



University of Tehran Press

Environmental

Hazards

Management



Iranian Hazardology Association
Online ISSN: 2383-0530

Home Page: <https://jhsci.ut.ac.ir>

Implementation of the Tri-Hybrid RBF-GA-SARIMA Meta-Model for Dust Storm Modeling (Case Study: Sistan and Baluchestan Province)

Mohammad Ansari Ghojghar^{1*} | Paria Pourmohammad²

1. Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Reclamation of arid and mountainous regions Engineering, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Iran. Email: Ansari.ghojghar@ut.ac.ir
2. Ph.D. candidate, Department of Reclamation of arid and mountainous regions Engineering, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Iran. Email: Paria.pormohamad7@ut.ac.ir

ARTICLE INFO

Article type:
Research Article

Article History:
Received 19 December 2024
Revised 18 January 2025
Accepted 16 February 2025
Published 18 February 2025

Keywords:
FDSD,
Box-Jenkins,
Seasonal Autoregressive,
Genetic Algorithm,
Artificial Neural Network.

ABSTRACT

This study evaluates the performance of the tri-hybrid RBF-GA-SARIMA meta-model in forecasting the frequency of dust storm days in Sistan and Baluchestan Province over a 50-year statistical period (1971–2020). The results obtained from this model were compared, using goodness-of-fit metrics, with those from individual models (SARIMA and RBF) and dual hybrid models (SARIMA-GA, RBF-GA, and RBF-SARIMA). All models demonstrated their peak accuracy and performance across all five stations during the fourth seasonal combination. However, substituting older seasonal data with one or two preceding seasons reduced accuracy and increased relative error in forecasting the FDSD index for the province. This phenomenon is attributed to the deposition of sand and dust particles during earlier seasons, followed by their subsequent mobilization by strong winds, triggering storms in later seasons. Among the evaluated models, the proposed hybrid tri-model exhibited superior accuracy and efficiency, emerging as the most effective approach for predicting the frequency of dust storm days. In contrast, the RBF-SARIMA dual hybrid model displayed the weakest performance, characterized by the lowest R-value and highest RMSE. These findings underscore that the integration of individual modeling does not inherently enhance the precision of climatic variable modeling.

Cite this article: Ansari Ghojghar, M. & Pourmohammad, P. (2025). Implementation of the Tri-Hybrid RBF-GA-SARIMA Meta-Model for Dust Storm Modeling (Case Study: Sistan and Baluchestan Province). *Environmental Hazards Management*, 11 (4), 305-322. DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.387276.859>



© The Author(s). **Publisher:** University of Tehran Press.
DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.387276.859>

Introduction

Dust storms effects can range from local urban scales to continental levels and vary in duration from just a few minutes to several years. Iran's geographical position in the global arid and semi-arid belt makes it highly vulnerable to numerous local and regional dust systems. Given the increasing severity and frequency of these storms in certain hotspots within the country, studying dust patterns over the past two decades is essential. Such research not only highlights the growing importance of these events but also helps in understanding their spatiotemporal characteristics, which is crucial for managing this crisis and reducing its harmful effects. Modeling this environmental hazard has been a significant focus for researchers. However, most studies in this area have been limited to individual or, at best, dual hybrid models. In response to this gap, the present study employs, for the first time in Sistan and Baluchestan Province, a hybrid triad model (RBF-GA-SARIMA) to predict and model the FDSD index. This innovative approach provides a notable advantage over previous studies conducted in the region.

Materials and Methods

This study utilized hourly data on horizontal visibility and the standard codes provided by the World Meteorological Organization (WMO). Meteorological phenomena were observed every three hours and recorded in eight SYNOP reports daily. These observations classified visual weather conditions into 100 codes, ranging from 00 to 99, based on WMO guidelines. Of these, 11 specific codes are commonly used to identify and report dust-related phenomena at meteorological stations. A day is classified as having a dust storm if at least one of the eight SYNOP reports includes a dust-related code in the "present weather" section, provided that the corresponding horizontal visibility is recorded as less than 1000 meters. In this study, the identification of dust storms was based on horizontal visibility of less than 1000 meters for all dust-related codes. The modeling process was carried out using the proposed hybrid triad model.

Discussion and results

The results revealed that the incorporation of the GA catalyst into the RBF-based neural network algorithm led to improvements in several key evaluation metrics; RRR increased, RMSE and MAE decreased, and NS increased, in comparison to the standalone RBF model. These findings demonstrate that the hybridization of GA with the RBF model significantly outperforms the individual RBF model. Statistical analysis revealed that the differences between the two models were significant at both the 95% and 99% confidence levels, further emphasizing the considerable improvement in model accuracy achieved by the RBF-GA dual hybrid approach. Despite the increased computational cost inherent in these hybrid models, the substantial gains in accuracy and predictive reliability make their use a highly justifiable choice. The prediction results for the FDS index show the effective performance of the hybrid triad model RBF-GA-SARIMA at the five stations in Sistan and Baluchestan Province. In addition, this model, with the highest R value, NS coefficient, and the lowest RMSE and MAE values, proved to be the best model for predicting the FDS index in the province. On the other hand, the RBF-SARIMA model had the lowest performance among the six models considered. This suggests that combining individual models does not always lead to improved accuracy or better results. Based on the analysis in previous sections, using past seasons resulted in better predictions for the FDS index in future seasons in Sistan and Baluchestan.

Conclusion

Dust storms can lead to increased respiratory and cardiovascular diseases, reduce visibility, and cause road and air accidents. Moreover, the destructive effects of these storms on agricultural soils and the decline in land fertility have contributed to economic crises and forced migration in the region. Sistan and Baluchestan Province, due to its unique geographical position, the occurrence of the 120-day winds, continuous droughts, lack of vegetation cover, and climate change, is highly vulnerable to dust storms. The drying up of key wetlands like Hamun and changes in land use have further amplified the frequency and intensity of these storms. Following a comparison of the results from the six models using the RRR, RMSE, MAE, and NS indices across the five stations, the hybrid triad model emerged as the most accurate in predicting the FDS index, securing the top position as the best model for forecasting this index in Sistan and Baluchestan Province. Notably, this is the first study to employ hybrid triad models, combining Box-Jenkins, Catalyst, and Neural Networks, for predicting the frequency of dust storm days in the province. Therefore, the outcomes of this research provide an optimized model for FDS index prediction in Sistan and Baluchestan, offering minimal error and high predictive reliability.

References

- Asghari Sareskanrood, S., & Zeinali, B. (2014). Analyzing and Mapping of Dust Storms Seasonal Frequency over Iran for Hazards Reduction. *Environmental Management Hazards*, 1(2), 217-239. doi: 10.22059/jhsci.2014.53122. [in persian]
- Falah Qalhar, G. & Sarvestan, R. (2020). Review and forecast of the phenomenon of dust in Khuzestan Province using Box-Jenkins time series model. *Watershed Engineering and Management*, 12(3), 608-620. doi: 10.22092/ijwmse.2018.115726.1363.

- Jahanbakhshasl, S., mohammadkhorshiddoust, A., abbsighasrik, F., & abbasighasrik, Z. (2024). Precipitation, Time Series Models, Man-Kendall, Holt Winters model, West Azerbaijan Province. *jgs*. 24(75), 98-115. doi:10.61186/jgs.24.75.10. [in persian]
- Melody Farahbakhsh , Bohlool Alijani, Ebrahim Fattahi, (2015). Synoptic analysis of Iran dust storm hazard (July 30 to August 2, 2012), *Journal of Environmental Management Hazard*, 2(1), 5-20. magiran.com/p2119723 .[in persian]
- 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 Quarterly*, 52(4), 567-587. [In persian]



کاربست فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA در مدل‌سازی توفان‌های گردوغبار (مطالعه موردی: استان سیستان و بلوچستان)

محمد انصاری قوجقار^{۱*} | پریا پورمحمد^۲

۱. نویسنده مسئول، استادیار، گروه مهندسی احیای مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. رایانامه: Ansari.ghojghar@ut.ac.ir

۲. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی احیای مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. رایانامه: Paria.pormohamad7@ut.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

در این پژوهش عملکرد فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SAARIMA برای پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار در استان سیستان و بلوچستان در طول دوره آماری ۵۰ ساله (۱۹۷۱-۲۰۲۰) بررسی شد. در گام بعدی، نتایج مدل‌سازی با این فرامدل هیبریدی سه‌گانه با استفاده از شاخص‌های نیکویی برازش، با مدل‌های انفرادی SARIMA و RBF و مدل‌های هیبریدی دوگانه SARIMA- GA، RBF- GA و RBF- SARIMA مقایسه شد. همه مدل‌های بیان شده در هر پنج ایستگاه، در ترکیب فصلی چهارم حداکثر دقت و عملکرد خود را نشان دادند. با به‌کارگیری یک و دو فصل قبل به‌جای فصول قدیمی‌تر، کاهش دقت و افزایش خطای نسبی در پیش‌بینی شاخص FDSI در استان سیستان و بلوچستان، به چشم می‌خورد. به‌عبارت دیگر، ترسیب ذرات شن و گردوغبار از فصل‌های پیشین و سپس انتقال آنها با استفاده از اهرمی قدرتمند مانند باد، سبب رخداد این توفان‌ها در فصل‌های آتی می‌شود. از میان مدل‌های بررسی شده، فرامدل هیبریدی سه‌گانه پیشنهادی با بیشترین دقت و کارایی، بهترین روش به‌منظور پیش‌بینی شاخص فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار انتخاب شد. مدل هیبریدی دوگانه RBF- SARIMA نیز با کمترین مقدار R و بیشترین RMSE، کمترین بازدهی را در پیش‌بینی این شاخص داشت. می‌توان نتیجه گرفت که تلفیق مدل‌های انفرادی لزوماً به‌معنای افزایش دقت در مدل‌سازی متغیرهای اقلیمی نیست.

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۲۹

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۰/۲۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۲۸

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۱/۳۰

کلیدواژه:

الگوریتم ژنتیک،

باکس جنکینز،

خودهمبسته فصلی،

شبکه عصبی مصنوعی،

FDSI.

استناد: انصاری قوجقار، محمد و پورمحمد، پریا (۱۴۰۳). کاربرد فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA در مدل‌سازی توفان‌های گردوغبار (مطالعه موردی: استان سیستان و بلوچستان). مدیریت مخاطرات محیطی، ۱۱ (۴)، ۳۰۵-۳۲۲.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.387276.859>

© نویسندگان ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.387276.859>



مقدمه

توفان‌های گردوغبار از مخاطرات محیطی چندبعدی و ویرانگرند [۲۸، ۳۴، ۳۵] که آسیب‌های زیادی به اقلیم [۱۴]، سلامت انسان [۱۵]، کیفیت زندگی [۲۲]، فنولوژی گیاهی [۷] و زیرساخت‌ها [۲۰] وارد می‌آورند و دامنه آن از مقیاس‌های شهری محلی تا قاره‌ای و از چند دقیقه تا چند سال متغیر است. توفان‌های گردوغبار در مناطق خشک و نیمه‌خشک [۱۸] که بارندگی کم و تبخیر زیاد است، شایع‌اند [۱۶]. خاورمیانه از منابع اصلی توفان‌های گردوغبار در جهان است که بیش از ۲۰ درصد از کل انتشار گردوغبار جهانی را تشکیل می‌دهد [۳۰، ۳۷]. بروز گردوغبار تحت تأثیر عواملی همچون فراوانی، مکان، شدت، نرخ انتشار، شکل و اندازه ذرات قرار دارد [۹]. زمانی که سرعت باد در مناطق خشک و بیابانی (۶/۵ تا ۷ متر بر ثانیه) از آستانه فرسایش بادی فراتر رود، تعداد ذرات خاک معلق در هوا افزایش و دید به کمتر از یک کیلومتر کاهش می‌یابد [۷، ۳۷]. در موارد شدید، غلظت ذرات گردوغبار ممکن است از ۶۰۰۰ گرم بر متر مکعب نیز فراتر می‌رود [۳۰]. منابع اصلی گردوغبار شامل بیابان‌های خاورمیانه از جمله عراق، عربستان سعودی، ایران و سوریه است [۲۱]. به دلیل تأثیرات چشمگیر شیوع توفان‌های گردوغبار بر تابش‌های خورشیدی و حرارتی، آئروسول‌ها، اقلیم، سلامت انسان و اکوسیستم‌ها [۴]، پژوهش‌های زیادی در سطح جهانی با استفاده از انواع ابزار و روش برای تحلیل توفان‌های گردوغبار و تأثیرات آنها بر کیفیت هوا، استفاده از اراضی، جامعه و تنوع زیستی انجام گرفته است. موقعیت جغرافیایی ایران در کمربند خشک و نیمه‌خشک جهان سبب قرارگیری آن در معرض سیستم‌های گردوغبار محلی و منطقه‌ای متعدد است [۲۷]. با توجه به اهمیت آثار منفی این مخاطره و همچنین روند افزایشی آنها در برخی از کانون‌های داخلی کشور، بررسی تغییرات ریزگردها در دو دهه اخیر هم می‌تواند اهمیت این توفان‌های گردوغباری را در سال‌های اخیر نشان دهد و هم تشخیص و تحلیل زمانی مکانی ویژگی‌های این ریزگردها به منظور مدیریت این بحران و جلوگیری از اثرهای زیان‌آور آنها بسیار مهم است [۲۱]. با وجود این، اندازه‌گیری‌های میدانی سنتی به دلیل محدودیت‌های زمانی و مکانی نمی‌توانند داده‌های کافی برای بررسی دقیق این پدیده ارائه دهند [۳۰]. از این رو تهیه نقشه آسیب‌پذیری گردوغبار نخستین گام برای مدیریت و کاهش اثرهای آن است. این نقشه‌ها با شناسایی مناطق حساس به مدیران و سیاستگذاران کمک می‌کنند تا منابع را به صورت مؤثرتری تخصیص دهند و راهبردهای هدفمندی را برای کاهش انتشار گردوغبار و اثرهای آن بر سلامت انسان و محیط زیست اجرا کنند. افزون بر این، ترکیب داده‌های هواشناسی و سامانه‌های پایش با نقشه‌های آسیب‌پذیری می‌تواند به توسعه سامانه‌های هشدار زودهنگام کمک کند. این سامانه‌ها امکان اتخاذ تدابیر پیشگیرانه، صدور هشدارهای به موقع و برنامه‌ریزی برای مدیریت سلامت در مناطق پرخطر را فراهم می‌آورند [۱۶]. توجه به این نکته ضروری است که مخاطرات طبیعی همچون توفان‌های گردوغبار را نمی‌توان از بین برد، بلکه با استفاده از راهکارهای کاهشی، باید به مدیریت این آنها پرداخت یا تأثیرپذیری جوامع در برابر آنها را کاهش داد. خسارت‌های بی‌شمار این مخاطره محیطی در سال‌های اخیر سبب گسترش مفهومی با عنوان توسعه پایدار به منظور کاهش آثار این مخاطره در حوزه مدیریت بحران شده است.

پیشینه پژوهش

کاربردهای یادگیری ماشین در توفان‌های گردوغبار با استفاده از فراتحلیل در پژوهشی بررسی شد [۳]. بیشتر مدل‌های دارای کاربرد برای شناسایی زودهنگام توفان‌های گردوغبار براساس تصاویر ماهواره‌ای، ماشین‌های بردار پشتیبان^۱ هستند. در مقابل، رایج‌ترین مدل‌ها برای پیش‌بینی توفان‌های گردوغبار، ماشین‌های بردار پشتیبان و جنگل‌های تصادفی^۲ هستند که وقوع توفان‌های گردوغبار را با استفاده از داده‌های هواشناسی پیش‌بینی می‌کنند. کاربرد مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی گردوغبار بادی در مقیاس‌های زمانی مختلف بررسی شد و یافته‌ها نشان داد که مدل‌های هوش مصنوعی می‌توانند گردوغبار ریز و درشت را در مقیاس‌های ماهانه و فصلی با دقت مناسب و براساس داده‌های اقلیمی محدود پیش‌بینی کنند [۶]. در پژوهشی با استفاده از داده‌های متنوع ماهواره‌ای، تغییرات زمانی و مکانی گردوغبار در منطقه خشک سیستان ایران طی دوره زمانی ۱۹۷۸ تا

1. Support Vector Machine
2. Random Forests

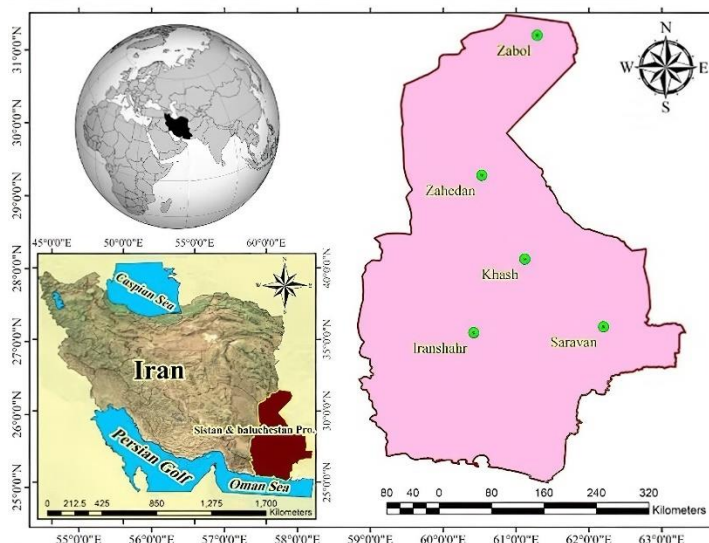
۲۰۱۰ بررسی شد [۲۷]. این پژوهش به تحلیل الگوی گردوغبار در این منطقه پرداخته است. یافته‌ها نشان‌دهنده وجود چرخه‌ای سالانه در گردوغبار است، به طوری که بیشترین میزان آن در فصل تابستان مشاهده شد و در فصل زمستان به حداقل رسید. پدیده گردوغبار در استان خوزستان با استفاده از مدل‌های سری زمانی باکس-جنکینز بررسی و پیش‌بینی شد. پیش‌بینی تعداد روزهای پدیده گردوغبار برای سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۷ نشان می‌دهد که بیشترین اختلاف و ناهنجاری تعداد روزهای گردوغبار با سال پایه در ایستگاه‌های آغاچاری با ۲۱/۴۲، آبادان با ۱۰/۹۸ و مسجدسلیمان و کمترین ناهنجاری در ایستگاه بهبهان با ۱/۶۴ روز در ماه است [۱۱]. پیش‌بینی کوتاه‌مدت آلودگی هوا با استفاده از روش‌های مختلف از جمله شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه^۱ (MLP)، خط حافظه‌دار تأخیر^۲ (DLM)، گاما و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی^۳ (ANFIS) صورت گرفت. نتایج نشان داد که روش ترکیبی پیشنهادی مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۴ (PSO) و فیلتر کالمن^۵ در آموزش شبکه ANFIS، عملکرد پیش‌بینی را به طور چشمگیری بهبود می‌بخشد [۲]. گردوغبار از مهم‌ترین مخاطرات محیطی است که تأثیرات مخربی بر کشاورزی، سلامت عمومی، زیرساخت‌ها، گردشگری و اقلیم دارد. کشاورزی به دلیل آسیب به محصولات و زیان‌های اقتصادی چشمگیر، آسیب می‌بیند؛ خطرهای تنفسی سلامت انسان را تهدید می‌کند و خسارت به ساختمان‌ها، جاده‌ها و سامانه‌های حمل‌ونقل عملکرد آنها را مختل می‌کند. از این رو مدل‌سازی این مخاطره، یکی از دغدغه‌های پژوهشگران در این حوزه است. بیشتر پژوهش‌ها در این حوزه، با مدل‌های انفرادی و مدل‌های حداکثر دوگانه صورت گرفته است. از این رو در پژوهش حاضر برای نخستین بار در استان سیستان و بلوچستان از فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA برای پیش‌بینی و مدل‌سازی شاخص FDSI استفاده شد. این ویژگی می‌تواند عامل رجحان پژوهش حاضر نسبت به پژوهش‌های دیگر در این استان باشد.

روش‌شناسی پژوهش

منطقه پژوهش

در پژوهش حاضر به بررسی فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA و مقایسه آن با مدل‌های انفرادی RBF^۶ و SARIMA^۷ و مدل‌های هیبریدی دوگانه RBF-GA، SARIMA- GA، SARIMA، BRF- SARIMA به منظور پیش‌بینی فصلی فراوانی روزهای همراه با توفان‌های گردوغبار در پنج ایستگاه هواشناسی استان سیستان و بلوچستان (زابل، زاهدان، خاش، ایرانشهر و سراوان) با طول دوره آماری ۵۰ سال (۱۹۷۱-۲۰۲۰) پرداخته شد (شکل ۱). بدین منظور از داده‌های ساعتی مربوط به میزان دید افقی و کدهای استاندارد سازمان جهانی هواشناسی^۸ (WMO) استفاده شد. پدیده‌های هواشناسی در فواصل سه‌ساعته مشاهده و در قالب هشت گزارش سینوپ طی شبانه‌روز ثبت می‌شوند. در این مشاهدات، شرایط بصری مرتبط با هوا طبق دستورالعمل سازمان جهانی هواشناسی در قالب ۱۰۰ کد از ۰۰ تا ۹۹ دسته‌بندی شده است. از مجموع این ۱۰۰ کد، به طور کلی ۱۱ کد طبق جدول ۲، برای ثبت و گزارش پدیده گردوغبار در ایستگاه‌های مختلف هواشناسی استفاده می‌شود [۲۳]. بنابر تعریف سازمان جهانی هواشناسی، روز همراه با توفان‌های گردوغبار روزی است که در آن، دست‌کم در یکی از هشت سینوپ، یکی از کدهای مرتبط با گردوغبار (۰۶، ۰۷، ۰۸، ۰۹، ۳۰، ۳۱، ۳۲، ۳۳، ۳۴، ۳۵ و ۹۸) در بخش گزارش هوای حاضر اعلام شده باشد (جدول ۱)، مشروط بر اینکه داده‌های قدرت دید افقی متناظر با کد اعلام‌شده، در کمتر از ۱۰۰۰ متر ثبت شده باشد [۵]. از این رو در این پژوهش، به منظور تشخیص توفان‌های گردوغبار، از مؤلفه دید افقی کمتر از ۱۰۰۰ متر برای همه کدهای گردوغبار استفاده شد. شکل ۲ مراحل مدل‌سازی با فرامدل هیبریدی سه‌گانه یادشده را نشان می‌دهد.

1. Multilayer perceptron
2. Delayed memory line
3. Adaptive neural fuzzy inference system
4. Particle swarm optimization
5. Kalman Filter
6. Radial Basis Function
7. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
8. World Meteorological Organization



شکل ۱. منطقه پژوهش و ایستگاه‌های تحت بررسی

جدول ۱. کدهای سازمان جهانی هواشناسی مرتبط با فرسایش بادی و پدیده‌های گردوغبار [۲۳]

کد	توضیحات
۰۶	رخداد توفان گردو خاک 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	توفان شن یا خاک در زمان دیدبانی در خارج از ایستگاه یا طی ساعت گذشته در محدوده ایستگاه هواشناسی
۳۰	توفان 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 و بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۱	توفان 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 و بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۲	توفان 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 و بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۳	توفان شدید شن یا خاک همراه با روند کاهشی طی ساعت گذشته- سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش دید به کمتر از ۲۰۰ متر
۳۴	توفان شدید شن یا خاک همراه بدون تغییر شدت طی ساعت گذشته- سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش دید به کمتر از ۲۰۰ متر
۳۵	توفان شدید شن یا خاک همراه با افزایش شدت طی ساعت گذشته- سرعت باد ۱۵ متر بر ثانیه یا بیشتر- کاهش دید به کمتر از ۲۰۰ متر
۹۸	رعد و برق- بدون بارش- همراه با توفان شن یا خاک

الگوریتم ژنتیک^۱ (GA)

الگوریتم ژنتیک نوعی الگوریتم بهینه‌سازی است که از نظریه تکامل زیستی الهام می‌گیرد و برای حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی، انتخاب طبیعی و سازوکارهای ژنتیکی را شبیه‌سازی می‌کند. در الگوریتم ژنتیک، فرایندهایی مانند تولید، ارزیابی، انتخاب و جهش افراد به صورت مداوم و در طی چند تکرار انجام می‌گیرد تا در نهایت به راه‌حل بهینه دست یابد. در این الگوریتم، تابع شایستگی برای ارزیابی میزان عملکرد هر راه‌حل در حل مسئله تعریف می‌شود. این تابع به طور معمول براساس ویژگی‌های مسئله طراحی می‌شود و معیاری برای سنجش میزان برتری یا ضعف هر گزینه ارائه می‌دهد. ایجاد جمعیت اولیه اولین گام در این الگوریتم است. در این مرحله، مجموعه‌ای از راه‌حل‌ها به صورت تصادفی تولید شده و به عنوان جمعیت اولیه در نظر گرفته می‌شوند. سپس میزان شایستگی هر فرد محاسبه می‌شود [۳۶].

الگوریتم شبکه عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی (RBF)

این مدل یکی از مدل‌های کاربرد در حوزه شبکه‌های عصبی مصنوعی است که به دلیل توانایی زیاد آن در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی، شناخته شده است [۱۲]. نخستین بار مودی و دارکن [۱۹] اصول تابع RBF را در طراحی این شبکه‌ها به کار

بردند و ساختار شبکه عصبی RBF را توسعه دادند. این شبکه دارای پایه ریاضیاتی بسیار قوی بر مبنای فرضیه منظم‌سازی به‌منظور حل مسائل مختلف است [۲۵] که شامل سه بخش اصلی است: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی. در لایه پنهان، تابع فعال‌سازی از تابع پایه شعاعی استفاده می‌کند که ورودی‌ها را نسبت به مرکز مشخصی در فضای ورودی به‌صورت شعاعی وزن‌دهی کرده و خروجی نورون‌های لایه پنهان را تولید می‌کند [۲۶]. در این شبکه، از یک تابع انتقال گوسی در لایه پنهان استفاده می‌شود. در لایه خروجی نیز از یک تابع انتقال خطی استفاده می‌شود [۲۵].

میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه فصلی (SARIMA)

مدل SARIMA روش آماری شناخته‌شده‌ای است که به‌طور گسترده برای پیش‌بینی داده‌های سری زمانی استفاده می‌شود، به‌ویژه زمانی که داده‌ها الگوهای فصلی یا چرخه‌ای مشخصی را نشان می‌دهند. این مدل در اوایل دهه ۱۹۷۰ توسط باکس و جنکینز معرفی شد. این مدل براساس مفاهیم اصلی مدل ARIMA ساخته شده است و به‌دلیل انعطاف‌پذیری زیاد، ابزار مناسبی برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی انواع مختلف سری زمانی است [۲۵]. این مدل‌ها به‌طور کلی در دو نوع ارائه می‌شوند: مدل آریمای غیرفصلی و مدل آریمای فصلی. در مدل SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) که نسخه فصلی آریمای است، p، d و q به ترتیب نشان‌دهنده مرتبه‌های اتورگرسیون، تفاضل و میانگین متحرک غیرفصلی هستند [۱]. در حالی که P، D و Q نمایانگر پارامترهای فصلی هستند که به ترتیب مرتبه‌های اتورگرسیون، تفاضل و میانگین متحرک فصلی را مشخص می‌کنند [۱۴].

مدل‌های پیش‌بینی

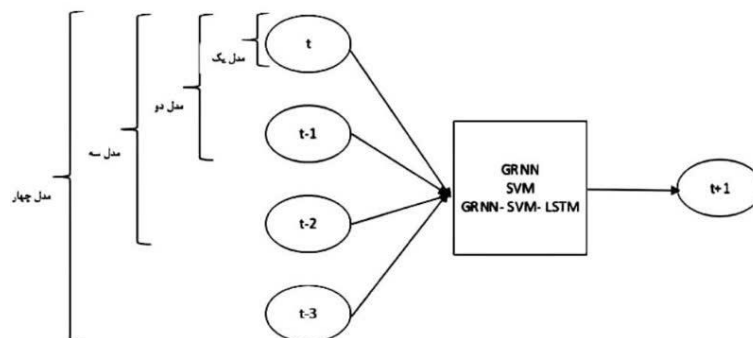
در این پژوهش، متغیر مدنظر، تعداد فصل یا فصل‌های گذشته به‌منظور پیش‌بینی فصل یا فصل‌های آینده است. تعداد فصول پیش‌بینی‌پذیر می‌تواند شامل یک، دو، سه و چهار فصل قبل‌تر از متغیر FDSDD باشد. در مدل ۱، به‌منظور پیش‌بینی FDSDD برای فصل بعدی، از سری زمانی فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار با یک گام تأخیر استفاده شده است. به بیان دیگر، به‌منظور پیش‌بینی در زمان t+1، از مقدار آن در زمان t استفاده شده است. در مدل ۲، پیش‌بینی در فصل بعدی با استفاده از مقادیر FDSDD تا دو فصل قبلی آن صورت گرفته است. در مدل‌های ۳ و ۴ نیز پیش‌بینی‌ها براساس مقادیر FDSDD در سه و چهار فصل قبل انجام گرفته است. همچنین مدل‌های استفاده‌شده در انتخاب فصل یا فصل‌های قبلی، برای پیش‌بینی در فصول آینده، در شکل ۲ نشان داده شده است.

$$FDSDD_{(t+1)} = f(FDSDD_{(t)}) \quad \text{مدل ۱}$$

$$FDSDD_{(t+1)} = f(FDSDD_{(t)}, FDSDD_{(t-1)}) \quad \text{مدل ۲}$$

$$FDSDD_{(t+1)} = f(FDSDD_{(t)}, FDSDD_{(t-1)}, FDSDD_{(t-2)}) \quad \text{مدل ۳}$$

$$FDSDD_{(t+1)} = f(FDSDD_{(t)}, FDSDD_{(t-1)}, FDSDD_{(t-2)}, FDSDD_{(t-3)}) \quad \text{مدل ۴}$$



شکل ۲. ساختارهای استفاده‌شده در پیش‌بینی گردوغبار [۵]



شکل ۳. روندنمای مراحل مدل‌سازی با فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA

یافته‌های پژوهش و بحث

در پژوهش حاضر، پنج ایستگاه سینوپتیک استان سیستان و بلوچستان (زابل، زاهدان، خاش، ایرانشهر، سراوان) به‌منظور پیش‌بینی فراوانی شاخص FDSO بررسی شد. پس از بررسی داده‌های ایستگاه‌های منتخب در دوره زمانی ۵۰ ساله (۱۹۷۱-۲۰۲۰)، تعداد روزهای همراه با توفان گردوغبار با استفاده از کدهای سازمان هواشناسی و داده‌های دید افقی محاسبه شد. نتایج حاصل از محاسبه معیارهای ارزیابی R ، $RMSE$ ، NS و MAE برای انتخاب مدل مناسب در جدول‌های ۲ تا ۷ نشان داده شده است. براساس جدول ۲ و با عنایت به نتایج ارزیابی معیارهای نیکویی برازش در پنج ایستگاه مذکور، به‌طور نسبی، ترکیب‌های فصلی ۳ و ۴ نتایج بهتری را نسبت به ترکیب‌های ۱ و ۲ نمایش دادند. از میان ترکیب‌های ۳ و ۴ نیز ترکیب ۴ عملکرد بهتری داشت. برای مثال در ایستگاه زابل، استفاده از ترکیب ۴ به‌جای ترکیب ۱، سبب کاهش مقادیر $RMSE$ و MAE به‌ترتیب از ۰/۵۲۶ و ۰/۴۲۶ به ۰/۵۲۴ و ۰/۴۲۳ روز شد. افزون‌بر این، مقادیر R و NS نیز از ۰/۸۰۵ و ۰/۷۷۳ به ۰/۸۰۷ و ۰/۷۷۳ افزایش یافت. بدین ترتیب درمی‌یابیم که استفاده از فصل‌های گذشته در مدل‌سازی و پیش‌بینی شاخص FDSO با استفاده از مدل RBF در استان سیستان و بلوچستان سبب افزایش عملکرد و بهبود خروجی‌ها می‌شود. در جدول ۴ با ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک با مدل RBF، سعی شد عملکرد مدل به‌منظور بهبود نتایج پیش‌بینی شاخص فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار در ایستگاه‌های مدنظر افزایش یابد. مقادیر R ، $RMSE$ ، MAE و NS پس از ترکیب کاتالیزور GA با الگوریتم شبکه عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی نسبت به مدل انفرادی RBF، به‌ترتیب با افزایش، کاهش، کاهش و افزایش روبه‌رو شده است. از این‌رو می‌توان نتیجه گرفت که تلفیق کاتالیزور ژنتیک با مدل RBF در این روش، بهبود عملکرد را نسبت به استفاده از مدل انفرادی RBF در پی داشته است. اختلاف دو مدل در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد معنادار شده است و فاصله شایان توجهی در دقت مدل هیبریدی دوگانه RBF- GA وجود دارد. از این‌رو می‌توان نتیجه گرفت که علی‌رغم افزایش هزینه‌های مدل‌های فرامدل هیبریدی دوگانه ذکرشده، استفاده از این مدل با توجه به افزایش دقت و صحت نتایج، منطقی‌تر به نظر می‌رسد. نتایج این بخش با برخی یافته‌ها [۳۳، ۶] مطابقت دارد. جدول ۳ نتایج مدل‌سازی شاخص FDSO را در پنج ایستگاه استان سیستان و بلوچستان با استفاده از میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه فصلی نشان می‌دهد. در این روش نیز استفاده از فصل‌های گذشته به‌منظور پیش‌بینی فصل‌های آتی، کارایی و بازدهی بیشتری داشته است. برای مثال در ایستگاه زاهدان، ضریب همبستگی پس از استفاده

از فصل چهارم به منظور پیش‌بینی شاخص FDSI، از ۰/۷۰۰ روز در فصل دوم به ۰/۷۰۲ روز افزایش یافت. همان‌طور که می‌دانیم، افزایش ضریب همبستگی نشانه افزایش عملکرد مدل در پیش‌بینی شاخص مورد نظر است. این روند برای هر پنج ایستگاه بررسی شده نیز به همین صورت رخ داد. براساس نتایج تحلیل معیارهای ارزیابی مدل در ایستگاه‌های بررسی شده در استان سیستان و بلوچستان در جدول ۵، ترکیب ۴ بهترین عملکرد را داشت. از این‌رو می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از ترکیب‌های ۳ و ۴ به‌طور نسبی نتایج بهتری از ترکیب‌های ۱ و ۲ ارائه می‌دهد. همان‌طور که در جدول ۴ بررسی شد، استفاده از ترکیب‌های فصلی چهارم و سوم نتایج بهتر و دقیق‌تری داشت. در روش حاضر، با تلفیق کاتالیزور ژنتیک با مدل SARIMA، به بررسی چگونگی تغییر عملکرد مدل پس از ترکیب با الگوریتم بهینه‌سازی یادشده پرداخته شد. برای مثال در ایستگاه سراوان، مقدار RMSE از ۰/۵۶۹ روز در نتیجه مدل‌سازی با مدل انفرادی SARIMA، به ۰/۴۷۶ روز در نتیجه ترکیب مدل یادشده با کاتالیزور ژنتیک کاهش یافت. برای بقیه ایستگاه‌ها نیز روند تغییر به همین صورت بود. از این‌رو می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب کاتالیزور GA با مدل SARIMA سبب افزایش دقت و عملکرد مدل مذکور در پیش‌بینی شاخص FDSI در استان سیستان و بلوچستان شده است. اختلاف عملکرد فرامدل هیبریدی دوگانه SARIMA-GA با مدل انفرادی SARIMA در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد معنی‌دار است؛ بدین ترتیب با وجود افزایش زمان، حجم و هزینه محاسبات، استفاده از مدل هیبریدی دوگانه ذکرشده افزایش دقت و عملکرد مدل‌سازی شاخص FDSI را نسبت به مدل انفرادی باکس جنکینز در پی دارد. نتایج این بخش با یافته‌های برخی پژوهش‌ها [۲۵، ۵] مطابقت دارد.

جدول ۲. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل RBF به منظور پیش‌بینی FDSI

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		R	MAE	RMSE	NS	R	MAE	RMSE	NS
زابل	۴	-۰/۷۹۱	-۰/۵۰۷	-۰/۴۱۴	-۰/۸۲۱	-۰/۷۷۳	-۰/۵۲۴	-۰/۴۲۳	-۰/۸۰۷
	۳	-۰/۷۹۱	-۰/۵۰۷	-۰/۴۱۴	-۰/۸۲۱	-۰/۷۷۴	-۰/۵۲۴	-۰/۴۲۴	-۰/۸۰۶
	۲	-۰/۷۹۱	-۰/۵۰۸	-۰/۴۱۳	-۰/۸۲۰	-۰/۷۷۲	-۰/۵۲۵	-۰/۴۲۵	-۰/۸۰۶
	۱	-۰/۷۸۹	-۰/۵۰۹	-۰/۴۱۴	-۰/۸۱۹	-۰/۷۷۲	-۰/۵۲۶	-۰/۴۲۶	-۰/۸۰۵
	۴	-۰/۷۸۸	-۰/۵۱۱	-۰/۴۱۵	-۰/۸۱۹	-۰/۷۷۱	-۰/۵۲۷	-۰/۴۲۶	-۰/۸۰۵
زاهدان	۳	-۰/۷۸۸	-۰/۵۱۲	-۰/۴۱۶	-۰/۸۱۹	-۰/۷۷۰	-۰/۵۲۸	-۰/۴۲۷	-۰/۸۰۵
	۲	-۰/۷۸۸	-۰/۵۱۳	-۰/۴۱۷	-۰/۸۱۸	-۰/۷۶۹	-۰/۵۲۹	-۰/۴۲۷	-۰/۸۰۴
	۱	-۰/۷۸۷	-۰/۵۱۴	-۰/۴۱۸	-۰/۸۱۷	-۰/۷۶۸	-۰/۵۳۱	-۰/۴۲۸	-۰/۸۰۳
	۴	-۰/۷۸۶	-۰/۵۱۴	-۰/۴۱۸	-۰/۸۱۶	-۰/۷۶۷	-۰/۵۳۲	-۰/۴۲۹	-۰/۸۰۳
خاش	۳	-۰/۷۸۶	-۰/۵۱۴	-۰/۴۱۹	-۰/۸۱۶	-۰/۷۶۶	-۰/۵۳۳	-۰/۴۳۱	-۰/۸۰۲
	۲	-۰/۷۸۵	-۰/۵۱۵	-۰/۴۱۹	-۰/۸۱۵	-۰/۷۶۵	-۰/۵۳۴	-۰/۴۳۲	-۰/۸۰۲
	۱	-۰/۷۸۴	-۰/۵۱۶	-۰/۴۲۱	-۰/۸۱۵	-۰/۷۶۴	-۰/۵۳۵	-۰/۴۳۳	-۰/۸۰۱
	۴	-۰/۷۸۳	-۰/۵۱۷	-۰/۴۲۲	-۰/۸۱۴	-۰/۷۶۳	-۰/۵۳۶	-۰/۴۳۴	-۰/۸۰۱
ایرانشهر	۳	-۰/۷۸۲	-۰/۵۱۸	-۰/۴۲۳	-۰/۸۱۳	-۰/۷۶۲	-۰/۵۳۷	-۰/۴۳۵	-۰/۸۰۰
	۲	-۰/۷۸۲	-۰/۵۱۹	-۰/۴۲۴	-۰/۸۱۲	-۰/۷۶۱	-۰/۵۳۸	-۰/۴۳۶	-۰/۷۹۹
	۱	-۰/۷۸۱	-۰/۵۲۱	-۰/۴۲۵	-۰/۸۱۲	-۰/۷۶۰	-۰/۵۳۹	-۰/۴۳۷	-۰/۷۹۸
	۴	-۰/۷۸۰	-۰/۵۲۲	-۰/۴۲۶	-۰/۸۱۲	-۰/۷۵۹	-۰/۵۴۱	-۰/۴۳۸	-۰/۷۹۷
سراوان	۳	-۰/۷۷۹	-۰/۵۲۳	-۰/۴۲۷	-۰/۸۱۱	-۰/۷۵۸	-۰/۵۴۲	-۰/۴۳۸	-۰/۷۹۶
	۲	-۰/۷۷۸	-۰/۵۲۴	-۰/۴۲۸	-۰/۸۰۹	-۰/۷۵۷	-۰/۵۴۳	-۰/۴۳۹	-۰/۷۹۵
	۱	-۰/۷۷۷	-۰/۵۲۵	-۰/۴۲۹	-۰/۸۰۸	-۰/۷۵۶	-۰/۵۴۴	-۰/۴۴۱	-۰/۷۹۴

جدول ۳. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل SARIMA به‌منظور پیش‌بینی FDS

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		R	MAE	RMSE	NS	R	MAE	RMSE	NS
زابل	۴	۰/۷۶۱	۰/۵۳۶	۰/۴۵۱	۰/۷۱۷	۰/۴۷۳	۰/۵۵۷	۰/۷۴۸	۰/۷۰۳
	۳	۰/۷۶۰	۰/۵۳۷	۰/۴۵۱	۰/۷۱۶	۰/۴۷۳	۰/۵۵۷	۰/۷۴۷	۰/۷۰۳
	۲	۰/۷۶۰	۰/۵۳۷	۰/۴۵۲	۰/۷۱۵	۰/۴۷۴	۰/۵۵۸	۰/۷۴۷	۰/۷۰۳
	۱	۰/۷۵۹	۰/۵۳۸	۰/۴۵۳	۰/۷۱۵	۰/۴۷۵	۰/۵۵۹	۰/۷۴۷	۰/۷۰۲
زاهدان	۴	۰/۷۵۸	۰/۵۳۸	۰/۴۵۴	۰/۷۱۴	۰/۴۷۶	۰/۵۵۹	۰/۷۴۵	۰/۷۰۲
	۳	۰/۷۵۸	۰/۵۳۹	۰/۴۵۵	۰/۷۱۳	۰/۴۷۷	۰/۵۵۹	۰/۷۴۴	۰/۷۰۱
	۲	۰/۷۵۷	۰/۵۳۹	۰/۴۵۶	۰/۷۱۲	۰/۴۷۸	۰/۵۶۱	۰/۷۴۵	۰/۷۰۰
	۱	۰/۷۵۶	۰/۵۴۱	۰/۴۵۷	۰/۷۱۱	۰/۴۷۸	۰/۵۶۲	۰/۷۴۳	۰/۷۰۰
خاش	۴	۰/۷۵۵	۰/۵۴۲	۰/۴۵۸	۰/۷۱۰	۰/۴۷۹	۰/۵۶۳	۰/۷۴۳	۰/۶۹۹
	۳	۰/۷۵۴	۰/۵۴۳	۰/۴۵۹	۰/۷۰۹	۰/۴۸۱	۰/۵۶۳	۰/۷۴۲	۰/۶۹۸
	۲	۰/۷۵۳	۰/۵۴۴	۰/۴۶۱	۰/۷۰۸	۰/۴۸۲	۰/۵۶۴	۰/۷۴۱	۰/۶۹۷
	۱	۰/۷۵۲	۰/۵۴۵	۰/۴۶۲	۰/۷۰۸	۰/۴۸۳	۰/۵۶۵	۰/۷۴۱	۰/۶۹۷
ایرانشهر	۴	۰/۷۵۱	۰/۵۴۶	۰/۴۶۳	۰/۷۰۸	۰/۴۸۴	۰/۵۶۶	۰/۷۳۹	۰/۶۹۶
	۳	۰/۷۴۹	۰/۵۴۷	۰/۴۶۳	۰/۷۰۶	۰/۴۸۵	۰/۵۶۷	۰/۷۳۸	۰/۶۹۵
	۲	۰/۷۳۸	۰/۵۴۸	۰/۴۶۳	۰/۷۰۵	۰/۴۸۶	۰/۵۶۸	۰/۷۳۷	۰/۶۹۴
	۱	۰/۷۳۷	۰/۵۴۸	۰/۴۶۴	۰/۷۰۴	۰/۴۸۷	۰/۵۶۹	۰/۷۳۶	۰/۶۹۳
سراوان	۴	۰/۷۳۶	۰/۵۴۸	۰/۴۶۵	۰/۷۰۴	۰/۴۸۸	۰/۵۶۹	۰/۷۳۵	۰/۶۹۲
	۳	۰/۷۳۵	۰/۵۴۹	۰/۴۶۶	۰/۷۰۳	۰/۴۸۹	۰/۵۷۱	۰/۷۳۴	۰/۶۹۲
	۲	۰/۷۳۵	۰/۵۵۱	۰/۴۶۷	۰/۷۰۲	۰/۴۸۹	۰/۵۷۲	۰/۷۳۳	۰/۶۹۱
	۱	۰/۷۳۴	۰/۵۵۲	۰/۴۶۸	۰/۷۰۱	۰/۴۹۱	۰/۵۷۲	۰/۷۳۲	۰/۶۹۱

جدول ۴. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل RBF- GA به‌منظور پیش‌بینی FDS

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		R	MAE	RMSE	NS	R	MAE	RMSE	NS
زابل	۴	۰/۷۲۳	۰/۵۶۵	۰/۴۸۲	۰/۶۷۳	۰/۴۹۵	۰/۵۷۱	۰/۷۱۱	۰/۶۵۶
	۳	۰/۷۲۱	۰/۵۶۵	۰/۴۸۲	۰/۶۷۳	۰/۴۹۵	۰/۵۷۲	۰/۷۱۱	۰/۶۵۶
	۲	۰/۷۲۰	۰/۵۶۵	۰/۴۸۳	۰/۶۷۳	۰/۴۹۵	۰/۵۷۳	۰/۷۱۰	۰/۶۵۵
	۱	۰/۷۲۰	۰/۵۶۶	۰/۴۸۳	۰/۶۷۲	۰/۴۹۶	۰/۵۷۳	۰/۷۰۹	۰/۶۵۴
زاهدان	۴	۰/۷۲۰	۰/۵۶۷	۰/۴۸۴	۰/۶۷۲	۰/۴۹۶	۰/۵۷۳	۰/۷۰۸	۰/۶۵۳
	۳	۰/۷۱۹	۰/۵۶۸	۰/۴۸۵	۰/۶۷۱	۰/۴۹۷	۰/۵۷۴	۰/۷۰۷	۰/۶۵۲
	۲	۰/۷۱۹	۰/۵۶۹	۰/۴۸۶	۰/۶۷۱	۰/۴۹۷	۰/۵۷۵	۰/۷۰۶	۰/۶۵۲
	۱	۰/۷۱۸	۰/۵۷۱	۰/۴۸۷	۰/۶۷۰	۰/۴۹۷	۰/۵۷۶	۰/۷۰۶	۰/۶۵۱
خاش	۴	۰/۷۱۷	۰/۵۷۲	۰/۴۸۸	۰/۶۶۹	۰/۴۹۸	۰/۵۷۲	۰/۷۰۵	۰/۶۵۰
	۳	۰/۷۱۶	۰/۵۷۲	۰/۴۸۹	۰/۶۶۸	۰/۴۹۹	۰/۵۷۲	۰/۷۰۴	۰/۶۵۰
	۲	۰/۷۱۶	۰/۵۷۲	۰/۴۹۱	۰/۶۶۷	۰/۴۹۹	۰/۵۷۴	۰/۷۰۳	۰/۶۴۹
	۱	۰/۷۱۶	۰/۵۷۲	۰/۴۹۲	۰/۶۶۶	۰/۵۰۱	۰/۵۷۸	۰/۷۰۲	۰/۶۴۸
ایرانشهر	۴	۰/۷۱۵	۰/۵۷۳	۰/۴۹۳	۰/۶۶۵	۰/۵۰۲	۰/۵۷۸	۰/۷۰۲	۰/۶۴۷
	۳	۰/۷۱۴	۰/۵۷۴	۰/۴۹۳	۰/۶۶۴	۰/۵۰۲	۰/۵۷۹	۰/۷۰۲	۰/۶۴۶
	۲	۰/۷۱۳	۰/۵۷۴	۰/۴۹۴	۰/۶۶۳	۰/۵۰۳	۰/۵۷۹	۰/۷۰۱	۰/۶۴۵
	۱	۰/۷۱۲	۰/۵۷۵	۰/۴۹۵	۰/۶۶۲	۰/۵۰۴	۰/۵۸۱	۰/۷۰۱	۰/۶۴۴
سراوان	۴	۰/۷۱۱	۰/۵۷۶	۰/۴۹۶	۰/۶۶۱	۰/۵۰۴	۰/۵۸۲	۰/۷۰۰	۰/۶۴۳
	۳	۰/۷۱۰	۰/۵۷۶	۰/۴۹۷	۰/۶۶۱	۰/۵۰۵	۰/۵۸۳	۰/۷۰۰	۰/۶۴۲
	۲	۰/۷۰۹	۰/۵۷۶	۰/۴۹۷	۰/۶۵۹	۰/۵۰۶	۰/۵۸۴	۰/۶۹۹	۰/۶۴۱
	۱	۰/۷۰۸	۰/۵۷۷	۰/۴۹۸	۰/۶۵۸	۰/۵۰۷	۰/۵۸۵	۰/۶۹۸	۰/۶۴۱

جدول ۵. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل SARIMA- GA به منظور پیش‌بینی FSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش			مجموعه داده آزمون		
		NS	RMSE	MAE	NS	RMSE	MAE
زابل	۴	۰/۸۱۱	۰/۴۲۸	۰/۳۹۱	۰/۸۷۴	۰/۴۲۸	۰/۴۰۲
	۳	۰/۸۱۱	۰/۴۲۸	۰/۳۹۱	۰/۸۷۴	۰/۴۲۸	۰/۴۰۲
	۲	۰/۸۱۰	۰/۴۲۷	۰/۳۹۲	۰/۸۷۴	۰/۴۲۷	۰/۴۰۲
	۱	۰/۸۰۹	۰/۴۲۶	۰/۳۹۳	۰/۸۷۳	۰/۴۲۶	۰/۴۰۳
زاهدان	۴	۰/۸۰۸	۰/۴۲۵	۰/۳۹۳	۰/۸۷۲	۰/۴۲۵	۰/۴۰۴
	۳	۰/۸۰۷	۰/۴۲۳	۰/۳۹۳	۰/۸۷۱	۰/۴۲۳	۰/۴۰۵
	۲	۰/۸۰۶	۰/۴۲۳	۰/۳۹۴	۰/۸۷۱	۰/۴۲۳	۰/۴۰۶
	۱	۰/۸۰۵	۰/۴۲۴	۰/۳۹۵	۰/۸۷۱	۰/۴۲۴	۰/۴۰۶
خاش	۴	۰/۸۰۵	۰/۴۲۱	۰/۳۹۶	۰/۸۶۹	۰/۴۲۱	۰/۴۰۶
	۳	۰/۸۰۴	۰/۴۲۱	۰/۳۹۷	۰/۸۷۰	۰/۴۲۱	۰/۴۰۷
	۲	۰/۸۰۳	۰/۴۱۹	۰/۳۹۸	۰/۸۷۰	۰/۴۱۹	۰/۴۰۷
	۱	۰/۸۰۲	۰/۴۱۸	۰/۳۹۸	۰/۸۶۹	۰/۴۱۸	۰/۴۰۸
ایرانشهر	۴	۰/۸۰۱	۰/۴۱۸	۰/۳۹۸	۰/۸۶۸	۰/۴۱۸	۰/۴۰۸
	۳	۰/۸۰۱	۰/۴۱۷	۰/۳۹۸	۰/۸۶۷	۰/۴۱۷	۰/۴۰۸
	۲	۰/۸۰۰	۰/۴۱۶	۰/۳۹۹	۰/۸۶۶	۰/۴۱۶	۰/۴۰۹
	۱	۰/۷۹۹	۰/۴۱۵	۰/۳۹۹	۰/۸۶۶	۰/۴۱۵	۰/۴۱۰
سراوان	۴	۰/۷۹۸	۰/۴۱۴	۰/۴۰۱	۰/۸۶۵	۰/۴۱۴	۰/۴۱۱
	۳	۰/۷۹۷	۰/۴۱۳	۰/۴۰۱	۰/۸۶۴	۰/۴۱۳	۰/۴۱۲
	۲	۰/۷۹۶	۰/۴۱۲	۰/۴۰۰	۰/۸۶۳	۰/۴۱۲	۰/۴۱۲
	۱	۰/۷۹۵	۰/۴۱۲	۰/۴۰۲	۰/۸۶۲	۰/۴۱۲	۰/۴۱۲

پس از مقایسه مقادیر حاصل از تجزیه و تحلیل معیارهای ارزیابی مدل مناسب برای پیش‌بینی شاخص FSD در جدول‌های ۳ و ۴، در روش حاضر، عملکرد حاصل از تلفیق مدل‌های مذکور در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار بررسی شد. با توجه به جدول ۶، مقدار R و RMSE در ایستگاه زابل برای ترکیب ۴، به ترتیب از ۰/۸۰۷ و ۰/۵۲۴ روز در نتیجه مدل‌سازی با مدل RBF به ۰/۷۰۳ و ۰/۵۵۷ روز در نتیجه مدل‌سازی با SARIMA و ۰/۶۱۴ و ۰/۵۹۳ روز در نتیجه مدل‌سازی با مدل هیبریدی دوگانه SARIMA- RBF کاهش یافت. از این‌رو ترکیب مدل‌های انفرادی همیشه افزایش عملکرد و دقت در نتایج خروجی را در پی نخواهد داشت. نتایج این قسمت با نتایج برخی پژوهش‌ها [۲۶، ۲۵، ۹] مطابقت دارد.

جدول ۶. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل SARIMA- RBF به منظور پیش‌بینی FSD

ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش			مجموعه داده آزمون		
		NS	RMSE	MAE	NS	RMSE	MAE
زابل	۴	۰/۷۰۹	۰/۵۸۳	۰/۵۰۴	۰/۶۲۳	۰/۵۸۳	۰/۵۱۳
	۳	۰/۷۰۹	۰/۵۸۳	۰/۵۰۴	۰/۶۲۱	۰/۵۸۳	۰/۵۱۳
	۲	۰/۷۰۸	۰/۵۸۳	۰/۵۰۴	۰/۶۲۱	۰/۵۸۳	۰/۵۱۴
	۱	۰/۷۰۷	۰/۵۸۴	۰/۵۰۳	۰/۶۲۱	۰/۵۸۴	۰/۵۱۴
زاهدان	۴	۰/۷۰۷	۰/۵۸۵	۰/۵۰۳	۰/۶۲۰	۰/۵۸۵	۰/۵۱۵
	۳	۰/۷۰۷	۰/۵۸۶	۰/۵۰۲	۰/۶۲۰	۰/۵۸۶	۰/۵۱۶
	۲	۰/۷۰۶	۰/۵۸۶	۰/۵۰۲	۰/۶۲۰	۰/۵۸۶	۰/۵۱۷
	۱	۰/۷۰۶	۰/۵۸۶	۰/۵۰۱	۰/۶۱۹	۰/۵۸۶	۰/۵۱۸
خاش	۴	۰/۷۰۵	۰/۵۸۸	۰/۵۰۱	۰/۶۱۸	۰/۵۸۸	۰/۵۱۹
	۳	۰/۷۰۴	۰/۵۸۹	۰/۵۰۰	۰/۶۱۷	۰/۵۸۹	۰/۵۱۹
	۲	۰/۷۰۳	۰/۵۹۱	۰/۵۰۰	۰/۶۱۷	۰/۵۹۱	۰/۵۲۱
	۱	۰/۷۰۲	۰/۵۹۲	۰/۴۹۹	۰/۶۱۶	۰/۵۹۲	۰/۵۲۲
ایرانشهر	۴	۰/۷۰۲	۰/۵۹۳	۰/۴۹۸	۰/۶۱۶	۰/۵۹۳	۰/۵۲۲
	۳	۰/۷۰۱	۰/۵۹۴	۰/۴۹۸	۰/۶۱۵	۰/۵۹۴	۰/۵۲۳
	۲	۰/۷۰۰	۰/۵۹۵	۰/۴۹۷	۰/۶۱۴	۰/۵۹۵	۰/۵۲۴
	۱	۰/۶۹۹	۰/۵۹۶	۰/۴۹۶	۰/۶۱۴	۰/۵۹۶	۰/۵۲۵
سراوان	۴	۰/۶۹۸	۰/۵۹۷	۰/۴۹۵	۰/۶۱۴	۰/۵۹۷	۰/۵۲۶
	۳	۰/۶۹۷	۰/۵۹۷	۰/۴۹۴	۰/۶۱۳	۰/۵۹۷	۰/۵۲۷
	۲	۰/۶۹۶	۰/۵۹۸	۰/۴۹۳	۰/۶۱۲	۰/۵۹۸	۰/۵۲۷
	۱	۰/۶۹۶	۰/۵۹۸	۰/۴۹۳	۰/۶۱۲	۰/۵۹۸	۰/۵۲۷

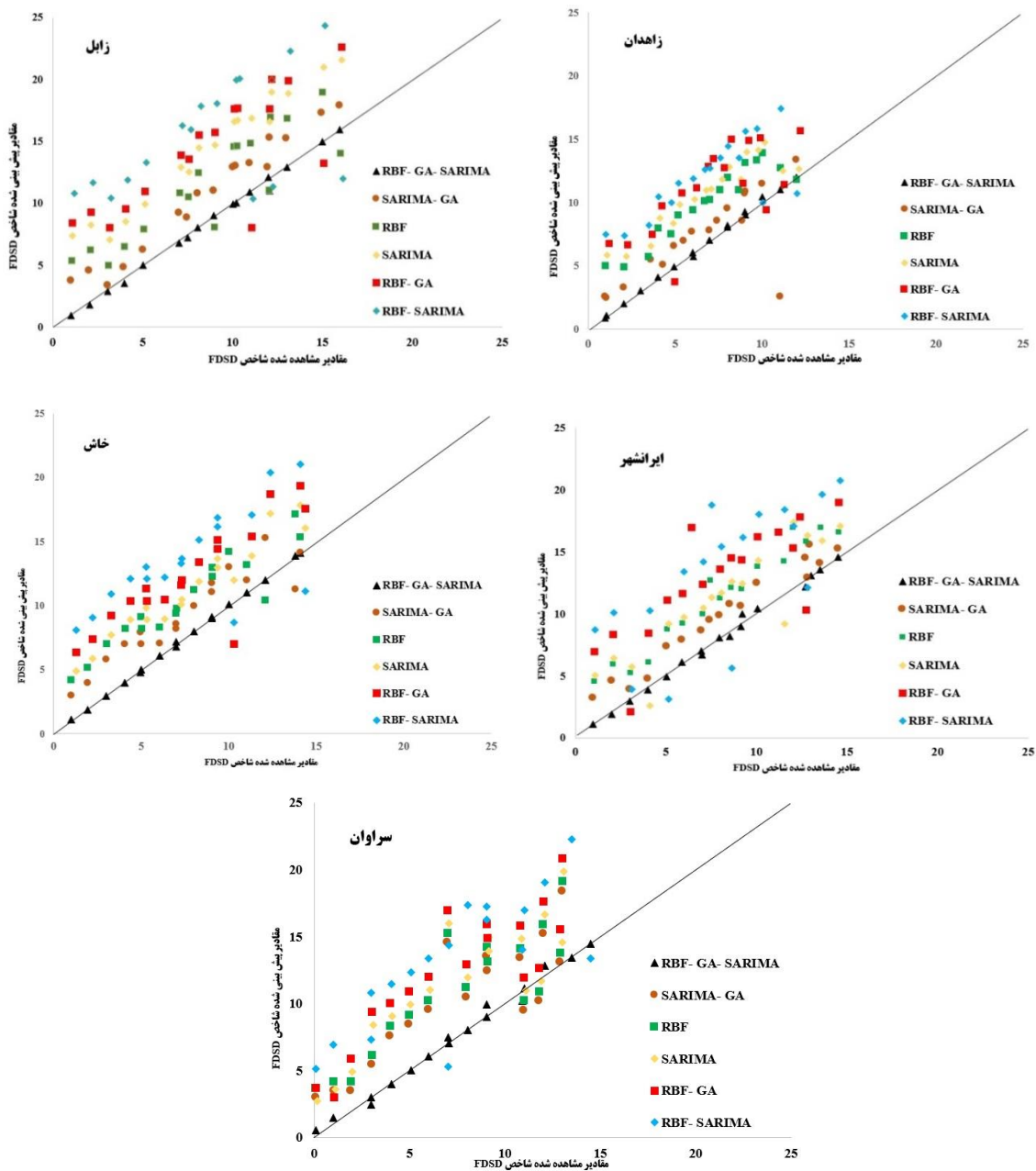
در جدول ۷، نتایج پیش‌بینی شاخص FDSO با استفاده از فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA نشان داده شده است. مدل حاضر از تلفیق مدل‌های RBF و SARIMA و کاتالیزور ژنتیک تشکیل شده است. همان‌طور که در جدول ۷ مشخص است، به‌کارگیری مدل هیبریدی فوق‌افزایش دقت چشمگیری نسبت به دیگر مدل‌های انفرادی و مدل‌های هیبریدی که در بخش‌های بالاتر بررسی شدند نشان داده است. از این‌رو استفاده از چهار فصل گذشته، به‌منظور پیش‌بینی فصل‌های آینده، نتایج دقیق‌تری در فرایند پیش‌بینی شاخص فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار در استان سیستان و بلوچستان به‌همراه دارد. برای مثال در ایستگاه زاهدان که از نظر متوسط روزهای همراه با توفان گردوغبار در مقیاس فصلی در رتبه دوم قرار دارد، مقدار RMSE از ۰/۵۹۵ روز در نتیجه مدل‌سازی با RBF- SARIMA، به ۰/۵۷۳ روز در نتیجه مدل‌سازی با RBF- GA، ۰/۵۵۹ روز در نتیجه مدل‌سازی با SARIMA، ۰/۵۲۷ روز در نتیجه مدل‌سازی با RBF، ۰/۴۶۸ روز در نتیجه مدل‌سازی با SARIMA- GA و در نهایت به ۰/۲۳۴ روز در نتیجه مدل‌سازی با فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA کاهش یافت.

جدول ۷. نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل RBF- GA- SARIMA به‌منظور پیش‌بینی FDSO

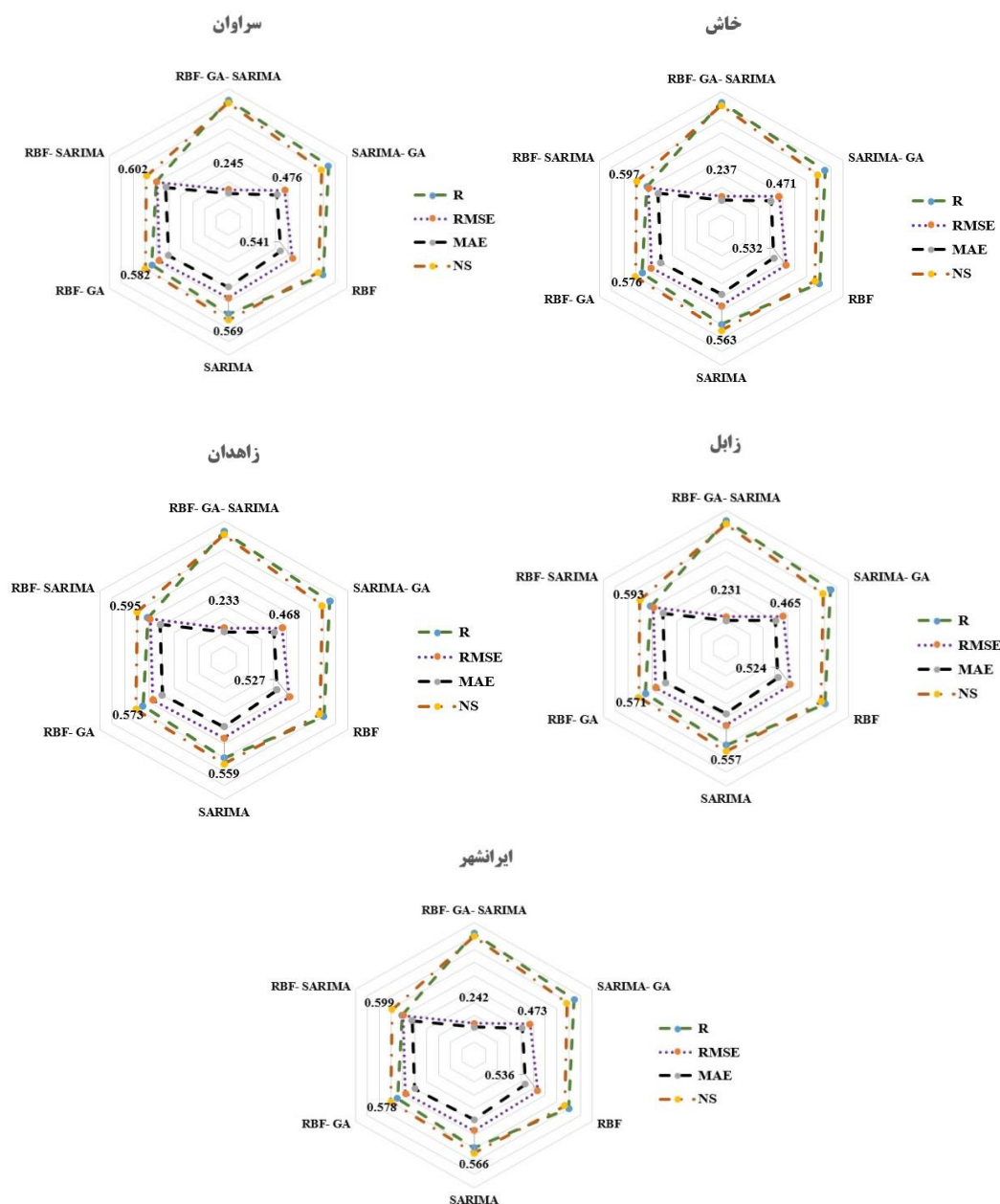
ایستگاه	شماره ترکیب	مجموعه داده آموزش				مجموعه داده آزمون			
		R	MAE	RMSE	NS	R	MAE	RMSE	NS
زابل	۴	۰/۹۱۸	۰/۱۷۴	۰/۱۹۶	۰/۹۵۱	۰/۲۰۱	۰/۲۳۱	۰/۹۰۴	۰/۹۲۹
	۳	۰/۹۱۸	۰/۱۷۴	۰/۱۹۶	۰/۹۵۱	۰/۲۰۲	۰/۲۳۱	۰/۹۰۴	۰/۹۲۹
	۲	۰/۹۱۸	۰/۱۷۵	۰/۱۹۷	۰/۹۵۰	۰/۲۰۳	۰/۲۳۲	۰/۹۰۴	۰/۹۲۸
	۱	۰/۹۱۷	۰/۱۷۶	۰/۱۹۸	۰/۹۴۹	۰/۲۰۳	۰/۲۳۳	۰/۹۰۳	۰/۹۲۷
زاهدان	۴	۰/۹۱۶	۰/۱۷۳	۰/۱۹۹	۰/۹۴۸	۰/۲۰۴	۰/۲۳۴	۰/۹۰۲	۰/۹۲۷
	۳	۰/۹۱۶	۰/۱۷۶	۰/۱۹۹	۰/۹۴۷	۰/۲۰۵	۰/۲۳۵	۰/۹۰۲	۰/۹۲۷
	۲	۰/۹۱۵	۰/۱۷۵	۰/۱۹۹	۰/۹۴۷	۰/۲۰۵	۰/۲۳۶	۰/۹۰۲	۰/۹۲۶
	۱	۰/۹۱۴	۰/۱۷۷	۰/۲۰۱	۰/۹۴۶	۰/۲۰۶	۰/۲۳۷	۰/۹۰۱	۰/۹۲۵
خاش	۴	۰/۹۱۳	۰/۱۷۸	۰/۲۰۱	۰/۹۴۵	۰/۲۰۷	۰/۲۳۷	۰/۹۰۱	۰/۹۲۴
	۳	۰/۹۱۲	۰/۱۷۹	۰/۲۰۰	۰/۹۴۵	۰/۲۰۸	۰/۲۳۸	۰/۹۰۱	۰/۹۲۳
	۲	۰/۹۱۲	۰/۱۸۱	۰/۲۰۰	۰/۹۴۴	۰/۲۰۹	۰/۲۳۹	۰/۹۰۰	۰/۹۲۲
	۱	۰/۹۱۱	۰/۱۸۱	۰/۲۰۲	۰/۹۴۳	۰/۲۱۱	۰/۲۴۱	۰/۸۹۹	۰/۹۲۱
ایرانشهر	۴	۰/۹۱۰	۰/۱۸۲	۰/۲۰۳	۰/۹۴۲	۰/۲۱۲	۰/۲۴۲	۰/۸۹۷	۰/۹۲۰
	۳	۰/۹۰۹	۰/۱۸۳	۰/۲۰۴	۰/۹۴۱	۰/۲۱۳	۰/۲۴۳	۰/۸۹۸	۰/۹۲۰
	۲	۰/۹۰۸	۰/۱۸۴	۰/۲۰۵	۰/۹۴۱	۰/۲۱۴	۰/۲۴۴	۰/۸۹۷	۰/۹۲۰
	۱	۰/۹۰۸	۰/۱۸۵	۰/۲۰۶	۰/۹۴۱	۰/۲۱۵	۰/۲۴۴	۰/۸۹۶	۰/۹۱۹
سراوان	۴	۰/۹۰۸	۰/۱۸۶	۰/۲۰۷	۰/۹۴۰	۰/۲۱۶	۰/۲۴۵	۰/۸۹۵	۰/۹۱۸
	۳	۰/۹۰۷	۰/۱۸۷	۰/۲۰۸	۰/۹۳۹	۰/۲۱۷	۰/۲۴۶	۰/۸۹۴	۰/۹۱۸
	۲	۰/۹۰۶	۰/۱۸۷	۰/۲۰۹	۰/۹۳۸	۰/۲۱۷	۰/۲۴۷	۰/۸۹۳	۰/۹۱۷
	۱	۰/۹۰۶	۰/۱۸۸	۰/۲۱۱	۰/۹۳۸	۰/۲۱۸	۰/۲۴۷	۰/۸۹۲	۰/۹۱۷

نتایج پیش‌بینی شاخص FDSO حاکی از عملکرد مناسب فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA در پنج ایستگاه بررسی‌شده در استان سیستان و بلوچستان است. افزون‌بر این، مدل مذکور با بیشترین مقدار R و ضریب NS و کمترین مقدار RMSE و MAE، بهترین مدل برای پیش‌بینی شاخص FDSO در این استان است. مدل RBF- SARIMA نیز با کمترین عملکرد در میان شش مدل بررسی‌شده، رتبه آخر را داراست. از این موضوع می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب مدل‌های انفرادی همیشه افزایش دقت و بهبود نتایج را در پی نخواهد داشت. با توجه به موارد بررسی‌شده در بخش‌های قبلی، با حرکت به سمت فصل‌های گذشته (به‌کارگیری فصل‌های ۳ و ۴ در فرایند مدل‌سازی و پیش‌بینی) نتایج بهتری نیز به‌منظور پیش‌بینی شاخص FDSO در فصول آتی در استان سیستان و بلوچستان حاصل شد. شکل ۴، مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده شاخص فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار را برای داده‌های گروه آزمون ایستگاه‌های استان سیستان و بلوچستان نشان می‌دهد. در این شکل، رابطه میان مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده شاخص FDSO در همه ایستگاه‌ها، با خطی با شیب ۴۵ درجه ارزیابی

شد. مدل هیبریدی RBF- SARIMA با کمترین دقت و بیشترین پراکندگی نسبت به بقیه مدل‌ها، بیشترین اختلاف و فاصله را با نیم‌ساز ربع‌های اول و سوم دارد. فرامدل هیبرید سه‌گانه RBF- GA- SARIMA نیز با بیشترین تطابق نسبت به نیم‌ساز ربع‌های اول و سوم، بیشترین کارایی و بازده را در میان مدل‌های بررسی شده دارد. از طرف دیگر، مقایسه میانگین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده شاخص FSD در این استان در طول ۵۰ سال با استفاده از آزمون t ، نشان‌دهنده برابری میانگین سری‌های زمانی مشاهداتی و پیش‌بینی است. بدین ترتیب نتایج همه مدل‌های بررسی شده معنادار و قابل قبول است (جدول ۸). نتایج این بخش با برخی پژوهش‌ها [۵، ۶، ۹] مطابقت دارد.



شکل ۴. مقایسه مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده شاخص FSD با استفاده از مدل‌های RBF، SARIMA، RBF- GA، SARIMA- GA و RBF- SARIMA و فرامدل هیبرید سه‌گانه RBF- GA- SARIMA



شکل ۵. مقایسه شاخص‌های نیکویی برازش برای ایستگاه‌های استان سیستان و بلوچستان - ترکیب فصلی چهارم

نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

امروزه پدیده گردوغبار یکی از مسائل اصلی مناطق خشک و نیمه‌خشک است که منشأ آن مناطقی مانند تالاب‌ها و رودخانه‌های خشک است. گردوغبار با تأثیر بر سیستم تنفسی انسان، آسیب‌های جبران‌ناپذیری به سلامت وارد می‌کند. شدت و فراوانی این مخاطره همواره در حال افزایش است که این موضوع ارتباط تنگاتنگی با تغییرات اقلیمی، تغییرات پوشش زمین و کاربری اراضی دارد. توفان‌های گردوغبار از جمله پدیده‌های جوی هستند که با پیامدهای گسترده و مخرب همراه است و در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان، از جمله استان سیستان و بلوچستان، به‌طور مداوم رخ می‌دهند. این توفان‌ها هم به‌عنوان مخاطره محیطی و هم به‌عنوان معضلی اجتماعی-اقتصادی مطرح‌اند که سلامت انسان، کشاورزی، زیرساخت‌ها، منابع آب و کیفیت زندگی را به‌شدت تحت تأثیر قرار می‌دهند. گردوغبار ناشی از این توفان‌ها می‌تواند سبب افزایش بیماری‌های تنفسی و قلبی شود و به کاهش دید افقی و در نتیجه بروز سوانح جاده‌ای و هوایی منجر شود. همچنین، اثرهای مخرب این توفان‌ها بر خاک‌های زراعی و

کاهش باروری زمین‌های کشاورزی سبب بحران‌های اقتصادی و مهاجرت‌های اجباری در این استان شده است. استان سیستان و بلوچستان به دلیل موقعیت جغرافیایی خاص خود، وزش بادهای ۱۲۰ روزه، خشکسالی‌های مداوم، کمبود پوشش گیاهی و تغییرات اقلیمی از مناطقی است که به شدت در معرض توفان‌های گردوغبار قرار دارد. خشک شدن تالاب‌های مهم مانند هامون و تغییرات در کاربری اراضی نیز بر شدت و تکرار این توفان‌ها افزوده است. این توفان‌ها سالانه خسارات زیادی به بخش‌های مختلف از جمله سلامت عمومی، کشاورزی، منابع آب و اقتصاد محلی وارد می‌کنند. بنابراین مدل‌سازی دقیق و پیش‌بینی این پدیده‌ها به منظور هشدارهای به موقع و اتخاذ راهکارهای مدیریتی برای کاهش اثر آنها ضروری است. از این رو در پژوهش حاضر، دقت و عملکرد فرامدل هیبریدی سه‌گانه RBF- GA- SARIMA با مدل‌های انفرادی و هیبریدی RBF- GA ، SARIMA، RBF- GA ، SARIMA- GA و RBF- SARIMA در پنج ایستگاه سینوپتیک استان خوزستان (زابل، زاهدان، خاش، ایرانشهر و سراوان) در طول دوره آماری ۵۰ ساله (۲۰۲۰-۱۹۷۱) مقایسه و تحلیل شد. پس از مقایسه نتایج مدل‌سازی با شش مدل یادشده با استفاده از شاخص‌های R، RMSE، MAE و NS در هر پنج ایستگاه، فرامدل هیبریدی سه‌گانه با بیشترین دقت در پیش‌بینی شاخص FDSI، در رتبه اول قرار گرفت و برترین مدل به منظور پیش‌بینی شاخص مذکور در استان سیستان و بلوچستان شناخته شد. نکته شایان توجه آن است که تا کنون پیش‌بینی شاخص فراوانی روزهای همراه با توفان گردوغبار در استان سیستان و بلوچستان با استفاده از فرامدل‌های هیبریدی سه‌گانه باکس جنکینز- کاتالیزور- شبکه عصبی صورت نگرفته است. از این رو می‌تواند به عنوان مدلی بهینه برای پیش‌بینی شاخص FDSI در این استان با حداقل خطا انتخاب شود. همان‌طور که در شکل‌های ۴ و ۵ نیز مشخص است، مدل‌های RBF- GA ، SARIMA ، RBF- GA ، SARIMA و RBF- SARIMA در پیش‌بینی شاخص FDSI از نظر کارایی و دقت به ترتیب در رتبه‌های دوم تا ششم قرار گرفته‌اند. نتایج این پژوهش می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های بهینه در مدیریت بحران و کاهش ریسک‌های مرتبط و نیز با ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر درباره الگوهای گردوغبار، به تصمیم‌گیری در حوزه کشاورزی، سلامت عمومی و توسعه زیرساخت‌های مقاوم کمک می‌کند.

منابع

- [1]. Ahmadpour, A., Mirhashemi, S., Haghighat jou, P., & Foroughi, F. (2022). Comparison of the monthly streamflow forecasting in Maroon dam using HEC-HMS and SARIMA models. *Sustainable Water Resources Management*, 8(5), 158. [In persian]
- [2]. Aliyari, M., Teshnehlab, M., & Khaki Sedigh, A. (2008). Short-term forecast of air pollution by neural networks, delayed memory line, gamma and ANFIS with PSO-based educational methods. *Control journal*, 2(1), 1-19. [In persian]
- [3]. Alshammari, R. K., Alrwais, O., & Aksoy, M. S. (2022). Machine learning applications to dust storms: a meta-analysis. *Aerosol and Air Quality Research*, 22(12), 220183.
- [4]. Al-Taei, A. I., Alesheikh, A. A., & Darvishi Bolorani, A. (2024). Hazardous Dust Source Susceptibility Mapping in Wet and Dry Periods of the Tigris-Euphrates Basin: A Meta-Heuristics and Machine Learning. *Environmental Management Hazards*, 10(4), 355-370.
- [5]. Ansari Ghojghar, M., Bazrafshan, J., Araghinejad, S., Parsi, E., & Soltani, S. (2020). Evaluation of the performance of the support-wavelet vector machine hybrid model in predicting dust storms (Case study: Sistan and Baluchestan province). *Environmental Management Hazards*, 7(4), 331-351. [In persian]
- [6]. Aryal, Y. (2022). Application of Artificial Intelligence Models for Aeolian Dust Prediction at Different Temporal Scales: A Case with Limited Climatic Data. *AI*, 3(3), 707-718. <https://doi.org/10.3390/ai3030041>.
- [7]. Asghari Sareskanrood, S., & Zeinali, B. (2014). Analyzing and Mapping of Dust Storms Seasonal Frequency over Iran for Hazards Reduction. *Environmental Management Hazards*, 1(2), 217-239. doi: 10.22059/jhsci.2014.53122. [In persian]
- [8]. Bolorani, A. D., Ranjbareslamloo, S., Mirzaie, S., Bahrami, H. A., Mirzapour, F., & Tehrani, N. A. (2020). Spectral behavior of Persian oak under compound stress of water deficit and dust storm. *International journal of Applied earth Observation and Geoinformation*, 88, 102082. [In persian]
- [9]. Bullard, J. E., Harrison, S. P., Baddock, M. C., Drake, N., Gill, T. E., McTainsh, G., & Sun, Y. (2011). Preferential dust sources: A geomorphological classification designed for use in global dust-cycle models. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 116(F4).
- [10]. Dong, Z., Yu, X., Li, X., & Dai, J. (2013). Analysis of variation trends and causes of aerosol optical depth in Shaanxi Province using MODIS data. *Chinese Science Bulletin*, 58, 4486-4496.
- [11]. Falah Qalhar, G. & Sarvestan, R. (2020). Review and forecast of the phenomenon of dust in Khuzestan Province using Box-Jenkins time series model. *Watershed Engineering and Management*, 12(3), 608-620. doi: 10.22092/ijwms.2018.115726.1363.
- [12]. Gholami, H., Mohamadifar, A., Sorooshian, A., & Jansen, J. D. (2020). Machine-learning algorithms for predicting land susceptibility to dust emissions: The case of the Jazmurian Basin, Iran. *Atmospheric pollution research*, 11(8), 1303-1315. [In persian]
- [13]. Hallaj, Z., Sediqi, H., & Farhadian, H. (2015). Environmental effects of dust storms in southeast Iran (case study: Hamoon Lagoon). In International Conference on New Researches in Agricultural and Environmental Sciences, Tehran, *Economy and Energy Association*. [In Persian].
- [14]. jahanbakhshasl S, mohammadkhorshiddoust A, abbasighasrik F, abbasighasrik Z. (2024). Precipitation, Time Series Models, Man-Kendall, Holt Winters model, West Azerbaijan Province. *jgs*. 24(75), 98-115. doi:10.61186/jgs.24.75.10. [In persian]
- [15]. Jish Prakash, P., Stenchikov, G., Kalenderski, S., Osipov, S., & Bangalath, H. (2015). The impact of dust storms on the Arabian Peninsula and the Red Sea. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 15(1), 199-222.
- [16]. Khaniabadi, Y. O., Daryanoosh, S. M., Amrane, A., Polosa, R., Hopke, P. K., Goudarzi, G., ... & Armin, H. (2017). Impact of Middle Eastern Dust storms on human health. *Atmospheric pollution research*, 8(4), 606-613. [In persian]
- [17]. Liu, Y., Wang, G., Hu, Z., Shi, P., Lyu, Y., Zhang, G., ... & Liu, L. (2020). Dust storm susceptibility on different land surface types in arid and semiarid regions of northern China. *Atmospheric research*, 243, 105031.
- [18]. Melody Farahbakhsh , Bohlool Alijani, Ebrahim Fattahi, (2015). Synoptic analysis of Iran dust storm hazard (July 30 to August 2, 2012), *Journal of Environmental Management Hazard*, 2(1), 5-20. magiran.com/p2119723 .[In persian]
- [19]. Moody, J., & Darken, C. J. (1989). Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural computation*, 1(2), 281-294.
- [20]. Naghibi, A., Hashemi, H., Zhao, P., Brogaard, S., Eklund, L., Hassan, H. H., & Mansourian, A. (2024). Spatiotemporal variability of dust storm source susceptibility during wet and dry periods: The Tigris-Euphrates River Basin. *Atmospheric pollution research*, 15(1), 101953.

- [21]. Namdari, S., Karimi, N., Sorooshian, A., Mohammadi, G., & Sehatkashani, S. (2018). Impacts of climate and synoptic fluctuations on dust storm activity over the Middle East. *Atmospheric environment*, 173, 265-276. [In persian]
- [22]. Neelamani, S., & Al-Dousari, A. (2016). A study on the annual fallout of the dust and the associated elements into the Kuwait Bay, Kuwait. *Arabian Journal of Geosciences*, 9, 1-11.
- [23]. 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.
- [24]. Pan, H., Gui, G., Lin, Z., & Yan, C. (2018). Deep BBN learning for health assessment toward decision-making on structures under uncertainties. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 22, 928-940.
- [25]. 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 Quarterly*, 52(4), 567-587. [In persian]
- [26]. Raeispour, K. (2008). Statistical Analysis and Isometropia of Dust in Khuzestan Province. MS. c dissertation, Sistan and Baluchestan University, 189. [In persian]
- [27]. Rashki, A., Kaskaoutis, D. G., Eriksson, P. G., de W. Rautenbach, C. J., Flamant, C., & Abdi Vishkaee, F. (2014). Spatio-temporal variability of dust aerosols over the Sistan region in Iran based on satellite observations. *Natural hazards*, 71, 563-585. [In persian]
- [28]. Rezazadeh, M., Irannejad, P., & Shao, Y. (2013). Climatology of the Middle East dust events. *Aeolian Research*, 10, 103-109. [In persian]
- [29]. Rivas, V. M., Merelo, J. J., Castillo, P. A., Arenas, M. G., & Castellano, J. G. (2004). Evolving RBF neural networks for time-series forecasting with EvRBF. *Information Sciences*, 165(3-4), 207-220.
- [30]. Samadi, M., Darvishi Bolorani, A., Alavipanah, S. K., Mohamadi, H., & Najafi, M. S. (2014). Global dust Detection Index (GDDI); a new remotely sensed methodology for dust storms detection. *Journal of environmental health science and engineering*, 12, 1-14. [In persian]
- [31]. Satapathy, S. K., Dehuri, S., Jagadev, A. K., & Mishra, S. (2019). EEG Signal Classification Using RBF Neural Network Trained With Improved PSO Algorithm for Epilepsy Identification. EEG Brain Signal Classification for Epileptic Seizure Disorder Detection; Satapathy, SK, Dehuri, S., Jagadev, AK, Mishra, S., Eds, 67-89.
- [32]. Shepherd, G., Terradellas, E., Baklanov, A., Kang, U., Sprigg, W., Nickovic, S., ... & Joowan, C. (2016). Global assessment of sand and dust storms.
- [33]. Sun, J. H., Zhao, L. N., & Zhao, S. X. (2003). An integrated modeling system of dust storm suitable to north China and applications. *Clim Environ Res*, 8, 125-142.
- [34]. Ukhov, A., Mostamandi, S., Da Silva, A., Flemming, J., Alshehri, Y., Shevchenko, I., & Stenchikov, G. (2020). Assessment of natural and anthropogenic aerosol air pollution in the Middle East using MERRA-2, CAMS data assimilation products, and high-resolution WRF-Chem model simulations. *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*, 2020, 1-42.
- [35]. UNEP, WMO, UNCCD, 2016. Global Assessment of Sand and Dust Storms. *United Nations Environment Programme*, Nairobi.
- [36]. Wan, A., Chang, Q., Khalil, A. B., & He, J. (2023). Short-term power load forecasting for combined heat and power using CNN-LSTM enhanced by attention mechanism. *Energy*, 282, 128274.
- [37]. WMO. (1995). Manual on Codes – International Codes. *WMO Report No.306*, Geneva, Switzerland
- [38]. World Bank. (2019). Sand and Dust Storms in the Middle East and North Africa Region: Sources, Costs, and Solutions.