

Performance Evaluation of Genetic Algorithm and GA-SA Hybrid Method in Forecasting Dust Storms (Case Study: Khuzestan Province)

MOHAMMAD ANSARI GHOJGHAR^{1*}, MASOUD POURGHOLAM-AMLI¹, JAVAD BAZRAFESHAN¹, SHAHAB ARAGHINEJAD¹, ABDOLMAJID LIAGHAT¹, SEYED MOHAMMAD HOSSEINI-MOGHARI²

1. Department of Irrigation & Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran.

2. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Science, Beijing, China.

(Received: May. 30, 2020- Revised: June. 9, 2020- Accepted: June. 15, 2020)

ABSTRACT

The increase in dust storms occurrence in recent years in southwestern Iran, especially in Khuzestan province, and consequently the decrease in air quality in these areas, has doubled the importance of forecasting and linking this phenomenon with climate variations. The aim of this study was to investigate the efficiency of hybrid Genetic-Annealing (GA-SA) and Genetic Algorithm (GA) methods for selecting optimal input variables in forecasting the frequency of days with dust storm (FDSO). For this purpose, hourly dust data and meteorological organization codes, as well as climatic data including maximum temperature, minimum temperature, average temperature, total rainfall and maximum wind speed on a seasonal scale with a statistical period of 35 years (1984-2018) in seven synoptic stations in Khuzestan province were used. Then, by having a time series of FDSO index and other climatic variables, it was compared to the efficiency of different modes of input variables, in order to forecasting the frequency of days with dust storm in the next season. The results showed that the hybrid Genetic-Annealing method (GA-SA) had the best performance among all the modes of selecting the input variables; In this case, the evaluation criteria of R, MAE and RMSE varied from 0.91, 0.29, and 0.44 to 0.99, 0.13 and 0.17 in the studied stations, respectively. Also, the average frequency of days with dust storm on a seasonal scale in the studied stations varied from 1.68 to 4.10, respectively, so that with increasing FDSO index in the study station, the predictive accuracy of all modes increased so that in the first forecast state (based solely on the FDSO index), the correlation coefficient between the observational values of the days associated with dust storms and its computational values increased from 0.87 to 0.95. For the second case (forecast based on frequency of days with dust storm and all Auxiliary Characteristics, ie FDSO & AC), the third mode (based on the optimization of the Genetic Algorithm) and the fourth mode (based on the hybrid Genetic-Annealing method) the correlation coefficient also varied from 0.93 to 0.94, 0.91 to 0.97 and 0.94 to 0.99 in the studied stations, respectively. In general, by comparing the modes used, the hybrid Genetic-Annealing method (GA-SA) performed the best, followed by the Genetic Algorithm (GA). The results of this study can be useful in managing the consequences of dust storms and desertification programs in the study areas.

Keywords: Dust, FDSO Index, Desert Greening, Genetic-Annealing, ANFIS.

ارزیابی کارایی الگوریتم ژنتیک و روش هیبریدی GA-SA در پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار (مطالعه موردی: استان خوزستان)

محمد انصاری قوجقار^{*}، مسعود پورغلام آمیجی^۱، جواد بذرافشان^۱، شهاب عراقی‌نژاد^۱، عبدالمجید لیاقت^۱، سید محمد حسینی موغاری^۲

۱. گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.

۲. موسسه علوم جغرافیایی و تحقیقات منابع طبیعی، آکادمی علوم چین، پکن، چین.

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۳/۱۰ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۳/۲۰ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۳/۲۶)

چکیده

افزایش وقوع طوفان‌های گردوغبار در چند سال اخیر در جنوب غرب ایران به‌ویژه در استان خوزستان و به تبع آن کاهش کیفیت هوا در این مناطق، اهمیت پیش‌بینی و ارتباط این پدیده با نوسانات اقلیمی را دوچندان کرده است. هدف از این پژوهش بررسی کارایی روش‌های هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) و الگوریتم ژنتیک (GA) به‌منظور انتخاب متغیرهای ورودی بهینه در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار (FDSO) است. بدین منظور از داده‌های ساعتی گردوغبار و کدهای سازمان هواشناسی و همچنین داده‌های اقلیمی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای متوسط، مجموع بارش و سرعت بیشینه باد در مقیاس فصلی با طول دوره آماری ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴) در هفت ایستگاه سینوپتیک استان خوزستان استفاده شد. در ادامه با در دست بودن سری زمانی شاخص FDSO و سایر متغیرهای اقلیمی، اقدام به مقایسه کارایی حالت‌های مختلف متغیرهای ورودی، به منظور پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار در فصل آینده شد. نتایج نشان داد که روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) در بین تمام حالت‌های انتخاب متغیرهای ورودی، بهترین عملکرد را داشت؛ به طوری که در این حالت معیارهای ارزیابی R ، MAE و RMSE به ترتیب از ۰/۲۹، ۰/۹۱ و ۰/۴۴ تا ۰/۹۹، ۰/۱۳ و ۰/۱۷ در ایستگاه‌های مورد مطالعه متغیر بود. همچنین متوسط فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار در مقیاس فصلی در ایستگاه‌های مورد مطالعه به ترتیب صعودی از ۱/۶۸ تا ۴/۱۰ متغیر بود به طوری که با افزایش شاخص FDSO در ایستگاه مورد مطالعه، دقت پیش‌بینی تمام حالت‌ها افزایش داشت به نحوی که در حالت اول پیش‌بینی (صرفاً بر اساس شاخص FDSO)، ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار و مقادیر محاسباتی آن از ۰/۸۷ به ۰/۹۵ افزایش یافت. برای حالت دوم (پیش‌بینی بر اساس فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار و همه ویژگی‌های کمی یعنی FDSO & AC)، حالت سوم (بر اساس بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک) و حالت چهارم (بر اساس روش هیبریدی ژنتیک-تبرید) نیز ضریب همبستگی به ترتیب از ۰/۹۳ تا ۰/۹۴، ۰/۹۴ تا ۰/۹۹ و ۰/۹۴ تا ۰/۹۹ در ایستگاه‌های مورد مطالعه متغیر بود. در مجموع با مقایسه حالت‌های مورد استفاده، روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) بهترین عملکرد و بعد از آن الگوریتم ژنتیک (GA) بهترین نتیجه را ارائه نمود. نتایج این مطالعه می‌تواند در مدیریت پیامدهای ناشی از طوفان گردوغبار و برنامه‌های مقابله با بیابان‌زایی در مناطق تحت مطالعه مفید باشد.

واژه‌های کلیدی: گردوغبار، شاخص FDSO، بیابان‌زدایی، ژنتیک-تبرید، ANFIS.

مقدمه

طوفان گردوغبار از خطرات طبیعی است که هر ساله تقریباً ۲۰۰۰ میلیون تن خاک به اتمسفر وارد می‌کند که ۷۵ درصد آن در سطح خشکی و ۲۵ درصد آن در اقیانوس ترسیب می‌شود (Shao *et al.*, 2011). حجم فراوان ذرات گردوغبار حمل شده به تروپوسفر، بیان انرژی را هم تحت تأثیر قرار داده و در پی آن شرایط آب‌وهوایی ناحیه نیز تحت تأثیر قرار می‌گیرد (Kim *et al.*, 2017). این ذرات بر شرایط جوی، تولیدات کشاورزی و

سلامت انسان و اکوسیستم اثر می‌گذارد (Hahnenberger *et al.*, 2014). هوای پاک و عاری از آلودگی یکی از حیاتی‌ترین نیازهای انسان است و گردوغبار یکی از منابع آلوده‌کننده آن به‌شمار می‌رود (Abdolshahnejad *et al.*, 2020). ذرات ریز گردوغبار تحت تأثیر عوامل گوناگونی از جمله شرایط جوی مانند باد، بارش و دما، مشخصات سطح زمین نظیر توپوگرافی، رطوبت سطح، طول زبری و پوشش گیاهی و ویژگی‌های خاک همانند بافت، تراکم، ترکیب و کاربری اراضی وارد جو می‌شوند (Sobhani and Safarian Zengir, 2020).

پیش‌بینی کرد.

Aliyari et al. (2008) به پیش‌بینی کوتاه‌مدت آلودگی هوا به کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، خط حافظه‌دار تأخیر (DLM^3)، گاما و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) همراه روشی ترکیبی و نوین در آموزش آن بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی گروهی ذرات که روشی آزاد از گرادیان می‌باشد، پرداختند. برای پیش‌بینی داده‌ها، ابتدا به آنالیز پیش‌بینی‌پذیری داده‌ها پرداخته شد و با کمک شبکه‌های مذکور اقدام به پیش‌بینی آلودگی هوا کردند و در نهایت این روش‌های هوشمند با هم مقایسه شدند. نتیجه نشان داد که روش پیشنهادی ترکیبی بر اساس PSO⁴ و فیلتر کالمن⁵ برای آموزش شبکه ANFIS توانایی مناسبی در بهبود عملکرد پیش‌بینی دارد.

Sobhani and Safarian Zengir (2020) به واکاوی و پیش‌بینی پدیده گردوغبار در جنوب غرب ایران پرداختند. بدین منظور از داده‌های ۲۷ ساله گردوغبار در ۱۴ ایستگاه سینوپتیک در جنوب غرب ایران در بازه زمانی ۲۰۱۷-۱۹۹۰ استفاده کردند. با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی هیبرید-پانل دیتا و شبکه عصبی فازی تطبیقی ANFIS در نرم افزار MATLAB اقدام به پیش‌بینی شد. در نهایت برای اولویت سنجی ایستگاه‌های در معرض گردوغبار از مدل‌های تصمیم‌گیری چند متغیره TOPSIS⁶ و SAW⁷ بهره بردند. نتیجه پژوهش نشان داد که میزان اطمینان حاصل از مدل‌های خطاسنجی یعنی شبکه عصبی هیبرید-پانل نسبت به ANFIS بیشتر می‌باشد. بر اساس مدل‌های پیش‌بینی، بیشترین احتمال رخداد گردوغبار پیش‌بینی شده در ۲۳ سال آینده در ایستگاه سرپل ذهاب با ۱۲۸/۹۱۷ درصد و آبادان با ۱۲۰/۷۰۹ درصد می‌باشد. مدل SAW بیشترین احتمال رخداد گردوغبار پیش‌بینی شده در ۲۳ سال آینده را در ایستگاه آبادان با ۰/۹۹ درصد و مدل TOPSIS در ایستگاه اسلام آباد غرب با مقدار ۰/۹۷ درصد به خود اختصاص دادند. Hassanzadeh et al. (2012) نیز برای پیش‌بینی خشکسالی‌های آتی، از تلفیق الگوریتم ژنتیک (GA^8) و مدل ترکیبی شبکه عصبی-موجکی در تحلیل شاخص بارندگی استاندارد شده، استفاده کردند و در نهایت نشان دادند که به‌کارگیری روش تلفیقی مذکور در مقایسه با تلفیق الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی، نتایج مطلوبی را ارائه داد.

Rasoulzadeh Gharibdoosti & Bozorg Haddad (2012) توسعه و کاربرد الگوریتم ترکیبی NLP⁹-GA در طراحی و بهره‌برداری بهینه از ایستگاه‌های پمپاژ را مورد بررسی قرار

پدیده گردوغبار یکی از مخاطره‌های طبیعی است و سالانه خسارت‌های زیادی در جنوب غرب و جنوب شرق کشور ایجاد می‌کند. گردوغبار یکی از منابع آلوده‌کننده هوای پاک بوده و علت افزایش طوفان‌های گردوغباری در ایران، به دلیل موقعیت جغرافیایی کشور با توجه به قرارگیری در کمربند خشک و نیمه-خشک جهان می‌باشد. از سوی دیگر نزدیک بودن با کشورهای همچون عربستان، عراق و سوریه که دارای سطح وسیعی از بیابان به دلیل عامل‌های مختلفی مانند کمبود پوشش گیاهی، بارش اندک و دمای بالا هستند، بی‌تاثیر نیست (Abdolshahnejad et al., 2020). همچنین وقوع خشکسالی در یک منطقه با تأمین آب در آن منطقه رابطه تنگاتنگی دارد و هر چه اقلیم منطقه خشک‌تر باشد، احتمال وقوع خشکی و خشکسالی بیشتر شده و رخداد پدیده گردوغبار محتمل‌تر است (Shaker Sureh and Asadi, 2019).

شبکه‌های عصبی مصنوعی نوعی ساختار ریاضی است که توانایی نشان دادن فرایندها و ترکیبات دلخواه غیرخطی برای ارتباط بین ورودی و خروجی‌های هر سیستمی را دارد. این شبکه با داده‌های موجود طی فرایند یادگیری، آموزش دیده و برای پیش‌بینی در آینده استفاده می‌شود که دارای ویژگی‌های قابلیت یادگیری، قابلیت تعمیم و پردازش موازی است (Dahiya et al., 2007). از جمله پیش‌بینی‌هایی که با این روش صورت گرفته، پیش‌بینی گردوغبار شمال غرب چین بود که نشان داد، حداکثر اطمینان حاصل از این روش در پیش‌بینی گردوغبار، ۷۱/۶ درصد می‌باشد (Hung et al., 2006).

Sobhani et al. (2015) به بررسی گردوغبار و ارزیابی امکان پیش‌بینی آن بر اساس روش‌های آماری و مدل ANFIS¹ در زابل با آمار ۱۴ ساله پرداختند. نتایج نشان داد در طول دوره‌ی آماری مورد مطالعه، ماه‌های جولای و آگوست گردوغباری‌ترین ماه‌های سال می‌باشند. بر اساس تحلیل خوشه‌ای انجام شده، ماه‌های جولای و آگوست با بیشترین روزهای گردوغباری در یک خوشه‌ی مجزا قرار گرفتند. روند سری ماهانه، فصلی و سالانه‌ی گردوغبار در این ایستگاه، افزایشی می‌باشد. نتایج پیش‌بینی گردوغبار با مدل ANFIS، حکایت از قابلیت بالای آن در پیش‌بینی گردوغبار در این ایستگاه دارد. ساختار سیستم استنتاج فازی (FIS²) تعیین شده با چهار تابع عضویت به شکل قوسی با روش آموزش هیبرید، با اطمینان حدود ۹۳ درصد گردوغبار ایستگاه زابل را

6 Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

7 Simple Additive Weighting

8 Genetic Algorithm

9 Non-Linear Programming

1 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

2 Fuzzy Inference System

3 Delay Line Memory

4 Particle Swarm Optimization

5 Kalman Filter

داده‌های اقلیمی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای متوسط، مجموع بارش و سرعت بیشینه باد در مقیاس فصلی استفاده شد. مشاهدات پدیده‌های هواشناسی به فاصله سه ساعت یک‌بار و در مجموع هشت بار در شبانه‌روز ثبت می‌شود. در این مشاهدات، پدیده‌های بصری آب و هوا بر اساس دستورالعمل سازمان جهانی هواشناسی در ۱۰۰ کد به‌طور کلی به‌منظور ثبت و گزارش پدیده گردوغبار در ایستگاه‌های مختلف هواشناسی از ۱۱ کد استفاده می‌شود (O'Loingsigh et al., 2014). کدهای مربوط به طوفان‌های گردوغبار در جدول (۱) ارائه شده است. با توجه به اینکه داده‌های گردوغبار به‌صورت تفکیک نشده از سایر پدیده‌های هواشناسی از سازمان هواشناسی در اختیار قرار می‌گیرد، بنابراین در وهله اول کدهای مربوط به گردوغبار از سایر پدیده‌های اقلیمی در ساعات مختلف هم‌دید جدا شد (Goudie & Middleton, 2006). بر اساس تعریف سازمان جهانی هواشناسی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار به روزی گفته می‌شود که حداقل در یکی از هشت سینوپ (گزارش‌های سه‌ساعته دیده‌بانی)، یکی از کدهای مربوط به گردوغبار (۰۶، ۰۷، ۰۸، ۰۹، ۳۰ تا ۳۵ و ۹۸) در بخش هوای حاضر گزارش شده باشد. البته به شرط اینکه داده‌های قدرت دید افقی متناظر با آن کد گردوغبار کمتر از ۱۰۰۰ متر به ثبت رسیده باشد (Mohammadi, 2015). در این مطالعه برای تشخیص طوفان‌های گردوغباری از فاکتور قدرت دید افقی ≤ 1000 متر برای همه کدهای هواشناسی گردوغبار استفاده شده است. شکل (۱) موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های سینوپتیک مورد مطالعه در استان خوزستان را نشان می‌دهد.

سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)

سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) توسط جانگ در سال ۱۹۹۳ معرفی شد (Jang, 1993). ANFIS شبیه به یک شبکه عصبی چندلایه است با این تفاوت که علاوه بر الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی از منطق فازی نیز بهره می‌گیرد. یک مدل ANFIS از پنج لایه تشکیل شده است؛ این پنج لایه به ترتیب عبارتند از: لایه ورود اطلاعات، لایه محاسبه وزن قوانین فازی، لایه نرمال‌سازی وزن‌های قوانین به‌دست‌آمده، لایه محاسبه قوانین، لایه جمع‌بندی و خروجی شبکه. در این تحقیق تابع عضویت در نظر گرفته‌شده، تابع عضویت ذوزنقه‌ای و الگوریتم آموزش شبکه، روش هیبریدی در نظر گرفته شد. شکل (۲) شماتیکی از ANFIS را نشان می‌دهد.

دادند. در این پژوهش از ترکیب دو روش برنامه‌ریزی غیرخطی (NLP) و الگوریتم ژنتیک (GA) و ابداع یک الگوریتم ترکیبی جدید استفاده کردند تا مؤلفه‌های مختلف سامانه را بهینه‌سازی کنند. نتایج این الگوریتم با نتایج الگوریتم‌های بهینه‌سازی جفت‌گیری زنبور عسل و ژنتیک و همچنین نتایج روش‌های برنامه‌ریزی غیرخطی و روش مضارب لاگرانژ مقایسه شد. نتایج کاربرد این الگوریتم ترکیبی نشان می‌دهد که به لحاظ کیفیت جواب‌های حاصل و تعداد دفعات ارزیابی تابع هدف و همگرایی به پاسخ بهینه (زمان اجرا)، عملکرد بهتری نسبت به هر یک از روش‌های ذکر شده داشت.

با توجه به اهمیت طوفان‌های گردوغبار در غرب، جنوب غرب و جنوب شرق کشور، نیاز به تحقیقات جامع در این زمینه بسیار محسوس است. از طرفی بیشتر مطالعات داخلی مربوط به روند پدیده‌های گردوغبار در محدوده‌های کوچک، مطالعات سینوپتیکی و ماهواره‌ای آن می‌باشد. لذا با توجه به اینکه این پدیده اثرات نامطلوب و پیامدهای منفی در زمینه‌های اجتماعی، اقتصادی و سلامت مردم داشته است، مطالعه و پیش‌بینی و ارتباط سنجی آن با نوسانات اقلیمی ضروری است. در این مطالعه به بررسی کارایی روش‌های بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک (GA) و روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار (FDS¹) پرداخته و همچنین برای پیش‌بینی شاخص FDS از روش سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده شد. بنابراین این تحقیق می‌تواند راهنما و الگوی جدیدی به منظور پیش‌بینی پدیده طوفان‌های گردوغبار در کشور باشد.

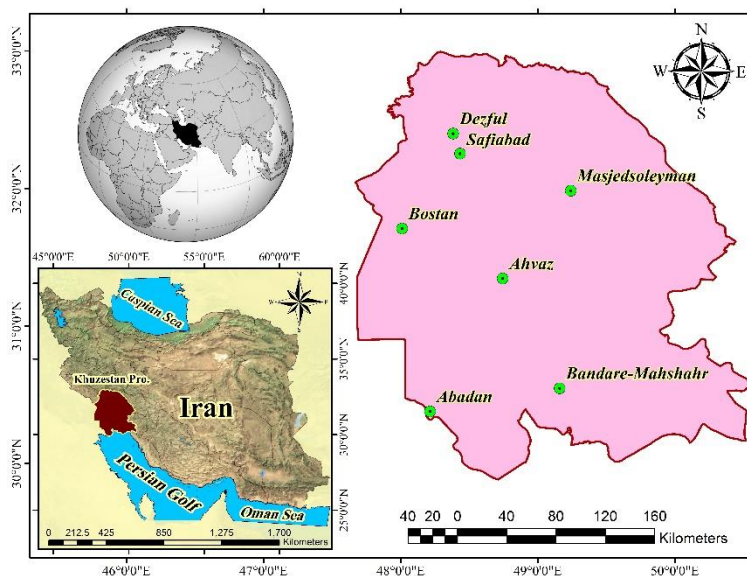
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

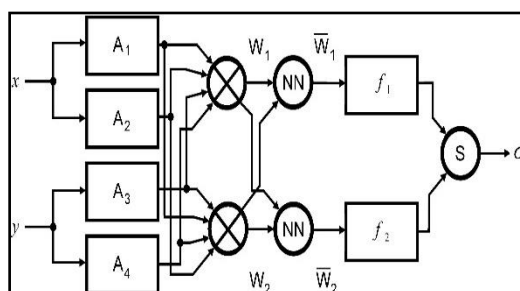
در این پژوهش به بررسی کارایی الگوریتم ژنتیک (GA) و روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) در بهینه‌سازی متغیرهای ورودی به‌منظور پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار با استفاده از روش سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) در هفت ایستگاه هواشناسی استان خوزستان (آبادان، اهواز، بستان، مسجدسلیمان، بندر ماهشهر، صفی‌آباد و دزفول) با جامعه آماری بلندمدت ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴) پرداخته شد. بدین منظور از داده‌های ساعتی قدرت دید افقی، کدهای سازمان جهانی هواشناسی (WMO^۲) و همچنین

جدول ۱- کدهای سازمان جهانی هواشناسی مرتبط با فرسایش بادی و پدیده‌های گردوغبار (O'Loingsigh et al., 2014)

کد	توضیحات
۰۶	مه ناشی از گردوغبار
۰۷	غبار یا شن برخاسته از زمین
۰۸	طوفان گردوغبار
۰۹	طوفان گردوغبار اتفاق افتاده در گذشته (اتفاق افتاده در یک ساعت قبل از مشاهده یا در ایستگاه)
۳۰	گردوغبار خفیف یا متوسط شن و ماسه همراه با کاهش میدان دید کمتر از ۱۰۰۰ متر اما بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۱	گردوغبار پایدار یا متوسط شن و ماسه همراه با کاهش میدان دید کمتر از ۱۰۰۰ متر اما بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۲	شروع یا افزایش گردوغبار خفیف یا متوسط شن و ماسه همراه با کاهش میدان دید کمتر از ۱۰۰۰ متر اما بیشتر از ۲۰۰ متر
۳۳	طوفان گردوغبار شدید همراه با کاهش دید کمتر از ۲۰۰ متر
۳۴	طوفان گردوغبار پایدار شدید همراه با کاهش دید کمتر از ۲۰۰ متر
۳۵	شروع یا افزایش طوفان گردوغبار شدید همراه با کاهش دید کمتر از ۲۰۰ متر
۹۸	رعدوبرق با گردوغبار و یا طوفان شن و ماسه



شکل ۱- معرفی ایستگاه‌های مورد مطالعه در پژوهش حاضر



شکل ۲- شماتیک سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) (Araghinejad, 2013)

توان دید که طبیعت با بهره‌گیری از یک روش بسیار ساده (حذف تدریجی گونه‌های نامناسب و در عین حال تکثیر بالاتر گونه‌های بهینه) توانسته است، دائماً هر نسل را از لحاظ خصوصیات مختلف ارتقا بخشد (Sivanandam & Deepa, 2008).
 روند کلی حل مسائل توسط الگوریتم ژنتیک به این گونه است که ابتدا تعدادی از جواب‌های شدنی مسئله مورد نظر را

الگوریتم ژنتیک

تفکر اصلی الگوریتم ژنتیک (GA) از نظریه تکامل داروین گرفته شده است. نظریه داروین بیانگر این نکته است که آن دسته از خصوصیات و صفاتی در طبیعت پایدار می‌مانند که با قانون طبیعت سازگاری بیشتری داشته باشند و هر چه این سازگاری بیشتر باشد، شانس ادامه حیات آن بیشتر است. به این ترتیب می

الگوریتم شبیه‌سازی تبرید

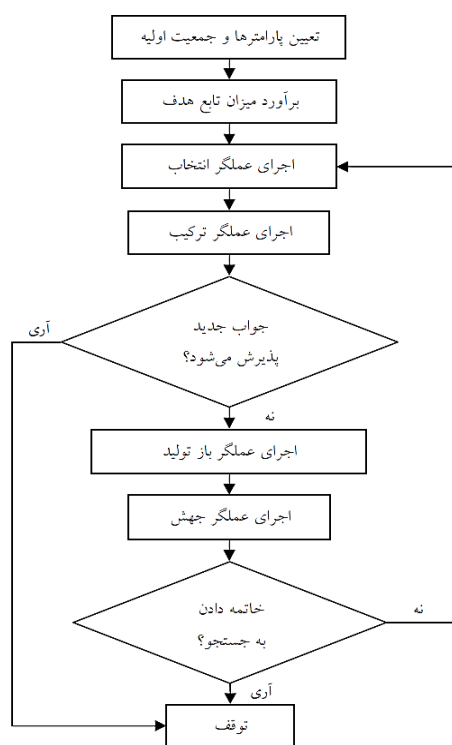
این الگوریتم بهینه‌سازی (SA^۱)، مبتنی بر علم فیزیک بوده که ابتدا توسط *Metropolis et al.* (1953) مطرح و سپس توسط *Kirkpatrick et al.* (1983) توسعه داده شده است. اساس این روش بر مبنای فرایند تبرید است که شامل قرار دادن ماده‌ای در دمای بالا و سپس کم کردن دما به صورت تدریجی می‌باشد. دما نباید (به ویژه در مراحل اولیه) سریع پایین بیاید؛ چرا که در این صورت کاستی‌هایی در ماده پدیدار شده و ماده به وضعیت کمینه (استحکام ماده) نمی‌رسد (*Kirkpatrick et al.*, 1983). در این الگوریتم هر نقطه p در فضای جستجو مشابه یک حالت از یک سیستم فیزیکی است و تابع $F(p)$ که باید کمینه شود، مشابه انرژی داخلی سیستم در آن حالت است. هدف، انتقال سیستم از حالت اولیه دلخواه به حالتی است که سیستم کمترین انرژی را داشته باشد. برای حل مسئله بهینه‌سازی، این الگوریتم ابتدا از یک جواب اولیه شروع و سپس در یک حلقه تکرار به جواب‌های همسایه حرکت می‌کند. اگر جواب همسایه بهتر از جواب فعلی باشد، الگوریتم آن را به عنوان جواب فعلی قرار می‌دهد. در غیر این صورت، الگوریتم آن جواب را با احتمال $e^{(-\frac{\Delta F}{T})}$ به عنوان جواب فعلی می‌پذیرد. که در آن ΔF اختلاف بین تابع هدف فعلی و جواب همسایه و T یک پارامتر کنترلی به نام دما می‌باشد. به این صورت که در هر دما، چندین تکرار انجام شده و سپس دما به آرامی کاهش می‌یابد. کاهش دما شبیه به کاهش مقدار هدف در مسائل کمینه‌سازی و یا افزایش مقدار هدف در مسائل بیشینه‌سازی است. این الگوریتم مثل روش جستجو ممنوع دارای حافظه نیست؛ بلکه تمام اطلاعاتی را که در طول اجرای الگوریتم به دست می‌آید را در مراحل بعدی الگوریتم لحاظ نمی‌کند (*Hakimpour et al.*, 2017).

جواب اولیه: جواب اولیه در این الگوریتم نشان‌دهنده یک نقطه از فضای شدنی مسئله بوده که توسط کاربر در ابتدا معرفی می‌شود. انتخاب جواب اولیه مناسب، سرعت همگرایی به سمت جواب بهینه کلی را افزایش می‌دهد. برای گریز از بهینه‌های محلی، بهتر است الگوریتم از چندین نقطه شروع مختلف، اجرا شود.

مکانیزم ایجاد جواب همسایگی: به طور تصادفی یک متغیر از بردار جواب، انتخاب و در صورت یک بودن، تبدیل به صفر و بالعکس می‌شود تا بر اساس آن به بردار جواب همسایه قبلی تبدیل شود.

انتخاب دمای اولیه: تأثیر مستقیمی در رد یا قبول

به صورت تصادفی و یا گاهی به صورت از قبل تعیین شده، به عنوان جمعیت اولیه انتخاب می‌کند و سپس هر یک از جواب‌ها به صورت رشته‌هایی که کروموزوم نامیده شده، کدگذاری می‌شوند. برای تولید نسل بعدی از روی نسل فعلی، از عملگرهای ژنتیکی شامل انتخاب، ترکیب، باز تولید، جهش و دیگر عملگرهای احتمالی استفاده می‌شود. انتخاب، روندی است که اگر کروموزومی دارای لیاقت بالاتری باشد، شانس خود را برای بقا در سیستم افزایش می‌دهد. در عملگر انتخاب، والدین به صورت زوج درآمد، به این ترتیب که هر کروموزوم با یک کروموزوم دیگری که به صورت تصادفی انتخاب می‌شود، ترکیب شده تا نسل جدید را ایجاد کند. در عملگر بازتولید، کروموزومی از نسل فعلی، مستقیماً و بدون تغییر به نسل بعدی منتقل می‌شود. عملگر جهش، مکانیسمی است که در اثر آن یک تغییر غیر سازمان یافته و کاملاً تصادفی به یک رشته داده می‌شود. پس از مراحل فوق، جمعیت جدیدی جایگزین جمعیت پیشین می‌شود و این چرخه ادامه می‌یابد. هنگامی جستجو نتیجه‌بخش خواهد بود که به حداکثر نسل مورد نظر رسیده و یا همگرایی حاصل شده باشد، یا زمان اجرای برنامه از یک مقدار معینی تجاوز کند و یا با گذشت چند نسل، بهبودی در لیاقت جمعیت ایجاد نشود (*Sivanandam & Deepa*, 2008). شکل (۳) ساختار پایه‌ای الگوریتم ژنتیک را در یک نمای کلی نشان می‌دهد.



شکل ۳- ساختار پایه‌ای الگوریتم ژنتیک (*Hassanzadeh et al.*, 2012)

است؛ زیرا الگوریتم ژنتیک برای یافتن جواب، محدوده‌ای از فضای حل مسئله را مورد کنکاش قرار داده و در نتیجه نقاطی از فضای موجه مسئله که کمتر به آن توجه می‌شود را مورد بازرسی قرار داده و باعث می‌شود شانس یافتن جواب مناسب اولیه بیشتر شود. در ادامه، الگوریتم ترکیبی این جواب را به الگوریتم شبیه‌سازی تبرید می‌سپارد تا با بهره گرفتن از تولید جواب‌های همسایه و بررسی فضاهای پیرامون، بتواند هر چه بیشتر به سمت جواب بهینه حرکت کند. الگوریتم زیر، مطالب بالا را به زبان ساده بیان می‌کند (Tarokh & Naseri, 2012).

GA-SA	الگوریتم ترکیبی پیشنهادی
1	Begin
2	Determine Parameters
3	Generate Initial solution by Genetic Algorithm
4	Repeat For i=1 to Max ST
5	Generate New neighborhood solution by Simulated Annealing Algorithm
6	Check Stop Condition
7	Show Best answer
8	End

حالت‌ها و مدل‌های پیش‌بینی

به‌منظور پیش‌بینی کمی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار (FDSD) با استفاده از روش سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) چهار حالت مختلف مورد استفاده قرار گرفت. در حالت (۱)، برای پیش‌بینی شاخص FDSD صرفاً از متغیر فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار استفاده شد. در حالت (۲)، پیش‌بینی بر اساس مقادیر فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار و همه ویژگی‌های کمکی (AC^2) شامل متغیرهای دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای متوسط، مجموع بارش و سرعت بیشینه باد، انجام شد و در حالت‌های (۳) و (۴) پیش‌بینی‌ها به ترتیب بر اساس متغیرهای بهینه انتخاب‌شده به وسیله الگوریتم ژنتیک (GA) و روش هیبریدی ژنتیک تبرید (GA-SA) صورت پذیرفت. حالت‌های مختلف متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی شاخص FDSD در شکل (۴) نشان داده شده است.

همچنین به منظور پیش‌بینی شاخص FDSD از چهار مدل زمانی مختلف استفاده شد. سپس بر اساس معیارهای ارزیابی، بهترین مدل در هر حالت پیش‌بینی انتخاب شد. متغیر تعداد فصل (های) گذشته برای پیش‌بینی فصل آتی به کار گرفته شد که می‌تواند شامل یک، دو، سه و چهار فصل قبل از متغیر فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار باشد.

جواب‌ها دارد چرا که در ابتدا وضعیت انرژی سیستم بسیار بالا بوده و به نوبه خود می‌تواند در جهت یافتن بهترین مسیر کاهش دما، در دستیابی به انرژی پایدار سیستم باشد. White (1984) پیشنهاد کرد که دمای اولیه، معادل با انحراف استاندارد هزینه‌های سیستم از میانگین هزینه‌ها در نظر گرفته شود.

مکانیزم کاهش دما: دمای سیستم، درجه تصادفی بودن

حرکت به سوی جواب را تعیین می‌کند. لذا مکانیزم کاهش دما در هر تکرار طبق رابطه (۱) انجام می‌شود:

$$T_i = a \times T_{i-1} \quad (\text{رابطه ۱})$$

که در آن a ضریب تبرید یا کاهش دما می‌باشد و معمولاً به مقداری بین ۰/۵ تا ۰/۹۹ تنظیم می‌شود. لازم به ذکر است که نرخ زیاد کاهش دما، باعث همگرایی زود هنگام در بهینه محلی شده، در حالی که نرخ کم کاهش دما، زمان محاسبات الگوریتم را افزایش می‌دهد.

تعداد نقاط جستجو در هر دما: تعداد نقاط جستجو در

فضای جواب مسئله در دمای ثابت، جهت اطمینان از جستجوی نزدیک به تمام جواب‌های محتمل در الگوریتم می‌باشد. بهترین راه حل، انتخاب یک مقدار مبتنی بر اندازه مسئله است.

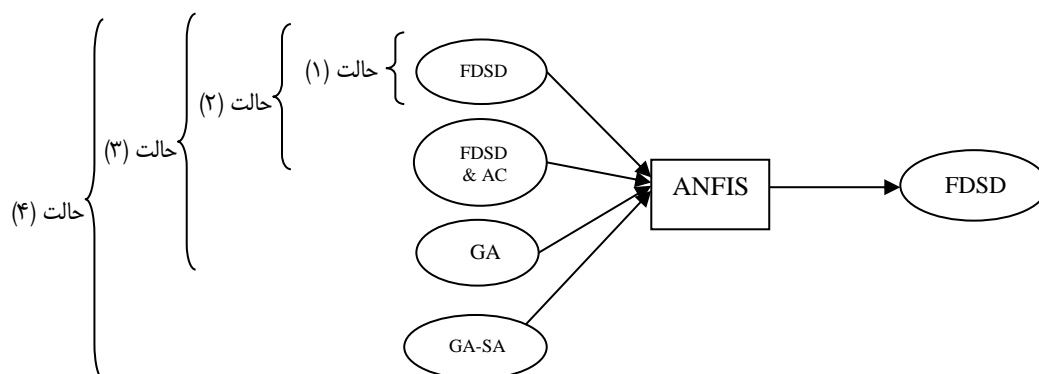
معیار پذیرش یک حرکت: در این الگوریتم، نه تنها جواب

منجر به بهبود تابع هدف انتخاب می‌شود؛ بلکه جواب‌های نامناسب نیز به طور احتمالی انتخاب می‌شوند (Hakimpour et al., 2017).

الگوریتم ترکیبی (هیبریدی)^۱

از جمله مزایای الگوریتم‌های فرا ابتکاری این است که می‌توان آن‌ها را با هم ترکیب کرد. این مورد زمانی اهمیت پیدا می‌کند که هنگام حل مدل‌ها فقط با یکی از روش‌های فرا ابتکاری، به یک سری از نقاط ضعف روش حل پی برده و باید در این فکر بود که با یک سری از تکنیک‌ها، آن مشکلات بر طرف شود. در این بخش با کمک گرفتن از دو الگوریتم ژنتیک و شبیه‌سازی تبرید، یک الگوریتم ترکیبی برای حل مدل پیشنهادی ارائه می‌شود (Cheng, 2000).

الگوریتم ترکیبی مورد استفاده در این مقاله، قصد دارد برای یافتن جواب اولیه، از مکانیزم الگوریتم ژنتیک استفاده کند و از جواب حاصل از آن به عنوان جواب آغازین در الگوریتم شبیه‌سازی تبرید بهره گرفته و از این طریق هر چه بیشتر به جواب مطلوب نزدیک‌تر شود. از ساختار الگوریتم ترکیبی مورد استفاده، مشاهده می‌شود که همگرایی آن ثابت شده است، زیرا در مکانیزم خود از دو الگوریتم شناخته شده کمک گرفته است. دلیل آن نیز مشخص



شکل ۴- ساختارهای مورد استفاده در پیش‌بینی گردوغبار

انتخاب یک، تعدادی و یا همه متغیرها در قالب چهار حالت معرفی شده مذکور به‌عنوان ورودی مدل با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک (GA) و روش هیبریدی ژنتیک تریید (GA-SA) شد. برای پیش‌بینی شاخص FDS از روش سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) برای تمامی حالت‌ها بهره گرفته شد که در این روش، ۸۰ درصد داده‌ها برای مرحله آموزش و ۲۰ درصد آن برای آزمون استفاده شد. پارامترهای مناسب روش ANFIS از طریق آزمون و خطا تعیین شد. همچنین به منظور جلوگیری از بیش‌برازش از صحت سنجی متقاطع استفاده شد.

در روش صحت سنجی متقاطع در هر بار اجرای مدل برای پیش‌بینی با یک پارامتر مشخص، یک یا تعدادی از داده‌های مجموعه آموزش کنار گذاشته می‌شوند (به‌عنوان داده‌های صحت-سنجی) و مدل بر اساس داده‌های باقی‌مانده آموزش می‌بیند. سپس داده‌های کنار گذاشته‌شده به مجموعه آموزش برگردانده شده و داده یا مجموعه دیگری از داده‌های آموزش به عنوان داده صحت‌سنجی از این مسیر جدا می‌شوند و بار دیگر شبکه آموزش داده می‌شود. این فرایند تا زمانی که تمام داده‌های آموزش در قسمت صحت‌سنجی استفاده شوند، ادامه می‌یابد. پس از آن بر اساس میانگین خطای مدل در تخمین داده‌های صحت سنجی، پارامتر(های) مناسب شبکه عصبی تعیین می‌شوند. برای پیش‌بینی از چهار مدل زمانی معرفی شده، استفاده شد. مدل مناسب بر اساس معیارهای ارزیابی برای هر حالت در مقیاس فصلی استخراج شد. سپس، تحلیل نتایج بر پایه بهترین مدل برای هر یک از حالت‌ها صورت پذیرفت.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل‌ها و مقایسه نتایج روش‌های مختلف، از سه معیار ارزیابی یعنی ضریب همبستگی^۱ (R)، جذر میانگین مربعات

در مدل (۱)، برای پیش‌بینی متغیر فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار در فصل بعد، از سری زمانی متغیر ورودی با یک گام تأخیر استفاده شد. بدین صورت که برای پیش‌بینی شاخص FDS در زمان $t+1$ ، از مقدار متغیر ورودی در زمان t استفاده شد. در مدل (۲)، پیش‌بینی در فصل بعد بر اساس مقادیر متغیر ورودی تا دو فصل قبل استفاده شد و به طور مشابه در مدل‌های (۳) و (۴)، پیش‌بینی‌ها بر اساس مقادیر متغیر مورد نظر تا سه و چهار فصل قبل صورت گرفت. بنابراین مدل بهینه، به تعداد فصل‌های گذشته برای پیش‌بینی شاخص FDS در فصل آتی اشاره دارد. روابط زیر در تکمیل توضیحات بیان شده، ارائه شده است.

(رابطه ۲ - مدل ۱)

$$FDS_{(t+1)} = f(FDS_{(t)})$$

(رابطه ۳ - مدل ۲)

$$FDS_{(t+1)} = f(FDS_{(t)}, FDS_{(t-1)})$$

(رابطه ۴ - مدل ۳)

$$FDS_{(t+1)} = f(FDS_{(t)}, FDS_{(t-1)}, FDS_{(t-2)})$$

(رابطه ۵ - مدل ۴)

$$FDS_{(t+1)} = f(FDS_{(t)}, FDS_{(t-1)}, FDS_{(t-2)}, FDS_{(t-3)})$$

آماده‌سازی داده‌ها

پس از بررسی و کنترل کیفی آمار ایستگاه‌ها و رفع نواقص آماری، همگنی داده‌ها با استفاده از آزمون Run Test ارزیابی و تصادفی بودن داده‌ها در سطح اطمینان ۹۵٪ پذیرفته شد. در ادامه با توجه به وجود سری زمانی متغیر فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار و همچنین متغیرهای اقلیمی (دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای متوسط، مجموع بارش و سرعت بیشینه باد) که در این پژوهش به عنوان ویژگی‌های کمکی (AC) برای پیش‌بینی فراوانی طوفان‌های گردوغبار مورد استفاده قرار گرفت، اقدام به

^۱ Correlation

مشاهده است. همان طور که مشخص است، ایستگاه آبادان در جنوب غرب استان خوزستان با ۵۶۲ روز در بازه زمانی ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴) به عنوان رکورددار بیشترین روزهای همراه با طوفان گردوغباری در این استان ثبت شده است. بر همین اساس ایستگاه‌های صفی‌آباد و دزفول به ترتیب با ۲۶۵ و ۲۳۶ روز کمترین فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار را به خود اختصاص داده‌اند. بر اساس این توضیحات، به صورت جغرافیایی می‌توان بیان کرد که هرچه از مناطق مرزی جنوب غرب به سمت مرکز و شرق استان حرکت شود، از تراکم تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغباری کاسته می‌شود زیرا ایستگاه‌هایی که در نقاط غربی و جنوب غربی استان خوزستان واقع شده‌اند در مسیر ورودی طوفان‌هایی با منشأ عراق و عربستان هستند؛ در حالی که ایستگاه‌های شرقی استان فاصله بیشتری از این دو کشور دارند. بنابراین می‌توان گفت طوفان‌های گردوغبار از مناطق غربی به سمت مرکز و شرق استان منشأ محلی پیدا می‌کنند. همچنین با توجه به طبقه‌بندی اقلیمی دومارتن، هرچه از مناطق نیمه‌خشک به سمت مناطق خشک استان حرکت شود، بر مقدار شاخص FDSDF افزوده می‌شود که علت خشکی منطقه را می‌توان در بیابان‌زایی، خشک شدن تالاب‌های منطقه، تغییر اقلیم، عدم مدیریت صحیح منابع آب، جنگ‌ها و آشفته‌گی‌های کشورهای منطقه و عدم رسیدگی به آن جستجو کرد. نتایج این قسمت با مطالعات (2016) Cao et al.، (2014) Mehrabi et al.، (2015) Zeinali و (2016) Araghinejad et al. (2019) همخوانی دارد. در شکل (۵) پهنه‌بندی مقدار شاخص FDSDF برای ایستگاه‌های مورد مطالعه قابل مشاهده است.

خطا^۱ (RMSE) و میانگین قدر مطلق خطا^۲ (MAE) استفاده شد. این معیارها به صورت زیر تعریف می‌شوند:

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - f_i)^2} \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - f_i| \quad (\text{رابطه ۸})$$

در این روابط، O_i مقادیر مشاهداتی در گام زمانی t ام، f_i مقادیر پیش‌بینی شده در گام زمانی t ام، \bar{O} میانگین مقادیر مشاهداتی، \bar{f} میانگین مقادیر پیش‌بینی شده و n تعداد داده‌ها می‌باشند. هر مدل که دارای R بیشتر، RMSE و MAE کمتر باشد، از مطلوبیت بیشتری برخوردار می‌باشد (Araghinejad, 2013).

نتایج و بحث

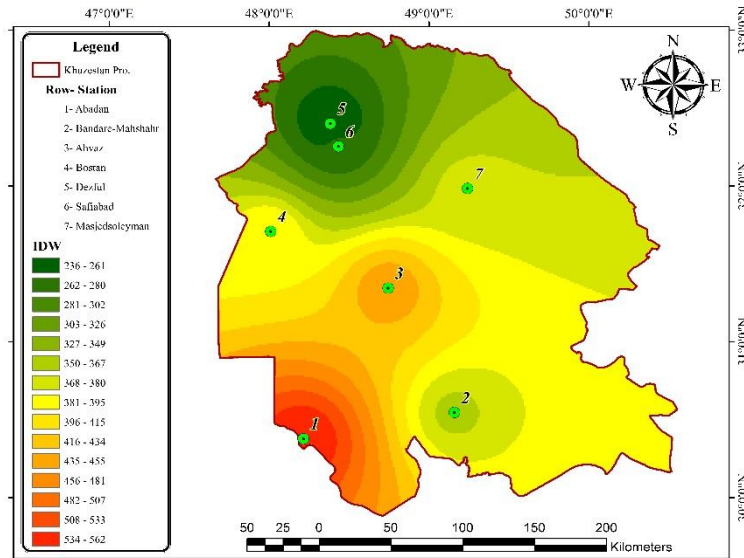
بعد از انتخاب ایستگاه‌ها و بررسی داده‌ها در بازه زمانی ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴)، تعداد روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار (FDSDF) برای هفت ایستگاه هواشناسی مورد مطالعه در استان خوزستان با استفاده از داده‌های دید افقی و کدهای سازمان هواشناسی محاسبه و در جدول (۲) نشان داده شده است، ضمن اینکه ایستگاه‌های هواشناسی، طول و عرض جغرافیایی، طبقه‌بندی اقلیمی به روش دومارتن، متوسط شاخص FDSDF در مقیاس فصلی و تعداد روزهای گردوغباری به ترتیب نزولی قابل

جدول ۲- فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار استان خوزستان (۲۰۱۸-۱۹۸۴)

ایستگاه	عرض جغرافیایی (درجه)	طول جغرافیایی (درجه)	طبقه‌بندی اقلیمی به روش دومارتن	میانگین فصلی FDSDF (روز)	FDSDF (روز)
آبادان	۳۰/۳۸	۴۸/۲۱	خشک	۴/۰۱	۵۶۲
اهواز	۳۱/۳۴	۴۸/۷۴	خشک	۳/۲۲	۴۵۱
بستان	۳۱/۷۱	۴۸/۰۱	خشک	۲/۸۲	۳۹۵
مسجدسلیمان	۳۱/۹۸	۴۹/۲۴	نیمه خشک	۲/۶۷	۳۷۵
بندر ماهشهر	۳۰/۵۵	۴۹/۱۶	خشک	۲/۵۹	۳۶۳
صفی‌آباد	۳۲/۲۵	۴۸/۴۳	نیمه خشک	۱/۸۹	۲۶۵
دزفول	۳۲/۴۰	۴۸/۳۸	نیمه خشک	۱/۶۸	۲۳۶

² Mean Absolute Error

¹ Root Mean Square Error



شکل ۵- پهنه‌بندی روزهای همراه طوفان‌های گردوغبار در استان خوزستان

مسجدسلیمان، بندر ماهشهر و صفی‌آباد روش‌های ژنتیک-تبرید (GA-SA)، الگوریتم ژنتیک (GA)، استفاده از تمامی متغیرهای اقلیمی (FDS & AC) و پیش‌بینی صرفاً بر اساس فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار (FDS)، به ترتیب رتبه اول تا چهارم بهترین ویژگی‌های ورودی به منظور پیش‌بینی شاخص FDS را بر اساس معیارهای ارزیابی به خود اختصاص داده‌اند. بر خلاف ایستگاه‌های مذکور، در ایستگاه دزفول بعد از روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA)، حالتی که از تمام متغیرهای اقلیمی (FDS & AC) برای پیش‌بینی شاخص FDS استفاده می‌کند، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک (GA) از خود نشان داده است. به طوری که ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار و مقادیر محاسباتی آن در حالت استفاده از تمام ویژگی‌ها (FDS & AC) نسبت به حالت الگوریتم ژنتیک (GA) از ۰/۹۱ به ۰/۹۳ و معیارهای خطای MAE و RMSE به ترتیب از ۰/۳۷ به ۰/۳۱ و ۰/۵۱ به ۰/۴۵ بهبود یافته است.

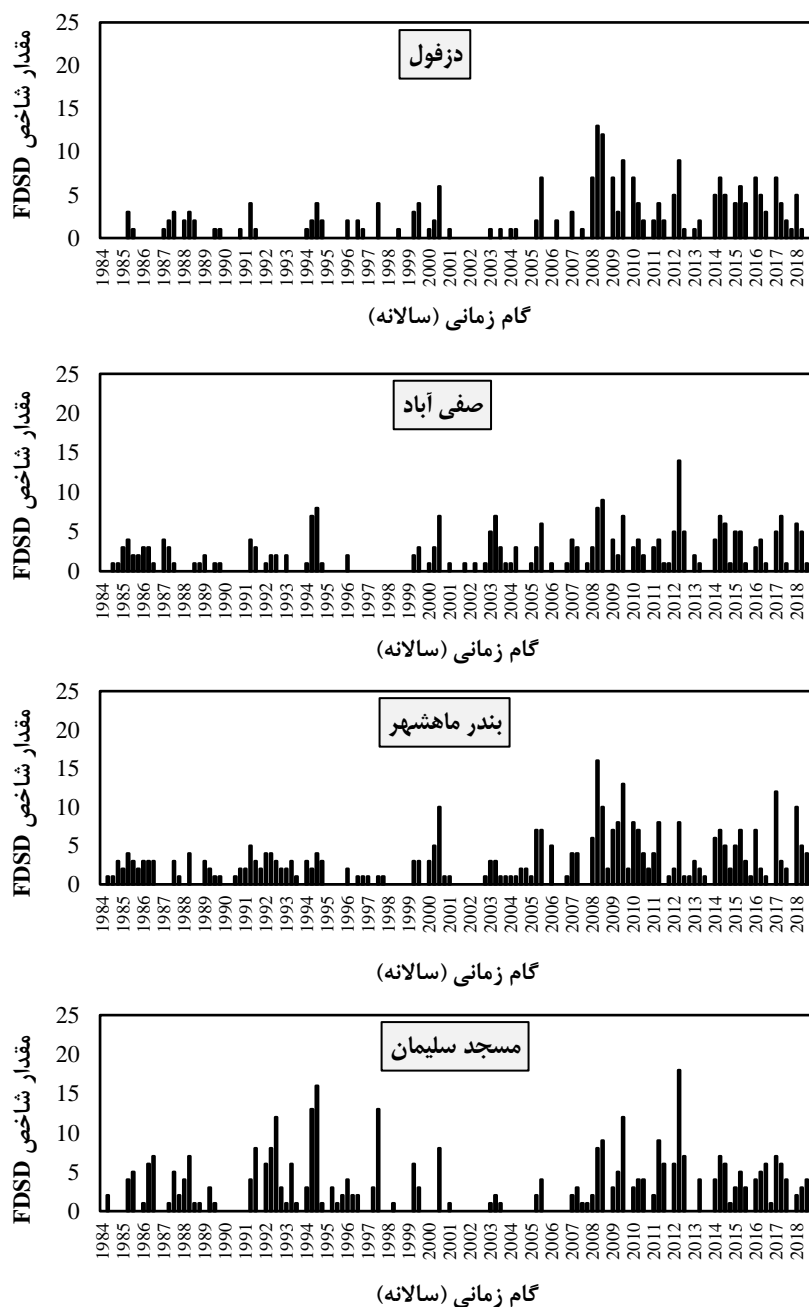
علت برتری استفاده از تمام ویژگی‌های اقلیمی بر الگوریتم ژنتیک در ایستگاه دزفول را می‌توان در پراکندگی و تغییرات شدید شاخص FDS و همچنین وجود داده‌های صفر متوالی و به تبع آن تشکیل فصول متوالی عاری از طوفان‌های گردوغبار جستجو کرد؛ به طوری که الگوریتم ژنتیک (GA) در غیاب داده‌های غیرصفر متوالی گردوغبار نتوانسته انتخاب مناسب و بهینه‌ای از متغیرهای ورودی داشته باشد و حالت استفاده از تمام ویژگی‌ها (FDS & AC) توانسته این کمبود را به خوبی با جایگزین کردن متغیرهای اقلیمی (دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای متوسط، مجموع بارش و سرعت بیشینه باد) پوشش دهد و

شکل (۶) تغییرات شاخص FDS را در مقیاس فصلی در ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد. بر اساس این شکل، شاخص FDS در ایستگاه‌های آبادان و اهواز دارای نوسانات زیادی است و مقادیر اوج گردوغبار به صورت متمرکز در کنار یکدیگر مشاهده می‌شود که حکایت از وقوع طوفان‌های گردوغبار پی در پی در این دو ایستگاه از سال ۲۰۰۰ به بعد دارد. با توجه به شکل (۶)، وجود فصول متوالی عاری از طوفان‌های گردوغبار، انقطاع و داشتن یک سری زمانی منفصل و به تبع آن تشکیل طوفان‌هایی با فاصله زمانی بیشتر نسبت به ایستگاه‌های آبادان و اهواز در سال‌های ۱۹۸۴ تا ۲۰۰۳ در ایستگاه‌های دزفول، صفی‌آباد، بندر ماهشهر، مسجدسلیمان و بستان مشهود است. نتایج مشابهی از ویژگی‌های شاخص FDS در مقیاس زمانی فصلی توسط Zeinali (2016)، Ansari Ghojghar & Sobhani (2019) و Araghinejad *et al.* (2018)، Safarian Zengir & (2020) ارائه شده است. با توجه به شکل (۶) می‌توان دو دوره طولانی مدت اوج طوفان‌های گردوغبار مربوط به سال‌های ۲۰۰۲-۱۹۹۲ و ۲۰۱۷-۲۰۰۷ را در تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه تشخیص داد.

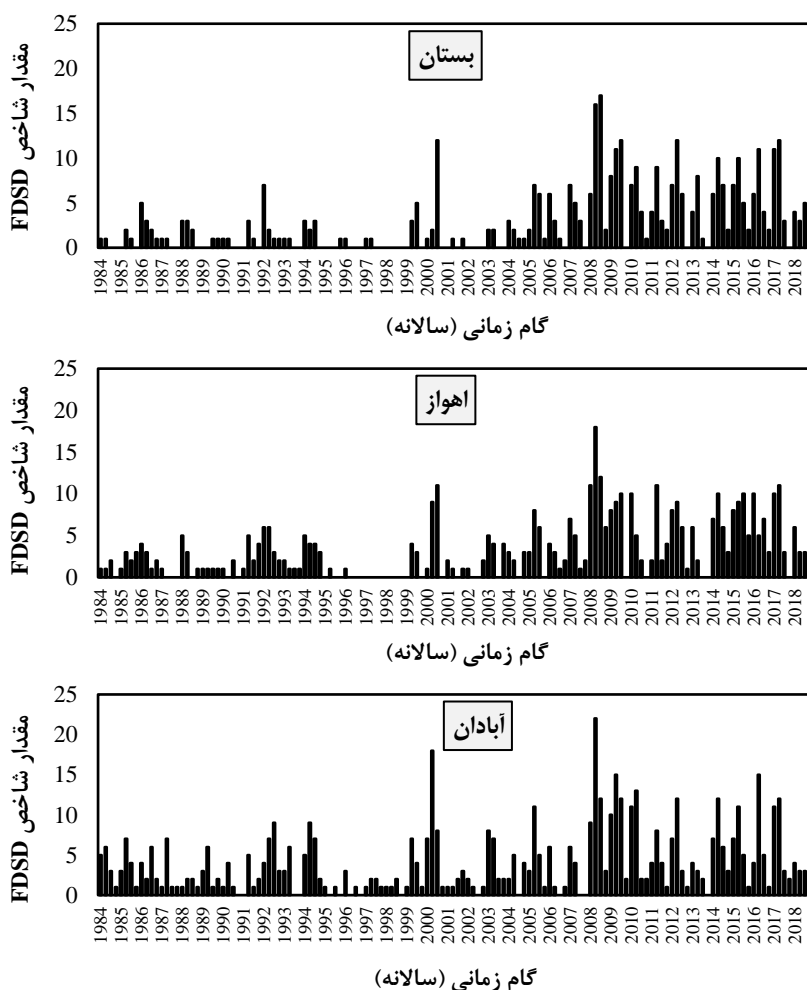
جدول (۳) مقادیر معیارهای ارزیابی مربوط به مرحله آزمایش حالت‌های مختلف متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار را نشان می‌دهد. نتایج پیش‌بینی شاخص FDS حاکی از عملکرد مناسب روش‌های بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک (GA) و روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) در تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه (آبادان، اهواز، بستان، مسجدسلیمان، بندر ماهشهر، صفی‌آباد و دزفول) می‌باشد. بر اساس جدول (۳)، در ایستگاه‌های اهواز، بستان،

داده است. به طوری که معیارهای ارزیابی $RMSE$ و MAE ، R حالت اول پیش‌بینی (بر اساس شاخص FDS) نسبت به حالت دوم (FDS & AC) به ترتیب از $۰/۹۴$ ، $۰/۲۱$ و $۰/۲۵$ به $۰/۹۵$ ، $۰/۱۹$ و $۰/۲۳$ بهبود یافته است. علت برتری حالت متغیر ورودی FDS نسبت به FDS & AC را می‌توان در وجود سری کامل شاخص FDS در ایستگاه آبادان جستجو کرد؛ به طوری که این ایستگاه تنها در دو مقطع زمانی پاییز و زمستان سال ۱۹۹۱ و تابستان و پاییز سال ۱۹۹۳ شاهد دو فصل متوالی بدون روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار بوده است.

این موضوع به راحتی در جدول (۳) قابل تشخیص است؛ به طوری که هرچه از تعداد روزهای گردوغباری در ایستگاه‌های مورد مطالعه کاسته می‌شود (پیشروی از ایستگاه آبادان به سمت ایستگاه دزفول)، نقش استفاده از تمام متغیرهای اقلیمی نسبت به الگوریتم ژنتیک به‌منظور پیش‌بینی شاخص FDS بیشتر می‌شود. همچنین در ایستگاه آبادان بعد از روش‌های به‌ترتیب ژنتیک-تبرید ($GA-SA$) و الگوریتم ژنتیک (GA)، حالتی که صرفاً از متغیر فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار (FDS) برای پیش‌بینی استفاده می‌کند نسبت به حالت استفاده از تمام ویژگی‌های اقلیمی (FDS & AC)، عملکرد بهتری از خود نشان



شکل ۶- سری زمانی شاخص FDS در مقیاس زمانی فصلی برای ایستگاه‌های مورد مطالعه



ادامه شکل ۶- سری زمانی شاخص FDSI در مقیاس زمانی فصلی برای ایستگاه‌های مورد مطالعه

در جدول (۳) اعداد داخل پرانتز رو به روی مقادیر معیارهای ارزیابی، رتبه‌بندی حالت‌های مختلف متغیرهای ورودی سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) را بر اساس معیارهای ارزیابی مورد نظر در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار نشان می‌دهد. بر این مبنای، در تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه برای انتخاب متغیرهای ورودی به منظور پیش‌بینی شاخص FDSI، روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) بیشترین تعداد رتبه اول (بهترین پیش‌بینی) را داشته است. با ترکیب تعداد معیارهای ارزیابی و تعداد ایستگاه‌های مورد مطالعه برای پیش‌بینی، ۲۱ رتبه (۷٪) برای هر حالت ورودی، مدل وجود خواهد داشت. بدین ترتیب حالت استفاده از متغیر فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار (FDSI) و استفاده از تمام ویژگی‌های اقلیمی (FDSI & AC) اصلاً رتبه نخست به خود اختصاص نداده‌اند. در حالی که روش‌های هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) و الگوریتم ژنتیک (GA) به ترتیب ۱۹ و ۲ بار در رتبه نخست قرار گرفته‌اند. در مجموع و با این حساب، روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) بهتر از حالت‌های دیگر

با توجه به این که در جدول (۲) ترتیب ایستگاه‌ها به لحاظ شاخص FDSI از ایستگاه دزفول تا آبادان به صورت صعودی بوده و متوسط فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار در مقیاس فصلی از ۱/۶۸ تا ۴/۱۰ متغیر است، می‌توان دریافت که عملکرد تمام حالت‌های متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی شاخص FDSI با افزایش تعداد روزهای همراه با طوفان گردوغبار رابطه مستقیمی دارد، بدین معنی که با افزایش فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار، مقادیر معیارهای مورد ارزیابی همگی بهبود می‌یابند؛ به نحوی که در حالت اول پیش‌بینی (صرفاً بر اساس شاخص FDSI)، ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار و مقادیر محاسباتی آن از ۰/۸۷ به ۰/۹۵ افزایش می‌یابد. همچنین برای حالت دوم (پیش‌بینی بر اساس FDSI & AC)، حالت سوم (پیش‌بینی بر اساس بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک) و حالت چهارم (پیش‌بینی بر اساس روش هیبریدی ژنتیک-تبرید) نیز به ترتیب از ۰/۹۳ تا ۰/۹۴، ۰/۹۱ تا ۰/۹۷ و ۰/۹۴ تا ۰/۹۹ به منظور پیش‌بینی FDSI در ایستگاه‌های مورد مطالعه متغیر است (جدول ۳).

و آبادان که در نزدیکی مرز کشور عراق قرار دارند، استفاده از یک گام تأخیر به منظور پیش‌بینی شاخص FDS Dقت بیشتری داشته است. این در حالی است که با حرکت از مناطق مرزی به سمت مرکز و شرق استان خوزستان، استفاده از گام‌های زمانی بیشتر برای پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار، دقت مدل را افزایش می‌دهد که دلیل آن را می‌توان در تأثیر ذرات به جامانده از طوفان‌های قبلی و فصل گذشته بر شکل‌گیری طوفان‌های گردوغبار فصل آینده با بومی شدن منشأ طوفان‌های گردوغبار (پیشروی از مناطق مرزی به مرکز کشور) جستجو کرد. نتایج این قسمت با مطالعات Farajzadeh Asl & Alizadeh (2011)، Rashki et al. (2013)، Yarmoradi et al. (2018) و Abdolshahnejad et al. (2020) مطابقت دارد.

پیش‌بینی بوده و با انتخاب متغیرهای ورودی بهینه، بالاترین دقت پیش‌بینی را داشته است. نکته دیگری که باید به آن اشاره کرد، عملکرد مناسب الگوریتم ژنتیک (GA) می‌باشد. هرچند که این مدل در تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه عملکرد تقریباً مشابه با سایر روش‌ها داشته ولی در غیاب روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) با ۲ بار قرارگیری در رتبه اول و ۱۵ بار قرارگیری در رتبه دوم بهترین عملکرد را داشته است. نتیجه‌گیری دیگری که از جدول (۳) قابل استنتاج است، انتخاب مدل‌های ساده‌تر به عنوان مدل بهینه پیش‌بینی کننده در ایستگاه‌های مورد مطالعه می‌باشد؛ به نحوی که برای پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار در تمامی ایستگاه‌ها از مدل ۱ و ۲ (با یک و دو گام تأخیر) استفاده شده است. از این رو، در ایستگاه‌های بستان

جدول ۳- معیارهای ارزیابی محاسبه‌شده حالت‌های مختلف ورودی روش ANFIS در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار

حالت	معیارهای ارزیابی	دزفول	صفی‌آباد	بندرماهشهر	مسجدسلیمان	بستان	اهواز	آبادان
FDS D	مدل بهینه	۱	۲	۲	۲	۱	۱	۱
	R	۰/۸۷ (۴)	۰/۸۱ (۴)	۰/۸۷ (۴)	۰/۸۸ (۴)	۰/۹۲ (۴)	۰/۸۹ (۴)	۰/۹۵ (۳)
	MAE	۰/۴۲ (۴)	۰/۳۱ (۴)	۰/۳۹ (۴)	۰/۳۱ (۴)	۰/۳۱ (۴)	۰/۲۷ (۴)	۰/۱۹ (۳)
	RMSE	۰/۵۷ (۴)	۰/۴۲ (۴)	۰/۴۷ (۴)	۰/۳۳ (۴)	۰/۱۶ (۲)	۰/۲۹ (۳)	۰/۲۳ (۳)
FDS D & AC	مدل بهینه	۱	۲	۲	۲	۱	۱	۱
	R	۰/۹۳ (۲)	۰/۸۳ (۳)	۰/۹۲ (۳)	۰/۹۳ (۳)	۰/۹۳ (۳)	۰/۹۰ (۳)	۰/۹۴ (۴)
	MAE	۰/۳۱ (۲)	۰/۲۳ (۳)	۰/۳۶ (۳)	۰/۲۷ (۳)	۰/۱۸ (۳)	۰/۲۴ (۳)	۰/۲۱ (۴)
	RMSE	۰/۴۵ (۲)	۰/۳۹ (۳)	۰/۴۶ (۳)	۰/۲۹ (۲)	۰/۱۹ (۴)	۰/۳۱ (۴)	۰/۲۵ (۴)
GA	مدل بهینه	۱	۱	۱	۲	۱	۱	۱
	R	۰/۹۱ (۳)	۰/۸۹ (۲)	۰/۹۴ (۲)	۰/۹۶ (۲)	۰/۹۵ (۲)	۰/۹۱ (۲)	۰/۹۷ (۲)
	MAE	۰/۳۷ (۳)	۰/۲۱ (۱)	۰/۲۹ (۲)	۰/۲۱ (۲)	۰/۱۷ (۲)	۰/۲۳ (۲)	۰/۱۷ (۲)
	RMSE	۰/۵۱ (۳)	۰/۳۷ (۲)	۰/۴۴ (۲)	۰/۳۰ (۳)	۰/۱۵ (۱)	۰/۲۷ (۲)	۰/۲۱ (۲)
GA-SA	مدل بهینه	۲	۱	۱	۱	۱	۲	۱
	R	۰/۹۴ (۱)	۰/۹۱ (۱)	۰/۹۶ (۱)	۰/۹۷ (۱)	۰/۹۸ (۱)	۰/۹۲ (۱)	۰/۹۹ (۱)
	MAE	۰/۲۹ (۱)	۰/۲۲ (۲)	۰/۲۷ (۱)	۰/۱۹ (۱)	۰/۱۴ (۱)	۰/۲۰ (۱)	۰/۱۳ (۱)
	RMSE	۰/۴۴ (۱)	۰/۳۱ (۱)	۰/۴۱ (۱)	۰/۲۷ (۱)	۰/۱۷ (۳)	۰/۲۴ (۱)	۰/۱۷ (۱)
متوسط روزهای همراه با طوفان گردوغبار در مقیاس فصلی								
		۱/۶۸	۱/۸۹	۲/۵۹	۲/۶۷	۲/۸۲	۳/۲۲	۴/۰۱

فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار به کار رفته است. نتیجه دیگری که از جدول (۴) قابل استنتاج است، نقش مؤثر سرعت بیشینه باد به عنوان یک اهرم قدرتمند در برخاستن ذرات گردوغبار و همچنین متغیرهای حدی دما (دمای حداکثر و حداقل) در شکل‌گیری طوفان‌های گردوغبار می‌باشد؛ به طوری که گرما منجر به افزایش تبخیر از سطح خاک و سستی بیشتر خاک می‌شود که می‌تواند منبعی از ذرات را برای وقوع این‌گونه طوفان‌ها فراهم کند. با توجه به ترتیب نزولی تعداد روزهای گردوغباری در ایستگاه‌های مورد مطالعه در جدول (۴)، مشاهده می‌شود با کاهش

با توجه به اینکه در تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA)، بهترین حالت بهینه متغیرهای ورودی را به منظور پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار ارائه نموده است. لذا شناخت متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی شاخص FDS D از اهمیت خاصی برخوردار است. در جدول (۴)، متغیرهای بهینه انتخاب‌شده به وسیله روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) نشان داده شده است. طبق جدول (۴)، تعداد روزهای گردوغباری تنها متغیری است که به عنوان ویژگی ورودی مشترک در تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه برای پیش‌بینی

زمانی ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴)، کم‌ترین تعداد روزهای گردوغباری را به خود اختصاص داده بود، از بیشترین متغیرهای اقلیمی کمکی نسبت به ایستگاه‌های دیگر به منظور پیش‌بینی شاخص FSDS استفاده کرده است.

فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار، به تعداد متغیرهای ورودی مورد نیاز برای پیش‌بینی شاخص FSDS افزوده می‌شود که حکایت از عدم کفایت داده‌های گردوغبار برای پیش‌بینی دقیق فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار در ایستگاه‌های کم تراکم دارد. در همین راستا ایستگاه دزفول که با ۲۳۶ روز در بازه

جدول ۴- متغیرهای بهینه انتخاب شده برای پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار

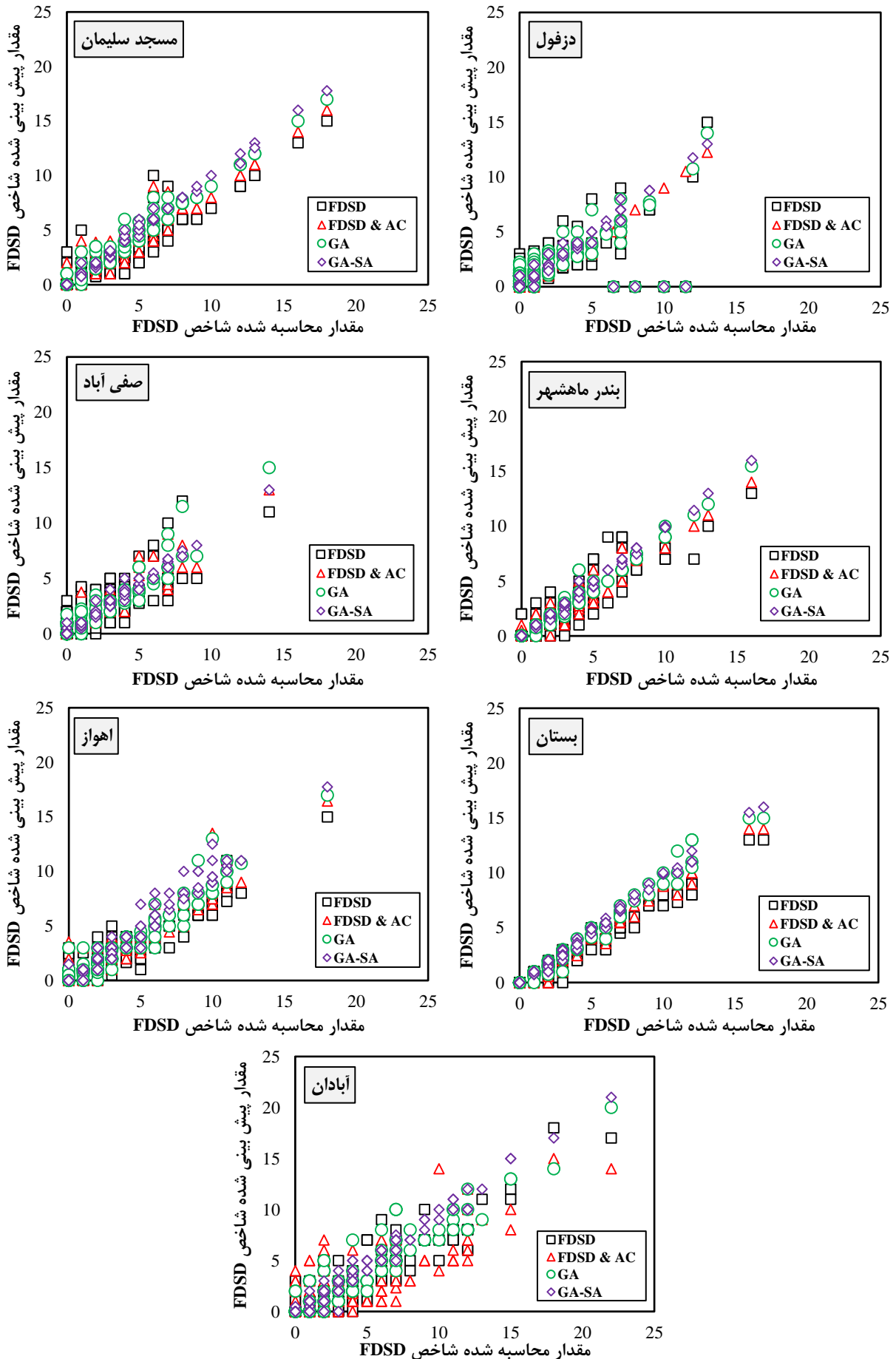
ایستگاه	بهترین حالت پیش‌بینی	ویژگی‌های بهینه منتخب
آبادان	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار و سرعت بیشینه باد
اهواز	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار، سرعت بیشینه باد و دمای حداکثر
بستان	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار، سرعت بیشینه باد و دمای حداکثر
مسجدسلیمان	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار، سرعت بیشینه باد و دمای حداکثر
بندر ماهشهر	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار، سرعت بیشینه باد، دمای حداقل و بارش
صفی‌آباد	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار، دمای متوسط، دمای حداقل و دمای حداکثر
دزفول	GA-SA	تعداد روزهای گردوغبار، سرعت بیشینه باد، دمای حداقل، دمای حداکثر و بارش

پیش‌بینی صرفاً بر اساس شاخص FSDS) به یک خط دقیقاً ۴۵ درجه (روش هیبریدی GA-SA) در تمام ایستگاه‌ها رسیده است. مقایسه میانگین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده بر اساس آزمون Z نشان می‌دهد که فرض صفر مبنی بر برابر بودن میانگین سری مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده در هیچ‌کدام از ایستگاه‌های مورد مطالعه در سطح خطای یک درصد رد نمی‌شود. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که تمامی حالت‌های معرفی شده (به ویژه روش هیبریدی GA-SA) به منظور انتخاب ویژگی‌های ورودی، میانگین سری زمانی مشاهداتی را حفظ کرده‌اند (جدول ۵). این ویژگی نیز می‌تواند تأکیدی بر کارایی روش‌های بهینه‌سازی به‌ویژه روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار باشد.

شکل (۷) مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده شاخص FSDS را برای داده‌های آزمایش نشان می‌دهد. این شکل بهبود عملکرد حالت‌های مورد استفاده به منظور پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار را با به‌کارگیری روش‌های بهینه‌سازی ژنتیک-تبرید (GA-SA) و الگوریتم ژنتیک (GA) در ایستگاه‌های مورد مطالعه به خوبی بیان می‌کند؛ به طوری که در تمام ایستگاه‌ها، حالتی که از روش هیبریدی GA-SA برای بهینه‌سازی متغیرهای ورودی مدل استفاده کرده است، بهترین مطابقت بین مقادیر پیش‌بینی و محاسبه شده شاخص FSDS را دارا می‌باشد. همان‌طور که در شکل (۷) مشخص است، ارتباط بین مقادیر محاسباتی و پیش‌بینی شده از خطوط نسبتاً پراکنده و تقریباً نزدیک به ۴۵ درجه (حالت FSDS & AC) و حالت

جدول ۵- آزمون مقایسه میانگین سری زمانی مشاهداتی و پیش‌بینی شده فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار

ایستگاه	میانگین				آماره Z			
	مشاهداتی	FSDS	FSDS & AC	GA-SA	FSDS	FSDS & AC	GA	GA-SA
دزفول	۰/۵۸۷	۰/۶۹۳	۰/۷۱۳	۰/۶۹۴	۰/۵۱۱	۰/۷۰۱	۰/۶۸۳	۰/۷۰۳
صفی‌آباد	۰/۶۱۱	۰/۷۵۹	۰/۸۳۲	۰/۸۵۰	۰/۶۵۹	۰/۷۰۱	۰/۷۷۷	۰/۸۰۱
بندر ماهشهر	۰/۶۹۴	۰/۸۰۷	۰/۸۶۵	۰/۸۸۱	۰/۷۰۳	۰/۷۴۲	۰/۷۹۱	۰/۸۰۵
مسجدسلیمان	۰/۷۱۱	۰/۸۷۵	۰/۸۸۲	۰/۹۰۰	۰/۷۸۸	۰/۸۰۷	۰/۸۳۳	۰/۸۵۷
بستان	۰/۷۹۳	۰/۸۱۷	۰/۸۴۱	۰/۸۵۷	۰/۶۸۱	۰/۷۲۹	۰/۷۴۷	۰/۸۰۱
اهواز	۰/۸۱۱	۰/۸۱۱	۰/۸۸۸	۰/۹۰۱	۰/۶۹۳	۰/۷۱۳	۰/۷۵۱	۰/۷۹۱
آبادان	۰/۸۹۷	۰/۹۰۳	۰/۸۹۸	۰/۹۱۷	۰/۷۲۴	۰/۷۰۲	۰/۷۹۲	۰/۸۱۱



شکل ۷- نتایج مقادیر محاسبه شده و پیش‌بینی شده شاخص FDS در ایستگاه‌های مورد مطالعه

نتیجه‌گیری

مناسب سری زمانی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار و عدم وجود داده‌های صفر متوالی و به تبع آن تشکیل طوفان‌های پی در پی، حالت استفاده از داده‌های گردوغبار (FDSD) نسبت به حالت استفاده از همه متغیرها (FDSD & AC) و همچنین در ایستگاه دزفول به دلیل وجود داده‌های صفر متوالی در چند مقطع زمانی در بازه زمانی ۳۵ ساله، حالت استفاده از تمام متغیرها (FDSD & AC) نسبت به حالت انتخاب ویژگی‌های بهینه به وسیله الگوریتم ژنتیک (GA) عملکرد بهتری داشتند. از طرفی در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار در استان خوزستان، مدل بهینه پیش‌بینی کننده مدل ساده‌ای بود؛ به صورتی که برای همه ایستگاه‌های مورد مطالعه در کلیه حالت‌های انتخاب ویژگی‌های ورودی، مدلی که از یک یا دو گام تأخیر در پیش‌بینی استفاده کرد، بهترین مدل پیش‌بینی کننده بوده است. با این توضیح که با حرکت از ایستگاه‌های مرزی به سمت مناطق مرکزی و شرقی استان خوزستان، استفاده از دو گام تأخیر در پیش‌بینی، نتایج بهتری را حاصل کرد که علت آن را می‌توان در تغییر وضعیت منشأ طوفان‌های گردوغبار به سمت مناطق داخلی و شرق استان جستجو کرد؛ به طوری که ایستگاه‌های مستقر در مناطق مرزی غرب کشور، در معرض طوفان‌هایی با منشأ خارجی (عراق، سوریه و عربستان) هستند در صورتی که در ایستگاه‌های مرکزی و شرقی استان، مواردی همچون بیابان‌زایی، خشک شدن تالاب‌های منطقه، عدم مدیریت صحیح منابع آب و برخاستن ذرات به‌جامانده و ته‌نشین شده از طوفان‌های قبلی به عوامل تشکیل طوفان‌های گردوغبار افزوده می‌شود.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

هدف از این تحقیق بررسی کارایی روش‌های هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) و الگوریتم ژنتیک (GA) به‌منظور انتخاب ویژگی‌های ورودی بهینه در پیش‌بینی فراوانی روزهای همراه با طوفان‌های گردوغبار بود. بدین منظور از داده‌های ساعتی گردوغبار و کدهای سازمان هواشناسی و همچنین داده‌های اقلیمی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای متوسط، مجموع بارش و سرعت بیشینه باد در مقیاس فصلی با طول دوره آماری ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴) در هفت ایستگاه سینوپتیک استان خوزستان استفاده شد. نتایج نشان داد که روش هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA) در بین تمام حالت‌های انتخاب متغیرهای ورودی، بهترین عملکرد را داشت. همچنین با افزایش فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار در ایستگاه‌های مورد مطالعه، دقت پیش‌بینی تمام حالت‌ها افزایش داشته است؛ با این توضیح که تمام حالت‌ها در ایستگاه آبادان که با ۵۶۲ روز در بازه زمانی ۳۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۴) بیشترین فراوانی را داشت، بهترین عملکرد را از خود نشان داده‌اند. غیر از ایستگاه آبادان و دزفول که بیشترین و کمترین فراوانی روزهای همراه با طوفان گردوغبار را به ترتیب با ۵۶۲ و ۲۳۶ روز در بازه زمانی ۳۵ ساله به خود اختصاص دادند، در تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه دیگر، روش‌های هیبریدی ژنتیک-تبرید (GA-SA)، الگوریتم ژنتیک (GA)، پیش‌بینی بر اساس همه متغیرهای اقلیمی (FDSD & AC) و پیش‌بینی صرفاً بر اساس تعداد روزهای گردوغبار (FDSD) به ترتیب رتبه اول تا چهارم انتخاب ویژگی‌های ورودی بهینه را به دست آوردند. در ایستگاه آبادان به دلیل پراکندگی

REFERENCES

- Abdolshahnejad, M., Khosravi, H., Nazari Samani, A. A., Zehtabian, G. R. & Alambaigi, M. (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 Farsi)
- 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.
- Ansari Ghojghar, M. & Araghinejad, Sh. (2018). Investigating the effect of wind speed on the frequency of days with dust storms (Case study: Lorestan province). *The fourth national conference on wind erosion and dust storms*, Yazd.
- Araghinejad, S. (2013). Data-driven modeling: using MATLAB® in water resources and environmental engineering (Vol. 67). Springer Science & Business Media.
- Araghinejad, Sh., Ansari Ghojghar, M., Pourgholam-Amiji, M., Liaghat, A & Bazrafshan, J. (2019). The Effect of Climate Fluctuation on Frequency of Dust Storms in Iran. *Desert Ecosystem Engineering Journal*, 7(21), 13-32. (In Farsi)
- Cao, R., Jiang, W., Yuan, L., Wang, W., Lv, Z., & Chen, Z. (2014). Inter-annual variations in vegetation and their response to climatic factors in the upper catchments of the Yellow River from 2000 to 2010. *Journal of Geographical Sciences*, 24(6), 963-979.
- Cheng, R. (2000). Genetic algorithms and engineering optimization. Wiley-Interscience.
- Dahiya, S., Singh, B., Gaur, S., Garg, V. K., & Kushwaha, H. S. (2007). Analysis of groundwater quality using fuzzy synthetic evaluation. *Journal*

- of *Hazardous Materials*, 147(3), 938-946.
- Farajzadeh Asl, M. & Alizadeh, Kh. (2011). Spatial Analysis of Dust storm in Iran. *The Journal of Spatial Planning*, 15(1), 65-84. (In Farsi)
- Goudie, A. S., & Middleton, N. J. (2006). *Desert dust in the global system*. Springer Science & Business Media.
- Hahnenberger, M. & Nikoul, K. (2014). Geomorphic and land cover identification of dust sources in the eastern Great Basin of Utah, U.S.A. *Journal of Geomorphology*, 204(2), 657-672.
- Hakimpour, F., Talat Ahary, S. & Ranjbar, A. (2017). The Assessment and Comparison of a Genetic Algorithm, Simulated Annealing and Cuckoo Optimization Algorithm for Optimization of the Facility Location under Competitive Conditions (Case Study: Banks). *Journal of Modeling in Engineering*, 15(48), 231-246. (In Farsi)
- Hassanzadeh, Y., Abdi Kordani, A. & Fakheri Fard, A. (2012). Drought Forecasting Using Genetic Algorithm and Conjoined Model of Neural Network-Wavelet. *Journal of Water and Wastewater*, 23(3), 48-59. (In Farsi)
- Jang, J. S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685
- Khashei-Siuki, A., Shahidi, A., Pourrezabilondi, M., Amirabadizadeh, M. & Jafarzadeh, A. (2018). Performance Assessment of ANN and SVR for downscaling of daily rainfall in dry regions. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 49(4), 781-793. (In Farsi)
- Kim, D., Chin, M., Kemp, E. M., Tao, Z., Peters-Lidard, C. D., & Ginoux, P. (2017). Development of high-resolution dynamic dust source function-A case study with a strong dust storm in a regional model. *Atmospheric environment*, 159, 11-25.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680.
- Mehrabi, Sh., Soltani, S. & Jafari, R. (2015). Investigating the Relationship between Climatic Parameters and the Exposure of Greenhouses (Case Study: Khuzestan Province). *Journal of Water and Soil Science*, 19(71), 69-80. (In Farsi)
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6), 1087-1092.
- Mohammadi, G. H., (2015). Analysis of Atmospheric Mechanisms in Dust Transport over West of Iran. *Ph.D. thesis, Tabriz University*, 142 pp. (In Farsi)
- 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
- Rashki, A., Kaskaoutis, D. G., Goudie, A. S. & Kahn, R. A. (2013). Dryness of ephemeral lakes and consequences for dust activity: the case of the Hamoun drainage basin, southeastern Iran. *Science of the Total Environment*, 463, 552-564.
- Rasoulzadeh Gharibdoosti, S. & Bozorg Haddad, O. (2012). Development and Application of Hybrid (NLP-GA) in the Design and Operation of Pumping Stations. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 43(2), 129-137. (In Farsi)
- Shaker Sureh, F. & Asadi, E. (2019). Meteorological and hydrological drought communication in Salmas Plain. *Desert Ecosystem Engineering Journal*, 8(22), 89-100. (In Farsi)
- Shao, Y., Wyrwoll, K. H., Chappell, A., Huang, J., Lin, Z., McTainsh, G. H. & Yoon, S. (2011). Dust cycle: An emerging core theme in Earth system science. *Aeolian Research*, 2(4), 181-204.
- Sivanandam, S. N. & Deepa. S. N. (2008). *Introduction to Genetic Algorithms*. Springer-Verlag, Berlin.
- Sobhani, B. & Safarian Zengir, V. (2020). Analysis and prediction of Dust phenomenon in the southwest of Iran. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 8(22), 179-178. (In Farsi)
- Sobhani, B., Salahi, B. & Goldust, A. (2015). Study the dust and evaluation of its possibility prediction based on statistical methods and ANFIS model in Zabol University. *Geography and Development Iranian journal*, 13(38), 123-138. (In Farsi)
- Tarokh. M. J. & Naseri, A. (2012). Genetic Algorithm and Hybrid Method to Minimize Total Distribution Cost in Multi-level Supply Chain. *Advances in Industrial Engineering*, 46(1), 15-26. (In Farsi)
- White, S. R. (1984). Concepts of scale in simulated annealing. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 122, No. 1, pp. 261-270). American Institute of Physics.
- Yarmoradi, Z., Nasiri, B., Mohammadi, Gh. H., & Karampour, M. (2018). Trend analysis of dusty day's frequency in Eastern parts of Iran associated with Climate Fluctuations. *Desert Ecosystem Engineering Journal*, 7(18), 1-14. (In Farsi)
- Zeinali, B. (2016). Investigation of frequency changes trend of days with dust storms in western half of Iran. *Journal of Natural Environment hazards*, 5(7), 100-87. (In Farsi)