

Original Article



Prediction of Dust Storms in Sistan Plain (Application of Multivariate Regression and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

Received: 2025.01.28
Accepted: 2025.09.28

Mohaddeseh Mir, Mahmoud Ahmadpour Borazjani,*  Alireza Sargazi,
Mashallah Salarpour, Saman Ziaee

Department of Agricultural
Economics, Faculty of
Agriculture, University of
Zabol, Zabol, Iran

EXTENDED ABSTRACT

Introduction: Forecasting the trend of storms provides the possibility of planning to control the dust crisis for managers and officials. Artificial neural network patterns are among the most widely used methods for prediction. In most studies, researchers form several models to find the most suitable artificial neural network model that is more accurate in order to choose the model that has the most accuracy. The aim of this research is to combine the multivariate regression model and ANFIS fuzzy neural network in order to achieve the appropriate model faster.

Material and methods: In this research, the data of dusty days, temperature, rainfall, relative humidity taken from Zabol synoptic station, statistical yearbooks and statistics related to Hirmand river flow have been used. At first, using rainfall data to check the drought situation, the value of SPI index was calculated in R-Studio programming software. Then, the multivariable regression model was estimated using temperature data, maximum wind speed, Hirmand river flow, SPI index and the number of dusty days with the help of Eviews software. Finally, two ANFIS neural-fuzzy network models with different inputs were developed in MATLAB software. In this way, the input variables to the first model were randomly selected and the output of the regression model was used to determine the input variables of the second model.

Results and discussion: The results showed that dusty days have the highest correlation with the Hirmand river with a coefficient of -0.70 and then with the drought index (SPI) with a coefficient of -0.65. The SPI index includes positive and negative values, in the years when the value of the SPI index has decreased and indicates drought, dusty days have increased. After that, the correlation coefficient of temperature with the number of dusty days is 0.56 and finally the correlation coefficient of wind speed with dusty days is 0.45. The results of multivariate regression estimation showed that the variables of Hirmand river flow, SPI index, temperature and wind speed have a significant effect on the number of dusty days and their coefficient sign is as expected. Finally, using MATLAB software and ANFIS model, two models with different inputs were checked. In the first model, the variables of temperature, relative humidity and rainfall were used as inputs. In the second model, the variables of Hirmand river flow, SPI index and temperature, which according to the results of correlation coefficients and regression modeling had the greatest impact on dusty days, were determined as inputs. The results of the evaluation of two models showed that the second model, which is based on the results of regression modeling and examining correlation coefficients, has less error.

Conclusion: Predicting incidents is very effective in informing managers and planners in order to manage risks. Artificial neural networks are among the most important methods for prediction. But it is very important to choose the right inputs in order to increase the prediction accuracy with artificial neural network. In some studies, researchers have to build several neural networks to choose the one with the least error, which requires spending a lot of time. In the present research, firstly, the correlation coefficients between all the considered variables were calculated and the influence of the selected variables on the dependent variable was evaluated by estimating the multivariate regression model. The results showed that if variables with the highest correlation and significant impact on the dependent variable are selected as inputs to the fuzzy neural network, the accuracy of the ANFIS neural-fuzzy network increases.

Keywords: Drought, Standardized precipitation index, Adaptive Neuro-Fuzzy inference system, Sistan region.

How to cite this article:

Mir, M., Ahmadpour
Borazjani, M., Sargazi, A.,
Salarpour, M. A and Ziaee,
S. 2026. Prediction of Dust
Storms in Sistan Plain
(Application of Multivariate
Regression and Adaptive
Neuro-Fuzzy Inference
System). *Adv. Environ. Sci.*
24 (1): 105-118.

* Corresponding Author Email Address: mahmadpour@uoz.ac.ir

DOI: 10.48308/envs.2025.238549.1483



Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

پیش‌بینی طوفان‌های گردوغباری در دشت سیستان

کاربرد تلفیق رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی - فازی (ANFIS)

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۷/۰۶

محدثه میر، محمود احمدپور برازجانی*، علیرضا سرگزی، ماشالله سالارپور، سامان ضیایی

گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل، زابل، ایران

چکیده مبسوط

سابقه و هدف: پیش‌بینی روند طوفان‌ها، امکان برنامه‌ریزی به منظور کنترل بحران گردوغبار را برای مدیران و مسئولان فراهم می‌سازد. الگوهای شبکه عصبی مصنوعی از جمله روش‌های پرکاربرد برای پیش‌بینی است. در اغلب مطالعات، محققان برای یافتن مناسب‌ترین الگوی شبکه عصبی مصنوعی که دقت بیشتری داشته باشد، چندین الگو تشکیل می‌دهند تا مدلی که بیشترین دقت را دارد انتخاب کنند. هدف تحقیق حاضر، تلفیق الگوی رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی - فازی ANFIS به منظور دستیابی سریع‌تر به الگوی مناسب است.

مواد و روش‌ها: در این تحقیق از داده‌های روزهای گردوغباری، دما، بارندگی، رطوبت نسبی مأخوذه از ایستگاه سینوپتیک زابل، سالنامه‌های آماری و آمار مربوط به آورد رودخانه هیرمند استفاده شده است. در ابتدا با استفاده از داده‌های بارندگی به منظور بررسی وضعیت خشک‌سالی، مقدار شاخص SPI در نرم‌افزار برنامه‌نویسی R-Studio محاسبه شد. سپس مدل رگرسیونی چندمتغیره با استفاده از داده‌های دما، حداکثر سرعت باد، آورد رودخانه هیرمند، شاخص SPI و تعداد روزهای گردوغباری به کمک نرم‌افزار Eviews برآورد شد. در نهایت، دو مدل شبکه عصبی - فازی ANFIS با ورودی‌های متفاوت در نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شد. بدین صورت که متغیرهای ورودی به مدل اول به صورت تصادفی انتخاب شد و برای تعیین متغیرهای ورودی مدل دوم از خروجی مدل رگرسیونی استفاده شد.

نتایج و بحث: نتایج نشان داد، روزهای گردوغباری بیشترین همبستگی را با آورد رودخانه هیرمند با ضریب $0.70-$ و پس از آن با شاخص خشک‌سالی (SPI) با ضریب $0.65-$ دارد. شاخص SPI شامل مقادیر مثبت و منفی است، در سال‌هایی که مقدار شاخص SPI کاهش یافته و نشان‌دهنده خشک‌سالی می‌باشد، روزهای گردوغباری افزایش یافته است؛ بدن ترتیب همبستگی منفی و معکوسی ایجاد شده است. پس از آن ضریب همبستگی دما با تعداد روزهای گردوغباری با مقدار $0.56+$ و در نهایت ضریب همبستگی سرعت باد با روزهای گردوغباری $0.45+$ قرار دارد. نتایج برآورد رگرسیون چندمتغیره نشان داد که متغیرهای جریان رودخانه هیرمند، شاخص SPI، دما و سرعت باد اثر معنی‌داری بر تعداد روزهای گردوغباری دارند و علامت ضریب آن‌ها مطابق انتظار است. در نهایت، با استفاده از نرم‌افزار MATLAB و مدل ANFIS دو مدل با ورودی‌های متفاوت بررسی شد. در مدل اول از متغیرهای دما، رطوبت نسبی و بارندگی به عنوان ورودی استفاده گردید. در مدل دوم متغیرهای آورد رودخانه هیرمند، شاخص SPI و دما که طبق نتایج ضرایب همبستگی و مدل‌سازی رگرسیون بیشترین تأثیر را بر روزهای گردوغباری داشتند، به عنوان ورودی تعیین شدند. نتایج ارزیابی دو مدل نشان داد، مدل دوم که مبتنی بر نتایج مدل‌سازی رگرسیونی و بررسی ضرایب همبستگی است، از خطای کمتری برخوردار است.

نتیجه‌گیری: پیش‌بینی حوادث در آگاه‌سازی مدیران و برنامه‌ریزان به منظور مدیریت مخاطرات بسیار مؤثر می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله مهم‌ترین روش‌ها به منظور پیش‌بینی هستند، اما انتخاب ورودی‌های مناسب به منظور افزایش دقت پیش‌بینی با شبکه عصبی مصنوعی بسیار اهمیت دارد. در بعضی مطالعات، محققان مجبور به ساخت چندین شبکه عصبی هستند تا شبکه‌ای که کمترین خطا را دارد را از بین آن‌ها انتخاب کنند که مستلزم صرف زمان زیادی است. در تحقیق حاضر، در ابتدا ضرایب همبستگی بین تمامی متغیرهای مدنظر محاسبه و با تخمین مدل رگرسیونی چندمتغیره میزان اثرگذاری متغیرهای انتخابی بر متغیر وابسته بررسی شد. نتایج نشان داد در صورتی که متغیرهایی با بیشترین همبستگی و تأثیر معنی‌دار، بر متغیر وابسته به عنوان ورودی به شبکه عصبی - فازی انتخاب شود، دقت شبکه عصبی - فازی ANFIS افزایش می‌یابد.

واژه‌های کلیدی: خشک‌سالی، شاخص استاندارد شده بارش، شبکه عصبی - فازی ANFIS، منطقه سیستان.

استناد به این مقاله: میر، م.، احمدپور برازجانی، م.، سرگزی، ع.، سالارپور، م.، س.، ضیایی، ۱۴۰۵. پیش‌بینی طوفان‌های گردوغباری در دشت سیستان (کاربرد تلفیق رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی - فازی ANFIS). فصلنامه علوم محیطی نوین. ۲۴ (۱): ۱۰۵-۱۱۸.

* Corresponding Author Email Address: mahmadpour@uoz.ac.ir

DOI: 10.48308/envs.2025.238549.1483



مقدمه

SPI، ناهنجاری بارندگی، معیار بارندگی سالیانه و وضعیت خشک‌سالی را در خراسان رضوی و جنوبی بررسی کردند. نتایج نشان داد شاخص SPI از نظر برآورد شدت خشک‌سالی‌ها از دقت بالایی برخوردار است. (Mondol *et al.*, 2021). وضعیت خشک‌سالی در بنگلادش را با استفاده از شاخص SPI بررسی کردند و نشان دادند که خشک‌سالی طی دوره موردبررسی ۱۰ درصد افزایش یافته است. از جمله مهم‌ترین اثرات خشک‌سالی‌های مداوم، بیابان‌زایی، فرسایش خاک و در نتیجه، افزایش گردوغباری می‌باشد (Mir and Ziaee, 2024).

Ghorbani and Moddress, (2019) ارتباط طوفان‌های گردوغباری با متغیرهای اقلیمی در مناطق بیابانی ایران را بررسی کردند. نتایج نشان داد سرعت باد بیشترین همبستگی با روزهای گردوغباری را دارد. همچنین مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره نشان داد متغیرهای اقلیمی ۷۰ درصد تغییرات روزهای گردوغباری را توضیح می‌دهند. Lee *et al.* (2018) تغییرات تعداد روزهای گردوغبار در چین را بررسی کردند و نشان دادند که سرعت باد بیشترین همبستگی با روزهای گردوغباری را دارد. Fengmei and Chongyi (2010) با بررسی طوفان‌های گردوغبار در شمال چین دریافتند که رطوبت نسبی همبستگی منفی با گردوغبار دارد.

Pourmaafi *et al.* (2023) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انتشار گردوغبار در شهرستان کاشان را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور مدل‌سازی میزان انتشار گردوغبار، روشی قابل قبول است. Pourgholam-Amiji *et al.* (2021) کارایی انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی را به منظور پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار، در استان خوزستان بررسی کردند. آن‌ها از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)²، شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)³، سیستم استنتاج عصبی-فازی (ANFIS)⁴ و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)⁵ استفاده کردند. نتایج نشان داد از مدل‌های مورد

طوفان‌های گردوغبار از جمله مخاطرات طبیعی است که با توجه به خشک‌سالی‌های مداوم و ایجاد بیابان‌زایی و در نتیجه فرسایش خاک، افزایش چشم‌گیری یافته است. در پی این طوفان‌ها و حمل گردوغبار به سمت مناطق مسکونی خسارت‌های بسیاری در زمینه‌های اقتصاد، سلامت، محیط‌زیست و... ایجاد می‌شود (Mir *et al.*, 2021). عوامل مؤثر بر طوفان‌های گردوغباری در هر منطقه‌ای با توجه به اقلیم آن منطقه متفاوت است. در اغلب مناطق خشک و بیابانی کمبود منابع آبی، کمبود پوشش گیاهی، تغییرات اقلیمی، خشک شدن بستر تالاب‌ها، بارندگی اندک و ... منجر به افزایش خشک‌سالی و گردوغبار می‌گردد (Osman *et al.*, 2022; Mir *et al.*, 2022). وضعیت خشک‌سالی هر منطقه‌ای را می‌توان با استفاده از شاخص‌های متفاوتی از جمله شاخص استاندارد شده بارش (SPI)¹ بررسی کرد (Nazarifar and Salari, 2017).

با توجه به گسترش طوفان‌های گردوغباری و اثرات منفی آن، بررسی و پیش‌بینی طوفان‌ها می‌تواند آگاهی لازم به منظور برنامه‌ریزی برای کنترل بحران گردوغبار را ایجاد کند (Gandhamkar *et al.*, 2017). روش‌های کاربردی بسیاری از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی، وجود دارد که در تحقیقات گسترده‌ای به کار رفته‌اند (Pourmaafi *et al.*, 2023; Pourgholam-Amiji *et al.*, 2020; Ansari *et al.*, 2021). شبکه‌های عصبی مصنوعی انواع متفاوتی دارد که برای پیش‌بینی در زمینه‌های متفاوتی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Huang *et al.*, 2016). اما آنچه اهمیت دارد این است که بتوان ورودی‌های مناسبی به شبکه عصبی معرفی کرد تا پیش‌بینی با دقت بالا و کمترین خطا انجام شود (Dolati Kordestani *et al.*, 2018).

Delghandi *et al.* (2023) در مطالعه‌ای به منظور بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر شدت، مدت و مقدار خشک‌سالی منطقه سمنان از شاخص SPI استفاده کردند. نتایج نشان داد که با شاخص SPI می‌توان وضعیت خشک‌سالی را در کوتاه‌مدت و بلندمدت مشخص کرد. (Karimi *et al.*, 2019).

اثرگذاری متغیرها بر هم دیگر را بررسی کرد (Sharifi *et al.*, 2019; Sharafi *et al.*, 2022). بنابراین، با توجه به این که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بسیار پیشنهاد شده است و از طرفی، طبق بررسی منابع انجام‌شده، کارایی شبکه عصبی-فازی ANFIS بهتر گزارش شده است، در پژوهش حاضر نیز از این شبکه استفاده شد. با توجه به این که انتخاب متغیرهای ورودی به شبکه عصبی نقش قابل توجهی در نتیجه و دقت شبکه عصبی ایجاد می‌کند، لذا در این تحقیق، مقایسه‌ای بین دو مدل شبکه عصبی-فازی ANFIS (مدل اول: شبکه‌ای با ورودی‌هایی که به طور تصادفی انتخاب شده است و مدل دوم: شبکه‌ای با ورودی‌هایی که پس از برآورد رگرسیون چندمتغیره معنی‌داری اثر آن‌ها تأیید شده است) انجام شد. به نظر می‌رسد اگر از خروجی مدل رگرسیون چندمتغیره به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شود، خطای شبکه عصبی کاهش می‌یابد. درواقع، استفاده از این روش در تعیین ورودی‌های شبکه عصبی می‌تواند به ایجاد یک شبکه عصبی دقیق در زمان کوتاهی منجر شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

در پژوهش حاضر، به منظور مقایسه دو مدل شبکه عصبی-فازی ANFIS (مدل اول: شبکه‌ای با ورودی‌هایی که به طور تصادفی انتخاب شده است و مدل دوم: شبکه‌ای با ورودی-هایی که پس از برآورد رگرسیون چندمتغیره معنی‌داری اثر آن‌ها تأیید شده است) عوامل مؤثر بر طوفان‌های گردوغباری در منطقه سیستان بررسی شد.

دشت سیستان واقع در شرق ایران و شمال استان سیستان و بلوچستان، در محدوده ۱۸' ۳۰° تا ۲۰' ۳۱° عرض شمالی و ۱۰' ۶۱° تا ۵۰' ۶۱° طول شرقی قرار دارد (Ehsani and Shakeryari, 2019). منطقه سیستان طبق معیار دومارتن دارای اقلیم فوق خشک و طبق معیار آمبرژه دارای اقلیم بیابانی است (Fertut Enayat and Jaberzadeh, 2015). تالاب بین‌المللی هامون از جمله مهم‌ترین شاخص

استفاده، مدل ANFIS خطای پیش‌بینی کمتری داشته است. (Ansari *et al.*, 2020) به منظور پیش‌بینی طوفان‌های گردوغبار در نواحی بحرانی کشور از شبکه‌های عصبی، فازی و پرسپترون استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل ANFIS با توجه به این که تلفیقی از منطق فازی و عصبی می‌باشد، خطای کمتری در پیش‌بینی ایجاد می‌کند. (safarian *et al.*, 2018) امکان پیش‌بینی گردوغبار را در استان اردبیل با استفاده از مدل ANFIS ارزیابی کردند. نتایج نشان داد مدل ANFIS دقت بالایی در پیش‌بینی دارد.

(Jalali *et al.*, 2015) عملکرد شبکه‌های عصبی را به منظور پیش‌بینی در حوزه قره‌آغاج استان فارس بررسی کردند. نتایج نشان داد محققان به تشکیل ۹ مدل شبکه عصبی مجبور شده‌اند تا مدلی که کمترین خطا را دارد، تهیه کنند. (Li *et al.*, 2018) در مطالعه خود برای پیش‌بینی آلودگی هوا در شهرهای کشور چین نشان دادند که استفاده از شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی می‌تواند اطلاعاتی کاربردی در اختیار محققان قرار دهد. (Prasad *et al.*, 2016) به منظور بررسی آلودگی هوا در شهر باوره پل در کشور هند از مدل ANFIS استفاده کردند و نشان دادند که این مدل بهترین عملکرد را ارائه داده است. چنانکه مطالعات گذشته نشان می‌دهد، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه پیش‌بینی گسترش بسیاری داشته است؛ اما آنچه اهمیت دارد این است که بتوان متغیرهایی برای پیش‌بینی انتخاب کرد که به افزایش دقت پیش‌بینی منجر شود. در بسیاری از مطالعات، محققان به ساخت چندین الگوی شبکه عصبی مجبور هستند تا مدلی که کمترین خطا را دارد انتخاب کنند؛ این امر به صرف زمان زیادی منجر می‌شود (Gooderzi and Yonesi, 2016; Jalali *et al.*, 2015).

در مطالعه حاضر، برای این که بتوان در زمان کوتاهی شبکه عصبی-فازی با کمترین خطا را تهیه کرد، ابتدا متغیرهای ورودی با استفاده از برآورد یک رگرسیون چندمتغیره غربال شد. مدل رگرسیون چندمتغیره و محاسبه ضریب همبستگی از جمله روش‌هایی هستند که با استفاده از آن‌ها می‌توان

پوشش قرار می‌دهند؛ بنابراین خسارت‌های جانی، مالی، زیست‌محیطی و... بسیاری در پی دارند که این امر اهمیت بررسی، آگاهی‌سازی و برنامه‌ریزی به منظور کنترل بحران گردوغبار در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

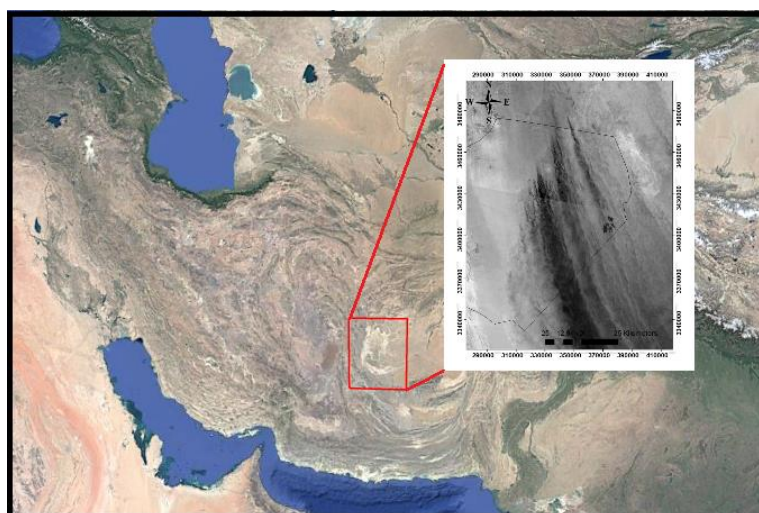
در پژوهش حاضر، به منظور مطالعه عوامل مؤثر بر فراوانی و شدت طوفان‌های گردوغبار، از داده‌های روزهای گردوغباری، دما، بارندگی، رطوبت نسبی از ایستگاه سینوپتیک زابل (جدول ۱) و سالنامه‌های آماری و آمار مربوط به آورد رودخانه هیرمند استفاده شده است. پس از دریافت و پردازش داده‌ها در نرم‌افزار Excel، ابتدا با استفاده از داده‌های بارندگی، شاخص SPI در نرم‌افزار برنامه‌نویسی R-Studio تهیه شد، سپس مدل رگرسیونی چندمتغیره با استفاده از داده‌های دما، سرعت باد، آورد رودخانه هیرمند و شاخص SPI به کمک نرم‌افزار Eviews برآورد شد و درنهایت، دو مدل شبکه عصبی - فازی ANFIS با ورودی-های متفاوت در نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شد.

زیست‌محیطی منطقه می‌باشد که در مرز کشور ایران و افغانستان واقع شده است. منشأ آب این تالاب کشور افغانستان است و در زمان پرآبی، تأثیر بسیاری بر اقتصاد و محیط‌زیست منطقه دارد (Mir and Mohammadi, 2023; Shahmohamadi and Maleki, 2011)؛ اما در سال‌های اخیر به دلیل خشک‌سالی، سدسازی‌هایی که در کشور افغانستان انجام شده و عدم پایبندی کشور افغانستان به رهاسازی حق‌آبه تالاب هامون، تالاب هامون در کشور ایران خشک و به کانون‌های اصلی گردوغبار تبدیل شده است (Maleki et al., 2019)؛ با خشک شدن بستر تالاب هامون و وزش بادهای موسوم به ۱۲۰ روزه در منطقه سیستان، طوفان‌های گردوغباری افزایش چشم‌گیری داشته است (Nourafar et al., 2023). شکل ۱ منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. با توجه به این که تصویر ماهواره‌ای موجود در این شکل مسیر وزش طوفان‌های گردوغبار در منطقه را نشان می‌دهد، روشن است که طوفان‌ها به طور کامل منطقه را تحت

جدول ۱- مشخصات ایستگاه سینوپتیک جمع‌آوری داده‌های اقلیمی

Table 1- Characteristics of the synoptic station for collecting climatic data

ارتفاع (متر) height (meters)	عرض width	طول length	نام ایستگاه Station name
۴۸۹/۲	دقیقه minutes ۲	درجه degree ۳۱	زابل Zabol



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

Fig. 1- The study area

شاخص بارش استاندارد شده (SPI)

به منظور بررسی وضعیت خشک‌سالی منطقه مورد مطالعه، از شاخص SPI استفاده شد. توزیع احتمال بارش یک ایستگاه معمولاً از توزیع گاما پیروی می‌کند که تابع چگالی احتمال این توزیع به صورت رابطه ۱، قابل نمایش است (Makkee et al, 1993):

$$f(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad (1)$$

در رابطه ۱، x مقادیر بارندگی، α و β به ترتیب پارامتر شکل و مقیاس توزیع هستند. $\Gamma(\alpha)$ نیز تابع ضریبی گاما است که بر اساس رابطه ۲، به دست می‌آید:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty y^{\alpha-1} e^{-y} dy \quad (2)$$

از روش بیشینه درست‌نمایی برای برآورد پارامترهای توزیع گاما استفاده می‌شود که البته نیاز به الگوریتم‌های تکراری دارد. با استفاده از روش Tam (1996) ضریب‌های بهینه α و β به صورت رابطه‌های ۳ و ۴، محاسبه می‌شود.

$$\alpha = \frac{\bar{x}}{\beta} \quad (3)$$

$$\beta = \frac{1}{4} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (4)$$

که در آن $A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n}$ و n تعداد داده‌ها است. مقادیر مثبت SPI نشان‌دهنده بارندگی متوسط رو به بالا و مقادیر منفی آن معنای عکس دارد. طبق این روش، خشک‌سالی زمانی اتفاق می‌افتد که مقدار SPI به طور

مستمر منفی و به کمتر از ۱- برسد و هنگامی پایان می‌یابد که مقدار SPI مثبت شود (Mckee et al, 1995).

برآورد مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره

اثر متغیرهای دما، سرعت باد، شاخص SPI و آورد رودخانه هیرمند بر تعداد روزهای گردوغباری با استفاده از تخمین مدل رگرسیون چندمتغیره بررسی می‌شود (Chow et al, 2011). متغیرهایی که اثر معنی‌دار بر تعداد روزهای گردوغباری داشته باشند، به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی معرفی می‌شوند. شکل کلی رگرسیون چندمتغیره خطی به صورت رابطه ۵، قابل نمایش است:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t \quad (5)$$

در رابطه ۵، Y متغیر وابسته، X ها متغیرهای مستقل، β ها نشانگر پارامترهای مدل و ε جزء اختلال است (Pearson, 1897) در پژوهش حاضر، روزهای گردوغباری به عنوان متغیر وابسته و دما، سرعت باد، میزان آورد رودخانه هیرمند و شاخص SPI به عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته شد. از آزمون همبستگی پیرسون، نیز به منظور اندازه‌گیری داده‌های فاصله‌ای و یا داده‌های نسبی استفاده می‌شود، از رابطه ۶، برای محاسبه ضریب همبستگی پیرسون استفاده می‌گردد (Pearson, 1897).

$$r_{xy} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

$$= \frac{\text{cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y}$$

سیستم استنباط عصبی-فازی (ANFIS)

سیستم استنباط عصبی - فازی، تلفیقی از منطق فازی و شبکه عصبی است و در سال ۱۹۹۳ توسط Jang معرفی

لایه قانون‌ها به دست می‌آید.

$$O_i^4 = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (10)$$

در رابطه فوق، \bar{W}_i خروجی چهارمین گره از لایه قبلی است و p_i, q_i, r_i ضرایب این ترکیب خطی هستند. و لایه پنجم که لایه خروجی نام دارد، شامل یک تک گره با علامت Σ می‌باشد که مجموعه تمامی ورودی‌ها به سیستم بوده و خروجی کلی سیستم را محاسبه می‌کند:

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (11)$$

در رابطه فوق $f_i \bar{W}_i$ خروجی گره i ام، در لایه قبلی است. همان‌طور که گفته شد، شبکه عصبی- فازی ANFIS ترکیبی از شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی است، در این شبکه از الگوریتم یادگیری شبکه عصبی به منظور تعیین پارامترهای سیستم استنتاج فازی استفاده می‌شود، هدف یافتن تابعی است که با ایجاد شرایط واقعی بتواند عملکرد مطلوب‌تری را نشان دهد، در پژوهش حاضر تابع عضویت دوزنقه‌ای و الگوریتم آموزش شبکه، روش ترکیبی در نظر گرفته شده است. در این تحقیق به منظور بررسی این که آیا می‌توان از برآورد رگرسیون در تعیین ورودی‌های شبکه عصبی و افزایش دقت پیش‌بینی استفاده کرد یا خیر؟ دو مدل شبکه عصبی ایجاد می‌شود. در مدل اول بدون برآورد رگرسیون، متغیرهایی به عنوان ورودی شبکه معرفی می‌شود. در مدل دوم در صورت خوبی برازش مدل رگرسیون چندمتغیره و بر اساس ضریب همبستگی، متغیرهایی از نتایج این مدل‌سازی به عنوان ورودی شبکه عصبی-فازی انتخاب می‌شود.

معیارهای ارزیابی

در پژوهش حاضر به منظور مقایسه دو مدل، از معیارهای زیر استفاده می‌شود:

شد. این سیستم شبیه به یک شبکه عصبی چندلایه است با این تفاوت که در کنار الگوریتم‌های شبکه عصبی از منطق فازی نیز استفاده می‌کند (Safarian et al, 2018). این سیستم از پنج لایه تشکیل شده است:

لایه اول محاسبه وزن قوانین فازی: در لایه اول که لایه ورودی می‌باشد، درجه‌های عضویت برای هر یک از مجموعه‌های فازی، به عنوان ورودی توابع عضویت شناخته می‌شوند.

$$O_i^1 = \mu_{Ai}(x) \quad (7)$$

$$O_i^1 = \mu_{Bi}(x)$$

در رابطه فوق؛ x ورودی گره، Ai و Bi مجموعه فازی مرتبط با گره و O_i^1 تابع عضویت Ai و Bi می‌باشد. لایه دوم (لایه قوانین): در این لایه مقادیر ورودی به هر گره در هم ضرب شده و وزن قانون‌ها به دست می‌آید.

$$O_i^2 = W_i = \mu_{A}(x) \mu_{B}(y) \quad (8)$$

بنابراین در این لایه هر گره، از حاصل ضرب ورودی لایه قبلی به دست می‌آید و حاصل آن نشان‌دهنده قدرت اجرایی i امین قاعده، یعنی جایی که متغیر x ارزش زبان‌شناختی Ai را دارد، نشان می‌دهد. لایه سوم: گره‌های این لایه، وزن قانون‌ها را نرمال‌سازی می‌کنند.

$$O_i^3 = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2} \quad (9)$$

در رابطه فوق، W_i قدرت اجرایی i امین قاعده است، در این لایه قدرت اجرایی قاعده برای مجموع قواعد قدرت اجرایی محاسبه می‌شود. لایه چهارم، گره‌های نتیجه که لایه قوانین نام دارد در این

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 / n} \quad (13)$$

ج- میانگین قدرمطلق خطا (MAE)⁷

معیاری است که برای ارزیابی عملکرد مدل رگرسیون در یادگیری ماشین به کار گرفته می‌شود. عمده کاربرد MAE در سنجش دقت پیش‌بینی‌ها است.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (14)$$

در روابط ۱۲، ۱۳ و ۱۴، Y_i مقادیر داده مشاهده‌شده، \hat{Y}_i مقادیر داده محاسبه‌شده، \bar{Y} میانگین داده‌های مشاهده‌شده، $\bar{\hat{Y}}$ میانگین داده‌های محاسبه‌شده توسط الگو و n تعداد داده‌ها را نشان می‌دهند.

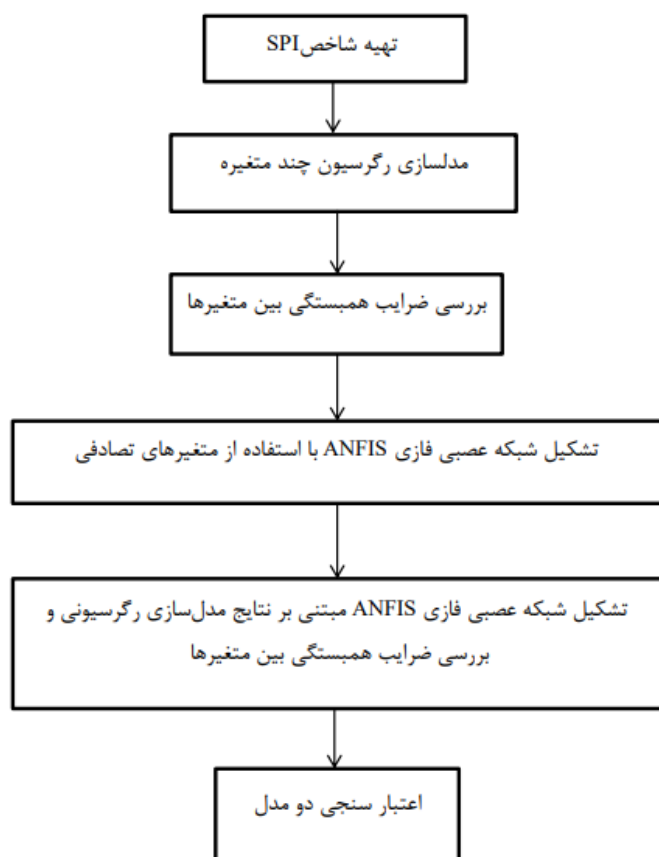
الف- معیار ضریب همبستگی (R)

ضریب همبستگی میزان همراهی دو متغیر (مثلاً \hat{Y} و Y) را نشان می‌دهد. هر چه مقدار ضریب همبستگی به یک نزدیک‌تر باشد، نشان می‌دهد که مقادیر پیش‌بینی‌شده (\hat{Y}) به مقادیر واقعی (Y) نزدیک‌تر است (Kang et al, 2015).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (12)$$

ب- ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)⁶

معیاری در تحلیل رگرسیون است که نشان می‌دهد مقادیر پیش‌بینی‌شده به طور متوسط چقدر با مقادیر مشاهده‌شده فاصله دارند. هر مدلی که کمترین میزان RMSE را داشته باشد، مناسب‌تر است.



شکل ۲- فلوجارت روش انجام تحقیق

Fig. 2- Flowchart of the research method

نتایج

ماتریس ضرایب همبستگی

در پژوهش حاضر، ابتدا با استفاده از داده‌های بارندگی شاخص SPI به صورت ۱۲ ماهه محاسبه شد، سپس ضریب همبستگی پیرسون متغیرهای دما (TEM)، سرعت باد (WIN)، آورد رودخانه هیرمند (FLW) و شاخص SPI و روزهای گردوغباری (STO) محاسبه شد (جدول ۲).

بر اساس نتایج ارائه شده، بیشترین همبستگی با روزهای گردوغباری را میزان آورد رودخانه هیرمند که همبستگی منفی می‌باشد، به میزان -0.70 دارد. با توجه به این که مهم‌ترین عامل خشک‌سالی در منطقه سیستان عدم آورد رودخانه هیرمند است و به دنبال آن، خشک‌سالی،

بیابان‌زایی و گردوغبار افزایش یافته است، این یافته قابل‌انتظار است. بعد از آورد رودخانه هیرمند، بیشترین میزان همبستگی را شاخص خشک‌سالی (SPI) به میزان -0.65 دارد. با توجه به این که شاخص SPI شامل مقادیر مثبت و منفی است، علت این همبستگی منفی، مقادیر منفی شاخص می‌باشد، زیرا در سال‌هایی که مقدار شاخص SPI کاهش می‌یابد و منفی است، یعنی خشک‌سالی اتفاق افتاده، روزهای گردوغباری افزایش یافته است؛ بدن ترتیب، همبستگی منفی و معکوسی ایجاد شده است. پس از آن دما دارای ضریب همبستگی 0.56 با روزهای گردوغباری می‌باشد و در نهایت ضریب همبستگی سرعت باد، به میزان 0.45 به دست آمد.

جدول ۲- ماتریس ضرایب همبستگی پیرسون روزهای گردوغباری با سایر متغیرها (مأخذ: یافته‌های تحقیق)

Table 2- Matrix of Pearson correlation coefficients of dusty days with other variables

	STO	FLW	SPI	TEM	WIN
STO	1.00				
FLW	-0.70	1.00			
SPI	-0.65	0.47	1.00		
TEM	0.56	-0.46	-0.07	1.00	
WIN	0.45	-0.15	-0.04	0.28	1.00

بر آورد رگرسیون چندمتغیره

به منظور مطالعه اثر متغیرهای WIN ، TEM ، FLW و SPI بر تعداد روزهای گردوغباری (STO) از تخمین رگرسیون نیز استفاده شد (جدول ۳).

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول ۳، متغیرهای آورد رودخانه هیرمند (FLW) و دما (TEM) در سطح ۵ درصد و شاخص SPI و سرعت باد (WIN) در سطح ۱ درصد بر تعداد روزهای گردوغباری اثر معنی‌دار دارند. طبق نتایج جدول ۳، یک درجه افزایش شاخص SPI ، حدود ۶ روز تعداد روزهای گردوغباری را می‌کاهد. افزایش آورد رودخانه هیرمند، تعداد روزهای گردوغباری را کاهش و افزایش دمای سالپانه و

سرعت باد بر تعداد روزهای گردوغباری می‌افزاید. مقدار ضریب تعیین (R^2) معادل 0.8273 به دست آمده و حاکی از این است که حدود ۸۲ درصد از تغییرات روزهای گردوغباری به وسیله متغیرهای دما، سرعت باد، آورد رودخانه هیرمند و شاخص SPI توضیح داده می‌شود و نشانگر خوبی برازش مدل است.

مقدار آماره F برابر $19/17$ به دست آمده و از لحاظ آماری معنی‌دار است و با معیاری دیگر معنی‌دار بودن کل رگرسیون را تأیید می‌کند. مقدار آماره دوربین و اتسون (DW) حدود $1/64$ ، به دست آمد و نشانگر این است که مدل دچار مشکل خودهمبستگی اجزای اختلال نمی‌باشد.

می‌توان نتیجه گرفت که روزهای گردوغباری در این منطقه به طور معنی‌داری متأثر از مقدار آورد رودخانه هیرمند، دما و شاخص SPI است؛ بنابراین، از این متغیرها به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می‌شود.

قابل ذکر است اشکال دیگر تابعی نظیر مدل لگاریتمی نیز برای مسئله فوق برآورد شد؛ ولی مدل خطی نتایج بهتری به دست داد، لذا مدل خطی ارائه شد. با توجه به نتایج ضرایب همبستگی و تخمین مدل رگرسیون

جدول ۳- نتایج مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره روزهای گردوغباری با سایر متغیرها (مأخذ: یافته‌های تحقیق)

Table 3- Results of multivariate regression modeling of dusty days with other variables

متغیر Variable	ضریب Coefficient	خطای معیار SE	آماره t t-Statistic	احتمال خطا Prob.
C	-88.080	79.162	۳-1.11	0.282
FLW	-0.005**	0.002	-2.189	0.044
SPI	-5.812***	1.457	-3.988	0.001
TEM	8.485**	3.454	2.485	0.024
WIN	0.633***	0.228	2.779	0.013
	R-squared		0.827	
	Adjusted R-squared		0.784	
	F-statistic		19.174	
	Prob (F-statistic)		0.000	
	Durbin-Watson stat		1.640	

*** نشانگر معنی‌داری در سطح ۱ درصد و ** معنی‌داری در سطح ۵ درصد است.

به منظور مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌های ورودی به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰ درصد داده‌ها به عنوان آزمایشی مدنظر قرار گرفته است. در نهایت به منظور بررسی مقایسه دو مدل، معیارهای RMSE، MAE و ضریب همبستگی (R) مورد ارزیابی قرار گرفت (جدول ۴). همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد مدل دوم که مبتنی بر نتایج مدل‌سازی رگرسیونی و بررسی ضرایب همبستگی است، از خطای کمتری برخوردار است.

بررسی شبکه عصبی - فازی (ANFIS)

در پژوهش حاضر، با استفاده از نرم‌افزار MATLAB دو مدل برای تعیین داده‌های ورودی به مدل ANFIS آزمایش شد. در مدل اول از متغیرهای دما، رطوبت نسبی و بارندگی به عنوان ورودی استفاده گردید. در مدل دوم متغیرهای آورد رودخانه هیرمند، دما و شاخص SPI که طبق نتایج ضرایب همبستگی و مدل‌سازی رگرسیون بیشترین تأثیر را بر روزهای گردوغباری داشتند به عنوان ورودی تعیین شدند.

جدول ۴- سنجش اعتبار مدل‌های استنتاج فازی عصبی-تطبیقی

Table 4- Assessing the validity of neural-adaptive fuzzy inference models

مقدار در مدل دوم value in the second model	مقدار در مدل اول value in the first model	معیار Criterion
0.108	0.198	RMSE
0.396	0.682	MAE
0.997	0.879	R

مأخذ: یافته‌های تحقیق

بحث

شد؛ در مدل اول متغیرهایی به صورت تصادفی انتخاب شد اما در مدل دوم، با توجه به بررسی ضرایب همبستگی بین متغیرها و برآورد مدل رگرسیونی به منظور بررسی میزان اثرگذاری متغیرهای مستقل بر روزهای گردوغبار، طبق خروجی‌های مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره و ضرایب همبستگی، متغیرهایی که بیشترین همبستگی را با روزهای گردوغباری داشتند و اثرگذاری آن‌ها بر روزهای گردوغباری معنادار نیز بود، به عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب شد و درنهایت، با بررسی خطاهای مدنظر مشخص گردید، مدلی که متغیرهای ورودی آن طبق نتایج رگرسیون چندمتغیره و ضرایب همبستگی انتخاب شده است، دارای خطای کمتری می‌باشد.

Dolati Kordestani *et al.* (2018); Li *et al.* (2018); Prasad *et al.* (2016); نیز در مطالعات خود یادآوری کرده- اند که انتخاب ورودی‌های شبکه عصبی-فازی ANFIS در دقت شبکه عصبی تأثیر بسیاری دارد.

نتایج تحلیل همبستگی و مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره نشان داد که میزان آورد رودخانه هیرمند مؤثرترین متغیر بر روزهای گردوغباری در منطقه سیستان است و نقش مهمی در ایجاد خشک‌سالی و گسترش طوفان‌های گردوغباری دارد. براین اساس، یکی از پیشنهادات سیاستی کلیدی، افزایش رایزنی‌های دولت ایران با دولت افغانستان به منظور رعایت حق آبه تالاب بین‌المللی هامون و همچنین جلوگیری از افزایش سدسازی در بالادست است که امری ضروری برای مدیریت منابع آب و کاهش تأثیرات منفی زیست‌محیطی در منطقه سیستان به شمار می‌آید.

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی در زمینه‌های متفاوت از جمله طوفان‌های گردوغبار اهمیت بسیاری دارد، زیرا با پیش‌بینی می‌توان آگاهی لازم را از شرایطی که در آینده رخ می‌دهد، به دست آورد و این امکان برای مدیران و برنامه‌ریزان فراهم می‌شود تا اقدامات لازم به منظور مدیریت مخاطرات را انجام دهند.

در پژوهش حاضر با توجه به این که هدف استفاده از ابزار رگرسیون در تعیین ورودی‌های شبکه عصبی-فازی ANFIS می‌باشد، بررسی ضرایب همبستگی بین متغیرها و مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره می‌تواند مهم‌ترین متغیرهای تأثیرگذار بر متغیر وابسته را تعیین کند (Mir and Ziaee, 2024). Ghorbani and Moddres (2019) نیز در مطالعه خود تأکید به کاربرد مدل رگرسیون چندمتغیره در تعیین میزان اثرگذاری متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته داشته‌اند. در پژوهش حاضر نیز با استفاده از بررسی ضرایب همبستگی، متغیرهایی که بیشترین اثرگذاری را بر روزهای گردوغباری دارند، مشخص شد و با برآورد رگرسیون چندمتغیره مشخص شد که تغییرات متغیر وابسته (روزهای گردوغباری) تحت تأثیر متغیرهای دما، شاخص SPI، سرعت باد و آورد رودخانه هیرمند می‌باشند (Al-Hemoud *et al.*, 2018; Lee *et al.*, 2018; Fengmei and Chongyi, 2010). نیز در مطالعات خود توانستند مهم‌ترین عوامل مؤثر بر روزهای گردوغبار را با بررسی ضرایب همبستگی و تخمین رگرسیون چندمتغیره، برآورد کنند.

با توجه به این که پیش‌بینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی گسترش زیادی یافته است و دارای روش‌های متفاوتی می‌باشد، بسیاری از محققان، از جمله Pourgholam-Amiji *et al.* (2021); Yarmohammadi *et al.* (2021); Ansari *et al.* (2020); Safarian *et al.* (2018) در مطالعات خود با مقایسه روش‌های متفاوت شبکه‌های عصبی کارایی، روش ANFIS را نسبت به سایر روش‌ها دقیق‌تر اعلام کرده‌اند.

یکی از مهم‌ترین عوامل در پیش‌بینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب مناسب ورودی‌های شبکه می‌باشد؛ بنابراین، باید ورودی‌هایی انتخاب شوند که بتوانند دقت پیش‌بینی را افزایش دهند و مانع از ایجاد خطا در شبکه عصبی-فازی ANFIS گردند (Tan *et al.*, 2014). به همین منظور، در پژوهش حاضر دو مدل شبکه عصبی-فازی ایجاد

ضرایب همبستگی بین تمامی متغیرهای مدنظر محاسبه و با تخمین مدل رگرسیون چندمتغیره میزان اثرگذاری متغیرهای انتخابی بر متغیر وابسته بررسی شد و این متغیرها به عنوان ورودی شبکه عصبی- فازی ANFIS انتخاب گردید. نتایج سنجش اعتبار مدل‌ها نشان داد، در صورتی که متغیرهایی با بیشترین همبستگی با متغیر وابسته یا به عبارت دیگر، مؤثر بر متغیر وابسته به عنوان ورودی به شبکه عصبی- فازی انتخاب شود، دقت شبکه افزایش می‌یابد.

پی‌نوشت‌ها

- ¹ Standardized Precipitation Index (SPI)
- ² Multi-Layer Perceptron (MLP)
- ³ General Regression Neural Network (GRNN)
- ⁴ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)
- ⁵ Radial Basis Function (RBF)
- ⁶ Root Mean Square Error (RMSE)
- ⁷ Mean Absolute Error (MAE)

References

- Araghinejad, S. 2013. Data-driven modeling: using MATLAB® in water resources and environmental engineering (Vol. 67). Springer Science & Business Media.
- Al-Hemoud, A., Al-Dousari, A., Al-Shatti, A., Al-Khayat, A., Behbehani, W., & Malak, M. 2018. Health impact assessment associated with exposure to PM10 and dust storms in Kuwait. *Atmosphere*, 9(1), 6.
- Ansari gojghar, M., Pourgholam-Amiji, M., Bazrafshan, J., Liaghat, A., Araghinejad, SH. 2020. Performance Comparison of Statistical, Fuzzy and Perceptron Neural Network Models in Forecasting Dust Storms in Critical Regions in Iran. *Iran water and soil research*. 51(8): 2051-2063. [In Persian]
- Chow, T. T., Long, H., Mok, H. Y., & Li, K. W. 2011. Estimation of soil temperature profile in hong kong from climatic variables. *Energy and Building Journal*, 43, 3568-3575.
- Delghandi, M., Joorablou, S., Ganji Nowroozi, Z. 2023. The impact of climate change on severity, duration, and magnitude of drought using SPI and RDI in the Semnan region. *Journal of Drought and Climate Change Research*. 1(1):1-18. [In Persian]
- Dolati Kordestani, M., Nohegar, A., Janizadeh, S. 2018. Assessment of some Artificial Intelligence (AI)-based Models for Groundwater Quality

شبکه‌های عصبی از جمله مهم‌ترین ابزارهای پیش‌بینی هستند، اما آنچه در این بین اهمیت دارد، انتخاب ورودی‌های مناسب به منظور افزایش دقت پیش‌بینی با شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. در بعضی تحقیقات، محققان مجبور به ساخت چندین شبکه عصبی هستند تا شبکه‌ای که کمترین خطا را دارد، انتخاب کنند و این کار مستلزم صرف زمان زیادی است. به منظور یافتن راه‌حلی برای این مشکل، در پژوهش حاضر، دو مدل شبکه عصبی- فازی (ANFIS) با ورودی‌های متفاوت مقایسه شد. در مدل اول از داده‌های دما، بارندگی و رطوبت نسبی به عنوان ورودی، استفاده شد و برای انتخاب ورودی‌های مدل دوم از متغیرهایی که بیشترین همبستگی با روزهای گردوغباری دارند و در برآورد رگرسیون چندمتغیره معنی‌دار شده‌اند، از جمله دما، میزان آورد رودخانه هیرمند و شاخص SPI استفاده شد. با توجه به این که در تحقیق حاضر، در ابتدا

منابع

- Prediction (Case Study: Gero plain). *Desert Ecosystem Engineering Journal*. 6(17): 27-42. [In Persian]
- Ehsani, A.H., Shakeryari, M. 2019. Determining the optimal method for classification and mapping of land use/land cover through comparison of artificial neural network and support vector machine algorithms using satellite data (Case study: International Hamoun wetland). *Environmental Science and Technology Quarterly*. 20(4): 196-208. [In Persian]
- Fertut Enayat, M., Jaberzadeh, M. 2015. Investigating the effect of Tala Bahamon on the formation of sand and dust storms in Sistan. *Seventh International Conference on Comprehensive Crisis Management*. Tehran. [In Persian]
- Fengmei, Y., & Chongyi, E. 2010. Correlation analysis between sand-dust events and meteorological factors in Shapotou, Northern China. *Environmental Earth Sciences*, 59(6):1359-1365.
- Ghorbani, S., Moddress, R. 2019. Modelling the Relationship between the Frequency of Dust Storms and Climatic Variables in the Summer Time in Desert Areas of Iran. *Journal of Water and Soil Science*. 23 (3):125-140. [In Persian]
- Gooderzi, M., Yonesi, M. 2016. Comparison of predictive power of fuzzy neural model with

- ARIMA neural network and autoregression models in estimating export price of saffron product. The 10th Biennial Conference on Agricultural Economics of Iran. Kerman. [In Persian]
- Gandhamkar, A., Fanai, R., Daneshwar, F., Kardan, H., Ahedinejad, M., Rezaei, N. 2017. Investigation and Correlation Test of Temperature Time Series and Dusty Days in Hamedan Province. *Journal Geography*. 53: 277-293. [In Persian]
- Jalali, M., Pirnia, A., Solaimani, K., Habibnejad Roushan, M. 2015. Investigation of Artificial Neural Network performance in river flow forecasting (Case study: Ghare Aghaj River Basin, Fars Province). *Desert Ecosystem Engineering Journal*. 4(6): 15-26. [In Persian]
- Jang, J. S. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685
- Kang, H.S., Kim, H., Lee, J., Lee, I., Kwak, B.Y. and Im, H. 2015. Optimization of pumping schedule based on water demand forecasting using a combined model of autoregressive integrated moving average and exponential smoothing, *Water Science and Technology: Water Supply*, 15(1), 188-195.
- Karimi, M., Bannayan Aval, M., Mousavi Baygi, M. 2019. Drought and Vulnerability Assessment in the Fluctuation of Saffron Production Affected by Rainfall Shortage Case study: Razavi and South Khorasan province. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*. 3(13): 773-787. [In Persian]
- Li, J., Shao, X. and Zhao, H. 2018. An online method based on random forest for air pollutant concentration forecasting. In *Proceedings 37th Chinese Control Conference (CCC)*, 25th -27th July, Wuhan, China. p. 9641
- Lee, S.; Lee, S.; Lee, M.; & Jung, H. S., 2018, Special assessment of Urban flood susceptibility using data mining and geographic information system tools, *Sustainability*, 10 (3): P 648.
- Mir, M., Ziaee, S. 2024. Investigating the correlation between dusty days and climatic variables and water intake of Hamon lagoon using multivariate regression modeling. *Environmental Science Quarterly*. 9(3): 9169-9180. [In Persian]
- Mir, M., Mohammadi, H. 2023. Investigating the benefits and economic losses of the beneficiaries of Hamon International Wetland during the time of high water and drought in Sistan region. *Environmental Sciences*. 21(3): 113-130. [In Persian]
- Mir, M., Maleki, S., Rahdari, V. 2021. Investigating the change in the Sand and Dust Storms' intensity in affected areas in Sistan Plain. *Desert Ecosystem Engineering Journal*. 10 (30): 111-125. [In Persian]
- Mir, M., Maleki, S., Rahdari, V. 2019. Studying the changes in storms in the Sistan Plain and the changes in factors affecting it. *International Conference on Dust in Southwest Asia*. Zabul. [In Persian]
- Mir, M. Maleki, S · Rahdari, V. 2022. Ecosystem restoration and degradation monitoring using ecological indices. *International Journal of Environmental Science and Technology*. 20:1713-1724.
- Mondol, M. A. H., Zhu, X., Dunkerley, D., & Henley, B. J. 2021. Observed meteorological drought trends in Bangladesh identified with the Effective Drought Index (EDI). *Agricultural Water Management*, 255, 107001.
- MacKee, T.b. Doesken, N.j. and Kleist, J. 1993. The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales. Paper Presented at 8th Conference on Applied Climatology. American Meteorological Society, Anaheim, CA.
- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. 1995. Drought monitoring with multiple time scales. *PROCEEDINGS OF THE CONFERENCE ON APPLIED CLIMATOLOGY*.
- Maleki, S., Koupaei, S.S., Soffianian, A., Saatchi, S., Pourmanafi, S. and Rahdari, V. 2019. Human and Climate Effects on the Hamoun Wetlands. *Weather, Climate, and Society*, 11(3), 609-622.
- Nourafar, A., Gholami, H., Moradi, N., Rahdari, V., Rezaei, M. 2023. Investigating the Effects of Land Use Changes on Dust Storms in the Sistan Region Using Markov Chain Forecasting. *Desert Management*. 11(3): 1-16. [In Persian]
- Nazarifar, M., Salari, A. 2017. Drought Risk Assessment and Zoning Using the Standardized Precipitation Index (SPI) (Case Study: Karkheh Basin). *Desert Ecosystem Engineering Journal*. 6(15): 87-100. [In Persian]
- Osman, N., Jamlos, M. F., Dzaharudin, F., Khan, A. R., Yeow, Y. K., & Khairi, K. A. 2022. Real-Time and Predictive Analytics of Air Quality with IoT System: A Review. *Recent Trends in Mechatronics towards Industry 4.0*, 107-116.
- Prasad, K., Gorai, A. K. and Goyal, P. 2016. Development of ANFIS models for air quality forecasting and input optimization for reducing the computational cost and time. *Journal Article*. 128: 246-262.
- Pearson, K. 1897. Mathematical contributions to the theory of evolution. On a form of spurious correlation which may arise when indices are used in the measurement of organs. *Proceedings of the royal society of London*, 31(60): 359-367.
- Pourmaafi Esfahani, E., Almodaresi, A., Mousaei Sanjerehei, M., Haghparast, H. 2023. Evaluation of dust emission using artificial neural network model

of Kashan city. Environmental Sciences. 21(2): 69-80. [In Persian]

Pourgholam-Amiji, M., Ansari Ghojghar, M., Ahmadaali, K.H. 2021. Prediction of Dust Storms in Khuzestan Province Using Artificial Neural Networks. Journal of the Nivar. 45(114): 57-74. [In Persian]

Shahmohamadi Z. and Maleki S. 2011. The life of Hamun. Jahad Daneshgahi.

Sharifi Paichoon, M., Omidvar, K., Motazaker, K. 2019. Assessment of flooding using cluster analysis and multivariable regression methods with emphasis on Hydro-geomorphological parameters (Case study: Maroon catchment). Journal of Natural Environmental Hazards. 8(21): 75-92. [In Persian]

Sharafi, S., Sadeghi, S., Nahvinia, M.J., Abdolahipour, M. 2022. Assessment of multiple regression equations for yield estimation of rain-fed wheat and barley in different Iran's climates. 12(1):

201-211. [In Persian]

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]

Tan, M., Li, X. and Xin, L. 2014. Intensity of dust storms in China from 1980 to 2007: A new definition, Atmospheric Environment, 215-222.

Yarmohammadi E, Shabanlou S, Rajabi A. 2021. Optimization of ANFIS Model using Genetic Algorithm for Estimation of Scour Depth around Bridge Abutments. Journal of Water and Soil Science. 25 (1):75-89. [In

