

Prediction of dust storms in Sistan plain (application of multivariate regression and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

Mohaddeseh Mir¹, Mahmoud Ahmadpour Borazjani^{2*}, Alireza Sargazi³, Mashallah Salarpour⁴, Saman Ziaee⁵

1- PhD student, Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol

2- Associate Professor, Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol
mahmadpour@uoz.ac.ir

3- Assistant Professor, Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol

4- Assistant Professor, Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol

5- Associate Professor, Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol

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.

Materials 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

پیش بینی طوفان های گرد و غباری در دشت سیستان (کاربرد تلفیق رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی - فازی ANFIS)

محدثه میر^۱، محمود احمدپور برازجانی^{۲*}، علیرضا سرگزی^۳، ماشالله سالارپور^۴، سامان ضیایی^۵

۱- دانشجوی دکتری، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل

۲- دانشیار، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل mahmadpour@uoz.ac.ir

۳- استادیار، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل

۴- استادیار، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل

۵- دانشیار، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل

چکیده

سابقه و هدف:

پیش بینی روند طوفان ها، امکان برنامه ریزی به منظور کنترل بحران گردوغبار را برای مدیران و مسئولان فراهم می سازد. الگوهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی از جمله روش های پرکاربرد برای پیش بینی است. در اغلب مطالعات، محققین برای یافتن مناسب ترین الگوی شبکه عصبی مصنوعی که دقت بیشتری داشته باشد چندین الگو تشکیل می دهند تا مدلی که بیشترین دقت را دارد انتخاب کنند. هدف تحقیق حاضر، تلفیق الگوی رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی - فازی ANFIS به منظور دستیابی سریع تر به الگوی مناسب است.

مواد و روش ها:

در این تحقیق، از داده های روزهای گردوغباری، دما، بارندگی، رطوبت نسبی مأخوذه از ایستگاه سینوپتیک زابل، سالنامه های آماری و آمار مربوط به آورد رودخانه هیرمند استفاده شده است. در ابتدا با استفاده از داده های بارندگی به منظور بررسی وضعیت خشکسالی، مقدار شاخص SPI در نرم افزار برنامه نویسی R-Studio محاسبه شد. سپس مدل رگرسیونی چند متغیره با استفاده از داده های دما، حداکثر سرعت باد، آورد رودخانه هیرمند، شاخص SPI و تعداد روزهای گردوغباری به کمک نرم افزار Eviews برآورد شد. در نهایت دو مدل شبکه عصبی-فازی ANFIS با ورودی های متفاوت در نرم افزار 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 سال هایی که مقدار شاخص SPI کاهش یافته و نشان دهنده خشکسالی می باشد، روزهای گردوغباری افزایش یافته است؛ بدن ترتیب همبستگی منفی و معکوسی ایجاد شده است. پس از آن ضریب همبستگی دما با تعداد روزهای گرد و غباری با مقدار 0.56 و در نهایت ضریب همبستگی سرعت باد با روزهای گردوغباری 0.45 قرار دارد. نتایج برآورد رگرسیون چند متغیره نشان داد که متغیرهای جریان رودخانه هیرمند، شاخص SPI، دما و سرعت باد اثر معنی داری بر تعداد روزهای گرد و غباری دارند و علامت ضریب آن ها مطابق انتظار است. در نهایت، با استفاده از نرم افزار 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 تاثیر 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.

نتیجه گیری:

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، محققین 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 رگرسیون چند متغیره میزان اثرگذاری متغیرهای انتخابی بر متغیر وابسته بررسی شد. نتایج نشان داد در صورتیکه، متغیرهایی با بیشترین همبستگی و تاثیر 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

مقدمه

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، محیط زیست و ... ایجاد می‌شود (Mir *et al*, 2021). عوامل موثر 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 (Ansari *et al*, 2020; Pourgholam-Amiji *et al*, 2021; Pourmaafi *et al*, 2023). 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 تاثیر تغییر اقلیم بر شدت، مدت و مقدار خشکسالی منطقه سمنان از شاخص SPI استفاده کردند، نتایج نشان داد با شاخص SPI می‌توان وضعیت خشکسالی را در کوتاه مدت و بلند مدت مشخص کرد. Karimi *et al*, (2019) در مطالعه‌ای با بررسی 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، خشکسالی طی دوره مورد بررسی 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 چند متغیره 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 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 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 چند لایه (MLP²)، شبکه عصبی رگرسیون عمومی

¹ Standardized Precipitation Index (SPI)

² Multi-Layer Perceptron (MLP)

(GRNN³)، سیستم استنتاج عصبی فازی (ANFIS⁴) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF⁵) استفاده کردند، نتایج نشان داد از مدل‌های مورد استفاده مدل ANFIS خطای پیش‌بینی کمتری داشته است. (Ansari et al, (2020 به منظور پیش‌بینی طوفان-های گردوغبار در نواحی بحرانی کشور از شبکه‌های عصبی، فازی و پرسپترون استفاده کردند، نتایج نشان داد مدل ANFIS با توجه به اینکه 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 قره آغاج استان فارس بررسی کردند، نتایج نشان داد محققین مجبور به تشکیل ۹ مدل شبکه عصبی شده‌اند تا مدلی که کمترین خطا را دارد تهیه کنند. (Li et al (2018 مطالعه خود برای پیش‌بینی آلودگی هوا در شهرهای کشور چین نشان دادند استفاده از شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی می‌تواند اطلاعات 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 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 منجر به افزایش دقت پیش‌بینی گردد. در بسیاری از مطالعات، محققین مجبور به ساخت چندین الگوی شبکه عصبی هستند تا مدلی که کمترین خطا را دارد انتخاب کنند که این امر منجر به صرف زمان زیادی می‌گردد (Gooderzi and Yonesi, 2016; Jalali et al 2015).

در مطالعه حاضر برای اینکه بتوان در زمان کوتاهی شبکه عصبی فازی با کمترین خطا تهیه کرد، ابتدا متغیرهای ورودی با استفاده از برآورد یک رگرسیون چند متغیره غربال شد. مدل رگرسیون چند متغیره و محاسبه ضریب همبستگی از جمله روش‌هایی هستند که با استفاده از آن‌ها می‌توان اثرگذاری متغیرها را بر هم بررسی کرد (Sharafi et al, 2019; Sharifi et al, 2022).

بنابراین با توجه به اینکه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بسیار پیشنهاد شده است و از طرفی طبق بررسی منابع انجام شده کارایی شبکه عصبی-فازی ANFIS بهتر گزارش شده است، در پژوهش حاضر نیز از این شبکه استفاده شد. با توجه به اینکه 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 چند متغیره معنی‌داری اثر آن‌ها تأیید شده است) انجام شد. به نظر می‌رسد اگر از خروجی مدل رگرسیون چند متغیره به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شود، خطای شبکه عصبی کاهش می‌یابد. در واقع استفاده از این روش در تعیین ورودی‌های شبکه عصبی می‌تواند به ایجاد یک شبکه عصبی دقیق در زمان کوتاهی منجر شود.

³ General Regression Neural Network (GRNN)

⁴ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

⁵ Radial Basis Function (RBF)

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 ورودی‌هایی که پس از برآورد رگرسیون چند متغیره معنی‌داری اثر آن‌ها تأیید شده است)، عوامل مؤثر بر طوفان‌های گردوغباری در منطقه سیستان بررسی شد.

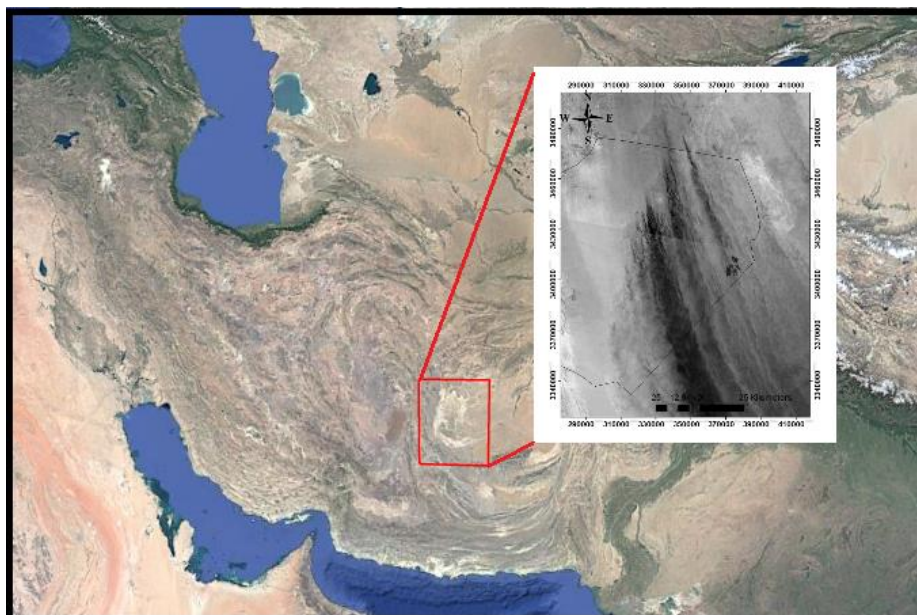
دشت سیستان واقع در شرق ایران و شمال استان سیستان و بلوچستان در محدوده $30^{\circ} 18'$ تا $31^{\circ} 20'$ عرض شمالی و $61^{\circ} 10'$ تا $61^{\circ} 50'$ طول شرقی قرار دارد (Ehsani and Shakeryari, 2019). منطقه سیستان طبق معیار دومارتن دارای اقلیم فوق خشک و طبق معیار آمبرژه دارای اقلیم بیابانی است (Fertut Enayat and Jaberzadeh, 2015). تالاب بین‌المللی هامون، از جمله مهم‌ترین شاخص زیست محیطی منطقه، می‌باشد که در مرز کشور ایران و افغانستان واقع است. منشأ آب این تالاب کشور افغانستان است و در زمان پربابی تأثیر بسیاری بر اقتصاد و محیط زیست منطقه دارد (Mir and Mohammadi, 2011; Shahmohamadi and Maleki, 2023). اما در سال‌های اخیر به دلیل خشکسالی، سدسازی‌هایی که در کشور افغانستان انجام شده و عدم پایبندی کشور افغانستان به رهاسازی حق آبه 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 اینکه تصویر ماهواره‌ای موجود در این شکل مسیر وزش طوفان‌های گردوغبار در منطقه را نشان می‌دهد مشخص می‌باشد که طوفان‌ها به طور کامل منطقه را تحت پوشش قرار می‌دهند، بنابراین خسارت‌های جانی، مالی، زیست محیطی و... بسیاری در پی دارند که این امر اهمیت بررسی، آگاهی‌سازی و برنامه ریزی 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 نرم افزار Excel، ابتدا با استفاده از داده‌های بارندگی شاخص SPI در نرم افزار برنامه نویسی R-Studio تهیه شد، سپس مدل رگرسیونی چند متغیره با استفاده از داده‌های دما، سرعت باد، آورد رودخانه هیرمند و شاخص SPI به کمک نرم افزار Eviews برآورد شد و در نهایت دو مدل شبکه عصبی-فازی ANFIS با ورودی‌های متفاوت در نرم افزار MATLAB توسعه داده شد.

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
	دقیقه minutes	درجه degree	دقیقه minutes
۴۸۹/۲	۲	۳۱	۲۹
			درجه degree
			۶۱
			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 می کند 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 ضربی گاما است که بر اساس رابطه ۲، به دست می آید:

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

از روش بیشینه درستنمایی برای برآورد پارامترهای توزیع گاما استفاده می شود که البته نیاز به الگوریتم های تکراری دارد. با استفاده از روش Tam (1996) ضریب های بهینه α و β به صورت رابطه های ۳ و ۴، محاسبه می شود.

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

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

که در آن $A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n}$ و n تعداد داده ها است.

مقادیر مثبت SPI نشان دهنده 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 -1 برسد و هنگامی پایان می‌یابد که مقدار SPI مثبت شود (Mckee *et al*, 1995).

برآورد مدل سازی رگرسیون چند متغیره

اثر متغیرهای دما، سرعت باد، شاخص SPI و آورد رودخانه هیرمند بر تعداد روزهای گردوغباری با استفاده از تخمین مدل رگرسیون چند متغیره 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 چند متغیره 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، B 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).

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

سیستم استنباط عصبی- فازی (ANFIS)

سیستم استنباط عصبی - فازی، تلفیقی از منطق فازی و شبکه عصبی است و در سال ۱۹۹۳ توسط Jang معرفی شد. این سیستم شبیه به یک شبکه عصبی چند لایه 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.

$$\begin{aligned} &= \mu_{Ai}(x) O_1^1 \\ &= \mu_{Bi}(x) O_1^1 \end{aligned} \quad (7)$$

در رابطه فوق؛ X ورودی گره، Ai و Bi مجموعه فازی مرتبط با گره و O_1^1 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.

$$Wi = \mu_A(x) \mu_B(y) O_1^2 \quad (8)$$

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 زبان شناختی Ai را دارد، نشان می‌دهد.

لایه سوم: گره‌های این لایه، وزن قانون‌ها را نرمال سازی می‌کنند.

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

در رابطه فوق، W_l 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 لایه قانون‌ها به دست می‌آید.

$$= \bar{W}_l f_l = \bar{W}_l (p_l x + q_l y + r_l) O_i^4 \quad (10)$$

در رابطه فوق، $\bar{W}_l$ خروجی چهارمین گره از لایه قبلی است و r_l, q_l, p_l ضرایب این ترکیب خطی هستند.

و لایه پنجم که لایه خروجی نام دارد، شامل یک تک گره با علامت $\sum$ می‌باشد که مجموعه تمامی ورودی‌ها به سیستم بوده و خروجی کلی سیستم را محاسبه می‌کند:

$$= \sum_i \bar{W}_l f_l = \frac{\sum_i \bar{W}_l f_l}{\sum_i \bar{W}_l} O_i^5 \quad (11)$$

در رابطه فوق $f_l \bar{W}_l$ 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 اینکه 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 چند متغیره 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:

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 پیش‌بینی شده ($\hat{Y}$) 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 پیش‌بینی شده به طور متوسط چقدر با مقادیر مشاهده شده فاصله دارند. هر مدلی که کمترین میزان RMSE را داشته باشد، مناسب‌تر است.

⁶ Root Mean Square Error (RMSE)

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

ج- میانگین قدرمطلق خطا (MAE)⁷

معیاری است که برای ارزیابی عملکرد مدل رگرسیون در یادگیری ماشین به کار گرفته می شود. عمده کاربرد MAE در سنجش دقت پیش بینی ها 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 مشاهده شده، $\hat{Y}_i$ مقادیر داده محاسبه شده، $\bar{Y}$ میانگین داده های مشاهده شده، $\bar{\hat{Y}}$ میانگین داده های محاسبه شده توسط الگو و n تعداد داده ها را نشان می دهند.



شکل ۲- فلوچارت روش انجام تحقیق

Fig. 2- Flowchart of the research method

⁷ Mean Absolute Error (MAE)

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 اینکه مهم‌ترین عامل خشکسالی در منطقه سیستان عدم آورد رودخانه هیرمند است و در پی این خشکسالی بیابان‌زایی و گردوغبار افزایش یافته است، این یافته قابل انتظار است. بعد از آورد رودخانه هیرمند بیشترین میزان همبستگی را شاخص خشکسالی (SPI) به میزان -0.65 دارد با توجه به اینکه 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 گرد و غباری می‌باشد و در نهایت ضریب همبستگی سرعت باد به میزان 0.45 بدست آمد.

جدول ۲- ماتریس ضرایب همبستگی پیرسون روزهای گردوغباری با سایر متغیرها

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

مأخذ: یافته‌های تحقیق

برآورد رگرسیون چند متغیره

به منظور مطالعه اثر متغیرهای WIN ، TEM و FLW و SPI بر تعداد روزهای گرد و غباری (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 گرد و غباری اثر معنی‌دار دارند. طبق نتایج جدول ۳، یک درجه افزایش شاخص SPI، حدود ۶ روز تعداد روزهای گرد و غباری را می‌کاهد. افزایش آورد رودخانه هیرمند، تعداد روزهای گرد و غباری را کاهش و افزایش دمای سالیانه و سرعت باد بر تعداد روزهای گردوغباری می‌افزاید.

مقدار ضریب تعیین (R^2) معادل 0.8273 بدست 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 ۱۹/۱۷ بدست آمده و از لحاظ آماری معنی دار است و با معیاری دیگر معنی دار بودن کل رگرسیون را تأیید می‌کند. مقدار آماره دوربین واتسون (DW) حدود ۱/۶۴، بدست آمد و نشانگر این است که مدل دچار مشکل خودهمبستگی اجزای اختلال نمی‌باشد.

قابل ذکر است اشکال دیگر تابعی نظیر مدل لگاریتمی نیز برای مسأله فوق برآورد شد؛ ولی مدل خطی نتایج بهتری بدست داد، لذا مدل خطی ارائه شد.

با توجه به نتایج ضرایب همبستگی و تخمین مدل رگرسیون می‌توان نتیجه گرفت 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.

جدول ۳- نتایج مدل سازی رگرسیون چند متغیره روزهای گردوغباری با سایر متغیرها

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	-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 معنی داری در سطح ۱ درصد و ** معنی داری در سطح ۵ درصد است.

مأخذ: یافته‌های تحقیق

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 مدل سازی رگرسیون بیشترین تاثیر را بر روزهای گردوغباری داشتند به عنوان ورودی تعیین شدند. به منظور مدل سازی 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 مدل سازی رگرسیونی و بررسی ضرایب همبستگی است، از خطای کمتری برخوردار است.

جدول ۴- سنجش اعتبار مدل‌های استنتاج فازی عصبی-تطبیقی

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

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

مأخذ: یافته‌های تحقیق

بحث

در پژوهش حاضر با توجه به اینکه هدف استفاده از ابزار رگرسیون در تعیین ورودی‌های شبکه عصبی-فازی ANFIS می‌باشد، بررسی ضرایب همبستگی بین متغیرها و مدل‌سازی رگرسیون چند متغیره می‌تواند مهم‌ترین متغیرهای تاثیرگذار بر متغیر وابسته را تعیین کند (Mir and ziaee, 2024). (Ghorbani and Moddress, 2019). نیز در مطالعه خود تاکید به کاربرد مدل رگرسیون چند متغیره 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 چند متغیره مشخص شد که تغییرات متغیر وابسته (روزهای گردوغباری) تحت تاثیر متغیرهای دما، شاخص SPI، سرعت باد و آورد رودخانه هیرمند می‌باشند (Fengmei and Chongyi (2010); Lee et al, (2018); Al-Hemoud et al, (2018) نیز در مطالعات خود توانستند موثرترین عوامل موثر بر روزهای گردوغبار را با بررسی ضرایب همبستگی و تخمین رگرسیون چند متغیره، برآورد کنند.

با توجه به اینکه پیش‌بینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی گسترش زیادی یافته است و دارای روش‌های متفاوتی می‌باشد بسیاری از محققین از جمله، (Ansari et al, (2021); Yarmohammadi et al, (2021); Pourgholam-Amiji et al, (2021) 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 بتواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و مانع از ایجاد خطا در شبکه عصبی-فازی ANFIS گردد (Tan et al, 2014). به همین منظور در پژوهش حاضر دو مدل شبکه عصبی-فازی ایجاد 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 چند متغیره 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 در نهایت 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. (Prasad et al, (2016); Li et al, (2018); Dolati Kordestani et al, (2018) نیز در مطالعات خود ذکر کرده‌اند که انتخاب ورودی‌های شبکه عصبی-فازی ANFIS در دقت شبکه عصبی تاثیر بسیاری دارد.

نتایج تحلیل همبستگی و مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره نشان داد؛ میزان آورد رودخانه هیرمند مؤثرترین متغیر بر روزهای گردوغباری در منطقه سیستان است و نقش مهمی در ایجاد خشکسالی و گسترش طوفان‌های گردوغباری دارد. بر این اساس، یکی از پیشنهادات سیاستی کلیدی، افزایش رایزنی‌های دولت ایران با دولت افغانستان به منظور رعایت حق‌آبه 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.

نتیجه گیری

پیش‌بینی در زمینه‌های متفاوت از جمله طوفان‌های گردوغبار اهمیت بسیاری دارد؛ زیرا با پیش‌بینی می‌توان آگاهی لازم 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. 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 محققین 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 راه حلی 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 چند متغیره معنی‌دار شده‌اند از جمله؛ دما، میزان آورد رودخانه هیرمند و شاخص SPI استفاده شد. با توجه به اینکه در تحقیق حاضر، در ابتدا ضرایب همبستگی بین تمامی متغیرهای مدنظر محاسبه و با تخمین مدل رگرسیون چند متغیره 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 صورتیکه متغیرهایی با بیشترین همبستگی با متغیر وابسته به عبارت دیگر مؤثر بر متغیر وابسته به عنوان ورودی به شبکه عصبی فازی انتخاب شود، دقت شبکه افزایش می‌یابد.

منابع

- 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 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., Koupaeei, 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*, ۳۱(۶۰): ۳۵۹-۳۶۷.

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, KH., 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 Persian]

نسخه پیش از انتشار