



Evaluation of the Efficiency of Multi-Layer Perceptron Neural Network in Predicting Dust Storms in the Persian Gulf Coasts (Abadan, Ahvaz and Bushehr climatic Stations)

Fatemeh Vatanparast Galeh Juq¹, Bromand Salahi^{2*}

¹ PhD Student in Climatology, Department of Physical Geography, Faculty of Social Science, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

² Professor in Physical Geography, Department of physical Geography, Faculty of Social Science, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 29 November 2024

Revised: 06 April 2025

Accepted: 12 April 2025

Accepted Online: 12 April 2025

Keywords:

Dust Storm

Forecasting

Multilayer Perceptron (MLP)

SARIMA

HYSPLIT Trajectory Model

Persian Gulf Climate

ABSTRACT

Climate change, along with the subsequent occurrence of extreme events such as dust storms, not only disrupts the environment but also directly impacts human health and the natural course of life. In recent years, these events have had undesirable consequences in the agricultural sector. In this study, hourly dust data, average temperature, relative humidity, wind speed, and wind direction were collected from several stations along the Persian Gulf coast (Abadan, Ahvaz, and Bushehr) over a 37 year statistical period (1987–2023) to forecast and model dust storms. The number of days with dust storms was predicted on a seasonal scale using a multilayer perceptron neural network model and a seasonal SARIMA model. Based on the results of the multilayer perceptron neural network, the correlation coefficient between the observed and predicted values for the three synoptic stations Abadan, Ahvaz, and Bushehr was 0.43, 0.50, and 0.90, respectively, and the RMSE values were 6.96, 1.97, and 0.16, respectively. This model demonstrated lower error, higher correlation, and better predictive performance compared to the SARIMA model. Neural network forecasting for the next 16 years (2024–2040) indicated the highest probability of dust occurrence in spring and the lowest in autumn. Dust intensity was also found to be higher in Abadan than at the other stations during both the observational and future periods. Dust particle tracking using the HYSPLIT model and the backscatter method at three altitudes (200, 1000, and 1500 m) confirmed the generation of dust particles in Iraq, parts of Syria, and Saudi Arabia, as well as their movement toward western and southwestern Iran on common dates at the three stations. These results showed good agreement with dust optical depth, surface dust density, and the movement of the concentration mass as modeled by NAAPS and COAMPS. The findings of this study can contribute to the effective management of dust storm consequences and support programs aimed at combating desertification in the study areas.

*Corresponding author: Dr. Bromand Salahi

E-mail address: salahi@uma.ac.ir

How to cite this article: Vatanparast Galeh Juq, F., & Salahi, B. (2025). Evaluation of the Efficiency of Multi-Layer Perceptron Neural Network in Predicting Dust Storms at some Stations on the Persian Gulf Coast (Abadan, Ahvaz and Bushehr). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(2), 21-44. <https://doi.org/10.22067/geoh.2025.91013.1531>



©2025 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Healthy, pollution-free air is one of the most basic human needs, and among various pollutants, dust is considered one of the most significant air contaminants. Forecasting the risks associated with dust phenomena in affected areas and understanding their temporal and spatial variations are essential for risk preparedness and damage prevention. Neural networks are widely used forecasting tools and are increasingly applied in modeling dust storms.

Material and Methods

The data used in this study for forecasting dust storms include horizontal visibility measurements of less than 1 km and present weather codes indicating dust, along with seasonal time series data on average temperature, relative humidity, and wind speed and direction for the period 1987–2023 from three synoptic stations: Abadan, Ahvaz, and Bushehr.

Many methods have been developed for time series modeling and forecasting, making the selection of an appropriate method critical. In this study, a multilayer perceptron (MLP) neural network model was used to forecast the frequency of dust storms for the future period (2024–2040), and its results were compared with those of the seasonal ARIMA (SARIMA) model. To evaluate the forecasting performance of these models, Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), and the correlation coefficient (R) were used as evaluation criteria.

In the next step, to provide accurate information about the timing, location, intensity, and path of dust storms, the most significant factors influencing dust concentration and transport routes were analyzed. Because the studied stations experienced joint dust events on July 29, 2009; June 8, 2010; June 3, 2011; and March 11, 2012, the Lagrangian HYSPLIT model was used to track the trajectory of dust particles at three altitudes—200, 1000, and 1500 meters—at 6-hour intervals prior to dust entry, using the backward trajectory method. The output was then compared with results from the NAAPS and COAMPS models.

Results and Discussion

The correlation analysis between dust frequency and meteorological variables such as average relative humidity, temperature, wind speed, and direction revealed a direct and statistically significant relationship at all stations. This confirmed the feasibility of modeling and forecasting future values based on these variables.

Based on evaluation metrics, the MLP model exhibited lower error rates and higher correlation than the SARIMA model across all stations and was thus identified as the optimal forecasting model. Comparison of actual and predicted dusty days during the testing phase showed strong alignment, confirming the model's accuracy in estimating target values.

The analysis of seasonal dust variations at the studied stations during both the observation period (1987–2023) and the future period (2024–2040) revealed that all three stations experienced a higher frequency of dust storms in spring and a lower frequency in autumn—a trend consistent across both historical and projected data.

Routing analysis of dust events using the HYSPLIT model on shared dates indicated that the primary source of dust particles was a region spanning Iraq and parts of Turkey and Syria, with dust being transported to the study area. These findings were in good agreement with results from the NAAPS and COAMPS models, which tracked dust optical depth, surface dust density, and the movement of the concentration mass.

Conclusion

Dust is a highly variable phenomenon in terms of time, with its location and trajectory changing from hour to hour. The results of this study indicate that the longer the statistical period used for modeling dust storms, the more accurate the model predictions become.

From a practical standpoint, decision-makers and authorities can utilize these accurate models and forecasts to make timely, informed decisions before hazardous dust events occur. Implementing preventive measures at high-risk stations can help minimize or even avoid damage when such events take place.



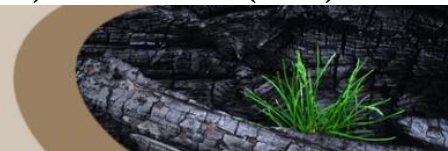


دسترسی آزاد

نشریه علمی جغرافیا و مخاطرات محیطی

DOI: 10.22067/geoech.2025.91013.1531

مقاله پژوهشی



ارزیابی کارایی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در پیش‌نگری طوفان‌های گردوغبار سواحل خلیج فارس (ایستگاه‌های هواشناسی آبادان، اهواز و بوشهر)

فاطمه وطن‌پرست قلعه جوق^۱، برومند صلاحی^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری آب‌وهوا شناسی، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
^۲ استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۰۹ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۱/۱۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۲۳	تغییرات اقلیمی و به دنبال آن رخداد وقایع حدی نظیر طوفان‌های گردوغبار علاوه بر اختلال در محیط‌زیست، تأثیر مستقیم بر سلامت انسان و روند طبیعی زندگی داشته و طی سال‌های اخیر در بخش کشاورزی پیامدهای نامطلوبی را بر جای گذاشته است. در این پژوهش برای پیش‌نگری و مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار، داده‌های ساعتی گردوغبار، میانگین دما، رطوبت نسبی، سرعت و جهت باد در برخی از ایستگاه‌های سواحل خلیج فارس (آبادان، اهواز و بوشهر) با طول دوره آماری ۳۷ سال (۱۹۸۷-۲۰۲۳) گردآوری شد. پیش‌نگری تعداد روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار در مقیاس فصلی با استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و مدل فصلی SARIMA انجام شد. براساس نتایج حاصل از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌نگری شده برای سه ایستگاه همدیدی آبادان، اهواز و بوشهر به ترتیب برابر با ۰/۴۳، ۰/۵۰ و ۰/۹۰ و مقدار RMSE برابر با ۶/۹۶، ۱/۹۷ و ۰/۱۶ بوده و نسبت به مدل SARIMA خطای کمتر، همبستگی بیشتر و عملکرد بهتری در پیش‌نگری داشته است. پیش‌نگری با شبکه عصبی برای ۱۶ سال آینده (۲۰۲۴-۲۰۴۰) بیشترین احتمال رخداد گردوغبار را در فصل بهار و کمترین مقدار را برای پاییز نشان داد. شدت گردوغبار نیز طی دوره‌های مشاهداتی و آینده در آبادان بیشتر از بقیه ایستگاه‌ها بوده است. مسیریابی ذرات گردوغبار با مدل HYSPLIT و به‌روش پسگرد در سه ارتفاع ۲۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۵۰۰ متری، ایجاد ذرات گردوغبار در عراق، قسمت‌هایی از سوریه و عربستان و حرکت آن به سمت غرب و جنوب-غرب ایران را برای تاریخ‌های مشترک در سه ایستگاه تصدیق می‌کند و نتایج آن مطابقت خوبی را با عمق اپتیکی گردوغبار، تراکم گردوغبار سطحی و نحوه حرکت توده غلظت بر اساس مدل‌های NAAPS و COAMPS نمایش می‌دهد. نتایج این مطالعه می‌تواند در مدیریت پیامدهای ناشی از طوفان گردوغبار و برنامه‌های مقابله با بیابان‌زایی در مناطق تحت مطالعه مؤثر باشد.
کلمات کلیدی: پیش‌بینی طوفان گردوغبار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه مدل SARIMA مدل مسیریابی HYSPLIT اقلیم سواحل خلیج فارس	

مقدمه

هوای سالم و بدون آلودگی یکی از اساسی‌ترین احتیاجات بشری است و در این میان گردوغبار یکی از مهم‌ترین آلاینده‌های هوا به حساب می‌آید که باید در محیط درک و شناخته شود (Abdolshahnejad, Khosravi, Nazari Samani, Zehtabian & Alambaigi, 2020). درواقع گردوغبار از مهم‌ترین مخاطرات محیطی است که اثرات زیان‌باری بر محیط‌زیست، سلامت انسان، زیرساخت‌ها، کشاورزی، توسعه گردشگری و اقلیم دارد (Du et al, 2023; Ansari Ghojghar & Pourmohammad, 2025). ذرات ریز گردوغبار از عوامل مختلفی چون دما، اندازه و میانگین بارش، سرعت باد، رطوبت نسبی، ارتفاع، پوشش گیاهی، فشار هوا، ساختار خاک و کاربری اراضی متأثر شده و وارد جو می‌شود (Taghavi, Owlad, Safarrad & Irannejad, 2013; Karegar, Bodagh Jamali, Ranjbar, Saadat Abadi, Moeenoddini & Goshtasb, 2017). ازاین‌رو مدل‌سازی این مخاطره در مناطق درگیر، یکی از نگرانی‌های پژوهشگران بوده و ارزیابی تغییرات، توزیع زمانی- فضایی و همچنین بررسی اثرات آن ضرورت دارد؛ به عبارت دیگر پیش‌نگری گردوغبار برای آمادگی در برابر خطرات و پیشگیری از خسارت‌های احتمالی آن لازم است. شبکه‌های عصبی یکی از روش‌های پرکاربرد در پیش‌نگری‌ها بوده است (Ansari Ghojghar, Pourgholam-Amiji, Bazrafshan, Liaghat & Araghinejad, 2020). همچنین از معروف‌ترین روش‌ها برای مدل‌سازی طوفان‌های گردوغبار است (Pourmaafi Esfahani, Almodaresi, Mousaei, Sanjerehei & Hghparast, 2023). فعالیت طوفان‌های گردوغبار در سال‌های اخیر به مشکلات زیست‌محیطی مهمی در نواحی غرب و جنوب غربی ایران مبدل شده است. منشأ اولیه و اصلی رخدادهای گردوغبار در غرب ایران مرزهای غربی بین عراق، سوریه و شبه‌جزیره عربستان است (Fotouhi Firoozabad & Malekinejad, 2020; Mahmoudi & Ikegaya, 2023). با توجه به اینکه این پدیده اثرات نامطلوب و پیامدهای منفی در زمینه‌های اجتماعی، اقتصادی و سلامت مردم داشته مطالعه، پیش‌نگری و ارتباط سنجی آن با نوسانات اقلیمی ضروری است و باید نسبت به تعیین مناسب‌ترین مدل پیش‌نگری در شرایط این منطقه از ایران اهتمام ورزید. پژوهش‌های مختلفی انتشار گردوغبار را با استفاده از شبکه‌های عصبی بررسی کردند:

در پژوهش کادیناس و ریورا (Cadenas & Rivera, 2010) ترکیب مدل‌های شبکه عصبی^۱ و آریمای جهت پیش‌نگری سرعت باد در مکزیک نتایج بهتری نسبت به بررسی جداگانه هر کدام از مدل‌ها نشان داد. یافته‌های نژادکورکی و همکاران (Nejadkoorki & Baroutian, 2012) برای پیش‌نگری میزان PM₁₀ در ۲۴ ساعت آینده تهران قابلیت ۸۳ درصدی شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌نگری نشان داد. شبکه عصبی مصنوعی با سه لایه و چهل نورون در لایه پنهان نتایج بهتری نسبت به دیگر مدل‌ها در یافته‌های آکینی (Akinci, 2011) برای پیش‌نگری سرعت باد در مناطقی از ترکیه ارائه داد. ژیاو و همکاران (Xiao, Wong, Lee, Campbell & Shea, 2015) برای پیش‌نگری گردوغبار از تصاویر ماهواره‌ای، شبکه عصبی مصنوعی و برای تجزیه و تحلیل مسیر حرکت و انتقال از مدل HYSPLIT^۲ استفاده کردند. نتایج قابلیت خوب شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌نگری نمایش داد. شیبای و همکاران (Shaiba, 2018) به پیش‌نگری طوفان‌های گردوغبار در ۲۴ سال آینده با روش شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج نشان داد درخت تصمیم^۳ عملکرد بهتری نسبت به روش رگرسیون لجستیک دارد. برای شهر سئول جنوبی پیش‌نگری میزان PM₁₀ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پژوهش کیم (Kim, 2019) حاکی از عملکرد بالای مدل بود.

مقایسه عملکرد مدل‌های توابع پایه شعاعی^۴ و سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی^۵ جهت پیش‌نگری طوفان‌های گردوغبار استان سیستان و بلوچستان طی دوره آماری (۱۹۹۰-۲۰۱۴) در پژوهش پورغلام آمیجی و همکاران (Pourgholam Amiji, Ansari, Ghojghar, Bazrafshan, Liaghat & Araghinejad, 2020). عملکرد بهتر مدل سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی را در

1- Artificial Neural Networks (ANN)

2- Hybrid Single Particle Lagrangian Trajectory

3- Classification And Regression Tree (CART)

4- Radial Basis Function (RBF)

5- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

پیش‌نگری نشان داد که با نتایج یافته‌های صفریان زنگیر و همکاران (Safarian zengir, Zenali, Jafari hasi Kennedy & Jafarzadeh, 2018) در استان اردبیل و پژوهش میرزاده و همکاران (Mirzadeh, Nejadkoorki, Moosavi & Mirhoseini, 2021) در یزد هم‌راستا و با مطالعات سبحانی و صفریان زنگیر (Sobhani & Safarian zengir, 2019) در جنوب غرب ایران ناهم‌ساز است. مدل سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی در پژوهش انصاری قوجقار و همکاران (Ansari Ghojghar et al., 2020) جهت پیش‌نگری طوفان‌های گردوغبار نواحی بحرانی کشور در بین مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۱، توابع پایه شعاعی و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته^۲ بهترین نتایج را نمایش داد که با نتایج پژوهش ابراهیمی خوسفی و همکاران (Ebrahimi-Khusfi, Taghizadeh-Mehrjardi & Nafarzadegan, 2021) در مناطق نیمه‌خشک ایران همسو است. پیش‌نگری انتشار گردوغبار در کاشان با مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در پژوهش پورمعافی اصفهانی (Pourmaafi Esfahani et al., 2023) هم قابلیت بالایی را نشان داد. این مدل با ساختار ۱-۸-۱۰ پیش‌نگری غلظت گردوغبار را با بیشترین دقت برآورد کرد (Arjomandi, Kheiralipour & Amarloei, 2024). پورغلام آمیجی و همکاران (Pourgholam-Amiji, Ansari Ghojghar & Ahmadaali, 2021) به پیش‌نگری گردوغبار در استان خوزستان با روش‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی، توابع پایه شعاعی و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته پرداختند. نتایج نشان داد مدل توابع پایه شعاعی بهترین مدل برای پیش‌نگری گردوغبار در این استان است که پژوهش محمودی و همکاران (Mahmoudi, Amiri Doumari, Safarianzengir, Maleki, Kianinejad & Kianian, 2020) در نیمه غربی ایران، مرزهای شرقی ترکیه و عراق از یافته‌های آنان پشتیبانی می‌کند. انصاری قوجقار و همکاران (Ansari Ghojghar, Araghinejad, Bazrafshan, Zahraie & Parsi, 2021) کارایی مدل هیبریدی GRU-LSTM^۳ را در پیش‌نگری طوفان‌های گردوغبار ۷ ایستگاه همدید استان خوزستان طی دوره آماری (۱۹۹۰-۲۰۱۹) با مدل‌های توابع پایه شعاعی و ماشین بردار پشتیبان^۴ مقایسه کردند و مدل هیبریدی بهترین عملکرد را نشان داد. مطابق با یافته‌های موریانی زاده و همکاران (Mourianizadeh, Khorani & Sharif, 2024) در استان هرمزگان بررسی طوفان گردو خاک با شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی^۵ قابلیت بالای مدل جنگل تصادفی را بر مبنای معیارهای ارزیابی مربع مجذور میانگین خطا^۶ و R^2 نمایش داد. پیش‌نگری فراوانی گردوغبار با روش‌های دیگر چون آزمون موران در پژوهش حسینی و همکاران (Hosseini, Alijani & Waghei, 2020) برای استان خراسان رضوی نشان داد ایستگاه سبزوار در سال ۲۰۱۹ با ۵۶ روز بیشترین فراوانی را خواهد داشت. تحقیقات گسترده‌ای که انجام شده نشان می‌دهد یک روش پیش‌نگری برتر برای همه موارد و در حالت جامع در این حیطه وجود ندارد (Ahmed, Atiya, Gayar & El-Shishiny, 2010). روش‌های بسیاری برای مدل‌سازی و پیش‌نگری سری‌های زمانی توسعه یافته‌اند و انتخاب یک روش مناسب بسیار اهمیت دارد؛ بنابراین، برای به‌کارگیری یک مدل پیش‌نگری با دقت قابل قبول، باید چند روش پیش‌نگری مقایسه شود و توانایی هر یک در پیش‌نگری مشاهدات نمونه‌های آینده ارزیابی شود. به دلیل وجود الگوهای فصلی در داده‌های ایستگاه‌های تحت مطالعه، مدل ساریما^۷ پرکاربرد و دارای دقت بسیار در مطالعات مشابه که توانایی پیش‌نگری الگوهای فصلی را نیز دارد، به‌عنوان مدل پیش‌نگری سری زمانی در این مطالعه در نظر گرفته شد و نتایج آن با روش شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون) مورد مقایسه قرار گرفت (Aboagye-Sarfo et al., 2015). همچنین در گام بعد جهت فراهم آوردن اطلاعات دقیق از زمان، مکان، شدت و مسیر حرکت این طوفان‌ها، مهم‌ترین عوامل مؤثر بر میزان غلظت گردوغبار و مسیریابی گردوغبار ورودی به آن مورد بررسی قرار گرفت.

1- Multilayer perceptron (MLP)

2- General Regression Neural Network (GRNN)

3- Recurrent Unit- Lang Short Term Memory

4- Support Vector Machine (SVM)

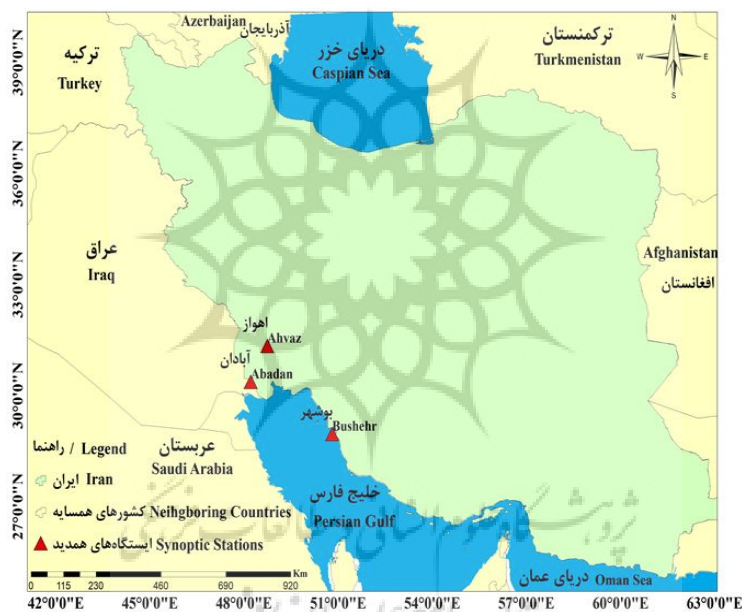
5- Random Forest (RF)

6- Root Mean Square Error (RMSE)

7- Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model (SARIMA)

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش شامل ایستگاه‌های هواشناسی همدید با دوره آماری بلندمدت در غرب و نوار سواحل جنوبی ایران است که ایستگاه‌های آبادان، اهواز و بوشهر را شامل می‌شود. این ایستگاه‌ها فاصله کافی از یکدیگر دارند و به هم نزدیک نیستند و در منطقه کوهستانی مصون از توده‌های گردوغبار قرار نگرفته‌اند. آبادان از نظر پهنه‌بندی اقلیمی جزو نواحی کم بارش با ۱۶۷ میلی‌متر بارش سالانه و رطوبت نسبی بالا (۴۵ درصد) بوده و دمای سردترین و گرم‌ترین روزهای سال آن برابر با ۱۳ و ۳۴ درجه سانتی‌گراد است. اهواز جزو پهنه گرم و خشک می‌باشد. میانگین عناصر اقلیمی نظیر دما و رطوبت نسبی آن به ترتیب ۲۶ درجه سانتی‌گراد و ۴۴ درصد و میانگین بارش سالانه آن ۲۴۵ میلی‌متر است (Movahedi, Heydari Naserabad, Hashemi Ana & Ranjbar, 2012). آب‌وهوای بوشهر در نوار ساحلی گرم و مرطوب و در قسمت‌های داخلی گرم و خشک صحرایی است. بارش متوسط و دمای سالانه آن به ترتیب ۲۱۷ میلی‌متر و ۲۴ درجه سانتی‌گراد است. موقعیت منطقه مورد مطالعه در شکل ۱ و مشخصات ایستگاه‌ها در جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۱- جایگاه جغرافیایی و پراکنش ایستگاه‌های مورد مطالعه

Fig.1. Geographical location and distribution of the studied stations

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های همدید منتخب

Table 1- Specifications of selected synoptic stations

ایستگاه Station	طول جغرافیایی Longitude	عرض جغرافیایی Latitude	ارتفاع از سطح دریا (متر) Altitude (m)	تعداد روزهای گردوغبار (۱۹۸۷-۲۰۲۳) Number of Dusty Days (1987-2023)
آبادان Abadan	48° 21"	30° 37"	6.6	478
اهواز Ahvaz	48° 74"	31° 34"	22.5	390
بوشهر Bushehr	50° 81"	28° 96"	9	230

مواد و روش‌ها

در این پژوهش از داده‌های ساعتی گردوغبار شامل قدرت دید افقی کمتر از ۱ کیلومتر (Mohammadpour Penchah, Memarian & Mirrokni, 2015) و کدهای هوای حاضر بیان‌کننده گردوغبار (۶ تا ۹ و ۳۰ تا ۳۵) (Fattahi Masrou & Rezazadeh, 2022)، همچنین داده‌های میانگین دما، میانگین رطوبت نسبی به درصد و میانگین سرعت و جهت باد به صورت سری زمانی فصلی برای دوره آماری (۱۹۸۷-۲۰۲۳) استفاده شده است.

لازم به ذکر است در این پژوهش همگنی داده‌ها با استفاده از آزمون ران تست بررسی شد. در نهایت ارزیابی و تصادفی بودن داده‌ها در سطح اطمینان ۹۵٪ پذیرفته شد. به منظور پیش‌نگری فراوانی طوفان‌های گردوغبار برای آینده (۲۰۲۴-۲۰۴۰) از مدل کاربردی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شد و متغیر چهار فصل برای پیش‌نگری فصول آینده مورد استفاده قرار گرفت. نتایج پیش‌نگری حاصل از این مدل با مدل ساریما مورد مقایسه قرار گرفت. برای ارزیابی کارایی شبکه عصبی و مدل ساریما در پیش‌نگری، از معیارهایی مانند میانگین مجذور خطا^۱، مربع مجذور میانگین خطا و ضریب همبستگی (R) استفاده شد. این معیارها با استفاده از رابطه‌های (۱، ۲ و ۳) تعریف می‌شوند.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - O_i)^2 \quad (1)$$

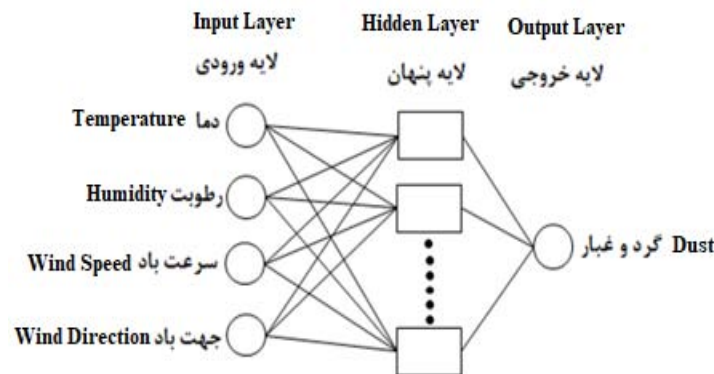
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (F_i - O_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{O})^2 - \sum_{i=1}^n (F_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{O})^2} \quad (3)$$

در این رابطه‌ها، F_i ، مقادیر پیش‌نگری شده و O_i مقادیر مشاهداتی، O میانگین مقادیر مشاهداتی و n تعداد مشاهدات است (Zhu, Lu & Zhou, 2007; Araghinejad, 2013).

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

در مدل‌سازی به‌وسیله شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، نورون‌ها در لایه‌های گوناگونی قرار می‌گیرند. لایه اول را لایه ورودی می‌نامند که داده‌های ورودی را اخذ کرده و بر مبنای توانایی رابطه‌اش با نورون لایه دیگر، سیگنال ورودی را به لایه بعدی انتقال می‌دهد. توانایی ارتباط هر نورون با نورون دیگر را وزن نورون می‌نامند که مقدار نورون‌ها در هر لایه به اندازه نورون‌های لایه ورودی، شبکه‌های عصبی تشکیل یافته از لایه‌های وسطی و لایه خارجی می‌باشد. لازم به ذکر است که مقدار لایه‌های وسطی و نیز مقدار نورون‌های هر لایه می‌تواند به هر تعدادی باشد (Haykin, 2004). شکل ۲ شمایی از ساختار شبکه پرسپترون چندلایه مورد استفاده را نشان می‌دهد.



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

Fig.2. Structure of Multi-Layer Perceptron

مدل ساریما

مدل ساریما اولین بار جهت استفاده در سری زمانی فصلی به کار برده شده است (Box, Jenkins & Reinsel, 1994). منظور از سری زمانی فصلی، سری‌هایی است که تاندازه‌های واکنش منظمی در فاصله‌های زمانی با طول ایستا از خود بروز می‌دهند (Hyndman & Khandakar, 2008). اگر در یک سری زمانی عمل توالی در اندازه‌های زمانی معین (S) تعیین شود، این سری زمانی دربردارنده توالی فصلی است و برای مدل‌سازی آن مدل ساریما مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مدل P ، d و q به ترتیب نشان دهنده اتورگرسیون، تفاضل و میانگین متحرک غیرفصلی هستند. درحالی‌که P ، D و Q نمایانگر پارامترهای فصلی هستند که به ترتیب مرتبه‌های اتورگرسیون، تفاضل و میانگین متحرک فصلی را مشخص می‌کنند (Jahanbakhshasl, Khorshiddoust, Abbsighasrik & Abbasighasrik, 2024).

در گام بعد بر مبنای گزارش انتشار یافته از سازمان هواشناسی در تاریخ‌های ۲۹ جولای ۲۰۰۹، ۸ ژوئن ۲۰۱۰، ۳ ژوئن ۲۰۱۱ و ۱۱ مارس ۲۰۱۲ هر سه ایستگاه به‌طور مشترک درگیر طوفان گردوغبار بوده‌اند؛ بنابراین در ادامه پژوهش با استفاده از مدل لاگرانژی HYSPLIT مسیر ذرات گردوغبار به دلیل متفاوت بودن این مسیرها در ارتفاعات گوناگون در سه سطح ۲۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۵۰۰ متری از سطح زمین در حداث‌های زمانی ۶ ساعت قبل از ورود گردوغبار با استفاده از روش پسگرد^۱ ردیابی شد. سپس خروجی آن با مدل‌های سامانه پیش‌نگری و تجزیه و تحلیل هواویزهای نیروی دریایی^۲ و سامانه میان‌مقیاس اقیانوسی-اتمسفری^۳ مورد مقایسه قرار گرفت.

مدل HYSPLIT

مدل HYSPLIT، مدلی هیبریدی برای ارزیابی خط سیر حرکت گردوغبار است. روش برآورد آن تلفیقی از دیدگاه‌های اولیه (مشخص شدن تراکم ذرات در هر کانال در طول مسیر گذر) و لاگرانژی (تراکم ذرات برای هر کانال با استفاده از توزیع و جابجایی ذرات) است (Draxler & Hes, 1998; Draxler, Stunder, Rolph, Stein & Taylor, 2009). در این مدل محاسبه مسیر و غلظت آلاینده با استفاده از حداقل پارامترهای هواشناسی انجام می‌گیرد. زیر بخش تعیین غلظت مدل نیاز به داده‌های کامل هواشناسی از جمله سرعت باد (در سه جهت مداری، نصف‌النهاری و قائم) ارتفاع لایه مرزی، درجه حرارت، فشار سطحی، مقدار اختلاط افقی-عمودی، شار گرمای سطحی-پنهان، شار تلاطمی، میزان بارش و رطوبت دارد. این مدل توسط لابراتوار هوایی سازمان ملی طراحی و گسترش یافته است (Draxler & Rolph, 2003).

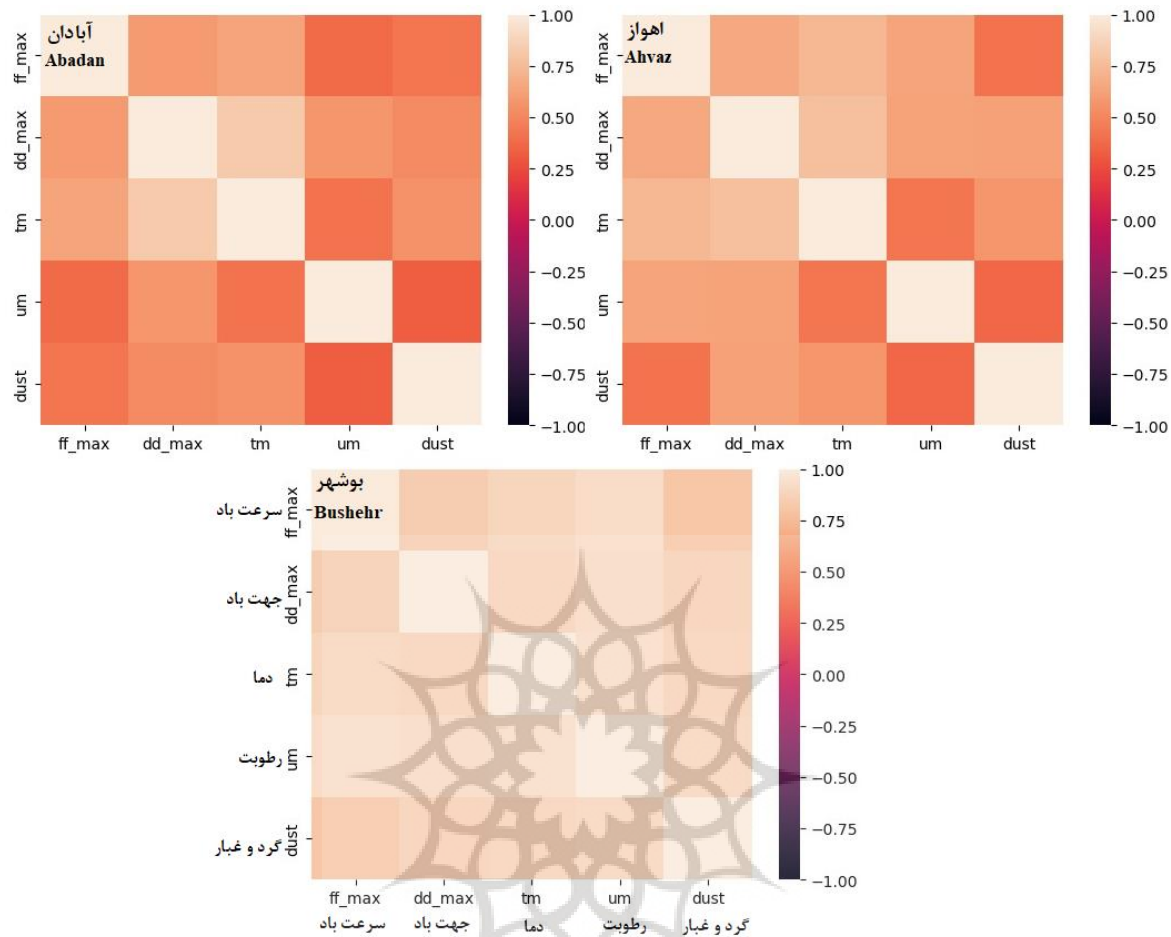
1- Backward
2- NRL Aerosol Analysis and Prediction System (NAAPS)

3- Coupled Ocean-Atmospheres Meso scale Prediction System (COAMPS)

مرکز تحقیقاتی نیروی دریایی، یک سیستم عملیاتی برای پیش‌نگری گردوغبار، سولفات و هواویزهای دود را با استفاده از ابزارهای ماهواره‌ای گوناگون فراهم کرده است. این مدل به نام سامانه پیش‌نگری و تجزیه و تحلیل هواویزهای نیروی دریایی نامیده می‌شود. علاوه بر این نیروی دریایی، از مدل منطقه‌ای دیگری با نام سامانه میان‌مقیاس اقیانوسی-اتمسفری نیز استفاده می‌کند. این مدل‌ها از وب سایت https://www.nrlmry.navy.mil/aerosol/index_frame.html قابل دریافت است.

نتایج و بحث

اولین قدم در پیش‌نگری، شناسایی ویژگی‌های مهم نظیر همبستگی بین داده‌ها است. وجود همبستگی بین داده‌های سری زمانی، امکان اجرای مدل‌سازی و پیش‌نگری مقادیر بعدی را فراهم می‌نماید. در این پژوهش برای بررسی همبستگی بین فراوانی گردوغبار با داده‌های میانگین رطوبت نسبی، دما، سرعت و جهت باد از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شد. با توجه به شکل ۳، همان‌طور که مشاهده می‌شود اثر این متغیرها بر فراوانی گردوغبار در همه ایستگاه‌ها با ضرایب همبستگی مستقیم همراه است. بین رخداد گردوغبار در ایستگاه آبادان قوی‌ترین رابطه با میانگین دما و ضعیف‌ترین آن با رطوبت نسبی برقرار بوده است که به ترتیب برابر با ۰/۵۱۷ و ۰/۳۲۳ می‌باشد. وجود بیشترین مقدار رابطه مثبت میان دما و گردوغبار می‌تواند بیانگر آن باشد که طوفان‌های گردوغبار با فعالیت هوای گرم همراه هستند و بنابراین گرمایش یا افزایش دما می‌تواند منجر به ایجاد شرایط مساعد تولید گردوغبار شود همچنین نشان می‌دهد فصل همراه با کمترین تعداد روزهای طوفانی با فصل همراه با بیشترین میزان رطوبت نسبی در آبادان تطابق ندارد. از طرفی درجه حرارت در آن بیشترین میزان خود را تجربه می‌کند. در واقع این نتیجه می‌تواند فراملی بودن قسمت عمده طوفان‌های گردوغبار را تأیید کند. همساز با پژوهش نبوی و همکاران (Nabavi, Moradi & Shrifikia, 2019) در ایستگاه اهواز جهت باد نسبت به سایر متغیرها بیشترین میزان همبستگی (۰/۶۲۵) را با گردوغبار دارد. با توجه به بالا بودن مقدار ضریب همبستگی بین این متغیر و گردوغبار در اهواز می‌توان ادعان کرد، روند گردوغبار در این ایستگاه توسط متغیر متوسط جهت باد کنترل می‌شود و به‌صورت مستقیم به دلیل اثرگذاری در نوع و تراکم پوشش گیاهی و میزان رطوبت خاک در گردوغبار تأثیرگذار است؛ اما نمی‌توان از تأثیر سایر عوامل جانبی مانند عوامل انسانی چشم‌پوشی کرد. در ایستگاه بوشهر بیشترین نسبت بین گردوغبار با رطوبت نسبی وجود دارد که مقدار آن برابر با ۰/۸۸۸ بوده و با نتایج پژوهش راهی و همکاران (Rahi, Bahraini, KhosroShahi & Biabani, 2022) در بوشهر ناهمساز و با پژوهش مهرابی و همکاران (Mehrabi, Soltani & Jafari, 2015) در خوزستان همساز است. کمترین میزان ضرایب همبستگی در اهواز شامل رطوبت نسبی و در بوشهر شامل سرعت باد به ترتیب برابر با ۰/۳۶۲ و ۰/۸۰۹ می‌باشد؛ دلیل عدم کاهش رطوبت نسبی در سال‌های همراه با حداکثر فراوانی گردوغبار اهواز را می‌توان به فراملی بودن منشأ عمده بیشتر طوفان‌ها نسبت داد. البته حرکت گردوغبار ناشی از جریان‌های هوایی از صحرای عربستان به سمت بوشهر و نبود پوشش گیاهی مناسب و فرسایش خاک در این مناطق مزید بر علت شده و در تشدید وضعیت گردوغبار کمک کرده است. علاوه بر این، فاکتورهای دیگری از قبیل خصوصیات خاک، نوع پوشش گیاهی، تابش خورشیدی و غیره می‌تواند بر ارتباط متقابل میان وقوع گردوغبار و پارامترهای اقلیمی تأثیرگذار باشد؛ بنابراین وجود همبستگی قابل قبول بین متغیرها امکان اجرای مدل‌سازی و پیش‌نگری مقادیر آینده (فصول آتی) را برای سه ایستگاه مورد مطالعه ممکن می‌سازد.



شکل ۳ - ضریب همبستگی بین متغیرها با فراوانی گردوغبار

Fig.3. Correlation coefficient between variables with dust frequency

جدول ۲ مقادیر معیارهای ارزیابی، جهت پیش‌نگری فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار را نشان می‌دهد. در واقع با این سه پارامتر مدل بهینه انتخاب شد. مدل بهینه مدلی است که دارای کمترین مقدار میانگین مربعات خطا و میانگین مجذور خطای داده‌های اعتبارسنجی بوده و مقادیر ضریب همبستگی داده‌ها در آن بیشتر باشد. بر مبنای این توصیف مشاهده می‌شود که مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در همه ایستگاه‌ها از خطای کمتر و همبستگی بیشتری نسبت به مدل ساریمما برخوردار است؛ بنابراین می‌تواند به عنوان مدل بهینه در پیش‌نگری استفاده شود. این یافته همساز با نتایج پژوهش انصاری قوجقار و همکاران (Ansari, Ghofghar, Bazrafshan & Araghinejad, 2022) در خوزستان است که نشان دادند فرامدل هیبریدی AF-SVM نسبت به مدل‌های آریما و ساریمما کاربرد بهتری در پژوهش دارد و نتایج پژوهش احمدپور و همکاران (Ahmadpour, Mirhashemi & Panahi, 2021) هم نشان داد شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به مدل ساریمما دارد.

جدول ۲- مقایسه دقت مدل‌ها جهت پیش‌نگری گردوغبار

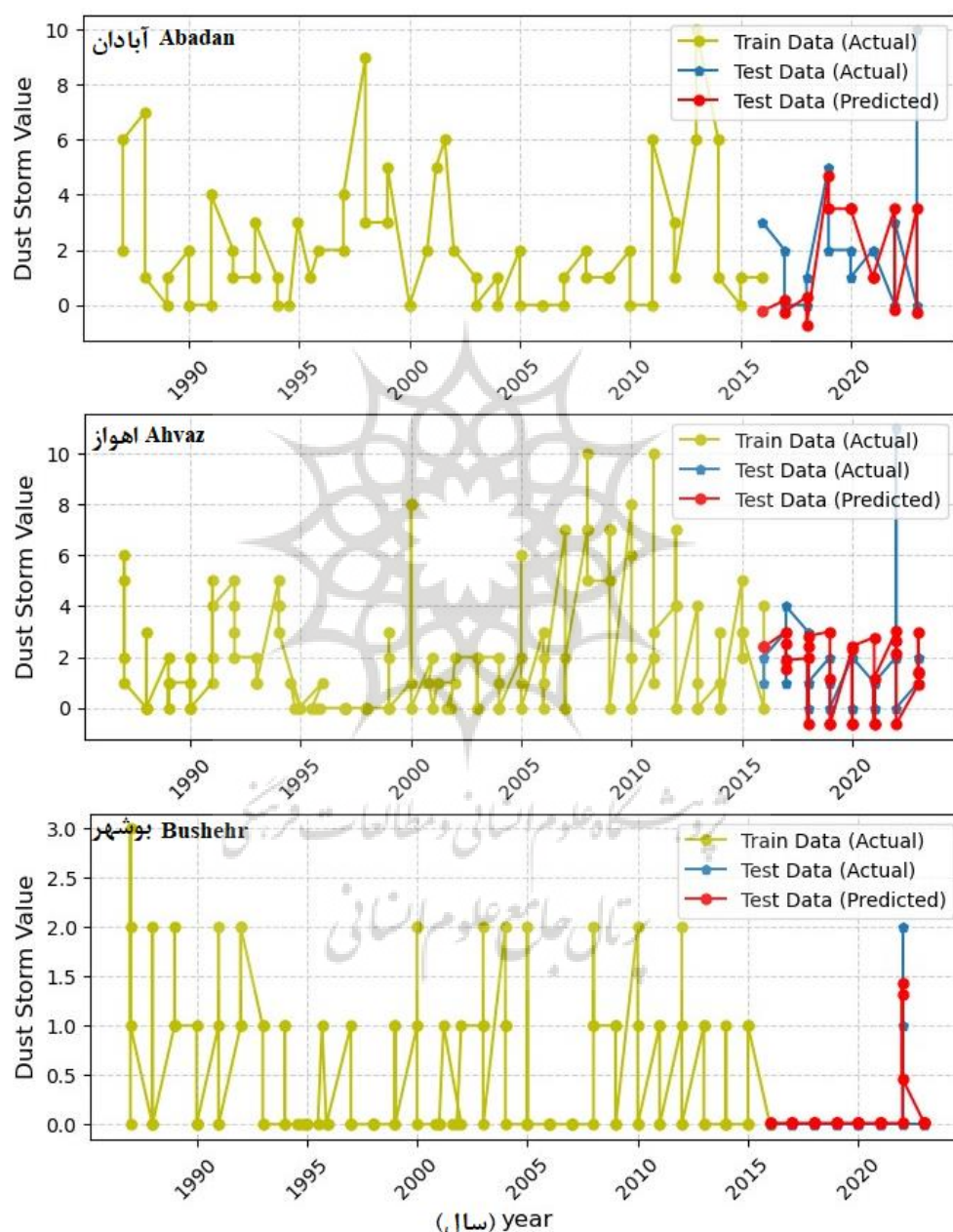
Table 2- Comparing the accuracy of models for dust forecasting

مدل ساریما			مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه			
SARIMA Model			Multi-Layer Perceptron			
RMSE	MSE	R	MSE	RMSE	R	ایستگاه
						Station
۴/۳۲	۸/۲۹	۰/۳۵	۲/۶۳	۶/۹۶	۰/۴۳	آبادان
						Abadan
۴/۶۸	۲/۳۵	۰/۴۶	۳/۲۰	۱/۷۹	۰/۵۰	اهواز
						Ahvaz
۱/۱۵	۱/۲۸	۰/۶۵	۰/۰۲	۰/۱۶	۰/۹۰	بوشهر
						Bushehr

نمودار روزهای توأم با گردوغبار ایستگاه‌های تحت مطالعه برحسب زمان و مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌نگری شده با استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در مرحله آزمایش (شکل ۴) نشان‌دهنده میزان تطبیق و سازگاری مربوط به مقادیر واقعی (مشاهداتی) متغیر گردوغبار ایستگاه‌ها و مقادیر پیش‌نگری شده متغیر هدف (روزهای توأم با گردوغبار) توسط مدل است که برحسب زمان مرتب شده است. در این مدل، ۸۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان مجموعه داده‌های آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها به‌عنوان مجموعه داده‌های آزمایش در نظر گرفته شده است. به‌خوبی از این نمودارها مشخص است که مدل در تخمین مقادیر هدف در مرحله آزمایش با دقت قابل قبولی عمل کرده است. به‌طوری‌که این مقدار نزدیک به مقادیر واقعی آن‌ها تخمین زده شده است و با یکدیگر تطابق خوبی دارند. البته هرچقدر طوفان گردوغبار برای دوره آماری بلندتر در نظر گرفته شود توانایی مدل بیشتر و داده‌های پیش‌نگری شده نیز از عملکرد بهتری برخوردار خواهند بود.

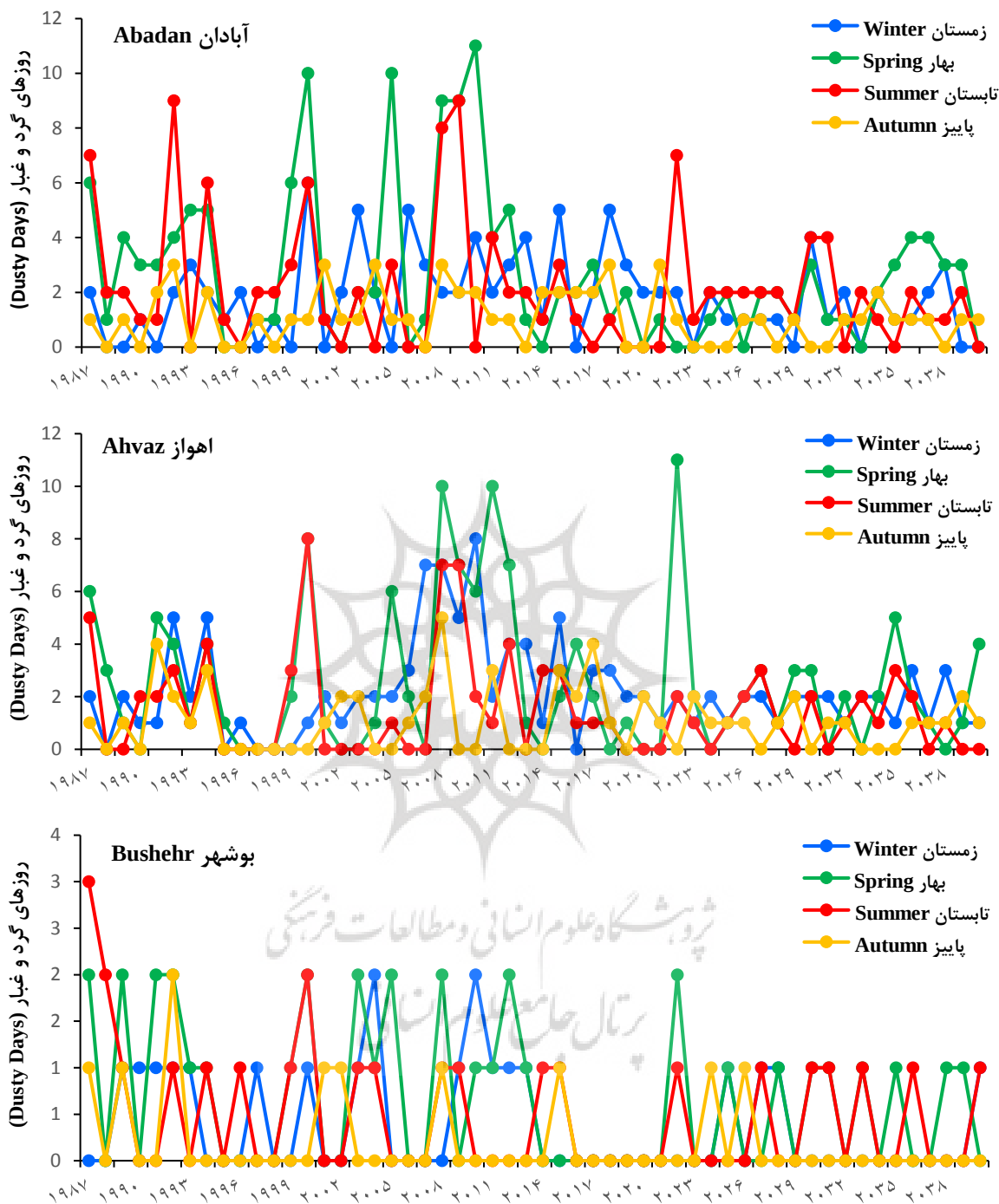
شکل ۵ تغییرات گردوغبار در مقیاس فصلی برای ایستگاه‌ها را طی دوره مشاهداتی (۱۹۸۷-۲۰۲۳) و دوره آینده (۲۰۲۴-۲۰۴۰) نشان می‌دهد. بر اساس این شکل، فراوانی روزهای همراه با گردوغبار در ایستگاه آبادان هم در دوره مشاهداتی و هم در دوره آینده در فصل بهار رکورددار بوده است. بعد از آن فصل تابستان در رتبه بعدی از نظر بیشترین تعداد گردوغبار قرار دارد. در واقع این فصول بهار و تابستان با گرمایش سطحی، جریانات جوی فعال، افزایش ساعات تابش روزانه خورشید، وقوع ناپایداری‌های محلی، خشکی آب‌وهوا، کاهش رطوبت موجود در خاک، افزایش فرسایش‌پذیری و حرکت خاک هم‌زمان هستند که سبب افزایش ذرات محلی و فراملی و همچنین افزایش سرعت باد می‌شود. ملاحظه می‌شود که طی سال‌های ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۲ وقوع گردوغبار در همه فصول به‌صورت متوالی بوده است. سه دوره اوج طوفان‌های گردوغبار مربوط به سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۲، ۲۰۰۵ و ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۱ در تمامی فصول قابل‌مشاهده است. در ایستگاه اهواز همانند آبادان فصل بهار رکورددار بیشترین تعداد گردوغبار در دوره مشاهداتی و آینده بوده است و برای سال‌های مشاهداتی دوره‌های اوج طوفان گردوغبار دربردارنده سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۶، ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۲ و سال ۲۰۲۳ بوده است. این تغییرات گویای دگرگونی اقلیم در منطقه است و با نگرش به این تغییرات دستاورد تغییر اقلیم، افزایش گردوغبار بوده است. علت حداکثر بودن تعداد روزهای گردوغباری در ایستگاه‌های آبادان و اهواز به موقعیت جغرافیایی آن‌ها، نزدیکی به کانون‌های ریزگرد در داخل و خارج کشور، ویژگی‌های فیزیکی و طبیعی منطقه، نحوه عبور و موجی بودن جریانات جوی مربوط می‌شود. این ایستگاه‌ها علاوه بر این که از طوفان‌های شمال غرب و غرب استان سهم دارند طوفان‌های شمال شرق و شمال غربستان هم آن‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در ایستگاه بوشهر هر چهار فصل از نظر فراوانی گردوغبار دارای افت‌وخیز و نوسان بوده است و تابستان سال ۱۹۸۷ بیشترین فراوانی را دارا بوده است. از طرفی موقعیت جغرافیایی و ویژگی‌های اقلیم محلی این ایستگاه سبب شده تا از منشأ طوفان در عربستان فاصله داشته باشد و طوفان‌های این منطقه با نسبت کمتری به این ایستگاه برسد.

در نوار ساحلی بوشهر، کمبود پوشش گیاهی، وجود نمکزار و شوره زار، فرسایش خاک، هم چنین وزش نسیم خشکی به دریا و بالعکس در ساعت های مختلف شبانه روزی از علل تشدید کننده پدیده گردوغبار است. طی دهه های آتی، سال های ۲۰۳۶ و ۲۰۳۷ در ایستگاه آبادان و سال ۲۰۳۵ در اهواز از بیشترین فراوانی گردوغبار برخوردار هستند و در مجموع هر سه ایستگاه همدید در فصل پاییز هم در دوره مشاهده شده و هم در دهه های آتی از فراوانی گردوغبار کمتری برخوردار بوده است.



شکل ۴- نمودار گردوغبار ایستگاه های مورد مطالعه برحسب زمان و مقایسه مقادیر واقعی و پیش نگری شده توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در مرحله آزمایش مدل

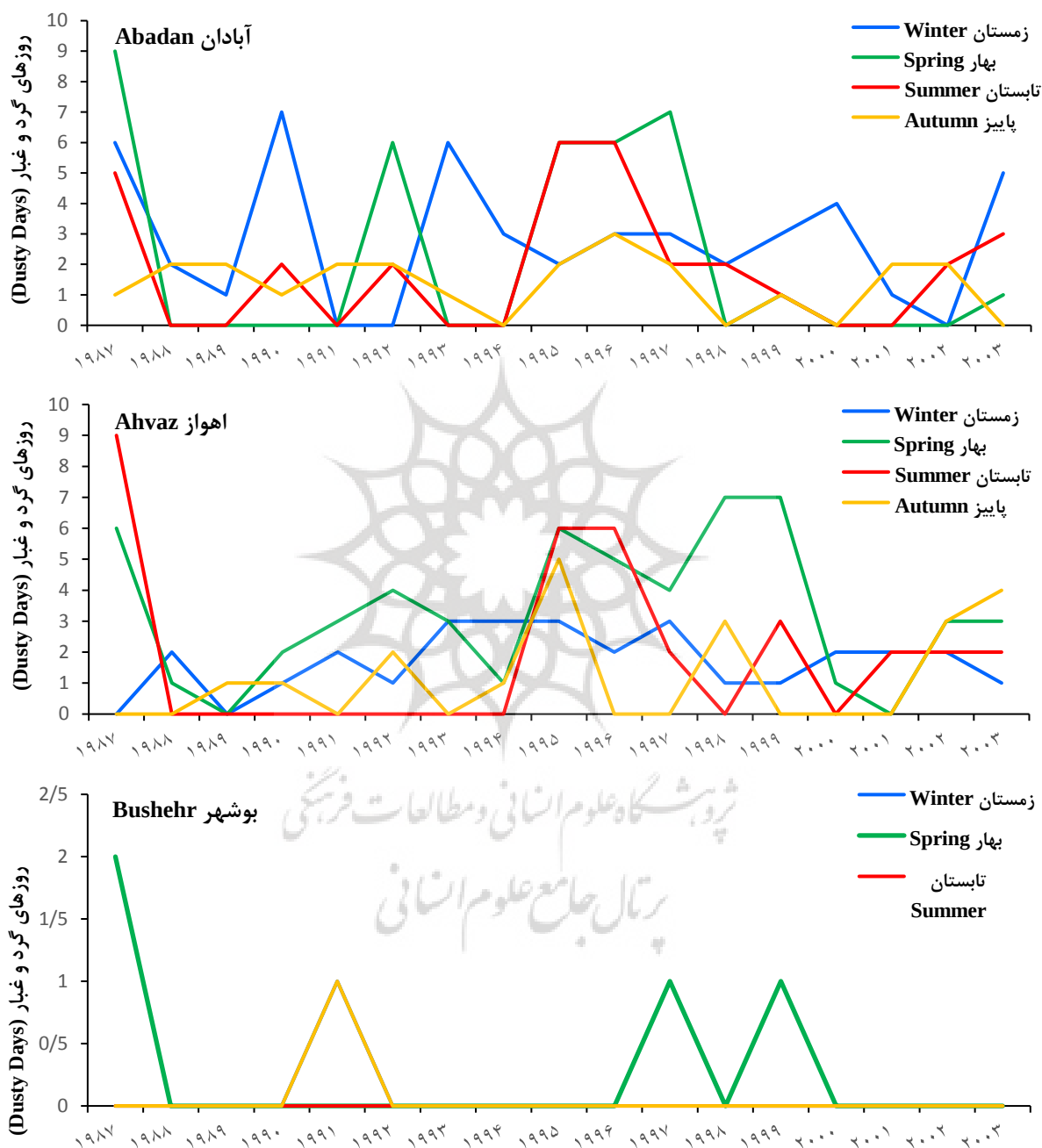
Fig.4. Dust diagram of the studied stations over time and comparison of actual and predicted values by the Multi-Layer Perceptron neural network model in the model testing phase



شکل ۵- نمودار سری زمانی فراوانی گردوغبار سالانه در سال‌های پیش‌نگری شده برای ایستگاه‌ها با مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

Fig.5. Time series graph of annual dust abundance in forecasted years for stations with Multi-Layer Perceptron neural network model

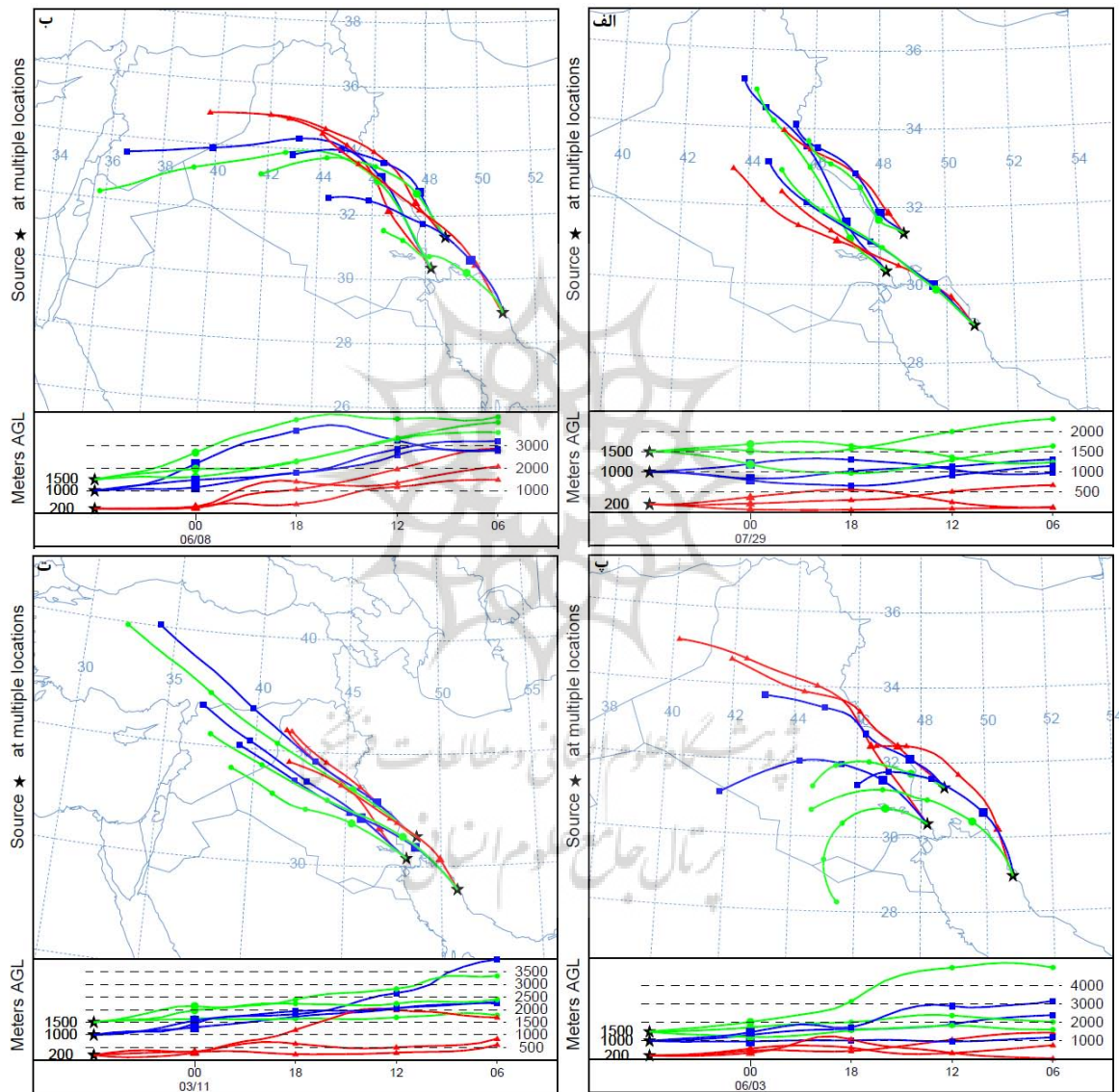
پیش‌نگری با مدل ساریمما نشان می‌دهد که همانند مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، فصل بهار رکورددار فراوانی وقوع گردوغبار در هر سه ایستگاه بوده است. درحالی‌که فصل پاییز از فراوانی کمتری برخوردار بوده است (شکل ۶).



شکل ۶- همانند شکل ۵ ولی با مدل ساریمما

Fig.6. Same as Figure 5 but with the SARIMA model

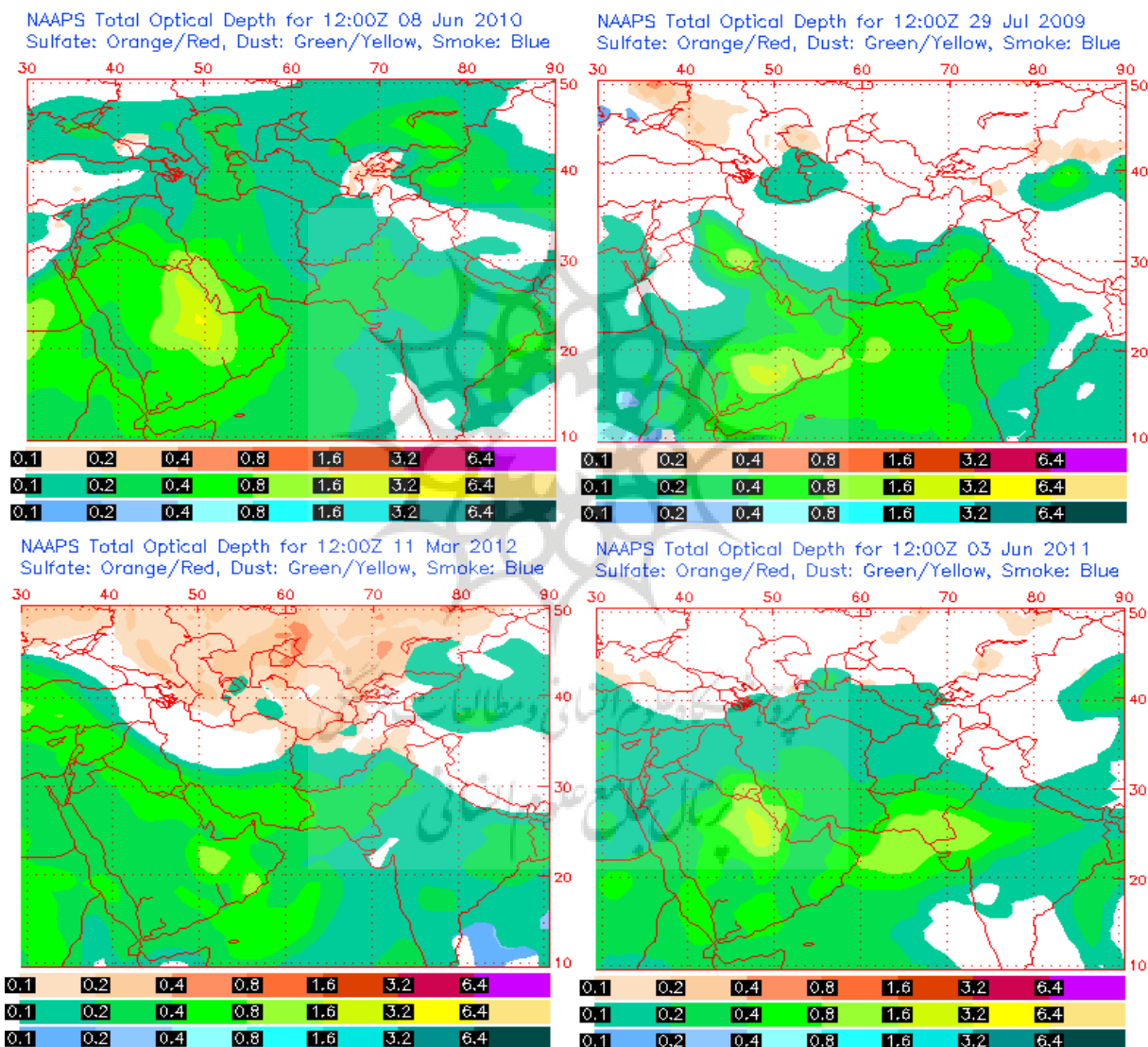
مسیریابی رخدادهای انتقالی که خط سیر آن‌ها در طول تاریخ‌های مشترک ۲۹ جولای ۲۰۰۹، ۸ ژوئن ۲۰۱۰، ۳ ژوئن ۲۰۱۱ و ۱۱ مارس ۲۰۱۲ از روی ایستگاه‌های منتخب عبور کرده در سه سطح ارتفاعی ۲۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۵۰۰ متری از سطح زمین در شکل ۷ نشان داده شده است. نتایج اجرای مدل HYSPLIT نشان می‌دهد ساز و کار اصلی انتقال ذرات گردوغبار در محدوده‌ای در حفاصل بین عراق و قسمت‌هایی از ترکیه، عربستان و سوریه به پهنه مورد پژوهش بوده است و ذرات گردوغبار در ارتفاعات مختلف مسیر مشابهی را پیموده‌اند و ذراتی که در ارتفاع ۲۰۰ متری از سطح زمین قرار دارند و موجب کاهش دید افقی می‌شوند، منشأ و گسیل آن‌ها کشور عراق بوده است.



شکل ۷- ردیابی پسگرد مسیر طوفان‌های گردوغبار با گام زمانی شش ساعته در ایستگاه‌های منتخب غرب و نیمه غرب ایران (الف) روز ۲۹ جولای ۲۰۰۹، (ب) ۸ ژوئن ۲۰۱۰، (پ) ۳ ژوئن ۲۰۱۱ و (ت) ۱۱ مارس ۲۰۱۲

Fig.7. Tracking the backscatter of dust storms with a six-hour time step at selected stations in western and mid-western Iran on a) 2009/06/29, b) 2010/06/08, c) 2011/06/03, and d) 2012/03/11

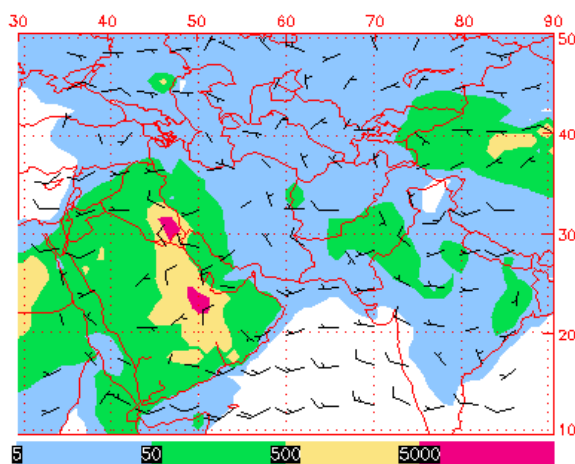
شاخص عمق اپتیکی و غلظت گردوغبار سطحی در مدل NAAPS (اجرا شده به وسیله آزمایشگاه تحقیقاتی نیروی دریایی آمریکا) نشان می‌دهد که در تاریخ‌های مذکور عمق اپتیکی گردوغبار (رنگ سبز، ۰/۸) و غلظت گردوغبار سطحی در مناطق غربی ایران (عراق و قسمت‌هایی از عربستان) بالا بوده است. با حرکت توده‌های دارای گردوغبار به سمت شرق، به تبع آن میزان غلظت سطحی و عمق اپتیکی در محدوده جنوب غرب ایران و ایستگاه‌های موردپژوهش نیز بالا رفته است. مدل COAMPS نیز برای عمق اپتیکی گردوغبار در این تاریخ‌ها نشان می‌دهد قسمت‌های وسیعی از عراق و عربستان دارای عمق اپتیکی بسیار بالایی بوده که با حرکت دادن توده‌های خود به طرف ایران، مقادیر زیادی از عمق اپتیکی بالا را به محدوده تحت بررسی انتقال داده‌اند (شکل ۸ تا ۱۰).



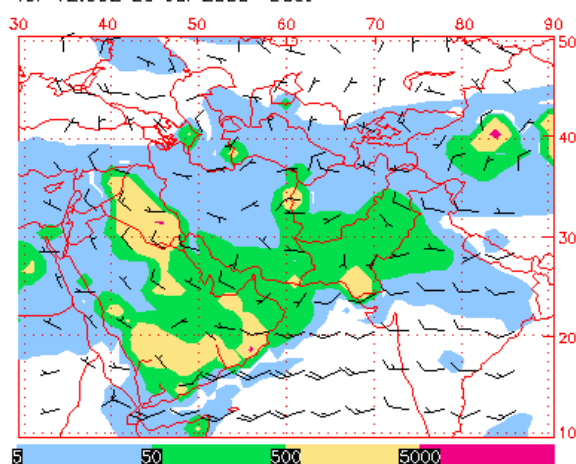
شکل ۸- نتایج مدل NAAPS برای عمق اپتیکی کل (سولفات، گردوغبار و دود) برای روزهای ۲۹ جولای ۲۰۰۹، ۸ ژوئن ۲۰۱۰، ۳ ژوئن ۲۰۱۱ و ۱۱ مارس ۲۰۱۲

Fig.8. NAAPS model results for total optical depth (sulfate, dust and smoke) for 2009/06/29, 2010/06/08, 2011/06/03 and 2012/03/11

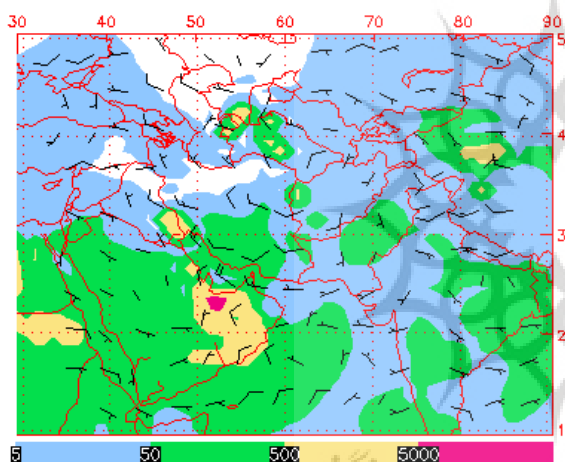
Dust Surface Concentration ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
for 12:00Z 08 Jun 2010



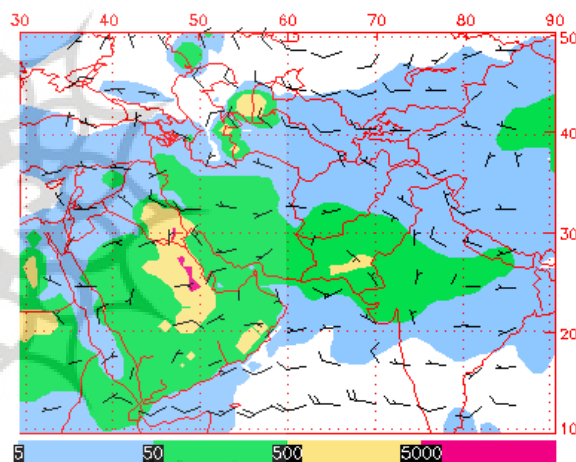
NAAPS Surface Concentration ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
for 12:00Z 29 Jul 2009 Dust



for 12:00Z 11 Mar 2012

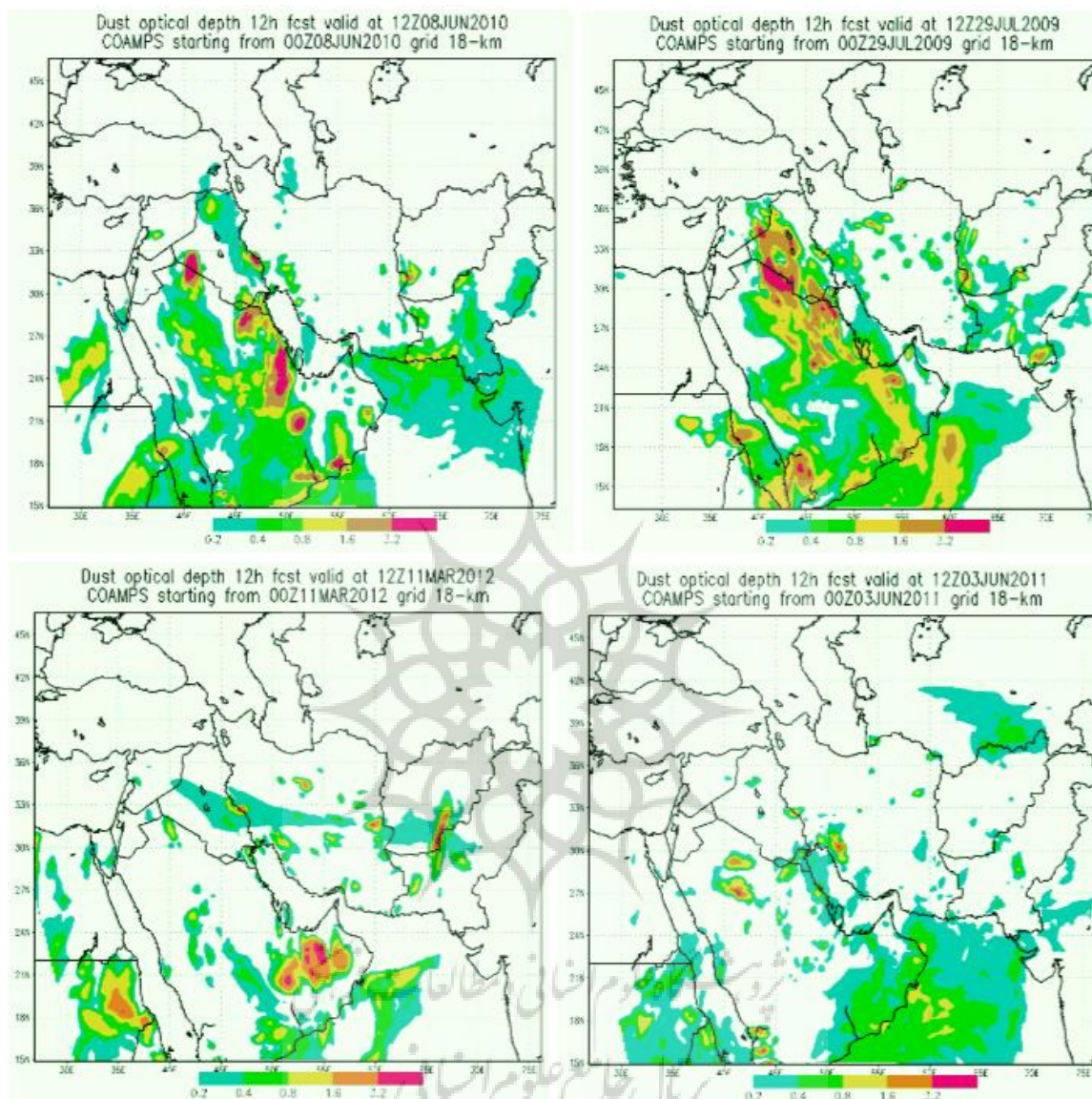


for 12:00Z 03 Jun 2011



شکل ۹- همانند شکل ۸ ولی برای غلظت گردوغبار سطحی

Fig.9. Same as Figure 8, but for surface dust concentration



شکل ۱۰- نتایج مدل COAMPS برای پیش‌نگری عمق اپتیکی گردوغبار سطحی برای روزهای ۲۹ جولای ۲۰۰۹، ۸ ژوئن ۲۰۱۰، ۳ ژوئن ۲۰۱۱ و ۱۱ مارس ۲۰۱۲ در بازه‌های زمانی یک‌روزه

Fig.10. COAMPS model results for predicting surface dust optical depth for 2009/06/29, 2010/06/08, 2011/06/03 and 2012/03/11 at one-day time intervals

نتیجه‌گیری

پیدایش بیابان، خشک شدن آبگیرها، دگرگونی اقلیمی، نبود مدیریت درست منابع آبی، هرج و مرج و بی‌نظمی‌های کشورهای همسایه و عدم رسیدگی به مسائل منطقه را می‌توان ازجمله موارد مهم ظهور طوفان‌های گردوغبار در غرب و جنوب غرب کشور به‌حساب آورد. در این پژوهش برای بررسی دقیق و پیش‌نگری فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار در مقیاس زمانی فصلی، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه که یک نوع هوش مصنوعی و ابزار توانمند در حیطه پیش‌نگری محسوب می‌شود را با مدل ساریما

مقایسه نمودیم. نتایج نشان داد که با توجه به داده‌های ورودی، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه قابلیت پیش‌نگری دقیق ترکم گردوغبار در ایستگاه‌های مورد مطالعه را دارد. قابلیت این مدل برای پیش‌نگری گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار در پژوهش کیکسروی و همکاران (Keykhosravi, Nejadkoorki & Amintoosi, 2019) و پیش‌نگری گردوغبار اهواز در پژوهش حسینی شاه پریان و همکاران (Hosseini Shah Parian, Firouzi & Hosseini Kahnouj, 2021) تأیید شد. از بین چهار متغیر مورد استفاده برای مدل‌سازی همسو با یافته‌های درگاهیان و همکاران (Dargahian, Yasrebi & Khosrowshahi, 2022) خسروشاهی و همکاران (Khosroshahi et al., 2024)، نگهبان و همکاران (Negahban, Ganjaeian, Ghisarian & Ebrahimi, 2024) و فرزانه‌پی و همکاران (Farzanehpey, Ranjbar-Fordoe, Khosravi & Mosavi, 2024) در ایستگاه آبادان پارامتر دما بیشترین تأثیر را در گردوغبار نشان داد. در اهواز جهت باد همساز با پژوهش‌های سلیقه و کاخکی کهنه (Saligheh & Kakhaki Mehneh, 2015) و در ایستگاه بوشهر رطوبت نسبی همساز با نتایج پژوهش‌های پورمعافی اصفهانی و همکاران (Pourmaafi Esfahani et al., 2023) و مهرابی و همکاران (Mehrabi et al., 2015) و ناهمساز با نتایج پژوهش راهی و همکاران (Rahi et al., 2022) در بوشهر بیشترین تأثیر و اهمیت را در مدل‌سازی انتشار گردوغبار نشان دادند. این یافته می‌تواند در شناخت اثرات نوسانات اقلیمی بر فراوانی طوفان گردوغبار و مهار بیابان‌زایی مفید باشد. همساز با یافته‌های پژوهش عزیزی و همکاران (Azizi, Shamsipour, Miri & Safarrad, 2012) و نبوی و همکاران (Nabavi et al., 2019) فصل بهار و تابستان برای آبادان و اهواز رکورددار در تعداد روزهای گردوغبار بوده است. نتایج پیش‌نگری برای مناطق درگیر با گردوغبار در سال‌های آینده برای ایستگاه آبادان و اهواز طی فصل بهار بیشترین فراوانی گردوغبار را به ترتیب برابر با ۳۲ و ۳۰ روز نشان داد. در مقابل فصل پاییز در همه ایستگاه‌ها فراوانی کمتری را به‌خصوص برای بوشهر با ۲ روز نشان داد. از نظر مقدار هم شدت گردوغبار در ایستگاه آبادان شدیدتر از بقیه ایستگاه‌ها بوده است که با نتایج پژوهش سبحانی و صفریان زنگیر (Sobhani & Safarian Zengir, 2019) همسو است. همچنین مسیریابی گردوغبار با مدل HYSPLIT و مقایسه نتایج این مدل با عمق اپتیکی گردوغبار و میزان گردوغبار سطحی بر اساس مدل‌های NAAPS و COAMPS تأیید شد.

گردوغبار رخدادی است که از حیث پهنه مکانی بسیار گسترده بوده به‌گونه‌ای که اغلب مطالعات در مورد آن به‌صورت ملی انجام می‌شود. همچنین از بعد زمانی گردوغبار رویدادی به‌شدت متغیر بوده و از ساعتی به ساعت بعد، جایگاه و مسیر حرکت آن دگرگون می‌شود. هر میزان که طوفان گردوغبار برای دوره آماری بلندتر در نظر گرفته شود توانایی مدل بیشتر و داده‌های پیش‌نگری شده نیز از عملکرد بهتری برخوردار خواهند بود؛ بنابراین اگر متغیرهای ورودی مدل با وسواس بیشتری انتخاب گردد دقت مدل‌سازی نیز بیشتر می‌شود. در مقیاس کاربردی مدیران و مسئولان می‌توانند بر اساس مدل‌ها و پیش‌نگری‌های با دقت بالای ارائه شده تصمیمات مناسب و به موقعی را قبل از شروع وضعیت هشدار بگیرند و در ایستگاه‌هایی که دارای پتانسیل بالای گردوغبار هستند پیشگیری‌های لازم را انجام دهند تا در صورت بروز رخداد گردوغبار خسارتی به بار نیاید و یا حداقل اینکه خسارت وارده قابل توجه نباشد.

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

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. [In Persian] <https://doi.org/10.22047/srjasnr.2020.113050>

- Aboagye-Sarfo, P., Mai, Q., Sanfilippo, F. M., Preen, D. B., Stewart, L. M., & Fatovich, D. M. (2015). A comparison of multivariate and univariate time series approaches to modelling and forecasting emergency department demand in Western Australia. *Journal of Biomedical Informatics*, 57, 62-73. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2015.06.022>
- Ahmadpour, A., Mirhashemi, S. H., & Panahi, M. (2021). Evaluation of neural network algorithms, and time-series models and SARIMA-SETAR hybrid model in Monthly wind speed prediction. *Journal of Arid Biome*, 10(2), 131-146. [In Persian] <https://doi.org/10.29252/aridbiom.2021.15523.1828>
- Ahmed, N. K., Atiya, A. F., Gayar, N. E., & El-Shishiny, H. (2010). An empirical comparison of machine learning models for time series forecasting. *Econometric Reviews*, 29(5-6), 594-621.
- Akinci, T. C. (2011). Short Term Wind Speed Forecasting with ANN in Batman, Turkey. *Elektronika Ir Elektrotechnika*, 107(1), 41-45. <https://eejournal.ktu.lt/index.php/elt/article/view/9078>
- 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 Management Hazards*, 11(4), 305-322. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jhsci.2025.387276.859>
- Ansari Ghojghar, M., Araghinejad, S., Bazrafshan, J., Zahraie, B., & Parsi, E. (2021). Evaluating the Performance of GRU-LSTM Hybrid Model in Predicting the Dust Storms Events (Case Study: Khuzestan Province in Southwest of Iran). *Iran-Water Resources Research*, 17(1), 16-32. [In Persian] <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.17352347.1400.17.1.2.3>
- Ansari Ghojghar, M., Bazrafshan, J., & Araghinejad, S. (2022). Evaluating the Efficiency of Hybrid Metamodels of Machine Learning and Box Jenkins in Order to Model Dust Storms (Case Study: Khuzestan Province). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 53(8), 1695-1714. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/ijswr.2022.346694.669335>
- 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. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/ijswr.2020.302529.668607>
- Araghinejad, S. (2013). Data-driven modeling: using MATLAB® in water resources and environmental engineering. *Springer Science & Business Media*, 67. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-7506-0>
- Arjomandi, H., Kheiralipour, K., & Amarloei, A. (2024). Prediction of dust concentration on a laboratory scale using image processing and artificial intelligence technologies. *Journal of Research in Mechanics of Agricultural Machinery*, 13(2), 1-9. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/jrmam.2024.14177.642>
- Azizi, G., Shamsipour, A., Miri, M., & Safarrad, T. (2012). Statistic and Synoptic Analysis of Dust Phenomena in West of Iran. *Journal of Environmental Studies*, 38(3), 123-134. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jes.2012.29154>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). Time series Analysis: Forecasting and Control. 3rdEd, prentice Hall, Englewood Cliffs Inc, New Jersey, 598.
- Cadenas, E., & Rivera, W. (2010). Wind speed forecasting in three different regions of Mexico using a hybrid ARIMA-ANN model. *Renewable Energy*, 35, 2732-2738. <http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2010.04.022>

- Dargahian, F., Yasrebi, B., & Khosrowshahi, M. (2022). Study the Dependence Between Climatic Factors and Dust Rise from Inrenal Hotspots in Khouzestan. *Extension and Development of Watershed Management*, 9(35), 11-19. [In Persian] https://www.wmji.ir/article_254170.html
- Draxler, R. R. D., & Rolph, G. D. (2003). HYSPLIT (Hybrid Single-Particle Lagrangian Integrated Trajectory) Model access via NOAA ARL READY Website. <http://www.arl.noaa.gov/ready/hysplit4.html>
- Draxler, R., & Hes G. D. (1998). An overview of the HYSPLIT_4 modeling system for trajectories, dispersion and Deposition. *Australian Meteorological Magazine*, 47, 295-308.
- Draxler, R., Stunder, B., Rolph, G., Stein, A., & Taylor, A. (2009). Hybrid single-particle Lagrangian integrated trajectories 4 user's guide. NOAA Tech. aMemo, ERL-ARL.
- Du, P., Huang, Z., Tang, S., Dong, Q., Bi, J., Yu, X., & Gu, Q. (2023). Long-term Variation of Dust Devils in East Asia during 1959-2021. *Authorea Preprints*, 128(9), e2022JD038013. <https://doi.org/10.1029/2022JD038013>
- Ebrahimi-Khusfi, Z., Taghizadeh-Mehrjardi, R., & Nafarzadegan, A. R. (2021). Accuracy, uncertainty, and interpretability assessments of ANFIS models to predict dust concentration in semi-arid regions. *Environmental Science and Pollution Research*, 28, 6796–6810. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-10957-z>
- Farzanehpey, F., Ranjbar-Fordoe, A., Khosravi, H., & Mosavi, S. H. (2024). Evaluation of dust changes and its relationship with temperature (Case study: Khuzestan province). *Integrated Watershed Management*, 4(1), 16-29. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/iwm.2024.2014553.1112>
- Fattahi Masrour, P., & Rezazadeh, M. (2022). Spatio-Temporal Distribution of Various Types of Dust Events in the Middle East during the Period 1996-2015. *Journal of the Earth and Space Physics*, 47(4), 231-248. <https://doi.org/10.22059/jesphys.2021.321010.1007306>
- Fotouhi Firoozabad, F., & Malekinejad, H. (2020). Analysis and Zonation of Maximum 24-Hour Rainfall of Iran Using Wakeby Distribution and Geostatistic Technique. *Desert Management*, 7(14), 75-92. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/jdmal.2020.38477>
- Haykin, S. (1994). *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*. Prentice Hall PTR. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/541500>
- Hosseini Shah Parian, N. L., Firouzi, M. A., & Hosseini Kahnouj, S. R. (2021). Application of artificial neural network and correlation model in predicting dust phenomenon in Ahvaz metropolis. *Quarterly Journal of Human and Environment*, 54, 24-15. [In Persian] https://he.srbiau.ac.ir/article_16835_8bcf6205de3052d5cc91b2916bed3a3e.pdf
- Hosseini, A., Alijani, B., & Waghei, Y. (2020). Predicting the Annual Dusty Days in Khorasan Razavi Province Using Spatial-Temporal Analysis. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 8(4), 103-117. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v0i0.79116>
- Hyndman, R. J., & Khandakar, Y. (2008). Automatic time series forecasting: the forecast package for R. *Journal of Statistical Software*, 27(3), 1-22. <https://doi.org/10.18637/jss.v027.i03>
- Jahanbakhshasl, S., Khorshiddoust, A. M., abbsighasrik, F., & abbasighasrik, Z. (2024). Precipitation, Time Series Models, Man-Kendall, Health Winters model, West Azerbaijan Province. *Journal of Applied Researches in Geographical Sciences*, 24(75), 98-115. [In Persian] <http://dx.doi.org/10.61186/jgs.24.75.10>

- Karegar, M E., Bodagh Jamali, J., Ranjbar Saadat Abadi, A., Moeenoddini, M., & Goshtasb, H. (2017). Simulation and Numerical Analysis of severe dust storms Iran East. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 3(4), 101-119. [In Persian] <http://jsaeh.khu.ac.ir/article-1-2658-fa.html>
- Keykhosravi, S. S., Nejadkoorki, F., & Amintoosi, M. (2019). Estimation of Artificial Neural Networks (MLP and RBF) Accuracy in Anticipation of the Dust of the Sabzevar Cement Factory. *Journal of Research in Environmental Health*, 5(1), 43-52. [In Persian] <https://doi.org/10.22038/jreh.2019.38083.1277>
- Khosroshahi, M., Saeedifar, Z., Shahbazi, K., Zandifar, S., Lotfinasabasl, S., Gohardoust, A., ... & Khodagholi, M. (2024). Investigating the trend of temporal and spatial changes of dusty days and determining the contribution of climatic elements on its spread in Iran. *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 30(4), 521-541. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/ijrdr.2024.130966>
- Kim, J. (2019). Particulate Matter Mortality Rates and Their Modification by Spatial Synoptic Classification. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(11), 1904. <https://doi.org/10.3390/ijerph16111904>
- Mahmoudi, L., & Ikegaya, N. (2023). Identifying the Distribution and Frequency of Dust Storms in Iran Based on Long-Term Observations from over 400 Weather Stations. *Sustainability*, 15(16), 12294. <https://doi.org/10.3390/su151612294>
- Mahmoudi, L., Amiri Doumari, S., Safarianzengir, V., Maleki, R., Kianinejad, S., & Kianian, M. K. (2020). Monitoring and Prediction of Dust and Investigating its Environmental Impacts in the Western Half of Iran and the Eastern Borders of Turkey and Iraq, Using Remote Sensing and GIS. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(5), 713-724. <https://doi.org/10.1007/s12524-020-01224-2>
- 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. [In Persian] <http://dx.doi.org/10.18869/acadpub.jstnar.19.71.69>
- Mirzadeh, S. M., Nejadkoorki, F., Moosavi, V., & Mirhoseini, S. A. (2021). Comparison of the accuracy of the support vector regression model with two common methods of artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system in predicting the pollutant concentration of the PM10. *Journal of Natural Environment*, 74(1), 167-179. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jne.2021.307289.2041>
- Mohammadpour Penchah, M., Memarian, M. H., & Mirrokni, S. M. (2015). Modeling and Analysis of Dust Storms of Yazd Province Using Numerical Models. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 3(4), 67-83. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v3i4.34323>
- Mourianizadeh, S., Khorani, A., & Sharif, M. (2024). Modeling dust storm based on spectral dust indicators and artificial intelligence in Hormozgan province. *Iranian Journal of Geophysics*, 18(4), 39-57. [In Persian] <https://doi.org/10.30499/ijg.2024.418114.1543>
- Movahedi, S., Heydari Naserabad, B., Hashemi Ana, S. K., & Ranjbar, B. (2012). Zoning of climatic regions of Khuzestan province. *Quarterly Journal of Geographical Space Research*, 12(40), 73-64. [In Persian]
- Nabavi, S. S., Moradi, H., & Shrifikia, M. (2019). Evaluation of dust storm temporal distribution and the relation of the effective factors with the frequency of occurrence in Khuzestan Province from 2000 to 2015. *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 28(111), 191-203. [In Persian] <https://doi.org/10.22131/sepehr.2019.37518>

- Negahban, S., Ganjaeian, H., Ghisarian, S. S., & Ebrahimi, A. (2024). Identifying the centers of dust and analyzing the factors influencing its occurrence Based on Remote Sensing Data (Case Study: Southwest Iran). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 13(4), 386-405. [In Persian] <https://doi.org/0.22067/geoh.2024.89088.1504>
- Nejadkoorki, F., & Baroutian, S. (2012). Forecasting Extreme PM10 Concentrations Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Environmental Research*, 6(1), 277-284. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/ijer.2011.493>
- 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. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jphgr.2021.303847.1007524>
- Pourgholam-Amiji, M., Ansari Ghojghar, M., & Ahmadaali, K. (2021). Prediction of Dust Storms in Khuzestan Province Using Artificial Neural Networks. *Nivar*, 45(114-115), 56-75. [In Persian] <https://doi.org/10.30467/nivar.2021.303747.1200>
- Pourmaafi Esfahani, E., Almodaresi, A., Mousaei Sanjerehei, M., & Hghparast, H. (2023). Evaluation of dust emission using artificial neural network model of Kashan city. *Environmental Sciences*, 21(2), 69-80. [In Persian] <https://doi.org/10.48308/envs.2023.1177>
- Rahi, G. R., Bahraini, F., KhosroShahi, M., & Biabani, L. (2022). The Effect of Drought on Dust Storm Frequency (Case study: Bushehr Province). *Journal of Water and Soil Conservation*, 29(1), 31-51. [In Persian] <https://doi.org/10.22069/jwsc.2022.19677.3511>
- Safarian Zengir, V., Zenali, B., Jafari Hasi Kennedy, Y., & Jafarzadeh, L. (2018). Investigation of dust and evaluation of its prediction in Ardebil province using ANFIS model. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 5(2), 107-124. [In Persian] <http://jsaeh.khu.ac.ir/article-1-2771-fa.html>
- Saligheh, M., & Kakhaki Mehneh, H. (2015). Investigating the Relationship among Climate Factors and Air Pollution Fluctuation (Case Study of the City of Mashhad). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 4(2), 77-94. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v4i2.31769>
- Shaiba, H., Alaashoub, N. S., & Alzahrani, A. A. (2018). Applying machine learning methods for predicting sand storms. Paper presented at the Proceedings of the 1st International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS). *Riyadh, Saudi Arabia*. <http://dx.doi.org/10.1109/CAIS.2018.8441998>
- Sobhani, B., & Safarian Zengir, V. (2019). Analysis and prediction of Dust phenomenon in the southwest of Iran. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 8(22), 179-198. [In Persian] <https://doi.org/10.22111/jneh.2019.28148.1481>
- Taghavi, F., Owlad, E., Safarrad, T., & Irannejad, P. (2013). Identifying and monitoring dust storm in the western part of Iran using remote sensing techniques. *Journal of the Earth and Space Physics*, 39(3), 83-96. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jesphys.2013.35600>
- Xiao, F., Wong, M. S., Lee, K. H., Campbell, J. R., & Shea, Y. K. (2015). Retrieval of dust storm aerosols using an integrated neural network model. *Computers & Geosciences*, 85, 104-114. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cageo.2015.02.016>
- Zhu, Y. M., Lu, X. X., & Zhou, Y. (2007). Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the longchuanjiang river in the upper yangtze catchment. *Geomorphology*, 84(4), 111-125. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.07.010>