



Monthly prediction of pan evaporation using individual and combined approaches of data mining models in arid regions

Mojtaba Mohammadi^{1*} , Hossein Jahantigh¹ , Farhad Zolfaghari¹ 

¹ Assistant Professor, Department of Desert Management and Control, Faculty of Natural Resource, Higher Educational Complex of Saravan, Saravan, Iran

Abstract

Introduction

Evaporation, the process by which water molecules escape a surface after absorbing sufficient energy to overcome vapor pressure, is a major contributor to water scarcity, especially in arid and semi-arid regions where heat readily facilitates this escape. Accurately estimating evaporation losses is crucial for effective water resource management, crop water demand prediction, and irrigation scheduling. Machine learning (ML) has emerged as a powerful tool for tackling the complex and stochastic nature of environmental problems. ML models excel at identifying relationships between predictor variables and outcomes (predictands), often surpassing traditional methods. However, their performance can vary depending on input factors and climatic conditions. Recently, hybrid techniques that combine multiple models have gained traction in climate and hydrology studies. These techniques leverage the strengths of different approaches within a single algorithm, potentially capturing more complex patterns in data series. This research will explore the potential of various individual ML models and propose a novel hybrid approach for estimating pan evaporation in Sistan and Baluchistan Province.

Materials and Methods

This study investigates pan evaporation simulation and prediction in Sistan and Baluchistan Province, Iran. Synoptic station data (1980-2019) served as model inputs, while pan evaporation measurements from these stations provided the observed values. In this research, in the approach of individual performance of data mining models, eight data mining models were used to simulate and predict evaporation from the pan. In addition to the individual performance approach, the combined VEDL approach was used to provide a hybrid model (a combination of the mentioned eight individual models of deep learning). In this hybrid approach to regression issues, the estimators of all models are averaged to obtain an estimate for a set called vote regressors (VRs). There are two approaches to awarding votes: average voting (AV) and weighted voting (WV). In the case of AV, the weights are equivalent and equal 1. A disadvantage of AV is that all of the models in the ensemble are accepted as equally effective; however, this situation is very unlikely, especially if different machine learning algorithms are used. WV specifies a weight coefficient for each ensemble member. The weight can be a floating-point number between Zero and one, in which case the sum is equal to one, or an integer starting at one denoting the number of votes given to the corresponding ensemble member. The weight of each model was selected based on the accuracy of the model's performance using the evaluation criteria obtained from the training implementation section of individual models.

Results and Discussion

The results showed that all the models had very good results in both the training and testing stages. All models exhibited excellent performance during training and testing. The Artificial Neural Network (ANN) achieved the highest accuracy in both phases at the Zahedan station ($R^2 = 0.89$, RMSE = 45.95 in training; $R^2 = 0.96$, RMSE = 44.18 in validation). It emerged as the best model for monthly pan evaporation prediction at this station. Other models also performed well, with the Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF) models achieving R^2 values of 0.89 and 0.88 in training, respectively. Notably, the BART model ranked second in validation ($R^2 = 0.96$). The Tree Model (TM) had the lowest accuracy ($R^2 = 0.84$ and 0.93 in training and validation, respectively). Across all stations, ANN, SVM, and RF consistently delivered the best results in both



training and testing. In the test phase, the SVM model outperformed others in Khash, Iranshahr, and Chabahar stations ($R^2 = 0.94, 0.96, \text{ and } 0.94$, respectively). At the Saravan station, the RF model achieved the highest R^2 (0.94) during testing. To develop a hybrid data mining model, the Voting Ensemble for Deep Learning (VEDL) technique was employed with weighted voting in the training stage. The combined model significantly improved upon the best individual model. RMSE decreased from 45.95 to 33.1, R^2 increased from 0.89 to 0.94, and MAE improved from 32.92 to 23.9. Evaluation using the Taylor diagram further confirmed the superior performance of the VEDL model compared to the individual ANN model.

Conclusion

The excellent performance of the models in the two stages of training and validation is another finding of the research. These results are consistent with the results of researchers who have expressed the appropriate efficiency of machine learning models in estimating evaporation/evaporation and transpiration in different climatic regions of Iran. The results of the combined model showed that the combined model improved the results compared to the best individual model so that the RMSE values increased from 45.95 to 33.1, the R^2 values increased from 0.89 to 0.94, and the MAE value improved from 32.92 to 23.9. The use of the VEDL approach to estimate evaporation from the pan was a new approach that has not been used in past studies. Therefore, according to the results of this research, the proposed deep sensing model is proposed to estimate the evaporation of arid and semi-arid areas for water resources management and agricultural planning.

Keywords: Actual evaporation, Data mining, Simulation, Voting regressors, Sistan and Balouchestan Province

Article Type: Research Article

Acknowledgement

We would like to express our sincere gratitude to the Higher Educational Complex of Saravan for the financial and logistical support that significantly contributed to the 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

All data generated during the manuscript analysis are included in the article. Further datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

Authors' contribution

Mojtaba Mohammadi: Resources, software, writing, original draft preparation; **Hossein Jahantigh:** Resources, manuscript editing; **Farhad Zolfaghari:** Conceptualization, supervision, final editing.

*Corresponding Author, E-mail: Mohamadi613@gmail.com

Citation: Mohammadi, M., Jahantigh, H., & Zolfaghari, F. (2024). Monthly prediction of pan evaporation using individual and combined approaches of data mining models in arid regions. *Water and Soil Management and Modeling*, 4(2), 227-240. DOI: 10.22098/mmws.2023.12728.1270

Received: 17 April 2023, Received in revised form: 30 April 2023, Accepted: 30 April 2023, Published online: 30 April 2023

Water and Soil Management and Modeling, Year 2024, Vol. 4, No. 2, pp. 227-240

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





پیش‌بینی ماهانه تبخیر از تشت با استفاده از رویکردهای انفرادی و ترکیبی مدل‌های داده‌کاوی در مناطق خشک

مجتبی محمدی^{۱*}، حسین جهانتیغ^۱، فرهاد ذوالفقاری^۱

^۱ استادیار، گروه مدیریت و کنترل بیابان، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، مجتمع آموزش عالی سراوان، سراوان، ایران

چکیده

برآورد دقیق میزان تبخیر در برنامه‌ریزی صحیح و بهره‌برداری بهینه از پروژه‌های منابع آب و فعالیت‌های کشاورزی بسیار مهم است. تبخیر تحت تأثیر بسیاری از نیروهای محرکه است که با ویژگی غیرخطی، غیرثابت و تصادفی مشخص می‌شوند. چنین عواملی به وضوح مانع از راه‌اندازی مدل‌های پیش‌بینی دقیق می‌شود. از این‌رو، در این مطالعه به پیش‌بینی ماهانه تبخیر از تشت با استفاده از رویکردهای انفرادی و ترکیبی مدل‌های داده‌کاوی در استان سیستان و بلوچستان پرداخته شده است. داده‌های هواشناسی شامل متوسط دمای ماهانه، بیشینه دمای ماهانه، کمینه دمای ماهانه، میانگین سرعت باد، متوسط رطوبت نسبی، بیشینه رطوبت نسبی، کمینه رطوبت نسبی و مجموع بارش ماهانه از ایستگاه‌های سینوپتیک در استان سیستان و بلوچستان به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده استفاده شد. در رویکرد عملکرد انفرادی مدل‌های داده‌کاوی، از هشت مدل داده‌کاوی به‌منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی تبخیر از تشت استفاده شد. از رویکرد ترکیبی VEDL به‌منظور ارائه یک مدل ترکیبی (ترکیب هشت مدل انفرادی داده‌کاوی اشاره شده) با استفاده از روش واپس‌گرایی رای و رای وزنی مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور ارزیابی مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش از معیارهای ارزیابی ضریب تعیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق و نمودار تیلور استفاده شد. در بین مدل‌های انفرادی مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با میزان R^2 برابر ۰/۸۹ و RMSE برابر ۴۵/۹۵ در مرحله آموزش و میزان R^2 برابر ۰/۹۶ و RMSE برابر ۴۴/۱۸ در مرحله آزمون، بهترین عملکرد را در هر دو مرحله آموزش و آزمون داشته است و به‌عنوان بهترین مدل داده‌کاوی در ایستگاه زاهدان به‌منظور پیش‌بینی تبخیر از تشت ماهانه معرفی شد. نتایج اجرای مدل ترکیبی نشان داد که رویکرد ترکیبی مدل‌ها موجب بهبود نتایج نسبت به بهترین مدل انفرادی شده است. به‌طوری‌که مقادیر RMSE از مقدار ۴۵/۹۵ به مقدار ۳۳/۱ و مقادیر R^2 از مقدار ۰/۸۹ به مقدار ۰/۹۴ و مقدار MAE از ۳۲/۹۲ به مقدار ۳۲/۹ بهبود یافته است.

واژه‌های کلیدی: استان سیستان و بلوچستان، تبخیر واقعی، واپس‌گرایی رای، داده‌کاوی، شبیه‌سازی

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: Mohamadi613@gmail.com

استناد: محمدی، مجتبی، جهانتیغ، حسین، و ذوالفقاری، فرهاد (۱۴۰۳). پیش‌بینی ماهانه تبخیر از تشت با استفاده از رویکردهای انفرادی و ترکیبی مدل‌های داده‌کاوی در مناطق خشک. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۲)، ۲۲۷-۲۴۰.
DOI: 10.22098/mmws.2023.12728.1270

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۱/۲۸، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۱۰، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۱۰، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۲/۱۰

مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۲، صفحه ۲۲۷ تا ۲۴۰

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

تبخیر به عنوان یک فرآیند فیزیکی تعریف می شود که در آن مولکول های آب در اثر دریافت انرژی کافی بر فشار بخار غلبه و از سطح آب خارج می شوند (Malik et al., 2021). از این رو تبخیر تلفات را در هر سیستم آبی ایجاد می نماید که می تواند کمبود آب را در آن سیستم تشدید نماید (Elbeltagi et al., 2023). به ویژه در مناطق خشک تا نیمه خشک که در آن مولکول های آب انرژی گرمایی کافی برای رهایی از سطح را دارند. بنابراین، برآورد دقیق تلفات تبخیر نقش بسیار مهمی در مدیریت بهتر منابع آب، نیاز آبی محصول و برنامه ریزی آبیاری دارد (Kushwaha et al., 2021; Mohammadi et al., 2022). در مناطق خشک و نیمه خشک، میزان تبخیر بالا معمولاً در فصل تابستان تشدید و موجب کاهش حجم مخازن، رودخانه ها، دریاچه های طبیعی و بحران کمبود آب می شود (Khan et al., 2021). به این ترتیب، تعیین مقدار دقیق تبخیر سطوح آبی برای برنامه ریزی و مدیریت صحیح هر پروژه منابع آبی بسیار مهم است (Vishwakarma et al., 2022; Abd-Elaty et al., 2022; Mohammadi et al., 2022). دو روش برای تخمین و برآورد تبخیر وجود دارد. روش های مستقیم همانند روش تبخیر تشت^۱ (PE) و روش های غیرمستقیم مانند انتقال جرم، تعادل آب و انرژی (Lundberg, 1993) و روش های پنمن (Zhao et al., 2013) روش تبخیر از تشت کلاس A در سطح جهانی برای تخمین تبخیر استفاده می شود، زیرا به خوبی برای تخمین نسبی سطوح تبخیر در مناطق مختلف ویژگی های اقلیمی سازگار است (Masoner et al., 2008). با این حال، ماهیت پرهزینه بودن روش کلاس A مانع اساسی کاربرد آن در بسیاری از کشورهای در حال توسعه شده است (Wu et al., 2020). از سوی دیگر بسیاری از روش های غیرمستقیم برآورد تبخیر مانند روش تورنت-وایت، پرستلی-تیلور و پنمن-مانتیت برای برآورد دقیق و قابل اعتماد تبخیر از متغیرهای هواشناسی مانند رطوبت نسبی، ساعات آفتاب، سرعت باد، بارندگی، حداقل، حداکثر و میانگین دما استفاده می شود (Elbeltagi et al., 2023). با این حال، به دلیل ماهیت پویای متغیرهای هواشناسی که برآمده از ویژگی های غیرخطی، غیرثابت و تصادفی آن هاست، مستلزم توسعه مدل های هوشمند دقیق و قابل اعتماد است که اثرات این ویژگی های متغیرهای تبخیر-هواشناسی را حذف یا کم اثر کنند (Kisi et al., 2017; Khan et al., 2019; Naganna et al., 2019; Salih et al., 2020; Kushwaha et al.,

2022; Elbeltagi et al., 2023). در سال های اخیر روش های داده کاوی^۲ (DM) به دلیل قابلیت های بالا به عنوان یک روش مهم برای پرداختن به جنبه های مختلف ارتباط بین پیش بینی کننده ها و پیش بینی شونده ها در بررسی بسیاری از موضوعات مختلف هیدرولوژی و اقلیم شناسی مورد استفاده قرار گرفته اند. برای نمونه، باران (Adnan et al., 2021; Parisouj et al., 2022)، جریان آب سطحی (Mohammadi et al., 2022; Feng and Tian, 2021; et al., 2020)، خشکسالی (Parisouj et al., 2020)، کیفیت آب سطحی (Rezaie-Balf et al., 2020; Chen et al., 2020; et al., 2020)، آب زیرزمینی (Rahman et al., 2021; Mosavi et al., 2020; et al., 2020)، تبخیر-تعرق (Granata et al., 2020; Granata and Di Nunno, 2021).

در ایران نیز مطالعاتی در زمینه استفاده از روش های داده کاوی و یادگیری ماشین به منظور برآورد و تخمین تبخیر و تبخیر-تعرق صورت گرفته است. در این راستا، Shahabi et al. (2020) به بررسی قابلیت مدل درخت M5 و جنگل تصادفی (RF) در ترکیب با فرآیند پیش پردازشگر موجک به منظور برآورد تبخیر-تعرق پتانسیل روزانه و هفتگی در ایستگاه سینوپتیک بابلسر پرداختند. نتایج کارایی رضایت بخش هر دو رویکرد منفرد و ترکیبی در برآورد تبخیر-تعرق دوره های زمانی روزانه و هفتگی را نشان داد. در پژوهش دیگری، Sabzevari and Ghanbarpour (2022) مدل های تجربی و هوشمند در برآورد تبخیر-تعرق را در ایستگاه الیگودرز با در نظر گرفتن هفت مدل برآورد تبخیر-تعرق مرجع و مدل برنامه ریزی بیان ژن (GEP) نسبت به فائو پنمن-مانتیت مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل GEP نسبت به سایر مدل ها برتری دارد و برای منطقه مورد مطالعه توانایی قابل قبولی در برآورد تبخیر-تعرق مرجع را دارد. همچنین، Seyed et al. (2022) به بررسی عملکرد مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تلفات تبخیر از تشت در محدوده دریاچه سد شهید رجایی شهرستان ساری پرداختند. برای این منظور از ترکیب متنوعی از هشت متغیر هواشناسی به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج حاصل از شاخص های آماری مدل ها و دیاگرام پراکنش و میزان تبخیر روزانه برآورد شده و مشاهداتی در مطالعه آنها نشان داد که در مجموع روش شبکه عصبی مصنوعی توانسته تبخیر را با دقت خوبی برآورد نماید.

بررسی مطالعات ذکر شده نشان داد که عملکرد مدل داده کاوی در مقایسه با سایر روش ها برتر بوده و بسته به عوامل

² Data mining¹ Pan evaporation

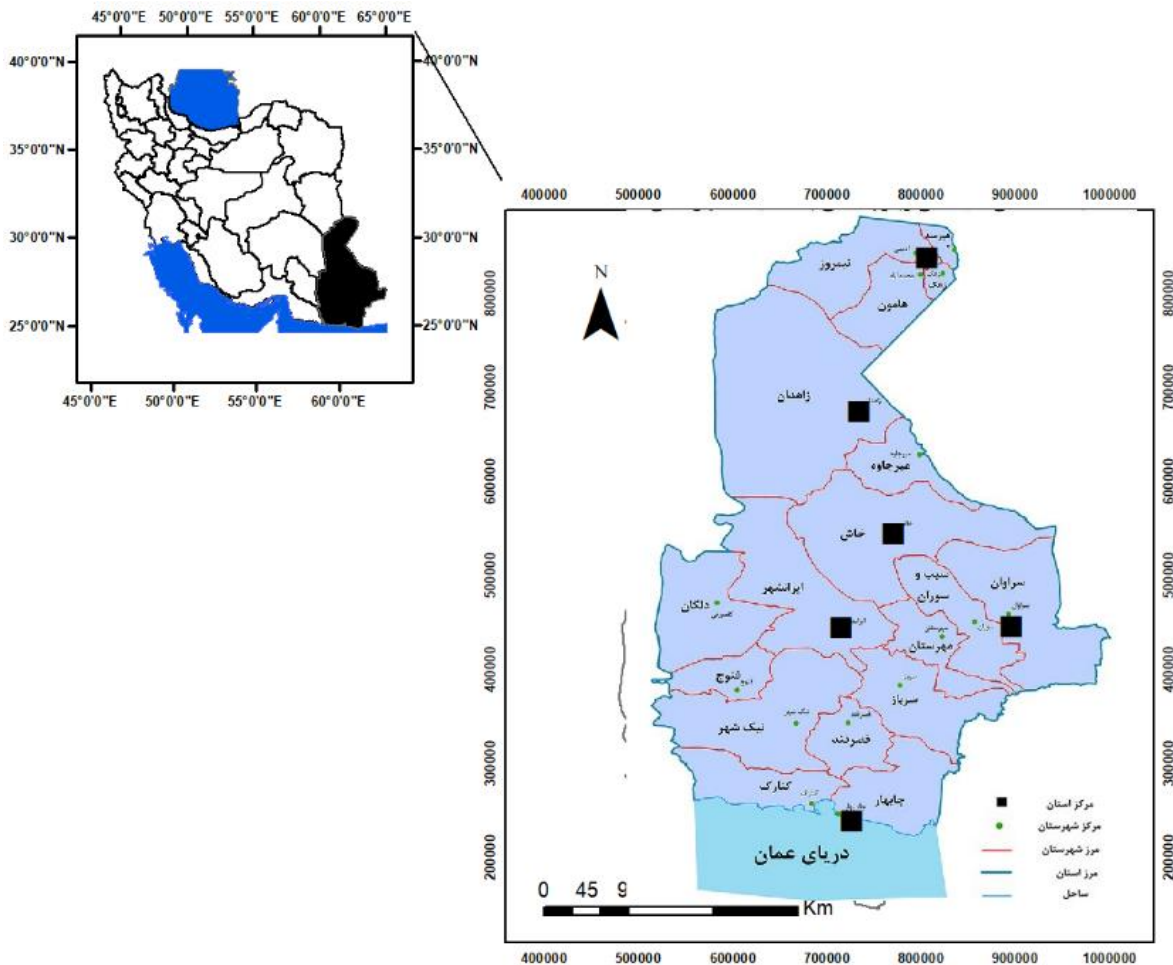
و تجربی تمرکز داشته‌اند، بنابراین، نبود یک پژوهش کامل به‌منظور برآورد تبخیر با استفاده از روش‌های جدید در این پهنه از کشور، یک ضعف اساسی است. از این‌رو، در پژوهش حاضر به بررسی پتانسیل چند گروه از مدل‌های یادگیری ماشین به‌صورت انفرادی و یک رویکرد ترکیبی جدید برای برآورد تبخیر از تشت در پهنه استان پرداخته خواهد شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش از داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک استان سیستان و بلوچستان شامل زاهدان، خاش، سراوان، ایرانشهر و چابهار در طول دوره آماری ۲۰۱۹-۱۹۸۰ به‌عنوان ورودی مدل‌ها و از داده‌های اندازه‌گیری تبخیر از تشت این ایستگاه‌ها به‌عنوان مقادیر مشاهداتی تبخیر استفاده شد. شکل ۱ موقعیت ایستگاه سینوپتیک در استان سیستان و بلوچستان و ایران و جدول ۱ مشخصات متغیرهای مورد استفاده در ایستگاه سینوپتیک زاهدان را نشان می‌دهد.

ورودی در شرایط مختلف اقلیمی، عملکرد آن‌ها متفاوت است. از سوی دیگر بررسی مطالعات گذشته نشان می‌دهد که بیش‌تر پژوهش‌های مدل‌های داده‌کاوی بر مبنای عملکرد انفرادی مدل‌ها استوار بوده‌اند. این در حالی است که تروش‌های ترکیبی که در آن دو یا چند مدل ترکیب و جفت می‌شوند، به‌دلیل ظرفیت آن برای گرفتن الگوهای مختلف در سری داده‌ها با ترکیب ویژگی‌های چند تکنیکی در یک الگوریتم، اخیراً توجه بیش‌تری را در مطالعات اقلیمی و هیدرولوژی به خود جلب کرده است. افزون بر آن با توجه به این واقعیت که هر منطقه اقلیمی با ویژگی‌های خاصی از تصادفی و غیرایستایی همراه است تعمیم‌پذیری این مدل‌ها در مناطق مختلف اقلیمی قابل بحث است. بنابراین، بررسی مدل‌های جدید توسعه یافته و بررسی کاربرد آن‌ها برای ویژگی‌های اقلیمی خاص ضروری است. از این‌رو، با توجه به این‌که پهنه سیستان و بلوچستان در شرق ایران دارای اقلیم خشک و فراخشک است و در این پهنه کمیت تبخیر مهم‌ترین و ناشناخته‌ترین مؤلفه بیلان آبی است و بیش‌تر مطالعات صورت گرفته در این پهنه از کشور بر برآورد تبخیر-تعرق پتانسیل/مرجع تمرکز داشته‌اند، و مطالعات کمی به استفاده از رویکردهای سنتی



شکل ۱- موقعیت ایستگاه‌های سینوپتیک در استان سیستان و بلوچستان و ایران
Figure 1- Location of Synoptic Stations in Sistan and Baluchestan Province and Iran

جدول ۱- مشخصات آماری متغیرهای هواشناسی در ایستگاه سینوپتیک زاهدان

Table 1- Statistical characteristics of meteorological parameters in Zahedan synoptic station

ضرب تغییرات	انحراف معیار	متوسط	بیشینه	کمینه	داده هواشناسی
0.37	7.6	20.6	32.2	4.3	متوسط دمای ماهانه (درجه سانتی گراد)
0.26	7.4	28.5	39.3	11	بیشینه دمای ماهانه (درجه سانتی گراد)
0.57	6.8	12	22.6	-4	کمینه دمای ماهانه (درجه سانتی گراد)
0.23	0.7	3.2	6.17	1.2	میانگین سرعت باد (متر بر ثانیه)
0.47	12.2	26.1	70.3	9.6	متوسط رطوبت نسبی (درصد)
0.42	17	40.7	90.3	16	بیشینه رطوبت نسبی (درصد)
0.52	7.5	14.4	48.7	4.7	کمینه رطوبت نسبی (درصد)
2.08	10.5	5	85.4	0	مجموع بارش ماهانه (میلی متر)
0.49	134.08	275.97	526.90	2.20	مجموع ماهانه تخییر از تشت (میلی متر)

رویکرد عملکرد انفرادی، از رویکرد ترکیبی VEDL به منظور ارائه یک مدل ترکیبی (ترکیب هشت مدل انفرادی داده کاوی اشاره شده) استفاده شد. این رویکرد ترکیبی از روش های زیادی به جای یک مدل واحد برای افزایش عملکرد سیستم استفاده می کند. این رویکرد را می توان برای موضوعات طبقه بندی و رگرسیون با ترکیب نتایج روش های متعدد اعمال کرد. برای موضوعات مربوط به رگرسیون، برآوردگرهای همه مدل ها برای به دست آوردن یک تخمین از مجموعه هایی که به عنوان واپسگرای رأی^۷ (VRs) نام دارند، میانگین گیری می شوند. دو رویکرد رأی متوسط^۸ (AV) و رأی وزنی^۹ (WV) برای اخذ آرا وجود دارد. در رویکرد رأی متوسط (AV)، وزن ها معادل و برابر یک هستند. یکی از معایب این روش این است که همه مدل های موجود در مجموعه ترکیبی، ضریب تأثیر یکسانی دریافت می کنند. در رویکرد رأی وزنی (WV) هر یک از مدل های موجود در مجموعه ترکیبی یک ضریب وزنی را شامل می شوند. این ضریب وزن می تواند یک عدد اعشاری بین صفر و یک باشد، که در این صورت مجموع ضرایب کل مدل های شرکت کننده برابر با یک است. در این پژوهش وزن هر مدل بر اساس دقت عملکرد مدل با استفاده از معیارهای ارزیابی به دست آمده از بخش اجرای آموزش (train) مدل های انفرادی انتخاب شد. برای این منظور وزن هر مدل انفرادی بر اساس رابطه (۱) محاسبه شد (Mohamadifar et al., 2023). در این رابطه، W_m و A_c به ترتیب وزن و دقت مدل انفرادی و A_n جمع دقت تمام مدل های انفرادی استفاده شده (مدل های ۱ تا ۸) است.

$$W_m = \frac{A_c}{\sum A_n} \quad (1)$$

۲-۲- رویکردهای عملکرد انفرادی و ترکیبی مدل های داده کاوی

داده کاوی نسل جدیدی از مدل های یادگیری است که در سال ۲۰۰۶ ارائه شد (Hinton and Salakhutdinov, 2006). این نوع مدل ها با استفاده از سیستم های پیچیده داده محور، نقش کلیدی در راه حل های کلان داده^۱ ایفا می کند (Chen and Lin, 2014). این مدل ها از یک پیش آموزش^۲ بدون نظارت و یک راهبرد تنظیم دقیق نظارت شده برای یادگیری ویژگی های سلسله مراتبی استفاده می کنند (Sze et al., 2017). برای اجرای مدل های داده کاوی دو رویکرد وجود دارد. نخست مبنای عملکرد انفرادی مدل ها و دوم رویکرد جدید تکنیک های ترکیبی که در آن دو یا چند مدل ترکیب و جفت می شوند. در پژوهش حاضر در رویکرد عملکرد انفرادی، با توجه به مطالعات (Mohammadi et al. (2021), Gholami et al. (2022) و Mohammadi et al. (2022) از هشت مدل داده کاوی برای شبیه سازی و پیش بینی تخییر از تشت استفاده شد. به منظور جلوگیری از فزونی مطالب گزیده ای از توصیفات مدل ها در جدول ۲ آورده شده است. برای مطالعه بیشتر می توان به پژوهش (Mohammadi et al. (2021) مراجعه کرد. شایان ذکر است که تمامی مراحل اجرای مدل ها در محیط برنامه نویسی R صورت گرفته است.

بر اساس این فرض که مجموعه ای از شبکه های عصبی به نتایج بهتری نسبت به یک شبکه منفرد منجر می شود دو رویکرد ترکیبی مدل داده کاوی تحت عنوان^۳ SEDL و^۴ VEDL را با تکنیک های انباشتگی^۵ و رأی گیری^۶ پیشنهاد نمودند (Mohammadifar et al., 2023). در پژوهش حاضر افزون بر

¹ Big data² Pre-training³ Stacking-based ensemble deep learning⁴ Voting-based ensemble deep learning⁵ Stacking⁶ Voting⁷ Voting regressors⁸ Average voting⁹ Weighted voting

جدول ۲- گزیده‌ای از مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده

Table 2- A selection of used machine learning models

منبع	پکیج مورد استفاده	مخفف	نام لاتین	نام فارسی
Liaw and Wiener (2002)	party	RF	Random forest	الگوریتم جنگل تصادفی
Helleputte and Gramme (2017)	LiblineaR	SVM	Support Vector Machine	ماشین بردار پشتیبان
Zema et al. (2020)	brnn	ANN	Artificial Neural Networks	شبکه عصبی مصنوعی
Nobre and Neves (2019)	xgboost	XGBoost	Extremem Gradient Bossting	ارتقای گرادیان شدید
Zahiri and Nezaratian (2020)	RWeka	TM	Tree Model	مدل درختی
Zahiri and Nezaratian (2020)	earth	MARS	Multivariate Adaptive Regression Splines	مدل اسپلاین چندمتغیره رگرسیون انطباقی
Karatzoglou et al. (2019)	Kernlab	GP	Gaussian Process	مدل فرایند گوسی
Gramacy (2019)	monomvn	BART	Baysian Additive Regression Tree	مدل بی‌زی جمعی رگرسیون درختی

پیش‌بینی تبخیر از تشت ماهانه معرفی می‌شود. بقیه مدل‌ها نیز عملکرد بسیار مناسبی در هر دو مرحله آموزش و آزمون داشته‌اند. به طوری که در مرحله آموزش مدل SVM با مقدار R^2 برابر ۰/۸۹، مدل RF با مقدار R^2 برابر ۰/۸۸ در رتبه‌های بعدی قرار دارند و در مرحله آزمون مدل BART با مقدار R^2 برابر ۰/۹۶ در رتبه دوم قرار دارد. در بین مدل‌ها کم‌ترین دقت مربوط به مدل درختی (TM) با مقدار R^2 برابر ۰/۸۴ و ۰/۹۳ به ترتیب برای مرحله آموزش و آزمون است. هر چند که این مدل نیز با این مقدار معیارهای ارزیابی نیز گروه عملکرد بسیار خوب را شامل می‌شود. خروجی نمودار تیلور نیز این موضوع را تأیید می‌کند. به طوری که بر اساس این نمودار در هر دو مرحله آموزش و آزمون، کارایی دقت مدل‌ها نزدیک به هم هستند (شکل‌های ۲ و ۳).

۲-۳- معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش از معیارهای ارزیابی ضریب تعیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE) و میانگین خطای مطلق^۲ (MAE) استفاده شد. در این مطالعه، علاوه بر روش‌های ارزیابی نام برده از نمودار تیلور (Taylor, 2001) نیز به منظور ارزیابی کارایی مدل‌ها استفاده شد. این نمودار بر مبنای ارتباط هندسی بین ضریب همبستگی، انحراف معیار سری‌های زمانی و RMSE استوار است. روابط و اطلاعات بیش‌تر در مطالعه (Taylor 2001) درج شده است.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- یافته‌های شبیه‌سازی انفرادی مدل‌ها

همان‌طور که بیان شد در این پژوهش از هشت مدل یادگیری ماشین برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی مقادیر تبخیر از تشت در ایستگاه سینوپتیک زاهدان استفاده شد. برای این هدف از ۷۰ درصد داده‌ها برای مرحله آموزش^۳ و ۳۰ درصد داده‌ها برای مرحله آزمون^۴ بهره برده شد. در جدول ۳ نتایج ارزیابی کارایی مدل‌های انفرادی در دو مرحله آموزش و آزمون با استفاده از معیارهای ارزیابی نشان داده شده است. با توجه به جدول ۳ تمامی مدل‌ها در هر دو مرحله آموزش و آزمون نتایج بسیار خوبی داشته‌اند. در بین مدل‌های انفرادی مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با میزان R^2 برابر ۰/۸۹ و RMSE برابر ۴۵/۹۵ در مرحله آموزش و میزان R^2 برابر ۰/۹۶ و RMSE برابر ۴۴/۱۸ در مرحله آزمون، بهترین عملکرد را در هر دو مرحله آموزش و آزمون در ایستگاه سینوپتیک زاهدان داشته است و به‌عنوان بهترین مدل داده‌کاوی در این ایستگاه به‌منظور

¹ Root mean square error

² Mean absolute error

³ Train

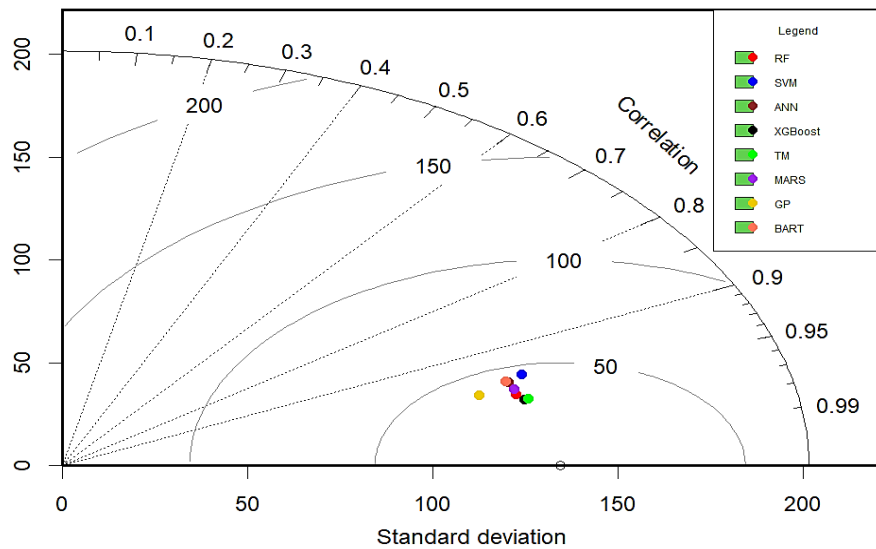
⁴ Test

جدول ۳- نتایج ارزیابی کارایی مدل های انفرادی در دو مرحله آموزش و آزمون

Table 3- The results of evaluating the efficiency of individual models in two stages of training and testing

آزمون			آموزش			مدل انفرادی
MAE	R ²	RMSE	MAE	R ²	RMSE	
42.23	0.95	49.36	34.82	0.88	47.60	RF
41.78	0.95	48.31	33.13	0.89	47.08	SVM
38.26	0.96	44.18	32.92	0.89	45.95	ANN
38.89	0.94	46.85	39.19	0.84	54.44	XGBoost
40.47	0.93	48.57	39.58	0.84	54.89	TM
43.06	0.95	48.12	39.20	0.84	54.62	MARS
42.05	0.95	48.72	35.09	0.87	49.39	GP
40.80	0.96	46.94	32.82	0.88	46.22	BART

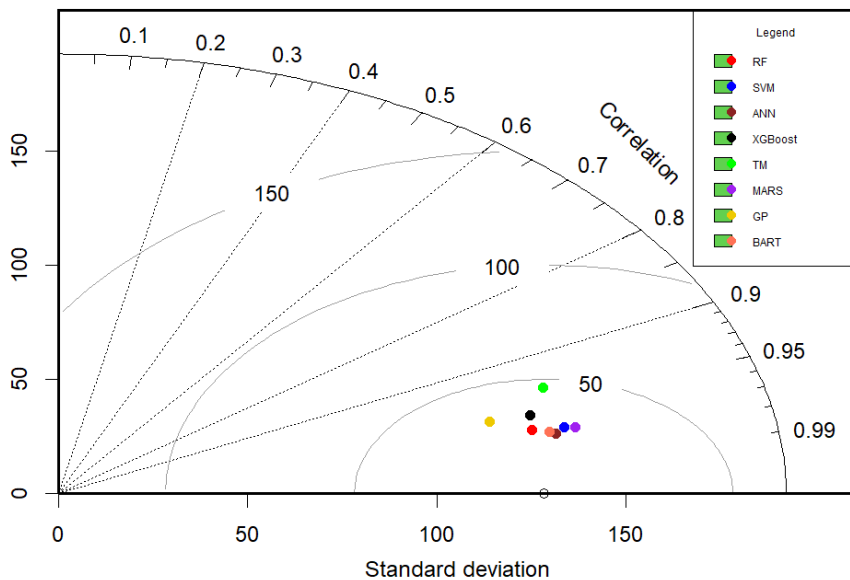
Taylor Diagram



شکل ۲- نمودار تیلور در مرحله آموزش در ایستگاه سینوپتیک زاهدان

Figure 2- Taylor's diagram in the training phase at Zahedan synoptic station

Taylor Diagram



شکل ۳- نمودار تیلور در مرحله آزمون در ایستگاه سینوپتیک زاهدان

Figure 3- Taylor's diagram in the test phase at Zahedan synoptic station

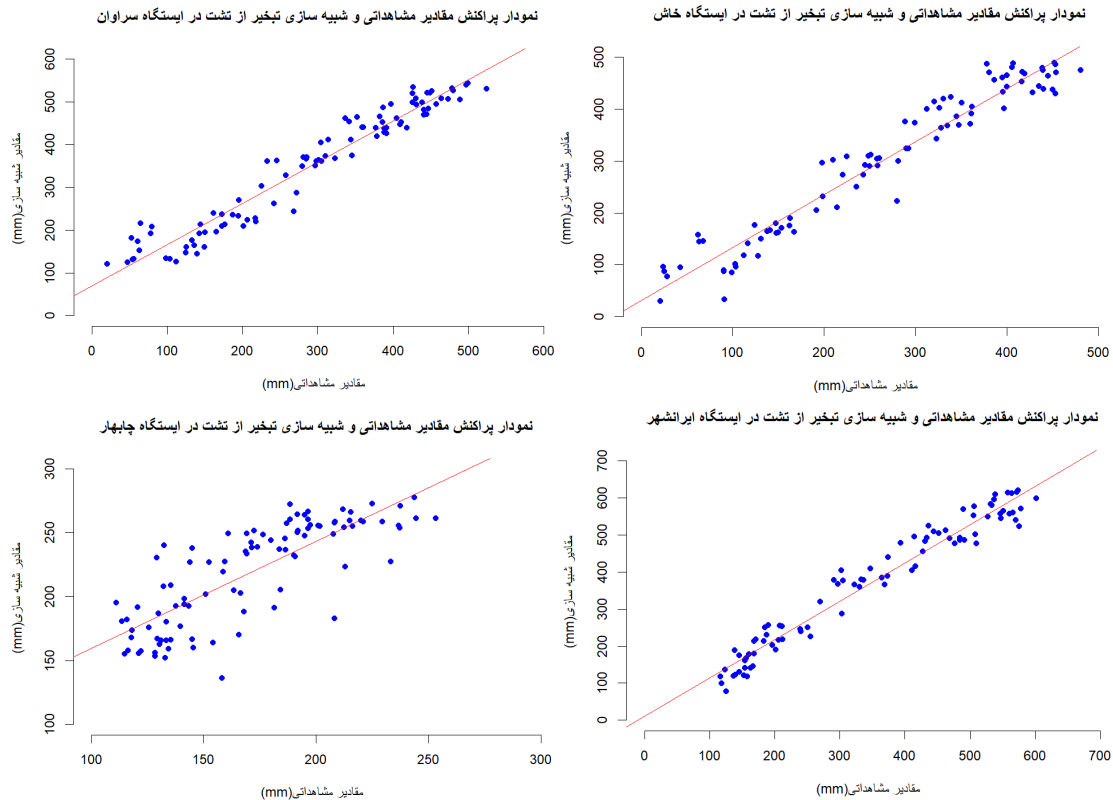
در حالی که در ایستگاه خاش مقادیر R^2 و RMSE مدل SVM به ترتیب برابر ۰/۹ و ۴۵/۶۸ و برای ایستگاه چابهار مقادیر R^2 و RMSE مدل SVM به ترتیب برابر ۰/۹۳ و ۴۰/۷۷ است. شکل ۴ نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مرحله آزمون ایستگاه‌های مورد مطالعه با استفاده از مدل انفرادی منتخب را نشان می‌دهد. نمودارها بیان‌گر عملکرد بسیار عالی مدل در ایستگاه‌هاست که این نتایج با نتایج مطالعه Shahabi et al. (2021) و Sabzevari and Ghanbarpour (2022) و Elbeltagi et al. (2023) و Mohammadi et al. (2022) هم‌خوانی دارد. این پژوهش‌گران نیز کارایی مناسب مدل‌های یادگیری ماشین در برآورد تبخیر و تبخیر-تعرق در مناطق مختلف اقلیمی ایران را بیان داشته‌اند.

همان‌طور که اشاره شد در این پژوهش از ایستگاه‌های سینوپتیک استان استفاده شد که به‌منظور جلوگیری از فزونی مطالب در ادامه فقط نتایج بهترین مدل انفرادی در ایستگاه‌های منتخب در جدول ۴ ارائه شده است. با توجه به جدول ۴، در بین تمامی مدل‌ها، مدل‌های ANN، SVM و RF بهترین عملکرد را در دو مرحله آموزش و آزمون داشته‌اند. در مرحله آزمون، مدل SVM با مقادیر R^2 برابر ۰/۹۴، ۰/۹۶ و ۰/۹۴ بهترین عملکرد در ایستگاه‌های خاش، ایرانشهر و چابهار داشته است. در ایستگاه سراوان در مرحله آزمون مدل RF با مقدار R^2 برابر ۰/۹۴ بهترین عملکرد را در بین مدل‌ها داشته است. عملکرد بسیار عالی مدل‌ها در دو مرحله آموزش و آزمون نیز از دیگر یافته‌های پژوهش است به‌طوری‌که در ایستگاه‌های خاش و ایرانشهر مدل SVM در مرحله آموزش نیز عملکرد بسیار مناسبی داشته است.

جدول ۴- نتایج آماری به‌دست آمده از عملکرد بهترین مدل انفرادی در ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table 4-Statistical results obtained from the performance of the best individual model in the studied stations

ایستگاه	بهترین مدل	آموزش			آزمون		
		RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE
زاهدان	ANN	45.95	0.89	32.92	44.18	0.96	38.26
خاش	SVM	45.68	0.9	33.77	46.10	0.94	37.18
سراوان	RF	55.31	0.88	44.77	67.72	0.95	59.91
ایرانشهر	SVM	52.11	0.93	41.38	40.93	0.96	32.65
چابهار	SVM	40.77	0.86	30.75	48.03	0.94	42.95



شکل ۴- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مرحله آزمون با مدل انفرادی منتخب در ایستگاه‌های مورد مطالعه

Figure 4- The distribution diagram of the observed and simulated values of the test stage with the selected individual model in the studied stations

جدول، مدل ترکیبی موجب بهبود نتایج نسبت به بهترین مدل انفرادی شده است به طوری که مقادیر RMSE از مقدار ۴۵/۹۵ به مقدار ۳۳/۱ و مقادیر R^2 از مقدار ۰/۸۹ به مقدار ۰/۹۴ و مقدار MAE از ۳۲/۹۲ به مقدار ۲۳/۹ بهبود یافته است. ارزیابی مدل انفرادی ANN و VEDL با استفاده از نمودار تیلور نیز بیانگر عملکرد بهتر مدل VEDL نسبت به مدل انفرادی است (شکل ۵). در شکل ۶ نیز پراکنش مقادیر مشاهداتی و شبیه سازی با مدل VEDL که بیانگر شبیه سازی بسیار مناسب مدل ترکیبی است، ارائه شده است.

۳-۲- یافته های شبیه سازی با رویکرد ترکیبی مدل ها
در ادامه همان طور که اشاره شد به منظور ارائه یک مدل ترکیبی داده کاوی از روش VEDL با استفاده از رای گیری وزنی بر اساس رابطه (۱) برای مرحله آموزش استفاده شد. در جدول ۵ مقادیر W_m و A_c که به ترتیب وزن و دقت مدل انفرادی در مرحله آموزش ایستگاه سینوپتیک زاهدان هستند ارائه شده است. در ادامه با رویکرد اشاره شده مدل جدید ترکیبی با استفاده از روش VEDL ارائه و مدل در مرحله آموزش مجدد اجرا و نتایج بررسی شد. جدول ۶ نتایج آماری بهترین مدل انفرادی و مدل VEDL در ایستگاه زاهدان را نشان می دهد. با توجه به

جدول ۵- مقادیر دقت مدل انفرادی و وزن هر مدل بر اساس رای گیری وزنی در ایستگاه زاهدان

Table 5-Individual model accuracy values and weight of each model based on weighted voting at Zahedan station

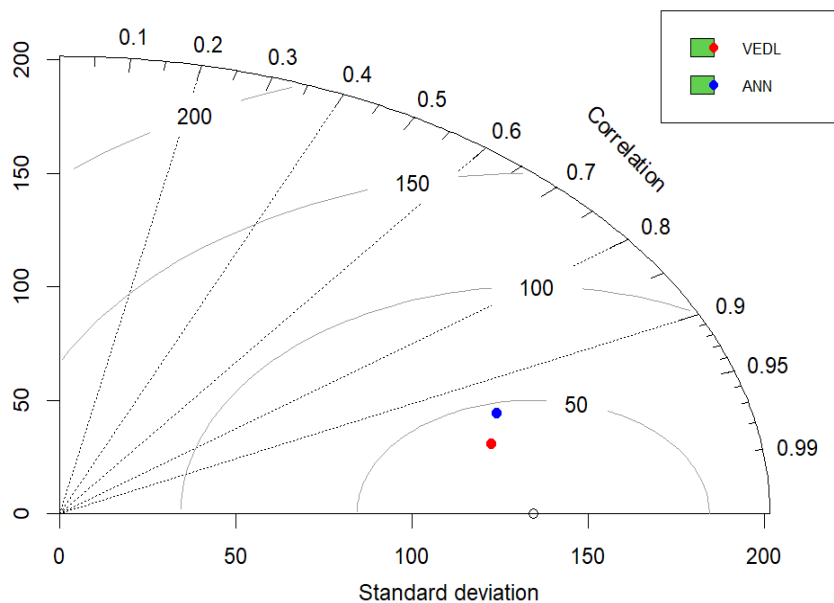
BART	GP	MARS	TM	XGBoost	ANN	SVM	RF	
0.88	0.87	0.84	0.84	0.84	0.89	0.89	0.88	A_c
0.13	0.13	0.12	0.12	0.12	0.13	0.13	0.13	W_m

جدول ۶- نتایج آماری بهترین مدل انفرادی و مدل VEDL در ایستگاه زاهدان

Table 6- Statistical results of the best individual model and VEDL model in Zahedan station

معیار ارزیابی			مدل	روش
MAE	R^2	RMSE		
32.92	0.89	45.95	ANN	بهترین مدل انفرادی
23.9	0.94	33.1	VEDL	مدل ترکیبی

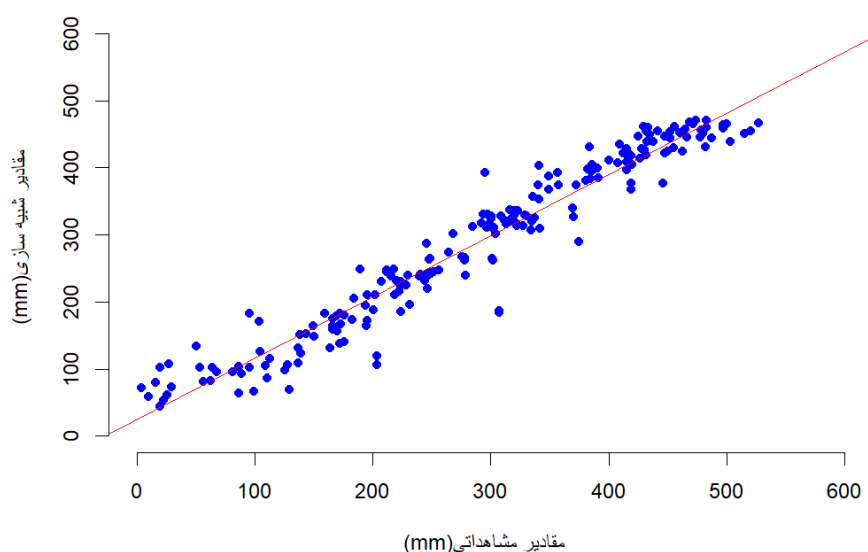
Taylor Diagram



شکل ۵- نمودار تیلور مدل انفرادی و مدل VEDL در مرحله آموزش

Figure 5- Taylor diagram of the individual model and the VEDL model in the training phase

نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و شبیه سازی مدل VEDL



شکل ۶- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و شبیه سازی با مدل VEDL در مرحله آموزش
Figure 6- Distribution chart of observed values and simulation with VEDL model in the training phase

پژوهش‌های گسترده‌تر به آن پرداخت. نتایج نشان داد مدل ترکیبی موجب بهبود نتایج نسبت به بهترین مدل انفرادی شده است به طوری که مقادیر RMSE از مقدار ۴۵/۹۵ به مقدار ۳۳/۱ و مقادیر R^2 از مقدار ۰/۸۹ به مقدار ۰/۹۴ و مقدار MAE از ۳۲/۹۲ به مقدار ۲۳/۹ بهبود یافته است. استفاده از رویکرد VEDL در برآورد تبخیر از تشت رویکرد جدیدی بود که تاکنون در مطالعات گذشته از آن اسفاده نشده است هرچند که Mohamadifar et al. (2023) در شبیه‌سازی مناطق مستعد فرونشست و Erdebilli and Devrim-İçtenbaş (2022) در پیش‌بینی پسماند پزشکی از این تکنیک اسفاده و کارایی آن را بیان نموده‌اند. از این‌رو، با توجه به نتایج این پژوهش مدل داده‌کاوی پیشنهادی به‌منظور برآورد تبخیر مناطق خشک و نیمه‌خشک برای مدیریت منابع آبی و برنامه‌ریزی‌های کشاورزی پیشنهاد می‌شود. از سویی در این پژوهش به مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف در پیش‌بینی تبخیر از تشت پرداخته شد. بنابراین پیشنهاد می‌شود تا تأثیر متغیرها بر دقت پیش‌بینی در پژوهش‌های آینده بررسی شود.

سپاسگزاری

این مقاله از طرح پژوهشی پیش‌بینی تبخیر واقعی با استفاده از مدل‌های محاسبات نرم در ایستگاه‌های سینوپتیک استان سیستان و بلوچستان مصوب مجتمع آموزش عالی سراوان استخراج شده است بدین‌وسیله نویسندگان بر خود لازم می‌دانند مراتب سپاسگزاری صمیمانه خود را از مسئولین پژوهشی مؤسسه به عمل آورند.

۴- نتیجه‌گیری

تبخیر یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های اقلیمی هر منطقه است. در مناطق خشک و نیمه‌خشک، میزان تبخیر بالا به‌ویژه در فصول گرم سال موجب کاهش حجم مخازن، رودخانه‌ها و دریاچه‌های طبیعی می‌شود و بحران کمبود آب در این مناطق را تشدید می‌نماید. بنابراین، برآورد دقیق تلفات تبخیر نقش بسیار مهمی در مدیریت بهتر منابع آب، کشاورزی و حفاظت آب و خاک دارد. از سوی دیگر در سال‌های اخیر کارایی تکنیک‌های هوش مصنوعی در برآورد و پیش‌بینی پدیده‌های غیرخطی به اثبات رسیده است. از این‌رو، در این پژوهش به بررسی کارایی هشت مدل داده‌کاوی به‌منظور برآورد ماهانه تبخیر از تشت در ایستگاه‌های سینوپتیک استان سیستان و بلوچستان پرداخته شد. سپس از روش VEDL به‌منظور ارائه یک مدل ترکیبی داده‌کاوی پرداخته شد. نتایج نشان داد که در بین تمامی مدل‌ها، مدل‌های ANN، SVM و RF بهترین عملکرد را در دو مرحله آموزش و آزمون داشته‌اند. در مرحله آزمون، مدل SVM با مقادیر R^2 برابر ۰/۹۴، ۰/۹۶ و ۰/۹۴ بهترین عملکرد در ایستگاه‌های خاش، ایرانشهر و چابهار داشته است. در ایستگاه سراوان در مرحله آزمون مدل RF با مقدار R^2 برابر ۰/۹۴ بهترین عملکرد را در بین مدل‌ها داشته است. عملکرد بسیار عالی مدل‌ها در دو مرحله آموزش و آزمون نیز از دیگر یافته‌های پژوهش است به‌جز ایستگاه چابهار که پراکنش مقداری با ایستگاه‌های دیگر استان تفاوت دارد. از این منظر احتمال وجود تفاوت‌های ساختاری یا جزئی جوی در مناطق ساحلی استان نسبت به مناطق داخلی وجود دارد که می‌توان با طراحی

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌نمایند که هیچ‌گونه تضاد منافی در مورد تألیف یا انتشار این مقاله وجود ندارد.

دسترسی به داده‌ها

داده‌ها و نتایج استفاده شده در این پژوهش از طریق مکاتبه با نویسنده مسؤل در اختیار قرار خواهد گرفت.

مشارکت نویسندگان

مجتبی محمدی: مفهوم‌سازی، انجام تحلیل‌های نرم‌افزاری/آماری، نگارش نسخه اولیه مقاله؛ حسین جهانتیغ: راهنمایی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج؛ فرهاد ذوالفقاری: راهنمایی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج.

منابع

- سبزواری، یاسر، و قنبرپوری، مرادعلی (۱۴۰۱). ارزیابی مدل‌های تجربی و هوشمند در برآورد تبخیر و تعرق مرجع: مطالعه موردی الیگودرز. *مهندسی اکوسیستم بیابان*، ۱۱(۳۶)، ۱۷-۳۰.
doi:20.1001.1.25386336.1401.11.36.2.4
- شهبابی، سجاد، آذریرا، فریبا، و برزکار، علی (۱۳۹۹). برآورد تبخیر-تعرق روزانه و هفتگی با استفاده از رویکردهای ترکیبی محاسبات نرم. *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*، ۱۴(۵)، ۱۵۵۰-۱۵۶۱.
doi:20.1001.1.20087942.1399.14.5.5.6
- محمدی، مجتبی، فروزان فرد، معصومه، و غلامی، حمید (۱۴۰۱). پیش‌بینی تبخیر از تشت با استفاده از مدل‌های محاسبات نرم در اقلیم فراخشک (مطالعه موردی: دشت سیستان، سیستان و بلوچستان). *مهندسی اکوسیستم بیابان*، ۱۱(۳۶)، ۷۱-۸۲.
doi:20.1001.1.25386336.1401.11.36.6.8
- محمدی، مجتبی، وقار فرد، حسن، مهدوی نجف آبادی، رسول، دانشکار آراسته، پیمان، و ناظم السادات، سید محمد جعفر (۱۴۰۰). مدل‌سازی بارش-رواناب آبخیزهای مناطق ساحلی در نزدیکی تنگه هرمز با استفاده از روش‌های داده‌کاوی. *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۲(۲)، ۳۱۳-۳۲۷.
doi:10.22059/ijswr.2021.309641.668732

References

- Abd-Elaty, I., Kushwaha, N.L., Grismer, M.E., Elbeltagi, A., & Kuriqi, A. (2022). Cost-effective management measures for coastal aquifers affected by saltwater intrusion and climate change. *Science of The Total Environment*, 836, 155656. doi:10.1016/j.scitotenv.2022.155656
- Adnan, R.M., Petroselli, A., Heddarn, S., Santos, C.A.G., & Kisi, O. (2021). Comparison of different methodologies for rainfall-runoff modeling: machine learning vs conceptual approach. *Natural Hazards*, 105, 2987-3011. doi: 10.1007/s11069-020-04438-2
- Chen, K., Chen, H., Zhou, C., Huang, Y., Qi, X., Shen, R., & Ren, H. (2020). Comparative analysis of surface water quality prediction performance and identification of key water parameters using different machine learning models based on big data. *Water Research*, 171, 115454. doi:10.1016/j.watres.2019.115454
- Chen, X.W., & Lin, X. (2014). Big data deep learning: challenges and perspectives. *IEEE access*, 2, 514-525. doi:10.1109/ACCESS.2014.2325029
- Elbeltagi, A., Al-Mukhtar, M., Kushwaha, N.L., Al-Ansari, N., & Vishwakarma, D.K. (2023). Forecasting monthly pan evaporation using hybrid additive regression and data-driven models in a semi-arid environment. *Applied Water Science*, 13(2), 42. doi:10.1007/s13201-022-01846-6
- Erdebilli, B., & Devrim-İçtenbaş, B. (2022). Ensemble voting regression based on machine learning for predicting medical waste: a case from Turkey. *Mathematics*, 10(14), 2466. doi:10.3390/math10142466
- Feng, K., & Tian, J. (2021). Forecasting reference evapotranspiration using data mining and limited climatic data. *European Journal of Remote Sensing*, 54(sup2), 363-371. doi:10.1080/22797254.2020.1801355
- Gholami, H., Mohamadifar, A., Sorooshian, A., & Jansen, J.D. (2020). Machine-learning algorithms for predicting land susceptibility to dust emissions: The case of the Jazmurian Basin, Iran. *Atmospheric Pollution Research*, 11(8), 1303-1315. doi:10.1016/j.apr.2020.05.009
- Granata, F., & Di Nunno, F. (2021). Forecasting evapotranspiration in different climates using ensembles of recurrent neural networks. *Agricultural Water Management*, 255, 107040. doi:10.1016/j.agwat.2021.107040
- Granata, F., Gargano, R., & de Marinis, G. (2020). Artificial intelligence-based approaches to evaluate actual evapotranspiration in wetlands. *Science of The Total Environment*, 703, 135653. doi:10.1016/j.scitotenv.2019.135653

- Hinton, G.E., & Salakhutdinov, R.R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786), 504-507. doi: 10.1126/science.1127647.
- Khan, R.A., El Morabet, R., Mallick, J., Azam, M., Vambol, V., Vambol, S., & Sydorenko, V. (2021). Rainfall Prediction using Artificial Neural Network in Semi-Arid mountainous region, Saudi Arabia. *Ecological Questions*, 32(4), 127-133. doi:10.12775/EQ.2021.038.
- Khan, N., Shahid, S., Ismail, T.B., & Wang, X.J. (2019). Spatial distribution of unidirectional trends in temperature and temperature extremes in Pakistan. *Theoretical and Applied Climatology*, 136, 899-913.
- Kisi, O., Mansouri, I., & Hu, J.W. (2017). A new method for evaporation modeling: dynamic evolving neural-fuzzy inference system. *Advances in Meteorology*, 1, 1-9. doi:10.1155/2017/5356324.
- Kushwaha, N.L., Rajput, J., Elbeltagi, A., Elnaggar, A.Y., Sena, D.R., Vishwakarma, D.K., & Hussein, E.E. (2021). Data intelligence model and meta-heuristic algorithms-based pan evaporation modelling in two different agro-climatic zones: a case study from Northern India. *Atmosphere*, 12(12), 1654. doi:10.3390/atmos12121654
- Kushwaha, N.L., Rajput, J., Sena, D.R., Elbeltagi, A., Singh, D.K., & Mani, I. (2022). Evaluation of data-driven hybrid machine learning algorithms for modelling daily reference evapotranspiration. *Atmosphere-Ocean*, 60(5), 519-540. doi:10.1080/07055900.2022.2087589
- Lundberg, A. (1993). Evaporation of intercepted snow-review of existing and new measurement methods. *Journal of Hydrology*, 151(2-4), 267-290. doi:10.1016/0022-1694(93)90239-6
- Malik, A., Tikhamarine, Y., Al-Ansari, N., Shahid, S., Sekhon, H.S., Pal, R.K., Rai, P., Pandey, K., Singh, P., Elbeltagi, A., & Sammen, S.S. (2021). Daily pan-evaporation estimation in diferent agro-climatic zones using novel hybrid support vector regression optimized by Salp swarm algorithm in conjunction with gamma test. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 15, 1075-1094. doi:10.1080/19942060.2021.1942990
- Masoner, J.R., Stannard, D.I., & Christenson, S.C. (2008). Differences in evaporation between a floating pan and class a pan on land 1. *Journal of the American Water Resources Association*, 44(3), 552-561. doi:10.1111/j.1752-1688.2008.00181.x
- Mohammadi, M., Forozanfar, M., & Gholami, H. (2022). Predicting pan evaporation in a hyper-arid climate using soft computing models: A Case Study of Sistan Plain, Sistan-Baluchistan, Iran. *Desert Ecosystem Engineering*, 11(36), 71-82. doi:10.22052/deej.2021.11.36.43. [In Persian]
- Mohammadi, M., Vagharfard, H., Mahdavi Najafabadi, R., Daneshkar Arasteh, P., & Nazemosadat, M.J. (2021). Rainfall-runoff modelling of coastal watersheds near Hormuz strait using data mining. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 52(2), 313-327. doi: 10.22059/ijswr.2021.309641.668732. [In Persian]
- Mohammadifar, A., Gholami, H., & Golzari, S. (2023). Stacking-and voting-based ensemble deep learning models (SEDL and VEDL) and active learning (AL) for mapping land subsidence. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(10), 26580-26595.
- Mosavi, A., Sajedi Hosseini, F., Choubin, B., Taromideh, F., Ghodsi, M., Nazari, B., & Dineva, A.A. (2021). Susceptibility mapping of groundwater salinity using machine learning models. *Environmental Science and Pollution Research*, 28, 10804-10817. doi:10.1007/s11356-020-11319-5.
- Naganna, S.R., Deka, P.C., Ghorbani, M.A., Biazar, S. M., Al-Ansari, N., & Yaseen, Z.M. (2019). Dew point temperature estimation: application of artificial intelligence model integrated with nature-inspired optimization algorithms. *Water*, 11(4), 742. doi:10.3390/w11040742
- Parisouj, P., Mohebzadeh, H., & Lee, T. (2020). Employing machine learning algorithms for streamflow prediction: a case study of four river basins with different climatic zones in the United States. *Water Resources Management*, 34, 4113-4131. doi: 10.1007/s11269-020-02659-5
- Rahman, A.S., Hosono, T., Quilty, J.M., Das, J., & Basak, A. (2020). Multiscale groundwater level forecasting: Coupling new machine learning approaches with wavelet transforms. *Advances in Water Resources*, 141, 103595. doi:10.1016/j.advwatres.2020.103595
- Rezaie-Balf, M., Attar, N.F., Mohammadzadeh, A., Murti, M.A., Ahmed, A.N., Fai, C.M., & El-Shafie, A. (2020). Physicochemical parameters data assimilation for efficient improvement of water quality index prediction: Comparative assessment of a noise suppression hybridization approach. *Journal of Cleaner Production*, 271, 122576. doi:10.1016/j.jclepro.2020.122576
- Sabzevari, Y., & Ghanbarpouri, M. (2022). Evaluation of experimental and intelligent models in estimation of reference evapotranspiration: Case Study Aligodarz. *Desert Ecosystem Engineering*, 11(36), 17-30. doi: 10.22052/deej.2023.248181.0 [In Persian]

- Salih, S.Q., Sharafati, A., Ebtehaj, I., Sanikhani, H., Siddique, R., Deo, R.C., & Yaseen, Z.M. (2020). Integrative stochastic model standardization with genetic algorithm for rainfall pattern forecasting in tropical and semi-arid environments. *Hydrological Sciences Journal*, 65(7), 1145-1157. doi:10.1080/02626667.2020.1734813
- Seyedi, S.N., Fazloulou, R., Masoudian, M., & Kia, I. (2022). Evaluation the performance of different models of artificial neural network in estimating evaporation losses from pan around the Shahid Rajaei Dam Lake. *Irrigation and Water Engineering*, 13(2), 179-196. doi:10.22125/iwe.2022.162631
- Shahabi, S., Azarpira, F., & Barzkar, A. (2020). Estimation of daily and weekly evapotranspiration using hybrid approaches of soft computing. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 14(5), 1550-1561. doi:10.1001.1.20087942.1399.14.5.5.6. [In Persian]
- Sze, V., Chen, Y.H., Yang, T.J., & Emer, J.S. (2017). Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey. *Proceedings of the IEEE*, 105(12), 2295-2329. doi:10.48550/arXiv.1703.09039
- Taylor, K.E. (2001). Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of geophysical research: atmospheres*, 106(D7), 7183-7192. doi:10.1029/2000JD900719
- Vishwakarma, D.K., Pandey, K., Kaur, A., Kushwaha, N.L., Kumar, R., Ali, R., & Kuriqi, A. (2022). Methods to estimate evapotranspiration in humid and subtropical climate conditions. *Agricultural Water Management*, 261, 107378. doi:10.1016/j.agwat.2021.107378
- Wu, L., Huang, G., Fan, J., Ma, X., Zhou, H., & Zeng, W. (2020). Hybrid extreme learning machine with meta-heuristic algorithms for monthly pan evaporation prediction. *Computers and electronics in agriculture*, 168, 105115. doi:10.1016/j.compag.2019.105115
- Zhao, L., Xia, J., Xu, C.Y., Wang, Z., Sobkowiak, L., & Long, C. (2013). Evapotranspiration estimation methods in hydrological models. *Journal of Geographical Sciences*, 23, 359-369. doi:10.1007/s11442-013-1015-9.