



Prediction of meteorological drought index using the combination of FCMR model with metaheuristic optimization algorithms case study: Khuzestan Province

Sadaf Piri¹ and Mohammad Ansari ghojghar^{2*}

¹ PhD candidate, Department of Reclamation of Arid and Mountainous Regions Engineering, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

² Assistant Professor, Department of Reclamation of Arid and Mountainous Regions Engineering, Karaj, Iran Faculty of Natural Resources, University of Tehran,

Received: 22 December 2024

Accepted: 18 May 2025

Extended abstract

Introduction

Drought, as an abnormal and dangerous phenomenon, seriously damages water resources, agriculture, economic sectors, and the environment. Within the framework of comprehensive watershed management, accurate and timely drought prediction is very important. This is a necessity, especially in sensitive and vulnerable areas such as Khuzestan Province, for the use of water resources, management of consumption and increasing the resilience of natural and human ecosystems. If a drought period coincides with a vegetation growth period, it disrupts the ecological balance, leading to changes such as reduced soil moisture, changes in ground surface temperature, and even impacts on evaporation and transpiration processes. AI metaheuristic algorithms are able to predict water demand by examining historical data and environmental factors. These predictions allow managers to make better plans for water supply and prevent waste of resources. Considering the uniqueness of Khuzestan Province in terms of its geographical location and water conflicts in recent years, examining the power and efficiency of artificial intelligence algorithms in predicting and identifying climate change can fill the research gap in this field and, through scientific innovation, have a significant impact on environmental protection and the balance of water resources in the face of drought conditions.

Materials and methods

In this research, in order to monitor the drought areas of the stations located in the Khuzestan Province, the Precipitation data during the statistical period (1989-2020), and using the values Standardized Precipitation Index (SPI) were calculated to separate dry and wet years. In the following, the inverse distance weighted (IDW) method was used to interpolate the data obtained from SPI. The FCMR model was used to predict meteorological drought. The FCMR fuzzy regression model is a hybrid method that uses linear regression and fuzzy clustering to model data. The GOW and ACO_R algorithms were used to build the hybrid model.

Results and discussion

According to the results obtained from the goodness of fit assessment criteria at eight study stations, the 12-month and 6-month SPIs showed relatively better and more accurate results than the 3-month and 1-month SPIs. In the comparison of the 12-month and 6-month SPIs, the 12-month SPI also showed better performance. The RMSE, R, NS and MAE values decreased, increased, and decreased after combining the GOW catalyst and the FCMR model compared to the individual FCMR model, respectively. The combination of the ACOR catalyst and the FCMR model also increased, decreased, decreased and increased in the RMSE, R, NS, and MAE values compared to the individual FCMR model, respectively. Accordingly, it can be concluded that combining the gray wolf with the FCMR model has improved performance compared to using the individual FCMR model. Combining the ant colony catalyst with the FCMR model can also be used with reduced accuracy and lower performance compared to using the individual FCM model.

* Corresponding author: ansari.ghojghar@ut.ac.ir

Conclusions

In the present study, the accuracy and performance of the individual FCMR model were compared and analyzed with the dual hybrid FCMR-GOW and FCMR-ACOR models at eight synoptic stations in Khuzestan province. According to Tables 2 to 4, the GOW catalyst improved the FCMR model and the ACOR catalyst reduced the accuracy of the FCMR model. At all eight stations, the dual hybrid FCMR-GOW model ranked first with the highest accuracy in predicting SPI. Also, the long-term SPI time windows had higher accuracy than the short-term time windows. Furthermore, there is no significant gap in terms of accuracy and precision between the individual FCMR model and the dual hybrid FCMR-GOW model. Therefore, it can be concluded that considering the increasing costs of the aforementioned dual hybrid models, using the individual FCMR model seems more logical. In general, it can be said that combining individual models with meta-heuristic algorithms does not necessarily mean increasing the accuracy of SPI index modeling.

Keywords: Climate change, Dry year, Metasearch algorithm, SPI, Watershed management

Cite this article: Piri, S., Ansari ghoghghar, M., 2025. Prediction of meteorological drought index using the combination of FCMR model with metaheuristic optimization algorithms, case study: Khuzestan Province. Water. Eng. Manag. 17(3), 356-373.

© 2025, The Author(s). Published by Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI). This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>)



پیش‌بینی شاخص خشکسالی هواشناسی با استفاده از ترکیب مدل FCMR با الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌سازی، مطالعه موردی: استان خوزستان

صدف پیری^۱ و محمد انصاری قوجقار^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری، گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

^۲ استادیار، گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۲۸

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۰۲

چکیده مبسوط

مقدمه

خشکسالی به‌عنوان یک پدیده ناهنجار و خطرناک به‌طور قابل توجهی به منابع آبی، کشاورزی، بخش‌های اقتصادی و محیط‌زیست آسیب وارد می‌کند. در چارچوب مدیریت جامع حوزه آبخیز، پیش‌بینی درست و به‌موقع خشکسالی اهمیت بسیار زیادی دارد. این موضوع به‌ویژه در مناطق حساس و آسیب‌پذیر مثل استان خوزستان، برای استفاده بهینه از منابع آب، مدیریت مصرف و افزایش تاب‌آوری اکوسیستم‌های طبیعی و انسانی، یک ضرورت است. چنانچه دوره خشکسالی با دوره رشد پوشش گیاهی همزمان شود، تعادل اکولوژیکی را به‌هم می‌زند که منجر به تغییراتی مانند کاهش رطوبت خاک، تغییر دمای سطح زمین و حتی تأثیر بر فرایندهای تبخیر و تعرق می‌شود. الگوریتم‌های فرا ابتکاری هوش مصنوعی قادر به پیش‌بینی تقاضای آب با بررسی داده‌های تاریخی و عوامل محیطی هستند. این پیش‌بینی‌ها به مدیران این امکان را می‌دهد که برنامه‌ریزی‌های بهتری برای تأمین آب و جلوگیری از هدررفت منابع داشته باشند. با توجه به منحصربه‌فرد بودن استان خوزستان از نظر موقعیت جغرافیایی و مناقشات آبی در سال‌های اخیر، بررسی قدرت و کارایی الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی و شناسایی تغییرات اقلیمی می‌تواند خلأ پژوهشی در این زمینه را پر کند و با نوآوری‌های علمی، تأثیر به‌سزایی در حفظ محیط‌زیست و تعادل منابع آبی در مواجهه با شرایط خشکسالی داشته باشد.

مواد و روش‌ها

در این پژوهش به‌منظور پایش خشکسالی ایستگاه‌های استان خوزستان، داده‌های بارش طی دوره آماری ۱۹۸۹-۲۰۲۰ و با استفاده از مقادیر شاخص استاندارد شده بارش (SPI) به تفکیک سال‌های خشک و تر محاسبه شد. در ادامه از روش وزنی معکوس فاصله (IDW) برای درون‌یابی داده‌های به دست آمده از شاخص SPI استفاده شد. برای پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی از مدل FCMR استفاده شد. مدل رگرسیون فازی FCMR یک روش ترکیبی است که از رگرسیون خطی و خوشه‌بندی فازی برای مدلسازی داده‌ها بهره می‌گیرد. برای به‌کارگیری مدل هیبریدی نیز از الگوریتم‌های GOW و ACOR استفاده شد.

نتایج و بحث

با توجه به نتایج به دست آمده از معیارهای ارزیابی نیکویی برازش در هشت ایستگاه مورد مطالعه، به صورت نسبی، SPI، ۱۲ ماهه و شش ماهه نتایج بهتر و دقیق تری را نسبت به SPI سه و یک ماهه نشان دادند. در مقایسه SPI ۱۲ ماهه و ۶ شش ماهه نیز SPI ۱۲ ماهه عملکرد بهتری از خود نشان داد. مقادیر $RMSE$ ، R ، NS و MAE پس از ترکیب مدل فراابتکاری GOW و مدل FCMR نسبت به مدل انفرادی FCMR به ترتیب با کاهش، افزایش، افزایش و کاهش روبه رو شده است. ترکیب کاتالیزور $ACOR$ و مدل FCMR نیز به ترتیب با افزایش، کاهش، کاهش و افزایش در مقادیر $RMSE$ ، R ، NS و MAE نسبت به مدل انفرادی FCMR مواجه شد. بر همین اساس می توان نتیجه گرفت که تلفیق مدل فراابتکاری گرگ خاکستری با مدل FCMR، بهبود عملکرد را نسبت به استفاده از مدل انفرادی FCMR در پی داشته است. تلفیق مدل فراابتکاری کلونی مورچگان با مدل FCMR نیز با کاهش دقت و پایین آمدن عملکرد نسبت به استفاده از مدل انفرادی FCMR مواجه شده است.

نتیجه گیری

در پژوهش حاضر، دقت و عملکرد مدل انفرادی FCMR با مدل های هیبریدی دوگانه FCMR-GOW و FCMR- $ACOR$ در هشت ایستگاه سینوپتیک استان خوزستان مقایسه و تحلیل شد. طبق نتایج مدل ها، کاتالیزور GOW باعث بهبود مدل FCMR و کاتالیزور $ACOR$ موجب کاهش دقت مدل FCMR شدند. در هر هشت ایستگاه، مدل هیبریدی دوگانه FCMR-GOW با بیشترین دقت در پیش بینی شاخص SPI در رتبه اول قرار گرفت. همچنین پنجره های زمانی بلندمدت SPI از دقت بالاتری نسبت به پنجره های زمانی کوتاه مدت برخوردار بودند. افزون بر این، فاصله معنی داری از لحاظ دقت میان مدل انفرادی FCMR و مدل هیبریدی دوگانه FCMR-GOW وجود ندارد. از این رو می توان نتیجه گرفت که با توجه به افزایش هزینه های مدل های هیبریدی دوگانه مذکور، استفاده از مدل انفرادی FCMR منطقی تر به نظر می رسد. به طور کلی می توان گفت که تلفیق مدل های انفرادی با الگوریتم های فراابتکاری لزوماً به معنی افزایش دقت در مدل سازی شاخص SPI نیست.

واژه های کلیدی: تغییر اقلیم، سال خشک، شاخص بارش استاندارد، مدیریت حوزه آبخیز، الگوریتم فراکاوشی

مقدمه

2021؛ Darvand et al., 2021). این پدیده به آرامی و به تدریج رخ می دهد، به نحوی که شروع و انتهای آن به وضوح قابل تشخیص نیست. ممکن است این فرایند از چند ماه تا چند سال طول بکشد و دامنه تحت تأثیر آن نیز در طول زمان دست خوش تغییرات شود (Moisa et al., 2022؛ Bezdek et al., 1984).

تحلیل وضعیت خشکسالی به عنوان یک نوع خطر طبیعی در مناطق مختلف با هدف جمع آوری راهکارهای مقابله و مبارزه با خشکسالی و مدیریت خطرات آن از اهمیت ویژه ای برخوردار است (Negahban et al., 2024؛ Jahangir et al., 2022؛ Firouzi et al., 2019). به همین علت برای شناسایی نوسانات مکانی و زمانی خشکسالی و اتخاذ تدابیر مدیریتی درخور برای مواجهه و مدیریت آن، انجام

خشکسالی به عنوان یک پدیده ناهنجار و خطرناک، به میزان قابل توجهی به منابع آب، کشاورزی، بخش های اقتصادی و محیط زیست آسیب می رساند (Farhadinejad et al., 2024؛ Jahangir et al., 2022؛ Ali et al., 2021؛ Eskandari et al., 2019). کمبود و نوسانات شدید بارندگی، موجب وقوع پدیده خشکسالی به خصوص در نواحی دارای اقلیم خشک و نیمه خشک می شود (Soleimanpour et al., 2024).

چنانچه دوره خشکسالی، همزمان با دوره رویش پوشش گیاهی باشد، موجب به هم ریختن تعادل محیط زیست می شود که این امر منتج به تغییراتی همچون کاهش رطوبت خاک، تغییر در دمای سطح زمین و حتی تأثیر بر روند تبخیر و تعرق خواهد شد (Ali et al., 2021).

شاخص SPI در شمال مراکش، خشکسالی هواشناسی را بررسی و پایش کردند. نتایج نشان داد که در اکثر مقیاس‌های زمانی، مدل ANFIS^۳ مقادیر شاخص خشکسالی SPI را با دقت بیشتری نسبت به SVR^۴ و مدل‌های ANN^۵ ارائه می‌دهد.

در داخل ایران نیز پژوهش‌هایی در خصوص پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی صورت گرفته است. Hosseini and Araghinejad, (2016) در پژوهشی به کاربرد شبکه‌های عصبی آماری، فازی و پرسپترون در پیش‌بینی خشکسالی در ایستگاه گنبد کاووس طی دوره آماری ۱۳۵۱-۱۳۸۶ پرداختند. در قسمت پیش‌بینی، نتایج بیانگر افزایش دقت پیش‌بینی‌ها، با افزایش مقیاس محاسبه SPI بود. Sharifipour et al., (2021) به بررسی و مقایسه چهار روش هوش مصنوعی در پیش‌بینی خشکسالی پرداختند. نتایج حاصل از پردازش داده‌های ۱۱ ایستگاه سینوپتیک استان یزد، طی دوره آماری ۲۹ ساله (۱۹۸۸-۲۰۱۷) نشان داد که همه شبکه‌ها قادر به پیش‌بینی خشکسالی بوده‌اند.

Mohammadi et al., (2022) در پژوهش خود به پیش‌بینی و مدل‌سازی خشکسالی به روش هیبریدی موجک و الگوریتم‌های شبکه عصبی پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که استفاده از موجک در مدل‌های شبکه مصنوعی MLP، RBF و GRNN موجب بهبود نتایج می‌شود و به‌طور کلی الگوریتم‌های هوش مصنوعی روش‌هایی کارا و مناسبی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی شاخص خشکسالی SPI هستند. با توجه به خاص بودن استان خوزستان به لحاظ موقعیت جغرافیایی و مناقشات آبی در طی سال‌های اخیر، بررسی توان و کارایی الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی و شناسایی تغییرات اقلیمی می‌تواند شکاف تحقیقاتی در این زمینه را برطرف نموده و با نوآوری علمی، تأثیر مهمی بر حفاظت از محیط زیست و توازن و تعادل منابع آبی در برابر شرایط خشکسالی داشته باشد. بنابراین با توجه به خسارات و زیان‌های

تحقیقات مرتبط امری ضروری است (Moisa et al., 2022; Keykhosravi, 2015; Asgari Dastnaei et al., 2021).

الگوریتم‌های فراکاوشی هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از ابزارهای نوین مدیریت، از اهمیت فراوانی برخوردار هستند (Ansari ghoghghar et al., 2020). الگوریتم‌های فراکاوشی هوش مصنوعی قادرند با بررسی داده‌های تاریخی و عوامل محیطی، تقاضای آب را پیش‌بینی کنند. این پیش‌بینی‌ها به مدیران این امکان را می‌دهد تا برنامه‌ریزی‌های بهتری در خصوص تامین آب انجام دهند و از اتلاف منابع جلوگیری نمایند (Ohadi et al., 2023; Rahimi bondarabadi et al., 2021; Bhuiyan, 2006). پژوهش‌های مختلفی به کاربرد الگوریتم‌های فراکاوشی هوش مصنوعی در پیش‌بینی خشکسالی پرداخته‌اند.

در پژوهش Oyoualsoud et al., (2024) پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی بر اساس داده‌های اقلیمی و رطوبت خاک در آلیس اسپرینگز استرالیا نشان داد، شاخص‌های توسعه یافته خشکسالی مبتنی بر هوش مصنوعی، عملکرد بهتری نسبت به شاخص‌های معمول داشتند. پیش‌بینی وضعیت خشکسالی مراکش در پژوهش En-Nagre et al., (2024) با استفاده از SPI^۱، SPEI^۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، برای دوره‌های زمانی سه و ۱۲ ماهه بیانگر کاربرد آنها در تعیین وضعیت خشکسالی بود. Taylan et al., (2021) در پژوهش خود به برآورد خشکسالی هواشناسی با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی هیبریدی موجک در چاناک قلعه ترکیه پرداختند. زمانی که مدل‌های توسعه یافته مقایسه شدند، مشخص شد که مدل‌های ترکیبی توسعه یافته با استفاده از تکنیک پیش‌پردازش بهتر عمل می‌کنند و در بین این مدل‌ها مشاهده شد که مدل تلفیقی هوش مصنوعی، بهترین نتایج را برای دوره شش ماهه ارائه می‌دهد. El-Ibrahimi and Baali, (2018) با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و به‌کارگیری

^۳ adaptive neuro-fuzzy inference system

^۴ Support Vector Machines

^۵ Artificial Neural Network

^۱ Standardized Precipitation Index

^۲ Standardized Precipitation Evapotranspiration Index

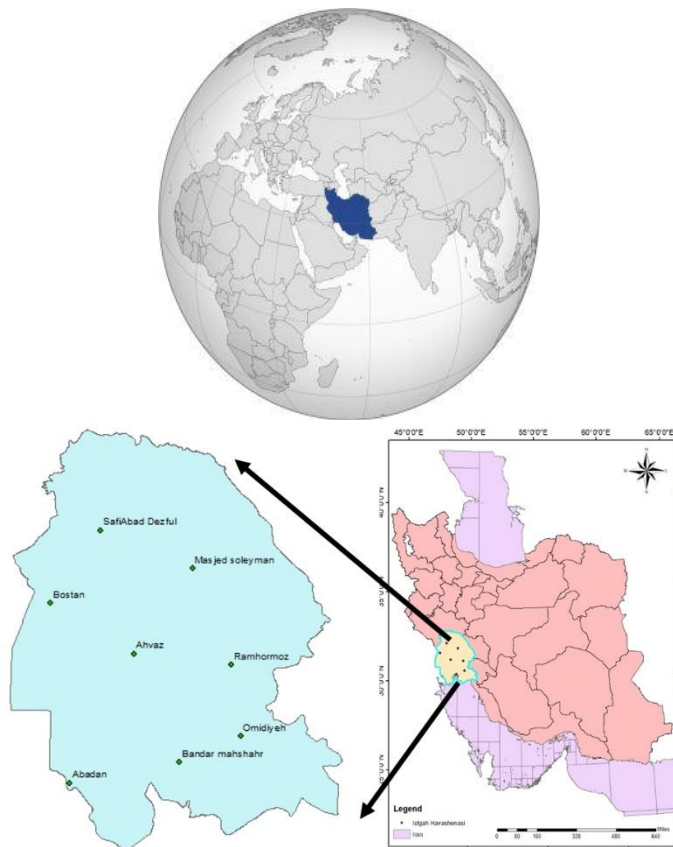
در جنوب غربی ایران قرار دارد. شمال و شرق استان خوزستان، متشکل از سلسله کوه‌های زاگرس است که به طرف جنوب غربی، ارتفاع آن کاهش یافته و تا مناطق جنوبی‌تر به شکل تپه ماهورهایی نمایان می‌شود.

مناطق کوهستانی عمدتاً در شمال و شرق استان قرار دارد و به‌طور تقریبی، دو پنجم مساحت کل استان را شامل می‌شود. نواحی جلگه‌ای در استان خوزستان از جنوب دزفول، مسجد سلیمان، رامهرمز و بهبهان آغاز شده و تا کرانه‌های خلیج فارس و اروندرود ادامه دارد (Jahangir and Mohammadi., 2017؛ Nejadrekabi et al., 2022). شکل ۱ جایگاه جغرافیایی استان خوزستان و پراکنش ایستگاه‌های بررسی‌شده را نشان می‌دهد.

ناشی از خشکسالی هواشناسی، مدلسازی این پدیده جهت آمادگی در برابر رخداد‌های حاصله از آن امری ضروری است. افزون بر این، تا کنون مطالعاتی در خصوص مدل FCMR و ارزیابی کاتالیزورهای GOW و ACO_R در استان خوزستان صورت نگرفته است. لذا در پژوهش حاضر برای نخستین بار به مدلسازی خشکسالی هواشناسی با استفاده از مدل انفرادی FCMR و مدل‌های هیبریدی FCMR-GOW و FCMR-ACO_R در استان خوزستان پرداخته شده است.

مواد و روش‌ها

استان خوزستان با مساحت ۶۴۰۵۷ کیلومتر مربع بین ۲۹°۵۸' تا ۳۳°۰۴' عرض شمالی از خط استوا و ۴۷°۳۱' تا ۵۰°۳۹' طول شرقی از نصف‌النهار گرینویچ



شکل ۱- جایگاه جغرافیایی و پراکنش ایستگاه‌های مورد مطالعه

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

اهواز و رامهرمز) واقع در استان خوزستان، از داده‌های بارش طی ۳۰ سال آماری مشترک (۱۹۸۹-۲۰۲۰) استفاده شد. پس از دریافت و آماده‌سازی داده‌های

داده‌ها: در این پژوهش برای به‌دست آوردن پهنه‌های خشکسالی هشت ایستگاه هواشناسی (صفی‌آباد دزفول، بستان، آبادان، امیدیه، مسجد سلیمان، بندر ماهشهر،

بارش از طریق سایت هواشناسی کشور، مقادیر شاخص بارش استاندارد شده (SPI) برای تفکیک سال‌های خشک و تر محاسبه شد. این شاخص اولین بار توسط McKee et al., (1993) ارائه شد.

این شاخص برای برآورد و ارزیابی خشکسالی به کار می‌رود و به وسیله آن می‌توان زمان شروع، شدت و همچنین مدت رخداد خشکسالی را در دوره‌های زمانی مختلف محاسبه نمود. این امر نشانگر توانایی بالای این شاخص برای ارزیابی و تعیین خشکسالی و اثرات آن بر منابع آبی در دوره کوتاه مدت همانند تغییرات و نوسانات

موجود در بخش کشاورزی و دوره‌های زمانی بلندمدت مانند تغییرات سفره‌های آب زیرزمینی است. برای ارزیابی این شاخص می‌توان میزان بارش ماهانه یا مجموع بارندگی در دوره‌های زمانی مورد نظر را محاسبه کرد. این شاخص از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$SPI = \frac{(P - \mu)}{S} \quad (1)$$

که در آن، P مقدار بارش هر ماه، μ میانگین بارش بلندمدت و S انحراف معیار مقدار بارش است.

جدول ۱- رتبه‌بندی شدت خشکسالی بر اساس شاخص هواشناسی

Table 1. Drought severity ranking based on meteorological index

SPI values	2.00 or more	1.50 to 1.99	1.00 to 1.49	0.99 to 0.99	-1.00 to -1.49	-1.5 to -1.99	-2.00 or less
Drought classification	Extremely wet	Very wet	Moderately wet	Near normal	Moderately drought	Severely drought	Extremely drought

الگوریتم کلونی مورچگان^۳: الگوریتم کلونی مورچگان یک شیوه بهینه‌سازی بر اساس جمعیت است که از رفتار اجتماعی مورچه‌ها در یافتن مسیر بهینه بین لانه و منابع غذا، نشأت گرفته شده است. این الگوریتم در سال ۱۹۹۲ توسط مارکو دوریگو ابداع شد و برای حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی به کار برده می‌شود. در الگوریتم کلونی مورچگان، جمعیت راه حل‌ها به شکل تصادفی انتخاب می‌شوند. در مرحله بعد، آرشویی از راه حل‌ها به وجود آمده و به تعداد k راه حل از بهترین راه حل‌های موجود در جمعیت اولیه، طبق توابع برازندگی آنها در آرشو قرار می‌گیرند.

الگوریتم گرگ خاکستری^۴: الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، از دیگر الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت است. این الگوریتم، بر اساس رفتار گرگ‌هایی که هنگام شکار، الگوهای اجتماعی شکل می‌دهند، مدل‌سازی می‌کند. در مدل‌سازی گروهی و سلسله مراتبی، چهار گونه از گرگ‌های خاکستری شامل آلفا، بتا، دلتا و امگا مورد بررسی و تحلیل قرار می‌گیرند. نتایج به دست آمده از تابع‌های محک مختلف، بیانگر

برای درون‌یابی داده‌های حاصل از SPI از روش معکوس وزنی فاصله^۱ بهره گرفته شد. روش IDW از روش‌های متداول برای درون‌یابی به شمار می‌آید. در پیش‌بینی با استفاده از این روش، عامل وزن براساس فاصله نقاط از همدیگر تعیین می‌شود. به نقاط نزدیک محل نمونه وزن بیشتر و به نقاط دورتر وزن کمتری اختصاص می‌یابد. رابطه (۲) بیانگر معادله IDW است.

$$Z^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (2)$$

مدل رگرسیون فازی^۲: مدل رگرسیون فازی FCMR یک روش ترکیبی محسوب می‌شود که جهت مدل‌سازی داده‌ها از رگرسیون خطی و خوشه‌بندی فازی استفاده می‌کند. این روش به‌طور ویژه در مواردی کاربرد دارد که داده‌ها فاقد ساختار مشخص باشند و مرزهای میان خوشه‌ها به گونه دقیق مشخص نباشند. مدل FCMR گسترش رویکرد میانگین C در تئوری فازی به شمار می‌آید و جزء یکی از پرکاربردترین روش‌های خوشه‌بندی محسوب می‌شود (Bezdek et al., 1984; Momeni et al., Hathaway and Bezdek, 1993; 2024).

^۳ Ant Colony Optimization (ACO_R)

^۴ Grey Wolf Optimizer (GOW)

^۱ Inverse Distance Weighted (IDW)

^۲ Fuzzy C-Means Regression (FCMR)

عملکرد قابل توجه این الگوریتم، در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه است.

مدل‌های پیش‌بینی: در این پژوهش، از مدل‌های پیش‌بینی استفاده شد که از SPI با پنجره‌های زمانی ۱۲، شش، سه و یک ماهه بهره گرفته شدند. به فرض مثال مدل اول پیش‌بینی می‌کند که مقدار SPI₁₂ در زمان t+1 (آینده)، تابعی از مقدار SPI₁₂ در زمان t (حال) است. به بیانی دیگر، مدل از داده‌های SPI₁₂ در زمان t به عنوان ورودی استفاده می‌کند و با بهره‌گیری

از الگوریتم‌های ذکر شده، مقدار SPI₁₂ را در زمان t+1 پیش‌بینی می‌نماید. در سایر مدل‌ها نیز بر حسب پنجره زمانی آنها این عمل صورت می‌پذیرد.

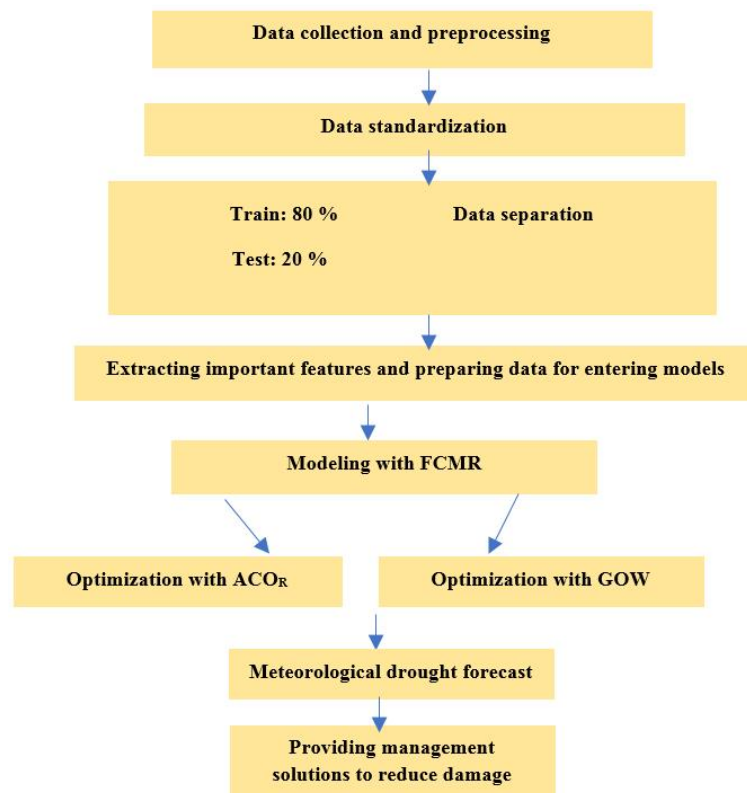
مدل یک $SPI_{12(t+1)} = f(SPI_{12(t)})$

مدل دو $SPI_{6(t+1)} = f(SPI_{6(t)})$

مدل سه $SPI_{3(t+1)} = f(SPI_{3(t)})$

مدل چهار $SPI_{1(t+1)} = f(SPI_{1(t)})$

در شکل ۳، نمودار جریانی پژوهش حاضر نمایش داده شده است.

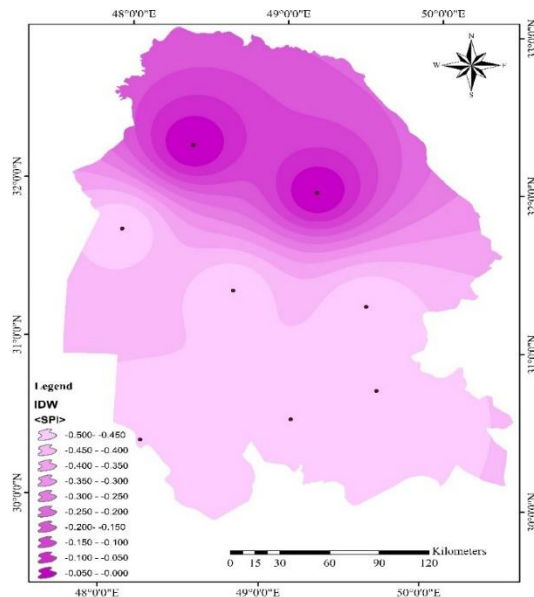


شکل ۳- روندنمای مراحل مدل‌سازی با مدل‌های FCMR-ACOR و FCMR-GOW
Fig. 3. Flowchart of modeling steps with FCMR-GOW and FCMR-ACOR models

نتایج و بحث

هدف این پژوهش، پیش‌بینی شاخص خشکسالی اقلیمی و تعیین کارایی الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای نشان دادن وضعیت خشکسالی است. از این‌رو، هشت ایستگاه سینوپتیک استان خوزستان (صفی‌آباد

دزفول، بستان، آبادان، امیدیه، مسجد سلیمان، بندر ماهشهر، اهواز و رامهرمز) مورد مطالعه قرار گرفت. در شکل ۲، پهنه‌بندی خشکسالی هواشناسی ایستگاه‌های مورد مطالعه در طول دوره آماری ذکر شده نمایش داده شده است.



شکل ۲- پهنه‌بندی خشکسالی هواشناسی در ایستگاه‌های مورد مطالعه در طول دوره آماری
Fig. 2. Zoning of meteorological drought at the studied stations during the statistical period

مقادیر RMSE، R، NS و MAE پس از ترکیب کاتالیزور GOW و مدل FCMR نسبت به مدل انفرادی FCMR به‌ترتیب با کاهش، افزایش، افزایش و کاهش روبرو شده است. ترکیب کاتالیزور ACO_R و مدل FCMR نیز به‌ترتیب با افزایش، کاهش، کاهش و افزایش در مقادیر RMSE، R، NS و MAE نسبت به مدل انفرادی FCMR مواجه شد. بر همین اساس می‌توان نتیجه گرفت که تلفیق کاتالیزور گرگ خاکستری با مدل FCMR، بهبود عملکرد را نسبت به استفاده از مدل انفرادی FCMR در پی داشته است. تلفیق کاتالیزور کلونی مورچگان با مدل FCMR نیز با کاهش دقت و پایین آمدن عملکرد نسبت به استفاده از مدل انفرادی FCMR مواجه شده است. از سویی دیگر، فاصله شایان توجهی از لحاظ دقت میان مدل انفرادی FCMR و مدل هیبریدی دوگانه FCMR-ACO_R وجود ندارد. از این رو می‌توان نتیجه گرفت که با توجه به افزایش هزینه‌های مدل‌های هیبریدی دوگانه مذکور، استفاده از مدل انفرادی FCMR نسبت به مدل هیبریدی دوگانه FCMR-ACO_R منطقی‌تر به‌نظر می‌رسد. نتایج این بخش با برخی از پژوهش‌ها مطابقت دارد (Mohammadi et al., Zeinali et al., 2020). (2022)

نتایج به‌دست آمده از محاسبه معیارهای ارزیابی R، RMSE، NS و MAE برای انتخاب بهترین مدل در جدول‌های ۲ تا ۴ ارائه شده است. بر اساس جدول ۲ و با توجه به نتایج به‌دست آمده از معیارهای ارزیابی نیکویی برآزش در هشت ایستگاه مورد مطالعه، به‌صورت نسبی، SPI ۱۲ ماهه و ۶ ماهه نتایج بهتر و دقیق‌تری را نسبت به SPI سه ماهه و یک ماهه نشان دادند. در مقایسه SPI ۱۲ ماهه و شش ماهه نیز SPI ۱۲ ماهه عملکرد بهتری از خود نشان داد.

به‌عنوان مثال در ایستگاه آبادان، استفاده از SPI ۱۲ ماهه به جای SPI یک ماهه موجب کاهش مقادیر RMSE و MAE به‌ترتیب از ۰/۳۲۵ و ۰/۲۸۹ به ۰/۳۲۲ و ۰/۲۸۷ شد. علاوه بر این، مقادیر R و NS نیز از ۰/۹۰۸ و ۰/۹۰۴ به ۰/۹۱۱ و ۰/۹۰۷ افزایش یافت. بنابراین استفاده از پنجره‌های زمانی بلندمدت در مدل‌سازی و پیش‌بینی شاخص SPI با استفاده از مدل FCMR در استان خوزستان موجب افزایش عملکرد و بهبود خروجی‌ها می‌شود. در جدول ۳ و ۴ با ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری و کلونی مورچگان با مدل FCMR سعی شد عملکرد مدل به‌منظور افزایش دقت و بهبود نتایج پیش‌بینی خشکسالی در ایستگاه‌های مورد مطالعه افزایش یابد.

جدول ۳ نتایج مدلسازی شاخص SPI را در هشت ایستگاه استان خوزستان با استفاده از مدل هیبریدی دوگانه FCMR-GOW نشان می‌دهد. در این روش نیز استفاده از پنجره‌های زمانی بلندمدت به‌منظور پیش‌بینی خشکسالی، بازدهی و کارایی بیشتری داشته است. به‌عنوان مثال مقدار ضریب همبستگی SPI یک ماهه در ایستگاه بستان ۰/۹۴۱ است و در صورت استفاده از SPI ۱۲ ماهه، ضریب همبستگی آن تا میزان ۰/۹۴۴ افزایش می‌یابد. با عنایت به این‌که افزایش ضریب همبستگی بیانگر افزایش عملکرد مدل در

پیش‌بینی شاخص مدنظر است. لذا، بر پایه نتایج معیارهای ارزیابی مدل در ایستگاه‌های بررسی شده در جدول ۴، SPI ۱۲ ماهه به‌طور نسبی بهترین عملکرد را داشت. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که در استان خوزستان به‌طور کلی استفاده از SPI ۱۲ و شش ماهه به‌صورت نسبی نتایج بهتری از SPI سه و یک ماهه ارائه می‌دهد. نتایج به‌دست آمده از این بخش با برخی از پژوهش‌های دیگر همخوانی دارد (Oyounsoud et al., 2024; En-Nagre et al., 2024).

جدول ۲- نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل ترکیبی FCMR به‌منظور پیش‌بینی شاخص SPI
Table 2. Statistical results of input data to the FCMR hybrid model for predicting the SPI

Station	Combination number	Train dataset			Test dataset		
		RMSE	MAE	NS	RMSE	MAE	NS
Abadan	SPI ₁₂	0.309	0.256	0.921	0.322	0.287	0.907
	SPI ₆	0.309	0.257	0.921	0.323	0.287	0.906
	SPI ₃	0.311	0.258	0.919	0.324	0.289	0.905
	SPI ₁	0.312	0.259	0.918	0.325	0.289	0.904
	SPI ₁₂	0.313	0.259	0.917	0.325	0.291	0.903
	SPI ₆	0.314	0.261	0.917	0.325	0.292	0.902
Bostan	SPI ₃	0.315	0.262	0.917	0.326	0.293	0.902
	SPI ₁	0.315	0.263	0.916	0.327	0.293	0.907
	SPI ₁₂	0.316	0.264	0.915	0.328	0.294	0.906
	SPI ₆	0.317	0.265	0.914	0.329	0.299	0.906
Ahvaz	SPI ₃	0.317	0.266	0.913	0.331	0.296	0.909
	SPI ₁	0.318	0.267	0.912	0.332	0.297	0.903
	SPI ₁₂	0.321	0.268	0.917	0.333	0.297	0.903
	SPI ₆	0.319	0.269	0.912	0.334	0.297	0.902
Bandar mahshahr	SPI ₃	0.324	0.271	0.911	0.335	0.298	0.901
	SPI ₁	0.325	0.272	0.909	0.336	0.296	0.901

Station	Test dataset				Train dataset				Combination number
	R	NS	MAE	RMSE	R	NS	MAE	RMSE	
Omidiyeh	0.901	0.899	0.295	0.337	0.922	0.908	0.237	0.326	SPI ₁₂
	0.899	0.897	0.299	0.337	0.921	0.907	0.274	0.326	SPI ₆
	0.898	0.896	0.298	0.338	0.921	0.906	0.275	0.327	SPI ₃
	0.897	0.896	0.301	0.339	0.922	0.905	0.276	0.328	SPI ₁
Ramhormoz	0.897	0.896	0.302	0.341	0.919	0.904	0.277	0.331	SPI ₁₂
	0.896	0.897	0.303	0.342	0.918	0.903	0.278	0.332	SPI ₆
	0.895	0.896	0.304	0.343	0.917	0.902	0.279	0.335	SPI ₃
	0.894	0.896	0.305	0.344	0.916	0.902	0.281	0.336	SPI ₁
Masjed soleyman	0.894	0.895	0.306	0.345	0.915	0.901	0.282	0.337	SPI ₁₂
	0.893	0.895	0.307	0.346	0.914	0.899	0.283	0.339	SPI ₆
	0.892	0.894	0.308	0.347	0.913	0.897	0.284	0.341	SPI ₃
	0.891	0.893	0.309	0.348	0.912	0.897	0.285	0.342	SPI ₁
Safiabad Dezful	0.891	0.892	0.310	0.349	0.912	0.896	0.286	0.343	SPI ₁₂
	0.889	0.892	0.311	0.351	0.911	0.894	0.287	0.344	SPI ₆
	0.888	0.891	0.312	0.352	0.909	0.893	0.288	0.345	SPI ₃
	0.887	0.891	0.313	0.353	0.908	0.892	0.289	0.346	SPI ₁

جدول ۳- نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل ترکیبی FCMR-GOW به‌منظور پیش‌بینی شاخص SPI

Table 3. Statistical results of input data to the FCMR-GOW hybrid model for predicting the SPI

Station	Test dataset				Train dataset				Combination number
	R	NS	MAE	RMSE	R	NS	MAE	RMSE	
Abadan	0.947	0.928	0.243	0.293	0.963	0.936	0.221	0.274	SPI ₁₂
	0.947	0.927	0.244	0.292	0.962	0.937	0.222	0.273	SPI ₆
	0.946	0.927	0.245	0.294	0.961	0.937	0.231	0.275	SPI ₃
	0.945	0.927	0.246	0.295	0.960	0.936	0.224	0.275	SPI ₁
	0.944	0.926	0.246	0.296	0.959	0.936	0.225	0.275	SPI ₁₂

Test dataset				Train dataset				Combination number	Station
R	NS	MAE	RMSE	R	NS	MAE	RMSE		
0.925	0.906	0.271	0.316	0.940	0.913	0.249	0.298	SPI ₆	
0.924	0.905	0.268	0.317	0.939	0.912	0.251	0.295	SPI ₃	
0.923	0.904	0.272	0.317	0.938	0.911	0.252	0.299	SPI ₁	

جدول ۴- نتایج آماری داده‌های ورودی به مدل ترکیبی FCMR-ACO_R به منظور پیش‌بینی شاخص SPI

Table 4. Statistical results of input data to the FCMR-ACOR hybrid model for predicting the SPI

Test dataset				Train dataset				Combination number	Station
R	NS	MAE	RMSE	R	NS	MAE	RMSE		
0.902	0.891	0.295	0.354	0.917	0.902	0.271	0.336	SPI ₁₂	Abadan
0.902	0.890	0.294	0.355	0.916	0.901	0.272	0.335	SPI ₆	
0.901	0.889	0.296	0.356	0.915	0.899	0.273	0.337	SPI ₃	
0.900	0.888	0.297	0.357	0.914	0.893	0.274	0.332	SPI ₁	
0.899	0.887	0.298	0.357	0.913	0.896	0.275	0.338	SPI ₁₂	Bostan
0.903	0.887	0.299	0.357	0.912	0.897	0.276	0.339	SPI ₆	
0.902	0.886	0.298	0.358	0.911	0.894	0.277	0.339	SPI ₃	
0.901	0.885	0.299	0.359	0.910	0.893	0.278	0.341	SPI ₁	
0.898	0.884	0.300	0.361	0.909	0.892	0.279	0.342	SPI ₁₂	Ahvaz
0.897	0.883	0.301	0.362	0.909	0.891	0.281	0.343	SPI ₆	
0.897	0.882	0.302	0.363	0.909	0.889	0.282	0.344	SPI ₃	
0.896	0.881	0.303	0.364	0.908	0.888	0.283	0.345	SPI ₁	
0.895	0.879	0.304	0.365	0.907	0.887	0.283	0.346	SPI ₁₂	Bandar mahshahr
0.894	0.878	0.305	0.366	0.906	0.886	0.283	0.347	SPI ₆	
0.893	0.876	0.306	0.367	0.905	0.885	0.284	0.348	SPI ₃	
0.892	0.875	0.306	0.368	0.904	0.884	0.285	0.349	SPI ₁	
0.892	0.874	0.306	0.369	0.904	0.883	0.286	0.351	SPI ₁₂	Omidyeh
0.891	0.873	0.307	0.371	0.903	0.882	0.278	0.352	SPI ₆	

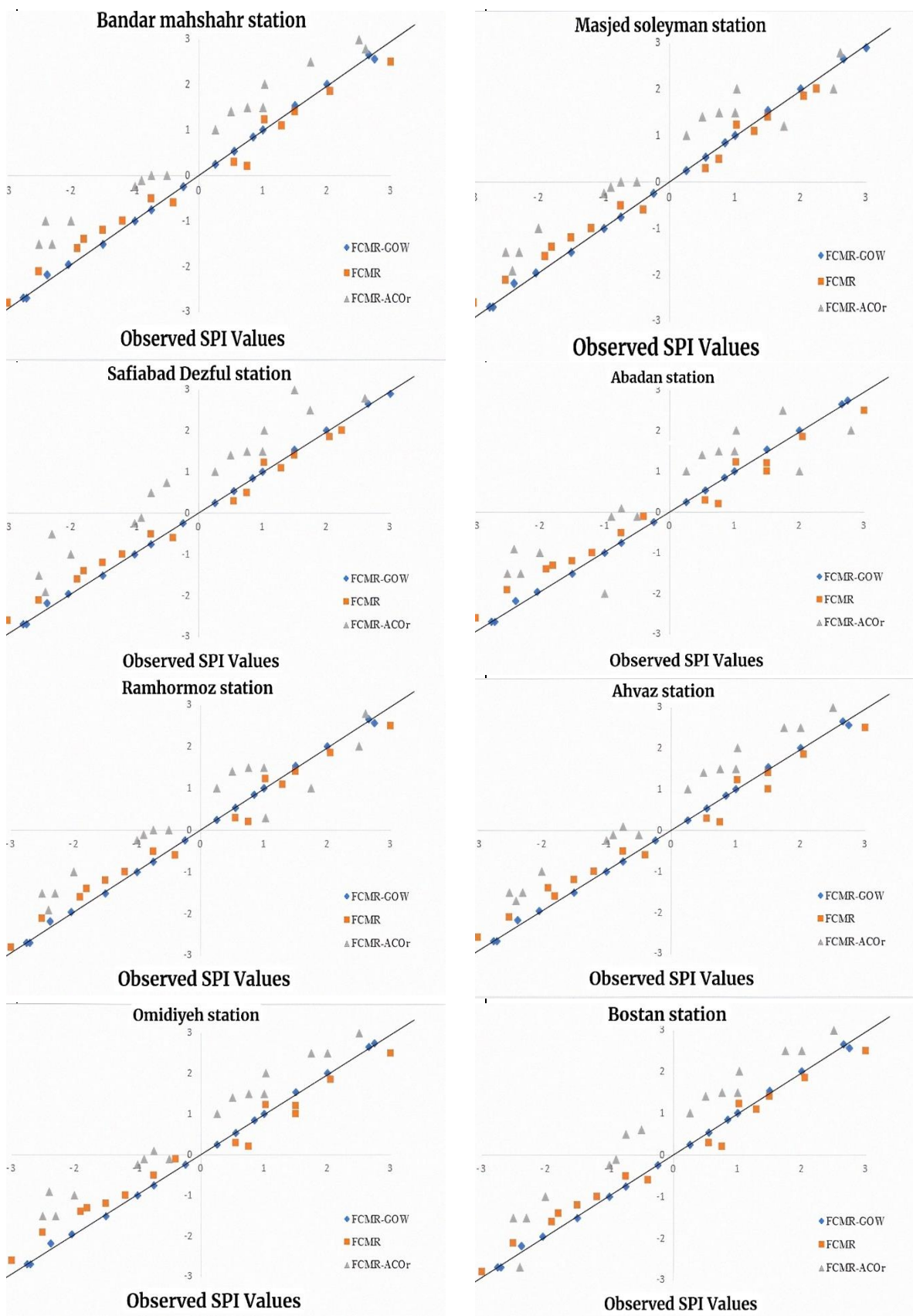
R	Test dataset			R	Train dataset			Combination number	Station
	NS	MAE	RMSE		NS	MAE	RMSE		
0.891	0.872	0.309	0.372	0.902	0.881	0.288	0.353	SPI ₃	Ramhormoz
0.889	0.872	0.303	0.373	0.902	0.879	0.283	0.354	SPI ₁	
0.888	0.871	0.311	0.373	0.901	0.878	0.289	0.354	SPI ₁₂	
0.887	0.878	0.311	0.374	0.900	0.877	0.291	0.355	SPI ₆	
0.886	0.869	0.312	0.375	0.899	0.875	0.292	0.356	SPI ₃	
0.885	0.868	0.313	0.376	0.897	0.874	0.293	0.357	SPI ₁	Masjed soleyman
0.884	0.867	0.314	0.372	0.898	0.873	0.294	0.358	SPI ₁₂	
0.883	0.867	0.315	0.379	0.897	0.872	0.295	0.359	SPI ₆	
0.882	0.866	0.316	0.376	0.896	0.871	0.295	0.361	SPI ₃	
0.881	0.865	0.317	0.377	0.895	0.869	0.297	0.362	SPI ₁	
0.879	0.864	0.318	0.378	0.894	0.868	0.301	0.363	SPI ₁₂	Safiabad Dezful
0.878	0.863	0.319	0.378	0.893	0.865	0.302	0.364	SPI ₆	
0.875	0.862	0.321	0.379	0.892	0.865	0.302	0.365	SPI ₃	
0.874	0.861	0.322	0.381	0.891	0.864	0.306	0.366	SPI ₁	

نتایج پیش‌بینی شاخص SPI بیانگر عملکرد مناسب مدل هیبریدی دوگانه FCMR-GOW در هشت ایستگاه مورد مطالعه در استان خوزستان است. علاوه بر این، مدل ذکر شده با دارا بودن بیشترین مقدار R و ضریب NS و کمترین مقدار MAE و RMSE، بهترین مدل در میان مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش، برای پیش‌بینی خشکسالی در این استان است.

مدل FCMR-ACOR نیز کمترین عملکرد را در بین سه مدل بررسی شده دارا است. بنابراین می‌توان این نتیجه را گرفت که ترکیب مدل‌های انفرادی و کاتالیزورها لزوماً همیشه افزایش دقت و بهبود عملکرد را به همراه نخواهد داشت. با توجه به نتایج مدل‌ها، پنجره‌های زمانی بلندمدت نسبت به پنجره‌های زمانی کوتاه مدت، نتایج بهتری به‌منظور پیش‌بینی شاخص

SPI در استان خوزستان نشان داد. شکل ۴، مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده شاخص SPI را برای داده‌های بخش آزمون ایستگاه‌های استان خوزستان نمایش می‌دهد. در این شکل، رابطه بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده SPI در تمامی ایستگاه‌ها، با خطی با شیب ۴۵ درجه ارزیابی شد.

مدل هیبریدی FCMR-ACOR با کمترین دقت و بیشترین پراکندگی نسبت به سایر مدل‌ها، بیشترین اختلاف و فاصله را با نیم‌ساز ربع اول و سوم دارد. مدل هیبریدی FCMR-GOW نیز با بیشترین تطابق نسبت به نیم‌ساز ربع اول و سوم، بیشترین بازدهی و کارایی را در بین مدل‌های بررسی شده جهت پیش‌بینی برای گام بعد (سال آینده) به همراه دارد. نتایج این بخش با پژوهش Sharifipour et al., (2021) مطابقت دارد.



شکل ۴- مقایسه مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده SPI با استفاده از مدل‌های FCMR، FCMR-GOW و FCMR-ACOR

Fig. 4. Comparison of observed and predicted SPI values using FCMR, FCMR-GOW and FCMR-ACOR models

نتیجه‌گیری

خشکسالی یکی از بلایا و ناهنجاری‌های اساسی در کشور، خصوصاً در مناطق خشک و نیمه‌خشک به‌شمار می‌آید. تغییرات عملکرد طبیعی در مواردی هم‌چون کاربری اراضی، تغییر رژیم پهنه‌های آبی مانند رودخانه‌ها و تالاب‌ها به‌علت تحولات اقلیمی ازجمله کاهش بارندگی در دهه‌های اخیر افزایش یافته است. این شرایط تأثیرات گسترده‌ای بر تشدید خشکسالی و به دنبال آن، رخ دادن آسیب‌هایی برای جوامع انسانی می‌شود. به موجب اثرات منفی که خشکسالی بر اکوسیستم، اقتصاد و سلامت انسان دارد، پیش‌بینی و مدل‌سازی خشکسالی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. استان خوزستان جزء مناطقی به‌شمار می‌آید که به موجب قرارگیری در جنوب‌غرب ایران، تحت تأثیر عرض جغرافیایی و فشار جنب حاره‌ای، درگیر تبعات خشکسالی بوده است. بر همین اساس در پژوهش حاضر، دقت و عملکرد مدل انفرادی FCMR با مدل‌های هیبریدی دوگانه FCMR-GOW و FCMR-ACO_R در هشت ایستگاه سینوپتیک استان خوزستان (صفی‌آباد دزفول، بستان، آبادان، امیدیه، مسجد سلیمان، بندر ماهشهر، اهواز و رامهرمز) در طول دوره آماری ۳۰ ساله (۱۹۸۹ تا ۲۰۲۰) مقایسه و تحلیل شد.

طبق نتایج مدل‌ها، کاتالیزور GOW باعث بهبود مدل FCMR و کاتالیزور ACO_R موجب کاهش دقت مدل FCMR شدند. در هر هشت ایستگاه، مدل هیبریدی دوگانه FCMR-GOW با بیشترین دقت در پیش‌بینی شاخص SPI در رتبه اول قرار گرفت.

منابع مورد استفاده

- Ali, S., Zha, H., Ma, Q., Sun, L., Jiang, N., Qianmin, J., Fujian, J., 2021. Monitoring drought events and vegetation dynamics in relation to climate change over mainland China from 1983 to 2016. *Environ. Sci. Pollu. Res.* 28(17), 21910-21925. doi:10.1007/s11356-020-12146-4.
- Ansari ghoghghar, M., Pourgholam-Amiji, M., Bazrafshan, J., Liaghat, A., 2020. Performance comparison of statistical, fuzzy and perceptron neural network models in forecasting dust storms in critical regions in Iran. *Iran. J. Soil Water Res.* 51(8), 2051-2063 (in Persian). doi:10.22059/ijswr.2020.302529.668607
- Asgari Dastnaei, A., Gandomkar, A., Khodaqholi, M., 2021. Self-analysis of temperature trend in drought hazards management (Case study: Chaharmahal and Bakhtiari province). *Environ. Manage. Hazards* 8(3), 283-299 (in Persian). doi: 10.22059/jhsci.2021.330273.675
- Bezdek, J.C., Ehrlich, R., Full, W., 1984. FCM: The Fuzzy c-Means Clustering Algorithm. *Comput. Geosci.* 10(2-3), 191-203. doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7
- Bhuiyan, C., Singh, R.P., Kogan, F.N., 2006. Monitoring drought dynamics in the Aravalli region (India) using different indices based on ground and remote sensing data. *Int. J. Appli. Earth Observ.*

همچنین پنجره‌های زمانی بلندمدت SPI از دقت بالاتری نسبت به پنجره‌های زمانی کوتاه مدت برخوردار بودند. افزون بر این، فاصله معنی‌داری از لحاظ دقت میان مدل انفرادی FCMR و مدل هیبریدی دوگانه FCMR-GOW وجود ندارد.

از این رو می‌توان نتیجه گرفت که با توجه به افزایش هزینه‌های مدل‌های هیبریدی دوگانه مذکور، استفاده از مدل انفرادی FCMR منطقی‌تر به‌نظر می‌رسد. به‌طور کلی می‌توان گفت که تلفیق مدل‌های انفرادی با الگوریتم‌های فراابتکاری لزوماً به معنی افزایش دقت در مدل‌سازی SPI نیست. یافته‌های این پژوهش در خصوص بررسی وضعیت خشکسالی و پیش‌بینی آن در استان خوزستان می‌تواند دید جامع و وسیع‌تری در خصوص مدیریت صحیح و بهینه به مسئولین ذی‌ربط بدهد و تاب‌آوری در برابر بحران‌های محتمل محیط‌زیستی در این مناطق را تا حد مطلوب افزایش دهد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان از حمایت‌ها و امکانات ارائه شده توسط دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران، صمیمانه سپاسگزاری می‌نمایند.

تعارض منافع

در این مقاله تضاد منافی وجود ندارد و این مسأله مورد تأیید همه نویسندگان است.

- Geoinform. 8, 289-302. doi: 10.1016/j.jag.2006.03.002.
- Darvand, S., Eskandari Damaneh, H., Eskandari Damaneh, H., Khosravi, H., 2021. Prediction of the change trend of temperature and rainfall in the future period and its impact on desertification. *Water Soil Manage. Modeling*. 1(1), 53-66. doi:10.22098/mmws.2021.1181
- El Ibrahimi, A., Baali, A., 2018. Application of several artificial intelligence models for forecasting meteorological drought using the standardized precipitation index in the Saïss Plain (Northern Morocco). *Intellig. Engin. Sys.* 11(1), 267-275. doi: 10.22266/ijies2018.0228.28
- En-Nagre, Kh., Aqnouy, M., Ouarka, A., Naqvi, S.A.A., Bouizrou, I., El Messari, J.S., Tariq, A., Soufan, W., Li, W., El-Askary, H., 2024. Assessment and prediction of meteorological drought using machine learning algorithms and climate data. *Climate Risk Manage.* 45, 100630. doi.org/10.1016/j.crm.2024.100630
- Eskandari Damaneh, H., Eskandari Damaneh, H., Khosravi, H., Gholami, H., 2019. Analysis and monitoring of drought using NDVI index, case study: the west basin of Jaz Murian wetland. *J. Rangeland*. 13(3), 461-475.
- Farhadinejad, T., Vayskarami, I., Zand, M., 2024. Investigating the relationship between river flow changes caused by drought and the quality of surface water resources in the Tirah River Basin. *Water. Engin. Manage.* 16(1), 64-81. doi:10.22092/ijwmse.2023.361325.2009
- Firouzi, F., Tavosi, T., Mahmoudi, P., 2019. Investigating the sensitivity of NDVI and EVI vegetation indices to dry and wet years in arid and semi-arid regions, case study: Sistan plain, Iran. *Scienti. Res. Quart. Geograph. Data (SEPEHR)*. 28(110), 163-179. doi:10.22131/sepehr.2019.36621
- Hathaway, R.J., Bezdek, J.C., 1993. Switching regression models and fuzzy clustering. *IEEE Trans. Fuzzy Sys.* 1(3), 195-204. doi:10.1109/91.236552
- Hosseini-Moghari, S.M., Araghinejad, S., 2016. Application of statistical, fuzzy and perceptron neural networks in drought forecasting, case study: Gonbad-e Kavous Station. *Water Soil*. 30(1), 247-259. doi:10.22067/jsw.v30i1.37304
- Jahangir, M., Mohammadi, A., 2017. Compare standard precipitation index and TOPSIS ranking method to assess the drought adventure Condition in Khuzestan Province. *Environ. Hazards Manage.* 3(2), 125-139. doi:10.22059/jhsci.2016.60343
- Jahangir, M., Asghari Koleshani, F., Sataryan Asil, K., 2022. Comparative study of drought meteorological (SPI) and hydrological (SSI) indices based on the best cumulative distribution function for Urmia Basin. *Water Soil Manage. Model.* 2(4), 53-63. doi:10.22098/mmws.2022.10810.1089
- Key Khosravi, G., 2015. A comparative study of satellite and meteorological drought indices of the desertification process in the spring vegetation of Semnan province. *J. Geograph. Res. Desert Areas*. 3(2), 189-213 (in Persian).
- McKee, T., Doesken Kleist, N., 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Preprints 8th Conference on Applied Climatology*. 17-22 January. Anaheim, CA. 170-184.
- Mohammadi, J., Vafaeinezhad, A., Behzadi, S., Aghamohammadi, H., Hemmasi, A., 2022. Drought prediction and modeling by hybrid wavelet method and neural network algorithms. *RS GIS Nat. Resour.* 4(13), 87-111.
- Moisa, M.B., Merga, B.B., Gameda, D.O., 2022. Multiple indices-based assessment of agricultural drought: A case study in Gilgel Gibe Sub-basin, Southern Ethiopia. *Theoreti. Applied Climatol.* 148(1), 455-464. doi:10.1007/s00704-022-03962-4.
- Momeni Regh Abadi, M., Ravanbakhsh, A., Robati, A., 2024. Pipe failure rate prediction in water distribution networks using RCNN-SVR and FCMR Methods. *Water Resour. Engin.* 16(59), 12-24. doi:10.30495/wej.2021.27427.2301
- Negahban, S., Mokarram, M., Moradizadeh Kermani, R., 2024. Assessing the effects of drought hazardous on rural communities surrounds Mahala Lake, Iran. *Environ. Hazards Manage.* 11(1), 1-13. doi:10.22059/jhsci.2024.374378.823
- Nejadrekabi, M., Eslamian, S., Zareian, M.J., 2022. Spatial statistics techniques for SPEI and NDVI drought indices: A case study of Khuzestan Province. *Int. J. Environ. Sci. Technol.* 19(7), 6573-6594. doi:10.1007/s13762-021-03852-8.
- Ohadi, S., Hashemi Monfared, S.A., Givchchi, M., 2021. Estimation of longitudinal dispersion coefficient of rivers by using meta-heuristic algorithms. *J. Irrigat. Water Eng.* 12(1), 151-171. doi:10.22125/iwe.2021.138262
- Oyoualsoud, M.S., Yilmaz, A.G., Abdallah, M., Abdeljaber, A., 2024. Drought prediction using artificial intelligence models based on climate data and soil moisture. *Scient. Reports.* 14:19700. doi:10.1038/s41598-024-70406-6
- Rahimi Bondarabadi, S., Saghafian, B., 2023. Monitoring of hydrological drought in Caspian Sea Basin. *Water. Eng. Manage.* 15(4), 570-587. doi:10.22092/ijwmse.2023.123012.1533

- Sharifipour, L., Ghanei-Bafghi, M., Kousari, M., Sharifipour, S., 2021. Comparison of the effectiveness of four artificial intelligence methods in predicting drought. *J. Spatial Analys. Environ. Hazards*. 8(3), 139-156. doi:10.52547/jsaeh.8.3.139
- Soleimanpour, S.M., Zandifar, S., Rahmati, O., Motamednia, M., 2024. Analysis of groundwater drought in the Daranjir Watershed. *Water. Eng. Manage.* 16(2), 302-315. doi:10.22092/ijwmse.2024.364667.2041
- Taylan, E.D., Terzi, O., Baykal, T., 2021. Hybrid wavelet-artificial intelligence models in meteorological drought estimation. *J. Earth Sys. Sci.* 130:38. doi:10.1007/s12040-020-01488-9
- Zeinali, M., Ansari Ghojghar, M., Mehri, Y., Hosseini, S.M., 2020. Evaluation of the combination of optimization algorithms and adaptive fuzzy-neural inference system compared to time series models in groundwater level estimation. *Water Resour. Res.* 16(3), 245-256.