

Evaluation of spline and Bezier interpolation functions in reference evapotranspiration modeling using satellite image data

Parastoo Amirzehni ¹, Saeed Samadianfard ^{2*}, AmirHossein Nazemi ³, Ali Ashraf Sadradini ⁴

¹ Ph.D. Student, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

² Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

³ Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

⁴ Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Extended Abstract

Introduction

Reference Evapotranspiration (ET_0) is a crucial component in water resource management, forming the backbone of planning and forecasting agricultural water requirements. Accurate calculations of ET_0 are indispensable for modeling crop water needs effectively. However, while satellite imagery provides valuable data for estimating ET_0 , the irregularity of data capture intervals can hinder the availability of detailed meteorological information necessary for precise calculations. This issue presents a significant challenge, which this study aims to address. The importance and necessity of this research stem from its potential to significantly improve agricultural water management practices. By effectively combining satellite data with meteorological inputs, our study seeks to develop a methodology that enhances the accuracy of daily ET_0 estimations. Such advancements are vital for ensuring efficient water usage and better resource management, ultimately promoting sustainable agricultural practices. Thus, the goal of this research is to harness the complementary strengths of satellite-derived data and meteorological insights to create a robust and high-accuracy tool for estimating daily ET_0 .

Materials and Methods

The standard FAO-Penman-Monteith method, which is based on the Penman-Monteith equation that integrates radiometric and aerodynamic parameters, was adopted as the base method for calculating ET_0 of a reference crop. However, this method demands a large amount of meteorological data such as solar radiation, relative humidity, wind speed, and maximum/minimum temperature, which can be challenging to obtain. To overcome this limitation, satellite images from Google Earth Engine system for the years 2001 to 2021 were processed using Landsat sensors to extract parameters such as land surface temperature (LST), enhanced vegetation index (EVI), leaf area index (LAI), and normalized difference vegetation index (NDVI). These parameters can be used to estimate effective evapotranspiration continuously in the short term by applying models and interpolations. One of the problems of planning and management based on satellite image data is the lack of daily images of the study area. Interpolation is a mathematical process that estimates unknown data at other points using data available at specific points. This process is used to fill in gaps, increase resolution, or create continuous maps from satellite data. The LST (8 days) and vegetation cover data (16 days) were converted into daily data using spline and cubic spline interpolation functions. This work was done using spline and Bezier interpolation functions and for days without data at equal intervals, coded in Mathematica.

Results and Discussion

The analysis identified that saturation vapor pressure and land surface temperature, recorded both during the day and night, exhibited the highest correlation and coefficient of determination with ET_0 . For the Tabriz station, scenario 10 demonstrated the most accurate ET_0 estimation, achieving a Root Mean Square Error (RMSE) of 0.364. In comparison, the Ardabil station reached its highest accuracy in scenario 12, with an RMSE of 0.430. These findings indicate that models integrating both meteorological and satellite parameters are superior for achieving accurate ET_0 estimations. When comparing interpolation methods, the Spline method provided more precise modeling than the Bezier method, demonstrating its effectiveness in addressing the complexities inherent

in ET_0 estimation tasks. However, incorporating additional parameters into the machine learning model, particularly the LAI, unexpectedly decreased the model's accuracy, suggesting that a more refined parameter selection may enhance predictive capabilities.

Conclusion

The study explored the use of Spline and Bezier interpolation functions in conjunction with the Random Forest algorithm to enhance the accuracy of daily ET_0 modeling using satellite image data. By leveraging satellite imagery data, such as land surface temperature, leaf area index, and normalized difference vegetation index, alongside meteorological data, this research aimed to address the challenge of limited data availability often encountered in traditional methods like the FAO-Penman-Monteith. In analyzing results from the Tabriz and Ardabil stations, it was revealed that the combination of meteorological and satellite data significantly improved the accuracy of ET_0 predictions. The Spline interpolation method, particularly when paired with the Random Forest algorithm, consistently provided more precise estimations compared to the Bezier method, especially under scenarios with reduced input information. At the Tabriz station, the best ET_0 estimations were recorded in the S-RF-10 model (RMSE = 0.364), while in Ardabil, the S-RF-9 model yielded high accuracy (RMSE = 0.430). Importantly, the saturation vapor pressure emerged as the most influential meteorological factor, whereas land surface temperature held the highest correlation among satellite parameters.

Keywords: Downscaling; Machine Learning; Plant water consumption; Remote Sensing; Time Series.

Article Type: Research Article

Acknowledgement

We would like to express our sincere gratitude to the University of Tabriz for the financial and logistical support, which significantly contributed to this research project.

Conflicts of interest

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

Data availability statement

The datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

Authors' contribution

Parastoo Amirzehni: Data curation; original draft preparation; formal analysis; investigation; methodology; visualization; writing-original draft. **Saeed Samadianfard:** Review analysis; resources; validation; review draft. **AmirHossein Nazemi:** Conceptualization. **Ali Ashraf Sadradini:** Supervision.

*Corresponding Author, E-mail: s.samadian@tabrizu.ac.ir

Citation: Amirzehni, P., Samadianfard, S., Nazemi, A.H., & Ashraf Sadradini, A. (2025). Evaluation of Spline and Bezier interpolation functions in reference evapotranspiration modeling using satellite image data. *Water and Soil Management and Modeling*, 5(1), 141-158.

doi: 10.22098/mmws.2024.14618.1419

Received: 05 February 2024., Received in revised form: 07 April 2024, Accepted: 03 May 2024,

Published online: 21 March 2025

Water and Soil Management and Modeling, Year 2025, Vol. 5, No. 1, pp 141-158

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author (s)





مقایسه توانایی توابع درون‌یابی اسپیلاین و بزیر در مدل‌سازی تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای

پرستو امیر ذهنی^۱، سعید صمدیان‌فرد^{۲*}، امیرحسین ناظمی^۳ و علی اشرف صدرالدینی^۴

^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 مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
^۴ استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

چکیده

تبخیر-تعرق مرجع (ET₀) یکی از مهم‌ترین پارامترها در مدیریت و برنامه‌ریزی دقیق‌تر منابع آب است که بررسی آن، امکان مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف آب گیاهان را فراهم می‌کند. تصاویر ماهواره‌ای منبع ارزشمند با فواصل چندین روزه برای جبران کمبود اطلاعات هواشناسی هستند. در این پژوهش، جهت ریز مقیاس‌سازی داده‌های تصاویر ماهواره لندست و سنجنده مادیس شامل دمای سطح زمین (LST) و شاخص تفاضل نرمال شده گیاهی (NDVI)، دو روش درون‌یابی اسپیلاین (S) و بزیر (B) استفاده شدند. با این توابع، داده‌های چند روزه تصاویر ماهواره‌ای شامل دمای سطح زمین، شاخص سطح برگ و شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی، به داده‌های روزانه تبدیل شدند و با کاربرد الگوریتم جنگل تصادفی (RF)، ET₀ روزانه تخمین زده شد. نتایج حاصل نشان داد که صحت تخمین ET₀ در ایستگاه تبریز در مدل‌های S-RF-10، B-RF-14 و در اردبیل با تلفیق پارامترهای هواشناسی و ماهواره‌ای به مقادیر حاصل از روش پنمن-مانتیث-فانو نزدیک‌تر بود. علاوه بر این، تحلیل آماری پارامترهای خطای مدل S-RF-10 در تبریز ($NS=0/98$, $RMSE=0/36$, $R^2=0/98$) و مدل B-RF-14 ($NS=0/98$, $RMSE=0/36$, $R^2=0/98$)، در اردبیل مدل S-RF-9 ($NS=0/95$, $RMSE=0/43$, $R^2=0/93$) و B-RF-12 ($NS=0/94$, $RMSE=0/45$, $R^2=0/95$) نشان دادند که در صورت استفاده از تمام داده‌های هواشناسی و ماهواره‌ای هر دو روش نتایج نزدیک به هم دارند، ولی در صورت کاهش اطلاعات ورودی، روش درون‌یابی اسپیلاین نسبت به بزیر صحت بالاتری در ریز مقیاس‌سازی جهت برآورد ET₀ روزانه دارد. یافته‌های پژوهش نشان داد که با استفاده از روش درون‌یابی اسپیلاین، بزیر و کاربرد روش جنگل تصادفی می‌توان مقادیر تبخیر-تعرق روزانه را با صحت قابل قبولی تخمین زد.

واژه‌های کلیدی: آب مصرفی گیاهان، ریزمقیاس‌سازی، سری زمانی، سنجش از دور، یادگیری ماشین.

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: s.samadian@tabrizu.ac.ir

استاد: امیر ذهنی، پرستو، صمدیان‌فرد، سعید، ناظمی، امیرحسین، و اشرف صدرالدینی، علی (۱۴۰۴). مقایسه توانایی توابع درون‌یابی اسپیلاین و بزیر در مدل‌سازی تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۵(۱)، ۱۴۱-۱۵۸.
doi: 10.22098/mmws.2024.14618.1419



تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۱۶، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۱/۱۹، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۱۴، تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۱/۰۱

مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۴، دوره ۵، شماره ۱، صفحه ۱۴۱ تا ۱۵۸

© نویسنده‌گان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی

۱- مقدمه

تبخیر-تعرق (ET) یکی از فرآیندهای اصلی در چرخه آب است و نقش بسیار مهمی در حفظ تعادل آب و حرارت گیاه دارد. همچنین ارزیابی آن در مدیریت منابع آب به ویژه کشاورزی، بسیار مهم است. با این حال، تغییرات آب و هوایی بر چرخه هیدرولوژیکی تأثیر می‌گذارد و اثرات آن خصوصاً برای آب و هوای خشک و نیمه‌خشک شدیدتر خواهد بود (Goyal et al., 2022). بنابراین، تجزیه و تحلیل مکانی-زمانی روند ET ممکن است برای پیش‌بینی عدم تعادل در عرضه هیدرولوژیکی منطقه‌ای و بهبود مدیریت منابع آب حیاتی باشد (Yang et al., 2020). ET_0 به عنوان شدت ET از چمن فرضی سبز با ارتفاع یکنواخت که به‌طور فعال رشد می‌کند، به‌خوبی آبیاری می‌شود و زمین را کاملاً سایه می‌اندازد، با ارتفاع ۰/۱۲ متر، مقاومت سطح ثابت ۷۰ ثانیه متر مربع و ضریب بازتابش ۰/۲۳، که بسیار شبیه ET از یک سطح گسترده‌است، تعریف می‌شود (Allen et al., 1998). ET_0 را می‌توان با داده‌های هواشناسی محاسبه کرد و مدل پنمن مانیتث^۱ (PM) که در نشریه شماره ۵۶ فائو ارائه شده است؛ به عنوان تنها روش استاندارد برای تعریف و محاسبه ET_0 توصیه می‌شود (Allen et al., 1998). فقدان داده‌های پیوسته در برخی مناطق نیاز به توسعه ابزارهایی برای پیش‌بینی ET را در مقیاس‌های محلی و منطقه‌ای تقویت می‌کند که تنها داده‌های سنجش از راه دور می‌توانند در مواردی که داده‌های محلی کم و یا ناقص است، مفید باشند. همچنین ارزیابی اهمیت هر یک از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در بوم‌سازگان‌های مختلف و عدم قطعیت آن ممکن است برای این هدف ارزشمند باشد. در این راستا روش‌های یادگیری ماشین و همچنین آمار چندمتغیره ممکن است یک رویکرد جایگزین باشد (Bhattarai et al., 2019).

در پژوهشی، Huang et al. (2019) مقادیر ET_0 روزانه را با روش‌های جنگل تصادفی (RF) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) در پنج منطقه مرطوب چین با داده‌های محدود و کامل تخمین زدند. ایشان نتیجه گرفتند که با کمبود اطلاعات، روش‌های RF و SVR نتایج رضایت‌بخشی را حاصل می‌کنند. در چنین شرایطی، تصاویر ماهواره‌ای مؤثرترین و مقرون‌به‌صرفه‌ترین روش برای ارزیابی ET_0 در مناطق وسیع هستند (Fawzy et al., 2021). در دهه‌های گذشته، روش‌های یادگیری ماشین (ML) به‌طور فزاینده‌ای در کاربردهای هیدرولوژیکی و بوم‌شناختی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Cai et al., 2019). این روش‌ها اجازه می‌دهند تا با بازتولید خودکار روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی، نتیجه فرآیندهای پیچیده را تقلید کنند. به‌طور خاص، تنها در چند سال گذشته روش‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ET (یا ET_0) در بوم‌سازگان‌ها و محصولات مختلف و مشخص کردن تأثیر متغیرهای مرتبط گوناگون به کار گرفته شده است (Dou and

Yang, 2018). علاوه بر این، Feng et al. (2016) برای تخمین ET_0 روزانه، دو مدل جنگل‌های تصادفی و شبکه‌های عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) را پیشنهاد کردند. ایشان با استفاده از داده‌های هواشناسی حداکثر و حداقل دمای هوا، تابش خورشیدی، رطوبت نسبی و سرعت باد طی سال‌های ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۴ از دو ایستگاه در جنوب غربی چین برای آموزش و آزمون مدل‌های RF و GRNN با استفاده از دو ترکیب ورودی، شامل داده‌های کامل و فقط دما و تابش فرازمینی استفاده نمودند. نتایج ایشان نشان داد که صحت مدل RF کمی بهتر از GRNN بود.

Kim et al. (2020) با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی و با استفاده از محصولات تصاویر ماهواره‌ای سنجنده مادیس و داده‌های هواشناسی، مقادیر ET_0 را تخمین زدند. روش مینا برای محاسبه ET_0 ، روش استاندارد پنمن-مانیتث-فائو در نظر گرفته شد. برای ارزیابی ET_0 روزانه از چندین متغیر ورودی استفاده شده است: شاخص گیاهی تفاوت نرمال شده (NDVI)، شاخص سطح برگ (LAI) و کسری از تابش فعال فتوسنتزی (FPAR) از سنجنده مادیس و دمای هوا، دمای سطح زمین، دمای خاک، رطوبت نسبی و سرعت باد که از ایستگاه‌های هواشناسی به‌دست آمده است. نتایج نشان داد که مدل ET_0 مبتنی بر یادگیری ماشین به روش جنگل تصادفی دارای جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ۱/۰۳۸ میلی‌متر در روز و ضریب تعیین ۰/۸۷۰ بود. ایشان نشان دادند که رطوبت نسبی و دمای سطح زمین تأثیرگذارترین متغیرها برای مدل تبخیر و تعرق مرجع مبتنی بر یادگیری ماشین هستند. همچنین et (2023) Khari al. مدل‌های مختلف برای برآورد تبخیر و تعرق مرجع را مقایسه نمودند. آن‌ها نتیجه گرفتند مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک (ANN+GA) نسبت به مدل‌های تجربی (بلانی کریدل، هارگریوز سامانی و ایرماک) صحت بیشتری در برآورد تبخیر و تعرق مرجع داشتند. همچنین، مدل شبکه عصبی تلفیقی با الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی صحت بیشتری دارد. از دیگر نتایج ایشان این بود که استفاده از داده‌های هواشناسی مانند دمای کمینه، دمای بیشینه، سرعت باد، رطوبت نسبی کمینه و بیشینه، و ساعات آفتابی به‌عنوان ورودی به مدل‌های ANN و ANN+GA صحت بیشتری در برآورد ET_0 دارد.

در مطالعه‌ای توسط Wang et al. (2019) با هدف بررسی توانایی تعمیم الگوریتم جنگل تصادفی (RF) در مدل‌سازی ET_0 با ترکیب‌های ورودی مختلف با شرایط مختلف با داده‌های از دست رفته، این الگوریتم با روش برنامه‌نویسی بیان ژن مقایسه شد. ایشان بیان نمودند که اگرچه مدل‌های ET_0 مبتنی بر RF کمی بهتر از مدل‌های مبتنی بر بیان ژن^۲ (GEP) عمل کردند، ولی رویکرد GEP توانایی بیان عبارات صریح بین متغیرهای وابسته و مستقل

¹ Penman-Monteith

² Gene expression programming (GEP)

جنگل تصادفی بهبودیافته با الگوریتم ژنتیک ($R^2=0.990$, $RMSE=0.334$, $NS=0.989$) حاصل شد.

هدف از پژوهش حاضر، برآورد ET_0 روزانه در تبریز و اردبیل با استفاده از پارامترهای به‌دست‌آمده از ماهواره لندست و همچنین ارزیابی روش‌های درون‌یابی اسپیلاین و کیو بیک اسپیلاین در برآورد داده‌های روزانه از تصاویر ماهواره‌ای است. از ترکیب داده‌های درون‌یابی شده ماهواره‌ای با اطلاعات هواشناسی، چندین سناریو تعریف شد که به‌عنوان ورودی الگوریتم RF برای تولید مقادیر ET_0 روزانه استفاده شد و صحت نتایج مورد ارزیابی قرار گرفته است.

۲- مواد و روش‌ها

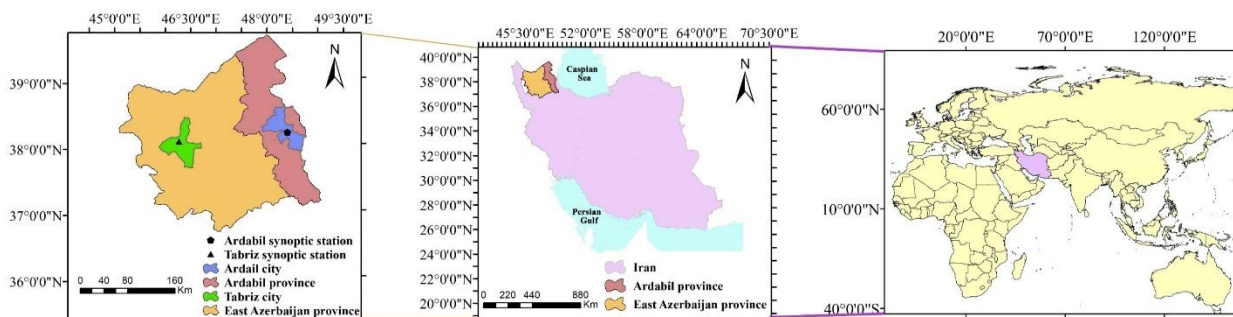
۲-۱- منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش ایستگاه‌های هواشناسی تبریز و اردبیل برای بررسی انتخاب شد. موقعیت این دو ایستگاه در کشور در شکل ۱ نشان داده شده است. اطلاعات مورد نیاز هواشناسی از ایستگاه سینوپتیک تبریز واقع در طول جغرافیایی $46^{\circ}24'$ ، عرض $38^{\circ}12'$ و ارتفاع 1361 متر از سطح دریا و ایستگاه اردبیل واقع در طول جغرافیایی $48^{\circ}33'$ ، عرض $38^{\circ}22'$ و ارتفاع 1335 متر از سال 2001 تا 2021 دریافت شد. بر اساس روش دومارتن، تبریز (Eslamian et al., 2011) و اردبیل (Frotan and Salahi, 2023) جزء اقلیم نیمه‌خشک طبقه‌بندی شده است.

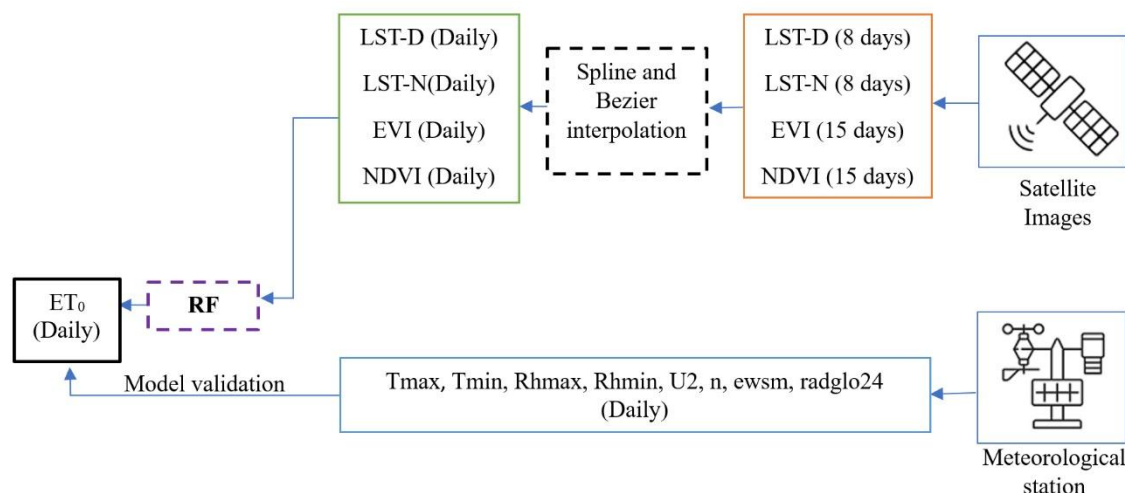
۲-۲- اجرای مدل‌سازی

برای مدل‌سازی ET_0 روزانه با اطلاعات جمع‌آوری‌شده، از الگوریتم جنگل تصادفی (RF) در نرم‌افزار RapidMiner استفاده شده است. روند کار در این پژوهش در شکل ۲ آورده شده است.

را دارد. بنابراین، استفاده از مدل‌های مبتنی بر RF را در پژوهش‌های بیلان آب و مدل‌های مبتنی بر GEP را در برنامه‌ریزی آبیاری کشاورزی توصیه نمودند. در انتها ترتیب اهمیت متغیرهای هواشناسی مؤثر بر ET_0 در منطقه گوانگشی چین را به‌ترتیب، مدت زمان آفتاب، دمای هوا، رطوبت نسبی و سرعت باد اعلام کردند. (Talebi et al. (2023b) در پژوهشی از چهار پارامتر شامل دمای سطح زمین لندست، دمای سطح زمین مادیس، شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی ماهواره لندست و شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی سنجنده مادیس برای تخمین ET_0 ماهانه استفاده نمودند. آن‌ها نتیجه گرفتند که صحت برآورد ET_0 ماهانه در ایستگاه اهواز (اقلیم -خشک) و تبریز (اقلیم نیمه‌خشک) در سناریوی شامل دو پارامتر دمای سطح زمین و شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی مادیس بهتر از سایر سناریوهای مورد بررسی بود. (Ling et al. (2021) به‌منظور تحقق پیش‌بینی پیوستگی ریخته‌گری و ارائه راهنمایی برای تولید واقعی، یک روش پیش‌بینی کیفیت بر اساس الگوریتم ژنتیک و جنگل تصادفی (GA-RF) پیشنهاد نمودند. با در نظر گرفتن داده‌های تولید ریخته‌گری پیوسته، نتایج نشان داد که صحت مدل GA-RF در پیش‌بینی کیفیت ریخته‌گری $89/24\%$ درصد است که $78/25\%$ درصد بهتر از روش بردار پشتیبان و $85/84\%$ درصد از شبکه عصبی است. در عین حال، الگوریتم GA-RF دارای صحت پیش‌بینی و سرعت پیش‌بینی بالاتری است. علاوه بر این، Amirzehni et al. (2023) در مطالعه‌ای برای ایستگاه تبریز با ترکیب پارامترهای هواشناسی و ماهواره‌ای برای مدل‌سازی ET_0 از درون‌یابی اسپیلاین استفاده نمودند. پارامترهای خطای در الگوریتم جنگل تصادفی ($R^2=0.988$, $RMSE=0.364$, $NS=0.987$) و در



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور
Figure 1- The location of the study areas in Iran.



شکل ۲- نمودار مراحل تخمین ET_0 روزانه در ایستگاه‌های تبریز و اردبیل
Figure 2- Diagram of daily ET_0 estimation steps at Tabriz and Ardabil stations

است. مدل پنمن-مانتیت-فائو می‌تواند در محیط‌های مختلف و شرایط آب و هوایی بدون هیچ‌گونه واسنجی محلی به دلیل پایه فیزیکی آن مورد استفاده قرار گیرد و یک روش کاملاً مستند است که با استفاده از لایسیمترها تحت طیف گسترده‌ای از شرایط آب و هوایی تأیید شده است (Landeras et al. 2008). با این حال، استفاده از این روش به داده‌های هواشناسی زیادی از جمله تابش خورشیدی، رطوبت نسبی، سرعت باد و حداکثر و حداقل دمای هوا نیاز دارد که می‌تواند یک مانع واقعی باشد (Sultan Abdullah et al., 2015).

۳-۲ - استفاده از تصاویر ماهواره‌ای

در این پژوهش با استفاده از تصاویر ماهواره لندست و سنجنده مادیس پارامترهای حاصل از پردازش تصاویر ماهواره‌ای از سامانه گوگل ارث انجین برای سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۲۱ استخراج شد. مقادیر دمای سطح زمین (LST) در طول روز و شب به صورت ۸ روزه، مقادیر شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته (EVI)، شاخص سطح برگ (LAI) و شاخص نرمال شده تفضیل پوشش گیاهی (NDVI) ۱۶ روزه از تصاویر ماهواره لندست استخراج شد. ماهواره‌های طیف‌سنج تصویربرداری با وضوح متوسط (مادیس) می‌توانند به اسکن روزانه سطح زمین با وضوح مکانی یک کیلومتر دست یابند و طیف وسیعی برای ارائه اندازه‌گیری‌های متغیرهای بیوفیزیکی سطح داشته‌باشند. بنابراین، به‌طور گسترده‌ای برای برآورد ET در مقیاس‌های منطقه‌ای استفاده می‌شود. با استفاده از مدل‌ها و درون‌یابی‌ها امکان برآورد مؤثر ET پیوسته کوتاه‌مدت میسر است (Hu et al., 2023). نحوه به‌کارگیری داده‌ها به این صورت است که از ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و از ۳۰ درصد داده‌ها برای صحت‌سنجی مدل‌ها استفاده شد. لیست داده‌های هواشناسی و ماهواره‌ای مورد استفاده در این پژوهش به‌همراه نماد اختصاری در جدول ۱ آورده شده است.

در یک مطالعه Ebrahimipak et al. (2019) جهت واسنجی داده‌های لایسیمتری چمن از اطلاعات هواشناسی در منطقه قزوین استفاده نمودند. آن‌ها نتیجه گرفتند که برترین روش از میان روش‌های تخمینی، روش پنمن-مانتیت-فائو است که صحت بالاتری در برآورد ET_0 دارد. در شهرستان خرم بید نیز Ahmadpari et al. (2019) با هدف مقایسه روش‌های ET و تعیین مناسب‌ترین روش برآورد ET_0 پژوهشی انجام دادند. نتایج آنان نشان داد که به‌ترتیب روش‌های پنمن-مانتیت استاندارد، پنمن-مانتیت، پنمن-مانتیت با ورود مقاومت به وسیله کاربر، پنمن کیمبرلی، پنمن اصلاح شده فائو، پنمن فائو، پنمن هارگریوز سامانی، تشعشی فائو، بلانی کریدل، پرستلی تیلور، ماکینگ، تورک و تست تبخیر بیشترین صحت را داشتند.

در این پژوهش روش استاندارد پنمن-مانتیت-فائو برای محاسبه ET گیاه مرجع به‌عنوان روش مبنا مد نظر قرار گرفته است (رابطه ۱). رابطه پنمن-مانتیت-فائو (Allen et al. 1998)، که پارامترهای رادیومتری و آبرودینامیکی را ترکیب می‌کند، توسط سازمان غذا و کشاورزی ملل متحد (FAO) برای ارزیابی ET_0 در اقلیم‌های مختلف در سراسر جهان توصیه می‌شود (Fan et al. 2016).

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

در رابطه (۱)، ET_0 (میلی‌متر بر روز)، Δ شیب منحنی فشار بخار اشباع (کیلو پاسکال بر درجه سانتی‌گراد)، R_n تابش خالص خورشیدی (مگاژول بر مترمربع بر روز)، G چگالی شار حرارتی خاک (مگاژول بر متر مربع بر روز)، γ ثابت سایکرومتری (کیلو پاسکال بر درجه سانتی‌گراد)، T_{min} متوسط دمای هوا در ارتفاع ۲ متری (درجه سانتی‌گراد)، U_2 متوسط سرعت باد در یک شبانه‌روز در ارتفاع دو متری از سطح زمین (متر بر ثانیه)، e_s فشار بخار اشباع (کیلو پاسکال) و e_a نیز فشار بخار واقعی (کیلو پاسکال)

صحت داده‌ها کمک کند و از آن‌ها برای مطالعه و پیش‌بینی پدیده‌های مختلف آب و هوایی، کشاورزی، مخابرات و زمین‌شناسی استفاده نماید. در این پژوهش داده‌های هشت روزه دمای سطح زمین و داده‌های پوشش گیاهی ۱۶ روزه، با استفاده از دو روش درون‌یابی اسپیلاین و بزیر به داده‌های روزانه تبدیل شدند. این کار با استفاده از توابع ریاضی اسپیلاین و بزیر برای روزهای بدون داده با فواصل مساوی با کدنویسی در محیط برنامه‌نویسی Mathematica انجام شده است.

یکی از مشکلات برنامه‌ریزی و مدیریت براساس اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای، نبود تصاویر روزانه از منطقه مورد مطالعه است. یکی از راه‌های ریزمقیاس‌سازی زمانی این اطلاعات ارزشمند، درون‌یابی است. درون‌یابی یک فرآیند ریاضی است که با استفاده از داده‌های موجود در نقاط مشخص، داده‌های ناشناخته در نقاط دیگر تخمین زده می‌شوند. این فرآیند برای پر کردن جاهای خالی، افزایش دقت تفکیک در تصویر، یا ایجاد نقشه‌های مداوم از داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. اهمیت درون‌یابی داده‌های ماهواره‌ای در این است که می‌تواند به بهبود کیفیت و

جدول ۱- فهرست داده‌های مورد استفاده در پژوهش

Table 1- The list of data used in this research

نماد	پارامترهای سنجش از دور	نماد	پارامترهای هواشناسی
LST-D	دمای سطح زمین - روز	Tmax	دمای بیشینه
LST-N	دمای سطح زمین - شب	Tmin	دمای کمینه
EVI	شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته	Rhmax	رطوبت بیشینه
NDVI	شاخص تقاضا نرمال شده پوشش گیاهی	Rhmin	رطوبت کمینه
LAI	شاخص سطح برگ	U2	سرعت باد
		n	ساعات آفتابی
		Radglo24	تشنش روزانه
		ewsm	میانگین فشار بخار اشباع

شده را از یک تابع تکه‌ای پیوسته و قابل‌تمایز ارزیابی می‌کند. به‌طور کلی، با گره‌های درون‌یابی (یعنی نمونه‌های داده‌های شناخته شده برای استنباط مقادیر درون‌یابی)، تابع تکه‌ای از چندجمله‌ای‌ها به نام اسپیلاین تشکیل شده است که در هر گره درون‌یابی با هم برخورد می‌کنند. ضرایب چند جمله‌ای‌ها به‌گونه‌ای انتخاب می‌شوند که تابع تکه‌ای درون‌یابی پیوسته و درون‌یابی دقیق باشد؛ یعنی از تمام گره‌های درون‌یابی عبور کند (Beu, 2015).

۲-۵- درون‌یابی بزیر

در سال ۱۹۵۹ تقریباً به‌طور هم‌زمان دو نفر در دو نقطه متفاوت دنیا بر روی منحنی‌ها مطالعه کار کردند، یکی از آن‌ها پژو^۲ کارمند و شاگرد پیر بزیر^۳ بود. پیشنهادی برای شکل جدیدی از معادله منحنی‌ها و سطوح برای بدنه اتومبیل ارائه کرد و به‌دلیل کمک شایان توجه بزیر به وی و معرفی سریع‌تر این منحنی‌ها در دنیای ریاضیات این منحنی‌ها به نام بزیر نام‌گذاری شدند. الگوریتم حل این منحنی به نام نفر دومی ثبت شد که بر روی این منحنی‌ها کار می‌کرد و دیکاستلجو^۴ نام داشت. این منحنی‌ها بر خلاف روش‌های رایج درون‌یابی که از نقاط داده شده عبور می‌کردند، عبور نمی‌کردند و نقاط تنها برای کنترل شکل منحنی استفاده می‌شدند. در طراحی‌های مهندسی معمولاً این روش برای

۲-۴- درون‌یابی اسپیلاین

اسپیلاین در ابتدا اصطلاحی بود که برای خط‌کش‌های کشسان برای تهیه نقشه‌های فنی به کار می‌رفت. روش مدل‌سازی ریاضی شکل این خط‌کش‌های کشسان ثابت با $n+1$ نقطه $\{(x_i, y_i): i=0, 1, \dots, n\}$ در حقیقت، درون‌یابی اسپیلاین^۱ بین همه زوج نقطه‌های (x_i, y_i) و (x_{i-1}, y_{i-1}) با استفاده از چندجمله‌ای $y=q_i(x)$ است که در آن $i=1, 2, \dots, n$. انحنای منحنی $y=f(x)$ طبق رابطه (۲) بیان می‌شود:

$$k = \frac{y''}{(1+y'^2)^{3/2}} \quad (2)$$

از آنجایی که شکل اسپیلاین خمش را (با عبور از همه نقاط) کمینه می‌کند، y' و y'' در همه جا و همه نقاط پیوسته خواهند بود (رابطه ۳):

$$\begin{cases} q'_i(x_i) = q'_{i+1}(x_i) \\ q''_i(x_i) = q''_{i+1}(x_i) \end{cases} \quad 1 \leq i \leq n-1 \quad (3)$$

در جریان داده‌های بی‌شمار و متفاوتی که به‌طور مستقیم مشاهده یا مدل‌سازی می‌شوند، درون‌یابی داده‌ها گامی حیاتی برای فرآیندهای مدل‌سازی سیستم زمین و مدل‌سازی هیدرولوژیکی است (De Caceres et al., 2018). درون‌یابی اسپیلاین به‌دلیل سازگاری بالا با مشکلات متعدد و سهولت استفاده، یک روش درون‌یابی محبوب است. داده‌های درون‌یابی

⁴ Decasteljau

¹ Spline Interpolation

² Peugeot

³ Pierre bezier

با توجه به ویژگی‌های چندجمله‌ای‌های برنشتاین، منحنی بزیر قطعاً از نقاط P_0, P_1 عبور کرده و همچنین در این نقاط بر خط واصل $P_{n-1}P_n, P_0P_1$ مماس است.

۶-۲- جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی^۲ (RF)، اولین بار توسط بریمن (Breiman, 2001) معرفی شد که یک الگوریتم یادگیری ماشین بر مبنای درخت تصمیم است. این الگوریتم به دلیل سادگی، برای دسته‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد. مزیت جنگل تصادفی در مقایسه با سایر مدل‌های یادگیری ماشین، تخمین اهمیت هر یک از پارامترهای ورودی است که امکان استفاده از متغیرهای ورودی متعددی که به پیش‌بینی کمک می‌کند را فراهم می‌کند. مراحل خاص الگوریتم به این صورت است که هر درخت تصمیم در مدل الگوریتم جنگل تصادفی شامل یک دنباله درخت مانند از گره‌های تصمیم است. بر اساس این توالی، درخت به شاخه‌های مختلف تقسیم می‌شود تا به انتهای (برگ) درخت برسد (شکل ۳). نتایج پیش‌بینی هر درخت تصمیم از طریق گره‌های برگ خروجی می‌شود و در نهایت خروجی درخت‌های تصمیم چندگانه برای پیش‌بینی ترکیب می‌شوند. الگوریتم جنگل تصادفی، از مزایای سرعت تمرین سریع و اجتناب از تطبیق بیش از حد برخوردار است (Choi et al., 2020).

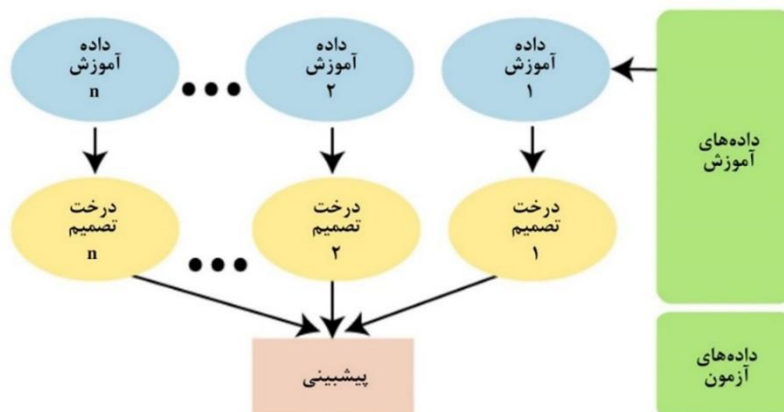
درون‌یابی نقاط ترجیح داده می‌شود. بعد از مدتی به نقص‌هایی که این منحنی‌ها داشتند پی بردند. به‌عنوان مثال در منحنی‌های بزیر درجه منحنی ایجاد شده همواره ثابت نبوده و یکی کمتر از تعداد نقاط است که باعث ایجاد منحنی با درجات بسیار بالا می‌شود و همچنین در این منحنی‌ها تغییر در یک نقطه باعث تغییر در کل منحنی می‌شود، یعنی منحنی به نقاط کنترل خود وابسته است. اهمیت منحنی‌های بزیر به‌خاطر این است که این منحنی‌ها دارای خاصیت‌هایی هستند که تجزیه و تحلیل آن‌ها به سادگی صورت می‌گیرد و در عین حال به دانش ریاضی زیادی برای استفاده از آن‌ها نیاز نیست. درون‌یابی بزیر^۱ که به حالت منحنی بزیر مبتنی بر چندجمله‌ای‌های برنشتاین است، به‌صورت رابطه (۴) است:

$$B_{i,n}(t) = \binom{n}{i}(1-t)^{n-i}t^i, 0 \leq i \leq n \quad (4)$$

به‌زای هر عدد طبیعی $n+1, n$ چند جمله‌ای تولید می‌شود (از $i=0$ تا $i=n$).

منحنی بزیر مانند منحنی‌های درون‌یابی الزاماً از نقاط مرجع عبور نمی‌کند. اگر مجموعه نقاط مرجع یا نقاط کنترلی که می‌توانند دارای دو یا سه بعد باشند، به‌صورت $P + \{P_0, P_1, \dots, P_n\}$ باشد، منحنی بزیر مبتنی بر این نقاط، به‌صورت رابطه (۵) تعریف می‌شود:

$$C(t) = \sum_{i=0}^n P_i B_{i,n}(t), t \in [0,1] \quad (5)$$



شکل ۳- شمای کلی الگوریتم جنگل تصادفی

Figure 3- Overview of RF algorithm

میانگین انحراف خطا^۳ (MBE)، جذر میانگین مربعات^۴ (RMSE)، ضریب تعیین^۵ (R^2) و درصد میانگین مقادیر مطلق خطا^۶ (MAPE)، ضریب نش‌ساتکلیف^۷ (NS) و شاخص توافق ویلموت^۸ (WI) با استفاده از رابطه‌های ۵ تا ۱۰ مورد بررسی قرار گرفتند. در تمامی روابط، x مقادیر مشاهداتی و y مقادیر محاسباتی هستند.

⁶ Mean absolute percentage error (MAPE)

⁷ Nash-Sutcliffe (NS)

⁸ Willmott's index of agreement (WI)

۷-۲- توابع عملکرد

مقادیر تبخیر-تعرق حاصل از دو روش درون‌یابی اسپیلاین و کیو بیگ اسپیلاین و سناریوهای مختلف با استفاده از پارامترهای خطا ارزیابی شدند. مقادیر خطای انواع مدل‌ها توسط پارامترهای آماری

¹ Bezier Interpolation

² Random Forest (RF)

³ Mean bias error (MBE)

⁴ Root mean squared error (RMSE)

⁵ Coefficient of determination (R^2)

نسبی بیشینه و کمینه، ساعات آفتابی، سرعت باد، فشار بخار اشباع و تشعشع کل و داده‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای شامل دمای سطح زمین روز و شب، شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته و شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) برای تخمین ET_0 روزانه در ایستگاه‌های تبریز و اردبیل مورد استفاده قرار گرفت. جدول ۱ پارامترهای ورودی هر مدل را نشان می‌دهد که برای ایستگاه تبریز ۱۷ سناریو و ایستگاه اردبیل ۱۴ سناریو تعریف شد (جدول‌های ۲ و ۳). به دلیل تکمیل نبودن داده‌های هواشناسی (جدول‌های ۲ و ۳)، از آوردن این پارامتر و همچنین EVI در سناریوهای اردبیل خودداری شده است. این ترکیب داده‌های هواشناسی و ماهواره‌ای براساس بیشترین همبستگی با ET_0 مرتب شده‌اند (جدول ۴). ترتیب اضافه شدن پارامترها در مدل نیز، بر اساس میزان همبستگی این پارامتر با ET_0 روزانه است. در مجموع ۳۱ مدل برای تخمین ET_0 روزانه استفاده شد. علاوه بر این، وضعیت همبستگی پارامترها با ET_0 در تبریز و اردبیل در جدول ۴ آورده شده است. سناریوهای اجرا شده با روش اسپیلاین با نام‌های S-RF-1، S-RF-2 و ... و مدل‌های اجرا شده با درون‌یابی بزیر با نام‌های B-RF-1، B-RF-2 و ... نشان داده شده‌اند. عبارت RF نیز اشاره به استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی دارد.

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i) \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (6)$$

$$0.7 < RMSE \leq 0.1$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - x_i)^2}{\sum (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (7)$$

$$0.40 < R^2 \leq 1.00$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right| * 100 \quad (8)$$

$$10\% < MAPE \leq 50\%$$

$$NS = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \right] \quad (9)$$

$$0.4 < NS \leq 1.00$$

$$WI = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|y_i - \bar{y}_i| + |x_i - \bar{x}_i|)^2} \right] \quad (10)$$

$$0.30 < WI \leq 1.00$$

۳- نتایج و بحث

در این پژوهش، مدل جنگل تصادفی با ترکیب ورودی‌های گوناگون شامل داده‌های هواشناسی دمای هوای بیشینه و کمینه، رطوبت

جدول ۲- ترکیب ورودی‌های مدل مورد مطالعه برای هر دو روش درون‌یابی در ایستگاه تبریز

Table 2- Combination of the model inputs for both interpolation methods at the Tabriz station.

Model No.	ewsm	Tmax	LST-N	Tmin	LST-D	Rhmax	Rhmin	n	radglo24	U2	EVI	LAI	NDVI
1	*												
2	*	*											
3	*	*	*										
4	*	*	*	*									
5	*	*	*	*	*								
6	*	*	*	*	*	*							
7	*	*	*	*	*	*	*						
8	*	*	*	*	*	*	*	*					
9	*	*	*	*	*	*	*	*	*				
10	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*			
11	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		
12	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
13	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
14	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
15			*		*						*		*
16		*		*		*	*	*		*			
17	*	*		*		*	*	*	*	*			

جدول ۳- ترکیب ورودی‌های مدل مورد مطالعه برای هر دو روش درون‌یابی در ایستگاه اردبیل

Table 3- Combination of the model inputs for both interpolation methods at the Ardabil station.

Model No.	ewsm	Tmax	Tmin	Rhmin	n	LST-D	LST-N	Rhmax	LAI	NDVI	U2
1	*										
2	*	*									
3	*	*	*								
4	*	*	*	*							
5	*	*	*	*	*						
6	*	*	*	*	*	*					
7	*	*	*	*	*	*	*				
8	*	*	*	*	*	*	*	*			
9	*	*	*	*	*	*	*	*	*		
10	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
11	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
12	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
13		*	*	*	*			*			*

جدول 4- مقایسه مقادیر همبستگی ET₀ با پارامترهای هواشناسیTable 4- Comparison of ET₀ correlation values with meteorological parameters.

ردیف	پارامتر	تبریز	پارامتر	اردبیل
1	ewsm	0.94	ewsm	0.88
2	Tmax	0.92	Tmax	0.85
3	LST-N	0.91	LST-D	0.73
4	Tmin	0.90	LST-N	0.73
5	LST-D	0.90	Tmin	0.72
6	Rhmax	0.77	Rhmin	0.64
7	Rhmin	0.75	n	0.64
8	n	0.67	radglo24	0.50
9	radglo24	0.61	lai	0.47
10	U2	0.61	Rhmax	0.46
11	LAI	0.43	NDVI	0.41
12	NDVI	0.34	U2	0.19

به میزان 0/38 میلی متر در روز در سناریو چهاردهم و شانزدهم بوده است. همچنین بیشترین مقدار R² مقدار 0/986 مربوط به سناریوهای سیزده، چهارده، شانزده و هفدهم، و کمترین R² مقدار 0/901 مربوط به سناریو اول است. نمودار مقایسه مدل های روش زیر در تبریز در شکل 4 آورده شده است. مشاهده می شود که کمترین MAPE به میزان 9/42 مربوط به B-RF-16 و بیشترین آن 72/65 در سناریو B-RF-15 حاصل شده است.

نتایج معیارهای ارزیابی برای مدل S-RF اردبیل در مرحله آزمایش در جدول 7 آورده شده است. طبق نتایج به دست آمده، بیشترین RMSE به میزان 1/27 در سناریو چهارده و کمترین RMSE به میزان 0/43 میلی متر در روز در یازدهمین سناریو بوده است. همچنین بیشترین مقدار R² مقدار 0/96 مربوط به سناریو یازده و کمترین R² مقدار 0/59 مربوط به سناریوی چهاردهم است. مشاهده می شود که کمترین MAPE به میزان 13/53 مربوط به S-RF-11 و بیشترین آن 48/56 در سناریو S-RF-14 حاصل شده است. اگر چه سناریوهای 11، 12 و 13 در اردبیل بهترین نتایج را داشتند (در شکل 6 نیز بسیار نزدیک به هم هستند)، ولی از بیشترین تعداد پارامترها در این سناریو استفاده شده است. بدین ترتیب سناریو S-RF-9 به عنوان سناریو برتر انتخاب شد که از نه پارامتر تلفیق هواشناسی و ماهواره ای استفاده شده است.

با توجه به جدول 4 مشاهده می شود که پارامتر فشار بخار اشباع بیشترین همبستگی را با ET₀ در هر دو ایستگاه دارد، در حالی است که در تبریز NDVI و در اردبیل U₂ کمترین همبستگی را دارند که احتمال می رود به دلیل متفاوت بودن اقلیم دو منطقه باشد. با توجه به اینکه دوره آماری از سال 2001 تا 2021 انتخاب شده است. مرحله آزمایش شامل 30 درصد داده ها برابر با 7671 عدد یا روز است که مقادیر معیارهای آماری برای چهار مدل S-RF و B-RF در دو ایستگاه تبریز و اردبیل (مرحله آزمایش شامل 30 درصد داده ها) در جدول های 5 تا 8 آورده شده است. طبق نتایج به دست آمده در جدول 5، برای مدل های S-RF تبریز بیشترین RMSE به میزان 1/02 در سناریو پانزده و کمترین RMSE به میزان 0/36 میلی متر در روز در دهمین سناریو بوده است. همچنین بیشترین مقدار R² برابر با 0/988 مربوط به سناریو دهم و کمترین مقدار R² 0/89 مربوط به سناریو پانزده است. نمودار مقایسه تمامی مدل ها در شکل 4 آورده شده است. مشاهده می شود که کمترین مقدار MAPE مربوط به S-RF-10 و بیشترین آن در سناریو S-RF-15 رخ داده است.

نتایج معیارهای ارزیابی برای مدل B-RF در مرحله آزمایش در جدول 6 آورده شده است. طبق نتایج به دست آمده، برای این مدل بیشترین RMSE به میزان 1/00 در سناریو اول و کمترین RMSE

جدول 5- مقادیر آماری مدل جنگل تصادفی با داده های حاصل از درون یابی اسپلاین در تبریز

Table 5- Statistical values of Random Forest model using spline interpolation data in Tabriz.

نام سناریو	MBE	MAPE	WI	NS	R	R ²	RMSE (mm day ⁻¹)
S-RF-1	-0.020	25.880	0.972	0.900	0.949	0.901	1.000
S-RF-2	-0.039	23.410	0.973	0.902	0.950	0.903	0.990
S-RF-3	0.0350	23.870	0.978	0.910	0.959	0.910	0.910
S-RF-4	0.034	22.560	0.981	0.930	0.965	0.930	0.840
S-RF-5	0.009	19.440	0.983	0.935	0.968	0.936	0.800
S-RF-6	0.019	17.390	0.984	0.941	0.971	0.942	0.770
S-RF-7	-0.026	13.980	0.986	0.946	0.973	0.947	0.730
S-RF-8	-0.030	13.150	0.987	0.951	0.975	0.951	0.704
S-RF-9	0.080	13.930	0.987	0.951	0.976	0.952	0.701
S-RF-10	0.055	8.970	0.997	0.987	0.994	0.988	0.360
S-RF-11	0.057	9.170	0.996	0.986	0.993	0.987	0.370
S-RF-12	0.061	9.550	0.996	0.985	0.993	0.986	0.393
S-RF-13	0.063	10.03	0.996	0.984	0.993	0.985	0.401
S-RF-14	0.063	9.610	0.996	0.985	0.993	0.986	0.395

1.020	0.890	0.947	1.020	0.896	0.970	27.450	S-RF-15
0.383	0.986	0.993	0.383	0.985	0.996	9.460	S-RF-16
0.388	0.986	0.993	0.388	0.985	0.996	10.580	S-RF-17

جدول ۶- نتایج آماری مدل جنگل تصادفی با داده‌های حاصل از درون‌یابی بیزیر در تبریز

Table 6- Statistical results of Random Forest model using Bezier interpolation data in Tabriz.

نام سناریو	MBE	MAPE	WI	NS	R	R ²	RMSE (mm day ⁻¹)
B-RF-1	-0.023	25.880	0.972	0.900	0.949	0.901	1.000
B-RF-2	-0.039	23.410	0.973	0.902	0.950	0.903	0.990
B-RF-3	-0.036	22.400	0.979	0.921	0.960	0.922	0.890
B-RF-4	-0.035	19.370	0.980	0.927	0.963	0.928	0.850
B-RF-5	-0.090	16.210	0.982	0.930	0.966	0.933	0.820
B-RF-6	-0.063	17.930	0.980	0.926	0.962	0.926	0.860
B-RF-7	-0.034	15.932	0.985	0.944	0.972	0.944	0.755
B-RF-8	-0.034	15.932	0.985	0.944	0.972	0.944	0.755
B-RF-9	0.071	11.430	0.995	0.983	0.992	0.984	0.410
B-RF-10	0.073	11.610	0.995	0.982	0.992	0.983	0.420
B-RF-11	0.075	12.260	0.995	0.980	0.991	0.981	0.450
B-RF-12	0.068	12.690	0.994	0.970	0.990	0.980	0.470
B-RF-13	0.075	10.730	0.996	0.985	0.993	0.986	0.390
B-RF-14	-0.026	9.420	0.996	0.986	0.993	0.986	0.380
B-RF-15	0.025	72.650	0.820	0.470	0.700	0.490	2.290
B-RF-16	-0.026	9.420	0.996	0.986	0.993	0.986	0.380
B-RF-17	0.075	10.730	0.996	0.985	0.993	0.986	0.390

جدول ۷- نتایج آماری مدل جنگل تصادفی با داده‌های درون‌یابی اسپلاین در اردبیل

Table 7- Statistical results of RF model using spline interpolation data in Ardabil.

نام سناریو	MBE	MAPE	WI	NS	R	R ²	RMSE (mm day ⁻¹)
S-RF-1	-0.135	32.620	0.933	0.780	0.892	0.790	0.900
S-RF-2	-0.130	30.100	0.937	0.790	0.896	0.800	0.880
S-RF-3	-0.138	28.350	0.944	0.810	0.910	0.820	0.840
S-RF-4	-0.153	27.350	0.946	0.822	0.913	0.834	0.830
S-RF-5	-0.151	26.810	0.947	0.827	0.915	0.838	0.810
S-RF-6	-0.030	20.020	0.971	0.890	0.947	0.890	0.630
S-RF-7	-0.046	18.810	0.974	0.900	0.950	0.910	0.590
S-RF-8	-0.040	17.510	0.977	0.910	0.960	0.922	0.560
S-RF-9	-0.046	16.100	0.980	0.929	0.966	0.930	0.520
S-RF-10	-0.042	16.580	0.979	0.925	0.964	0.929	0.530
S-RF-11	-0.064	13.530	0.987	0.950	0.980	0.960	0.430
S-RF-12	-0.065	15.950	0.985	0.947	0.976	0.950	0.450
S-RF-13	-0.050	16.320	0.984	0.943	0.974	0.940	0.470
S-RF-14	-0.220	48.560	0.840	0.580	0.770	0.590	1.270

مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده ET_0 روزانه حاصل از برترین مدل‌های اجرا شده در شکل ۴ آورده شده است. برترین مدل‌های تبریز RF-S-10 و B-RF-14 و در اردبیل S-RF-9 و B-RF-12 هستند. بر اساس شکل ۵ مشاهده می‌شود که میزان تخمینی ET_0 در اردبیل کمتر از تبریز است. همچنین ET_0 در اردبیل دامنه نوسان کمتری دارد. هر چهار مدل با صحت مناسبی ET_0 را تخمین زدند که مطابق با روند داده‌های مشاهداتی (رنگ قرمز) است.

نمودارهای جعبه‌ای به همراه خطوط خطا برای هر دو ایستگاه مورد بررسی در شکل ۵ آورده شده است. با توجه به شکل ۶ مشاهده می‌شود که در هر چهار مدل اجرا شده، کمیته و خصوصاً بیشینه مقادیر تخمینی به نسبت مقادیر مشاهداتی محدودتر است. میانه مقادیر خروجی از مدل‌های مورد بررسی در تبریز اندکی بیش‌تر از مقادیر مشاهداتی است.

معیارهای ارزیابی برای مدل B-RF اردبیل در مرحله آزمایش در جدول ۸ آورده شده است. طبق این نتایج، بیشترین RMSE به میزان $1/435$ در سناریو چهاردهم و کمترین RMSE به میزان $0/453$ میلی‌متر در روز در دوازدهمین سناریو بوده است. همچنین بیشترین مقدار R^2 مقدار $0/954$ مربوط به سناریو یازدهم و کمترین R^2 مقدار $0/39$ مربوط به سناریوی چهاردهم است. مشاهده می‌شود که کمترین MAPE به میزان $15/039$ مربوط به B-RF-11 و بیشترین آن $56/185$ در سناریو B-RF-14 به دست آمده است. نمودار مقایسه تمامی مدل‌های اجرا شده با داده‌های درون‌یابی اسپلاین و بیزیر در تبریز و اردبیل در شکل ۴ آورده شده است. در هر دو ایستگاه میزان تغییرات شاخص MAPE قابل توجه است. در ایستگاه تبریز سناریو پانزدهم کمترین پارامتر و در ایستگاه اردبیل تغییرات شدید MAPE در سناریو چهاردهم است که فقط با چهار پارامتر ماهواره‌ای مدل‌سازی شده است.

LST ماهواره‌ای و داده‌های هواشناسی مناطق بررسی نمودند. ایشان اعلام نمودند که شاخص سطح برگ مهم‌ترین متغیر است، همچنین عملکرد رضایت بخشی در سه منطقه، با خطاهای RMSE حدود ۱ میلی‌متر در روز به‌دست آوردند. این در حالی است که برای ایستگاه‌های تبریز و اردبیل مقادیر دمای سطح زمین به نسبت شاخص سطح برگ اهمیت و همبستگی بیشتری با ET_0 داشت. لذا با تلفیق داده‌های هواشناسی و ماهواره‌ای میزان خطاهای RMSE به میزان $0/364$ و $0/430$ میلی‌متر به ترتیب در روش اسپیلاین و بزیر کاهش داده شد.

در پژوهشی Mahmoudinezhad et al. (2024) در منطقه نزدیک به شهر کستلوترانو در جنوب ایتالیا، تأثیر متغیرهای هواشناسی بر تبخیر و تعرق گیاه مرجع را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج نشان داد که رطوبت نسبی، کلیدی‌ترین متغیر (مناسب‌ترین پیش‌بینی‌کننده سایر متغیرها) با اولویت $8/375$ و رتبه یک، است. همچنین، تابش کلی خورشید با ضریب همبستگی برابر با $0/713$ ، بهترین متغیر پیش‌بینی‌کننده تبخیر و تعرق واقعی بر اساس روش پژوهش است. همچنین، Talebi et al. (2023b) در پژوهشی جهت برآورد ET_0 ماهانه در دو ایستگاه اهواز و تبریز با استفاده از پارامترهای استخراج شده از تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده مادیس استفاده نمودند. پارامترهای دمای سطح زمین و شاخص تفاضل پوشش گیاهی از تصاویر ماهواره‌ای از سال ۱۳۹۲ الی ۱۴۰۰ استخراج شدند. ایشان با استفاده از الگوریتم‌های جنگل تصادفی (RF) و پرسپترون چندلایه (MLP) نتیجه گرفتند که کاربرد داده‌های حاصل از تصاویر سنجنده مادیس نسبت به ماهواره لندست ۸ در برآورد ET_0 ماهانه دقیق‌تر است. مدل RF خطای RMSE کمتری به نسبت مدل MLP داشت. مدل RF-4 دارای خطاهای $R^2=0/983$ ، $RMSE=0/279$ ، $NS=0/962$ بود. علاوه بر این، در یک پژوهش مشابه Talebi et al. (2023a) با استفاده از مدل MLP و اطلاعات ماهواره‌ای شامل LST روزانه و شبانه، NDVI و LAI مقادیر $R^2=0/949$ ، $RMSE=0/417$ ، $NS=0/894$ و $WI=0/973$ برای تبریز به‌دست آمده که با نتایج پژوهش حاضر مطابقت دارد.

در این مرحله، توانایی کلی مدل‌های مورد استفاده برای تخمین ET_0 حاصل از مدل جنگل تصادفی برای داده‌های اسپیلاین و بزیر در ایستگاه‌های تبریز و اردبیل با استفاده از نمودار تیلور در شکل ۶ آورده شده است. بر اساس نمودار تیلور مقایسه بین سناریوها نشان داده شده است. بهترین مدل‌سازی در صورتی خواهد بود که مدل پیش‌بینی به مربع قرمز رنگ یا مقادیر مشاهداتی نزدیک‌تر باشد. نکته قابل توجه در بررسی دو ایستگاه تبریز و اردبیل این است که برترین مدل در ایستگاه تبریز به وضوح در نمودار تیلور قابل مشاهده است. این در حالی است که نتایج سناریوهای اجرا شده در اردبیل بسیار به همدیگر نزدیک هستند (شکل ۶).

نمودار پراکندگی مقادیر ET_0 پیش‌بینی‌شده توسط مدل‌های برتر B-RF-10، S-RF-14، B-RF-14، برای تبریز و S-RF-9 و B-RF-14 برای اردبیل در شکل ۷ آورده شده است. در هر چهار مدل مشاهده می‌شود که مقادیر حداکثر ET_0 پیش‌بینی‌شده، کمتر از مقادیر مشاهداتی است (شکل‌های ۴ و ۵).

در مطالعه‌ای Asadzadeh et al. (2015) تبخیر-تعرق گیاه مرجع را در دشت اردبیل، با روش‌های گوناگون تخمین زده و مقایسه نمودند. ایشان میزان ET_0 را با روابط پنمن-مانتیث-فائو، ترک، هارگریوز، پرستلی تیلور، بلانی کریدل و نرم‌افزار ET-REF برای انجام محاسبات مورد استفاده قرار گرفت و در انتها مقادیر متوسط ET_0 به ترتیب $2/81$ ، $2/29$ ، $2/9$ ، $2/88$ و $2/74$ تخمین زده شد. بررسی نتایج نشان داد رابطه هارگریوز که تعداد ورودی کمتری نسبت به بقیه معادلات دارد، در مقایسه با پنمن-مانتیث-فائو، تخمین بیشتر (بیش برآزش) را نشان داد. نتایج بدست آمده از مدل‌های اجرا شده نیز در شکل ۶ با این نتایج همراستا هستند که مربع توخالی در نمودارهای جعبه‌ای نمایانگر میانگین است که در ایستگاه اردبیل بر روی حدود ۳ و در تبریز در حدود $4/2$ میلی‌متر بر روز قرار دارد.

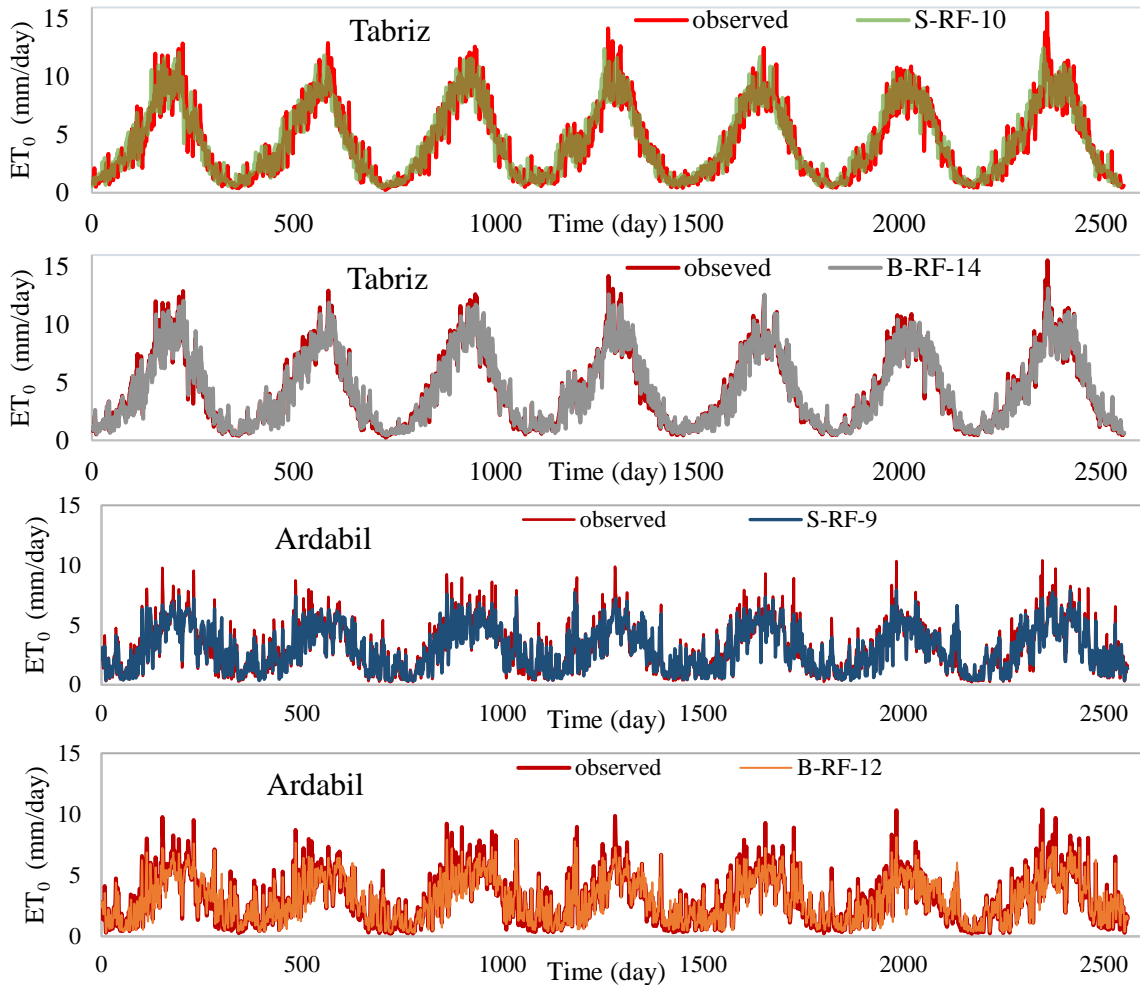
در یک پژوهش Douna et al. (2021) توانایی روش جنگل تصادفی را برای پیش‌بینی ET روزانه در سه منطقه در استرالیا از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۴، با استفاده از محصولات LAI و

جدول ۸- نتایج آماری مدل RF با داده‌های درون یابی بزیر در اردبیل

Table 8- Statistical results of RF model using Bezier interpolation data in Ardabil.

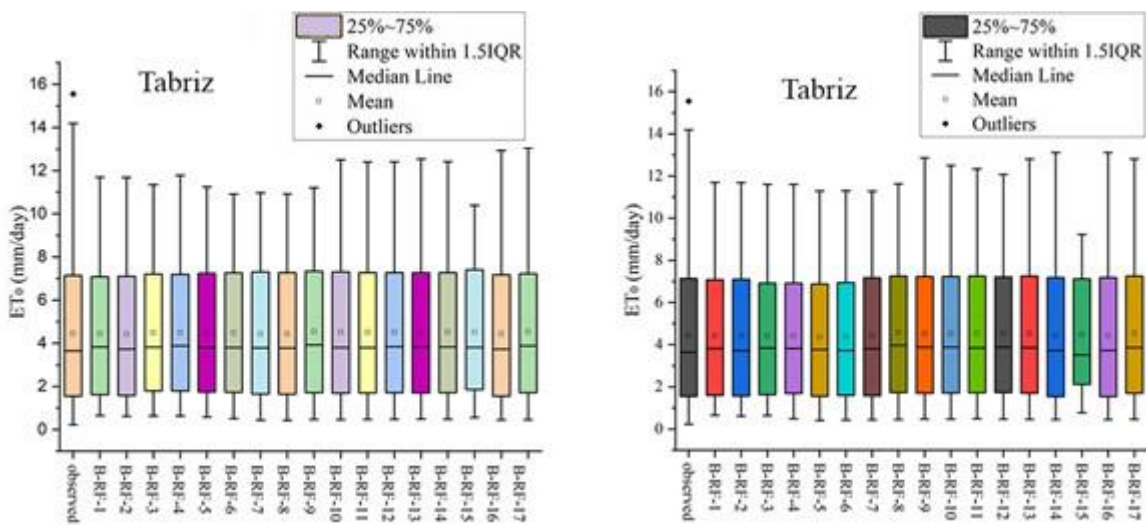
نام سناریو	MBE	MAPE	WI	NS	R	R ²	RMSE (mm day ⁻¹)
B-RF-1	-0.135	32.620	0.933	0.780	0.892	0.795	0.909
B-RF-2	-0.130	30.100	0.937	0.790	0.896	0.803	0.889
B-RF-3	-0.140	28.520	0.940	0.800	0.900	0.816	0.862
B-RF-4	-0.024	21.660	0.970	0.890	0.940	0.892	0.649
B-RF-5	-0.026	20.180	0.974	0.908	0.954	0.909	0.597
B-RF-6	-0.040	19.260	0.974	0.908	0.954	0.910	0.598
B-RF-7	-0.043	19.750	0.973	0.904	0.953	0.908	0.600
B-RF-8	-0.030	18.170	0.977	0.917	0.959	0.920	0.566
B-RF-9	-0.045	17.930	0.977	0.918	0.960	0.921	0.564
B-RF-10	-0.040	18.420	0.976	0.916	0.959	0.920	0.569
B-RF-11	-0.068	15.030	0.985	0.946	0.976	0.954	0.459
B-RF-12	-0.065	15.950	0.985	0.947	0.976	0.953	0.453

0.470	0.940	0.974	0.943	0.984	16.320	-0.050	B-RF-13
1.430	0.490	0.700	0.460	0.790	56.180	-0.310	B-RF-14



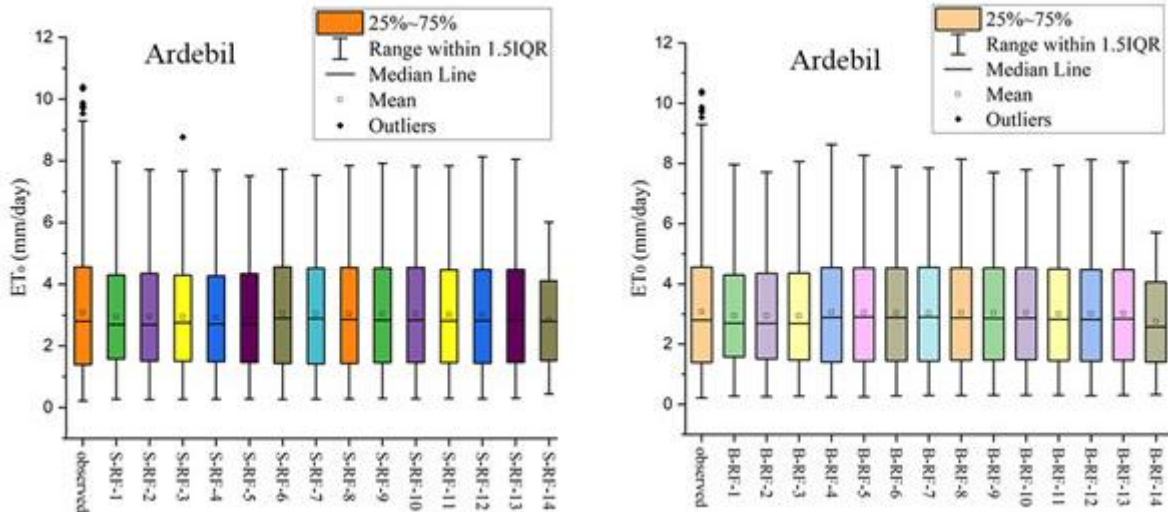
شکل ۴- مقایسه روند میزان تخمین ET_0 روزانه برترین سناریوها و روش فائو (مشاهداتی) در تبریز و اردبیل

Figure 4- Comparison of the daily ET_0 estimates from the top models with the FAO method (observed) in Tabriz and Ardabil

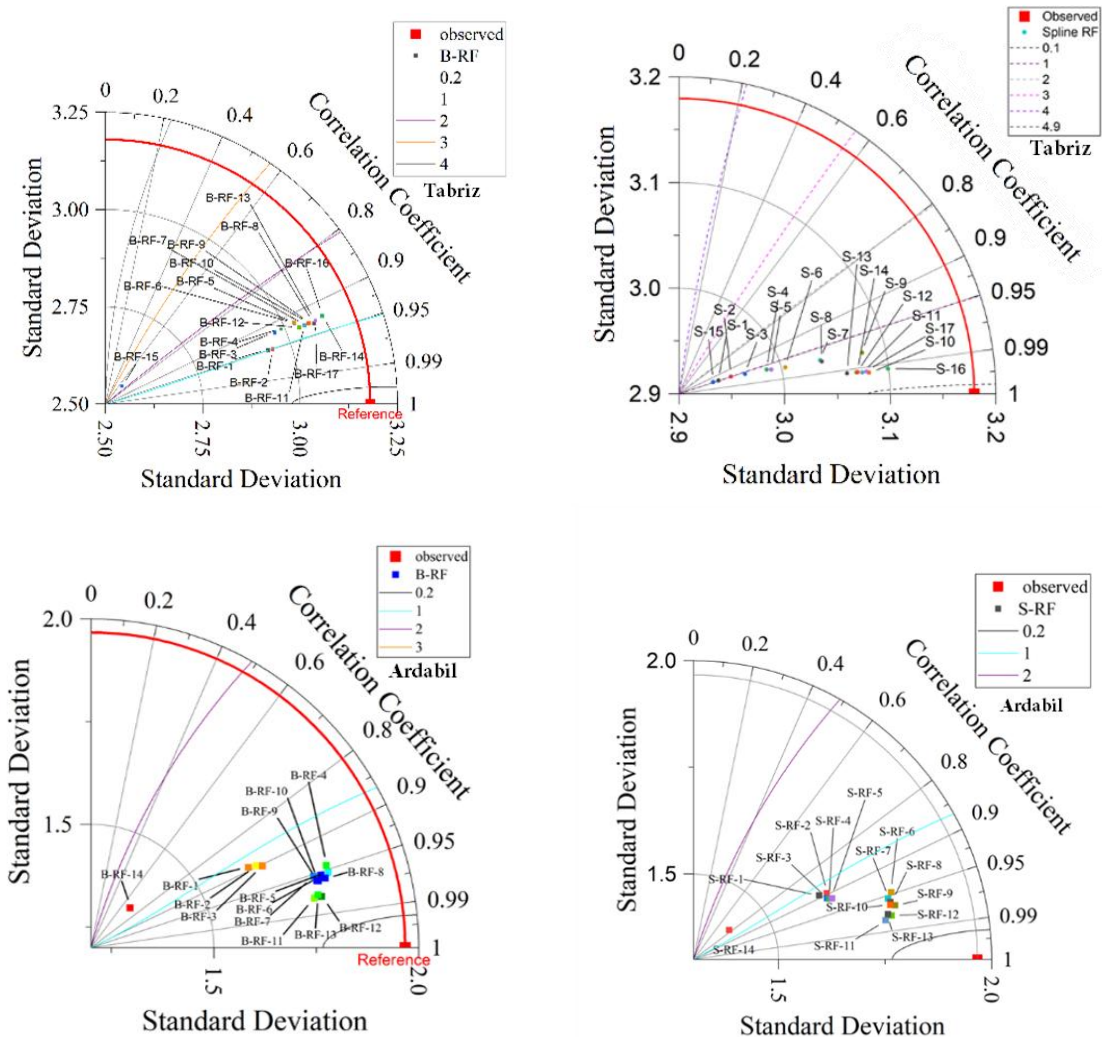


شکل ۵- نمودار جعبه‌ای برای مقایسه خروجی مدل‌ها

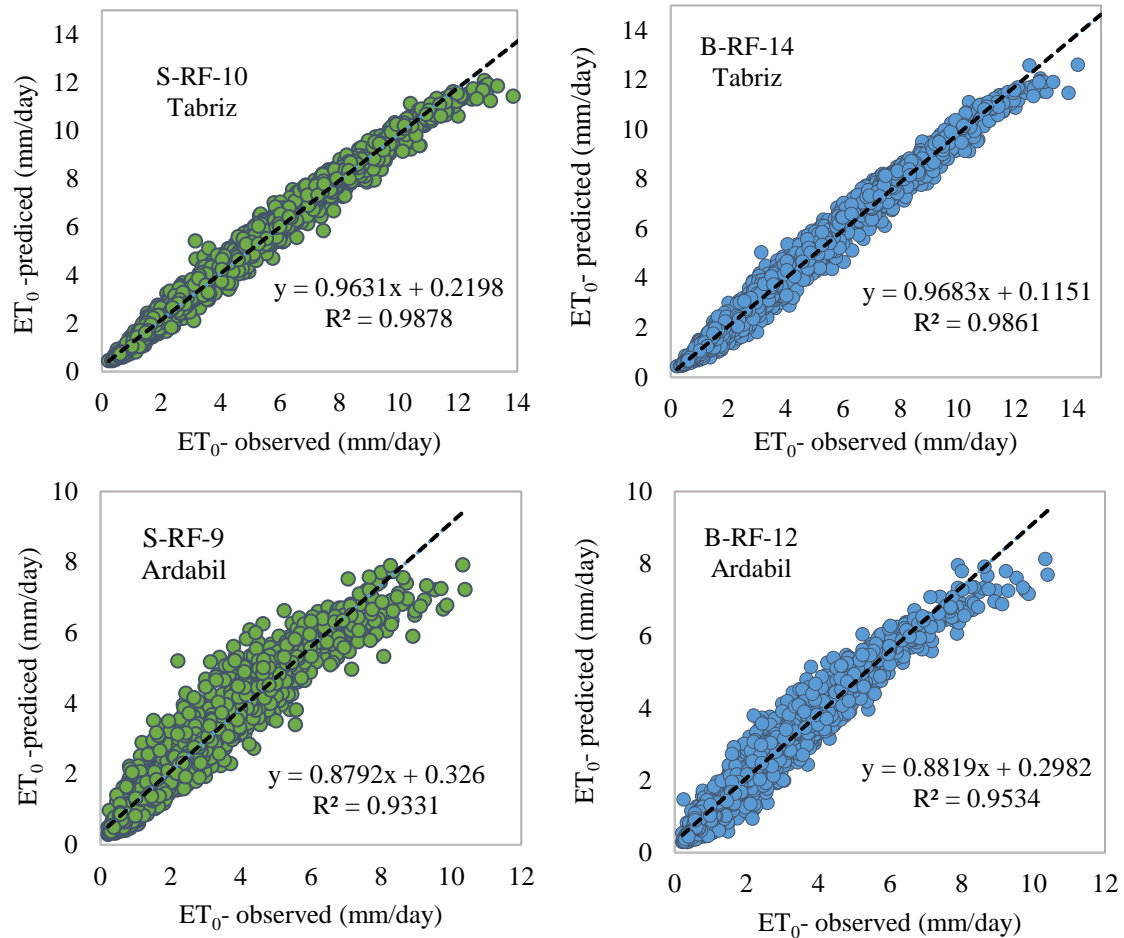
Figure 5- Box plot to compare the outputs of the models.



ادامه شکل ۵- نمودار جعبه‌ای برای مقایسه خروجی مدل‌ها
Continued Figure 5- Box plot to compare the outputs of the models.



شکل ۶- نمودارهای تیلور برای مدل‌ها
Figure 6- Taylor diagrams for the models.



شکل ۷- نمودار پراکندگی مقادیر ET_0 پیش‌بینی شده توسط مدل‌های S-RF-10، B-RF-14 در تبریز، و S-RF-9 و B-RF-12 اردبیل در مقابل مقادیر مشاهداتی

Figure 7- Scatter plot of ET_0 values predicted by the S-RF-10 and B-RF-14 models in Tabriz, and the S-RF-9 and B-RF-12 models in Ardabil versus observed values.

ماهواره‌ای، دمای سطح زمین در روز بالاترین ضریب تبیین به مقدار $0/۷۳۷$ را با ET_0 روزانه داشتند. همچنین، بالاترین صحت برآورد ET_0 روزانه تبریز در روش اسپیلاین و الگوریتم جنگل تصادفی در سناریو ۱۰ با خطا $0/۳۶۴$ میلی‌متر بر روز و روش بزیر در سناریوهای ۱۴ و ۱۶ با خطای $0/۳۸$ میلی‌متر بر روز بود. در اردبیل در مدل‌های اسپیلاین و بزیر هر دو در سناریو ۱۲ بالاترین صحت را داشتند که مقادیر خطا به ترتیب $0/۴۳۰$ و $0/۴۵۳$ بود ولی از همه پارامترها استفاده شده بود. لذا، بهترین مدل در هر دو روش درون‌یابی اسپیلاین و بزیر، حاصل ترکیب پارامترهای هواشناسی و ماهواره‌ای بود. با روش اسپیلاین سناریو S-RF-9 و در روش بزیر S-RF-12 به عنوان مدل‌های برتر انتخاب شدند.

در حالت کلی، هر دو روش درون‌یابی در بهترین سناریو برای تعیین ET_0 روزانه نتایج نزدیک به هم داشتند ولی همبستگی سناریو ۱۴ اسپیلاین و بزیر در تبریز (استفاده از تمام داده‌ها) بیشترین همبستگی را با مقادیر مشاهداتی پمن-مانتیت-فائو داشت. که این موضوع ممکن است به دلیل بیشتر

۴- نتیجه‌گیری

با توجه به این که تاکنون پژوهش قابل توجهی در خصوص بررسی روش‌های متنوع درون‌یابی زمانی برای ریز مقیاس‌سازی داده‌های سنجش از دور استفاده نشده بود، در این پژوهش برای تخمین ET_0 روزانه در ایستگاه‌های تبریز و اردبیل، اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای با دو روش اسپیلاین و بزیر درون‌یابی شدند. پس از دستیابی به داده‌های روزانه ماهواره‌ای و در دسترس بودن داده‌های هواشناسی روزانه، با استفاده از روش یادگیری ماشین جنگل تصادفی، نسبت به برآورد ET_0 روزانه با سناریوهای مختلف، اقدام شد. نتایج نشان داد که در ایستگاه تبریز در طول سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۱ از بین تمامی پارامترهای هواشناسی، فشار بخار اشباع و از بین پارامترهای ماهواره‌ای، دمای سطح زمین در شب بیشترین همبستگی را به ترتیب به میزان $0/۹۴$ و $0/۹۲$ با ET_0 روزانه داشتند. در ایستگاه اردبیل در بازه زمانی مشابه نیز، فشار بخار اشباع بیشترین همبستگی به میزان $0/۸۸۷$ را داشت، ولی از بین پارامترهای

سعید صمدیان فرد: تحلیل مرور منابع؛ اعتبارسنجی؛ بررسی متن و نتایج پیش نویس؛ امیرحسین ناظمی: مفهوم سازی؛ علی اشرف صدرالدینی: نظارت.

منابع

ابراهیمی پاک، نیازعلی، تافته، آرش، اگدرنژاد، اصلان، و اسدی کپورچال، صفورا (۱۳۹۷). تعیین ضرایب تبخیر تعرق ماهانه گندم زمستانه با استفاده از روش های مختلف تخمین تبخیر تعرق و تشت تبخیر در دشت قزوین. مهندسی آبیاری و آب، ۳۳، ۱۰۵-۱۱۹.

احمدپری، هدیه، صفوی گردینی، مریم، و ابراهیمی، محبوبه (۱۳۹۸). انتخاب روش مناسب برآورد تبخیر تعرق مرجع در شرایط کمبود داده های هواشناسی (مطالعه موردی شهرستان خرمبید در استان فارس). مدیریت اراضی، ۷(۲)، ۲۳۱-۲۲۳. doi:10.22092/Imj.2019.120559.

خاری، دانیال، اگدرنژاد، اصلان و ابراهیمی پاک، نیازعلی. (۱۴۰۲). مقایسه مدل های هوش مصنوعی و مدل های تجربی در برآورد تبخیر و تعرق مرجع (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک رامهرمز). مدل سازی و مدیریت آب و خاک، ۳(۲)، ۱۱۲-۱۲۴. doi:10.22098/mmws.2022.11293.1117.

طالبی، حامد، صمدیان فرد، سعید و ولیزاده کامران، خلیل. (۱۴۰۲). روش جدید مبتنی بر تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده مادیس برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع ماهانه در دو اقلیم خشک و نیمه خشک. مدل سازی و مدیریت آب و خاک، ۳(۳)، ۱۹۵-۱۸۰. doi:10.22098/mmws.2023.12048.1198.

محمودی نژاد، وفا، هنریخش، افشین، عبدالهی، خدایار، و دیکارو، ماریو. (۱۴۰۳). ارزیابی روابط بین پارامترهای هواشناسی و تبخیر و تعرق واقعی با استفاده از رگرسیون و خوشه بندی سلسله مراتبی (مطالعه موردی: کستلوترانو ایتالیا). مدل سازی و مدیریت آب و خاک، ۴(۳)، ۱۵۹-۱۷۲. doi:10.22098/mmws.2023.12941.1289

References

- Ahmadpari, H., Safavi Gerdini, M., & Ebrahimi, M. (2019). An appropriate method for estimating potential evapotranspiration in the absence of meteorological data. *Land Management Journal*, 7(2), 223-231. doi:10.22092/Imj.2019.120559 [In Persian].
- Allen, R., Pereira, L., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56, *FAO, Rome*, 300: D05109.
- Amirzehni, P., Samadianfard, S., Nazemi, A., & Sadraddini, A. (2023). Evaluating capabilities of the spline and cubic spline interpolation functions in reference evapotranspiration estimation implementing

بودن پارامترهای دخیل در مدل باشد. خطای RMSE و MAPE نیز در تبریز به نسبت اردبیل کمتر بود. در ایستگاه تبریز در صورت استفاده از تمامی پارامترهای هواشناسی و ماهواره ای همبستگی روش درون یابی اسپیلاین و بزیر بسیار نزدیک به هم در حدود ۰/۹۸۶ است، ولی در ایستگاه اردبیل میزان همبستگی در روش اسپیلاین به نسبت بزیر بالاتر بود. در حالت کلی روش اسپیلاین مدل سازی بهتری را نسبت به روش بزیر ارائه داد. همچنین، افزایش پارامترهای دخیل در یادگیری ماشین که با استفاده از داده های موجود محاسبه شد، تأثیر مثبتی بر صحت مدل نداشت. با توجه به نتایج، روش درون یابی اسپیلاین برآورد نزدیک تری نسبت به بزیر برای مدلسازی تبخیر تعرق مرجع حاصل می کند.

سیاسگزاری

از همکاری و مساعدت سازمان هواشناسی کشور بابت در اختیار قرار دادن داده های هواشناسی قدردانی می شود. این پژوهش تحت حمایت معنوی دانشگاه تبریز انجام شده است.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می دارند که هیچ گونه تضاد منافی در رابطه با نوشتن و یا انتشار این مقاله ندارند.

دسترسی به داده ها

داده های این پژوهش از سازمان هواشناسی کشور اخذ شده است که با توجه به تعهدنامه بعد از اخذ مجوز از سازمان هواشناسی کشور قابل دریافت می باشد.

مشارکت نویسندگان

- پرستو امیرزهنی: آماده سازی داده ها، روش پژوهش، رسم نمودارها و شکل ها، تحلیل نتایج، آماده سازی پیش نویس اصلی؛ satellite image data. *Earth Science Informatics*, 1-17. doi:10.1007/s12145-023-01127-z.
- Asadzadeh Sh., Raouf, H. & Mahmoudi Fard, G. (2015). Comparison of different methods of estimating evaporation and transpiration of the reference plant in Ardabil plain. The Second National Conference on the Protection of Natural Resources and Environment, University of Mohaghegh Ardabili.
- Beu, T.A. (2015). Introduction to Numerical Programming. A Pratical Guide for Scientists and Engineers Using Python and C/C++, CRC Press, *Taylor and Francis Group*, Boca Raton, FL, USA.
- Bhattarai N, Mallick K, Stuart J, Vishwakarma, B.D., Niraula, R., Sen S., & Jain, M. (2019). An automated multi-model evapotranspiration

- mapping framework using remotely sensed and reanalysis data. *Remote Sensing of Environment*, 229, 69-92. doi:10.1016/j.rse.2019.04.026.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. doi:10.1023/a:1010933404324.
- Cai, Y., Guan, K., Lobell, D., Potgieter, A., Wang, S., Peng, J., Xu, T., Asseng, S., Zhang, Y., You L. & Peng, B. (2019). Integrating satellite and climate data to predict wheat yield in Australia using machine learning approaches. *Agricultural and Forest Meteorology*, 274, 144-159. doi:10.1016/j.agrformet.2019.03.010.
- Choi, J., Gu, B. & Chin, S. (2020). Machine learning predictive model based on national data for fatal accidents of construction workers. *Automation in Construction*, 110, 102974. doi:10.1016/j.autcon.2019.102974.
- De Caceres, M., Martin-StPaul, N., Turco, M., Cabon, A. & Granda, V. (2018). Estimating daily meteorological data and downscaling climate models over landscapes. *Environmental Modelling and Software*, 108, 186-196, doi:10.1016/j.envsoft.2018.08.003.
- Dou, X. & Yang, Y. (2018). Evapotranspiration estimation using four different machine learning approaches in different terrestrial ecosystems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 148, 95-106, doi:10.1016/j.compag.2018.03.010.
- 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. *Journal of Arid Environments*, 191, 104513, doi:10.1016/j.jaridenv.2021.104513
- Ebrahimipak, A., Tafteh, A., Egdarnejad, A., & Asadi Kapourchal, S. (2019). Determination of monthly evapotranspiration coefficients of winter wheat by different methods of estimating evapotranspiration and evaporation pan in Qazvin plain. *Irrigation and Water Engineering*, 32, 105-119. [In Persian]
- Eslamian, S., Khordadi, M.J., & Abedi-Koupai, J. (2011). Effects of variations in climatic parameters on evapotranspiration in the arid and semi-arid regions. *Global and Planetary Change*, 78(3-4), 188-194. doi:10.1016/j.gloplacha.2011.07.001.
- Fan, J., Wu, L., Zhang, F., Xiang, Y., & Zheng, J. (2016). Climate change effects on reference crop evapotranspiration across different climatic zones of China during 1956–2015. *Journal of Hydrology*, 542, 923-937. doi:10.1016/j.jhydrol.2016.09.060.
- Fawzy, H. E.D., Sakr, A., El-Enany, M., & Moghazy, H.M. (2021). Spatiotemporal assessment of actual evapotranspiration using satellite remote sensing technique in the Nile Delta, Egypt. *Alexandria Engineering Journal*, 60(1), 1421-1432, doi:10.1016/j.aej.2020.11.001.
- 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. *Journal of Hydrology*, 536, 376-383. doi:10.1016/j.jhydrol.2016.02.053.
- Frotan, M., & Salahi, B. (2023). Climatic zoning of Ardabil province using multivariate methods. *Journal of Environmental Science Studies*, 8(1), 6238-6247. doi: 10.22034/jess.2022.369206.1903.
- Goyal, M.K., Gupta, A.K. & Gupta (Eds.), A. (2022). Hydro-Meteorological extremes and disasters, disaster resilience and green growth. *Springer*, Singapore.
- Hu, X., Zhao, J., Sun, S., Jia, C., Zhang, F., Ma, Y., Wang, K., & Wang, Y. (2023). Evaluation of the temporal reconstruction methods for MODIS-based continuous daily actual evapotranspiration estimation. *Agricultural Water Management*, 275, 107991, doi: 10.1016/j.agwat.2022.107991.
- Huang, G., Wu, L., Ma, X., Zhang, W., Fan, J., Yu, X., & Zhou, H. (2019). Evaluation of CatBoost method for prediction of reference evapotranspiration in humid regions. *Journal of Hydrology*, 574, 1029-1041. doi:10.1016/j.jhydrol.2019.04.085
- Khari, D., Agderneghad, A., Ebrahimi Pak, N. A. (2023). Comparison of artificial intelligence models and empirical models in estimating reference evapotranspiration (case study: Ramhormoz synoptic station). *Water and Soil Management and Modeling*, 3(2), 112-124. doi:10.22098/mmws.2022.11293.1117 [In Persian]
- Kim, N., Kim, K., Lee, S., Cho, J., & Lee, Y. (2020). Retrieval of daily reference evapotranspiration for croplands in South Korea using machine learning with satellite images and numerical weather prediction data. *Remote Sensing*, 12(21), 364. doi:10.3390/rs12213642.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., & Javier López, J. (2008). Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). *Agricultural Water Management*, 95, 553-564. doi:10.1016/j.agwat.2007.12.011.
- Ling, X., Zhongqiu, L. & Binbin, D. (2021). A Method for Predicting the Quality of Slabs Based on GA-RF Algorithm, *IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, Chengdu, China, 2021, pp. 1637-1642, doi: 10.1109/ICIEA51954.2021.9516413.

- Mahmoudinezhad, V., Honarbakhsh, A., Abdollahi, K., & Decaro, D. (2024). Evaluation of relationships between meteorological parameters and actual evapotranspiration using regression and hierarchical clustering (case study: Castelvetro, Italy). *Water and Soil Management and Modeling*, 4(3), 159-172. doi:10.22098/mmws.2023.12941.1289 [In Persian].
- Sultan Abdullah, S., Malek, M.A., Sultan Abdullah, N., Kisi, O., & Siah Yap, K. (2015). Extreme Learning Machines: A new approach for prediction of reference evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, 527, 184-195, doi:10.1016/j.jhydrol.2015.04.073.
- Talebi, H., Samadianfard, S., & Kamran, K.V. (2023a). Investigating the roles of different extracted parameters from satellite images in improving the accuracy of daily reference evapotranspiration estimation. *Applied Water Science*, 13(2), 1-11. doi:10.1007/s13201-022-01862-6.
- Talebi, H., Samadianfard, S., & Kamran, K.V. (2023b). A novel method based on Landsat 8 and MODIS satellite images to estimate monthly reference evapotranspiration in arid and semi-arid climates. *Water and Soil Management and Modeling*, 3(3), 180-195. doi:10.22098/mmws.2023.12048.1198 [In Persian].
- 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. *Agricultural Water Management*, 221, 220-230. doi:10.1016/j.agwat.2019.03.027.
- Yang, L., Feng, Q., Adamowski, J.F., Yin, Z., Wen, X., Wu, M., Jia, B., & Hao, Q. (2020). Spatio-temporal variation of reference evapotranspiration in northwest China based on CORDEX-EA. *Atmospheric Research*, 238, 104868. doi:10.1016/j.atmosres.2020.104868.