‌گیری تبخیر-تعرق می‌توان به نصب لایسیمترها که برای واسنجی سایر مدل‌ها استفاده می‌شوند، اشاره کرد. زمان‌بر بودن، هزینه‌های نسبتاً زیاد، مشکلات احداث، نیاز به دقت بالا کاربرد آن‌ها را محدود می‌کند. رویکرد دیگر برای تعیین مقادیر واقعی تبخیر-تعرق گیاه استفاده از تبخیر-تعرق مرجع و ضرایب گیاهی است. تبخیر-تعرق مرجع از سطح یک گیاه (چمن فرضی) و با ارتفاع ۱۲ cm که این پوشش کمبود آب و هیچ نوع آفت و بیماری ندارد و دارای ضریب بازتابش ۰/۲۳ و مقاومت روزانه ۷۰ s/m است، در نظر گرفته می‌شود (Allen et al. 1998). با استفاده از این تعریف می‌توان تبخیر-تعرق مرجع را با استفاده از متغیرهای هواشناسی بر مبنای فیزیک و معادلات تجربی به‌دست آورد (Karimi et al. 2020).

بر اساس پیشنهاد سازمان فائو<sup>۱</sup>، یکی از معادلاتی که بر اساس توازن انرژی ارائه گردیده است، معادله موسوم به فائو-پنمن-مونتیث (FPM)<sup>۲</sup> می‌باشد. این معادله به‌عنوان روشی مبنای محاسبه مقادیر تبخیر-تعرق مرجع هنگامی که اندازه‌های این پارامتر در دسترس نیست، معرفی شد (Allen et al. 1998). از عمده‌ترین مزایای این معادله می‌توان به اساس فیزیکی، اعتبار جهانی و همچنین عدم نیاز به واسنجی محلی اشاره کرد. از طرف دیگر، نیاز به تعداد بالایی از پارامترهای هواشناسی که در برخی از مناطق و ایستگاه‌ها در دسترس نمی‌باشد، نقطه‌ضعف عمده این معادله می‌باشد (Karimi et al. 2020).

به‌عنوان جایگزینی برای مدل FPM، معادلات تجربی با تکیه بر متغیرهای هواشناسی محدود، ممکن است استفاده شوند که هر کدام از نظر داده‌های مورد لزوم نیازهای متفاوتی دارند. (Samadianfard and Panahi (2018) تبخیر-تعرق گیاه مرجع را با استفاده از درخت M5P و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)<sup>۳</sup> برآورد کردند و نتایج پژوهش ایشان نشان داد که مدل‌های مذکور در برآورد تبخیر-تعرق مرجع نسبت به مدل‌های تجربی هارگریوز و تورنت-وایت<sup>۴</sup> عملکرد بهتری داشتند. (Farzanpour et al. (2019) نتایج حاصل از ۲۰ معادله تجربی در مناطق نیمه‌خشک ایران را مقایسه کرده و نشان دادند که معادلات مبتنی بر دما و تابش عملکرد

<sup>5</sup>Hargreaves and Samani

<sup>6</sup>Random Forest

<sup>7</sup>CatBoost

<sup>8</sup>Gaussian Processes Regression

<sup>9</sup>Artificial neural network

<sup>10</sup>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

<sup>1</sup>Food and Agriculture Organization of the United Nations

<sup>2</sup>FAO- Penman- Monteith

<sup>3</sup>Support Vector Regression

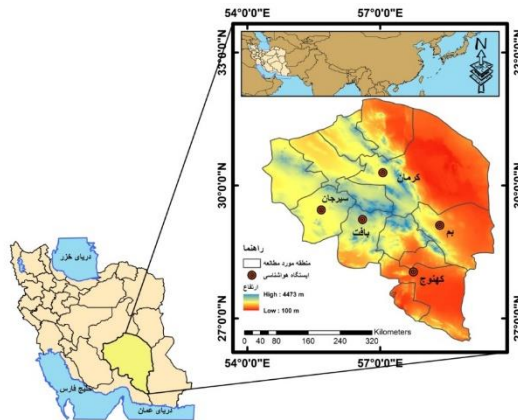
<sup>4</sup>Torrent-White



جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table 1 Geographical profile table of the studied station

Station	Latitude	Longitude	Elevation from sea level (m)	Climate
Baft	29° 23'	56° 60'	2280	Semi-arid
Bam	29° 10'	58° 34'	1050	Hyper-arid
Sirjan	29° 45'	55° 67'	1766	Tropical
Kerman	30° 28'	57° 07'	1756	Tropical
Kahnuj	28° 05'	57° 75'	508	Tropical



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی استان کرمان و ایستگاه‌های مورد مطالعه

Fig. 1 Geographical location of Kerman province and studied stations

داده‌های هواشناسی مورد استفاده در پژوهش حاضر از سازمان هواشناسی کشور اخذ شد. این داده‌ها در مقیاس روزانه شامل دمای میانگین ( $T_{mean}$ )، دمای کمینه ( $T_{min}$ )، دمای بیشینه ( $T_{max}$ )، دمای نقطه شبنم ( $T_{dp}$ )، رطوبت نسبی ( $RH$ )، ساعات آفتابی ( $n$ )، سرعت باد ( $U_2$ ) و تابش خورشیدی ( $R_s$ ) برای یک دوره ۲۱ ساله (۱۳۷۹ تا ۱۳۹۹) می‌باشند. مدل‌سازی با استفاده از روش‌های داده‌محور جنگل تصادفی ( $RF$ )، مدل درختی  $M5P$  و  $REP$  انجام شده است. در این پژوهش ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمون مد نظر قرار گرفت. برای اجرای هر یک از روش‌های درختی مذکور، از نرم‌افزار Weka استفاده شد.

## ۲-۲- معادلات تجربی

معادله استاندارد فائو- پنمن- مونتیت به‌عنوان روش معیار برای اعتبارسنجی و ارزیابی سایر معادلات کاربردی و مدل‌های یادگیری ماشین استفاده گردید. در این پژوهش، سه نوع معادله تجربی از سه دسته مبتنی بر دما ( $HS$ )، تابش ( $TU$ ) و انتقال جرم ( $AL$ ) مورد مطالعه قرار گرفت.

عملکرد مربوط به ترکیب مبتنی بر تابش و  $RF$  با دقت بالا برای همه ایستگاه‌ها بود و روش‌های ماشین بردار پشتیبان و برنامه‌ریزی بیان ژن ضعیف‌ترین عملکرد را نشان دادند.

Ayaz et al. (2021) با استفاده از شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت،  $RF$  و  $SVR$  به برآورد تبخیر-تعرق مرجع پرداختند و گزارش کردند که دقت ۹۹٪ را می‌توان با تمام ورودی‌های اقلیمی به‌دست آورد. درحالی‌که دقت با داده‌های کم‌تر به ۸۶٪ کاهش می‌یابد و عملکرد بهتر مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت را بیان کردند. Yang et al. (2022) به واسطه مدل‌های تجربی در برآورد تبخیر-تعرق مرجع در ۳۶ منطقه مختلف کشاورزی چین پرداختند، رابطه بین روش‌های بهینه و شرایط اقلیمی نشان داد که می‌توان مطمئن‌ترین روش تجربی را با توجه به میانگین سالانه دمای محلی و شاخص خشکی انتخاب کرد. هدف از پژوهش حاضر، برآورد دقیق مقادیر تبخیر-تعرق گیاه مرجع با استفاده از روش‌های داده‌محور جنگل تصادفی ( $RF$ )، مدل درختی  $M5P$  و کاهش خطای هرس ( $REP$ )<sup>۱</sup> در دو حالت منفرد و ترکیبی بود. همچنین، مقایسه دقت و عملکرد روش‌های درختی مذکور و مدل‌های تجربی هارگریوز- سامانی ( $HS$ )<sup>۲</sup>، تورک ( $Tu$ )<sup>۳</sup> و آلبرچت ( $AL$ )<sup>۴</sup> و پیشنهاد دقیق‌ترین روش از رویکردهای پژوهش حاضر بود.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

در پژوهش حاضر از داده‌های هواشناسی پنج ایستگاه هواشناسی شامل بافت، بم، سیرجان، کرمان و کهنوج واقع در استان کرمان استفاده شده است. اطلاعات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه در جدول (۱) آورده شده است. لازم به‌ذکر است که اطلاعات مندرج در جدول (۱) مستخرج از سایت اداره کل سازمان هواشناسی استان کرمان می‌باشد. استان کرمان در جنوب شرق ایران واقع شده و با دربرگرفتن بیش از ۱۱٪ از وسعت کل کشور با حدود  $183193 \text{ km}^2$  پهناورترین استان ایران می‌باشد. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است.

<sup>1</sup>Reduced Error Pruning

<sup>2</sup>Hargreaves-Samani

<sup>3</sup>Turc

<sup>4</sup>Albrecht

جدول (۲) معادلات تجربی به کار گرفته شده برای محاسبه مقادیر تبخیر-تعرق مرجع را نشان می‌دهد.

جدول ۲- معادلات تجربی مورد مطالعه

Table 2 Empirical equations studied

ET <sub>0</sub> equations	Abbreviation	Meteorological inputs	Formula
<b>Benchmark model</b> FAO- Penman- Monteith (Karimi et al. 2020)	FAO56-PM	T <sub>mean</sub> , R <sub>s</sub> , U <sub>2</sub> , R <sub>H</sub>	$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{mean} + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)}$
<b>Temperature-based</b> Hargreaves-Samani (Djaman et al. 2015)	HS	T <sub>mean</sub> , T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub>	$ET_0 = 0.0023R_a(T_{mean} + 17.8)\sqrt{T_{max} - T_{min}}$
<b>Radiation/humidity-based</b> Turc (Djaman et al. 2015)	TU	T <sub>mean</sub> , T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , R <sub>s</sub> , R <sub>H</sub>	$ET_0 = a_T 0.013 \frac{T_{mean}}{T_{mean} + 15} \frac{23.8856R_s + 50}{\lambda}$ $R_H \geq 50 \rightarrow a_T = 1$ $R_H < 50 \rightarrow a_T = 1 + \frac{50 - R_H}{70}$
<b>Mass transfer-based</b> Albrecht (Muhammad et al. 2019)	AL	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , T <sub>dew</sub> , U <sub>2</sub>	$ET_0 = (0.1005 + 0.297U_2)(e_s - e_a)$

ET<sub>0</sub> ← تبخیر تعرق گیاه مرجع (mm/day)، R<sub>n</sub> ← تابش خالص در سطح پوشش گیاهی (MJ/m<sup>2</sup>.day)، G ← شار گرما به داخل خاک (MJ/m<sup>2</sup>.day)، T ← دمای هوا (°C)، u<sub>2</sub> ← سرعت باد در ارتفاع دو متری از سطح زمین (m/s)، e<sub>a</sub> ← فشار بخار واقعی (kPa)، e<sub>s</sub> ← فشار بخار اشباع (kPa)، Δ ← شیب منحنی فشار بخار (kPa/°C)، γ ← ضریب سایکرومتری (kPa/°C) و R<sub>H</sub> ← رطوبت نسبی (%) و (e<sub>s</sub> - e<sub>a</sub>) در معادله AL برحسب (hPa)

است. در حالت کلی، مقدار تبخیر-تعرق مرجع به‌عنوان تابعی از هر پارامتر بیان می‌شود و سپس مدل‌ها آموزش داده شده و تأیید می‌شوند.

#### ۲-۴- مدل درختی M5P

این الگوریتم به‌عنوان زیر مجموعه‌ای از روش‌های یادگیری ماشینی و داده‌کاوی است، M5P یک مدل درخت رگرسیون جفتی است که در آن آخرین گره‌ها (برگ‌ها) توابع رگرسیون خطی هستند که می‌توانند ویژگی‌های عددی پیوسته را تولید کنند (Samadianfard and Panahi 2018). درخت تصمیم جهت نمایش طبقه‌بندی کننده‌ها و رگرسیون‌ها است و متشکل از ریشه، شاخه، گره‌ها و برگ‌ها می‌باشد. مدل M5P با در نظر گرفتن فن دیوارک بندی<sup>۱</sup> درختی ساخته شده است. معیار انشعاب برای الگوریتم مدل درختی M5P، مقادیر کلاس رفتاری است که به یک گره می‌رسد که میزان خطا، کاهش مورد انتظار در خطا و در نتیجه آزمایش هر ویژگی در آن گره محاسبه می‌شود. لذا برای ایجاد یک

معادله HS یکی از ساده‌ترین معادلات برای برآورد مقادیر تبخیر-تعرق مرجع در مقیاس روزانه و ماهانه با شرایط اقلیمی مختلف است، این معادله تنها به داده‌های ثبت شده دما برای تخمین مقادیر تبخیر-تعرق مرجع نیاز دارد. معادله TU مبتنی بر تابش به داده‌های دما، تابش خورشیدی و رطوبت نسبی نیاز دارد. معادله AL مبتنی بر انتقال جرم هم معادله‌ای ساده و بر پایه قانون گاز دالتون است که در آن فقط داده‌های دما و سرعت باد نیاز می‌باشد.

#### ۲-۳- تحلیل حساسیت

تحلیل حساسیت یک مدل، میزان تأثیرگذاری متغیرهای مستقل و تأثیرپذیری متغیر وابسته تحت الگوی مشخص را نشان می‌دهد. در این مطالعه، ابتدا همه‌ی پارامترهای در دسترس به‌عنوان ورودی‌های مدل‌های درختی استفاده شدند. سپس، میزان تأثیر هر متغیر با حذف مرحله به مرحله متغیرها مشخص شد. برای تعیین اثربخشی پارامترها از جذر میانگین مربعات خطا استفاده شد، به این‌صورت که بیش‌ترین خطا با حذف پارامتر هر مرحله نشان‌دهنده غالب‌ترین و مؤثرترین متغیر در برآورد تبخیر-تعرق مرجع

<sup>۱</sup>Partitioning

$$m(x, y) = av_k I(h_k(x) = y) - \max av_k I(h_k(x) = j) \quad j \neq y \quad (4)$$

که، I تابع شاخص است. پیش‌بینی نهایی با میانگین نتایج حاصل از همه درختان مشخص می‌شود.

#### ۲-۶- مدل درختی تصمیم یادگیری سریع

یک درخت تصمیم یادگیری سریع<sup>۳</sup> می‌تواند با انجام طبقه‌بندی نتایج گسسته و یا با رگرسیون نتایج کمی پیوسته ایجاد کند. این الگوریتم با استفاده از روش کسب اطلاعات<sup>۴</sup> و واریانس درختان تصمیم و رگرسیونی ایجاد می‌کند و با استفاده از خطای کاهش یافته درختان را هرس می‌کند. این الگوریتم حداقل تعداد نمونه‌ها در هر برگ، حداکثر عمق درخت، حداقل نسبت واریانس مجموعه آموزشی برای یک تقسیم، و تعداد چین‌ها برای هرس را تنظیم می‌کند (Witten et al. 2016). درخت تصمیم درخت را با یادگیری نظارت‌شده و بر اساس رویکرد تقسیم و قانون می‌سازد (Witten and Frank 2005). فرض کنید A و B دو متغیر متمایز با ارزش {a<sub>1</sub>, ..., a<sub>n</sub>} و {b<sub>1</sub>, ..., b<sub>n</sub>} می‌باشند. آنتروپی و آنتروپی شرطی B در رابطه‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است:

$$H(B) = -\sum_{i=1}^K P(B = b_i) \log P(B = b_i) \quad (5)$$

$$H(B|A) = -\sum_{i=1}^l P(A = a_i) H(B|A = a_i) \quad (6)$$

و در نهایت کسب اطلاعات A از رابطه (۷) محاسبه می‌شود:

$$IG = (B; A) = H(B) - H(B|A) \quad (7)$$

#### ۲-۷- مدل‌سازی ترکیبی

در مقایسه عملکرد حاصل از روش‌های هوشمند برای مجموعه‌ای از داده‌ها، ممکن است عملکرد یک روش از دیگری پیشی بگیرد تا جایی که ممکن است نتایج کاملاً مخالف یکدیگر باشند. به‌منظور بهره‌مندی از مزایای تمام روش‌ها و همچنین عدم از دست دادن عمومیت، یک مدل ترکیبی که از خروجی مدل‌های منفرد به‌دست می‌آید، توسعه داده می‌شود. مدل‌سازی ترکیبی در این مطالعه از طریق دو روش خطی شامل میانگین‌گیری ساده و میانگین‌گیری وزنی می‌باشد. میانگین ساده (SA)<sup>۵</sup> به‌صورت رابطه (۸) می‌باشد (Nourani et al. 2019):

درخت تصمیم از معیار انشعاب براساس کاهش عملکرد انحراف استاندارد (SDR) طبق رابطه (۱) استفاده می‌شود.

$$SDR = sd(T) - \sum \frac{|T_i|}{|T|} sd(T_i) \quad (1)$$

انحراف معیار مورد استفاده در SDR از رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$sd(T) = \sqrt{\frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N y_i^2 - \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N y_i)^2)} \quad (2)$$

که، T مجموعه‌ای از نمونه‌هاست، T<sub>i</sub> نشان‌دهنده‌ی مجموعه نمونه‌هایی است که i امین نمونه پتانسیل افزایش دارد، S<sub>h</sub> انحراف معیار، y<sub>i</sub> مقدار عددی نمونه i و N تعداد کل داده‌ها می‌باشد (Qasem et al. 2019). پس از اینکه انحراف معیار به صفر نزدیک می‌شود، درخت بزرگی ایجاد می‌شود که کار با آن سخت است، لذا با هرس شاخه‌های اضافی درخت بهینه ایجاد خواهد شد.

#### ۲-۵- مدل جنگل تصادفی

به‌عنوان رویکرد گروهی مبتنی بر درخت، جنگل تصادفی (RF)<sup>۱</sup> از ابعاد رگرسیون بالا استفاده می‌کند که در آن رشد درخت براساس درختان متصل زیادی است (Breiman 2001). به‌منظور به‌وجود آوردن درخت رگرسیونی از پارتیشن‌بندی بازگشتی و رگرسیون چندگانه استفاده می‌شود. مدل RF برای جلوگیری از تطابق درخت‌های رگرسیونی مختلف، تنوع درختان را از طریق ایجاد زیرمجموعه‌های مختلف از داده‌های آموزشی (کیسه‌بندی)<sup>۲</sup> کم می‌کند. پس از تشکیل درختان در مجموعه که نتیجه روش کیسه‌بندی است، برای به‌دست آوردن خروجی نهایی، متوسط همه درخت‌های پیش‌بینی شده محاسبه می‌شود (Shiri 2018). تشکیل رگرسیون‌های مبتنی بر RF، با رشد درختان براساس بردار تصادفی θ شروع می‌شود، بنابراین درخت برآورد شده h(x, θ) ممکن است مقادیر عددی بگیرد. میانگین مربعات خطای تعمیم از هر پیش‌بینی‌کننده h(x) به‌صورت رابطه (۳) است.

$$E_{x,y} = (Y - h(x))^2 \quad (3)$$

برای یک مجموعه طبقه‌بندی شده خاص برای h<sub>1</sub>(x), h<sub>2</sub>(x), ..., h<sub>k</sub>(x) توابع حاشیه را می‌توان به‌صورت رابطه (۴) نوشت:

<sup>3</sup>Rep tree

<sup>4</sup>Information gain

<sup>5</sup>Simple averaging

<sup>1</sup>Random Forest

<sup>2</sup>Bagging



$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (11)$$

$$NS = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2} \right] \quad (12)$$

که،  $P_i$  تبخیر-تعرق مرجع تخمین زده شده به کمک مدل در روز  $i$ ،  $O_i$  تبخیر-تعرق مرجع محاسبه شده با روش فائو-پنمن-مونتیث،  $\bar{O}$  میانگین مقادیر مشاهداتی و  $N$  تعداد کل داده‌ها می‌باشد.

### ۳- یافته‌ها و بحث

#### ۳-۱- نتایج تحلیل حساسیت

به منظور شناسایی پارامترهای ورودی کلیدی برای مدل سازی تبخیر-تعرق مرجع در ایستگاه‌های انتخاب شده از تحلیل حساسیت استفاده شد. نتایج تحلیل حساسیت برای همه هشت پارامتر مورد مطالعه در جدول (۳) آورده شده است. جدول (۳) اهمیت بالقوه تأثیر پارامترهای ورودی را نسبت به تبخیر-تعرق مرجع به عنوان خروجی نشان می‌دهد.

$$\overline{ET} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ET_i \quad (8)$$

که در آن  $\overline{ET}$  خروجی مدل ترکیبی،  $ET_i$  خروجی  $i$  امین مدل منفرد و  $N$  تعداد مدل‌های منفرد می‌باشد. میانگین وزنی به صورت رابطه (۹) محاسبه می‌شود:

$$\overline{ET} = \sum_{i=1}^N w_i ET_i \quad (9)$$

$w_i$  وزن به کار برده شده بر روی  $i$  امین مدل که بر اساس عملکرد مدل به صورت رابطه (۱۰) می‌تواند تعیین شود:

$$w_i = \frac{NS_i}{\sum_{i=1}^N NS_i} \quad (10)$$

که،  $NS_i$  بازده عملکرد (به عنوان مثال ضریب نش-ساتکلیف)  $i$  امین مدل منفرد می‌باشد.

#### ۲-۸- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

جهت ارزیابی دقت نتایج و مقایسه قدرت پیش‌بینی مدل‌های پیشنهادی از شاخص‌های جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب NS استفاده شده است. فرمول آماره‌های فوق به ترتیب در روابط (۱۱) و (۱۲) ارائه شده است.

جدول ۳- نتایج تحلیل حساسیت

Table 3 Sensitivity analysis results

Station	Error term	$T_{min}$ °C	$T_{max}$ °C	n hr	$T_{mean}$ °C	$U_2$ m/s	RH %	$T_{dp}$ °C	$R_s$ MJ/m <sup>2</sup> /day	All Variables
Baft	RMSE	0.250	0.103	0.155	0.189	0.218	0.106	0.104	0.284	0.103
Bam	RMSE	0.244	0.082	0.143	0.206	0.234	0.086	0.086	0.302	0.101
Kahnuj	RMSE	0.383	0.120	0.152	0.263	0.542	0.128	0.127	0.315	0.131
Kerman	RMSE	0.330	0.102	0.151	0.272	0.321	0.099	0.097	0.311	0.101
Sirjan	RMSE	0.290	0.125	0.160	0.240	0.417	0.115	0.121	0.304	0.124

روش‌های مذکور و معادلات تجربی HS، TU و AL در مرحله صحت‌سنجی بر اساس شاخص‌های آماری RMSE و NS محاسبه شده و نتایج در جدول (۴) ارائه شده است.

با توجه به جدول (۴)، در ایستگاه بم مدل M5P با جذر میانگین مربعات خطای ۰/۰۸۳ و ضریب NS ۰/۹۹۸ بهترین عملکرد را نسبت به سایر مدل‌های RF و REP و همچنین در مقایسه با روش‌های تجربی HS، TU و AL داشته است. در ایستگاه کرمان نیز مدل M5P با جذر میانگین مربعات خطای ۰/۰۹۲ و ضریب NS ۰/۹۹۸ بالاترین دقت و کم‌ترین خطا را در مقایسه با سایر روش‌های مورد مطالعه دارد. در همه‌ی ایستگاه‌های مورد مطالعه مدل M5P نسبت به سایر

لذا با استفاده از داده‌های هواشناسی حداقل، حداکثر و میانگین دما، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی، سرعت باد، دمای نقطه شبنم و تابش خورشیدی یک الگو از ترکیب‌های مختلف هواشناسی بر اساس نتایج حاصل از تحلیل حساسیت برای هر ایستگاه مورد مطالعه تعریف گردید (رابطه ۱۳). سپس محاسبات واسنجی بر روی ۷۰٪ داده‌ها و محاسبات صحت‌سنجی بر روی ۳۰٪ از داده‌های باقی‌مانده، انجام شد.

$$ET_0 = f(T_{min}, n, T_{mean}, u_2, R_s) \quad (13)$$

#### ۲-۳- مدل سازی در حالت منفرد

محاسبات پیش‌بینی مقادیر تبخیر-تعرق مرجع روزانه با روش‌های M5P، RF و REP انجام گرفت. سپس، دقت

یادگیری ماشینی با عملکرد روابط تجربی مشاهده می‌گردد که هر سه مدل مبتنی بر درخت عملکرد قابل‌توجهی در برآورد مقادیر تبخیر-تعرق مرجع روزانه ارائه کرده‌اند اما روش‌های تجربی در هر پنج ایستگاه نتایج ضعیفی داشته‌اند. در بین روش‌های تجربی، روش HS در همه‌ی ایستگاه‌های مورد مطالعه نسبت به دو روش تجربی دیگر بالاترین دقت را دارا بوده به این صورت که در ایستگاه بافت با  $0.491$   $RSME =$  و  $0.926$   $NS =$  روش HS برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع مناسب تشخیص داده شد.

روش‌ها در الگوی تعریف شده بالاترین میزان دقت و کمترین خطا را دارا می‌باشد. لذا چنین می‌توان برداشت کرد که این مدل با وجود سادگی فرآیند ایجاد درخت بر اساس معیار انشعاب، روشی با کارآمدی بسیار بالا در برآورد مقادیر تبخیر-تعرق مرجع روزانه می‌باشد. در مرتبه دوم نیز مدل RF در ایستگاه بافت (با اختلاف اندکی از ایستگاه بم) با  $0.102$   $RSME =$  و  $0.997$   $NS =$  نتایج مناسبی را ارائه کرده است. انتخاب ورودی مناسب در روش RF باعث کشف درست اطلاعات پنهان و در نتیجه برآورد خروجی مطلوب با دقت بالا می‌شود. با مقایسه عملکرد الگوهای مختلف روش‌های

جدول ۴- نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌ها در مرحله صحت‌سنجی

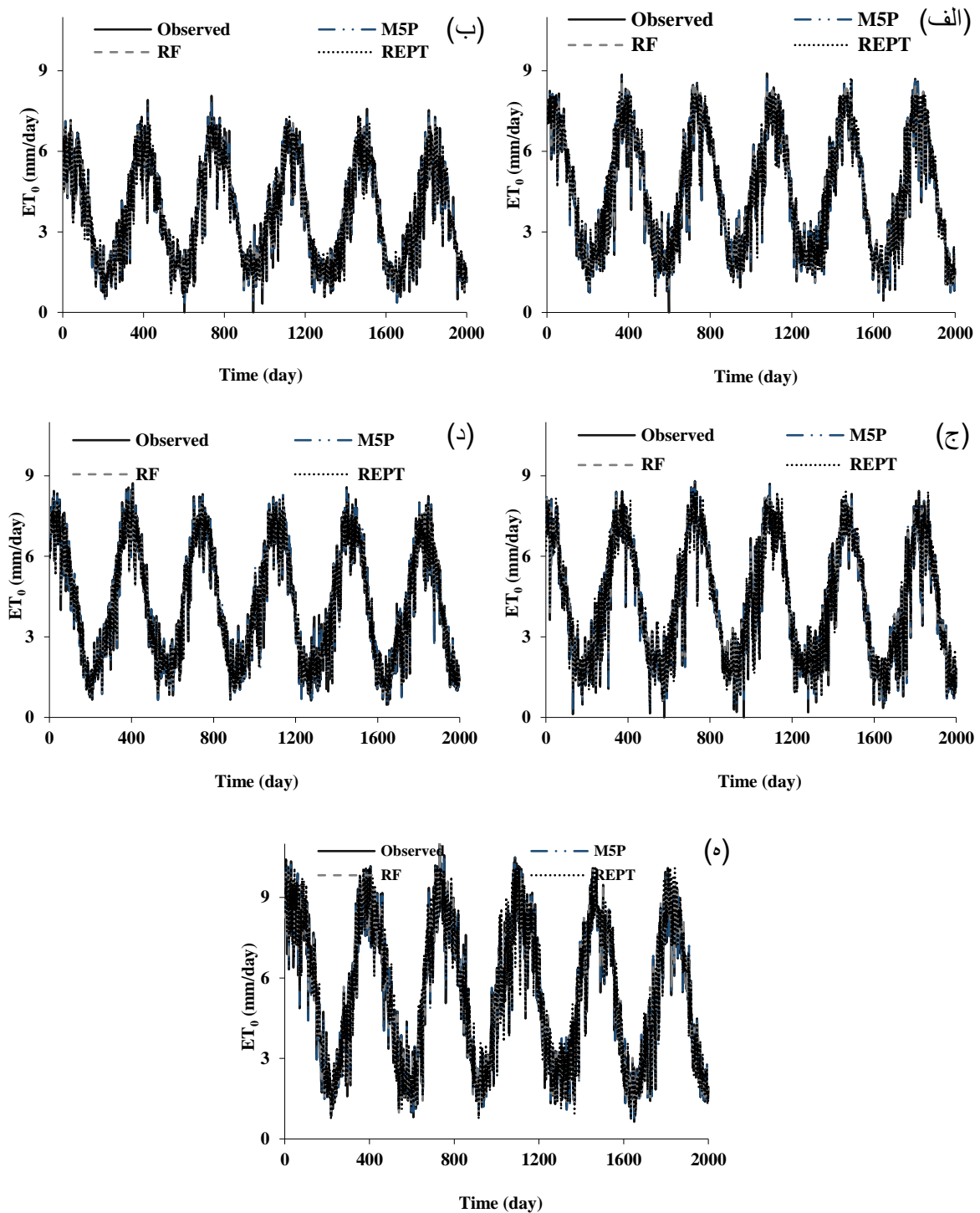
Table 4 Evaluation of the models performance in the testing phase

Station	Model	Evaluation Criteria		Model	Evaluation Criteria	
		RMSE	Ns		RMSE	Ns
Baft	HS	0.491	0.926	M5P	0.102	0.997
	TU	3.141	-2.018	RF	0.189	0.988
	AL	3.236	-2.202	REPT	0.274	0.976
Bam	HS	0.526	0.940	M5P	0.083	0.998
	TU	3.775	-2.054	RF	0.190	0.992
	AL	3.943	-2.333	REPT	0.324	0.977
Sirjan	HS	0.853	0.841	M5P	0.112	0.997
	TU	3.691	-1.970	RF	0.208	0.991
	AL	3.677	-1.948	REPT	0.329	0.976
Kerman	HS	0.564	0.932	M5P	0.092	0.998
	TU	3.708	-1.925	RF	0.193	0.992
	AL	3.549	-1.680	REPT	0.319	0.978
Kahnuj	HS	0.772	0.910	M5P	0.121	0.997
	TU	4.873	-2.554	RF	0.278	0.988
	AL	3.949	-1.336	REPT	0.472	0.966

بوده است. نمودارهای تغییرات مقادیر تبخیر-تعرق مرجع پیش‌بینی شده با استفاده از روش‌های مورد مطالعه با مقادیر حاصل از مشاهدات برای هر سه مدل درختی مورد مطالعه در شکل (۲) قابل‌ملاحظه می‌باشد.

با توجه به نمودارهای تغییرات زمانی مقادیر تبخیر-تعرق مرجع مشاهداتی و پیش‌بینی شده با استفاده از روش‌های مورد مطالعه و با به‌کارگیری پارامترهای هواشناسی به‌عنوان داده‌های ورودی، روند اشاره شده در مورد مدل‌های برتر قابل استنباط است. همانطور که اشاره شد دقت بالای مدل M5P برای هر پنج ایستگاه قابل مشاهده است، چرا که انطباق نقاط برآورد شده از روش‌های مذکور بر نقاط حاصل از مشاهدات بیش‌تر است. در شکل (۳) نیز نمودارهای پراکنش برای برترین مدل‌ها قابل‌ملاحظه می‌باشد.

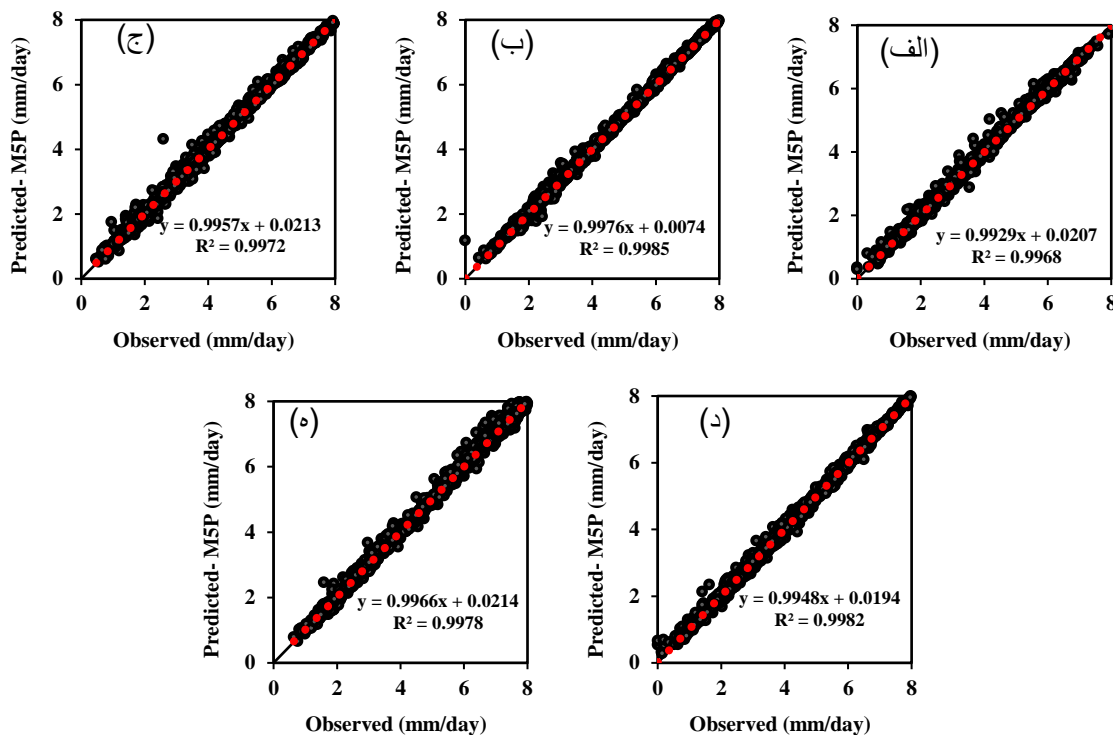
این نشان می‌دهد که روش‌های تجربی TU و AL برای دوره‌های روزانه مناسب نبوده و احتمالاً برای دوره‌های ده روزه و یا ماهانه مناسب باشند. در ادامه ضعیف‌ترین نتایج مربوط به ایستگاه کهنوج با  $0.492$   $RSME =$  و  $0.966$   $NS =$  مربوط به روش REP از روش‌های مبتنی بر درخت و روش TU با  $4.873$   $RSME =$  و  $-2.554$   $NS =$  به‌عنوان ضعیف‌ترین نتایج معرفی شدند. در حالت کلی، روش TU به‌عنوان روشی با خطای بالا و کم‌ترین دقت معرفی شد. بر اساس نتایج جدول (۳)، تبخیر-تعرق مرجع بیش‌ترین حساسیت را نسبت به تابش خورشیدی و حداقل دما نشان داد و می‌توان نتیجه گرفت که چون معادله HS معادله‌ای است اساساً فقط مبتنی بر دما لذا نتایج حاصل از آن در منطقه مورد مطالعه نسبت به دو مدل تجربی دیگر دقیق‌تر



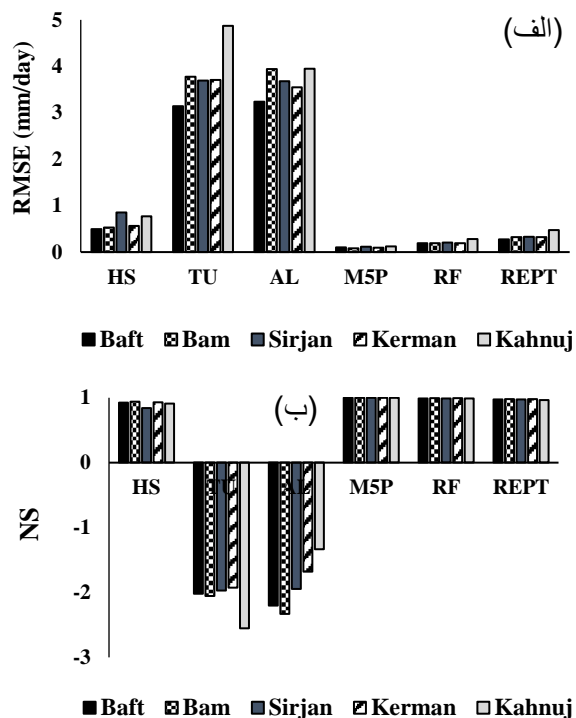
شکل ۲- نمودار تغییرات زمانی مقادیر تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از روش‌های مختلف در ایستگاه‌های: الف- بافت، ب- بم، ج- سیرجان، د- کرمان، و ه- کهنوج

Fig. 2 Charts of temporal variations dew point temperature values using different methods at stations of: a) Baft, b) Bam, c) Sirjan, d) Kerman, and e) Kahnouj

در شکل (۳) نیز تخمین مقادیر نقاط حدی حداکثر و حداقل نیز دقت خوبی نشان داده است. همچنین ملاحظه می‌شود که پراکنش نقاط رسم حول خط نیم‌ساز (برازش) در همه ایستگاه‌ها برای MP5 کم‌تر بوده و نشان از دقت بالای این مدل است. لذا با توجه به روابط ریاضی ارائه شده توسط مدل MSP، این مدل می‌تواند با اطمینان بالایی به‌عنوان یک مدل کاربردی برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع توصیه گردد.



شکل ۳- نمودارهای پراکنش تبخیر-تعرق مرجع با مدل MSP در ایستگاه‌های: الف- بافت، ب- بم، ج- سیرجان، د- کرمان، و ه- کهنوج  
 Fig. 3 Scatter plots of evapotranspiration using MSP model at: Baft, b) Bam, c) Sirjan, d) Kerman, and e) Kahnuj stations



شکل ۴- مقادیر شاخص‌های آماری مدل‌های پیشنهادی در برآورد تبخیر-تعرق مرجع: الف- مقادیر RSME و ب- NS  
 Fig. 4 The values of the statistical indices of the proposed models in predicting evapotranspiration: a) RSME and b) NS

در شکل (۴) نیز مقدار جذر میانگین مربعات خطا و ضریب نش- ساتکلیف هر یک از مدل‌های پیشنهادی در هر پنج ایستگاه در قالب نمودار خوشه‌ای قابل مشاهده می‌باشد. همانطور که از شکل (۴) ملاحظه می‌شود، مدل‌های MSP، RF و REP خطای کم و مدل‌های تجربی TU و AL دارای خطای زیاد است و همچنین مدل HS از روش‌های تجربی نسبت به دو روش تجربی دیگر دارای خطای کمتر می‌باشد. بر این اساس، مقایسه‌ی نتایج به‌دست آمده با نتایج حاصل از پژوهش (Mikaeili and Samadianfard (2022) که نشان دادند مدل MSP در ایستگاه آستارا با تمامی پارامترهای هواشناسی و ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۹۳، جذر میانگین مربعات خطای ۰/۲۰۱ در مقایسه با روش‌های تجربی هارگریوز- سامانی، مک کینک، تورک و دالتون نتایج بهتری در تخمین مقادیر تبخیر-تعرق روزانه گیاه داشته‌اند، مطابقت دارد. همچنین گزارش کردند که در بین معادلات تجربی به‌کار گرفته‌شده مدل HS با جذر میانگین مربعات خطای برابر با ۰/۵۳۸ در بهترین حالت به‌عنوان برترین معادله تجربی شناخته شد. علاوه‌براین، نتایج این مطالعه با نتایج پژوهش (Karimi et al. (2020 تطابق مناسبی داشت.

## ۳-۳- مدل سازی در حالت ترکیبی

خطا در مقایسه با روش های منفرد خواهد داشت. جدول (۵) نتایج حاصل از مدل سازی ترکیبی با استفاده از دو روش میانگین گیری ساده و وزنی را برای روش های تجربی با شماره ۱ و مدل های درختی با شماره ۲ به همراه ساختار و وزن دهی هریک از مدل های ترکیبی را نشان می دهد.

گرچه مدل های جعبه سیاه ممکن است نتایج کاملاً قابل اعتمادی ارائه دهند، اما واضح است که برای مسائل گوناگون مدل های مختلف ممکن است نتایج متفاوتی ارائه دهند. بنابراین، ترکیبی از رویکردهای مختلف نتایجی با حداقل

جدول ۵- نتایج ارزیابی عملکرد مدل های ترکیبی در مرحله صحت سنجی

Table 5 Evaluation of the ensemble models performance in the testing phase

Station	Model	Model Structure	Evaluation Criteria	
			RMSE	NS
Baft	SA <sub>1</sub>	3 - 1	2.144	-0.406
	WA <sub>1</sub>	0.180, 0.329, 0.428	2.623	-1.104
	SA <sub>2</sub>	3 - 1	0.162	0.991
	WA <sub>2</sub>	0.336, 0.333, 0.329	0.162	0.991
Bam	SA <sub>1</sub>	3 - 1	2.612	-0.462
	WA <sub>1</sub>	0.176, 0.386, 0.438	3.201	-1.195
	SA <sub>2</sub>	3 - 1	0.166	0.994
	WA <sub>2</sub>	0.336, 0.334, 0.329	0.155	0.994
Sirjan	SA <sub>1</sub>	3 - 1	2.407	-0.264
	WA <sub>1</sub>	0.176, 0.414, 0.409	2.999	-0.962
	SA <sub>2</sub>	3 - 1	0.156	0.994
	WA <sub>2</sub>	0.336, 0.334, 0.329	0.155	0.994
Kerman	SA <sub>1</sub>	3 - 1	2.341	-0.166
	WA <sub>1</sub>	0.205, 0.424, 0.370	2.837	-0.712
	SA <sub>2</sub>	3 - 1	0.165	0.994
	WA <sub>2</sub>	0.336, 0.334, 0.329	0.164	0.994
Kahnuj	SA <sub>1</sub>	3 - 1	3.653	-0.998
	WA <sub>1</sub>	0.189, 0.532, 0.278	4.258	-1.715
	SA <sub>2</sub>	3 - 1	0.241	0.991
	WA <sub>2</sub>	0.338, 0.335, 0.327	0.239	0.991

ترکیبی از روند و جهت مدل های منفرد پیروی می کنند که با عملکرد بالای مدل های منفرد، شبیه سازی های حاصل از مدل های ترکیبی نیز بهتر خواهند بود. در مقابل، دقت پایین اما بهبود یافته مدل های ترکیبی را می توان از عملکرد مدل های ضعیف به دست آورد که نتایج حاصل از روش های تجربی نمونه بارز این ادعا می باشد. دقت حاصل از روش های تجربی در حالت منفرد پایین می باشد اما در طی روند مدل سازی ترکیبی این دقت نسبتاً بهبود می یابد. در حالت کلی کارآمدی و دقت مدل های هوشمند در تخمین تبخیر-تعرق مرجع نسبت به روش های تجربی کاملاً مشهود است، گرچه مدل های ترکیبی تجربی در صورت کمبود داده برای مدل های هوشمند ممکن است، استفاده شوند. Nourani et al. 2019 تبخیر-تعرق مرجع را با استفاده از داده های تشت تبخیر و مدل های هوشمند برآورد کردند. نتایج حاصل از پژوهش آنها نیز نشان داد که رویکردهای ترکیبی می توانند

همانطور که از مقایسه نتایج در جدول (۶) ملاحظه می شود، بهترین شرایط مربوط به روش های درختی در ایستگاه سیرجان در حالت SA با جذر میانگین مربعات خطای برابر با ۰/۱۵۶ و در حالت WA برابر ۰/۱۵۵ می باشد. ضعیف ترین نتیجه مربوط به ایستگاه سیرجان با جذر میانگین مربعات خطای ۴/۲۵۸ در حالت WA می باشد. بهبود در مدل سازی روش های تجربی بیش تر از مدل های درختی بوده اما با توجه به قابلیت مدل های مبتنی بر روش های هوشمند برای کنترل عدم قطعیت سیستم، نتایج حاصل از مدل های درختی برتر از روش های تجربی باقی می ماند. به این معنی که با عملکرد پایین مدل های منفرد، فضای بیش تری برای بهبود باقی خواهد ماند تا با مدل های ترکیبی تجربی پر شوند. این در حالی است که در مدل سازی ترکیبی با استفاده از مدل های درختی امکان کمتری برای بهبود ایجاد می شود چرا که در حالت منفرد عملکرد مدل ها بالا می باشد. عملکرد مدل های



۴- معادلات TU و AL در همه‌ی ایستگاه‌های مورد مطالعه مقادیر تبخیر-تعرق مرجع را پایین برآورد کردند. این در حالی است که معادله HS مبتنی بر دما عملکرد به‌مراتب بهتری داشت.

با توجه به نتایج مذکور، پیشنهاد می‌شود از روش‌های ترکیبی برای مدل‌سازی سایر پارامترهای آبی- اقلیمی و همچنین گنجاندن سایر روش‌های مبتنی بر جعبه سیاه در واحد ترکیبی استفاده شود. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش قابل تعمیم به کلیه مناطق نبوده و صرفاً می‌تواند افق دید جدیدی در مناطق مشابه با منطقه مورد مطالعه ایجاد کند.

#### دسترسی به داده‌ها

داده‌ها حسب درخواست، از طرف نویسنده مسئول از طریق ایمیل قابل ارسال می‌باشد.

#### تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که، هیچ‌گونه تضاد منافی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

عملکرد مدل‌های منفرد را تا ۲۲٪ برای مدل‌های هوشمند و ۵۵٪ برای معادلات تجربی افزایش دهند.

#### ۴- نتیجه‌گیری

با توجه به بررسی‌ها و نتایج حاصل از شاخص‌های آماری در این پژوهش نتایج زیر قابل بیان است:

۱- نتایج کلی این مطالعه تأثیر مثبت مدل‌سازی ترکیبی را برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع نشان داد.

۲- در مقایسه نتایج بین مدل‌ها در حالت منفرد و ترکیبی به‌ترتیب مدل M5P و WA<sub>2</sub> بالاترین دقت را نسبت به سایر روش‌ها داشتند.

۳- اگرچه، با عملکرد پایین‌تر مدل‌های منفرد، می‌توان فضای بیشتری برای بهبود به‌وسیله مدل‌های ترکیبی ایجاد کرد، اما مدل‌های منفرد با کارایی بالاتر منجر به دقیق‌ترین، کارآمدترین و مطمئن‌ترین مدل‌سازی در حالت ترکیبی می‌شوند.

## References

- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. and Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements. Irrig. Drain Paper no. 56, FAO, Rome, Italy.
- Ayaz, A., Rajesh, M., Kumar Singh, S. and Shaik Rehana. (2021). Estimation of reference evapotranspiration using machine learning models with limited data. AIMS Geosci., 7(3), 268–290. DOI: [10.3934/geosci.2021016](https://doi.org/10.3934/geosci.2021016)
- Bidabadi, M., Babazadeh, H., Shiri, J. and Saremi, A. (2021). Estimation of reference crop evapotranspiration using ANN and ANFIS in arid and semi-arid climates. Irrig. Drain., 15(6), 1412-1420. DOI: [20.1001.1.20087942.1400.15.6.15.5](https://doi.org/10.1001.1.20087942.1400.15.6.15.5) [In Persian].
- Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learn., 45(1), 5–32.
- Djaman, K., Balde, A. B., Sow, A., Muller, B., Irmak, S., N'Diaye, M. K., Manneh, B., Moukoumbi, Y. D., Futakuchi, K. and Saito, K. (2015). Evaluation of sixteen reference evapotranspiration methods under Sahelian conditions in the Senegal River Valley. J. Hydrol. Reg., 3, 139-159. DOI: [10.1016/j.ejrh.2015.02.002](https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.02.002)
- Farzanpour, H., Shiri, J., Sadraddini, A. A. and Trajkovic, S. (2019). Global comparison of 20 reference evapotranspiration equations in a semi-arid region of Iran. Hydrol. Curr. Res. 50(1), 282–300.
- Granata, F. (2019). Evapotranspiration evaluation models based on machine learning algorithms- A comparative study. Agric. Water Manag., 217, 303-315. DOI: [10.1016/j.agwat.2019.03.015](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.03.015)
- Huang, G., Wu, L., Ma, X., Zhang, W., Fan, J., Yu, X., Zeng, W. and Zhou, H. (2019). Evaluation of CatBoost method for prediction of reference evapotranspiration in humid regions. J. Hydrol. 574: 1029–1041. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2019.04.085](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.04.085)
- Karimi, S., Shiri, J. and Martic, P. (2020). Supplanting missing climatic inputs in classical and random forest models for estimating reference evapotranspiration in humid coastal areas of Iran. Comput.

- Electron. Agric., 176:1-13. DOI: [10.1016/j.compag.2020.105633](https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105633)
- Mikaeili, F. and Samadianfard, S. (2022). Application of tree and kernel-based models for estimating daily reference evapotranspiration in humid and arid regions of Iran. *Water Sci.*, 33(2) [In Persian]. DOI: [10.22034/WS.2021.45876.2415](https://doi.org/10.22034/WS.2021.45876.2415)
- Moratiel, R., Bravo, R., Saa, A., Tarquis, A. M. and Almorox, J. (2019). Estimation of evapotranspiration by FAO Penman-Monteith Temperature and Hargreaves-Samani models under temporal and spatial criteria. A case study in Duero Basin (Spain). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 20(3), 859–875. DOI: [10.5194/nhess-20-859-2020](https://doi.org/10.5194/nhess-20-859-2020)
- Muhammad, M., Nashwan, M. S., Shahid, S., Ismail, T., Hoon Song, Y. and Chung, E. (2019). Evaluation of empirical reference evapotranspiration models using compromise programming: A case study of Peninsular Malaysia. *Sustain.*, 11(16), 4267. DOI: [10.3390/su11164267](https://doi.org/10.3390/su11164267)
- Nourani, V., Elkiranb, G. and Abdullahi, J. (2019). Multi-station artificial intelligence based ensemble modeling of reference evapotranspiration using pan evaporation measurements. *J. Hydrol.*, 577, 123958. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2019.123958](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.123958)
- Qasem, S.N., Samadianfard, S., Sadri Nahand, H., Mosavi, A., Shamshirband, S. and Chau, K. W. (2019). Estimating daily dew point temperature using machine learning algorithms. *Water*, 11, 582. DOI: [10.3390/w11030582](https://doi.org/10.3390/w11030582)
- Rashid Niaghi, A., Hassanijalilian, O. and Shiri, J. (2021). Estimation of reference evapotranspiration using spatial and temporal machine learning approaches. *Hydrol.* 8(1), 25. DOI: [10.3390/hydrology8010025](https://doi.org/10.3390/hydrology8010025)
- Samadianfard, S. and Panahi, S. (2018). Estimating daily reference evapotranspiration using data mining methods of support vector regression and M5 model tree. *J. Watershed Manag. Res.*, 9(18), 157-167. DOI: [10.29252/jwmr.9.18.157](https://doi.org/10.29252/jwmr.9.18.157) [In Persian].
- Samadianfard, S., Salarifar, M., Javidan, S. and Mikaeili, F. (2020). Estimation of daily reference evapotranspiration in humid climates using data-driven methods of Gaussian process regression, support vector regression and random forest. *Environ. Water Eng.*, 6(4), 360–373. DOI: [10.22034/jewe.2020.241690.1394](https://doi.org/10.22034/jewe.2020.241690.1394) [In Persian].
- Shiri, J. (2018). Improving the performance of the mass transfer-based reference evapotranspiration estimation approaches through a coupled wavelet random forest methodology. *J. Hydrol. Reg.* 561, 737-750. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2018.04.042](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.04.042)
- Valle Júnior, L. C. G. D., Vourlitis, G. L., Curado, L. F. A., Palácios, R. D. S., Nogueira, J. D. S., Lobo, F. D. A., Islam, A. R. M. T. and Rodrigues, T. R. (2021). Evaluation of FAO-56 procedures for estimating reference evapotranspiration using missing climatic data for a Brazilian Tropical Savanna. *Water*, 13, 1763. DOI: [10.3390/w13131763](https://doi.org/10.3390/w13131763)
- Wang, S., Lian, J., Peng, Y., Hu, B. and Chen, H. (2019). Generalized reference evapotranspiration models with limited climatic data based on random forest and gene expression programming in Guangxi, China. *Agric. Water Manag.* 221: 220–230. DOI: [10.1016/j.agwat.2019.03.027](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.03.027)
- Witten, H. and Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann, Second Edition.
- Witten, H., Frank, E., Hall, A. and Pal, J. (2016). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques 4th Edition*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier.
- Yang, Y., Chen, R., Han, C., Liu, Z. and Wang, X. (2022). Optimal selection of empirical reference evapotranspiration method in 36 different agricultural zones of China. *Agronomy*. DOI: [10.3390/agronomy12010031](https://doi.org/10.3390/agronomy12010031)

### How to cite this paper:

Mikaeili, F., Samadianfard, S. and Delirhasannia, R. (2023). Evaluating the strategy of ensemble empirical and tree-based methods in estimating reference evapotranspiration. *Environ. Water Eng.*, 9(2), 256–270. DOI: [10.22034/ewe.2022.345198.1789](https://doi.org/10.22034/ewe.2022.345198.1789)