



A Comparative Analysis of the Hybrid SVR-ACOR-Holt-Winters Model and the Whale-Optimized GEP Model for Dust Storm Prediction: A case study of Khuzestan Province

Mohammad Ansari Ghojghar¹✉, Paria Pourmohammad²

1. (Corresponding Author) Department of Reclamation of arid and mountainous regions Engineering, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

Email: Ansari.ghojghar@ut.ac.ir

2. Department of Reclamation of arid and mountainous regions Engineering, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

Email: paria.pormohamad7@ut.ac.ir

Article Info

Article type:

Research Article

Article History:

Received:

23 November 2024

Received in revised form:

25 February 2025

Accepted:

4 April 2025

Available online:

10 May 2025

Keywords:

Goodness-of-fit index,

Crisis management,

FDSD,

Time series models,

Catalyst.

ABSTRACT

Khuzestan Province, as one of the main dust storm hotspots in Iran, is consistently confronted with serious challenges to public health and environmental sustainability due to its unique geographical characteristics. This study introduces a hybrid SVR-ACOR-Holt-Winters model to simulate dust storms in Khuzestan over a 50-year statistical period (1971–2020). The results reveal that the SVR-ACOR-Holt-Winters model outperforms the individual and dual hybrid models evaluated, achieving superior performance metrics, including a Root Mean Square Error (RMSE) between 0.293 and 0.317, a correlation coefficient (R) ranging from 0.849 to 0.873, and a Mean Absolute Error (MAE) between 0.275 and 0.293. Among all evaluated stations, Abadan demonstrated the highest prediction accuracy, which can be attributed to the influence of climatic variables such as extreme temperature and wind speed on increasing the frequency index of dust storm days in Khuzestan. These findings suggest that dust storm modeling yields higher accuracy in critical regions with greater dust event intensity. The outcomes of this research can be effectively utilized for dust storm modeling and the design of early warning systems, contributing to the mitigation of damages caused by such hazardous environmental phenomenon.

Cite this article: Ansari Ghojghar, M., & Pourmohammad, P. (2025). A Comparative Analysis of the Hybrid SVR-ACOR-Holt-Winters Model and the Whale-Optimized GEP Model for Dust Storm Prediction: A case study of Khuzestan Province. *Physical Geography Research Quarterly*, 57 (1), 19-41.

<http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.387558.1007863>



© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press

Extended Abstract

Introduction

This study examined the performance of the triple-hybrid SVR-ACOR-HoltWinters metamodel for predicting the FDSI index in Khuzestan Province. The results were compared with those of the GEP-WOA hybrid model. All tested models showed the highest accuracy and efficiency during the first and second seasonal combinations across seven stations. Using data from one or two prior seasons improved the accuracy and performance of the predictions. Among the models, the proposed triple-hybrid metamodel was the most accurate and efficient, making it the best method for predicting dust storms in Khuzestan Province. On the other hand, the SVR-HoltWinters hybrid model had the lowest performance, with the smallest NS value and the highest MAE. This indicates that creating dual-hybrid models does not necessarily improve the accuracy of FDSI index predictions. The results of this study can help in better modeling of dust storms and support managerial decisions to reduce the damages caused by this phenomenon.

Methodology

The goal is to predict the frequency of dust storm days at seven meteorological stations in Khuzestan Province (Dezful, Safiabad, Masjed Soleyman, Bostan, Ahvaz, Bandar Mahshahr, and Abadan) over a 50-year period (1971–2020). As defined by the World Meteorological Organization, a dust storm day is when at least one of the eight synoptic observations includes a dust-related code (06, 07, 08, 09, 30, 31, 32, 33, 34, 35, or 98) in the present weather report. Additionally, the horizontal visibility associated with the reported code must be less than 1000 meters. In this study, hourly data on horizontal visibility and standardized WMO codes indicating visibility below 1000 meters were used to identify dust storms for all relevant codes.

Results and Discussion

The simulation results of dust storms in Khuzestan Province using the SVR algorithm show that the model performs more accurately in combinations one and two compared to other combinations. At the Bostan, Masjed Soleyman, and Dezful

stations, the RMSE values decreased from 0.476, 0.481, and 0.491 days in combination four to 0.473, 0.477, and 0.488 days, respectively, after applying data from the previous season to predict dust storms in future seasons. Therefore, it can be concluded that simple models using the Support Vector Regression algorithm provide more accurate predictions of the FDSI index in Khuzestan Province. The results of the Holt-Winters model for predicting the FDSI index during the training and testing phases indicate better performance in all stations when using the first and second prediction scenarios compared to other scenarios. For instance, at the Masjed Soleyman station, the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient decreased from 0.436 and 0.435 in combinations 2 and 1 to 0.438 and 0.437 in combinations 4 and 3. A comparison of the results from modeling the frequency of dust storm days using the standalone Support Vector Regression model and the dual-hybrid SVR-ACOR model shows improved efficiency and accuracy in the developed hybrid model. Therefore, when combined with the continuous Ant Colony Optimization catalyst, this model shows improved adaptability to variable and non-stationary data, resulting in higher accuracy in predicting the FDSI index. For instance, at the Bandar Mahshahr station, the RMSE and MAE values decreased from 0.439 and 0.422, respectively, in the Holt-Winters model to 0.406 and 0.398 after applying the dual-hybrid Holt-Winters-ACOR model. The triple-hybrid SVR-ACOR-HoltWinters model is capable of modeling both nonlinear and seasonal patterns of dust storm trends. In this regard, the developed hybrid model showed its best performance in the first and second prediction stages. Thus, it can be concluded that using past seasons to model future trends does not provide optimal results. A comparison of the dust storm prediction results using the SVR-HoltWinters model at the Safiabad station in the first seasonal combination shows a significant reduction in the RMSE value, from 0.501 to 0.307 days, in the optimal combination 1 of the triple-hybrid model.

Conclusion

Dust storms are one of the prominent environmental and climatic challenges in arid and semi-arid regions of Iran and the world, particularly in Khuzestan Province. This phenomenon has widespread impacts on human health, agriculture, infrastructure, quality of life, and the balance of natural ecosystems. Addressing this challenge requires the adoption of comprehensive and multidimensional approaches. The aim of this study was to evaluate the performance of the triple-hybrid model SVR-ACOR-HoltWinters and compare it with the individual models SVR, HoltWinters, and dual-hybrid models SVR-ACOR, HoltWinters-ACOR, and SVR-HoltWinters, as well as to analyze and compare the results with the gene expression programming model optimized by the whale optimization algorithm for predicting the frequency of dust storm days in seven meteorological stations across Khuzestan province. The results showed that the triple-hybrid model SVR-ACOR-HoltWinters demonstrated the best performance among all the models tested in predicting the frequency of dust storm days at all stations. The findings indicated an improvement in the performance of all models when using one or two prior seasons for dust storm prediction. It was thus clear that using older seasons did not improve the models' efficiency or accuracy. In this regard, simple models played a significant role in improving the evaluation metrics. Abadan station had the highest number of dust storm days in the seasonal scale, while Dezful station had the lowest frequency. It was evident that as the FDSD index increased at the stations, the

performance of the triple-hybrid and individual and dual-hybrid models also improved. The results of the dual-hybrid models revealed an increase in the performance of the SVR and HoltWinters models after combining them with the continuous Ant Colony Optimization catalyst. Based on the results from the goodness-of-fit metrics, the dual-hybrid HoltWinters-ACOR model ranked second as the best dust storm prediction model in Khuzestan Province. It is also important to note that the gene expression programming model, after being integrated with the whale optimization algorithm, provided relatively better results compared to other dual-hybrid models, securing the third position. Furthermore, the results from the dual-hybrid SVR-HoltWinters model showed a reduction in performance and accuracy when predicting the frequency of dust storm days in Khuzestan compared to the other individual and hybrid models studied in this research.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

مقایسه مدل هیبریدی SVR-ACOR-Holt-Winters و مدل GEP بهینه‌شده با الگوریتم وال به منظور پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار، مطالعه موردی: استان خوزستان

محمد انصاری قوجقار^۱ ✉، پریا پورمحمد^۲ 

۱- نویسنده مسئول، گروه مهندسی احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: Ansari.ghojghar@ut.ac.ir
۲- گروه مهندسی احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: paria.pormohamad7@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	استان خوزستان به‌عنوان یکی از کانون‌های اصلی طوفان‌های گردوغبار در ایران به دلیل شرایط جغرافیایی خاص خود، همواره با چالش‌های جدی در زمینه سلامت عمومی و پایداری محیط‌زیستی مواجه است. در این پژوهش، به ارائه یک هیبریدی SVR-ACOR-Holt-Winters به منظور مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار در استان خوزستان، در طول دوره آماری ۵۰ ساله (۱۹۷۱-۲۰۲۰) پرداخته شده است. نتایج نشان داد که مدل SVR-ACOR-Holt-Winters با ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۳۱۷) - (RMSE= ۰/۲۹۳)، ضریب همبستگی (R= ۰/۸۷۳ - ۰/۸۴۹)، میانگین قدرمطلق خطا (MAE= ۰/۲۹۳ - ۰/۲۷۵)، با اختلاف محسوس، نسبت به مدل‌های انفرادی و مدل‌های دوگانه بررسی‌شده، به‌عنوان مدل برتر انتخاب شده است. ایستگاه آبادان با بیشترین فراوانی روزهای گردوغباری دقت بالاتری را در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار در استان نشان داد که دلیل آن را می‌توان در ارتباط متغیرهای اقلیمی همچون دمای حدی و سرعت باد بر افزایش شاخص فراوانی روزهای همراه با این طوفان‌ها در خوزستان یافت. لذا می‌توان نتیجه گرفت مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار در مناطق بحرانی‌تر از دقت بیشتری برخوردار است. نتایج این مطالعه می‌تواند در مدل‌سازی پدیده گردوغبار و طراحی سیستم‌های هشدار طوفان‌های گردوغبار و کاهش خسارات ناشی از این پدیده، به کار گرفته شود. کاربرد این مدل در سایر مناطق دارای شرایط اقلیمی مشابه نیز می‌تواند موردبررسی قرار گیرد تا امکان تعمیم‌پذیری و اثربخشی آن در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار در سطح ملی و منطقه‌ای ارزیابی شود.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۰۳ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۲/۰۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۱۵ تاریخ چاپ: ۱۴۰۴/۰۲/۲۰	
واژگان کلیدی: شاخص نیکویی برازش، مدیریت بحران، FDSD مدل‌های سری زمانی، کاتالیزور.	

استناد: انصاری قوجقار، محمد و پورمحمد، پریا. (۱۴۰۴). مقایسه مدل هیبریدی SVR-ACOR-Holt-Winters و مدل GEP بهینه‌شده با الگوریتم وال به منظور پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار، مطالعه موردی: استان خوزستان. *مجله پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۷ (۱)، ۱۹-۴۱.
<http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.387558.1007863>

مقدمه

استان خوزستان، یکی از مناطق مهم جنوب غربی ایران، به دلیل مجاورت با بیابان‌های مرزی، همواره در معرض پدیده گردوغبار بوده است (الشکری و صبوئی، ۱۳۹۲). تغییرات اقلیمی، به‌ویژه پدیده‌هایی مانند النینو، تأثیرات قابل توجهی بر وقوع طوفان‌های گردوغبار در این استان دارند. در سال‌های وقوع پدیده ال‌نینو، تعداد روزهای با طوفان گردوغبار در خوزستان افزایش می‌یابد (انصاری قوجقار و همکاران، ۱۴۰۰).

از سوی دیگر، مطابق با تحلیل‌های سینوپتیکی، الگوهای جوی خاصی مانند سیستم‌های پرفشار و کم‌فشار می‌توانند شرایط مساعدی برای وقوع طوفان‌های گردوغبار در خوزستان فراهم کنند. به‌عنوان نمونه، در دوره ۱۹۹۷ تا ۲۰۰۶، ۱۹ سامانه گردوغباری شاخص شناسایی شدند که تأثیر زیادی در وقوع این پدیده داشتند (الشکری و صبوئی، ۱۳۹۲). باوجود توسعه مدل‌های پیشرفته آب‌وهوایی، شبیه‌سازی دقیق فرآیند بلند شدن و انتقال گردوغبار در لایه‌های پایین جو همچنان با پیچیدگی‌های فراوانی همراه است. این محدودیت عمدتاً ناشی از درک ناکافی از توزیع منابع گردوغبار و رفتار آن‌ها در واکنش به تغییرات مکانی و زمانی ناشی از فعالیت‌ها و فرآیندهای مختلف است (Feuerstein & Schepanski, 2018;4).

انصاری قوجقار و همکاران (۱۳۹۹) با مقایسه مدل‌های آماری، فازی و شبکه‌های عصبی، دریافتند که سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی^۱ (ANFIS) بهترین عملکرد را در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار داشته و پس‌از آن، مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته^۲ (GRNN) نیز نتایج قابل قبولی ارائه داده است. این پژوهشگران بر ضرورت بهره‌گیری از مدل‌های هیبریدی در شرایط جوی متغیر تأکید کردند. همچنین سبحانی و همکاران (۱۳۹۹) طی مطالعه‌ای ۲۹ ساله، عملکرد مدل‌های ANFIS و توابع پایه شعاعی^۳ (RBF) را بررسی کرده و نشان دادند که مدل RBF با مقدار «ریشه میانگین مربعات خطا»^۴ (RMSE) برابر با ۲/۱۹، عملکرد دقیق‌تری نسبت به ANFIS با RMSE برابر با ۱۱/۶۷ در پیش‌بینی گردوغبار داشته است. بااین‌حال، تلفیق روش‌ها برای ارتقای دقت پیش‌بینی پیشنهاد شد.

در مطالعه Song و همکاران (۲۰۲۴)، یک مدل شبکه عصبی چند مقیاسی برای شناسایی طوفان‌های گردوغبار در آسیا معرفی شد که در تولید نقشه‌های لحظه‌ای مؤثر بود، اما فاقد تحلیل فضایی بود. رحمتی و همکاران (۲۰۲۰) نیز مدل ترکیبی ANFIS-DE را برای شناسایی منابع گردوغبار کارآمد دانسته‌اند، اگرچه کاربرد مدل‌های عمیق‌تر مانند CNN-LSTM یا GAN-ANFIS و نیز تحلیل عدم قطعیت در این حوزه پرداخته نشده است، درحالی‌که این موارد نقش مهمی در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی دارند.

درنهایت، حسینی دهشیری و همکاران (۲۰۲۳) نشان دادند که مدل WRF-Chem در شبیه‌سازی طوفان‌های گردوغبار توانمند است، اما خروجی آن به شرایط اولیه و گزینه‌های مدل‌سازی حساس بوده و نیازمند تحلیل‌های تکمیلی است.

بررسی پژوهش‌های مختلف نشان می‌دهد که روش‌های موجود برای مدل‌سازی شاخص فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار^۵ (FDSD)، به‌رغم اهمیت آن در ایجاد پیامدهای منفی مانند بیماری‌های تنفسی، کاهش دید و زیان‌های اقتصادی، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، محدود و از دقت کافی برخوردار نیستند (Goudie, 2014).

1. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
2. Generalized Regression Neural Network
3. Radial Basis Function
4. Root Mean Square Error
5. Frequency of Dust Storm Days

از طرف دیگر، بیشتر مطالعات صورت گرفته در این زمینه به بررسی تأثیر و کارایی مدل‌های انفرادی و حداکثر هیبریدی دوگانه، متشکل از ترکیبات باکس جنکینز-کاتالیزور و یا هوش مصنوعی-کاتالیزور پرداخته‌اند. لذا در پژوهش حاضر جهت رفع نواقص پژوهش‌های گذشته مدل تلفیقی جدیدی تحت عنوان فرا مدل هیبریدی سه‌گانه SVR-ACOR-Holt-Winters ارائه شده است که در آن از الگوریتم فراکاوشی ماشین‌بردار پشتیبان رگرسیونی و مدل جعبه سیاه حالت وینترز استفاده شده است.

رگرسیون بردار پشتیبان^۱ (SVR) به دلیل توانایی در مدل‌سازی روابط غیرخطی و جلوگیری از بیش‌برازش، روشی مؤثر برای پیش‌بینی شاخص‌های پیچیده‌ای مانند FDSD محسوب می‌شود. از طرف دیگر، مدل Holt-Winters با در نظر گرفتن روند و الگوهای فصلی، در تحلیل داده‌های زمانی نوسانی عملکرد دقیقی دارد. ترکیب این دو با کاتالیزور بهینه‌سازی کلونی مورچگان^۲ (ACOR) در قالب فرا مدل SVR-ACOR-Holt-Winters، مدلی دقیق، پایدار و کارا برای پیش‌بینی FDSD فراهم می‌آورد. از طرف دیگر، ترکیب مدل برنامه‌نویسی بیان‌ژن^۳ (GEP) با الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ^۴ (WOA) نیز دقت پیش‌بینی را از طریق کشف روابط غیرخطی و بهینه‌سازی پارامترها افزایش می‌دهد. اگرچه مدل‌های هیبریدی موجب افزایش دقت می‌شوند، اما هزینه‌های محاسباتی بالاتری نیز به دنبال دارند. از این رو، پژوهش حاضر به مقایسه عملکرد این دو مدل هیبریدی برای مدل‌سازی شاخص FDSD می‌پردازد تا الگویی کارآمد برای هشدار و مدیریت طوفان‌های گردوغبار ارائه کند.

روش پژوهش

در این پژوهش، داده‌های ساعتی قدرت دید افقی و کدهای سازمان جهانی هواشناسی از هفت ایستگاه هواشناسی خوزستان طی دوره ۱۹۷۱ تا ۲۰۲۰ تحلیل شد. انتخاب ایستگاه‌ها با توجه به تفاوت معنادار در فراوانی روزهای گردوغبار و موقعیت جغرافیایی آن‌ها انجام شد تا تأثیر منابع محلی و منطقه‌ای گردوغبار در سطح استان به‌طور دقیق‌تری بررسی شود.

مشاهدات هواشناسی هر سه ساعت یک‌بار انجام می‌شود و پدیده‌های جوی طبق دستورالعمل سازمان جهانی هواشناسی با ۱۰۰ کد (۹۹-۰۰) ثبت می‌شوند که ۱۱ کد به پدیده گردوغبار اختصاص دارد (O'Loingsigh et al., 2014). کدهای مربوط به گردوغبار در جدول (۱) ارائه شده است. بر اساس تعریف سازمان جهانی هواشناسی، روز گردوغباری زمانی ثبت می‌شود که در یکی از هشت گزارش سینوپ، یکی از این کدها همراه با دید افقی کمتر از ۱۰۰۰ متر گزارش شده باشد (محمدی، ۱۳۹۴).

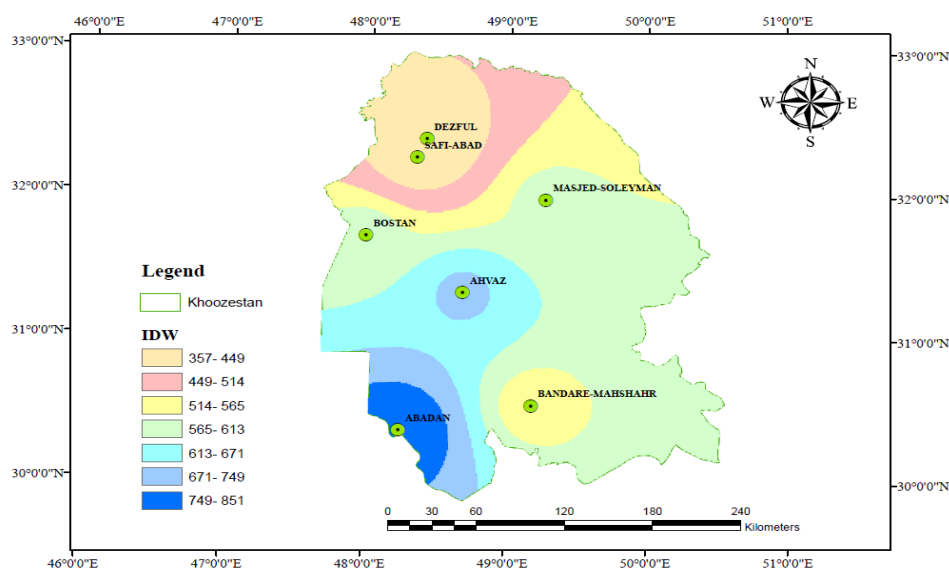
شکل ۱ پهنه‌بندی مقدار شاخص FDSD برای هفت ایستگاه موردبررسی نشان می‌دهد. ایستگاه آبادان در جنوب غرب استان خوزستان با ۸۵۱ روز در بازه زمانی ۵۰ ساله (۱۹۷۱-۲۰۲۰) به‌عنوان رکورددار بیشترین روزهای همراه با طوفان گردوغباری در این استان ثبت شده است.

1. Support Vector Regression
2. Ant Colony Optimization for Real-valued functions
3. Gene Expression Programming
4. Whale Optimization Algorithm

جدول ۱. کدهای سازمان جهانی هواشناسی مرتبط با فرسایش بادی و پدیده‌های گردوغبار

کد	توضیحات
۰۶	رخداده طوفان گردوخاک گسترده در خارج از ایستگاه هواشناسی
۰۷	خاک یا شن برخاسته از زمین در محدوده ایستگاه هواشناسی
۰۸	مشاهده گردباد در محدوده ایستگاه هواشناسی یا خارج از آن طی ساعت‌های دیدبانی یا ساعت گذشته
۰۹	طوفان شن یا خاک در زمان دیدبانی در خارج از ایستگاه یا طی ساعت گذشته در محدوده ایستگاه هواشناسی
۳۰	طوفان خفیف یا متوسط شن یا خاک با روند کاهشی طی ساعت گذشته- با سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش میدان دید به کمتر از ۱۰۰۰ ولی بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۱	طوفان خفیف یا متوسط شن یا خاک بدون تغییر شدت طی ساعت گذشته- با سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش میدان دید به کمتر از ۱۰۰۰ ولی بیش‌تر از ۲۰۰ متر
۳۲	طوفان خفیف یا متوسط شن یا خاک با افزایش شدت طی ساعت گذشته- با سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش میدان دید به کمتر از ۱۰۰۰ ولی بیش‌تر از ۲۰۰ متر
۳۳	طوفان شدید شن یا خاک همراه با روند کاهشی طی ساعت گذشته- سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش دید کمتر از ۲۰۰ متر
۳۴	طوفان شدید شن یا خاک همراه بدون تغییر شدت طی ساعت گذشته- سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش دید کمتر از ۲۰۰ متر
۳۵	طوفان شدید شن یا خاک همراه با افزایش شدت طی ساعت گذشته- سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش دید کمتر از ۲۰۰ متر
۹۸	رعدوبرق- بدون بارش- همراه با طوفان شن یا خاک (هبوب)

منبع: (O'Loingsigh et al., 2014;29)



شکل ۱. پراکنش شاخص FDSD در استان خوزستان

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR)

این روش برای حل مشکل بیش برآزش، از اصل کاهش ریسک ساختاری استفاده می‌کند (Pal et al., 2020). این روش برای مسائل غیرخطی از توابع کرنل مانند چندجمله‌ای، شعاعی، سیگموئید و خطی بهره می‌برد تا داده‌ها را به فضایی با ابعاد بالاتر منتقل کند. در میان این توابع، کرنل‌های شعاعی و چندجمله‌ای بیشتر در مدل‌های تخمین مبتنی بر SVR استفاده می‌شوند. این مدل با تابع زیر تعریف می‌شود (Bhoopathi et al., 2024;100).

$$f(x) = (w, x) + b \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این معادله، w وزن مدل، x بردار ورودی و b مقدار ثابت یا bias است. مقدار خروجی y با خطای ϵ مدل‌سازی می‌شود.

الگوریتم کلونی مورچگان پیوسته^۱ (ACO_R)

الگوریتم ACO_R نسخه توسعه یافته‌ای از الگوریتم کلونی مورچگان است که برای مسائل بهینه‌سازی پیوسته استفاده می‌شود (زینلی و پوررضا بیلندی، ۱۳۹۷). در این الگوریتم، مورچه‌ها (نمایندگان حل مسئله) به جای جستجوی مسیرهای گسسته، در فضایی پیوسته حرکت می‌کنند. در لیست حافظه^۲، لیستی از راه‌حل‌های ممکن در فضای جستجو ذخیره و نگهداری می‌شوند که در طول زمان به‌روزرسانی می‌شوند. راه‌حل‌های بهتر احتمال بیشتری برای انتخاب دارند. در مرحله بعدی، راه‌حل‌های مناسب به‌منظور انتخاب با کیفیت راه‌حل‌ها از لیست حافظه برگزیده می‌شوند. از تابع توزیع گاوسی (توزیع نرمال) برای تولید نقاط جدید در فضای جستجو استفاده می‌شود (Socha & Dorigo, 2008). پس از ذخیره راه‌حل‌های تولیدشده در لیست حافظه، ضعیف‌ترین راه‌حل‌ها به‌منظور حفظ کیفیت حافظه حذف می‌شوند. در نهایت، این الگوریتم از پارامترهایی مانند عرض توزیع گاوسی برای جلوگیری از گیر افتادن در بهینه‌سازهای محلی استفاده می‌کند.

مدل سری زمانی Holt-Winters

روش پیش‌بینی در این روش بر اساس سه معادله هموارسازی، شامل معادله هموارسازی سطح، مؤلفه روند و مؤلفه فصلی عمل می‌کند که هر یک دارای پارامترهای متفاوتی هستند. روش هالت-وینتر افزایشی زمانی استفاده می‌شود که داده‌ها دارای روند و نوسانات فصلی نسبتاً ثابت در طول زمان باشند و داده‌ها روند و نوسانات فصلی افزایشی در طول زمان را نشان دهند. این روش دارای دو نوع الگوی فصلی است: فصلی افزایشی و فصلی ضربی. مؤلفه‌های سطح، روند و فصلی در روش Holt-Winters ضربی با استفاده از مقداردهی اولیه به کمک معادلات زیر محاسبه می‌شوند (Andriani et al., 2022; 475).

$$L_s = \frac{1}{S}(X_1 + X_2 + \dots + X_L) \quad \text{رابطه ۲}$$

$$T_s = \frac{1}{S} \left(\frac{X_{s+1}-X_1}{S} + \frac{X_{s+2}-X_1}{S} + \dots + \frac{X_{s+S}-X_s}{S} \right) \quad \text{رابطه ۳} \quad S_i = \frac{X_i}{L_s} \quad \text{رابطه ۴}$$

در این روابط، L_s هموارسازی سطح در زمان s ، T_s هموارسازی در زمان s ، S طول دوره فصلی و S_i همواره‌سازی فصلی در زمان i است (Alfarisi et al., 2024; 1310).

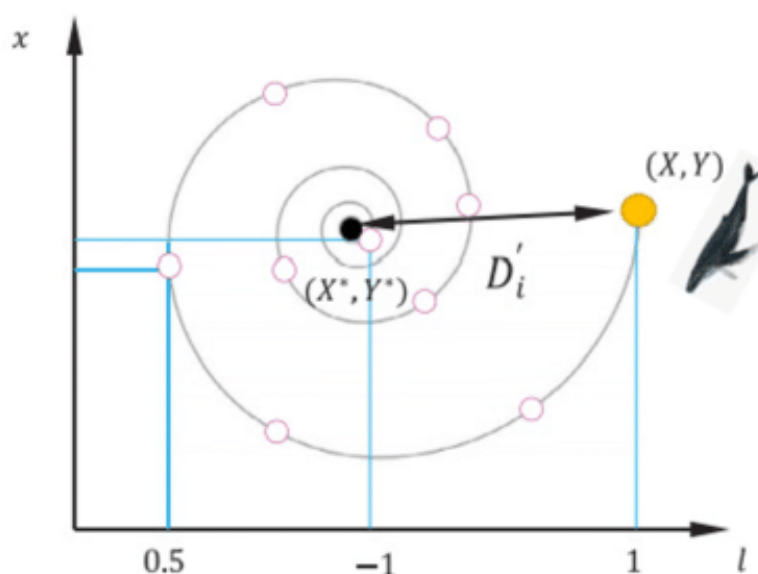
مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

این مدل که در سال ۱۹۹۹ توسط فریرا با الهام از الگوریتم‌های برنامه‌نویسی ژنتیکی (GP) و الگوریتم‌های ژنتیکی (GA) معرفی شد، روشی نوین برای حل مسائل پیچیده با استفاده از تکامل مصنوعی است (Ferreira, 2006). این روش با ایجاد یک جمعیت اولیه تصادفی از ترکیب توابع ریاضی و متغیرهای مسئله آغاز می‌شود. افراد بر اساس میزان تطابق با تابع برازش انتخاب می‌شوند و با عملگرهای ژنتیکی نسل جدید را تشکیل می‌دهند (Gandomi et al., 2013; 169). در پایان، بهترین راه‌حل ممکن استخراج و ارائه می‌شود.

الگوریتم وال (WOA)

الگوریتم بهینه‌سازی وال، که یک روش بهینه‌سازی تصادفی پیشرفته است، در سال ۲۰۱۶ توسط میرجلیلی و لوئیس معرفی شد (Turgut et al., 2021; 1365). این الگوریتم الهام گرفته از دو فاز اصلی رفتار شکار نهنگ‌ها (کاوش و

بهره‌برداری) است (Tang et al., 2022;2075). رفتار تغذیه به‌وسیله شبکه حبابی، به روش هوشمندانه وال‌ها برای شناسایی و دنبال کردن طعمه اشاره دارد. نمای روند الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. روند الگوریتم بهینه‌سازی وال‌ها (Jahanmiri et al., 2025)

معیارهای ارزیابی مدل مناسب

در پژوهش حاضر، به‌منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل‌ها، از ضریب همبستگی^۱ (R)، «ریشه میانگین مربعات خطا» ($RMSE$)، «میانگین قدرمطلق خطا»^۲ (MAE) و ضریب نش- ساتکلیف^۳ (NS) بر اساس روابط زیر، استفاده شده است. بهترین مقدار برای این چهار نمایه، به ترتیب، یک، صفر، صفر و یک است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - f_i)^2} \quad \text{رابطه ۵}$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - f_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad \text{رابطه ۶}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - f_i| \quad \text{رابطه ۷}$$

$$R = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(f_i - \bar{f})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2}} \quad \text{رابطه ۸}$$

در رابطه‌های بالا، O_i مقادیر مشاهده شده در زمان f_i ، مقادیر پیش‌بینی شده در زمان f_i ، میانگین مقادیر پیش‌بینی شده، $\bar{O}$ میانگین مقادیر مشاهده شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد. بر این اساس، مدلی که MAE و $RMSE$ کمتری و همچنین NS و R بیشتر و نزدیک به واحد داشته باشد، کارایی و مطلوبیت بیشتری و در نتیجه از دقت بیشتری در پیش‌بینی و مدل‌سازی شاخص FDSD برخوردار است.

1. Correlation
2. Mean Absolute Error
3. Nash- Sutcliffe

مدل‌های پیش‌بینی

در این پژوهش، متغیر مدنظر، تعداد فصل یا فصل‌های گذشته به‌منظور پیش‌بینی فصل یا فصل‌های آینده است. تعداد فصول قابل پیش‌بینی می‌تواند شامل یک، دو، سه و چهار فصل قبل‌تر از متغیر FDSD باشد. در مدل شماره یک، به‌منظور پیش‌بینی FDSD برای فصل بعدی، از سری زمانی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار با یک گام تأخیر استفاده شده است. به بیانی دیگر، به‌منظور پیش‌بینی در زمان $t+1$ ، از مقدار آن در زمان t استفاده شده است. در مدل شماره دو، پیش‌بینی در فصل بعدی با استفاده از مقادیر FDSD تا دو فصل قبلی آن صورت گرفته است. در مدل‌های ۳ و ۴ نیز پیش‌بینی‌ها بر اساس مقادیر FDSD در سه و چهار فصل قبل انجام شده است.

$$FDSD_{(t+1)} = f(FDSD_{(t)}) \quad \text{مدل یک}$$

$$FDSD_{(t+1)} = f(FDSD_{(t)}, FDSD_{(t-1)}) \quad \text{مدل دو}$$

$$FDSD_{(t+1)} = f(FDSD_{(t)}, FDSD_{(t-1)}, FDSD_{(t-2)}) \quad \text{مدل سه}$$

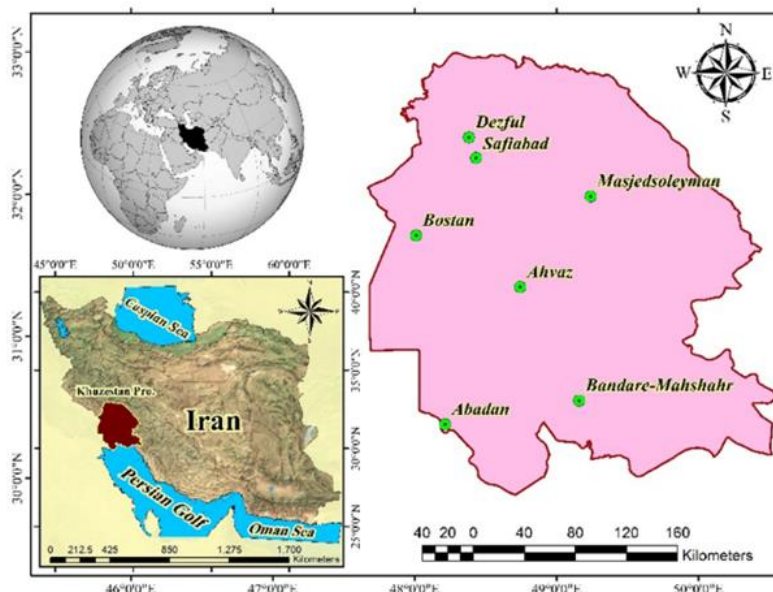
$$FDSD_{(t+1)} = f(FDSD_{(t)}, FDSD_{(t-1)}, FDSD_{(t-2)}, FDSD_{(t-3)}) \quad \text{مدل چهار}$$

آماده‌سازی داده‌ها

پس از بررسی کیفی و رفع نواقص آماری داده‌های ایستگاه‌ها، همگن بودن آن‌ها با آزمون Run test در سطح اطمینان ۹۵٪ تأیید شد. سپس ۸۰٪ داده‌ها برای مرحله آموزش و ۲۰٪ آن‌ها برای آزمون مورد استفاده قرار گرفت. جهت جلوگیری از بیش‌برازش، از روش صحت‌سنجی متقاطع بهره گرفته شد. در هر تکرار، بخشی از داده‌های آموزشی کنار گذاشته شده و مدل با داده‌های باقی‌مانده آموزش دید. این فرآیند تا زمانی ادامه یافت که تمام داده‌ها یک‌بار صحت‌سنجی شوند. پارامترهای نهایی مدل بر اساس میانگین خطای حاصل از این مرحله انتخاب شدند. در پایان، نتایج حاصل از مدل‌های انفرادی، هیبریدی دوگانه و سه‌گانه مقایسه شد تا دقیق‌ترین مدل برای پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار در استان خوزستان انتخاب گردد.

محدوده مورد مطالعه

استان خوزستان با مساحت ۶۴۷۶۴ کیلومتر مربع، بین ۴۷ درجه و ۴۱ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۳۹ دقیقه طول شرقی و ۲۹ درجه و ۵۸ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۴ دقیقه عرض شمالی به‌عنوان یکی از مناطق اصلی کشور درگیر با پدیده طوفان‌های گردوغبار است. شرایط اقلیمی خشک و نیمه‌خشک، دمای بالای تابستان، بارش اندک و همسایگی با بیابان‌های کشورهای مجاور، این استان را به‌طور مداوم در معرض این پدیده قرار داده‌اند (لشکری و صبوئی، ۱۳۹۲). در پژوهش حاضر، به‌منظور پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار در این استان، هفت ایستگاه هواشناسی با طول دوره آماری ۵۰ سال (۱۹۷۱-۲۰۲۰) مورد بررسی قرار گرفته است (شکل ۳).



شکل ۳. منطقه مورد مطالعه و ایستگاه‌های مورد بررسی

یافته‌ها

مدل‌سازی با الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان رگرسیونی

جدول شماره ۲، نتایج حاصل از شبیه‌سازی طوفان‌های گردوغبار در استان خوزستان را با استفاده از الگوریتم SVR نمایش می‌دهد. معیارهای ارزیابی R و RMSE بیانگر دقت بالاتر مدل در ترکیب‌های شماره ۱ و ۲ نسبت به سایر ترکیب‌هاست. این موضوع می‌تواند به منشأ خارجی گردوغبار در استان و نقش کم‌تر رسوبات فصول گذشته در بروز طوفان‌ها مربوط باشد.

در ایستگاه‌های بستان، مسجدسلیمان، دزفول مقدار RMSE از ۰/۴۷۶، ۰/۴۸۱ و ۰/۴۹۱ روز در ترکیب شماره ۴، به ترتیب به ۰/۴۷۳، ۰/۴۷۷ و ۰/۴۸۸ روز در نتیجه اعمال یک‌فصل گذشته جهت مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار در فصل‌های آینده، کاهش یافته است.

یکی از نکات برجسته این مطالعه، نشان دادن کارایی مدل‌های ساده در پیش‌بینی شاخص FDSD است. این مدل‌ها با پیچیدگی کمتر، عملکرد قابل‌قبولی داشته و برای مناطق با داده‌های محدود نیز قابل استفاده‌اند. نتایج این بخش با نتایج رافی و ریواس (۲۰۲۴)، پیری و همکاران (۲۰۲۴) و زاهیر و همکاران (۲۰۲۳) مطابقت دارد. مزیت دیگر استفاده از مدل‌های ساده‌تر مانند SVR در این مطالعه، کاهش قابل‌توجه پیچیدگی محاسباتی است. این ویژگی به‌ویژه در مناطقی با داده‌های محدود یا کیفیت پایین اهمیت زیادی پیدا می‌کند. مدل‌های ساده‌تر همچنین در برابر داده‌های نامنظم یا دارای نویز مقاومت بیشتری نشان می‌دهند و انعطاف‌پذیری بهتری برای پیش‌بینی در شرایط مختلف دارند.

جدول ۲. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل SVR به منظور پیش‌بینی شاخص FDSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		R	MAE	RMSE	NS	R	MAE	RMSE	NS
آبادان	۱	۰/۷۴۳	۰/۴۴۸	۰/۴۲۷	۰/۷۱۸	۰/۷۲۶	۰/۴۶۸	۰/۴۴۱	۰/۶۹۹
	۲	۰/۷۴۲	۰/۴۴۷	۰/۴۲۸	۰/۷۱۷	۰/۷۲۶	۰/۴۶۹	۰/۴۳۹	۰/۶۹۸
	۳	۰/۷۴۱	۰/۴۴۹	۰/۴۳۱	۰/۷۱۷	۰/۷۲۵	۰/۴۶۷	۰/۴۴۱	۰/۷۰۱
	۴	۰/۷۴۱	۰/۴۴۹	۰/۴۲۹	۰/۷۱۶	۰/۷۲۴	۰/۴۶۹	۰/۴۳۹	۰/۷۰۳

۱	۰/۷۴۰	۰/۴۵۱	۰/۴۲۹	۰/۷۱۵	۰/۷۲۳	۰/۴۶۶	۰/۴۴۳	۰/۶۹۸
۲	۰/۷۳۹	۰/۴۵۱	۰/۴۲۹	۰/۷۱۴	۰/۷۲۳	۰/۴۶۹	۰/۴۴۳	۰/۶۹۸
۳	۰/۷۳۸	۰/۴۵۳	۰/۴۳۱	۰/۷۱۳	۰/۷۲۵	۰/۴۷۱	۰/۴۴۴	۰/۶۹۷
۴	۰/۷۴۱	۰/۴۵۴	۰/۴۳۲	۰/۷۱۳	۰/۷۲۲	۰/۴۷۲	۰/۴۴۵	۰/۶۹۶
۱	۰/۷۳۹	۰/۴۵۵	۰/۴۳۲	۰/۷۱۲	۰/۷۲۲	۰/۴۷۳	۰/۴۴۶	۰/۶۹۵
۲	۰/۷۳۷	۰/۴۵۶	۰/۴۳۳	۰/۷۱۲	۰/۷۲۲	۰/۴۷۴	۰/۴۴۷	۰/۶۹۴
۳	۰/۷۳۷	۰/۴۴۹	۰/۴۳۴	۰/۷۱۱	۰/۷۲۱	۰/۴۷۵	۰/۴۴۸	۰/۶۹۳
۴	۰/۷۳۷	۰/۴۴۸	۰/۴۳۴	۰/۷۱۰	۰/۷۲۱	۰/۴۷۶	۰/۴۴۹	۰/۶۹۲
۱	۰/۷۳۶	۰/۴۵۷	۰/۴۳۵	۰/۷۱۰	۰/۷۱۹	۰/۴۷۷	۰/۴۴۹	۰/۶۹۱
۲	۰/۷۳۵	۰/۴۵۸	۰/۴۳۶	۰/۷۰۹	۰/۷۱۹	۰/۴۷۸	۰/۴۵۱	۰/۶۹۴
۳	۰/۷۳۵	۰/۴۵۹	۰/۴۳۷	۰/۷۰۸	۰/۷۱۸	۰/۴۷۹	۰/۴۵۱	۰/۶۹۳
۴	۰/۷۳۴	۰/۴۶۱	۰/۴۳۸	۰/۷۰۸	۰/۷۱۷	۰/۴۸۱	۰/۴۵۰	۰/۶۹۳
۱	۰/۷۳۳	۰/۴۶۲	۰/۴۳۹	۰/۷۱۱	۰/۷۱۶	۰/۴۸۱	۰/۴۵۲	۰/۶۹۲
۲	۰/۷۳۲	۰/۴۶۳	۰/۴۴۱	۰/۷۱۲	۰/۷۱۶	۰/۴۸۲	۰/۴۵۳	۰/۶۹۱
۳	۰/۷۳۱	۰/۴۶۴	۰/۴۳۸	۰/۷۰۷	۰/۷۱۶	۰/۴۸۳	۰/۴۵۴	۰/۶۸۹
۴	۰/۷۳۱	۰/۴۶۵	۰/۴۴۲	۰/۷۰۶	۰/۷۱۷	۰/۴۸۴	۰/۴۵۴	۰/۶۸۸
۱	۰/۷۳۱	۰/۴۶۶	۰/۴۴۳	۰/۷۰۵	۰/۷۱۴	۰/۴۸۵	۰/۴۵۵	۰/۶۸۷
۲	۰/۷۲۹	۰/۴۶۷	۰/۴۴۴	۰/۷۰۴	۰/۷۱۶	۰/۴۸۶	۰/۴۵۶	۰/۶۸۷
۳	۰/۷۲۹	۰/۴۶۸	۰/۴۴۵	۰/۷۰۳	۰/۷۱۵	۰/۴۸۶	۰/۴۵۷	۰/۶۸۷
۴	۰/۷۲۸	۰/۴۶۹	۰/۴۴۶	۰/۷۰۲	۰/۷۱۴	۰/۴۸۷	۰/۴۵۸	۰/۶۸۶
۱	۰/۷۲۷	۰/۴۷۱	۰/۴۴۷	۰/۷۰۶	۰/۷۱۳	۰/۴۸۸	۰/۴۵۹	۰/۶۸۶
۲	۰/۷۲۶	۰/۴۷۲	۰/۴۴۸	۰/۷۰۴	۰/۷۱۲	۰/۴۸۷	۰/۴۶۱	۰/۶۸۵
۳	۰/۷۲۶	۰/۴۷۳	۰/۴۴۹	۰/۷۰۱	۰/۷۱۱	۰/۴۸۹	۰/۴۵۷	۰/۶۸۴
۴	۰/۷۲۵	۰/۴۷۴	۰/۴۵۱	۰/۷۰۱	۰/۷۱۱	۰/۴۹۱	۰/۴۶۲	۰/۶۸۳

اهواز

بستان

مسجدسلیمان

بندر ماهشهر

صفی آباد

دزفول

مدل سازی با مدل Holt-Winters

جدول ۳، نتایج مدل Holt-Winters را جهت پیش بینی شاخص FDSD، در دو مرحله یادگیری و آزمایش، نشان می دهد. در همه ایستگاه ها، ترکیب های پیش بینی اول و دوم عملکرد بهتری نسبت به سایر حالت ها داشتند. در ایستگاه های بستان و آبادان، استفاده از یک گام تأخیر دقت بیشتری به همراه داشته که به دلیل نزدیکی به مرز و تأثیرپذیری سریع از طوفان های خارجی است. اما در ایستگاه های مرکزی تر مانند مسجدسلیمان، به کارگیری گام های زمانی بیشتر، به دلیل تأثیر ماندگار ذرات قبلی، باعث بهبود پیش بینی شده است. نتایج این قسمت با مطالعات یارمحمدی و همکاران (۱۳۹۷) و عبدالشاه نژاد و همکاران (۱۳۹۹) مطابقت دارد. به عنوان مثال در ایستگاه مسجدسلیمان، مقدار ضریب نش-ساتکلیف از ۰/۴۳۶ و ۰/۴۳۵ در ترکیب های ۲ و ۱، به ۰/۴۳۸ و ۰/۴۳۷ در ترکیبات ۴ و ۳ کاهش یافته است. همچنین در ایستگاه بندر ماهشهر، مقدار RMSE از ۰/۴۴۳ روز در ترکیب ۴، به ۰/۴۳۹ روز در نتیجه استفاده از ترکیب اول کاهش یافته است.

این مدل به دلیل سادگی و توانایی بالا در شناسایی الگوهای فصلی، به ویژه در مناطق با تغییرات فصلی مشخص، به طور قابل توجهی از دیگر روش ها متمایز می شود. از سوی دیگر، این مدل در مواجهه با داده های محدود یا ساختار ساده می تواند نتایج دقیق و قابل اعتمادی ارائه دهد. همچنین، نتایج این تحقیق با پژوهش های قبلی از جمله برهانی و همکاران (۲۰۲۴) و سانگ و همکاران (۲۰۲۴) مطابقت دارد. با این حال، این مدل در مواجهه با داده های دارای روابط غیرخطی پیچیده، دچار محدودیت می شود. انتخاب دقیق α ، β و γ رای بهینه سازی عملکرد آن ضروری است. در شرایط پیچیده تر، مدل های پیشرفته تر مانند SVR یا شبکه های عصبی گزینه های بهتری خواهند بود.

جدول ۳. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل Holt-Winters به منظور پیش‌بینی FDSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		NS	RMSE	MAE	R	NS	RMSE	MAE	R
آبادان	۱	۰/۷۷۸	۰/۴۲۱	۰/۴۰۲	۰/۷۶۴	۰/۷۵۵	۰/۴۳۲	۰/۴۱۳	۰/۷۴۳
	۲	۰/۷۷۷	۰/۴۲۲	۰/۴۰۲	۰/۷۶۴	۰/۷۵۶	۰/۴۳۳	۰/۴۱۴	۰/۷۴۲
	۳	۰/۷۷۹	۰/۴۲۴	۰/۴۰۳	۰/۷۶۳	۰/۷۵۵	۰/۴۲۸	۰/۴۱۵	۰/۷۴۱
	۴	۰/۷۸۱	۰/۴۱۸	۰/۴۰۱	۰/۷۶۲	۰/۷۵۴	۰/۴۲۷	۰/۴۱۶	۰/۷۴۰
اهواز	۱	۰/۷۷۷	۰/۴۲۵	۰/۳۹۹	۰/۷۶۲	۰/۷۵۳	۰/۴۲۹	۰/۴۱۷	۰/۷۴۲
	۲	۰/۷۷۸	۰/۴۲۳	۰/۳۹۸	۰/۷۶۱	۰/۷۵۳	۰/۴۲۹	۰/۴۱۸	۰/۷۴۳
	۳	۰/۷۷۶	۰/۴۲۷	۰/۴۰۳	۰/۷۶۳	۰/۷۵۲	۰/۴۲۹	۰/۴۱۸	۰/۷۴۳
	۴	۰/۷۷۶	۰/۴۲۷	۰/۴۰۴	۰/۷۶۴	۰/۷۵۱	۰/۴۲۹	۰/۴۱۹	۰/۷۴۱
بستان	۱	۰/۷۷۵	۰/۴۲۸	۰/۴۰۵	۰/۷۶۱	۰/۷۵۱	۰/۴۲۹	۰/۴۲۱	۰/۷۴۱
	۲	۰/۷۷۴	۰/۴۲۹	۰/۴۰۶	۰/۷۶۱	۰/۷۵۱	۰/۴۳۳	۰/۴۱۴	۰/۷۴۱
	۳	۰/۷۷۹	۰/۴۳۱	۰/۴۰۷	۰/۷۶۱	۰/۷۵۰	۰/۴۳۴	۰/۴۱۷	۰/۷۳۹
	۴	۰/۷۷۸	۰/۴۳۲	۰/۴۰۷	۰/۷۵۹	۰/۷۴۹	۰/۴۳۴	۰/۴۲۱	۰/۷۳۸
مسجد سلیمان	۱	۰/۷۷۳	۰/۴۳۳	۰/۳۹۹	۰/۷۵۸	۰/۷۴۸	۰/۴۳۵	۰/۴۲۱	۰/۷۳۷
	۲	۰/۷۷۳	۰/۴۳۴	۰/۴۰۸	۰/۷۵۷	۰/۷۴۷	۰/۴۳۶	۰/۴۲۱	۰/۷۳۶
	۳	۰/۷۷۲	۰/۴۳۵	۰/۴۰۹	۰/۷۵۶	۰/۷۴۶	۰/۴۳۷	۰/۴۲۳	۰/۷۳۵
	۴	۰/۷۷۱	۰/۴۳۶	۰/۴۱۱	۰/۷۵۵	۰/۷۴۵	۰/۴۳۸	۰/۴۲۲	۰/۷۳۴
بندر ماهشهر	۱	۰/۷۷۱	۰/۴۳۷	۰/۳۹۷	۰/۷۵۴	۰/۷۴۴	۰/۴۳۹	۰/۴۲۲	۰/۷۳۳
	۲	۰/۷۶۹	۰/۴۳۸	۰/۴۱۲	۰/۷۵۳	۰/۷۴۳	۰/۴۴۱	۰/۴۲۲	۰/۷۳۲
	۳	۰/۷۶۸	۰/۴۳۹	۰/۴۱۳	۰/۷۵۳	۰/۷۴۲	۰/۴۴۲	۰/۴۲۴	۰/۷۳۱
	۴	۰/۷۶۷	۰/۴۴۱	۰/۴۱۴	۰/۷۵۲	۰/۷۴۱	۰/۴۴۳	۰/۴۲۵	۰/۷۳۱
صفی‌آباد	۱	۰/۷۶۷	۰/۴۴۲	۰/۴۱۵	۰/۷۵۱	۰/۷۴۱	۰/۴۴۴	۰/۴۲۶	۰/۷۳۰
	۲	۰/۷۶۵	۰/۴۴۳	۰/۴۱۶	۰/۷۵۱	۰/۷۴۱	۰/۴۴۵	۰/۴۲۷	۰/۷۳۲
	۳	۰/۷۶۴	۰/۴۴۴	۰/۴۱۶	۰/۷۵۲	۰/۷۴۳	۰/۴۴۶	۰/۴۲۸	۰/۷۳۳
	۴	۰/۷۶۳	۰/۴۴۵	۰/۴۱۶	۰/۷۴۹	۰/۷۳۹	۰/۴۴۷	۰/۴۲۹	۰/۷۲۸
دزفول	۱	۰/۷۶۲	۰/۴۴۶	۰/۴۱۷	۰/۷۴۸	۰/۷۴۱	۰/۴۴۸	۰/۴۳۱	۰/۷۲۷
	۲	۰/۷۶۱	۰/۴۴۷	۰/۴۱۸	۰/۷۴۷	۰/۷۳۹	۰/۴۴۹	۰/۴۳۲	۰/۷۲۷
	۳	۰/۷۶۵	۰/۴۴۸	۰/۴۱۹	۰/۷۴۶	۰/۷۳۸	۰/۴۵۱	۰/۴۳۳	۰/۷۲۵
	۴	۰/۷۶۴	۰/۴۴۸	۰/۴۲۱	۰/۷۴۵	۰/۷۳۷	۰/۴۵۲	۰/۴۳۴	۰/۷۲۶

مدل‌سازی با SVR-ACOR

در روش حاضر، به بررسی افزایش یا کاهش عملکرد مدل SVR پس از ترکیب با الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان پیوسته، پرداخته شده است. الگوریتم SVR به‌تنهایی با کاهش حجم محاسبات و شناسایی روابط غیرخطی، عملکرد مناسبی دارد. با ترکیب آن با ACOR، بهینه‌سازی پارامترهای مدل انجام‌شده و دقت و پایداری پیش‌بینی‌ها افزایش یافته است.

نتایج مدل ترکیبی SVR-ACOR در مقایسه با SVR بهبود قابل‌توجهی را نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال در ایستگاه دزفول، مقادیر R و NS از ۰/۶۸۶ و ۰/۷۱۳ در نتیجه مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار با استفاده از ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی، به ترتیب به ۰/۷۰۷ و ۰/۷۲۹ پس از تلفیق کاتالیزور ACOR با آن افزایش یافته است. الگوریتم ACOR با توانایی بالا در تنظیم پارامترها، دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور مؤثری ارتقاء داده و مدل را در برابر تغییرات پیچیده مقاوم‌تر کرده است.

به این ترتیب، نتیجه حاصل از این ترکیب، به ویژه در پیش بینی طوفان های گردوغبار، به طور محسوسی دقت و کارایی مدل را در شرایط واقعی بهبود بخشیده است. علاوه بر این، همان طور که از نتایج ارزیابی مدل در جدول ۴ مشخص است، در این روش نیز، استفاده از یک و دو گام فصلی گذشته، دقت بالاتری را در مدل سازی طوفان های گردوغبار در همه ایستگاه به همراه دارد. به طور مثال مقدار میانگین خطای مطلق در نتیجه پیش بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار با استفاده از ۴ فصل گذشته در ایستگاه صفی آباد، از ۰/۴۴۵ به ۰/۴۴۲ در نتیجه اعمال یک فصل گذشته، کاهش یافته است. نتایج این قسمت با نتایج حسین و همکاران (۲۰۲۳) مطابقت دارد. به طور کلی، مدل ترکیبی SVR-ACOR، با بهبود دقت و پایداری، راهکار مناسبی برای پیش بینی پدیده های محیطی مانند طوفان های گردوغبار در استان خوزستان فراهم کرده و می تواند در تصمیم گیری های مدیریتی مؤثر باشد.

جدول ۴. نتایج آماری داده های ورودی به مدل SVR-ACOR به منظور پیش بینی FDS

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		NS	RMSE	MAE	R	NS	RMSE	MAE	R
آبادان	۱	۰/۷۶۴	۰/۴۴۳	۰/۴۱۳	۰/۷۳۶	۰/۷۴۱	۰/۴۵۱	۰/۴۲۸	۰/۷۱۹
	۲	۰/۷۶۴	۰/۴۴۱	۰/۴۱۲	۰/۷۳۵	۰/۷۴۱	۰/۴۵۰	۰/۴۲۸	۰/۷۱۸
	۳	۰/۷۶۵	۰/۴۴۲	۰/۴۱۱	۰/۷۳۵	۰/۷۳۹	۰/۴۵۲	۰/۴۲۶	۰/۷۱۷
	۴	۰/۷۶۶	۰/۴۴۲	۰/۴۱۲	۰/۷۳۴	۰/۷۴۳	۰/۴۵۳	۰/۴۲۷	۰/۷۱۶
اهواز	۱	۰/۷۶۷	۰/۴۴۴	۰/۴۱۲	۰/۷۳۳	۰/۷۴۳	۰/۴۵۴	۰/۴۲۷	۰/۷۱۹
	۲	۰/۷۶۵	۰/۴۴۵	۰/۴۱۲	۰/۷۳۲	۰/۷۴۳	۰/۴۵۵	۰/۴۲۷	۰/۷۱۹
	۳	۰/۷۶۳	۰/۴۴۶	۰/۴۱۳	۰/۷۳۱	۰/۷۴۲	۰/۴۵۶	۰/۴۲۹	۰/۷۱۸
	۴	۰/۷۶۲	۰/۴۴۷	۰/۴۱۶	۰/۷۳۰	۰/۷۴۲	۰/۴۵۷	۰/۴۳۱	۰/۷۱۸
بستان	۱	۰/۷۶۱	۰/۴۴۸	۰/۴۱۵	۰/۷۲۹	۰/۷۴۲	۰/۴۵۸	۰/۴۳۱	۰/۷۱۸
	۲	۰/۷۶۱	۰/۴۴۹	۰/۴۱۴	۰/۷۲۸	۰/۷۳۸	۰/۴۵۹	۰/۴۳۰	۰/۷۱۹
	۳	۰/۷۶۱	۰/۴۴۹	۰/۴۱۷	۰/۷۲۸	۰/۷۳۸	۰/۴۶۱	۰/۴۲۸	۰/۷۱۶
	۴	۰/۷۵۹	۰/۴۵۱	۰/۴۱۸	۰/۷۲۷	۰/۷۳۷	۰/۴۶۲	۰/۴۳۲	۰/۷۱۶
مسجد سلیمان	۱	۰/۷۶۳	۰/۴۵۱	۰/۴۱۹	۰/۷۲۶	۰/۷۳۶	۰/۴۶۳	۰/۴۳۳	۰/۷۱۵
	۲	۰/۷۶۲	۰/۴۵۱	۰/۴۲۱	۰/۷۲۵	۰/۷۳۶	۰/۴۶۴	۰/۴۳۴	۰/۷۱۵
	۳	۰/۷۶۱	۰/۴۴۹	۰/۴۲۳	۰/۷۲۴	۰/۷۳۶	۰/۴۶۵	۰/۴۳۵	۰/۷۱۴
	۴	۰/۷۵۸	۰/۴۵۱	۰/۴۲۵	۰/۷۲۴	۰/۷۳۹	۰/۴۶۶	۰/۴۳۶	۰/۷۱۳
بندر ماهشهر	۱	۰/۷۵۸	۰/۴۵۲	۰/۴۲۴	۰/۷۲۳	۰/۷۳۵	۰/۴۶۷	۰/۴۳۷	۰/۷۱۲
	۲	۰/۷۵۸	۰/۴۵۳	۰/۴۲۴	۰/۷۲۲	۰/۷۳۵	۰/۴۶۸	۰/۴۳۸	۰/۷۱۲
	۳	۰/۷۵۷	۰/۴۵۴	۰/۴۲۷	۰/۷۲۱	۰/۷۳۴	۰/۴۶۹	۰/۴۳۹	۰/۷۱۲
	۴	۰/۷۵۶	۰/۴۵۵	۰/۴۲۷	۰/۷۲۰	۰/۷۳۴	۰/۴۶۷	۰/۴۴۱	۰/۷۱۱
صفی آباد	۱	۰/۷۶۱	۰/۴۵۶	۰/۴۲۷	۰/۷۱۹	۰/۷۳۳	۰/۴۶۷	۰/۴۴۲	۰/۷۰۹
	۲	۰/۷۵۴	۰/۴۵۶	۰/۴۲۶	۰/۷۱۸	۰/۷۳۲	۰/۴۶۶	۰/۴۴۳	۰/۷۱۳
	۳	۰/۷۵۷	۰/۴۵۷	۰/۴۲۸	۰/۷۱۷	۰/۷۳۱	۰/۴۷۱	۰/۴۴۴	۰/۷۱۰
	۴	۰/۷۵۳	۰/۴۵۸	۰/۴۲۹	۰/۷۱۷	۰/۷۳۰	۰/۴۷۲	۰/۴۴۵	۰/۷۰۸
دزفول	۱	۰/۷۵۲	۰/۴۵۹	۰/۴۳۱	۰/۷۱۶	۰/۷۲۹	۰/۴۷۳	۰/۴۴۶	۰/۷۰۷
	۲	۰/۷۵۱	۰/۴۵۸	۰/۴۳۲	۰/۷۱۵	۰/۷۲۸	۰/۴۶۹	۰/۴۴۷	۰/۷۰۶
	۳	۰/۷۴۹	۰/۴۶۱	۰/۴۳۳	۰/۷۱۴	۰/۷۲۸	۰/۴۷۴	۰/۴۴۸	۰/۷۰۵
	۴	۰/۷۴۸	۰/۴۶۲	۰/۴۳۴	۰/۷۱۳	۰/۷۲۸	۰/۴۷۵	۰/۴۴۹	۰/۷۰۴

مدل‌سازی با استفاده از مدل هیبریدی Holt-Winters-ACOR

در جدول ۵، نتایج مرتبط با مدل‌سازی شاخص FDSD با استفاده از مدل تلفیقی دوگانه Holt-Winters-ACOR آورده شده است. با توجه به شاخص‌های ارزیابی ضریب همبستگی (R)، ضریب نش ساتکیف (NS)، «میانگین قدرمطلق خطا» (MAE) و «ریشه میانگین مربعات خطا» (RMSE)، در هر هفت ایستگاه موردبررسی، ترکیب‌های ۱ و ۲ نسبت به سایر ترکیب‌ها، به‌طور نسبی دارای نتایج بهتری می‌باشند. در ایستگاه آبادان، که دارای بیشترین فراوانی تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغبار در مقیاس فصلی نسبت به سایر ایستگاه‌های موردبررسی است، در دوره آزمون، مقدار معیارهای ارزیابی خطای MAE و RMSE، از چهار به دو فصل قبل، به ترتیب از مقادیر ۰/۳۸۵ و ۰/۳۹۴ روز به ۰/۳۸۳ و ۰/۳۹۲ روز کاهش یافته است. Holt-Winters با استفاده از همواره‌سازی نمایی، می‌تواند قابلیت خوبی در مدل‌سازی روند و الگوهای فصلی دارد اما در سری‌های زمانی پیچیده ممکن است عملکرد محدودی داشته باشد. لذا در ترکیب با کاتالیزور کلونی مورچگان پیوسته، این مدل می‌تواند توانایی بیشتری در تطبیق با داده‌های متغیر و غیر ایستا و در نتیجه دقت بالاتری در پیش‌بینی شاخص FDSD داشته باشد. به‌عنوان مثال در ایستگاه بندر ماهشهر، مقادیر RMSE و MAE از ۰/۴۳۹ و ۰/۴۲۲ در نتیجه مدل‌سازی شاخص FDSD با مدل حالت وینترز، به ترتیب به ۰/۴۰۶ و ۰/۳۹۸ پس از مدل‌سازی با مدل تلفیقی دوگانه Holt-Winters-ACOR کاهش یافته است. نتایج این قسمت با مطالعات پورغلام آمیجی و همکاران (۱۳۹۹) مطابقت دارد. مدل Holt-Winters، به‌تنهایی با بهره‌گیری از همواره‌سازی نمایی، قابلیت تشخیص روندها و الگوهای فصلی را داراست؛ اما در مواجهه با سری‌های زمانی پیچیده که حاوی تغییرات غیر ایستا و نوسانات ناگهانی هستند، عملکرد آن محدود می‌شود. در اینجا، استفاده از الگوریتم ACOR به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی، نقاط ضعف مدل اولیه را پوشش داده و موجب افزایش توانایی آن در انطباق با داده‌های پیچیده شده است.

جدول ۵. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل Holt-Winters-ACOR به‌منظور پیش‌بینی FDSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		NS	RMSE	MAE	R	NS	RMSE	MAE	R
آبادان	۱	۰/۸۰۹	۰/۳۷۸	۰/۳۵۷	۰/۷۸۶	۰/۷۹۱	۰/۳۹۱	۰/۳۸۴	۰/۷۷۲
	۲	۰/۸۰۹	۰/۳۷۹	۰/۳۵۸	۰/۷۸۶	۰/۷۹۳	۰/۳۹۲	۰/۳۸۳	۰/۷۷۱
	۳	۰/۸۱۱	۰/۳۸۱	۰/۳۵۸	۰/۷۸۷	۰/۷۹۱	۰/۳۹۳	۰/۳۸۵	۰/۷۷۱
	۴	۰/۸۱۱	۰/۳۸۱	۰/۳۵۹	۰/۷۸۷	۰/۷۹۱	۰/۳۹۴	۰/۳۸۵	۰/۷۷۲
اهواز	۱	۰/۸۱۲	۰/۳۸۲	۰/۳۶۱	۰/۷۸۸	۰/۷۹۰	۰/۳۹۵	۰/۳۸۵	۰/۷۶۹
	۲	۰/۸۱۴	۰/۳۸۳	۰/۳۶۲	۰/۷۸۹	۰/۷۹۰	۰/۳۹۶	۰/۳۸۶	۰/۷۶۸
	۳	۰/۸۰۸	۰/۳۸۴	۰/۳۶۳	۰/۷۸۹	۰/۷۹۰	۰/۳۹۶	۰/۳۸۷	۰/۷۶۷
	۴	۰/۸۰۸	۰/۳۸۵	۰/۳۶۳	۰/۷۹۱	۰/۷۸۹	۰/۳۹۷	۰/۳۸۸	۰/۷۶۶
بستان	۱	۰/۸۰۷	۰/۳۸۶	۰/۳۶۳	۰/۷۸۴	۰/۷۸۸	۰/۳۹۸	۰/۳۸۹	۰/۷۶۵
	۲	۰/۸۰۷	۰/۳۸۷	۰/۳۶۱	۰/۷۸۳	۰/۷۸۷	۰/۳۹۹	۰/۳۹۱	۰/۷۶۴
	۳	۰/۸۰۷	۰/۳۸۸	۰/۳۶۲	۰/۷۸۱	۰/۷۸۶	۰/۴۰۱	۰/۳۹۲	۰/۷۶۳
	۴	۰/۸۰۶	۰/۳۸۹	۰/۳۵۹	۰/۷۸۱	۰/۷۸۵	۰/۴۰۲	۰/۳۹۳	۰/۷۶۲
مسجدسلیمان	۱	۰/۸۰۹	۰/۳۹۱	۰/۳۶۵	۰/۷۷۹	۰/۷۸۴	۰/۴۰۳	۰/۳۹۴	۰/۷۶۱
	۲	۰/۸۱۱	۰/۳۹۲	۰/۳۶۵	۰/۷۷۹	۰/۷۸۳	۰/۴۰۴	۰/۳۹۵	۰/۷۶۰
	۳	۰/۸۰۵	۰/۳۹۳	۰/۳۶۶	۰/۷۷۷	۰/۷۸۲	۰/۴۰۵	۰/۳۹۶	۰/۷۵۹
	۴	۰/۸۰۴	۰/۳۹۴	۰/۳۶۷	۰/۷۷۴	۰/۷۸۱	۰/۴۰۶	۰/۳۹۷	۰/۷۵۸
بندر ماهشهر	۱	۰/۸۰۳	۰/۳۹۴	۰/۳۹۳	۰/۷۷۵	۰/۷۷۹	۰/۴۰۶	۰/۳۹۸	۰/۷۶۱
	۲	۰/۸۰۲	۰/۳۹۵	۰/۳۶۹	۰/۷۷۶	۰/۷۷۸	۰/۴۰۶	۰/۳۹۸	۰/۷۶۳

۰/۷۵۷	۰/۳۹۹	۰/۴۰۷	۰/۷۷۷	۰/۷۷۳	۰/۳۷۱	۰/۳۹۶	۰/۸۰۲	۳	صفی آباد
۰/۷۵۶	۰/۴۰۱	۰/۴۰۸	۰/۷۷۶	۰/۷۷۳	۰/۳۷۲	۰/۳۹۶	۰/۸۰۲	۴	
۰/۷۵۵	۰/۴۰۱	۰/۴۰۸	۰/۷۷۷	۰/۷۷۲	۰/۳۷۳	۰/۳۹۷	۰/۸۰۱	۱	
۰/۷۵۷	۰/۴۰۱	۰/۴۰۹	۰/۷۷۸	۰/۷۷۱	۰/۳۷۴	۰/۳۹۷	۰/۸۰۰	۲	
۰/۷۵۴	۰/۴۰۲	۰/۴۱۱	۰/۷۷۹	۰/۷۶۹	۰/۳۷۵	۰/۳۹۲	۰/۷۹۹	۳	
۰/۷۵۴	۰/۳۹۸	۰/۴۱۲	۰/۷۷۷	۰/۷۶۸	۰/۳۷۶	۰/۳۹۸	۰/۷۹۷	۴	
۰/۷۵۳	۰/۴۰۳	۰/۴۱۳	۰/۷۷۶	۰/۷۶۷	۰/۳۷۷	۰/۳۹۹	۰/۷۹۶	۱	
۰/۷۵۲	۰/۴۰۳	۰/۴۱۴	۰/۷۷۵	۰/۷۶۵	۰/۳۷۸	۰/۴۰۱	۰/۷۹۵	۲	
۰/۷۵۱	۰/۳۹۹	۰/۴۱۵	۰/۷۷۵	۰/۷۶۴	۰/۳۷۹	۰/۴۰۱	۰/۷۹۴	۳	دزفول
۰/۷۵۱	۰/۴۰۵	۰/۴۱۶	۰/۷۷۳	۰/۷۶۳	۰/۳۸۱	۰/۳۹۸	۰/۷۹۳	۴	

مدل سازی با مدل هیبریدی دوگانه SVR-HoltWinters

جدول ۶ نتایج مربوط به مدل سازی طوفان گردوغبار در هفت ایستگاه استان خوزستان با استفاده از مدل هیبریدی دوگانه ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی-مدل سری زمانی Holt-Winters با استفاده از معیارهای خطا، ضریب همبستگی و ضریب نش ساتکلیف برای مجموعه داده های آموزش و آزمون را نشان می دهد. در این روش استفاده از داده های شاخص FDSD در ۳ و ۴ فصل گذشته، کاهش دقت در نتایج پیش بینی را به همراه داشته است. با مقایسه نتایج ارزیابی مدل هیبریدی حاضر با مدل های انفرادی SVR و Holt-Winters که به ترتیب در جداول ۲ و ۳ آورده شده است، مقادیر R، MAE، RMSE و NS با تغییرات قابل توجهی همراه بودند. بدین صورت که در ایستگاه اهواز، مقدار شاخص های فوق به ترتیب از ۰/۷۴۲، ۰/۴۱۷، ۰/۴۲۹ و ۰/۷۵۳ در نتیجه پیش بینی با استفاده از مدل سری زمانی هالت-وینترز به ۰/۶۹۸، ۰/۴۴۳، ۰/۴۶۶ و ۰/۷۲۳ در نتیجه مدل سازی با SVR و ۰/۶۸۵، ۰/۴۵۸، ۰/۴۸۶ و ۰/۷۱۱ روز تغییر یافته است. این تغییرات، به ویژه در ایستگاه هایی با داده های پیچیده تر و غیر ایستار، نمایانگر مزایای روش ترکیبی در افزایش دقت پیش بینی است. نتایج این بخش با مطالعات Özer (۲۰۲۴) مطابقت دارد. این نتایج بر اهمیت تحلیل دقیق شرایط داده های ورودی برای انتخاب روش مدل سازی تأکید دارد. علت اصلی بهبود دقت مدل هیبریدی حاضر را می توان در ترکیب مزایای هر دو مدل دانست؛ به طوری که SVR با قابلیت یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی، ضعف های مدل سری زمانی Holt-Winters در تحلیل داده های غیر ایستا را جبران کرده است. در مقابل، در شرایطی که داده ها پیچیدگی کمتری داشته یا الگوهای پایداری را نشان می دهند، مدل های ساده تر نظیر Holt-Winters کارایی مناسبی از خود نشان داده اند.

جدول ۶. نتایج آماری داده های ورودی به مدل هیبریدی SVR-Holt-Winters به منظور پیش بینی FDSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		NS	RMSE	MAE	R	NS	RMSE	MAE	R
آبادان	۱	۰/۷۲۹	۰/۴۶۳	۰/۴۴۲	۰/۷۰۲	۰/۷۱۳	۰/۴۸۴	۰/۴۵۶	۰/۶۸۷
	۲	۰/۷۳۱	۰/۴۶۳	۰/۴۳۹	۰/۷۰۲	۰/۷۱۳	۰/۴۸۴	۰/۴۵۴	۰/۶۸۷
	۳	۰/۷۳۱	۰/۴۵۹	۰/۴۴۴	۰/۷۰۱	۰/۷۱۲	۰/۴۷۹	۰/۴۵۷	۰/۶۸۸
	۴	۰/۷۳۲	۰/۴۵۷	۰/۴۳۷	۰/۶۹۹	۰/۷۱۱	۰/۴۸۵	۰/۴۵۸	۰/۶۸۶
اهواز	۱	۰/۷۲۸	۰/۴۶۳	۰/۴۳۹	۰/۷۰۱	۰/۷۱۱	۰/۴۸۶	۰/۴۵۸	۰/۶۸۵
	۲	۰/۷۲۸	۰/۴۵۹	۰/۴۴۵	۰/۷۰۲	۰/۷۰۹	۰/۴۸۶	۰/۴۵۹	۰/۶۸۵
	۳	۰/۷۲۸	۰/۴۶۱	۰/۴۴۶	۰/۶۹۸	۰/۷۱۲	۰/۴۸۶	۰/۴۶۱	۰/۶۸۴
	۴	۰/۷۲۸	۰/۴۶۲	۰/۴۴۷	۰/۶۹۷	۰/۷۱۳	۰/۴۸۷	۰/۴۶۲	۰/۶۸۳
بستان	۱	۰/۷۲۶	۰/۴۶۳	۰/۴۴۸	۰/۶۹۷	۰/۷۰۸	۰/۴۸۸	۰/۴۶۳	۰/۶۸۲
	۲	۰/۷۳۱	۰/۴۵۸	۰/۴۴۹	۰/۶۹۶	۰/۷۰۷	۰/۴۸۹	۰/۴۶۲	۰/۶۸۱

۳	۰/۷۳۲	۰/۴۶۴	۰/۴۴۲	۰/۶۹۵	۰/۷۰۶	۰/۴۹۱	۰/۴۶۴	۰/۶۷۹
۴	۰/۷۲۵	۰/۴۶۵	۰/۴۵۱	۰/۶۹۷	۰/۷۱۱	۰/۴۹۲	۰/۴۶۵	۰/۶۷۸
۱	۰/۷۲۵	۰/۴۶۶	۰/۴۵۱	۰/۶۹۴	۰/۷۰۵	۰/۴۹۳	۰/۴۶۶	۰/۶۷۷
۲	۰/۷۲۴	۰/۴۶۷	۰/۴۵۲	۰/۶۹۴	۰/۷۰۴	۰/۴۹۴	۰/۴۶۷	۰/۶۷۶
۳	۰/۷۲۳	۰/۴۶۸	۰/۴۵۳	۰/۶۹۴	۰/۷۰۳	۰/۴۹۵	۰/۴۶۸	۰/۶۷۵
۴	۰/۷۲۳	۰/۴۶۸	۰/۴۵۳	۰/۶۹۳	۰/۷۰۳	۰/۴۹۶	۰/۴۶۹	۰/۶۷۴
۱	۰/۷۲۱	۰/۴۶۹	۰/۴۵۳	۰/۶۹۲	۰/۷۰۳	۰/۴۹۷	۰/۴۷۱	۰/۶۷۳
۲	۰/۷۲۰	۰/۴۷۱	۰/۴۵۴	۰/۶۹۱	۰/۷۰۲	۰/۴۹۷	۰/۴۷۲	۰/۶۷۳
۳	۰/۷۲۰	۰/۴۷۲	۰/۴۵۵	۰/۶۹۱	۰/۷۰۲	۰/۴۹۸	۰/۴۷۲	۰/۶۷۲
۴	۰/۷۱۹	۰/۴۷۳	۰/۴۵۶	۰/۶۸۹	۰/۷۰۲	۰/۴۹۹	۰/۴۷۳	۰/۶۷۱
۱	۰/۷۱۹	۰/۴۷۴	۰/۴۵۷	۰/۶۸۹	۰/۷۰۱	۰/۵۰۱	۰/۴۷۴	۰/۶۶۹
۲	۰/۷۱۸	۰/۴۷۵	۰/۴۵۸	۰/۶۸۸	۰/۷۰۱	۰/۵۰۱	۰/۴۷۵	۰/۶۶۸
۳	۰/۷۱۷	۰/۴۷۵	۰/۴۵۹	۰/۶۸۷	۰/۷۰۴	۰/۵۰۱	۰/۴۷۶	۰/۶۶۷
۴	۰/۷۱۶	۰/۴۷۶	۰/۴۶۱	۰/۶۸۶	۰/۶۹۶	۰/۵۰۲	۰/۴۷۷	۰/۶۶۶
۱	۰/۷۱۹	۰/۴۷۷	۰/۴۶۱	۰/۶۸۹	۰/۶۹۵	۰/۵۰۲	۰/۴۷۸	۰/۶۶۶
۲	۰/۷۲۱	۰/۴۷۸	۰/۴۶۲	۰/۶۸۴	۰/۶۹۴	۰/۵۰۴	۰/۴۷۸	۰/۶۶۵
۳	۰/۷۱۵	۰/۴۷۶	۰/۴۶۳	۰/۶۸۳	۰/۶۹۳	۰/۴۹۶	۰/۴۷۹	۰/۶۶۴
۴	۰/۷۱۴	۰/۴۷۹	۰/۴۶۴	۰/۶۸۲	۰/۶۹۲	۰/۴۹۷	۰/۴۸۱	۰/۶۶۳

مسجد سلیمان

بندر ماهشهر

صفی آباد

دزفول

مدل‌سازی با روش هیبریدی سه‌گانه SVR-ACO_R-Holt-Winters

مدل تلفیقی سه‌گانه SVR-ACO_R-Holt-Winters قادر به مدل‌سازی هم‌زمان الگوهای غیرخطی و فصلی روند طوفان‌های گردوغبار است. نتایج حاصل از مدل‌سازی و ارزیابی طوفان‌های گردوغبار در استان خوزستان در جدول ۷ نمایش داده شده است. بر این اساس، مدل هیبریدی سه‌گانه توسعه داده شده، بهترین عملکرد خود را در مراحل اول و دوم پیش‌بینی نمایش داده است. مقایسه شاخص‌های ارزیابی مدل در جداول ۲ تا ۷ نشان‌دهنده برتری مدل هیبریدی سه‌گانه با کم‌ترین مقدار معیارهای خطا در میان سایر مدل‌های بررسی شده، به‌منظور پیش‌بینی شاخص FDSD در استان خوزستان بود. با مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار با استفاده از مدل SVR-Holt-Winters در ایستگاه صفی‌آباد در ترکیب فصلی شماره یک نسبت به نتایج حاصل از مدل هیبریدی سه‌گانه حاضر، کاهش قابل‌توجه مقدار RMSE، از ۰/۵۰۱ به ۰/۳۰۷ روز به چشم می‌خورد. در ایستگاه بستان نیز، مقدار ضریب همبستگی از ۰/۶۸۲ در نتیجه مدل‌سازی با مدل هیبریدی دوگانه ماشین بردار پشتیبان رگرسیون-هالت وینترز، به ۰/۸۶۵ پس از مدل‌سازی با مدل تلفیقی سه‌گانه افزایش پیدا کرده است. این روند در سایر ایستگاه‌های موردبررسی نیز به همین صورت ادامه دارد. نتایج این قسمت با مطالعات Dun و همکاران (۲۰۲۰)، Özer (۲۰۲۴) و Ghafarisl و همکاران (۲۰۲۴) مطابقت دارد. به‌طورکلی، مدل سه‌گانه SVR-ACO_R-Holt-Winters توانسته است گامی مهم در بهبود پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار بردارد و ظرفیت بالایی برای استفاده در مدیریت بحران‌های محیط‌زیستی ارائه دهد. این مدل، نه‌تنها به‌عنوان یک ابزار علمی، بلکه به‌عنوان یک راهکار عملی برای برنامه‌ریزی و کاهش اثرات مخرب طوفان‌های گردوغبار می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. درعین‌حال، این مدل چالش‌هایی نیز به همراه دارد. استفاده از داده‌های حجیم و با کیفیت بالا برای بهبود دقت پیش‌بینی ضروری است و ممکن است هزینه‌های محاسباتی و پیچیدگی مدل را افزایش دهد.

جدول ۷. نتایج آماری داده‌های ورودی به فرا مدل هیبریدی SVR-ACOR-Holt-Winters به منظور پیش‌بینی شاخص FDSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		NS	RMSE	MAE	R	NS	RMSE	MAE	R
آبادان	۱	۰/۹۲۵	۰/۲۸۱	۰/۲۴۳	۰/۹۱۷	۰/۹۰۴	۰/۲۹۳	۰/۲۷۵	۰/۸۷۳
	۲	۰/۹۲۴	۰/۲۸۲	۰/۲۴۲	۰/۹۱۷	۰/۹۰۵	۰/۲۹۴	۰/۲۷۶	۰/۸۷۱
	۳	۰/۹۲۳	۰/۲۸۳	۰/۲۴۱	۰/۹۱۶	۰/۹۰۷	۰/۲۹۴	۰/۲۷۶	۰/۸۷۲
	۴	۰/۹۲۲	۰/۲۸۳	۰/۲۴۱	۰/۹۱۶	۰/۹۰۳	۰/۲۹۴	۰/۲۷۷	۰/۸۷۱
اهواز	۱	۰/۹۲۳	۰/۲۷۹	۰/۲۴۱	۰/۹۱۷	۰/۹۰۳	۰/۲۹۵	۰/۲۷۸	۰/۸۶۹
	۲	۰/۹۲۴	۰/۲۷۷	۰/۲۴۲	۰/۹۱۸	۰/۹۰۳	۰/۲۹۶	۰/۲۷۹	۰/۸۶۸
	۳	۰/۹۲۵	۰/۲۷۸	۰/۲۴۵	۰/۹۱۶	۰/۹۰۲	۰/۲۹۷	۰/۲۸۱	۰/۸۶۷
	۴	۰/۹۲۳	۰/۲۸۱	۰/۲۴۶	۰/۹۱۶	۰/۹۰۴	۰/۲۹۷	۰/۲۸۲	۰/۸۶۶
بستان	۱	۰/۹۲۲	۰/۲۸۴	۰/۲۴۶	۰/۹۱۵	۰/۹۰۳	۰/۲۹۸	۰/۲۸۳	۰/۸۶۵
	۲	۰/۹۲۱	۰/۲۸۵	۰/۲۴۷	۰/۹۱۴	۰/۹۰۲	۰/۲۹۹	۰/۲۷۹	۰/۸۶۶
	۳	۰/۹۲۱	۰/۲۸۶	۰/۲۴۸	۰/۹۱۴	۰/۹۰۱	۰/۳۰۱	۰/۲۷۸	۰/۸۶۵
	۴	۰/۹۱۹	۰/۲۸۷	۰/۲۴۸	۰/۹۱۴	۰/۹۰۵	۰/۲۹۷	۰/۲۸۱	۰/۸۶۴
مسجدسلیمان	۱	۰/۹۱۸	۰/۲۸۸	۰/۲۴۹	۰/۹۱۳	۰/۹۰۱	۰/۲۹۶	۰/۲۸۱	۰/۸۶۳
	۲	۰/۹۱۸	۰/۲۸۹	۰/۲۵۱	۰/۹۱۲	۰/۹۰۵	۰/۳۰۲	۰/۲۸۱	۰/۸۶۲
	۳	۰/۹۱۷	۰/۲۹۱	۰/۲۵۱	۰/۹۱۱	۰/۹۰۵	۰/۳۰۳	۰/۲۸۲	۰/۸۶۲
	۴	۰/۹۱۶	۰/۲۹۲	۰/۲۵۱	۰/۹۱۱	۰/۸۹۹	۰/۳۰۴	۰/۲۸۳	۰/۸۶۱
بندر ماهشهر	۱	۰/۹۱۵	۰/۲۹۳	۰/۲۵۲	۰/۹۱۰	۰/۸۹۸	۰/۳۰۵	۰/۲۷۹	۰/۸۶۱
	۲	۰/۹۱۴	۰/۲۹۴	۰/۲۵۳	۰/۹۰۹	۰/۸۹۷	۰/۲۹۹	۰/۲۷۶	۰/۸۵۹
	۳	۰/۹۱۳	۰/۲۹۵	۰/۲۵۴	۰/۹۰۸	۰/۸۹۷	۰/۲۹۸	۰/۲۸۱	۰/۸۵۸
	۴	۰/۹۱۲	۰/۲۹۶	۰/۲۵۵	۰/۹۰۸	۰/۸۹۶	۰/۳۰۶	۰/۲۸۳	۰/۸۵۸
صفی‌آباد	۱	۰/۹۱۱	۰/۲۹۷	۰/۲۵۶	۰/۹۰۸	۰/۸۹۵	۰/۳۰۷	۰/۲۸۴	۰/۸۵۷
	۲	۰/۹۱۰	۰/۲۹۷	۰/۲۵۷	۰/۹۱۲	۰/۸۹۴	۰/۳۰۸	۰/۲۸۵	۰/۸۵۶
	۳	۰/۹۰۹	۰/۲۹۸	۰/۲۵۷	۰/۹۱۳	۰/۸۹۳	۰/۲۹۹	۰/۲۸۶	۰/۸۵۵
	۴	۰/۹۰۸	۰/۲۹۹	۰/۲۵۸	۰/۹۰۹	۰/۸۹۲	۰/۲۹۳	۰/۲۸۷	۰/۸۵۴
دزفول	۱	۰/۹۰۸	۰/۳۰۱	۰/۲۵۹	۰/۹۰۸	۰/۸۹۱	۰/۳۰۹	۰/۲۸۸	۰/۸۵۳
	۲	۰/۹۰۷	۰/۳۰۲	۰/۲۶۱	۰/۹۰۷	۰/۸۹۰	۰/۳۱۱	۰/۲۸۹	۰/۸۵۲
	۳	۰/۹۰۶	۰/۳۰۲	۰/۲۶۱	۰/۹۰۶	۰/۸۸۹	۰/۳۱۳	۰/۲۹۱	۰/۸۵۱
	۴	۰/۹۰۶	۰/۳۰۳	۰/۲۶۲	۰/۹۰۶	۰/۸۸۸	۰/۳۱۷	۰/۲۹۳	۰/۸۴۹

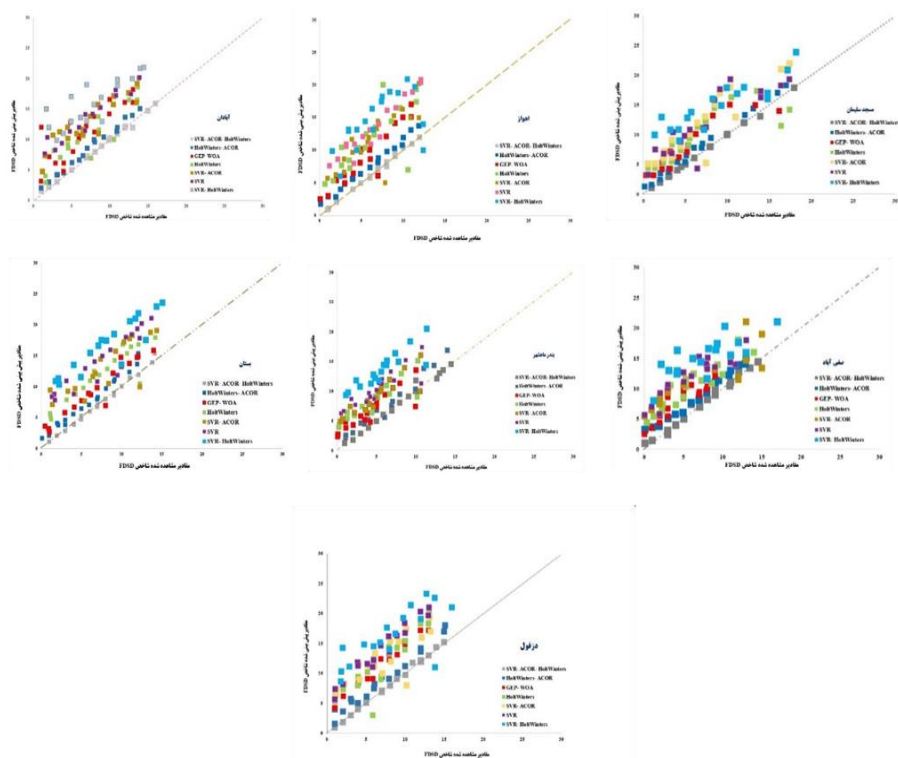
مدل‌سازی با استفاده از مدل برنامه‌نویسی بیان ژن بهینه‌شده با الگوریتم وال

در این روش، از الگوریتم GEP بهینه‌شده با الگوریتم WOA به منظور پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار در استان خوزستان استفاده شده است. با توجه به جدول ۸ و مقایسه عملکرد حاصل از مدل GEP-WOA با سایر مدل‌های هیبریدی دوگانه بررسی‌شده، برتری عملکرد مدل برنامه‌نویسی بیان ژن بهینه‌شده با الگوریتم وال از مدل SVR و مدل‌های SVR-ACOR و Holt-winters، به وضوح قابل مشاهده است. یافته‌ها نشان‌دهنده برتری GEP به عنوان الگوریتم بیان ژن مبتنی بر تکامل ژنتیکی قادر به شبیه‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیرهای مختلف است. از طرف دیگر الگوریتم وال با توانایی خود در بهینه‌سازی، از ظرفیت بالایی به منظور یافتن بهترین پارامترهای تأثیرگذار بر پیش‌بینی، برخوردار است. نتایج این بخش با نتایج نعمتی و همکاران (۱۴۰۳) و یانگ و همکاران (۲۰۲۴) مطابقت دارد. با این حال، این مطالعه دارای محدودیت‌هایی نیز است. یکی از چالش‌های اصلی می‌تواند نیاز به داده‌های بیشتر برای افزایش دقت پیش‌بینی باشد. همچنین، پیچیدگی محاسباتی روش‌های ترکیبی مانند GEP-WOA ممکن است در استفاده عملی گسترده محدودیت‌هایی ایجاد کند.

جدول ۸. نتایج آماری داده‌های ورودی به فرا مدل هیبریدی GEP-WOA به منظور پیش‌بینی شاخص FDSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		NS	RMSE	MAE	R	NS	RMSE	MAE	R
آبادان	۱	۰/۷۸۵	۰/۳۹۸	۰/۳۸۷	۰/۷۷۱	۰/۷۶۸	۰/۴۱۷	۰/۴۰۴	۰/۷۵۶
	۲	۰/۷۸۵	۰/۳۹۳	۰/۳۸۷	۰/۷۷۲	۰/۷۶۷	۰/۴۱۸	۰/۴۰۳	۰/۷۵۵
	۳	۰/۷۸۶	۰/۳۹۵	۰/۳۸۴	۰/۷۷۳	۰/۷۶۹	۰/۴۱۸	۰/۴۰۲	۰/۷۵۷
	۴	۰/۷۸۷	۰/۳۹۵	۰/۳۸۵	۰/۷۶۹	۰/۷۷۱	۰/۴۱۶	۰/۴۰۴	۰/۷۵۶
اهواز	۱	۰/۷۸۴	۰/۳۹۵	۰/۳۸۵	۰/۷۶۹	۰/۷۷۰	۰/۴۱۴	۰/۴۰۴	۰/۷۵۴
	۲	۰/۷۸۴	۰/۴۰۱	۰/۳۸۸	۰/۷۶۹	۰/۷۶۹	۰/۴۱۷	۰/۴۰۴	۰/۷۵۴
	۳	۰/۷۸۴	۰/۴۰۱	۰/۳۸۸	۰/۷۷۰	۰/۷۶۹	۰/۴۱۷	۰/۴۰۵	۰/۷۵۵
	۴	۰/۷۸۳	۰/۴۰۲	۰/۳۸۸	۰/۷۶۸	۰/۷۶۹	۰/۴۱۷	۰/۴۰۷	۰/۷۵۳
بستان	۱	۰/۷۸۲	۰/۴۰۳	۰/۳۸۹	۰/۷۶۹	۰/۷۶۷	۰/۴۱۹	۰/۴۰۸	۰/۷۵۲
	۲	۰/۷۸۲	۰/۴۰۴	۰/۳۸۷	۰/۷۶۸	۰/۷۶۶	۰/۴۲۱	۰/۴۰۹	۰/۷۵۱
	۳	۰/۷۸۱	۰/۴۰۵	۰/۳۸۶	۰/۷۶۷	۰/۷۶۵	۰/۴۲۱	۰/۴۱۱	۰/۷۵۰
	۴	۰/۷۸۱	۰/۴۰۶	۰/۳۹۱	۰/۷۶۶	۰/۷۶۴	۰/۴۲۲	۰/۴۱۲	۰/۷۴۹
مسجدسلیمان	۱	۰/۷۷۹	۰/۴۰۷	۰/۳۹۰	۰/۷۷۱	۰/۷۶۴	۰/۴۲۳	۰/۴۱۴	۰/۷۴۸
	۲	۰/۷۷۷	۰/۴۰۸	۰/۳۹۱	۰/۷۶۵	۰/۷۶۳	۰/۴۲۴	۰/۴۱۳	۰/۷۴۷
	۳	۰/۷۷۷	۰/۴۰۹	۰/۳۹۱	۰/۷۶۵	۰/۷۶۲	۰/۴۲۵	۰/۴۱۳	۰/۷۴۶
	۴	۰/۷۷۶	۰/۴۱۱	۰/۳۹۱	۰/۷۶۴	۰/۷۶۱	۰/۴۲۶	۰/۴۱۵	۰/۷۴۵
بندر ماهشهر	۱	۰/۷۷۵	۰/۴۱۲	۰/۳۹۲	۰/۷۶۳	۰/۷۶۲	۰/۴۲۴	۰/۴۱۶	۰/۷۴۳
	۲	۰/۷۷۵	۰/۴۱۳	۰/۳۹۱	۰/۷۶۲	۰/۷۶۳	۰/۴۲۳	۰/۴۱۷	۰/۷۴۲
	۳	۰/۷۷۵	۰/۴۱۴	۰/۳۹۳	۰/۷۶۱	۰/۷۵۹	۰/۴۲۲	۰/۴۱۸	۰/۷۴۱
	۴	۰/۷۷۶	۰/۴۱۵	۰/۳۹۴	۰/۷۶۰	۰/۷۵۸	۰/۴۲۵	۰/۴۱۹	۰/۷۴۱
صفی‌آباد	۱	۰/۷۷۴	۰/۴۱۷	۰/۳۹۵	۰/۷۵۹	۰/۷۵۸	۰/۴۲۶	۰/۴۲۱	۰/۷۳۹
	۲	۰/۷۷۳	۰/۴۱۸	۰/۳۹۶	۰/۴۵۸	۰/۷۵۷	۰/۴۲۶	۰/۴۲۲	۰/۷۴۲
	۳	۰/۷۷۲	۰/۴۱۹	۰/۳۹۷	۰/۷۵۷	۰/۷۶۱	۰/۴۲۸	۰/۴۲۳	۰/۷۳۸
	۴	۰/۷۷۱	۰/۴۲۱	۰/۳۹۸	۰/۷۵۶	۰/۷۶۱	۰/۴۲۹	۰/۴۲۴	۰/۷۳۸
دزفول	۱	۰/۷۶۹	۰/۴۲۲	۰/۳۹۶	۰/۷۵۵	۰/۷۵۷	۰/۴۳۱	۰/۴۲۴	۰/۷۳۷
	۲	۰/۷۷۳	۰/۴۲۳	۰/۳۹۹	۰/۷۵۴	۰/۷۵۶	۰/۴۳۲	۰/۴۲۵	۰/۷۳۶
	۳	۰/۷۷۱	۰/۴۲۴	۰/۴۰۱	۰/۷۵۳	۰/۷۵۵	۰/۴۳۳	۰/۴۲۷	۰/۷۳۵
	۴	۰/۷۶۸	۰/۴۲۵	۰/۳۹۸	۰/۷۵۲	۰/۷۵۴	۰/۴۳۵	۰/۴۲۸	۰/۷۳۴

شکل ۴ مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده شاخص فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار را برای داده‌های آزمون نشان می‌دهد. بر اساس این شکل، روند مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار در همه ایستگاه‌ها، با به‌کارگیری مدل هیبریدی سه‌گانه SVR-ACOR-Holt-Winters بهبود می‌یابد. بدین ترتیب در تمامی ایستگاه‌های موردبررسی در استان خوزستان، مدل هیبریدی سه‌گانه ذکرشده، بیشترین تطابق را با نیم‌ساز ربع اول (خط $y = x$)، دارد. مدل هیبریدی Holt-Winters-ACOR با پراکنش نزدیک به ۴۵ درجه، در رتبه دوم قرارگرفته است. همان‌طور که در شکل ۴ مشخص است، با کاهش تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغبار در ایستگاه‌های موردبررسی، مطابقت موجود میان مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده کاهش می‌یابد. نتایج این قسمت با مطالعات انصاری قوجقار و همکاران (۱۳۹۹)، میدلتون (۲۰۱۹) و حسینی دهشیری و همکاران (۲۰۲۳) مطابقت دارد. همچنین نمودارهای راداری شکل ۵، عملکرد مدل‌های مختلف (شامل SVR، ACOR، HoltWinters و ترکیبی آن‌ها) را برای پیش‌بینی گردوغبار در ایستگاه‌های مختلف خوزستان نشان می‌دهند. بر اساس شاخص‌های آماری، مدل‌های ترکیبی در بیشتر ایستگاه‌ها دقت بهتری نسبت به مدل‌های منفرد دارند.



شکل ۴. مقایسه مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده شاخص FDSD در استان خوزستان



شکل ۵. مقایسه شاخص‌های ارزیابی مدل در ایستگاه‌های مختلف جهت انتخاب مدل بهینه

ارزیابی عملکرد مدل‌های هیبریدی به‌منظور پیش‌بینی شاخص FDSD در استان خوزستان

مقایسه میانگین مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده با استفاده از آزمون t ، نمایانگر قبول فرض صفر مبتنی بر برابری میانگین سری‌های زمانی مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده شاخص FDSD گردوغبار در استان خوزستان است (جدول ۹). بدین ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که تمامی روش‌های استفاده‌شده (به‌ویژه روش‌های SVR و SVR-Holt-Winters) میانگین سری زمانی مشاهداتی را جهت پیش‌بینی شاخص FDSD حفظ کرده‌اند. این ویژگی می‌تواند برکارایی روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار تأکید کند.

همان‌طور که در شکل ۴ نمایش داده‌شده است، در تمامی مدل‌های بررسی‌شده، با حرکت از ایستگاه آبادان به سمت دزفول، از تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغبار در استان خوزستان کاسته می‌شود. لذا تفاوت میان مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده در ایستگاه‌های بندر ماهشهر و صفی‌آباد نسبت به آبادان و دزفول با این ویژگی قابل توجیه است. به‌عبارت‌دیگر، هرچه از مناطق مرزی جنوب غرب به سمت مرکز و شرق استان حرکت شود، از تراکم تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغباری کاسته می‌شود زیرا ایستگاه‌هایی که در نقاط غربی و جنوب غربی استان خوزستان واقع‌شده‌اند در مسیر ورودی طوفان‌هایی با منشأ عراق و عربستان هستند؛ درحالی‌که ایستگاه‌های شرقی استان فاصله بیشتری از این دو کشور دارند. بنابراین می‌توان گفت طوفان‌های گردوغبار از مناطق غربی به سمت مرکز و شرق استان منشأ محلی پیدا می‌کنند. نتایج این بخش با نتایج مهرابی و همکاران (۱۳۹۴) مطابقت دارد.

جدول ۹. آزمون مقایسه میانگین سری زمانی مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده شاخص FDSD

میانگین															آماره t
SVR-HoltWinters	SVR	SVR-ACOR	Holt-Winters	GEP-WOA	Holt-Winters- ACOR	SVR-ACOR- Holt- Winters	SVR- Holt-Winters	SVR	SVR- ACOR	Holt-Winters	GEP-WOA	Holt-Winters- ACOR	SVR-ACOR- Holt- Winters	میانگین مشاهده شده	
آبادان	۰/۹۰۴	۰/۸۷۳	۰/۸۷۵	۰/۸۷۷	۰/۸۷۹	۰/۸۸۱	۰/۸۸۵	۰/۹۰۱	۲/۲۰۸	۲/۲۱۷	۲/۲۲۵	۲/۳۰۲	۲/۳۱۷	۲/۳۲۸	
اهواز	۰/۹۰۲	۰/۸۶۵	۰/۸۶۹	۰/۸۷۱	۰/۸۷۵	۰/۸۷۷	۰/۸۸۳	۰/۹۰۰	۲/۲۰۱	۲/۲۰۳	۲/۲۰۷	۱/۲۱۲	۲/۲۲۱	۲/۲۲۴	
بستان	۰/۹۰۱	۰/۸۶۱	۰/۸۶۳	۰/۸۶۵	۰/۸۷۱	۰/۸۷۴	۰/۸۷۹	۰/۸۹۹	۲/۱۹۴	۲/۱۹۷	۲/۲۰۱	۲/۲۰۲	۲/۲۱۷	۲/۲۲۴	
مسجدسلیمان	۰/۹۰۱	۰/۸۵۹	۰/۸۶۱	۰/۸۶۳	۰/۸۶۹	۰/۸۷۱	۰/۸۷۳	۰/۸۹۶	۱/۹۷۶	۱/۹۸۴	۱/۹۸۶	۲/۲۰۰	۲/۲۰۱	۲/۲۰۳	
بندر ماهشهر	۰/۸۹۶	۰/۸۵۷	۰/۸۵۹	۰/۸۶۱	۰/۸۶۵	۰/۸۶۹	۰/۸۷۱	۰/۸۹۴	۱/۹۷۲	۱/۹۷۳	۱/۹۸۲	۱/۹۸۳	۱/۹۸۵	۱/۹۹۶	
صفی آباد	۰/۸۹۴	۰/۸۵۷	۰/۸۵۸	۰/۸۵۹	۰/۸۶۱	۰/۸۶۳	۰/۸۶۸	۰/۸۹۱	۱/۹۷۰	۱/۹۷۱	۱/۹۷۴	۱/۹۷۹	۱/۹۸۱	۱/۹۸۴	
دزفول	۰/۸۷۱	۰/۸۵۱	۰/۸۵۴	۰/۸۵۶	۰/۸۵۷	۰/۸۶۱	۰/۸۶۳	۰/۸۶۹	۱/۹۴۵	۱/۹۶۵	۱/۹۷۱	۱/۹۷۶	۱/۹۷۹	۱/۹۸۳	

بحث

با توجه به نتایج مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار که در جداول ۲ تا ۸ نمایش داده‌شده است، مدل هیبریدی سه‌گانه SVR-ACOR-Holt-Winters با اختلاف، بهترین عملکرد و بالاترین دقت را در میان سایر مدل‌های بررسی‌شده در تمامی ایستگاه‌ها جهت مدل‌سازی شاخص FDSD در استان خوزستان داشت و پس‌از آن مدل هیبریدی دوگانه Holt-Winters-ACOR با ضریب همبستگی معادل ۰/۷۷۲ قرار دارد. یافته‌های پژوهش حاکی از عدم وجود اختلاف معنی‌دار میان نتایج مدل‌های GEP-WOA و Holt-Winters و همچنین مدل‌های SVR، SVR-ACOR و SVR-Holt-Winters است. مدل هیبریدی سه‌گانه SVR-ACOR-HoltWinters در پژوهش حاضر با ترکیب ویژگی‌های متفاوت

مدل‌های هوش مصنوعی-بکس و کاتالیزور، منجر به بهبود شناسایی الگوهای غیرخطی و فصلی و در نتیجه افزایش دقت پیش‌بینی شد. از سوی دیگر و با توجه به نتایج مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار در هر یک از هفت ایستگاه موردبررسی می‌توان نتیجه گرفت که دقت نتایج در مدل‌سازی، با افزایش فراوانی شاخص FDSD در ایستگاه‌های مختلف استان خوزستان ارتباط مستقیم دارد. این امر با مطالعات اژدری مقدم و همکاران (۱۳۹۰) و اژدری مقدم و رئیس پور (۱۳۹۰) مطابقت دارد.

تمامی مدل‌ها در ترکیب‌های فصلی اول و دوم بهترین عملکرد خود را نمایش دادند، که بیانگر آن است که منشأ بیشتر طوفان‌های گردوغبار در خوزستان خارجی بوده و غالباً از کشورهای همسایه وارد می‌شوند. این یافته با توجه به کمبود تجهیزات مهار ریزگردها در کشورهای مجاور مانند عراق، سوریه و عربستان قابل توجه است. افزایش دقت مدل سه‌گانه را می‌توان به دو عامل اصلی نسبت داد: اول، نقش الگوریتم $ACOR$ در بهینه‌سازی پارامترهای SVR و دوم، توانایی Holt-Winters در شناسایی تغییرات فصلی. این ترکیب سبب کاهش خطاهای ناشی از داده‌های نویزی و نوسانات شدید شد و انطباق مدل را با شرایط واقعی افزایش داد. خطاهای رفع شده در این مطالعه شامل دو دسته عمده بود: خطاهای ناشی از تغییرات فصلی و خطاهای مرتبط با داده‌های نویزی و پرنوسان. با وجود افزایش قابل‌توجه در دقت پیش‌بینی، مدل هیبریدی سه‌گانه نیازمند توان محاسباتی بالا و داده‌های با کیفیت است. بنابراین، در شرایطی که منابع محاسباتی محدود باشد، استفاده از مدل دوگانه Holt-Winters- $ACOR$ با هزینه و پیچیدگی کمتر می‌تواند انتخابی منطقی‌تر باشد. به‌طور کلی، اگر اولویت با دقت و شبیه‌سازی روابط پیچیده باشد، مدل SVR- $ACOR$ -Holt-Winters گزینه‌ای به‌مراتب مناسب‌تر است. نتایج این قسمت با نتایج پورغلام آمیجی و همکاران (۱۳۹۹) و Ghafarisl و همکاران (۲۰۲۴) که نشان داده‌اند افزودن الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند PSO و GWO به مدل SVR منجر به بهبود قابل‌توجه شاخص‌های ارزیابی مانند RMSE و ضریب همبستگی می‌شود، مطابقت دارد. همچنین، یافته‌های پژوهش حاضر با نتایج مطالعه Panicker و Jayaraman (۲۰۲۵) هم‌راستاست. در آن تحقیق، از یک مدل تلفیقی مبتنی بر PSO-SARIMA-SVR برای پیش‌بینی شاخص کدری AOD استفاده شد و نشان داده شد که ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی با مدل‌های سری زمانی و یادگیری ماشین منجر به بهبود دقت پیش‌بینی می‌شود.

نتیجه‌گیری

طوفان‌های گردوغبار از مهم‌ترین چالش‌های زیست‌محیطی و اقلیمی در مناطق خشک و نیمه‌خشک ایران، به‌ویژه استان خوزستان، به شمار می‌روند. این پدیده اثرات گسترده‌ای بر سلامت عمومی، کشاورزی، زیرساخت‌ها، کیفیت زندگی و تعادل اکوسیستم‌ها دارد. مقابله مؤثر با آن نیازمند رویکردی جامع شامل استفاده از مدل‌های پیشرفته پیش‌بینی، مدیریت منابع طبیعی، احیای پوشش گیاهی، تدوین سیاست‌های اقلیمی پایدار و ارتقای آگاهی عمومی است. لذا مدل‌سازی این پدیده و پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار، امکان برنامه‌ریزی مؤثر جهت کاهش پیامدهای منفی و گسترده آن را فراهم می‌آورد. در این راستا، هدف از انجام این پژوهش، ارزیابی عملکرد مدل هیبریدی سه‌گانه SVR- $ACOR$ -Holt-Winters و مقایسه آن با مدل‌های انفرادی (SVR و Holt-Winters)، مدل‌های هیبریدی دوگانه (SVR-Holt-Winters و Holt-Winters- $ACOR$) و همچنین مدل GEP بهینه‌شده با الگوریتم WOA، در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار در استان خوزستان طی دوره ۵۰ ساله (۱۹۷۱-۲۰۲۰) بود. نتایج نشان داد که مدل SVR- $ACOR$ -Holt-Winters بالاترین دقت را در تمامی ایستگاه‌ها داشته و بهترین عملکرد را در مدل‌سازی شاخص FDSD ارائه داده است (شکل ۵). پس‌از آن، مدل Holt-Winters- $ACOR$ در رتبه دوم و مدل

GEP-WOA در جایگاه سوم قرار گرفتند. در مقابل، مدل هیبریدی SVR-Holt-Winters عملکرد نسبتاً ضعیف‌تری داشته و تلفیق آن با Holt-Winters منجر به کاهش دقت پیش‌بینی شد. این یافته نشان می‌دهد که ادغام مدل‌ها الزاماً همواره منجر به بهبود عملکرد نمی‌شود و انتخاب ساختار مناسب اهمیت بالایی دارد.

ایستگاه آبادان بالاترین تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغبار را در مقیاس فصلی داشته و ایستگاه دزفول کمترین فراوانی را ثبت کرده است. همچنین با افزایش شاخص FDS در ایستگاه‌ها، دقت مدل‌های بررسی‌شده افزایش یافته است. شایان‌ذکر است که نتایج این مطالعه با توجه به شرایط اقلیمی خاص منطقه و داده‌های مورد استفاده، تنها برای استان خوزستان کاربرد دارد و قابلیت تعمیم به سایر مناطق با شرایط جوی متفاوت را ندارد. لذا نتایج این پژوهش می‌تواند مدیران، سیاست‌گذاران و محققین را نسبت به انتخاب مدل مناسب جهت پیش‌بینی دقیق‌تر طوفان‌های گردوغبار در منطقه مورد مطالعه یاری دهد و با کاهش پیامدهای مخرب این پدیده، به‌عنوان ابزاری مناسب جهت اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی مناسب مورد استفاده قرار گیرد.

تأمین مالی

اثر حمایت مالی نداشته است.

مشارکت نویسندگان

محمد انصاری قوجقار: انجام پردازش‌ها و تحلیل‌های مورد نیاز، نوشتن نسخه اولیه مقاله، بازبینی مقاله. پریا پورمحمد: تحلیل نتایج و نوشتن و بازبینی مقاله.

تضاد منافع

نویسندگان هیچ تضاد منافی را اعلام نکردند.

تقدیر و تشکر

از سازمان هواشناسی کشور و دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران صمیمانه قدردانی می‌شود که در انجام این پژوهش همکاری و حمایت‌های لازم را فراهم کردند.

منابع

- اژدری مقدم، مهدی و رئیس پور، کوهزاد. (۱۳۹۰). تحلیل آماری و شناسایی منشاء پدیده گردوغبار با استفاده از کدهای هواشناسی (مورد شناسی: استان خوزستان). *یازدهمین کنگره جغرافیدانان ایران، تهران*.
- اژدری مقدم، مهدی؛ رئیس پور، کوهزاد؛ عزیزاقلی، محمدعلی و قادری زه، خالد. (۱۳۹۰). شناسایی الگوهای سینوپتیکی سامانه‌های گردوغباری در جنوب غرب ایران مطالعه موردی: استان خوزستان. *یازدهمین کنگره جغرافیدانان ایران، تهران*.
- انصاری قوجقار، محمد، پورغلام آمیجی، مسعود، بذرافشان، جواد، لیاقت، عبدالمجید، و عراقی نژاد، شهاب. (۱۳۹۹). مقایسه کارایی شبکه‌های عصبی آماری، فازی و پرسپترون در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار در نواحی بحرانی کشور. *تحقیقات آب‌و‌خاک ایران (علوم کشاورزی ایران)*، ۵۱(۸)، ۲۰۵۱-۲۰۶۳. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2020.302529.668607>
- انصاری قوجقار، محمد؛ پورغلام آمیجی، مسعود؛ عراقی نژاد، شهاب؛ باباییان، ایمان؛ لیاقت، عبدالمجید و سلاجقه، علی. (۱۴۰۰). تأثیر فاز گرم پدیده ENSO بر شکل‌گیری طوفان‌های گردوغبار در استان‌های خوزستان و سیستان و بلوچستان. *نشریه مرتع و آبخیزداری*، ۷۴(۲)، ۲۵۷-۲۷۱. <https://doi.org/10.22059/jrwm.2020.310647.1533>
- پورغلام آمیجی، مسعود؛ انصاری قوجقار، محمد؛ بذرافشان، جواد؛ لیاقت، عبدالمجید و عراقی نژاد، شهاب. (۱۳۹۹). مقایسه عملکرد مدل‌های سری زمانی SARIMA و Holt-Winters با روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار

- (مطالعه موردی: استان سیستان و بلوچستان). پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی، ۴ (۵۲)، ۵۶۷-۵۸۷.
<https://doi.org/10.22059/jphgr.2021.303847.1007524>
- زینلی، محمدجواد و بیلندی، محسن پوررضا. (۱۳۹۷). تخمین پارامترهای بهینه مدل روندیابی غیرخطی ماسکینگام با استفاده از الگوریتم مورچگان پیوسته. نشریه مهندسی آبیاری و آب/ایران، ۸ (۳)، ۹۴-۱۰۶.
- سبحانی، بهروز؛ صفریان زنگیر، وحید و فیض الهزاده، سینا. (۱۳۹۹). مدل‌سازی و پیش‌بینی گردوغبار در غرب ایران. پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی، ۵۲ (۱)، ۱۷-۳۵.
<https://doi.org/10.22059/jphgr.2020.284389.1007408>
- عبدالشاه‌نژاد، مهسا؛ خسروی، حسن؛ نظری سامانی، علی‌اکبر؛ زهتابیان، غلامرضا و علم‌بیگی، امیر. (۱۳۹۹). تعیین چارچوب مفهومی ریسک گردوغبار بر مبنای سنجش تاب‌آوری (بررسی موردی: جنوب غرب کشور). مجله پژوهش‌های راهبردی در علوم کشاورزی و منابع طبیعی، ۵ (۱)، ۳۳-۴۴.
<https://doi.org/10.22047/srjasnr.2020.113050>
- لشکری، حسن و صبوئی، مریم. (۱۳۹۲). تحلیل سینوپتیکی الگوهای حاکم بر طوفان گردوغبار استان خوزستان. فصلنامه علمی-پژوهشی اطلاعات جغرافیایی «سپهر»، ۲۲ (۸۷)، ۳۲-۳۸.
<https://dor.isc.ac.ir/dor/20.1001.1.25883860.1392.22.87.5.6>
- محمدی، گ. ج. (۱۳۹۴). تحلیل مکانیسم‌های جوی در انتقال غبار از غرب ایران. پایان‌نامه دکتری، دانشگاه تبریز، ۱۴۲ ص.
- مهرابی، شهباز؛ سلطانی، سعید و جعفری، رضا. (۱۳۹۴). بررسی رابطه بین پارامترهای اقلیمی و وقوع ریزگردها (مطالعه موردی: استان خوزستان). علوم آب‌و خاک، ۱۹ (۷۱)، ۶۹-۸۱.
<http://dx.doi.org/10.18869/acadpub.jstnar.19.71.69>
- نعمتی، امیرمحمد و کوچکی رفسنجانی، مرجان. (۱۴۰۳). بررسی روش‌های فازی و غیرفازی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ و کاربردهای آن‌ها. سیستم‌های فازی و کاربردها، ۷ (۲)، ۳۳-۶۳.
<https://doi.org/10.22034/JFSA.2024.467966.1234>
- یارمحمدی، مهدیس؛ آل‌شیخ، علی‌اصغر و شریف، محمد. (۱۴۰۲). یک مدل شبکه عصبی پیچشی برای پیش‌بینی مسیر حرکت طوفان‌های گردوغبار. نشریه سنجش‌ازدور و GIS/ایران، ۱۵ (۱)، ۱۲۹-۱۳۹.
<https://doi.org/10.52547/gisj.15.1.129>

References

- Abdolshahnejad, M., Khosravi, H., Nazari Samani, A., Zehtabian, G. & Alambaigi, A. (2020). Determining the Conceptual Framework of Dust Risk Based on Evaluating Resilience (Case Study: Southwest of Iran). *Strategic Research Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, 5(1), 33-44. <https://doi.org/10.22047/srjasnr.2020.113050> [In Persian]
- Alfarisi, W. W., Haura, Z., Pratiwi, D. A., Putri, F. A., Sadewo, E., & Darmawan, G. (2024). Comparative Analysis of Fourier Series Analysis and Holtwinters Methods on Forecasting Additive Seasonal Data. *Innovative: Journal of Social Science Research*, 4(1), 1310-1325.
- Andriani, N., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M. (2022). Application of Double Exponential Smoothing Holt and Triple Exponential Smoothing Holt-Winter with Golden Section Optimization to Forecast Export Value of East Borneo Province. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 18(3), 475-483. <https://doi.org/10.20956/j.v18i3.17492>
- Ansari Ghojghar, M., Pourgholam-Amiji, M., Araghinejad, S., Babaeian, I., Liaghat, A. and Salajegheh, A. (2021). The Effect of Warm Phase of ENSO Phenomenon on the Formation of Dust Storms in Khuzestan and Sistan and Baluchestan Provinces. *Journal of Range and Watershed Managment*, 74(2), 257-271. <https://doi.org/10.22059/jrwm.2020.310647.1533> [In Persian]
- Ansari ghojghar, M., Pourgholam-Amiji, M., Bazrafshan, J., Liaghat, A. & Araghinejad, S. (2020). Performance Comparison of Statistical, Fuzzy and Perceptron Neural Network Models in Forecasting Dust Storms in Critical Regions in Iran. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 51(8), 2051-2063. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2020.302529.668607> [In Persian]
- Bhoopathi, S., Kumar, N., & Pal, M. (2024). Evaluating the performances of SVR and XGBoost for short-range forecasting of heatwaves across different temperature zones of India. *Applied Computing and Geosciences*, 24, 100204. <https://doi.org/10.1016/j.acags.2024.100204>
- Borhani, F., Pourezat, A. A., & Ehsani, A. H. (2024). Spatial distribution of Particulate Matter in Iran from Internal factors to the role of western adjacent countries from political

- governance to Environmental Governance. *Earth Systems and Environment*, 8(1), 135-164. <https://doi.org/10.1007/s41748-023-00365-x>
- Dehshiri, S. S. H., & Firoozabadi, B. (2023). A multi-objective framework to select numerical options in air quality prediction models: A case study on dust storm modeling. *Science of The Total Environment*, 863, 160681. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160681>
- Dun, M., Xu, Z., Chen, Y., & Wu, L. (2020). Short-term air quality prediction based on fractional grey linear regression and support vector machine. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, Article 8914501. <https://doi.org/10.1155/2020/8914501>
- Ejdari Moghaddam, M., Raeispour, K., Aziziaghli, M. A., & Ghaderizah, K. (2011). *Identification of synoptic patterns of dust storm systems in southwest Iran: A case study of Khuzestan Province*. The 11th Congress of Iranian Geographers, Tehran, Iran. [In Persian]
- Ejderi Moghadam, M., & Raeispour, K. (2011). *Statistical analysis and identification of the origin of dust phenomena using meteorological codes (Case study: Khuzestan Province)*. The 11th Congress of Iranian Geographers, Tehran, Iran [In Persian]
- Ferreira, C. (2006). Gene expression programming: Mathematical modeling by an artificial intelligence. *Springer*.
- Feuerstein, S., & Schepanski, K. (2018). Identification of dust sources in a Saharan dust hot-spot and their implementation in a dust-emission model. *Remote Sensing*, 11(1), Article 4. <https://doi.org/10.3390/rs11010004>
- Gandomi, A. H., Roke, D. A., & Sett, K. (2013). Genetic programming for moment capacity modeling of ferrocement members. *Engineering Structures*, 57, 169-176. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2013.09.022>
- Ghafariasl, P., Zeinalnezhad, M., & Ahmadishokoo, A. (2024). Optimizing PM2. 5 Forecasting Accuracy with Hybrid Meta-Heuristic and Machine Learning Models. *arXiv preprint arXiv:2407.01647*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.01647>
- Goudie, A. S. (2014). Desert dust and human health disorders. *Environment International*, 63, 101-113. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2013.10.011>
- Hossain, J., Kadir, A. F., Hanafi, A. N., Shareef, H., Khatib, T., Baharin, K. A., & Sulaima, M. F. (2023). A review on optimal energy management in commercial buildings. *Energies*, 16(4), Article 1609. <https://doi.org/10.3390/en16041609>
- Jahanmiri, S., Noorian-Bidgoli, M., & Dallaki, A. (2025). Optimizing tunnel boring machine penetration rate prediction using gene expression programming and whale optimization algorithms. *Modeling Earth Systems and Environment*, 11(2), 1-22. <https://doi.org/10.1007/s40808-025-02323-0>
- Lashkari, H. and Sabuei, M. (2013). Synoptic analysis of dominant patterns in Khuzestan province's dust storm. *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 22(87), 32-38. <https://doi.org/10.1001.1.25883860.1392.22.87.5.6> [In Persian]
- Mehrabi, S., Soltani, S., & Jafari, R. (2015). Analyzing the relationship between dust storm occurrence and climatic parameters. *Journal of Water and Soil Science*, 19(71), 69-81. <https://dx.doi.org/10.18869/acadpub.jstnar.19.71.69> [In Persian]
- Middleton, N. (2019). Variability and trends in dust storm frequency on decadal timescales: Climatic drivers and human impacts. *Geosciences*, 9(6), 261. <https://doi.org/10.3390/geosciences9060261>
- Mohammadi, G. H. (2015). *Analysis of atmospheric mechanisms in dust transport from western Iran*. (Doctoral dissertation, University of Tabriz). 142 pages. [In Persian]
- Nemati, A. M. and Kuckaki Rafsanjani, M. (2024). Review of Fuzzy and Non-Fuzzy methods based on the Whale Optimization Algorithm and their applications. *Fuzzy Systems and its Applications*, 7(2), 33-63. <https://doi.org/10.22034/JFSA.2024.467966.1234> [In Persian]
- O'Loingsigh, T., McTainsh, G. H., Tews, E. K., Strong, C. L., Leys, J. F., Shinkfield, P., & Tapper, N. J. (2014). The Dust Storm Index (DSI): a method for monitoring broadscale wind erosion using meteorological records. *Aeolian Research*, 12, 29-40. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2013.10.004>
- Özer, M. M. (2024). Predictive modeling of urban air pollution using machine learning and unmanned aerial vehicle platforms. In *Innovative Applications of Artificial Neural Networks to Data Analytics and Signal Processing Springer, Cham* (pp. 79-115). https://doi.org/10.1007/978-3-031-69769-2_5

- Pal, M., Maity, R., Ratnam, J. V., Nonaka, M., & Behera, S. K. (2020). Long-lead prediction of ENSO modoki index using machine learning algorithms. *Scientific reports*, 10(1), 365. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-57183-3>
- Panicker, N. K. K., & Valarmathi, J. (2025). Time series prediction of aerosol optical depth across the northern Indian region: integrating PSO-optimized SARIMA-SVR based on MODIS data. *Acta Geophysica*, 73(2), 2097-2126. <https://doi.org/10.1007/s11600-024-01472-7>
- Piri, J., Kahkha, M. R. R., & Kisi, O. (2024). Hybrid machine learning approach integrating GMDH and SVR for heavy metal concentration prediction in dust samples. *Environmental Science and Pollution Research*, 1-20. <https://doi.org/10.1007/s11356-024-34795-5>
- Pourgholam Amiji, M., Ansari Ghojghar, M., Bazrafshan, J., Liaghat, A., & Araghinejad, S. (2020). Comparing the performance of SARIMA and Holt-Winters time series models with artificial intelligence methods in dust storms forecasting (Case Study: Sistan and Baluchestan Province). *Physical Geography Research*, 52(4), 567-587. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2021.303847.1007524> [In Persian]
- Rafi, N., & Rivas, P. (2024). A review on machine learning algorithms for dust aerosol detection using satellite data. *Springer*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.09415>
- Rahmati, O., Panahi, M., Ghiasi, S. S., Deo, R. C., Tiefenbacher, J. P., Pradhan, B., ... & Bui, D. T. (2020). Hybridized neural fuzzy ensembles for dust source modeling and prediction. *Atmospheric Environment*, 224, 117320. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.117320>
- Sobhani, B., Safarian Zengir, V. & Faizollahzadeh, S. (2020). Modeling and Prediction of Dust in Western Iran. *Physical Geography Research*, 52(1), 17-35. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2020.284389.1007408> [In Persian]
- Socha, K., & Dorigo, M. (2008). Ant colony optimization for continuous domains. *European journal of operational research*, 185(3), 1155-1173. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.06.046>
- Song, Z., Wang, C., Hou, Y., Wang, B., & Chen, W. (2024). Time series analysis of PM2.5 pollution risk based on the supply and demand of PM2.5 removal service: A case study of the urban areas of Beijing. *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(7), Article 637. <https://doi.org/10.1007/s10661-024-12831-8>
- Tang, C., Sun, W., Xue, M., Zhang, X., Tang, H., & Wu, W. (2022). A hybrid whale optimization algorithm with artificial bee colony. *Soft Computing*, 26(5), 2075-2097. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06623-2>
- Turgut, M. S., Sağban, H. M., Turgut, O. E., & Özmen, Ö. T. (2021). Whale optimization and sine-cosine optimization algorithms with cellular topology for parameter identification of chaotic systems and Schottky barrier diode models. *Soft Computing*, 25(2), 1365-1409. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05227-6>
- Yarmohamadi, M., Alesheikh, A. A. and Sharif, M. (2023). A Convolutional Neural Network Model for Predicting the Transport Pathway of Dust Storms. *Iranian Journal of Remote Sensing and GIS*, 15(1), 129-139. <https://doi.org/10.52547/gisj.15.1.129> [In Persian]
- Yong, S. L. S., Ng, J. L., Huang, Y. F., Ang, C. K., Ahmad Kamal, N., Mirzaei, M., & Najah Ahmed, A. (2024). Enhanced daily reference evapotranspiration estimation using optimized hybrid support vector regression models. *Water Resources Management*, 38(11), 4213-4241. <https://doi.org/10.1007/s11269-024-03860-6>
- Zaheer, K., Saeed, S., & Tariq, S. (2023). Prediction of aerosol optical depth over Pakistan using novel hybrid machine learning model. *Acta Geophysica*, 71(4), 2009-2029. <https://doi.org/10.1007/s11600-023-01072-x>
- Zeinali, M. & Pourreza-Bilondi, M. (2018). Estimation of Optimal Parameters of the Nonlinear Muskingum Model Using Continuous Ant Colony Algorithm. *Irrigation and Water Engineering*, 8(3), 94-106. [In Persian]