



Environment and Water Engineering

Homepage: www.jewe.ir



ISSN: 2476-3683

Research Paper

Effect of Land Surface Temperature of MODIS Sensor in Estimating Daily Reference Evapotranspiration in Two Different Climates

Hamed Talebi¹, Saeed Samadianfard^{2*} and Khalil Valizadeh Kamran³

¹PhD Scholar, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

²Assoc. Professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

³Professor, Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Planning and Environmental Sciences, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Article information

Received: October 18, 2022

Revised: December 07, 2022

Accepted: December 09, 2022

Keywords:

FAO-Penman-Monteith

Genetic Algorithm

Random Forest

Remote Sensing

*Corresponding author:

s.samadian@tabrizu.ac.ir



Abstract

Estimating reference evapotranspiration (ET_0) is a fundamental requirement of agricultural water management. However, the lack of necessary meteorological data makes it difficult to estimate ET_0 using the FAO-Penman-Monteith equation wider areas. Therefore, this research examines the estimation of daily reference evapotranspiration using MODIS Land Surface Temperature (LST) from satellite imagery in two climates of Tabriz and Rasht. ET_0 has been estimated using two random forests (RF) and random forests optimized with genetic (GA-RF) algorithms. The parameters used in both stations include the combination of daily land surface temperature (LST_{day}), nightly land surface temperature (LST_{night}) and average land surface temperature at night, and day (LST_{mean}). The obtained results indicated that LST_{mean} has an excellent ability to estimate ET_0 in both stations. In Tabriz station with a semi-arid climate, GA-RF-7 model with $RMSE=0.516$ and in Rasht station with a very humid climate, the GA-RF-5 model with $RMSE=0.868$, have the best performance among the studied models. Moreover, the evaluations revealed that the temperature of the earth's surface at night is as important as the temperature of the earth's surface during the day, and by combining these two parameters, satisfactory results may be obtained.

© 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

Water resources management, especially irrigation practices, is heavily reliant on reference evapotranspiration (ET_0). ET_0 is the rate of evaporation and transpiration from a standard reference surface with a presumed

surface resistance of 70 s.m⁻¹, a height of 0.12 m, and an albedo of 0.23. Penman-Monteith FAO-56 (P-M FAO-56) approach is the most commonly used method for calculating ET_0 . In spite of the fact that FAO-PM is achievable, its implementation remains inconvenient because it requires a large amount of meteorological data,



spite of the fact that FAO-PM is achievable, its implementation remains inconvenient because it requires a large amount of meteorological data, which is derived from standard meteorological observation stations. In the absence of complete climate data, it is highly desirable to have a model with fewer input climatic dates. Therefore, remote sensing methods have been used and improved over time to estimate ET_0 at various spatial scales. Alternatively, it has been observed that the research community has become increasingly interested in obtaining data from metaheuristic algorithms that are based on artificial intelligence (AI). In the current research, considering the different combination of day, night and average land surface temperature parameters by means of two data-driven models of random forest (RF) and random forest optimized with genetic algorithm (GA-RF), in two semi-arid climates and very humid, daily reference evapotranspiration (ET_0) should be modeled. The accuracy of the model was determined based on different combination of remote sensing data in ET_0 estimation in both evaluation stations and the best input combination of land surface temperature data suitable for the studied climates. Also, the applicability and limitations of the parameters used in both stations were evaluated.

Material and Methods

In order to estimate daily ET_0 in two stations of Tabriz and Rasht, the input variables of land surface temperature day (LST_{day}), land surface temperature night (LST_{night}) and mean daily and nighttime land surface temperature (LST_{mean}) of MODIS sensor were used in the years 2003-2021. Also, the FAO-PM standard method was considered the base method for calculating daily reference evapotranspiration. The models include the random forest (RF) and hybridized RF with genetic algorithm optimization (GA-RF). In this research, the land surface temperature (LST) product of Terra and Aqua satellites has been used. The LST product extracted from the mentioned satellites has a spatial resolution of 1 km, which is available daily. LST using MYD11A1 and MOD11A1 products is available as a day and night product with a spatial resolution of 1 km. Three types of LST were tested to evaluate ET_0 estimation model based on remote sensing. The first model uses the combination of Aqua and Terra products during

the day (LST_{day}), the second model uses the combination of Aqua and Terra products used at night (LST_{night}), and the third model uses the average LST day and night (LST_{mean}). In the present study, RF and RF-GA models were used to estimate daily reference evapotranspiration in two stations of Tabriz (semi-arid climate) and Rasht (very humid climate) with the combination of different land surface temperature inputs. and their accuracy was evaluated. The data set used to build the model includes 6940 data (2003-2021), 70% of the data (2003-2016) for the training stage and 30% of the data (2017-2021) for the testing stage.

Results

The input parameters for each model are: daily land surface temperature, nightly land surface temperature and average daily and nightly land surface temperature. Seven possible scenarios to estimate daily reference evapotranspiration are evaluated each with a different set of input parameters. The first three scenarios are considered as single parameters, scenarios four to six as two parameters, and finally scenario seven as all parameters (three parameters). The results obtained for the RF model show that the value of R^2 in Tabriz station ranges from 0.891 to 0.913 and in Rasht station from 0.799 to 0.838. The value of R^2 in ET_0 estimation with GA-RF model varies from 0.896 to 0.915 in Tabriz station and from 0.807 to 0.846 in Rasht station. Also, the evaluation results show that, in the models that estimate ET_0 with one parameter, the average temperature of the earth's surface in both stations has the best performance. so that; GA-RF-3 and RF-3 perform best in both stations compared to models GA-RF-1, RF-1, GA-RF-2 and RF-2. Therefore, the average daily and nighttime temperature of the earth's surface has a positive effect on the estimation of daily reference evapotranspiration. Also, according to the results, RF-2 and GA-RF-2 models perform better than RF-1 and GA-RF-1 models in both stations. Therefore, the temperature of the earth's surface at night (LST_{night}) has a more suitable function than the temperature of the earth's surface during the day (LST_{day}). In the investigation of Tabriz station (semi-arid climate), the results show that GA-RF-7 model considering three input parameters (LST_{day} , LST_{night} , and LST_{mean}) with $R^2=0.915$, $RMSE=0.516$, 25.128 $MAPE=0.012$ and $MBE=0.012$ had the best performance among other models. Also, the weakest performance is

for the RF-1 model considering an input parameter (LST_{day}) with $R^2=0.891$, $RMSE=0.853$, $MAPE=27.211$ and $MBE=0.017$. In addition, the results related to Rasht station (very humid climate) show that the GA-RF-5 model has the best performance with $R^2=0.846$, $RMSE=0.868$, considering two Word parameters

(LST_{night} , LST_{mean}). It has $RMSE=44.852$ and $MBE=0.215$. Also, the weakest performance in Rasht station is for RF-1 model with $R^2=0.799$, $RMSE=0.992$, $MAPE=49.680$ and $MBE=0.247$. According to the results, Fig. (1) shows the best estimate of ET_0 in Tabriz station.

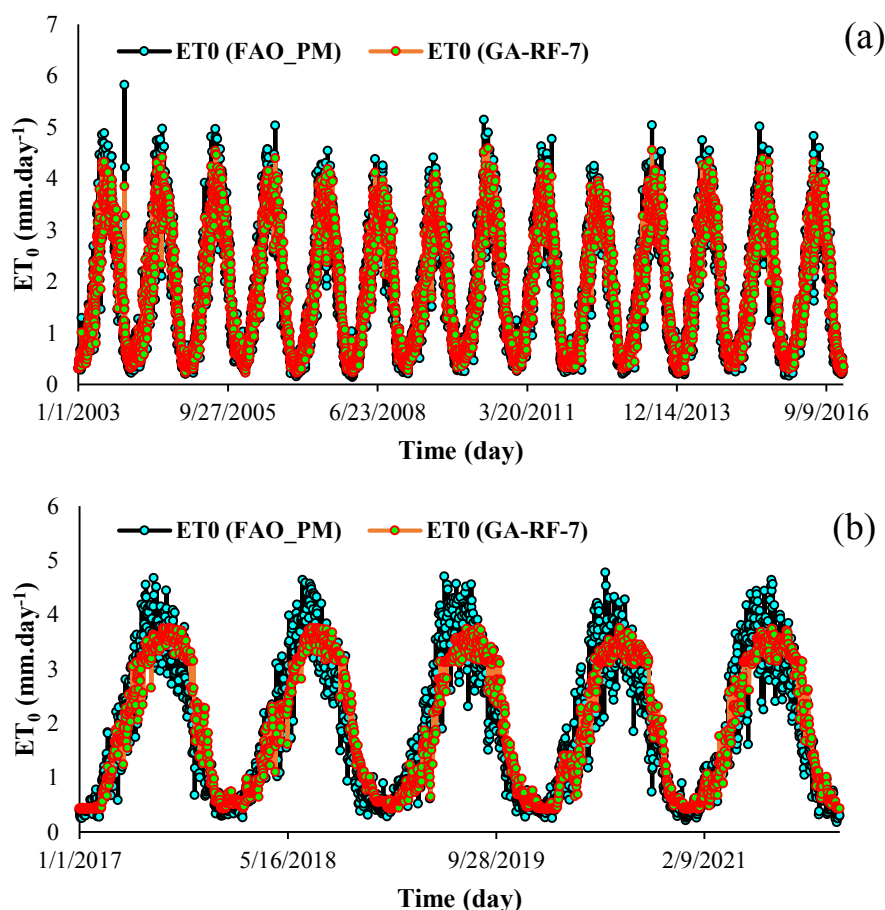


Fig. 1 Estimation of daily ET_0 with GA-RF-7 model in Tabriz station: a) Training, b) Testing

Conclusions

The results showed that in Tabriz station with semi-arid climate, GA-RF-7 model with combination of LST_{day} , LST_{night} and LST_{mean} input parameters with $R^2=0.915$, $RMSE=0.516$, $MAPE=25.128$ and $MBE=0.012$ It had the best performance among other models. Also, in Rasht station with very humid climate, model GA-RF-5, taking into account the two word parameters LST_{night} and LST_{mean} , has the best performance with $R^2=0.846$, $RMSE=0.868$, $MAPE=44.852$ and $MBE=0.215$ shows. According to the results, in Tabriz and Rasht stations, respectively, LST_{mean} with a correlation of 0.792 and 0.604 has the highest correlation with the reference evapotranspiration obtained from the FAO-

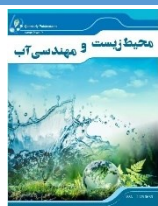
Penman-Monteith equation. According to the obtained results, the GA-RF model has a more accurate estimate than the RF model in both stations and is recommended for accurate estimation of daily reference evapotranspiration.

Data Availability

The data can be sent on request by the corresponding author via 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

مقاله پژوهشی

تأثیر دمای سطح زمین حسگر مادیس در تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه در دو اقلیم متفاوت

حامد طالبی^۱، سعید صمدیان فرد^{۲*} و خلیل ولیزاده کامران^۳^۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران^۲ دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران^۳ استاد، گروه سنجش از دور، دانشکده برنامه ریزی و علوم محیطی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

اطلاعات مقاله

چکیده

تاریخ دریافت: [۱۴۰۱/۰۷/۲۶]
تاریخ بازنگری: [۱۴۰۱/۰۹/۱۶]
تاریخ پذیرش: [۱۴۰۱/۰۹/۱۸]

واژه‌های کلیدی:

الگوریتم ژنتیک
جنگل تصادفی
سنجش از دور
فائو-پنمن-مانتیت

*نویسنده مسئول:

s.samadian@tabrizu.ac.ir

برآورد تبخیر و تعرق مرجع (ET_0) یک نیاز اساسی در مدیریت آب کشاورزی است. با این حال، فقدان داده‌های هواشناسی لازم، تخمین ET_0 را با استفاده از روش فائو-پنمن-مانتیت در مناطق وسیع‌تر دشوار کرده است. هدف از پژوهش حاضر، بررسی تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه در دو اقلیم تبریز و رشت، بر اساس دمای سطح زمین سنجنده مادیس (LST) بدست آمده از تصاویر ماهواره‌ای است. بر اساس دو مدل جنگل تصادفی (RF) و جنگل تصادفی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک ($GA-RF$) برای تخمین مقادیر ET_0 استفاده شده است. پارامترهای مورد استفاده در هر دو ایستگاه شامل ترکیب پارامترهای دمای سطح زمین روزانه (LST_{day})، دمای سطح زمین شبانه (LST_{night}) و میانگین دمای سطح زمین در شب و روز (LST_{meant}) است. نتایج نشان داد که LST_{meant} توانایی مناسبی در تخمین ET_0 در هر دو ایستگاه دارد. در ایستگاه تبریز با اقلیم نیمه‌خشک، مدل $GA-RF-7$ با $RMSE=0.516$ و در ایستگاه رشت با اقلیم بسیار مرطوب، مدل $GA-RF-5$ با $RMSE=0.868$ بهترین عملکرد را در بین مدل‌های مورد مطالعه داشتند. همچنین، ارزیابی‌ها نشان داد که دمای سطح زمین شبانه به‌اندازه دمای سطح زمین روزانه اهمیت داشته و با ترکیب این دو پارامتر نتایج رضایت‌بخشی حاصل شد.

۱- مقدمه

یک سطح مرجع فرضی که دارای ویژگی‌های خاص باشد، تعریف می‌شود (Valipour 2015). مطالعات نشان داده است که یک سیستم آبیاری منطقی می‌تواند راندمان آب را بهبود بخشد. شرط لازم برای برآورد نیاز آبی بهینه یک

تبخیر و تعرق مرجع (ET_0) پارامتری کلیدی در هیدرولوژی و مدیریت منابع آب است که به‌عنوان میزان تبخیر و تعرق از

¹Reference evapotranspiration

که ELM و GANN عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها در تخمین ET_0 دارد. علاوه بر این، تلاش‌هایی برای غلبه بر کمبود ایستگاه‌های هواشناسی انجام شده است،

تعدادی از رویکردها برای تخمین ET_0 از داده‌های سنجش‌ازدور به‌جای داده‌های هواشناسی استفاده می‌کنند. (Maeda et al. (2011) از دمای سطح زمین (LST)^۹ روزانه مادیس برای جایگزینی دمای اتمسفر در مدل‌های ET_0 مبتنی بر دما استفاده کردند و به ضریب همبستگی ۰/۶۷ دست یافتند. Alipour et al. (2014) درخت مدل M5 و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^{۱۰} را برای تخمین ET_0 با استفاده از محصولات MODIS^{۱۱} مقایسه کردند و ضریب تعیین مقادیر مدل درختی ANN و M5 به ترتیب بیش از ۰/۷۹ و ۰/۸۰ بود. Zhang et al. (2018) برای تخمین ET_0 با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور، از سه الگوریتم یادگیری ماشین از جمله ماشین بردار پشتیبان (SVM)^{۱۲}، شبکه عصبی پس انتشار (BP)^{۱۳} و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)^{۱۴} استفاده کردند. نتایج نشان داد که، استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور، توانایی خوبی در تخمین ET_0 دارد. استفاده از این روش در شمال غربی چین نشان داد که دمای سطح زمین (LST) را می‌توان برای تخمین دقیق ET_0 با ضرایب همبستگی بالا (۰/۸۹۷- $R^2=0/915$) استفاده کرد. Wang et al. (2019) جهت تخمین ET_0 روزانه به بررسی توانایی مدل جنگل تصادفی (RF)^{۱۵} و مقایسه این مدل با روش برنامه ریزی بیان ژن (GEP)^{۱۶} با ترکیب پارامترهای ورودی‌های مختلف پرداختند. نتایج نشان داد مدل RF با متغیرهای ورودی کامل و ناقص عملکرد بهتری نسبت به مدل GEP داشت. Douna et al. (2021) طی تحقیقی توانایی الگوریتم جنگل تصادفی را برای پیش‌بینی ET_0 روزانه با استفاده از داده‌ها هواشناسی و محصولات تصاویر ماهواره‌ای MODIS از قبیل، شاخص سطح برگ و شاخص دمای سطح زمین بررسی کردند. نتایج نشان داد، پیش‌بینی‌های تبخیر و تعرق روزانه الگوریتم جنگل تصادفی مطابقت بهتری با مقادیر اندازه‌گیری

محصول، ایجاد رابطه بین شرایط اقلیمی و تبخیر و تعرق است (Maeda et al. 2011). بنابراین دقت تخمین تبخیر و تعرق اساس سامانه‌های آبیاری کارآمد است. در دهه‌های گذشته، روش‌های مختلفی برای محاسبه ET_0 بر اساس شبیه‌سازی اصول فیزیکی، مانند تعادل انرژی و انتقال جرم توسعه داده شده است (Maeda et al. 2011). از زمانی که، Allen et al. (1998) اولین بار معادله فائو-پنمن-مانتیت (FAO-PM)^۱ را ایجاد کردند، این معادله، استاندارد برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع شد. معادله FAO-PM به دلیل نتایج رضایت‌بخش در شرایط مختلف آب و هوایی در سراسر جهان به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است.

با این حال، استفاده از معادله FAO-PM با محدودیت‌هایی همراه است؛ زیرا به مقدار زیادی داده‌های هواشناسی ایستگاه‌های هواشناسی استاندارد نیاز دارد (Hobbins 2016). با این حال، در کشورهای در حال توسعه، اندازه‌گیری این پارامترها به دلیل کمبود ایستگاه‌های هواشناسی محدود است. برای غلبه بر محدودیت‌های موجود معادله FAO-PM، تلاش‌های زیادی با هدف تخمین ET_0 با داده‌های مشاهده شده محدود انجام شده است. تعداد زیادی از مطالعات در جهت تخمین ET_0 با استفاده از داده‌های محدود زمینی متمرکز شده‌اند. نتایج این مطالعات منجر به ایجاد معادلات، هارگریوز و سامانی^۲، پرستلی-تیلور^۳ و تورنت وایت^۴ برای تخمین ET_0 شد. علاوه بر بهبود معادلات ET_0 بر اساس داده‌های محدود اقلیمی، رویکرد هوش مصنوعی (AL)^۵ نیز برای توسعه مدل‌های ET_0 معرفی شدند. Falamarzi et al. (2014) یک مدل ET_0 را بر اساس داده‌های دما و سرعت باد با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در استرالیا پیشنهاد کردند که در مدل‌سازی ET_0 موفق بودند. Feng et al. (2016) ماشین یادگیری افراطی (ELM)^۶، شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌شده به‌وسیله الگوریتم ژنتیک (GA)^۷، شبکه‌های عصبی موجک (WNN)^۸ و مدل‌های تجربی را در تخمین ET_0 با استفاده از داده‌های هواشناسی محدود مقایسه کردند. نتایج نشان داد

⁹ Land surface temperature

¹⁰ Artificial neural networks

¹¹ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

¹² Support vector machines

¹³ Back propagation

¹⁴ Adaptive network-based fuzzy inference system

¹⁵ Random Forest

¹⁶ Gene-expression programming

¹ Penman-Monteith FAO-56

² Hargreaves-Samani

³ Priestley-Taylor

⁴ Torment White

⁵ Artificial intelligence

⁶ Extreme learning machine

⁷ Genetic algorithm

⁸ Wavelet neural networks

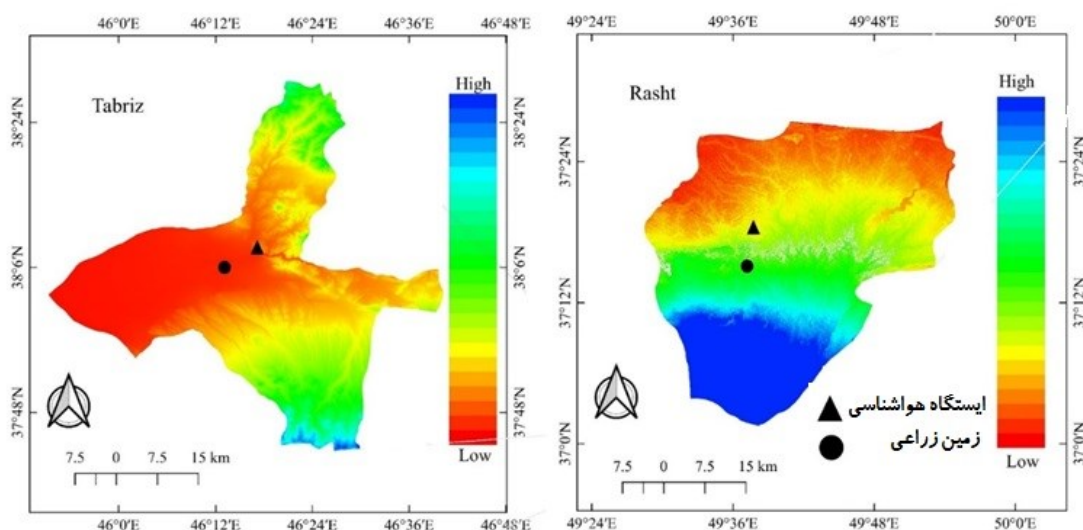
گرفتن ترکیب متفاوت از پارامترهای دمای سطح زمین روز، شب و میانگین به وسیله دو مدل داده محور جنگل تصادفی (RF) و جنگل تصادفی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک (GA-RF)، در دو اقلیم نیمه‌خشک و اقلیم بسیار مرطوب، تبخیر و تعرق مرجع روزانه (ET_0) مدل‌سازی شود. دقت مدل بر اساس ترکیب مختلف داده‌های سنجش‌ازدور در برآورد ET_0 در هر دو اقلیم ارزیابی و بهترین ترکیب ورودی داده‌های دمای سطح زمین، مناسب با اقلیم‌های مورد مطالعه تعیین شد. همچنین قابلیت کاربرد و محدودیت پارامترهای مورد استفاده در هر دو اقلیم مورد ارزیابی قرار گرفت.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

در پژوهش حاضر دو ایستگاه تبریز و رشت از دو اقلیم متفاوت انتخاب شدند. در شکل (۱) مشخصات اقلیمی مکان‌های مورد مطالعه و موقعیت تقریبی زمین زراعی ایستگاه‌ها نشان داده شده است. میانگین بارندگی سالانه در تبریز و رشت برای دوره آماری ۱۴۰۰-۱۳۸۱ برابر با ۲۶۲ و ۱۳۱۴ mm و میانگین دمای سالانه آن‌ها به ترتیب 13.4°C و 16.2°C است. بر اساس روش طبقه‌بندی دومارتن، تبریز جزء اقلیم نیمه‌خشک و رشت جز اقلیم بسیار مرطوب است (Khotbehsara et al. 2019).

شده نسبت به محصول جهانی MODIS ET داشته است. (Khoshkhoo and Nikmehr 2021). پهنه‌بندی تبخیر و تعرق مرجع با بهره‌گیری از تصاویر سنجنده MODIS در حوضه سفیدرود انجام دادند. برای این منظور، از بین محصولات سنجنده MODIS، دمای سطح زمین انتخاب و بر اساس آن، مقادیر دماهای حداقل و حداکثر روزانه هوا برای محدوده مطالعاتی با به‌کارگیری دو مدل رگرسیون خطی چندگانه و مدل غیرخطی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان مدل‌سازی شد. بر اساس تحلیل‌های انجام شده، مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون چندمتغیره به ترتیب برای مدل‌سازی دماهای حداقل و حداکثر انتخاب و ضریب تعیین تعدیل شده حاصل از اعتبارسنجی متقابل برای آن‌ها به ترتیب ۰/۸۱ و ۰/۹۲ به دست آمد. نتایج حاکی از امکان برآورد مکانی تبخیر و تعرق مرجع با دقتی مناسب بر اساس الگوریتم مبتنی بر استفاده تلفیقی از داده‌های ماهواره‌ای دمای سطح زمین و مدل‌های آماری داشت. (Achite et al. 2022)، در تحقیقی برای شبیه‌سازی دوز منعقد کننده در تصفیه خانه‌های آب با استفاده از دو مدل جنگل تصادفی (RF) و جنگل تصادفی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک (GA-RF) استفاده نمودند. نتایج تحقیق نشان داد، مدل GA-RF با در نظر گرفتن پارامترهای ورودی از قبیل: کدورت آب، رسانایی و مواد معلق در آب بهترین عملکرد را نسبت به مدل RF داشته است. در پژوهش حاضر، با در نظر



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

Fig. 1 Location of the study sites

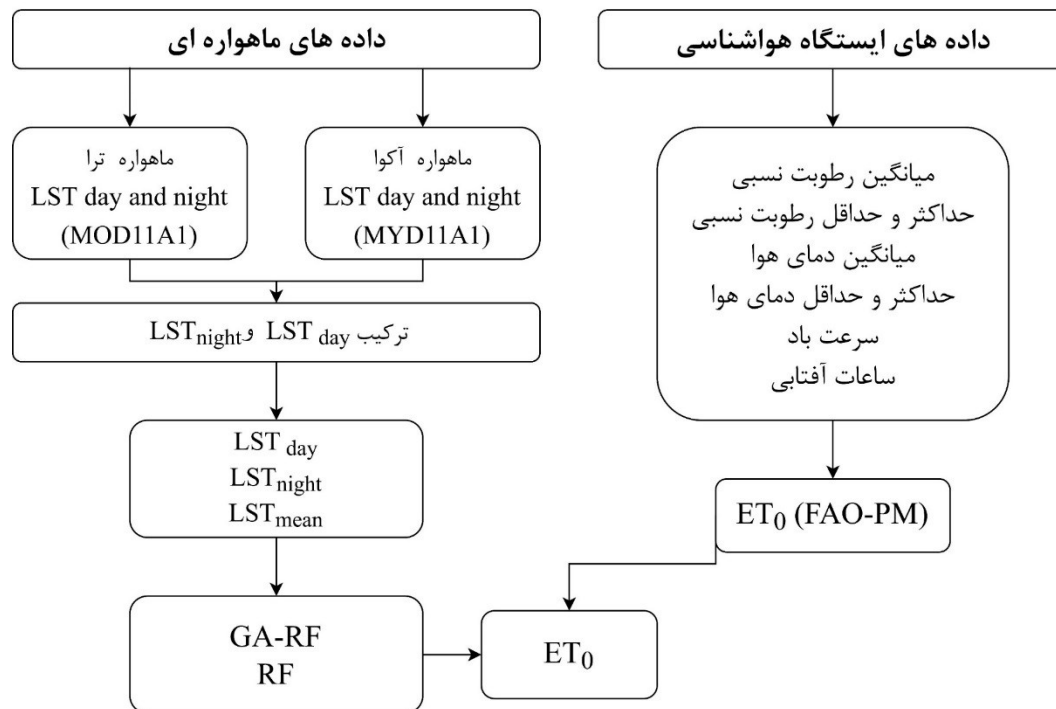
(LST_{day})، دمای سطح زمین شب (LST_{night}) و میانگین دمای روزانه و شبانه سطح زمین (LST_{mean}) حسگر مادیس در سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۴۰۰ استفاده شد. همچنین، روش

۲-۲- روش‌شناسی پژوهش

به‌منظور تخمین ET_0 روزانه در دو اقلیم نیمه‌خشک و بسیار مرطوب، از متغیرهای ورودی دمای سطح زمین روز

مختلف مورد مطالعه در شکل (۲) نشان داده شده است.

استاندارد FAO-PM برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع روزانه به عنوان روش مبنا مدنظر قرار گرفت. ساختار مراحل



شکل ۲- فلوچارت روش برآورد ET₀ در منطقه مورد مطالعه

Fig. 2 Flowchart the model to estimate ET₀ in the study sites

بر روی ماهواره های ترا^۱(پرتاب شده در سال ۱۹۹۹) و آکوا^۲ (پرتاب شده در سال ۲۰۰۲) کار می کند. ترا تقریباً در ساعت ۱۰:۳۰ صبح به وقت محلی از شمال به جنوب از خط استوا می گذرد و آکوا تقریباً در ساعت ۱:۳۰ بعدازظهر به وقت محلی، از استوا از جنوب به شمال عبور می کند (Pagano and Durham 1993). باندهای متعدد حسگر MODIS قادر به تفکیک فضایی ۲۵۰ m، ۵۰۰ m و ۱ km هستند. دسترسی به طیف گسترده ای از محصولات سنجش از راه دور پرکاربرد، مانند MODIS و Landsat، به راحتی از طریق برنامه کاربردی گوگل ارث انجین (GEE)^۳ امکان پذیر است (Moore and Hansen 2011). در این پژوهش از محصول دمای سطح زمین (LST) ماهواره ترا و آکوا استفاده شد. محصول LST استخراج شده از ماهواره های مذکور دارای وضوح مکانی ۱ km می باشند که، به صورت روزانه در دسترس است. جدول (۱) نشان دهنده اطلاعات مربوط به نام

در این پژوهش، روش استاندارد FAO-PM برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع روزانه به عنوان روش مبنا مطابق رابطه (۱) مورد نظر قرار گرفته است (رابطه ۱) Allen et al. 1998.

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{min} + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)} \quad (1)$$

که، ET₀ تبخیر و تعرق گیاه مرجع (mm/day)، Δ شیب منحنی فشار بخار اشباع (kPa/°C)، R_n تابش خالص خورشیدی (MJ/m².d)، G چگالی شار حرارتی خاک (MJ/m².d)، γ ثابت سایکرومتری (kPa/°C)، T_{min} متوسط دمای هوا (°C)، U_2 متوسط سرعت باد در ارتفاع ۲ m از سطح زمین (ms⁻¹)، e_s فشار بخار اشباع (kPa) و e_a نیز فشار بخار واقعی (kPa) می باشند.

۲-۳- داده های تصاویر ماهواره ای

دستگاه طیف سنج تصویربرداری با وضوح متوسط (MODIS) یک حسگر ماهواره ای است که به وسیله سازمان ملی هوانوردی و فضایی (ناسا) برای نظارت بر محیط زیست زمین

¹Terra

²Aqua

³Google Earth Engine

LST با استفاده از محصولات MOD11A1 و MYD11A1 به عنوان یک محصول در روز و شب با وضوح مکانی ۱ km در دسترس است. سه نوع LST برای ارزیابی مدل تخمین ET_0 مبتنی بر سنجش از دور آزمایش شد. مدل اول از ترکیب محصولات آکوا و ترا در روز (LST_{day})، مدل دوم از ترکیب استفاده شده از محصولات آکوا و ترا در شب (LST_{night}) و مدل سوم از میانگین LST روز و شب (LST_{mean}) بهره بردند. پارامتر LST اغلب تحت تأثیر ابرها و سایر اختلالات جوی قرار دارد و منجر به از دست رفتن داده‌ها می‌شود (Yu et al. 2015). به همین منظور در بین پیکسل‌های MODIS LST، برخی از آن‌ها با کیفیت خوب برخی با کیفیت نامعتبر طبقه‌بندی می‌شوند. جدول (۲) نشان‌دهنده تعداد تصاویر گمشده و تعداد تصاویر در دسترس در بازه زمانی مورد مطالعه در دو ایستگاه است.

سنجنده، متغیر، ماهواره و وضوح مکانی و زمانی دمای سطح زمین مورد استفاده در این پژوهش است.

جدول ۱- اطلاعات داده‌های سنجش از دور

Table 2 Remote sensing data information

Variable	Satellite	Spatial Resolution	Data
LST day and night	Terra	1 km	2003-2021
LST day and night	Aqua	1 km	2003-2021

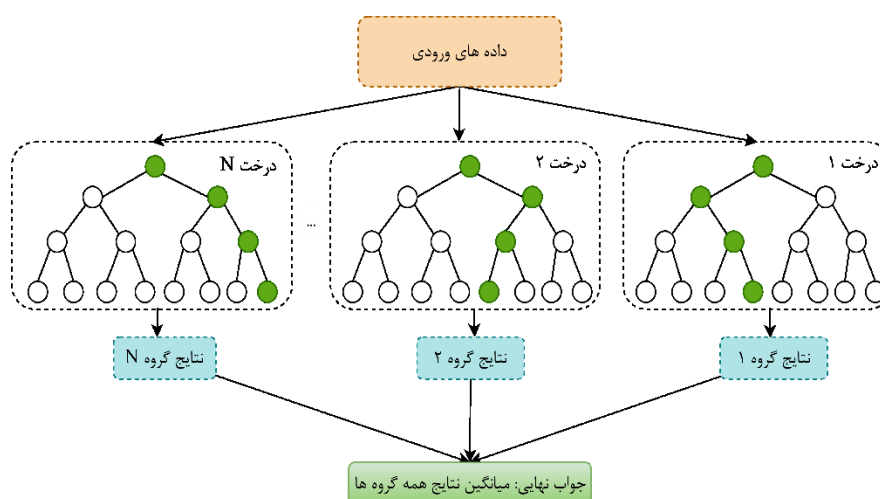
۲-۴- دمای سطح زمین

دمای سطح زمین (LST) یک پارامتر مهم در مطالعه فرآیندهای زمینی است. ماهواره ترا و آکوا هر روز چندین محصول LST را با حسگرهای MODIS تولید می‌کنند (Wang et al. 2008). در طول سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۴۰۰، LST با استفاده از باندهای مادون قرمز حرارتی ماهواره‌های آکوا (MYD11A1) و ترا (MOD11A1) استخراج شد.

جدول ۲- تعداد تصاویر گمشده و در دسترس برای دو ایستگاه

Table 3 Number of missing and available images for two stations

Climate	Table 3 Number of missing and available images for two stations								
	satellite	Day				Night			
		Aqua		Terra		Aqua		Terra	
		Missing data	Available data	Missing data	Available data	Missing data	Available data	Missing data	Available data
Semi-arid		2815	4125	2590	4350	2894	4136	2804	4046
Very-humid		4558	2382	4586	2354	4726	2214	4761	2179



شکل ۳- نمای کلی روش جنگل تصادفی (Hashemi et al. 2022).

Fig. 3 Overview of the random forest method (Hashemi et al. 2022)

درخت تصمیم می‌باشد. این الگوریتم به دلیل سادگی و قابلیت استفاده، هم برای دسته‌بندی و هم رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد. در RF، درخت‌های تصمیم در زیر مجموعه‌های مختلف داده‌های آموزشی برازش داده می‌شوند.

۲-۵- الگوریتم RF

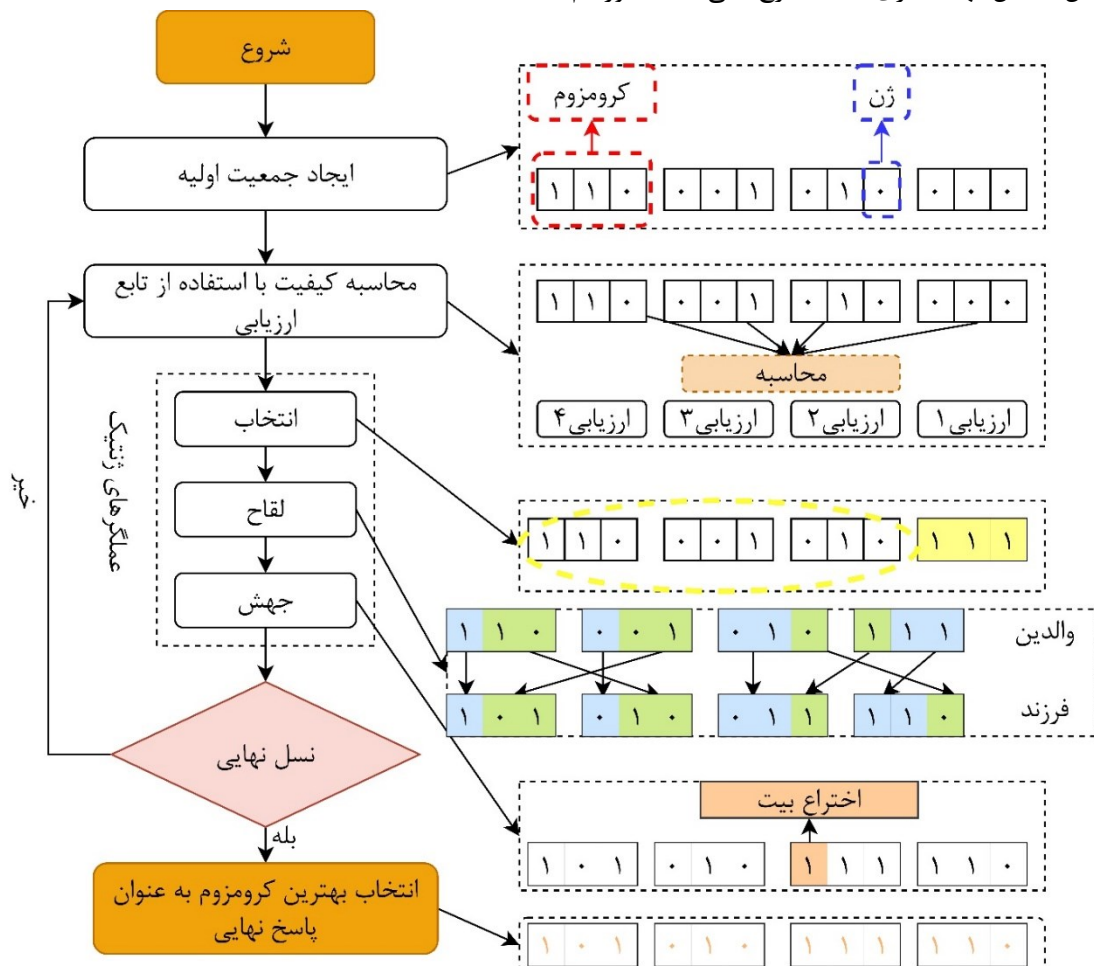
الگوریتم RF اولین بار توسط Breiman (2001) پیشنهاد شده است. RF یک الگوریتم یادگیری ماشین مبتنی بر

GA شامل جمعیتی است که در آن هر یک از اجزای تشکیل‌دهنده، به نام کروموزوم، پاسخ به هر معما در نظر گرفته می‌شود. جستجو در این الگوریتم با تولید تصادفی جمعیت آغاز می‌شود. نسل‌های بعدی این جمعیت توسط عملگرها (انتخاب، تقاطع و جهش) گسترش می‌یابد. بر اساس اصل بقای بهترین‌ها، جمعیت نسل به نسل توسعه می‌یابد تا راه‌حل‌های مناسب‌تری ارائه دهد. مانند تکامل طبیعی، این روش باعث شد که جمعیت نسل بعدی نسبت به نسل قبلی خود بهتر با محیط سازگار شوند و فرد بهینه در میان جمعیت نسل نهایی را می‌توان به‌عنوان راه‌حل بهینه تقریبی برای مشکل حل کرد. شکل (۴) نشان‌دهنده نمای کلی الگوریتم ژنتیک است.

مزیت الگوریتم RF در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها این است که اهمیت هر یک از متغیرهای ورودی را تخمین می‌زند. در الگوریتم RF، بسیاری از متغیرهای ورودی که ممکن است به پیش‌بینی کمک کنند، می‌توانند استفاده شوند (Tyralis et al. 2019). شکل (۳) نشان‌دهنده نمای کلی الگوریتم RF است.

۲-۶- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک (GA) اولین بار در سال ۱۹۹۲ توسط هلند ارائه شد (Holland 1992). اگرچه این الگوریتم به‌عنوان یکی از فن‌های فراابتکار قدیمی بر اساس نظریه تکامل داروین شناخته می‌شود، اما یکی از کارآمدترین الگوریتم‌ها برای حل مسائل بهینه‌سازی است. طرح کلی الگوریتم



شکل ۴- نمای کلی الگوریتم ژنتیک (Achite et al. 2022)

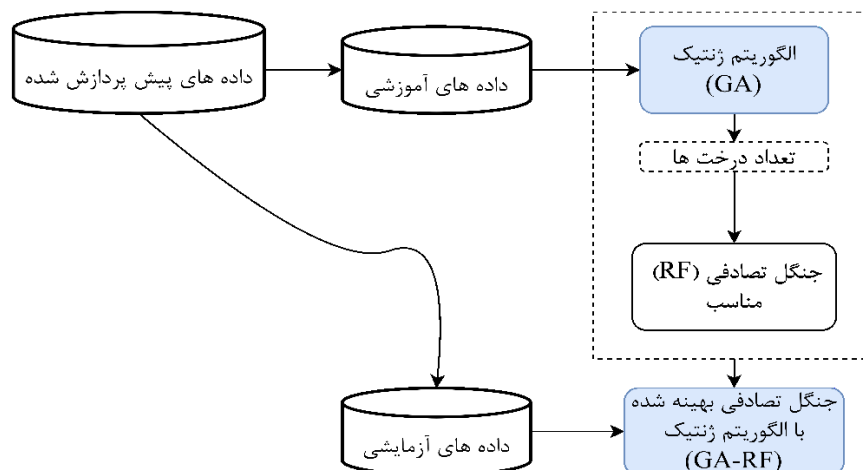
Fig. 4 Overview of genetic algorithm (Achite et al. 2022)

پارامترهای جنگل تصادفی، مانند مقیاس جنگل، تعداد ویژگی‌های تقسیم و حداکثر عمق درخت تصمیم را شناسایی می‌کند. سپس، در بخش بهینه‌سازی جنگل تصادفی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ترکیب درخت‌های

۲-۷- جنگل تصادفی بهینه‌شده به‌وسیله الگوریتم ژنتیک

این روش عمدتاً از دو بخش تشکیل شده است: تنظیم پارامترها و بهینه‌سازی روش جنگل تصادفی. در بخش اول،

تصمیم با هدف حداکثر کردن امتیاز سود با در نظر گرفتن (۵) نشان‌دهنده نمای کلی جنگل تصادفی بهینه‌شده بازده و زیان واقعی و بالقوه انجام می‌شود (Ye et al. 2018). با الگوریتم ژنتیک است.



شکل ۵- نمای کلی روش جنگل تصادفی بهینه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک

Fig. 5 Overview of the random forest optimized with genetic algorithm method

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - x_i)^2}{\sum (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (۴)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right| * 100 \quad (۵)$$

$$NS = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i - y_i^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \right] \quad (۶)$$

که، n تعداد داده‌های مشاهده شده، y_i مقادیر تخمینی، x_i مقادیر مشاهده شده و $\bar{x}_i$ میانگین مقادیر مشاهده شده است.

۸-۲- توابع عملکرد

مقادیر خطای بین روش‌های محاسباتی توسط پارامترهای آماری میانگین انحراف خطا (MBE)، جذر میانگین مربعات (RMSE)، ضریب تعیین (R^2)، درصد میانگین مقادیر مطلق خطا (MAPE) و ضریب نش (NS) و با استفاده از روابط (۲) تا (۶) مورد بررسی قرار گرفت.

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i) \quad (۲)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (۳)$$

جدول ۳- ویژگی‌های آماری داده‌های مورد استفاده

Table 4 statistical characteristics of the data used

Station	Parameter	Unit	Maximum	Minimum	Average	Standard deviation
Semi-arid	LST _{day}	°C	48.69	-10.71	23.08	13.75
	LST _{night}	°C	29.53	-19.81	6.33	10.63
	LST _{mean}	°C	36.84	-13.35	14.70	12.05
	ET ₀	mm day ⁻¹	4.77	0.17	1.94	1.28
Very-humid	LST _{day}	°C	41.71	0.77	24.99	8.22
	LST _{night}	°C	27.87	-1.89	12.63	7.16
	LST _{mean}	°C	33.17	0.05	18.81	7.49
	ET ₀	mm day ⁻¹	7.58	0.21	2.31	1.55

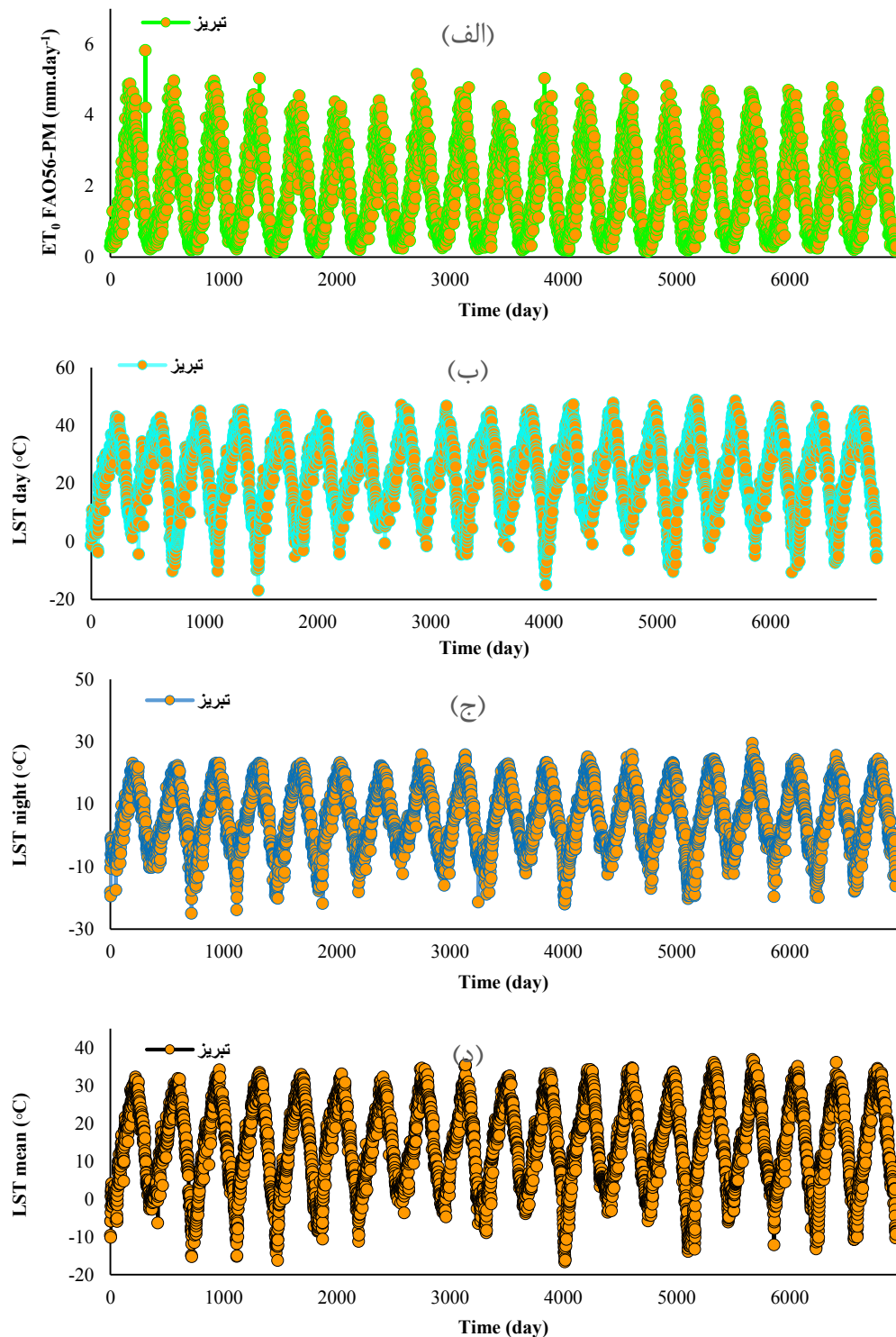
۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱- معیارهای آماری در هر دو اقلیم تبریز و رشت

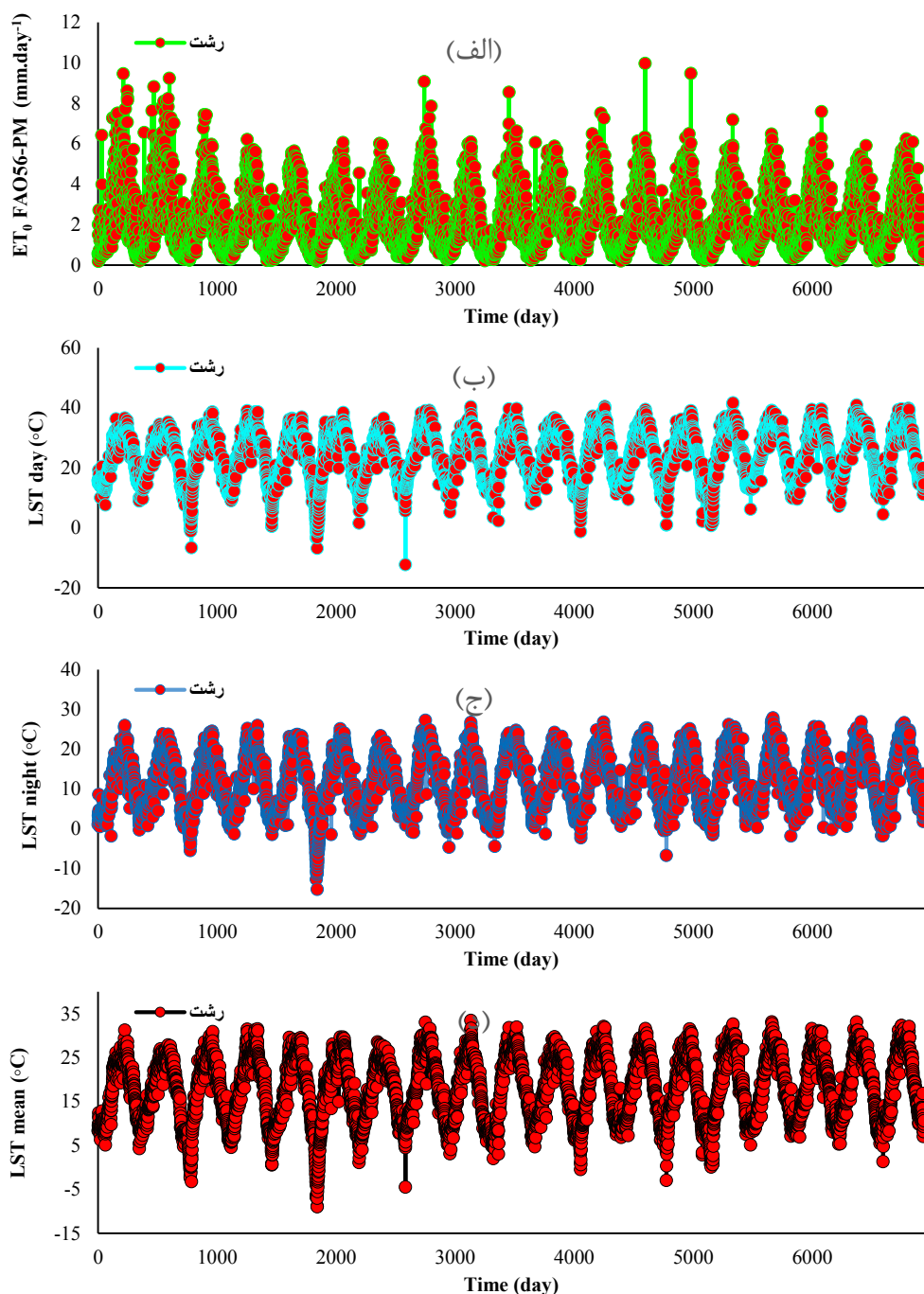
در پژوهش حاضر، مدل‌های RF و RF-GA با ترکیب ورودی‌های مختلف دمای سطح زمین سنجنده مادیس، برای

تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه در دو اقلیم نیمه‌خشک و اقلیم بسیار مرطوب مورد استفاده و دقت آن‌ها ارزیابی شد. مجموعه داده مورد استفاده برای ساخت مدل شامل ۶۹۴۰ داده (۱۴۰۰-۱۳۸۱) است که ۷۰٪ داده‌ها (۱۳۸۱-۱۳۹۶)

برای مرحله آموزش و ۳۰٪ داده‌ها (۱۳۹۷-۱۴۰۰) برای مرحله آزمایش تقسیم‌بندی شده‌اند. جدول (۳) معیارهای آماری بیشترین، کمترین، میانگین و انحراف معیار را برای مجموعه داده‌ها و شکل (۶) و (۷) به ترتیب، سری زمانی تبخیر و تعرق، دمای سطح زمین روز، شب و میانگین در اقلیم‌های تبریز و رشت است.



شکل ۶- نمودارهای: الف- ET_0 ، ب- LST_{day} ، ج- LST_{night} و د- LST_{mean} در اقلیم نیمه‌خشک
 Fig. 6 Plots of: a) ET_0 , b) LST_{day} , c) LST_{night} and d) LST_{mean} in semi-arid climate



شکل ۷- نمودارهای: الف- نمودار ET_0 ، ب- LST_{day} ، ج- LST_{night} و د- LST_{mean} در اقلیم بسیار مرطوب

Fig. 7 Plots of: a) ET_0 , b) LST_{day} , c) LST_{night} and d) LST_{mean} in very humid climate

۳-۲- پارامترهای ورودی مدل RF و GA-RF

جدول (۴) پارامترهای ورودی برای هر مدل را نشان می‌دهد که عبارت‌اند از: دمای سطح زمین روزانه (LST_{day}), دمای سطح زمین شبانه (LST_{night}) و میانگین دمای سطح زمین روزانه و شبانه (LST_{mean}). طبق جدول (۴)، هفت سناریو ممکن برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه هر کدام با مجموعه‌ای از پارامترهای ورودی متفاوت ارزیابی شده است. سه سناریوی اول به‌صورت تک پارامتر، از سناریوی چهار تا

جدول ۴- ترکیب ورودی‌های مدل مورد مطالعه

Table 4 the composition of the inputs of the studied model

Scenarios	Input parameters
1	LST_{day}
2	LST_{night}
3	LST_{mean}
4	LST_{day} , LST_{mean}
5	LST_{night} , LST_{mean}
6	LST_{day} , LST_{night}
7	LST_{day} , LST_{night} and LST_{mean}

شش به صورت دو پارامتر و در نهایت سناریوی هفت کل پارامترها (سه پارامتر) در نظر گرفته شده است. جدول ۵- نتایج آماری بخش آموزش و آزمایش برای اقلیم‌های نیمه خشک و بسیار مرطوب بر اساس مدل جنگل تصادفی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک (GA-RF) و جنگل تصادفی (RF).

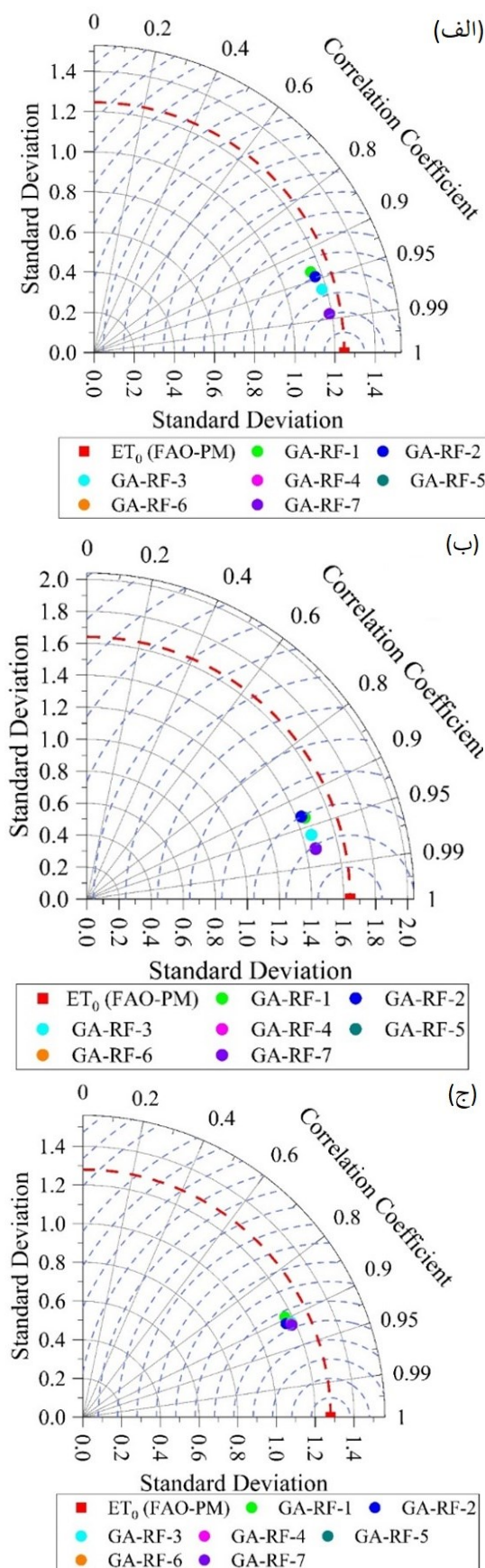
Table 5 Statistical results of training and testing section for semi-arid and very humid climates based on random forest model optimized with genetic algorithm (GA-RF) and random forest (RF)

Model	R ²		RMSE		NS		MAPE		MBE	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
Semi-Arid Climate										
RF-1	0.907	0.891	0.524	0.583	0.823	0.792	25.483	27.211	0.002	0.017
RF-2	0.919	0.905	0.490	0.547	0.845	0.817	27.253	30.548	0.008	0.032
RF-3	0.925	0.908	0.474	0.537	0.855	0.824	23.791	26.345	0.007	0.026
RF-4	0.940	0.913	0.425	0.523	0.884	0.833	21.526	24.851	0.003	0.007
RF-5	0.937	0.912	0.437	0.527	0.877	0.831	21.879	24.945	0.004	0.009
RF-6	0.936	0.910	0.438	0.531	0.876	0.828	21.875	25.036	0.003	0.012
RF-7	0.938	0.911	0.433	0.529	0.879	0.829	21.735	24.992	0.003	0.011
GA-RF-1	0.937	0.896	0.434	0.569	0.879	0.803	17.685	27.016	0.004	0.017
GA-RF-2	0.946	0.908	0.404	0.536	0.895	0.824	19.823	29.896	0.003	0.029
GA-RF-3	0.964	0.911	0.334	0.530	0.928	0.829	13.971	26.089	0.001	0.023
GA-RF-4	0.987	0.913	0.207	0.523	0.972	0.833	10.024	25.412	0.001	0.017
GA-RF-5	0.987	0.915	0.207	0.517	0.972	0.837	10.119	25.462	0.001	0.014
GA-RF-6	0.987	0.914	0.207	0.518	0.972	0.836	9.995	24.869	0.001	0.009
GA-RF-7	0.987	0.915	0.206	0.516	0.973	0.837	9.981	25.128	0.002	0.012
Very Humid Climate										
RF-1	0.823	0.799	0.939	0.992	0.673	0.590	40.873	49.680	0.047	0.247
RF-2	0.836	0.816	0.906	0.933	0.695	0.638	43.258	52.353	0.041	0.205
RF-3	0.849	0.830	0.875	0.914	0.716	0.652	39.416	47.722	0.053	0.227
RF-4	0.868	0.832	0.823	0.929	0.748	0.641	37.282	47.277	0.046	0.255
RF-5	0.870	0.836	0.818	0.912	0.752	0.654	36.996	46.681	0.046	0.245
RF-6	0.871	0.838	0.814	0.912	0.754	0.654	36.835	47.024	0.044	0.255
RF-7	0.869	0.838	0.819	0.913	0.751	0.653	36.938	46.850	0.045	0.259
GA-RF-1	0.936	0.807	0.583	0.962	0.874	0.615	21.916	48.250	0.011	0.226
GA-RF-2	0.933	0.826	0.599	0.900	0.867	0.663	25.723	51.179	0.007	0.184
GA-RF-3	0.961	0.840	0.469	0.883	0.918	0.676	19.293	46.344	0.022	0.217
GA-RF-4	0.976	0.846	0.385	0.864	0.945	0.689	16.574	44.964	0.014	0.206
GA-RF-5	0.976	0.846	0.382	0.868	0.946	0.687	16.556	45.852	0.017	0.215
GA-RF-6	0.977	0.844	0.387	0.878	0.947	0.679	16.386	45.528	0.016	0.224
GA-RF-7	0.977	0.846	0.382	0.870	0.946	0.685	16.290	45.310	0.018	0.217

۳-۳- نتایج مدل GA-RF و RF در مراحل آموزش و آزمایش

مرحله آموزش و آزمایش به ترتیب از ۰/۹۰۷ تا ۰/۹۳۸ و از ۰/۸۹۱ تا ۰/۹۱۳ و در اقلیم بسیار مرطوب از ۰/۸۲۳ تا ۰/۸۶۹ و از ۰/۷۹۹ تا ۰/۸۳۸ متغیر است. مقدار R^2 در برآورد ET_0 با مدل GA-RF در اقلیم نیمه خشک در مرحله آموزش و آزمایش به ترتیب، از ۰/۹۳۷ تا ۰/۹۸۷ و ۰/۸۹۶ تا ۰/۹۱۵ و در اقلیم بسیار مرطوب از ۰/۸۰۷ تا ۰/۸۴۶ متغیر بوده است. همچنین نتایج ارزیابی نشان داد که، در مدل‌های که با یک پارامتر میزان ET_0 برآورد شده است، میانگین دمای سطح زمین در هر دو اقلیم بهترین عملکرد را دارا بوده

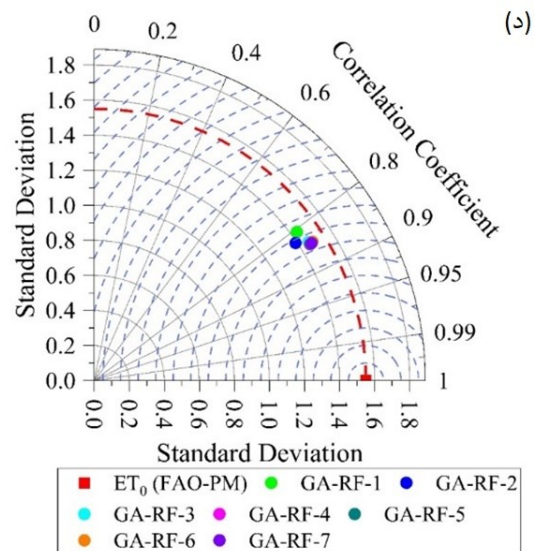
نتایج معیارهای ارزیابی برای مدل‌های RF و GA-RF در دو مرحله آموزش و آزمایش برای دو اقلیم نیمه خشک و بسیار مرطوب، در جدول (۵)، آورده شده است. طبق نتایج به‌دست آمده، عملکرد معیارهای ارزیابی در برآورد ET_0 روزانه در هر دو اقلیم نیمه خشک و بسیار مرطوب در بخش آموزش بهتر از بخش آزمایش است. نتایج به‌دست آمده برای مدل RF نشان داد که، مقدار R^2 در ایستگاه تبریز در



است. بطوریکه؛ GA-RF-3 و RF-3 در هر دو اقلیم بهترین عملکرد را نسبت به مدل‌های GA-RF-1، RF-1، GA-RF-2 و RF-2 دارند. بنابراین میانگین دمای روزانه و شبانه سطح زمین تأثیر مثبتی در برآورد تبخیر تعرق مرجع روزانه داشت. همچنین با توجه به نتایج، مدل RF-2 و GA-RF-2 در هر دو اقلیم عملکرد بهتری نسبت به مدل RF-1 و GA-RF-1 دارد. بنابراین دمای سطح زمین شب (LST_{night}) نسبت به دمای سطح زمین روز (LST_{day}) عملکرد مناسب‌تری دارد. طبق تحقیقات Zhang et al. (2018) ترکیب LST_{night} در برآورد ET_0 بهتر از LST_{day} می‌باشد، که با نتایج این پژوهش همسو است. در بررسی اقلیم نیمه‌خشک، نتایج نشان می‌دهد مدل GA-RF-7 با در نظر گرفتن سه پارامتر ورودی LST_{day} ، LST_{night} و LST_{mean} ، در مرحله آزمایش با $R^2=0.915$ ، $RMSE=0.516$ mm/day و $MAPE=25.128$ mm/day و $NS=0.837$ ، $MBE=0.12$ بهترین عملکرد را داشت. ضعیف‌ترین عملکرد در اقلیم نیمه خشک برای مدل RF-1 با در نظر گرفتن یک پارامتر ورودی LST_{day} با $R^2=0.891$ ، $RMSE=0.853$ mm/day، $NS=0.792$ و $MAPE=27.211$ mm/day بود (جدول ۵). علاوه بر این، نتایج مربوط به اقلیم بسیار مرطوب نشان داد که مدل GA-RF-5 با در نظر گرفتن دو پارامتر ورودی (LST_{night} ، LST_{mean}) بهترین عملکرد را در مرحله آزمایش مدل با $R^2=0.846$ ، $RMSE=0.868$ mm/day و $MAPE=45.852$ mm/day و $NS=0.687$ ، $MBE=0.215$ داشت. همچنین ضعیف‌ترین عملکرد در ایستگاه رشت برای مرحله آزمایش با یک پارامتر ورودی (LST_{day})، مدل RF-1 با $R^2=0.799$ ، $MAPE=49.680$ mm/day، $NS=0.590$ و $RMSE=0.992$ و $MBE=0.247$ mm/day بود (جدول ۵). دلیل عملکرد ضعیف مدل‌ها در اقلیم بسیار مرطوب، مقادیر زیاد تصاویر گمشده در اقلیم بسیار مرطوب نسبت به اقلیم نیمه خشک است. طبق نتایج جدول (۲) تعداد تصاویر گمشده در اقلیم بسیار مرطوب تقریباً دو برابر اقلیم نیمه خشک است. طبق نتایج Zhang et al. (2018) هوای ابری در بازه زمانی و ایستگاه‌هایی که تعداد روزهای ابری در آن زیاد است منجر به کاهش ET_0 تخمینی می‌شود که با نتایج پژوهش حاضر مطابقت دارد.

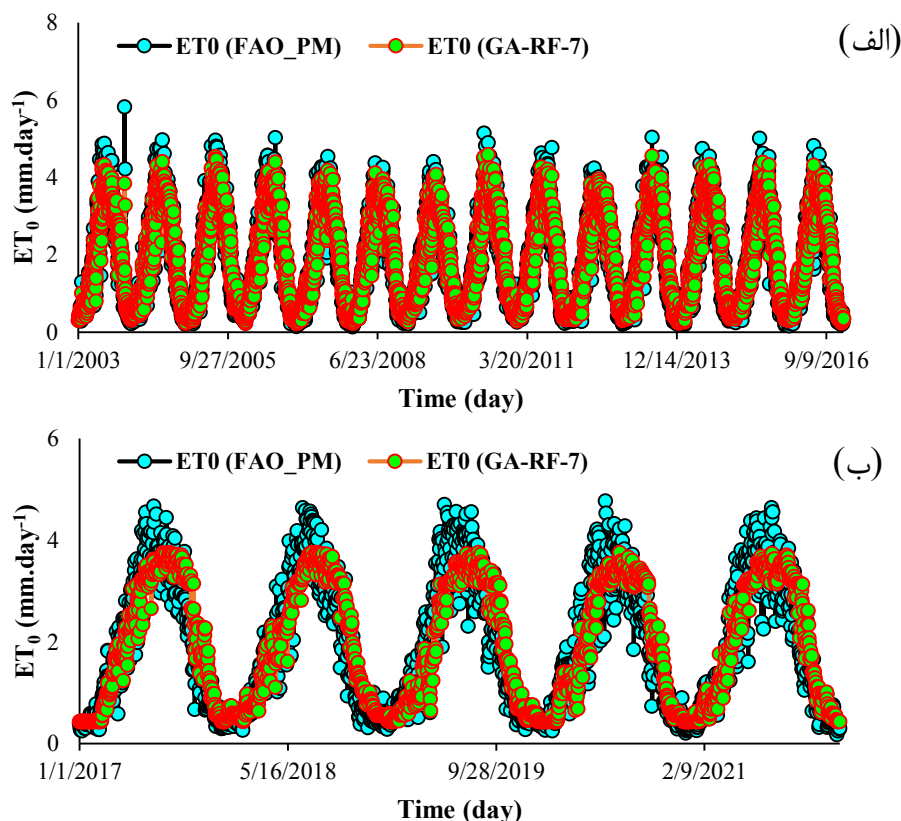
۳-۴- مقایسه عملکرد مدل‌ها در هر دو اقلیم

بدلیل عملکرد بهتر مدل GA-RF نسبت به مدل RF، مقایسه عملکرد مدل GA-RF در همه سناریوهای و در هر دو بخش آموزش و آزمایش در دو اقلیم نیمه خشک (شکل ۸ الف و ج) و بسیار مرطوب (شکل ۸ ب و د) ارائه شده است. مربع قرمز در محور X نمودار تیلور نشان دهنده ET_0 روزانه FAO-PM است. به طور کلی مدل‌های نزدیک به نقطه قرمز بهتر در نظر گرفته می‌شوند. همانطوری که در شکل (۸) مشاهده می‌شود، در بخش آزمایش (شکل ۸ ج - د) در هر دو اقلیم نیمه خشک و بسیار مرطوب عملکرد مدل GA-RF در همه سناریوها نزدیک بهم بوده. با توجه به شکل فاصله شعاعی مدل GA-RF در بخش آموزش نزدیک‌تر به ET_0 مشاهداتی است، که نشان از دقت بهتر مدل در بخش آموزش نسبت به آزمایش است. طبق شکل (۸) در هر دو اقلیم مدل‌های GA-RF-4، GA-RF-5، GA-RF-6 و GA-RF-7 ازهم فاصله کمی دارند که نشان از تفاوت کم آنها در برآورد ET_0 روزانه دارد. شکل (۹ الف-ب) (به ترتیب بخش آموزش و آزمایش)، نشان‌دهنده ET_0 روزانه برآورد شده با مدل GA-RF-7 در اقلیم نیمه خشک به‌عنوان دقیق‌ترین برآورد در بین هر دو اقلیم و همه سناریوها است.



شکل ۸- نمودار تیلور برای بهترین مدل برآورد (GA-RF): الف- مرحله آموزش در اقلیم نیمه‌خشک، ب- مرحله آموزش در اقلیم بسیار مرطوب، ج- مرحله آزمایش در اقلیم نیمه‌خشک، و د- مرحله آزمایش در اقلیم بسیار مرطوب

Fig. 8 Taylor diagram for the best estimation model (GA-RF): a) Training phase in semi-arid, b) training phase in semi-arid, c) testing phase in semi-arid, and d) testing phase in very humid climate



شکل ۹- برآورد ET_0 روزانه با مدل GA-RF-7 در اقلیم نیمه خشک الف-آموزش، ب-آزمایش

Fig. 9 Estimation of daily ET_0 with GA-RF-7 model in Tabriz station a) Training, b) Testing

۴- نتیجه گیری

برآورد تبخیر و تعرق مرجع (ET_0)، در فعالیتهای کشاورزی بسیار مهم است. از طریق دادههای ماهوارهای اکنون میتوان به بینشهای جدیدی در زمینه کشاورزی دست یافت. در این پژوهش، تخمین ET_0 روزانه برای زمینهای زراعی تبریز (اقلیم نیمه خشک) و رشت (اقلیم بسیار مرطوب) بر اساس مدل های RF و GA-RF، با استفاده از تصاویر ماهوارهای ارائه شدند. پارامترهای مورد استفاده شامل دمای سطح زمین روزانه (LST_{day})، دمای سطح زمین شبانه (LST_{night}) و میانگین دمای سطح زمین روزانه و شبانه (LST_{mean}) می-باشند. نتایج نشان داد که:

۱- دقت برآورد مدل ها در تخمین ET_0 روزانه در اقلیم نیمه خشک دقیق تر از اقلیم بسیار مرطوب است. بهترین عملکرد مدل در اقلیم تبریز و رشت در هر دو بخش آموزش و آزمایش به ترتیب با مدل GA-RF-7 و GA-RF-5 می-باشد.

۲- دقت برآورد مدل GA-RF در هر دو بخش آموزش و آزمایش و در هر دو اقلیم بهتر از مدل RF است.

۳- با توجه به سناریوهای مورد ارزیابی با تک پارامتر ورودی شامل LST_{day} ، LST_{night} و LST_{mean} ، تأثیر و دقت LST_{mean} بهتر از LST_{day} و LST_{night} بوده است.

۴- در سناریوهای ۴ و ۵ که برآورد ET_0 به وسیله LST_{day} ، LST_{night} و LST_{mean} صورت گرفته است؛ دقت مدل ها در ترکیب LST_{night} با LST_{mean} نسبت به ترکیب LST_{day} با LST_{mean} ، نتایج دقیق تری در هر دو اقلیم داشته است.

با توجه به نتایج بدست آمده، برآورد تبخیر و تعرق مرجع روزانه با استفاده از دمای سطح زمین بدست آمده از سنجنده مادیس دقت مناسبی در اقلیم نیمه خشک داشته است و در اقلیم های مشابه می تواند مورد استفاده قرار بگیرد. از طرفی محدودیت این روش در برآورد ET_0 روزانه کاهش دقت مدل ها در صورت زیاد بودن داده های گمشده در مناطق ابری است.

دسترسی به داده ها

داده ها حسب درخواست، از طرف نویسنده مسئول از طریق ایمیل قابل ارسال می باشد.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می دارند که، هیچ گونه تضاد منفعی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

References

- Achite, M., Samadianfard, S., Elshaboury, N., & Sharafi, M. (2022). Modeling and optimization of coagulant dosage in water treatment plants using hybridized random forest model with genetic algorithm optimization. *Environ. Develop. Sustain.*, 1-19. DOI: [10.1007/s10668-022-02523-z](https://doi.org/10.1007/s10668-022-02523-z)
- Alipour, A., Yarahmadi, J., & Mahdavi, M. (2014). Comparative study of M5 model tree and artificial neural network in estimating reference evapotranspiration using MODIS products. *J. Climat.*, 2014. DOI: [10.1155/2014/839205](https://doi.org/10.1155/2014/839205)
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO *Irrig. Drain.*, paper 56. Fao, Rome, 300(9), D05109.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learn.*, 45(1), 5-32. DOI: [10.1023/A:1010933404324](https://doi.org/10.1023/A:1010933404324)
- Douna, V., Barraza, V., Grings, F., Huete, A., Restrepo-Coupe, N., & Beringer, J. (2021). Towards a remote sensing data based evapotranspiration estimation in Northern Australia using a simple random forest approach. *J. Arid Environ.*, 191, 104513. DOI: [10.1016/j.jaridenv.2021.104513](https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2021.104513)
- Falamarzi, Y., Palizdan, N., Huang, Y. F., & Lee, T. S. (2014). Estimating evapotranspiration from temperature and wind speed data using artificial and wavelet neural networks (WNNs). *Agri. Water Manag.*, 140, 26-36. DOI: [10.1016/j.agwat.2014.03.014](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.03.014)
- Feng, Y., Cui, N., Zhao, L., Hu, X., & Gong, D. (2016). Comparison of ELM, GANN, WNN and empirical models for estimating reference evapotranspiration in humid region of Southwest China. *J. Hydrol.*, 536, 376-383. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2016.02.053](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.053)

- Hashemi, S., Samadianfard, S., & Sadraddini, A. A. (2022). Evaluation of random forest-genetic algorithm hybrid model in estimating daily solar radiation. *Environ. Water Eng.*, 8(3), 636-653. DOI: [10.22034/JEWE.2022.312038.1654](https://doi.org/10.22034/JEWE.2022.312038.1654)
- Hobbins, M. T. (2016). The variability of ASCE standardized reference evapotranspiration: A rigorous, CONUS-wide decomposition and attribution. *Transact. ASABE*, 59(2), 561-576. DOI: [10.13031/trans.59.10975](https://doi.org/10.13031/trans.59.10975)
- Holland, J. H. (1992). Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT press.
- Khotbehsara, E. M., Daemei, A. B., & Malekjahan, F. A. (2019). Simulation study of the eco green roof in order to reduce heat transfer in four different climatic zones. *Result. Eng.*, 2, 100010. DOI: [10.1016/j.rineng.2019.100010](https://doi.org/10.1016/j.rineng.2019.100010)
- Khoshkhoo, Y., & Nikmehr, S. (2021). Application of land surface temperature extracted from satellite images for zoning reference evapotranspiration. *Environ. Water Eng.*, 7(4), 708-722. DOI: [10.22034/jewe.2021.293156.1591](https://doi.org/10.22034/jewe.2021.293156.1591)
- Maeda, E. E., Wiberg, D. A., & Pellikka, P. K. (2011). Estimating reference evapotranspiration using remote sensing and empirical models in a region with limited ground data availability in Kenya. *Appl. Geogra.*, 31(1), 251-258. DOI: [10.1016/j.apgeog.2010.05.011](https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2010.05.011)
- Moore, R., & Hansen, M. (2011). Google Earth Engine: a new cloud-computing platform for global-scale earth observation data and analysis. AGU Fall Meeting Abstracts. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2011AGUFMIN43C..02M/abstract>
- Pagano, T. S., & Durham, R. M. (1993). Moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS). Sensor Systems for the Early Earth Observing System Platforms. DOI: [10.1117/12.152835](https://doi.org/10.1117/12.152835)
- Tyralis, H., Papacharalampous, G., & Langousis, A. (2019). A brief review of random forests for water scientists and practitioners and their recent history in water resources. *Water*, 11(5), 910. DOI: [10.3390/w11050910](https://doi.org/10.3390/w11050910)
- Valipour, M. (2015). Temperature analysis of reference evapotranspiration models. *Meteorol. Appl.*, 22(3), 385-394. DOI: [10.1002/met.1465](https://doi.org/10.1002/met.1465)
- Wang, S., Lian, J., Peng, Y., Hu, B., & Chen, H. (2019). Generalized reference evapotranspiration models with limited climatic data based on random forest and gene expression programming in Guangxi, China. *Agri. Water Manag.*, 221, 220-230. DOI: [10.1016/j.agwat.2019.03.027](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.03.027)
- Wang, W., Liang, S., & Meyers, T. (2008). Validating MODIS land surface temperature products using long-term nighttime ground measurements. *Remote Sens. Environ.*, 112(3), 623-635. DOI: [10.1016/j.rse.2007.05.024](https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.024)
- Ye, X., Dong, L.-A., & Ma, D. (2018). Loan evaluation in P2P lending based on random forest optimized by genetic algorithm with profit score. *Electron. Commerce Res. Appl.*, 32, 23-36. DOI: [10.1016/j.elerap.2018.10.004](https://doi.org/10.1016/j.elerap.2018.10.004)
- Yu, W., Nan, Z., Wang, Z., Chen, H., Wu, T., & Zhao, L. (2015). An effective interpolation method for MODIS land surface temperature on the Qinghai-Tibet Plateau. *IEEE J. Select. Topic. Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, 8(9), 4539-4550. DOI: [10.1109/JSTARS.2015.2464094](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2464094)
- Zhang, Z., Gong, Y., & Wang, Z. (2018). Accessible remote sensing data based reference evapotranspiration estimation modelling. *Agri. Water Manag.*, 210, 59-69. DOI: [10.1016/j.agwat.2018.07.039](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.07.039)

How to cite this paper:

Talebi, H., Samadianfard, S. and Valizadeh Kamran, K. (2023). Effect of MODIS sensor's land surface temperature in estimating daily reference evapotranspiration in two different climates. *Environ. Water Eng.*, 9(3), 367-383. DOI: [10.22034/ewe.2022.366189.1815](https://doi.org/10.22034/ewe.2022.366189.1815)