

Research Article

Estimation of Daily Evaporation in Coastal Areas of Iran by Hybrid Support Vector Regression with Firefly Algorithm

M Sharafi¹, S Samadianfard^{2*}

Received: November 19, 2022

Accepted: April 24, 2023

Revised: April 17, 2023

Published online: March 20, 2024

1- PhD Candidate, Water Engineering Dept., Faculty of Agriculture, Urmia University, Iran

2- Assoc. Prof., Water Engineering Dept., Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran

*Corresponding Author, Email: s.samadian@tabrizu.ac.ir

Abstract

Background and Objectives

In the hydrologic cycle, evaporation is the primary phenomenon that causes water loss. Evaporation takes into account various parts of the water balance under completely different climates, and its correct prediction is very important for water resources management. The importance of evaporation and its impact on surface water balance is highlighted through its relation to climate change and global warming. The latest outputs of meteorological models suggest that global warming has caused an increase in evaporation from the land surface and surface water bodies, which is anticipated to have a serious impact over time on water resources management and the global population. In arid and semi-arid regions, accurate prediction of evaporation is very important for decision-makers due to water scarcity. Estimating daily evaporation with the highest accuracy and in the fastest possible time is essential to determine the water needs of different products, design irrigation programs, and manage water resources in different areas, especially when there is insufficient meteorological information. Evaporation has complex and non-linear behavior. Also, the evaporation variable is not measured in some meteorological stations. Furthermore, meteorological stations are not correctly distributed in many developing countries including Iran. Since coastal areas have more evaporation than others, in many cases the amount of evaporation is higher than the global average. Despite the high importance of evaporation in coastal areas, very few studies have predicted this parameter in Iran. Moreover, accurate prediction of water loss in these areas leads to a better understanding of the hydrological cycle and is essential for optimal water management and agriculture. Thus, the purpose of this research is to predict daily evaporation values in four coastal stations of Abadan, Ramsar, Bandar Abbas, and Bandar Anzali.

Methodology

The main meteorological variables including average relative humidity, minimum relative humidity, maximum relative humidity, average temperature, minimum temperature, maximum temperature, sunshine hours, and wind speed, under separate scenarios, as input for support vector regression (SVR) and SVR with firefly algorithm (SVR-FFA) for estimating evaporation values were used on a daily scale. Statistical parameters in the period of 1990-2021 were utilized as input to the mentioned models. To evaluate the performance of the implemented models, various statistical parameters were used, including correlation coefficient (R), root mean squared error (RMSE), Nash-Sutcliffe coefficient (NS), and Willmott's Index of Agreement (WI). To better estimate the daily evaporation values, eight different scenarios were used as the combinations of input parameters.



Findings

Based on the obtained results for all studied stations, the SVR-FFA-8 showed the least error with RMSE = 2.843 (mm day⁻¹) for Abadan station, RMSE = 1.13 (mm day⁻¹) for Ramsar station, RMSE = 1.985 (mm day⁻¹) for Bandar Abbas station and RMSE = 1.225 (mm day⁻¹) for Bandar Anzali station. Therefore, the hybrid model was able to improve the accuracy of the standalone model and improve the prediction accuracy.

Conclusion

For the indices of correlation coefficient, Nash-Sutcliffe coefficient, and Willmott's index of agreement, the SVR-FFA-8 model also indicated in the highest values between observed and predicted amounts. Also, the indices of correlation coefficient, Nash-Sutcliffe coefficient, and Willmott's index of agreement illustrated the highest accuracy in Abadan station for all combinations compared to other stations, which shows the high correlation of observed and predicted values in this station. After SVR-FFA-8, SVR-FFA-7 model in Abadan and Bandar Anzali stations and the SVR-FFA-6 in Ramsar and Bandar Abbas stations showed acceptable performance. Thus, the RMSE for Abadan and Bandar Anzali stations is 2.995 (mm day⁻¹) and 1.272 (mm day⁻¹), respectively, and for Ramsar and Bandar Abbas, 1.176 (mm day⁻¹) and was obtained 1.993 (mm day⁻¹). Comparing the results of SVR combinations also revealed that for Abadan, Ramsar, and Bandar Anzali stations, SVR-8 model and for Bandar Abbas station, SVR-6 model showed the highest accuracy among all SVR combinations in all four studied stations. Also, the Ramsar station presented the lowest RMSE compared to other stations. After the SVR-8 model for Abadan, Ramsar, and Bandar Anzali stations, the SVR-7 and SVR-6 models for the Bandar Abbas station showed a weaker performance due to having fewer input parameters. The comparison between the input parameters also concluded that the sunshine hours is the most important parameter in predicting the daily evaporation values in all four stations, thus increasing the accuracy of the models.

Keywords: Estimation, Evaporation, Firefly, Taylor, Hydrological cycle, Water resources

مقاله پژوهشی

تخمین تبخیر روزانه در مناطق ساحلی ایران با استفاده از الگوریتم هیبریدی رگرسیون بردار

پشتیبان-کرم شب‌تاب

میلاذ شرفی^۱، سعید صمدیان فرد^{۲*}

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۸/۲۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۰۴

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۰۱/۲۸

تاریخ انتشار آنلاین: ۱۴۰۳/۰۱/۰۱

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

۲- دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

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

چکیده

در چرخه هیدرولوژیک، تبخیر مرحله اولیه‌ای است که باعث از دست‌دادن آب می‌شود. از آنجایی که مناطق ساحلی نسبت به سایر مناطق تبخیر بیشتری دارند، پیش‌بینی دقیق هدررفت آب در این مناطق منجر به درک بهتر چرخه هیدرولوژیکی شده و برای مدیریت منابع آب و کشاورزی ضروری است. بنابراین، هدف از پژوهش حاضر پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه در چهار ایستگاه ساحلی آبادان، رامسر، بندرعباس و بندرانزلی با اعمال روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و رگرسیون بردار پشتیبان ترکیب‌شده با الگوریتم کرم شب‌تاب (SVR-FFA) است. بدین منظور، پارامترهای هواشناسی در بازه زمانی ۲۰۲۱-۱۹۹۰ جمع‌آوری شده و سپس با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون، ترتیب پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی تبخیر روزانه تعیین گردید. لازم به ذکر است که ورودی مدل‌ها شامل دما، رطوبت نسبی، سرعت باد و تعداد ساعات آفتابی بود. مقایسه بین پارامترهای ورودی نشان داد که پارامتر ساعات آفتابی بیش‌ترین تاثیر را بر دقت پیش‌بینی تبخیر در هر دو مدل داشته است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها از پارامترهای آماری مختلفی استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که در ایستگاه رامسر، هر دو مدل کمترین خطا را داشته‌اند، بطوریکه مدل SVR-FFA-8 مقدار جذر میانگین مربعات خطای $1/13 \text{ mm day}^{-1}$ و مدل SVR-8 مقدار خطای $1/25 \text{ mm day}^{-1}$ را از خود نشان دادند. بنابراین، نتیجه‌گیری شد که الگوریتم بهینه سازی FFA می‌تواند قابلیت مدل‌های SVR را به‌طور قابل‌توجهی افزایش دهد. از این‌رو، براساس نتایج کلی به دست آمده از پژوهش حاضر، SVR-FFA می‌تواند به عنوان روشی با دقت بالا برای پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه در مناطق ساحلی توصیه گردد.

واژه‌های کلیدی: تخمین، تبخیر، کرم شب‌تاب، تیلور، چرخه هیدرولوژیکی، منابع آب

مقدمه

تبخیر از سطح آزاد آب به تامین انرژی، اختلاف فشار بخار بین سطح، جو و تبادل هوای سطح با هوای جوی اطراف بستگی دارد (پنمن ۱۹۴۸). تبخیر از سطح زمین حدود ۶۱ درصد از کل بارش جهانی را به جو برمی‌گرداند (چو ۱۹۵۹) و از این رو جزء مهمی از چرخه هیدرولوژیکی است و مطالعه کمی آن یکی از موضوعات مهم در مهندسی منابع آب است. اطمینان از برآورد دقیق تبخیر برای برنامه‌ریزی مناسب و استفاده بهینه از منابع آب به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک حیاتی است (مالک و همکاران ۲۰۲۳). با این وجود، مدل‌های شبیه‌سازی هیدرولوژیکی پیوسته اغلب به حداقل داده‌های ورودی بارش و تبخیر نیاز دارند (کی و دیویس ۲۰۰۸). دو روش مستقیم و غیرمستقیم برای تخمین تبخیر به‌کار گرفته می‌شوند (رودریگز و همکاران ۲۰۲۳). روش‌های مستقیم، مانند تشتک‌های تبخیر، نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند و با روش‌های دیگر برای تخمین تبخیر مقایسه شده‌اند (چاودری ۱۹۹۹؛ والت و همکاران ۲۰۰۱). روش‌های غیرمستقیم برای تخمین تبخیر بر اساس متغیرهای آب‌وهوایی مختلف است، اما برخی از این روش‌ها به داده‌هایی نیاز دارند که به راحتی نمی‌توان آن‌ها را به دست آورد (روزنبری و همکاران ۲۰۰۷). با توجه به پیچیدگی سیستم‌های هیدرولوژیکی از نظر تعیین تمام پارامترهای دخیل و ناقص بودن اطلاعات آماری، امکان مدل‌سازی کامل سیستم‌های هیدرولوژیکی غیرممکن است، در نتیجه استفاده از مدل‌سازی سیستمی که مبتنی بر روابط ریاضی باشد، مورد توجه قرار می‌گیرد (کیشی و همکاران ۲۰۱۶). لو و همکاران (۲۰۱۸) در تحقیقی به مدل‌سازی تبخیر روزانه از داده‌های محلی و ایستگاهی در حوضه آبخیز دریاچه پویانگ چین با

استفاده از چهار مدل تجربی و سه مدل یادگیری ماشین پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد مدل‌های بکار رفته قابلیت بالایی در پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه دارند. در سال‌های اخیر، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR^۱) بعنوان یک الگوریتم قوی و قابل اعتماد برای تخمین شناخته شده است (مالک و همکاران ۲۰۲۱). پالاولی و راجیف (۲۰۲۱) در مطالعه‌ای به تخمین تبخیر با استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان در منطقه ماهاراشترا، هند پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که رگرسیون بردار پشتیبان با ضریب تعیین^۲ ۰/۸۵ دقت مناسبی را در تخمین تبخیر از خود نشان داد. کومار و سینگ (۲۰۲۲) در تحقیقی تکنیک‌های داده‌محور در مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی را برای ایستگاه Ranichauri واقع در منطقه هیمالیا میانی اوتاراکنند، هند مقایسه کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل SVR برتری قابل‌قبولی نسبت به سایر مدل‌ها داشته و می‌تواند برای پیش‌بینی مقادیر تبخیر هفتگی تبخیر برای ایستگاه Ranichauri استفاده شود. در مطالعه‌ای دیگر کومار و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از تکنیک‌های داده‌محور به پیش‌بینی تبخیر روزانه تشت پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل ترکیبی SVM-RF^۳ با داشتن خطای ۰/۶ میلی متر در روز بهترین عملکرد را از خود نشان داد. استفاده از الگوریتم‌های هیبریدی سبب افزایش دقت مدل‌های ریاضی شده و در مطالعات متعددی بکار برده شده است (سراوی و همکاران ۲۰۲۲؛ تالوکتار و همکاران ۲۰۲۲). در مطالعه‌ای، خسروی و همکاران (۲۰۱۹) به شبیه‌سازی تبخیر مرجع با استفاده از داده‌کاوای هواشناسی و مدل‌های هوش ترکیبی در عراق پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل‌های هیبریدی قدرت پیش‌بینی بالاتری نسبت به مدل‌های جداگانه دارند. الگوریتم کرم شبتاب (FFA^۴) یک روش بهینه‌سازی نسبتاً جدید است.

¹ Support vector regression

² Coefficient of determination

³ Radial function-based support vector machine

⁴ Firefly algorithm

منطقه مورد مطالعه

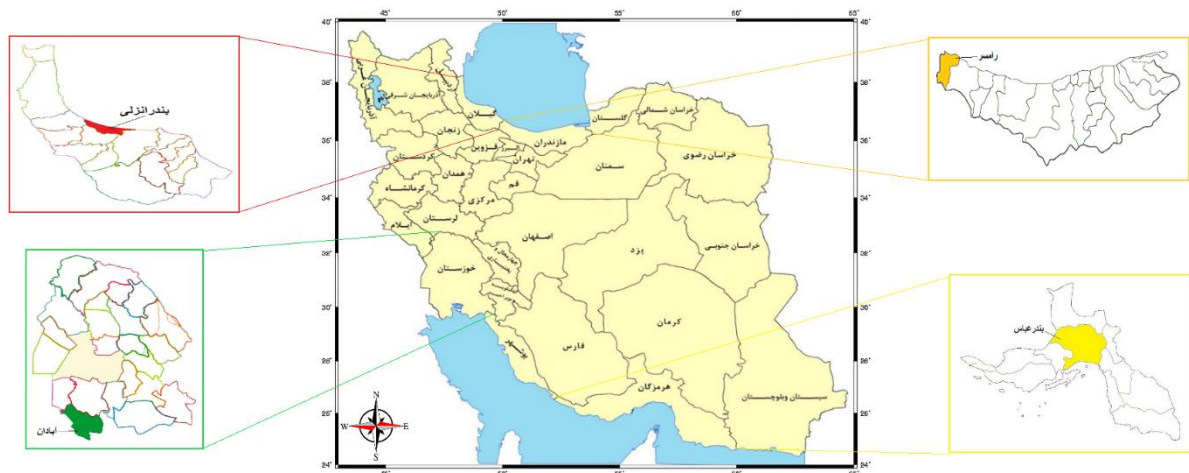
در تحقیق حاضر مقادیر تبخیر روزانه در طی دوره آماری ۲۲ ساله در سال‌های ۱۹۹۰-۲۰۲۱ در ایستگاه‌های آبادان، رامسر، بندرانزلی و بندرعباس گردآوری شد. ایستگاه رامسر در شمال کشور ایران و غرب استان مازندران واقع شده‌است. میانگین بارش سالانه در این ایستگاه حدود ۱۲۰۰ میلی‌متر و میانگین تبخیر سالانه حدود ۹۸۵ میلی‌متر است (درویش‌اوغلو ۲۰۲۱). در مقابل، ایستگاه آبادان در جنوب غربی کشور ایران و جنوب استان خوزستان واقع شده‌است. میانگین بارش سالانه در این ایستگاه حدود ۲۴۰ میلی‌متر و میانگین تبخیر سالانه حدود ۲۰۰۰ میلی‌متر است (زارنستانک و همکاران ۲۰۱۴). ایستگاه بندرانزلی در شمال کشور ایران و شمال استان گیلان واقع شده‌است. میانگین بارش سالانه در این ایستگاه حدود ۱۸۲۷ میلی‌متر و میانگین تبخیر سالانه حدود ۹۲۰ میلی‌متر است (کابلی و همکاران ۲۰۲۱). ایستگاه بندرعباس در جنوب کشور ایران و مرکز استان هرمزگان واقع شده‌است. میانگین بارش سالانه در این ایستگاه حدود ۱۷۲/۴ میلی‌متر و میانگین تبخیر سالانه حدود ۱۳۸ میلی‌متر است که حدود ۷۰ درصد از کل بارش سالانه را شامل می‌شود (مرودشتی و امیدوار ۲۰۲۲). مقایسه بین تبخیر در ایستگاه‌ها با مقدار متوسط تبخیر جهانی (۶۰۴ میلی‌متر بر سال، (زنگ و همکاران ۲۰۱۲)) نشان از تبخیر بالای اکثر ایستگاه‌ها نسبت به متوسط جهانی است. لذا پیش‌بینی صحیح تبخیر باعث بهبود مدیریت بر منابع و کشاورزی خواهد گردید. شکل ۱ نقشه موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همچنین جدول ۱ نیز مشخصات و پارامترهای آماری روزانه داده‌های مورد استفاده در طی دوره آماری را نشان می‌دهد.

ایده اصلی FFA از ارتباط نور بین کرم شب‌تاب و پدیده ارتباط بیولوژیکی آنها الهام گرفته شده است. این الگوریتم را می‌توان تجلی هوش ازدحامی دانست (رستمی و همکاران ۲۰۲۱).

قربانی و همکاران (۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی تبخیر تشبث با استفاده از الگوریتم پرسپترون چندلایه-کرم شب‌تاب ($MLP-FFA^1$) در شمال ایران پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل MLP-FFA باعث بهبود دقت مدل MLP شده و عملکرد قابل قبولی را از خود نشان داد. لی و همکاران (۲۰۱۹) در تحقیقی برای تعیین شاخص کیفیت آب رودخانه فرات از مدل‌های ترکیبی استفاده نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل SVR-FFA به عنوان یک روش محاسباتی مناسب و قابل اطمینان برای پیش‌بینی شاخص کیفیت آب می‌باشد. موذن‌زاده و همکاران (۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی مقادیر تبخیر با الگوریتم هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب در ایستگاه‌های رشت و لاهیجان پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد مدل هیبریدی SVR-FFA دقت بالاتری نسبت به مدل SVR داشت. در دستیابی به اهداف مدیریت منابع آب مانند برنامه‌ریزی آبیاری، برآورد دقیق تبخیر روزانه امری حیاتی است. همچنین با توجه به تبخیر بالای ایستگاه‌های ساحلی، تاکنون مطالعات اندکی به پیش‌بینی پارامتر تبخیر پرداخته است. در این راستا مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب-تاب برای مدل‌سازی تبخیر روزانه در چهار ایستگاه هواشناسی در مناطق ساحلی آبادان، رامسر، بندرانزلی و بندرعباس در دوره زمانی ۱۹۹۰-۲۰۲۱ استفاده گردید. در نهایت، از برخی معیارهای ارزیابی برای برآورد میزان خطای عملکرد مدل‌های در نظر گرفته شده، استفاده شد.

مواد و روش‌ها

¹ Multilayer perceptron-firefly algorithm



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه مورد مطالعه.

عنوان پارامتر هدف می‌باشند. نحوه انتخاب ترکیبات مختلف ورودی، برای تخمین مقدار تبخیر روزانه در مدل‌های مورد مطالعه براساس داشتن همبستگی بالاتر نسبت به مقادیر تبخیر، صورت گرفته است. همچنین داده‌ها از سال‌های ۲۰۱۲-۱۹۹۰ به مدت ۲۲ سال برای واسنجی و از سال‌های ۲۰۲۱-۲۰۱۲ به مدت ۱۰ سال برای اعتبارسنجی مدل‌ها در نظر گرفته شدند.

علاوه بر این، جدول ۲ سناریوهای مختلفی را که به عنوان ورودی و خروجی مدل‌ها در نظر گرفته شده‌اند، نشان می‌دهد. پارامترهای میانگین دما (T_{avg})، حداقل دما (T_{min})، حداکثر دما (T_{max})، رطوبت نسبی متوسط (RH_{avg})، حداقل رطوبت نسبی (RH_{min})، حداکثر رطوبت نسبی (RH_{max})، سرعت باد (U)، ساعات آفتابی (SSH) به عنوان پارامترهای ورودی و تبخیر روزانه (E) به

جدول ۱- مشخصات و پارامترهای آماری روزانه ایستگاه‌ها.

ایستگاه	مختصات جغرافیایی	ارتفاع (m)	پارامترهای آماری	داده‌های آزمون		
				دما ($^{\circ}C$)	رطوبت نسبی (%)	سرعت باد ($m s^{-1}$)
آبادان	طول $17^{\circ} 48'$ عرض $30^{\circ} 20'$	۳	مینیم	۷	۱۱/۶۲	۰
			ماکزیم	۴۳/۱	۹۷	۱۰/۶۲
			میانگین	۲۷/۲۴	۴۲/۲۲	۳/۱۹
رامسر	طول $47^{\circ} 50'$ عرض $36^{\circ} 59'$	۲۱	انحراف معیار	۹/۳۹	۱۹/۳۹	۱/۶۴
			مینیم	۱/۶	۴۱/۶۲	۰
			ماکزیم	۳۰/۷	۹۹/۵	۸/۳۷
بندر انزلی	طول $28^{\circ} 49'$ عرض $37^{\circ} 28'$	-۲۶	انحراف معیار	۱۷/۳۶	۹/۰۳	۱/۵۳
			مینیم	-۱/۳	۲۶	۰
			ماکزیم	۳۱/۲	۱۰۰	۱۴
بندرعباس	طول $41^{\circ} 53'$ عرض $25^{\circ} 24'$	۹	میانگین	۱۷/۷۱	۸۲/۲۳	۲/۷۴
			انحراف معیار	۷/۳۶	۹/۰۳	۱/۵۳
			مینیم	۱۲/۳	۴/۷۵	۱
			ماکزیم	۳۸/۸	۹۴/۸۷	۱۰/۵
			میانگین	۲۷/۳۴	۶۳/۱۳	۳/۴۵
			انحراف معیار	۶/۳۵	۱۳/۴۳	۰/۸۳

جدول ۲- ترکیب های مختلف ورودی، برای تخمین مقدار تبخیر روزانه در مدل های مورد مطالعه.

پارامترهای ورودی							سناریو
T_{avg}							۱
T_{avg}	T_{min}						۲
T_{avg}	T_{min}	T_{max}					۳
T_{avg}	T_{min}	T_{max}	RH_{avg}				۴
T_{avg}	T_{min}	T_{max}	RH_{avg}	RH_{min}			۵
T_{avg}	T_{min}	T_{max}	RH_{avg}	RH_{min}	RH_{max}		۶
T_{avg}	T_{min}	T_{max}	RH_{avg}	RH_{min}	RH_{max}	U	۷
T_{avg}	T_{min}	T_{max}	RH_{avg}	RH_{min}	RH_{max}	U	SSH

ماشین بردار پشتیبان (SVR¹)

دیباک و همکاران (۲۰۰۱) اولین کاربرد روش ماشین بردار پشتیبان در مسائل آب را برای شبیه سازی بارش-رواناب ارائه کردند. ماشین بردار پشتیبان یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه سازی مقید است که از اصل استقرای کمینه سازی خطای ساختاری استفاده می کند و به یک جواب کلی منجر می شود (سمولا و اسکوکوپ ۲۰۰۴). در واقع می توان گفت که ماشین بردار پشتیبان سیستم یادگیری کارآمدی است که به منظور رسیدن به یک جواب بهینه از اصل استقرای کمینه سازی خطای ساختاری استفاده می کند (ولینگ ۲۰۰۴). مدل SVR یک الگوریتم محاسبات نرم تحت نظارت است که همزمان خطاهای برآورد و پیچیدگی مدل را به حداقل می رساند (سرهدی و همکاران ۲۰۱۶).

در یک مدل رگرسیونی ماشین بردار پشتیبان لازم است وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض بر این است که مانند دیگر مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل توسط یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی نویز مشخص شود (نوری و همکاران ۲۰۰۹):

$$y = f(x) + Noise \quad [1]$$

بنابراین موضوع اصلی، پیدا کردن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که ماشین بردار پشتیبان تاکنون تجربه نکرده است، پیش بینی کند. تابع خطا در روش رگرسیون بردار پشتیبان که به صورت گسترده در مسائل رگرسیونی کاربرد دارد، به صورت رابطه ۲ تعریف می شود (سمولا و اسکوکوپ ۲۰۰۴):

$$Noise = \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i + c \sum_{i=1}^N \xi_i^* \quad [2]$$

الگوریتم بهینه سازی کرم شب تاب (FFA²)

الگوریتم کرم شب تاب اولین بار توسط یانگ (۲۰۰۹) ارائه شد که رفتار اجتماعی کرم شب تاب را شبیه سازی می کند. این حشرات با نور خود چشمک می زنند، و هر گونه، الگوی فلاش خاص خود را دارند. امتیاز تناسب به عنوان شدت نور با توجه به عملکرد هدف هر کرم شب تاب تعیین می شود. جذب کرم شب تاب به این صورت است که کرم های شب تاب که نور کمتری دارند توسط نورهای روشن اطراف جذب می شوند.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta_0 \exp(-\gamma r_{ij}^2) (x_j^t - x_i^t) + \alpha_i \epsilon_i \quad [3]$$

در رابطه ۳، i و j نمایانگر کرم های شب تاب با شدت نور متفاوت هستند. در حالی که x_i^t و x_j^t به ترتیب موقعیت های فعلی کرم شب تاب i و j را در تکرار t ام

¹ Support vector regression

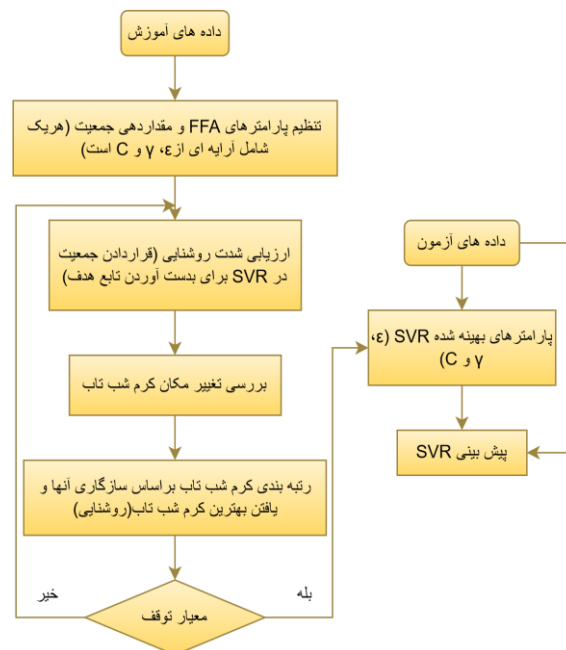
² Firefly optimization algorithm

می‌شود. در این تحقیق مقادیر $0.01/0.1$ و $0.1/1$ به ترتیب برای هر سه پارامتر ϵ ، γ و C بر اساس آنالیز حساسیت انتخاب شدند.

روش‌های محاسباتی، از جمله توسعه مدل‌های SVR و SVR-FFA، در محیط MATLAB، پیاده‌سازی شدند و پارامترهای تابع هسته از طریق آزمون و خطا بهینه‌سازی شدند. لازم به ذکر است که در این مطالعه برای ایجاد مدل‌هایی برای پیش‌بینی تبخیر، از ۷۰ درصد داده‌ها (۶۸۱۰ داده) برای آموزش و ۳۰ درصد از آنها (۲۹۲۰ داده) برای مرحله آزمون استفاده گردید. همچنین داده‌های پرت نیز به علت ایجاد خطا در صحت نتایج، از مجموع داده‌های مورد استفاده حذف گردید.

نشان می‌دهند. پارامتر β_0 نشانگر جاذبه اولیه، γ ضریب جذب نور و r_{ij} فاصله بین کرم شب‌تاب i و j است. مزیت اصلی FFA مکانیسم جذب آن است. حرکت مبتنی بر جاذبیت باعث می‌شود که ازدحام کرم شب‌تاب به طور خودکار به زیرگروه‌ها تقسیم شود و هر گروه حول یک راه حل بهینه جمع شوند. بنابراین، برای مسائل بهینه‌سازی چندوجهی مناسب است و مطالعات این را تایید کرده‌اند (فیستر و همکاران ۲۰۱۳؛ ماریچلوم و قیسا ۲۰۱۴؛ اوسابا و همکاران ۲۰۱۷؛ یانگ و هی ۲۰۱۳).

شکل ۲ فلوجارت مدل ترکیبی SVR-FFA را نشان می‌دهد. در این فلوجارت γ به عنوان پهنای باند تابع هسته و ϵ ، γ و C سه پارامتر از پیش تعیین‌شده، تعریف



شکل ۲- فلوجارت مدل ترکیبی SVR-FFA.

$(RMSE^2)$ ، ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NS^3)، شاخص توافق ویلموت (WI^4) و درصد میانگین مطلق خطا ($MAPE^5$) برای پیش‌بینی مقادیر عملکرد استفاده شده است. مقدار شاخص‌های ضریب همبستگی، ضریب

معیارهای ارزیابی مدل

در این پژوهش برای ارزیابی سناریوهای مختلف تعریف‌شده برای روش‌های مورد مطالعه از معیارهای ضریب همبستگی (R^1)، جذر میانگین مربعات خطا

¹ Correlation coefficient

² Root mean squared error

³ Nash-Sutcliffe coefficient

⁴ Willmott's index of agreement

⁵ Mean absolute percentage error

همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا، ضریب نش-ساتکلیف و شاخص توافق ویلموت، طی مراحل اعتبارسنجی گزارش شده است.

براساس بررسی و مقایسه نتایج حاصل از جدول‌های ۳ و ۴ برای هر چهار ایستگاه، سناریو هشتم مدل SVR-FFA کمترین خطا را از خود نشان داد. بطوریکه برای ایستگاه آبادان جذر میانگین مربعات خطا (mm day^{-1}) ۲/۸۴۳، برای ایستگاه رامسر جذر میانگین مربعات خطا (mm day^{-1}) ۱/۱۳، برای ایستگاه بندرعباس جذر میانگین مربعات خطا (mm day^{-1}) ۱/۹۸۵ و برای ایستگاه بندرانزلی جذر میانگین مربعات خطا (mm day^{-1}) ۱/۲۲۵ بدست آمد. برای شاخص‌های ضریب همبستگی، ضریب نش-ساتکلیف و شاخص توافق ویلموت نیز سناریو هشتم مدل SVR-FFA بالاترین مقدار همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده را نتیجه داد. همچنین شاخص‌های ضریب همبستگی، ضریب نش-ساتکلیف و شاخص توافق ویلموت بالاترین مقدار همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده را در ایستگاه آبادان برای تمامی ترکیب‌ها نسبت به سایر ایستگاه‌ها بدست آوردند که این امر نشان از همبستگی بالای مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده در این ایستگاه می‌باشد. پس از سناریو هشتم مدل SVR-FFA، سناریو هفتم مدل SVR-FFA در ایستگاه‌های آبادان و بندرانزلی و سناریو ششم مدل SVR-FFA در ایستگاه‌های رامسر و بندرعباس عملکرد قابل‌قبولی را از خود نشان دادند. بطوریکه شاخص جذر میانگین مربعات خطا برای ایستگاه‌های آبادان و بندرانزلی به ترتیب (mm day^{-1}) ۲/۹۹۵ و (mm day^{-1}) ۱/۲۷۲ و برای رامسر و بندرعباس به ترتیب (mm day^{-1}) ۱/۱۷۶ و (mm day^{-1}) ۱/۹۹۳ بدست آمد. مقایسه نتایج ترکیبات SVR نیز نشان می‌دهد برای ایستگاه‌های آبادان، رامسر و بندرانزلی سناریو هشتم مدل SVR و برای ایستگاه بندرعباس سناریو ششم مدل SVR بالاترین دقت را میان تمام ترکیبات SVR در هر چهار ایستگاه از خود نشان دادند. بطوریکه برای ایستگاه‌های آبادان، رامسر و

نش-ساتکلیف و شاخص توافق ویلموت از ۱- تا ۱ متغیر است. به طوری که مقدار ۱ نشان‌دهنده‌ی بالاترین دقت و مقدار ۱- نشان‌دهنده‌ی کمترین دقت مدل‌ها می‌باشد. برای شاخص جذر میانگین مربعات خطا و درصد میانگین مطلق خطا نیز هرچه مقدار این شاخص‌ها به صفر نزدیک‌تر باشد، نشانگر خطای کمتر مدل می‌باشد.

$$R = \frac{(\sum_{i=1}^N OiPi - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Oi \sum_{i=1}^N Pi)}{\left(\left(\sum_{i=1}^N Oi^2 - \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N Oi)^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N Pi^2 - \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N Pi)^2 \right) \right)^{1/2}} \quad [4]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Pi - Oi)^2} \quad [5]$$

$$NS = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (Oi - Pi)^2}{\sum_{i=1}^N (Oi - \bar{Oi})^2} \right] \quad [6]$$

$$WI = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (Oi - Pi)^2}{\sum_{i=1}^N (|Pi - \bar{Pi}| + |Oi - \bar{Oi}|)^2} \right] \quad [7]$$

در روابط بالا، N تعداد کل داده‌ها، \bar{Oi} میانگین مقادیر مشاهداتی و پارامترهای Pi و O_i به ترتیب مقادیر پیش‌بینی و مشاهداتی می‌باشند.

نتایج و بحث

در این مطالعه، هشت ترکیب مختلف از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده پارامترهای میانگین دما (T_{avg})، حداقل دما (T_{min})، حداکثر دما (T_{max})، رطوبت نسبی متوسط (RH_{avg})، حداقل رطوبت نسبی (RH_{min})، حداکثر رطوبت نسبی (RH_{max})، سرعت باد (U)، ساعات آفتابی (SSH)، به عنوان ورودی مدل‌ها در نظر گرفته شد. در این بخش، الگوریتم‌های SVR و SVR-FFA بر روی هشت مجموعه داده برای پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه استفاده شده است. تطابق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده تبخیر در جدول‌های ۳ و ۴ از نظر ضریب

پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه در هر چهار ایستگاه بوده بطوریکه سبب افزایش دقت مدل‌ها گردیده است. نتایج این تحقیق با نتایج شرفی و صمدیان فرد (۲۰۲۲)، که به پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه با الگوریتم هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شبتاب و پرسپترون چندلایه پرداختند و اعلام نمودند که تکنیک محاسباتی SVR-FFA می‌تواند با موفقیت در مدل‌سازی فرآیند تبخیر در ایستگاه تکاب مورد استفاده قرار گیرد، تطابق دارد. همچنین، نتایج به دست آمده با نتایج مؤذن‌زاده و همکاران (۲۰۱۸)، که اعلام نمودند الگوریتم ترکیبی SVR-FFA توانایی بالایی در پیش‌بینی تبخیر ایستگاه‌های رشت و لاهیجان واقع در شمال ایران داشته، مطابقت دارد.

بندرانزلی شاخص جذر میانگین مربعات خطا به ترتیب (mm day^{-1}) ۳/۱۵۱، (mm day^{-1}) ۱/۲۵ و (mm day^{-1}) ۱/۳۳۷ و برای ایستگاه بندرعباس جذر میانگین مربعات خطا (mm day^{-1}) ۲/۰۲۱ بدست آمد. همچنین ایستگاه رامسر کمترین شاخص جذر میانگین مربعات خطا را نسبت به بقیه ایستگاه‌ها بدست آورد. پس از سناریو هشتم مدل SVR برای ایستگاه‌های آبادان، رامسر و بندرانزلی، سناریو هفتم مدل SVR و برای ایستگاه بندرعباس سناریو ششم مدل SVR به دلیل داشتن پارامتر ورودی کمتر عملکرد ضعیف‌تری از خود نشان دادند. مقایسه بین پارامترهای ورودی نیز نشانگر آن است که پارامتر ساعات آفتابی مهم‌ترین پارامتر در

جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل‌های مورد مطالعه در دوره آزمون (ایستگاه‌های بندرعباس و آبادان).

ایستگاه	آبادان				بندرعباس			
	مدل	R	RMSE (mm day ⁻¹)	NS	WI	R	RMSE (mm day ⁻¹)	NS
SVR-1	-/۸۳۲	۴/۱۲۰	۰/۶۸۳	۰/۸۹۱	-/۷۳۶	۲/۲۰۴	۰/۵۳۹	۰/۸۲۶
SVR-2	-/۸۳۱	۴/۱۳۲	۰/۶۸۱	۰/۸۹۱	-/۷۴۷	۲/۱۶۲	۰/۵۵۶	۰/۸۳۵
SVR-3	-/۸۳۲	۴/۱۲۳	۰/۶۸۲	۰/۸۹۲	-/۷۴۹	۲/۱۵۵	۰/۵۵۹	۰/۸۳۷
SVR-4	۰/۸۸	۳/۵۴۰	۰/۷۶۶	۰/۹۲۵	۰/۷۸۴	۲/۰۳۱	۰/۶۰۸	۰/۸۵۶
SVR-5	-/۸۸۳	۳/۵۱۰	۰/۷۷	۰/۹۲۷	۰/۷۸۴	۲/۰۳۲	۰/۶۰۸	۰/۸۵۶
SVR-6	۰/۸۹	۳/۴۰۲	۰/۷۸۴	۰/۹۳۴	۰/۷۸۶	۲/۰۲۱	۰/۶۱۲	۰/۸۵۸
SVR-7	-/۹۰۱	۳/۲۳۱	۰/۸۰۵	۰/۹۴	۰/۷۷	۲/۰۹۷	۰/۵۸۳	۰/۸۵۱
SVR-8	-/۹۰۵	۳/۱۵۱	۰/۸۱۵	۰/۹۴۴	۰/۷۷۲	۲/۰۸۸	۰/۵۸۶	۰/۸۵۴
SVR-FFA-1	-/۸۴۶	۳/۹۲۷	۰/۷۱۲	۰/۹۱۳	-/۷۴۶	۲/۱۶۸	۰/۵۵۴	۰/۸۳۷
SVR-FFA-2	-/۸۴۶	۳/۹۳۳	۰/۷۱۱	۰/۹۱۳	-/۷۵۸	۲/۱۱۹	۰/۵۷۴	۰/۸۴۶
SVR-FFA-3	۰/۸۶	۳/۷۶۰	۰/۷۳۶	۰/۹۲۴	-/۷۵۸	۲/۱۲۱	۰/۵۷۳	۰/۸۴۹
SVR-FFA-4	-/۹۰۶	۳/۱۳۹	۰/۸۱۶	۰/۹۴۸	-/۷۸۸	۲/۰۰۵	۰/۶۱۸	۰/۸۶۵
SVR-FFA-5	-/۹۰۷	۳/۱۳۳	۰/۸۱۷	۰/۹۴۸	-/۷۸۸	۲/۰۰۸	۰/۶۱۷	۰/۸۶۴
SVR-FFA-6	-/۹۰۹	۳/۱۰۴	۰/۸۲	۰/۹۴۹	-/۷۹۱	۱/۹۹۳	۰/۶۲۳	۰/۸۶۷
SVR-FFA-7	-/۹۱۸	۲/۹۹۵	۰/۸۳۷	۰/۹۵۴	-/۷۸۹	۲/۰۱۶	۰/۶۱۴	۰/۸۶۴
SVR-FFA-8	-/۹۲۳	۲/۸۴۳	۰/۸۴۹	۰/۹۵۸	-/۷۹۲	۱/۹۸۵	۰/۶۲۶	۰/۸۷۳

جدول ۴- نتایج ارزیابی مدل‌های مورد مطالعه در دوره آزمون (ایستگاه‌های بندرانزلی و رامسر).

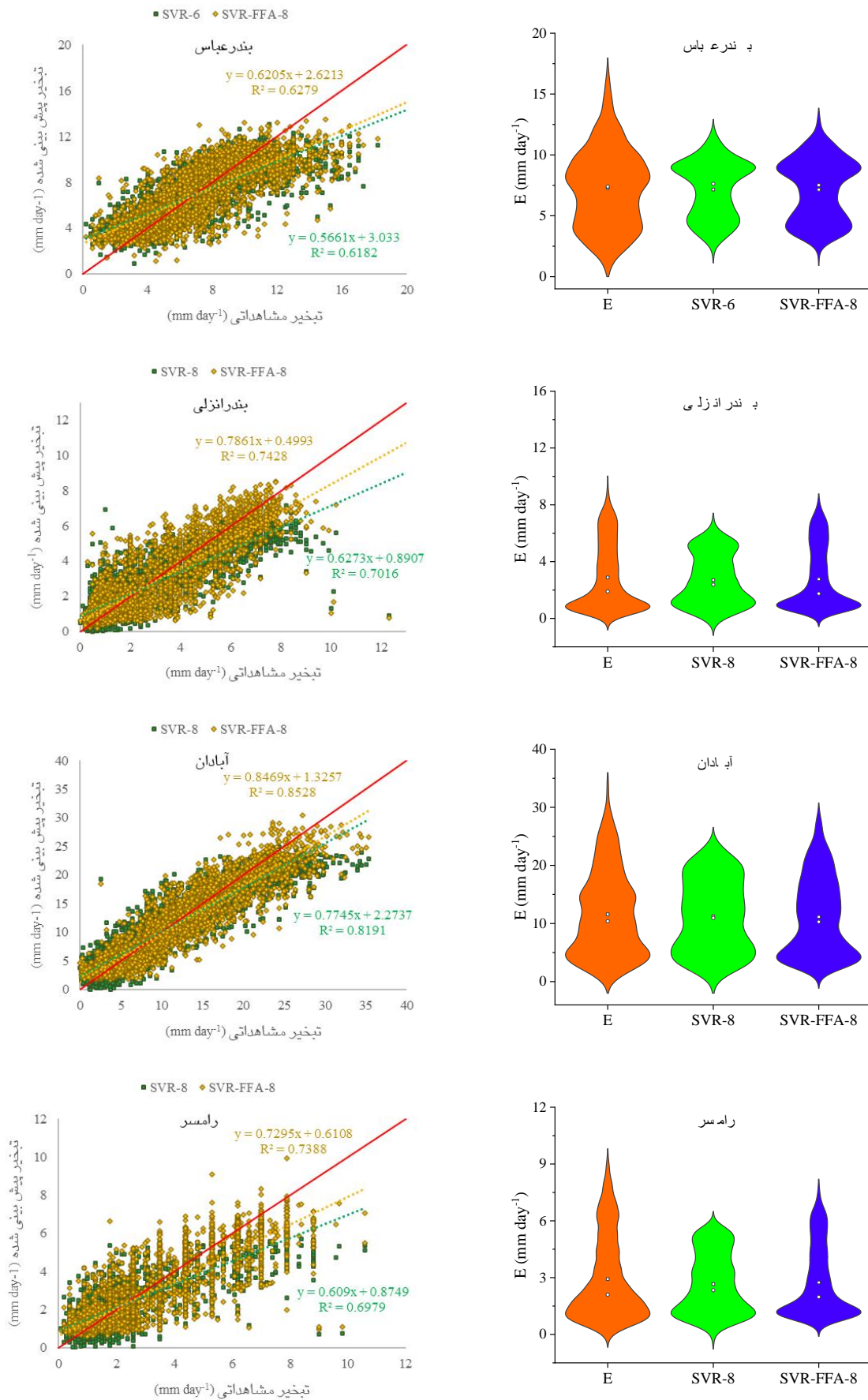
ایستگاه	رامسر				بندرانزلی				
	مدل	R	RMSE (mm day ⁻¹)	NS	WI	R	RMSE (mm day ⁻¹)	NS	WI
SVR-1		۰/۸۰۳	۱/۳۵۳	۰/۶۱۵	۰/۸۵۴	۰/۷۹۹	۱/۴۶۵	۰/۶۲۵	۰/۸۶
SVR-2		۰/۸۰۴	۱/۳۵۲	۰/۶۱۶	۰/۸۵۴	۰/۷۹۹	۱/۴۶۸	۰/۶۲۳	۰/۸۵۸
SVR-3		۰/۸۰۴	۱/۳۵۳	۰/۶۱۵	۰/۸۵۵	۰/۷۹۹	۱/۴۶۸	۰/۶۲۳	۰/۸۵۹
SVR-4		۰/۸۱۲	۱/۳۲۶	۰/۶۳	۰/۸۶۵	۰/۸۱۵	۱/۴۱۲	۰/۶۵۲	۰/۸۷۶
SVR-5		۰/۸۱۳	۱/۳۲۷	۰/۶۳	۰/۸۶۴	۰/۸۱۴	۱/۴۰۷	۰/۶۵۴	۰/۸۷۸
SVR-6		۰/۸۱۴	۱/۳۲۴	۰/۶۳۱	۰/۸۶۵	۰/۸۱۷	۱/۳۹۸	۰/۶۵۹	۰/۸۸
SVR-7		۰/۸۲۱	۱/۳۰۶	۰/۳۴۲	۰/۸۶۹	۰/۸۱۷	۱/۳۹۳	۰/۶۶۱	۰/۸۸۲
SVR-8		۰/۸۳۵	۱/۲۵۰	۰/۶۷۱	۰/۸۸۴	۰/۸۳۸	۱/۳۳۷	۰/۶۸۸	۰/۸۹۲
SVR-FFA-1		۰/۸۳۳	۱/۲۱۳	۰/۶۹۱	۰/۸۹۸	۰/۸۳۵	۱/۳۲۹	۰/۶۹۱	۰/۹۰۴
SVR-FFA-2		۰/۸۳۴	۱/۲۱۷	۰/۶۸۹	۰/۸۹۹	۰/۸۳۴	۱/۳۳۱	۰/۶۹۱	۰/۹۰۴
SVR-FFA-3		۰/۸۴۱	۱/۱۸۳	۰/۷۰۶	۰/۹۰۶	۰/۸۳۵	۱/۳۲۱	۰/۶۹۵	۰/۹۰۸
SVR-FFA-4		۰/۸۴۵	۱/۱۸۵	۰/۷۰۵	۰/۹۰۹	۰/۸۴۸	۱/۲۷۵	۰/۷۱۶	۰/۹۱۶
SVR-FFA-5		۰/۸۴۴	۱/۱۷۷	۰/۷۰۹	۰/۹۰۷	۰/۸۴۷	۱/۲۷۹	۰/۷۱۴	۰/۹۱۶
SVR-FFA-6		۰/۸۴۴	۱/۱۷۶	۰/۷۰۹	۰/۹۰۸	۰/۸۴۷	۱/۲۷۸	۰/۷۱۵	۰/۹۱۷
SVR-FFA-7		۰/۸۴۸	۱/۱۸	۰/۷۰۸	۰/۹۰۹	۰/۸۴۹	۱/۲۷۲	۰/۷۱۷	۰/۹۱۸
SVR-FFA-8		۰/۸۶	۱/۱۳	۰/۷۳۲	۰/۹۱۸	۰/۸۶۲	۱/۲۲۵	۰/۷۳۸	۰/۹۲۵

مشاهداتی پارامتر تبخیر روزانه می‌باشد. همچنین

مقایسه بین مدل‌ها نشان می‌دهد که مدل SVR-FFA همبستگی بالاتری نسبت به مدل SVR دارد. در نهایت مدل SVR-FFA دقت بیشتری نسبت به مدل SVR از خود نشان داد.

نمودارهای پراکنش و ویولن پلات مقادیر

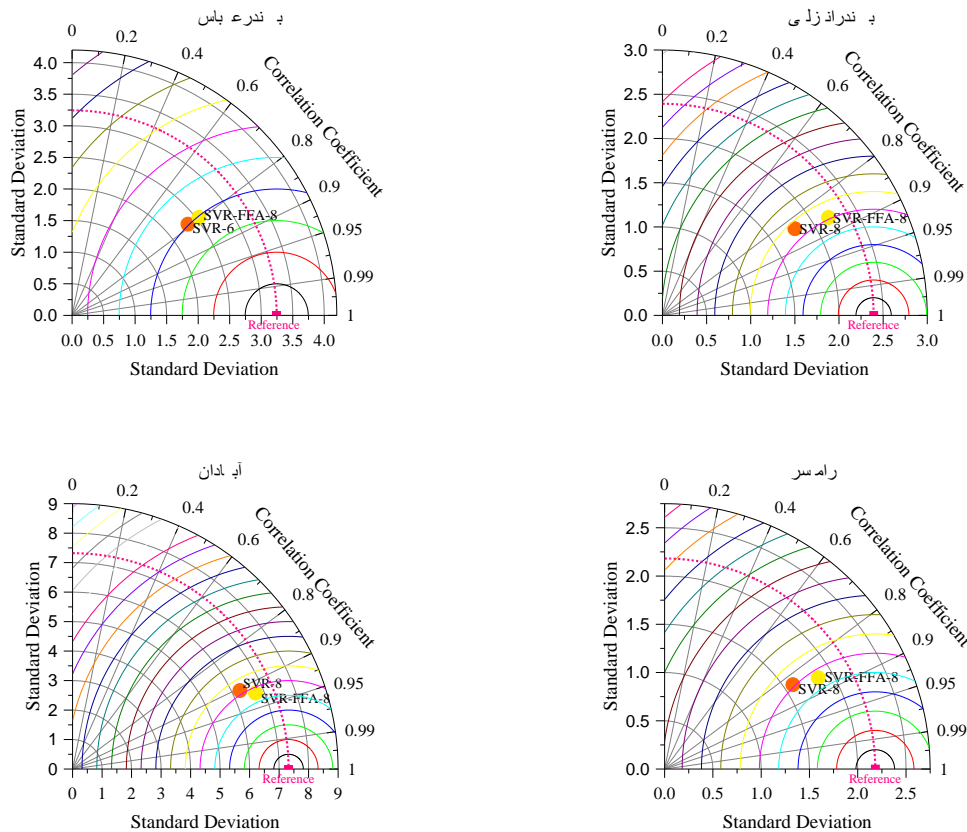
مشاهداتی و پیش‌بینی شده در شکل ۳ آورده شده است. در این نمودارها بهترین سناریوی هر مدل برای پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه رسم گردیده است. در نمودارهای ویولن پلات پارامتر E در محور افقی نشانگر مقادیر



شکل ۳- نمودارهای پراکنش و ویولن پلات مدل‌های مورد مطالعه.

بالتری نسبت به مدل SVR داشته است. لذا مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده اختلاف کمتری با یکدیگر دارند.

علاوه بر این، شکل ۴ نمودارهای تیلور بهترین سناریوی مدل‌های SVR و SVR-FFA را نشان می‌دهد. با توجه به نمودارها مدل SVR-FFA ضریب همبستگی



شکل ۴- نمودارهای تیلور مدل‌های مورد مطالعه.

به متوسط جهانی، تاکنون مطالعات اندکی درباره این متغیر کلیدی صورت گرفته است. بنابراین، در این پژوهش با استفاده از روش‌های SVR و SVR-FFA، در ایستگاه‌های آبادان، رامسر، بندرانزلی و بندرعباس مقادیر تبخیر روزانه در طی دوره آماری ۲۰۲۱-۱۹۹۰ برآورد گردید. نتایج به دست آمده با استفاده از پارامترهای آماری مورد مقایسه قرار گرفت و مشخص شد که سناریو هشتم مدل SVR-FFA بهترین عملکرد را با کمترین خطا نسبت به تمامی مدل‌ها ارائه داد. در بین

نتیجه‌گیری کلی

پیش‌بینی تبخیر برای محققان از اهمیت خاصی برخوردار است، از این رو محققان روش‌های مختلفی جهت بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی ارائه نموده‌اند. برای پیش‌بینی تبخیر، علی‌رغم اهمیت فراوان این مؤلفه در درک تعادل آب در حوزه‌های آبخیز، متأسفانه مطالعات کمی در مورد استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی مانند SVR-FFA انجام شده است. علاوه بر این در اغلب مناطق ساحلی کشور نیز به علت نرخ بالای تبخیر نسبت

سناریو هشتم مدل ترکیبی SVR-FFA در پیش‌بینی مقادیر تبخیر روزانه نتایج مناسبی را ارائه داد و برای برنامه‌ریزی‌های آبیاری و مدیریت منابع آب پیشنهاد گردید.

سناریوهای مدل SVR نیز سناریو هشتم مدل SVR کمترین خطا را نسبت به سایر ترکیبات SVR از خود نشان داد. در میان پارامترهای ورودی نیز پارامتر ساعات آفتابی بعلت نقش کلیدی در دقت پیش‌بینی تبخیر بعنوان مهم‌ترین پارامتر شناخته شد. در حالت کلی

منابع مورد استفاده

- Choudhury B, 1999. Evaluation of an empirical equation for annual evaporation using field observations and results from a biophysical model. *Journal of Hydrology* 216(1-2):99-110.
- Chow V, 1959. *Handbook of Applied Hydrology*. New York: Mc Graw Hill.
- Dervisoglu A, 2021. Analysis of the temporal changes of inland Ramsar Sites in Turkey using Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 10(8): 521-531.
- Dibike YB, Velickov S, Solomatine D and Abbott MB, 2001. Model induction with support vector machines: introduction and applications. *Journal of Computing in Civil Engineering* 15(3):208-216.
- Fister I, Fister JI, Yang XS and Brest J, 2013. A comprehensive review of firefly algorithms. *Swarm and Evolutionary Computation* 13:34-46.
- Ghorbani M, Deo RC, Yaseen ZM, H Kashani and Mohammadi B, 2018. Pan evaporation prediction using a hybrid multilayer perceptron-firefly algorithm (MLP-FFA) model: Case study in North Iran. *Theoretical and Applied Climatology* 133(3):1119-1131.
- Kaboli S, Hekmatzadeh AA, Darabi H and Haghghi AT, 2021. Variation in physical characteristics of rainfall in Iran, determined using daily rainfall concentration index and monthly rainfall percentage index. *Theoretical and Applied Climatology* 144(1):507-520.
- Kay A and Davies H, 2008, Calculating potential evaporation from climate model data: A source of uncertainty for hydrological climate change impacts. *Journal of Hydrology* 358(3-4):221-239.
- Khosravi K, Daggupati P, Alami MT, Awadh SM, Ghareb MI, Panahi M, Pham BT, Rezaie F, Qi C and Yaseen ZM, 2019. Meteorological data mining and hybrid data-intelligence models for reference evaporation simulation: A case study in Iraq. *Computers and Electronics in Agriculture* 167(1):105-121.
- Kisi O, Genc O, Dinc S and Zounemat-Kermani M, 2016. Daily pan evaporation modeling using chi-squared automatic interaction detector, neural networks, classification and regression tree. *Computers and Electronics in Agriculture* 122:112-117.
- Kumar M, Kumari A, Kumar D, Al-Ansari N, Ali R, Kumar R, Kumar A, Elbeltagi A and Kuriqi A, 2021. The superiority of data-driven techniques for estimation of daily pan evaporation. *Atmosphere* 12(6):60-70.
- Kumar P and Singh AK, 2022. A comparison between MLR, MARS, SVR, and RF techniques: Hydrological time-series modeling. *Journal of Human, Earth, and Future* 3(1):90-98.
- Li J, Abdulmohsin HA, Hasan SS, Kaiming L, Al-Khateeb B, Ghareb MI and Mohammed MN, 2019. Hybrid soft computing approach for determining water quality indicator: Euphrates River. *Neural Computing and Applications* 31(3):827-837.
- Lu X, Ju Y, Wu L, Fan J, Zhang F and Li Z, 2018. Daily pan evaporation modeling from local and cross-station data using three tree-based machine learning models. *Journal of Hydrology* 566:668-684.
- Malik A, Tikhamarine Y, Al-Ansari N, Shahid S, Sekhon HS, Pal RK, Rai P, Pandey K, Singh P and Elbeltagi A, 2021. Daily pan-evaporation estimation in different 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(1):1075-1094.
- Malik A, Tikhamarine Y, Souag-Gamane D, Sammen SS and Kisi O, 2023. Support vector regression model optimized with GWO versus GA algorithms: Estimating daily pan-evaporation. *Handbook of Hydroinformatics* 23(1):357-373.
- Marichelvam MK and Geetha M, 2014. Solving tri-objective multistage hybrid flow shop scheduling problems using a discrete firefly algorithm. *International Journal of Intelligent Engineering Informatics* 2(4):284-303.

- Moazen-zadeh R, Mohammadi B, Shamshirband S and Chau Kw, 2018. Coupling a firefly algorithm with support vector regression to predict evaporation in northern Iran. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics* 12(1):584-597.
- Monjazebe S and Omidvar K, 2022. Evaluation of the effects of climate change on climatic parameters using the LARS-WG6 model (Case study: Bandar Abbas). *Journal of Natural Environment* 75(1):77-88 (In Persian with English abstract).
- Noori R, Abdoli M, Ghasrodashti AA and Jalili Ghazizade M, 2009. Prediction of municipal solid waste generation with combination of support vector machine and principal component analysis: a case study of Mashhad. *Environmental Progress & Sustainable Energy* 28(2):249-258.
- Osaba E, Yang XS, Diaz F, Onieva E, Masegosa AD and Perallos A, 2017. A discrete firefly algorithm to solve a rich vehicle routing problem modelling a newspaper distribution system with recycling policy. *Soft Computing* 21:5295-5308.
- Pallavi K and Rajeev S, 2021. Approximation of evaporation using support vector regression model. *International Journal of New Innovations in Engineering and Technology* 17(3):72-79.
- Penman HL, 1948. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences* 193(1032):120-145.
- Rodrigues GP, Rodrigues ÍS, Raabe A, Holstein P and Araújo JC, 2023. Direct measurement of open-water evaporation: a newly developed sensor applied to a Brazilian tropical reservoir. *Hydrological Sciences Journal* 1(1):1-16.
- Rosenberry DO, Winter TC, Buso DC and Likens GE, 2007. Comparison of 15 evaporation methods applied to a small mountain lake in the northeastern USA. *Journal of Hydrology* 340(3-4):149-166.
- Rostami M, Berahmand K, Nasiri E and Forouzandeh S, 2021. Review of swarm intelligence-based feature selection methods. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 100:104-110.
- Saravi B, Hassel F, Ülkümen S, Zink A, Shavlokhova V, Couillard-Despres S, Boeker M, Obid P and Lang GM, 2022. Artificial intelligence-driven prediction modeling and decision making in spine surgery using hybrid machine learning models. *Journal of Personalized Medicine* 12(4), 509-520.
- Sarhadi A, Burn DH, Johnson F, Mehrotra R and Sharma A, 2016. Water resources climate change projections using supervised nonlinear and multivariate soft computing techniques. *Journal of Hydrology* 536:119-132.
- Sharafi M and Samadian Fard S, 2022. Prediction of daily evaporation using hybrid support vector regression-firefly optimization algorithm and multilayer perceptron. *Journal of Rainwater Catchment Systems* 9(4):53-66 (In Persian with English abstract).
- Smola AJ and Schölkopf B, 2004. A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing* 14(3):199-222.
- Talukdar S, Mallick J, Sarkar SK, Roy SK, Islam AM, Praveen B, Naikoo MW, Rahman A and Sobnam M, 2022. Novel hybrid models to enhance the efficiency of groundwater potentiality model. *Applied Water Science* 12(4):1-22.
- Vallet-Coulomb C, Legesse D, Gasse F, Travi Y and Chernet T, 2001. Lake evaporation estimates in tropical Africa (Lake Ziway, Ethiopia). *Journal of Hydrology* 245(1-4):1-18.
- Welling M, 2004. Support Vector Regression. Department of Computer Science, University of Toronto, Toronto, Canada.
- Yang XS, 2009. Firefly algorithms for multimodal optimization. *International symposium on stochastic algorithms ,Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, Lecture Notes in Computer Sciences* 5792:169-178.
- Yang XS and He X, 2013. Firefly algorithm: recent advances and applications. *International Journal of Swarm Intelligence* 1(1):36-50.
- Zarenistanak M, Dhorde AG and Kripalani R, 2014. Trend analysis and change point detection of annual and seasonal precipitation and temperature series over southwest Iran. *Journal of Earth System Science* 123(2):281-295.
- Zeng Z, Piao S, Lin X, Yin G, Peng S, Ciais P and Myneni RB, 2012. Global evapotranspiration over the past three decades: estimation based on the water balance equation combined with empirical models. *Environmental Research Letters* 7(1):14-26.