

Temporal-spatial modeling of precipitation using an approach based on MLR, ANN, HBA-ANN hybrid algorithm

Kimia Zehsaz¹ , Sabereh Darbandi^{2*} , Ehsan Mirzania³ 

¹ M.Sc. Student, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

² Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

³ Former M.Sc. Student, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Extended Abstract

Introduction

Life on Earth is influenced by precipitation. Precipitation is one of the most significant factors that affect the hydrological cycle. Considering that precipitation is non-linear, complex, and can be changed according to spatial and temporal, estimating the amount of this important atmospheric factor in each month or year for each region and watershed is particularly important in managing and optimizing water resources. Various optimization models and algorithms have been proposed for modeling hydrological systems in recent decades. These algorithms have significantly reduced errors and increased accuracy. Still, since hydrological systems rely on random events, none of the methods can be completely and accurately selected as a superior model for modeling and estimating. The honey badger algorithm is an innovative algorithm that requires a few iterations to achieve an optimal solution, and this increases the speed of reaching the desired results. In current study investigates the performance of three models, including multiple linear regression (MLR), artificial neural network (ANN), and hybrid artificial neural network with honey badger optimization algorithm (HBA-ANN) for modeling the temporal and spatial precipitation in East Azarbaijan province. The best-developed model was selected by evaluation criteria such as R, RMSE, NRMSE, MBE, and NSE, the best model is selected.

Materials and Methods

The MLR model is one of the methods to analyze and investigate several variables. In this method, the model has one dependent variable and several independent variables, so that a linear equation is generated between the independent variables called X_1, X_2, \dots, X_n and the dependent variable Y . ANN is a black box model of neural networks in the human brain. One of the most used methods is the BP method, which includes two stages. In the first stage, which is entitled feed-forward, the error value is calculated, after comparing output and objective values. In the second stage, which is labeled the back-propagation, the error value calculated in the previous step is corrected. The mentioned two stages continue until the output of the model approaches the desired output. The HBA is a new algorithm that simulates the honey-seeking behavior of a creature called the honey badger. The HBA includes two stages. In the first phase, the locations of this creature are calculated, and in the second phase, the exact distance between the HBA and the prey (d_j) is calculated based on the honey intensity (S) and the honey smell intensity (I_j), as well as its new and optimal location for the prey X_{new} . In the HBA-ANN model, the HBA algorithm is used to determine the most optimal output value in the ANN and increase performance in modeling. Therefore, the developed hybrid model can have the characteristics of both ANN and HBA methods.

Results and Discussion

In this study, in the first stage, the temporal modeling, and in the second stage, the spatial modeling of the monthly precipitation of 18 stations in East Azarbaijan province during the period of 1996-2022 using MLP, ANN, and HBA-ANN models has been paid. For temporal modeling of precipitation, one and two-month precipitation delay steps of the stations were used as input parameters. The first 70% of the dataset was selected for the training phase and the last 30% of the dataset was selected for the testing phase. Based on the results obtained from evaluation criteria and graphic diagrams, it can be concluded that the HBA-ANN model indicated significant accuracy compared to other models in the temporal modeling of precipitation. Also, by comparing the results of the stations in the HBA-ANN model, the Heris station with $R = 0.94$, $RMSE = 2.25$, $NSE = 0.79$,

NRMSE=0.04, and MBE=1.06 in the testing stage performed better compared with other stations. For spatial modeling of precipitation, the geographic coordinates of the stations, which include longitude, latitude, and altitude, are used as input parameters, and average monthly precipitation is used as the output parameter. From eighteen stations, 70% of the stations were selected for the training phase and 30% of the stations were selected for the testing phase. Based on the results obtained from $R=0.95$, $RMSE=1.03$, $NSE=0.92$, $NRMSE=0.03$, and $MBE=-0.81$ and graphical diagrams, it can be concluded that the HBA-ANN model revealed significant accuracy compared to other models in spatial modeling of precipitation.

Conclusion

Precipitation is one of the most important factors that significantly change the hydrological cycle. Therefore, modeling and estimating this parameter is vital. In this study, the performance of multiple linear regression (MLR), artificial neural network (ANN), and hybrid ANN using honey badger algorithm (HBA-ANN) models were used for the spatial and temporal modeling of precipitation in East Azarbaijan province. For spatial modeling, the time delay steps of one and two months of station precipitation were selected as input parameters. Also, for temporal modeling, the longitude, latitude, and altitude parameters were used. The mentioned models were evaluated by R , $RMSE$, NSE , $NRMSE$, and MBE assessment criteria. According to the results of temporal modeling, the HBA-ANN model for all stations, especially Heris station with R equal to 0.94, $RMSE$ equal to 2.25, NSE equal to 0.79, $NRMSE$ equal to 0.04, and MBE equal to 1.06 is selected as the superior model. Also, based on the results obtained from spatial modeling, the HBA-ANN model with R equal to 0.95, $RMSE$ equal to 1.03, NSE equal to 0.92, $NRMSE$ equal to 0.03, and MBE equal to -0.81 was selected as the best model. The MLR and ANN models, respectively, presented a relatively poor performance compared to the developed hybrid model.

Keywords: Artificial neural network, Hybrid artificial neural network and honey badger algorithm, Isohyet curve, Multiple linear regression, Thiessen polygon

Article Type: Research Article

Acknowledgment

The authors express their gratitude to the East Azarbaijan Meteorological Organization for their help in collecting the necessary data.

Conflicts of interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

Data availability statement

All data obtained are included in the paper and more data sets will be available through correspondence with the corresponding author.

Authors' contribution

Kimia Zehsaz: Conceptualization, software, writing, original draft preparation; **Sabereh Darbandi:** Supervision, manuscript editing, final editing; **Ehsan Mirzania:** Conceptualization, software.

*Corresponding Author, E-mail: sdarbandi.tabrizu@yahoo.com

Citation: Zehsaz, K., Darbandi, S., & Mirzania, E. (2024). Temporal-spatial modeling of precipitation using an approach based on MLR, ANN, HBA-ANN hybrid algorithm. *Water and Soil Management and Modeling*, 4(3), 113-132. DOI:10.22098/mmws.2023.12779.1273

Received: 25 April 2023, Received in revised form: 19 May 2023, Accepted: 20 May 2023, Published online: 20 May 2023
Water and Soil Management and Modeling, Year 2024, Vol. 4, No. 3, pp. 113-132

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





مدل سازی زمانی و مکانی بارش با استفاده از ANN، MLR و الگوریتم هیبریدی HBA-ANN

کیمیا زهساز^۱، صابره دربندی^{۲*}، احسان میرزانی^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

^۲ دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

^۳ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

چکیده

مدل سازی و برآورد بارندگی، یکی از مسائل مهم و اساسی در زمینه هیدرولوژی است. به منظور کاهش خطا در زمینه مدل سازی از الگوریتم های جدید و متنوعی که در علوم مهندسی و کامپیوتر ارائه شده اند، استفاده شد. این موضوع در هیدرولوژی بسیار کارآمد است. این الگوریتم ها به منظور دستیابی به یک جواب بهینه، به تعداد کمی تکرار نیاز دارند و همین امر موجب افزایش سرعت در رسیدن به نتایج مورد نظر می شود. در این پژوهش از سه مدل MLR، ANN و هیبرید HBA-ANN به منظور مدل سازی زمانی و مکانی بارش استان آذربایجان شرقی طی بازه زمانی ۲۰۲۲-۱۹۹۶ استفاده شد. بدین منظور، در مرحله اول از گام های تأخیر زمانی یک ماهه و دو ماهه بارش، به عنوان متغیر ورودی در مدل سازی زمانی و در مرحله دوم از متغیرهای طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع جغرافیایی به عنوان متغیر ورودی در مدل سازی مکانی استفاده شد. جهت بررسی عملکرد تکنیک های مورد استفاده در پژوهش از پنج شاخص آماری RMSE، R، NRMSE، MBE، NSE استفاده شد. علاوه بر این، برای برآورد مقدار بارش در مناطقی از استان که فاقد ایستگاه باران سنجی هستند از روی داده های ایستگاه های موجود، از روش های درون یابی هم باران و پلیگون تیسن استفاده شد. در نهایت، طبق نتایج به دست آمده از هر سه مدل در مدل سازی زمانی، هیبرید HBA-ANN عملکرد بهتری نسبت به مدل های MLR و ANN از خود نشان داد. همچنین، باتوجه به نتایج مدل هیبریدی HBA-ANN، ایستگاه هریس با R برابر با ۰/۹۴ و RMSE برابر با ۲/۲۵ و ضریب NSE برابر با ۰/۷۹ و NRMSE برابر با ۰/۰۴ و MBE برابر با ۱/۰۶ در مرحله آزمون عملکرد بهتر نسبت به سایر ایستگاه ها در مرحله آزمون ارائه داد. براساس نتایج به دست آمده از مدل سازی مکانی، مدل هیبریدی HBA-ANN با R برابر با ۰/۹۵، RMSE برابر با ۱/۰۳، NSE برابر با ۰/۹۲، NRMSE برابر با ۰/۰۳ و MBE برابر با ۰/۸۱ - دقت قابل توجهی در مدل سازی مکانی بارش از خود نشان داد و مجدداً به عنوان مدل پیشنهادی انتخاب می شود. در این پژوهش، باتوجه به صحت بالای مدل هیبریدی HBA-ANN در مطالعات آبی پیشنهاد می شود، از این مدل در زمینه مدل سازی تبخیر، دما و غیره استفاده و نتایج ارزیابی شود.

واژه های کلیدی: پلیگون تیسن، رگرسیون خطی چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی، منحنی هم باران، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی و گورکن عسل خوار

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: sdarbandi.tabrizu@yahoo.com

استناد: زهساز، کیمیا، دربندی، صابره، و میرزانی، احسان (۱۴۰۳). مدل سازی زمانی و مکانی بارش با استفاده از ANN، MLR و الگوریتم هیبریدی HBA-ANN. *مدل سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۳)، ۱۱۳-۱۳۲.
DOI: 10.22098/mmws.2023.12779.1273

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۲/۰۵، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۲۹، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۳۰، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۲/۳۰

مدل سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۳، صفحه ۱۱۳ تا ۱۳۲

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

حیات روی زمین، تحت تأثیر بارش قرار گرفته و به‌عنوان یک عنصر کلیدی، یکی از مهم‌ترین عاملی است که به‌طور مستقیم چرخه هیدرولوژی را تغییر می‌دهد (Beheshti et al., 2016). اما بادر نظر گرفتن این‌که بارش، غیرخطی، پیچیده و باتوجه به موقعیت‌های زمانی و مکانی قابل تغییر است، لذا برآورد این متغیر مهم جوی حائز اهمیت است (Poursalehi et al., 2019). در دهه‌های اخیر مدل‌ها و الگوریتم‌های بهینه‌سازی متنوعی برای مدل‌سازی سیستم‌های هیدرولوژیکی پیشنهاد شده‌اند اما باتوجه به این‌که سیستم‌های هیدرولوژیکی، متکی به داده‌های تصادفی هستند، در نتیجه هیچ‌یک از مدل‌های پیشنهادی نمی‌توانند به‌طور کامل و دقیق به‌عنوان یک مدل برتر برای مدل‌سازی سیستم‌های هیدرولوژیکی انتخاب شوند (Azad et al., 2019). امروزه پژوهش‌گران از مدل‌های گوناگونی به‌منظور تحقق هدف مذکور و انتخاب مدلی با کم‌ترین خطا و بیش‌ترین دقت استفاده کردند.

از پژوهش‌هایی که انجام شده می‌توان به پژوهش (Cobaner et al., 2014) اشاره کرد. آن‌ها به‌منظور مدل‌سازی و تخمین حداقل، حداکثر و متوسط دمای ماهانه طی بازه زمانی ۲۰۱۰-۱۹۷۴ در ۲۷۵ ایستگاه کشور ترکیه با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) و مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR) پرداختند. در این پژوهش متغیرهای مورد استفاده شامل طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی، ارتفاع ایستگاه‌ها و شماره ماه به‌عنوان متغیر ورودی در نظر گرفته شدند. با بررسی مقادیر مشاهداتی با مقادیر تخمین توسط مدل‌های مذکور و مقایسه خطا، مدل ANFIS به‌عنوان مدل برتر به‌منظور مدل‌سازی انتخاب شد. در ادامه، (Azad et al., 2019) به‌منظور مدل‌سازی بارش‌های ماهانه استان اصفهان در یک دوره زمانی ۲۱ سال از مدل ANFIS استفاده کردند. با توجه به حجم بالای محاسبات در استفاده از این مدل، به‌منظور افزایش دقت و کاهش خطا از ترکیب الگوریتم ژنتیک (GA)، الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها برای حوضه پیوسته (ACOR)، الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (PSO) و الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) با ANFIS استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده از هر چهار مدل ترکیبی پیشنهادی ANFIS-PSO، ANFIS-ACOR، ANFIS-DE و ANFIS-GA نشان می‌دهند. از میان مدل‌های ترکیبی مذکور نیز مدل ANFIS-ACOR با RMSE برابر با ۲/۳۳ بهترین خروجی و مدل ANFIS با RMSE برابر با ۹/۹۸ بدترین خروجی را ارائه کردند. در پژوهش دیگری، (Danende Mehr et al., 2019) به

ارزیابی عملکرد مبتنی بر ترکیب رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و الگوریتم کرم شب‌تاب (FFA) در ایستگاه‌های بارندگی سنج تبریز و ارومیه به‌منظور پیش‌بینی بارندگی ماهانه یک ماهه پرداختند. با توجه به ویژگی‌های تصادفی رویداد بارندگی، ادغام الگوریتم کرم شب‌تاب و رگرسیون بردار پشتیبان، منجر به پیش‌بینی دقیق‌تر بارش شد. طبق نتایج ارائه شده مدل ترکیبی SVR-FFA موجب کاهش تقریبی ۳۰ درصد ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و حدود ۱۰۰ درصد در افزایش کارایی معیار نش-ساتکلیف شد. افزایش دقت و کاهش خطا در مدل SVR-FFA منجر به توصیه استفاده از این مدل برای پیش‌بینی بارندگی ماهانه در منطقه نیمه‌خشک شد.

از سایر پژوهش‌ها، (Hossain et al., 2020) به بررسی عملکرد مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به‌منظور تعیین الگوهای بارش فصلی بلندمدت در استرالیا پرداختند. با توجه به این‌که بارندگی نه تنها از نظر زمانی، بلکه از نظر مکانی هم تغییر می‌کند تحلیل و پژوهش در مقیاس منطقه‌ای انجام شد. در این پژوهش به‌منظور ساخت مدل‌های ANN از الگوریتم Lavenberg-Marquardt با قانون آموزش پرسپترون چندلایه استفاده شده است. طبق نتایج ارائه شده، مدل ANN غیرخطی در مقایسه با مدل MLR از نظر خطاهای آماری و همبستگی پیروسون عملکرد بهتری نشان دادند. در سنغال نیز (Diop et al., 2020) به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل هیبریدی پرسپترون چندلایه-وال (MLP-WOA) در مقایسه با عملکرد مدل پرسپترون چندلایه (MLP) در پیش‌بینی دقیق بارندگی سالانه پرداختند. طبق نتایج به‌دست آمده، مدل هیبریدی MLP-WOA به میزان کمی دقت مدل MLP را ارتقاء داد و استفاده از این مدل برای پیش‌بینی بارش سالانه مناسب است. همچنین، (Maroufpoor et al., 2020) برای ارزیابی عملکرد توانایی مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (ANN-GWO) در مقابل مدل کم‌ترین مربعات ماشین بردار پشتیبان (LS-SVR) و شبکه عصبی مصنوعی به‌صورت مستقل (ANN) به‌منظور تخمین تبخیر-تعرق مرجع پرداختند. طبق نتایج به‌دست آمده، الگوریتم GWO موجب افزایش عملکرد ساختار شبکه عصبی شده و مدل ANN-GWO نسبت به ANN و LS-SVR بیش‌ترین دقت و کم‌ترین خطا را ارائه کردند. در مطالعه‌ای، (Ridwan et al., 2021)، از چندین مدل و روش با هدف پیش‌بینی بارندگی در ترنگانو مالزی پرداختند. بدین‌منظور از میانگین بارش هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه ۱۰ ایستگاه اطراف منطقه مورد مطالعه و چندضلعی تبسن به‌منظور وزن‌دهی به مساحت و بارش به علت مسطح بودن منطقه مورد مطالعه استفاده شد. مدل‌های مورد استفاده

مصنوعی هیبرید شده با الگوریتم قدرتمند HBA استفاده شد. طبق نتایج به‌دست آمده از معیارهای ارزیابی به برتری مدل هیبریدی HBA-ANN اشاره شده است. همان‌طور که اشاره شد با توجه به اهمیت بررسی و برآورد بارندگی به عنوان یک عامل مهم تغییر چرخه هیدرولوژی و با توجه به این‌که در زمینه مدل‌سازی مکانی و زمانی بارش با مدل هیبریدی HBA-ANN پژوهشی توسط سایر پژوهشگران انجام نشده، لذا در پژوهش حاضر به بررسی عملکرد سه روش رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل هیبریدی HBA-ANN به منظور مدل‌سازی زمانی-مکانی بارش ماهانه استان آذربایجان شرقی طی بازه زمانی ۲۰۲۲-۱۹۹۶ پرداخته می‌شود. طبق نتایج به‌دست آمده از معیارهای ارزیابی RMSE، MBE، NRMSE، NSE، R دقت مدل‌ها بررسی و در نتیجه بهترین مدل پیشنهاد می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

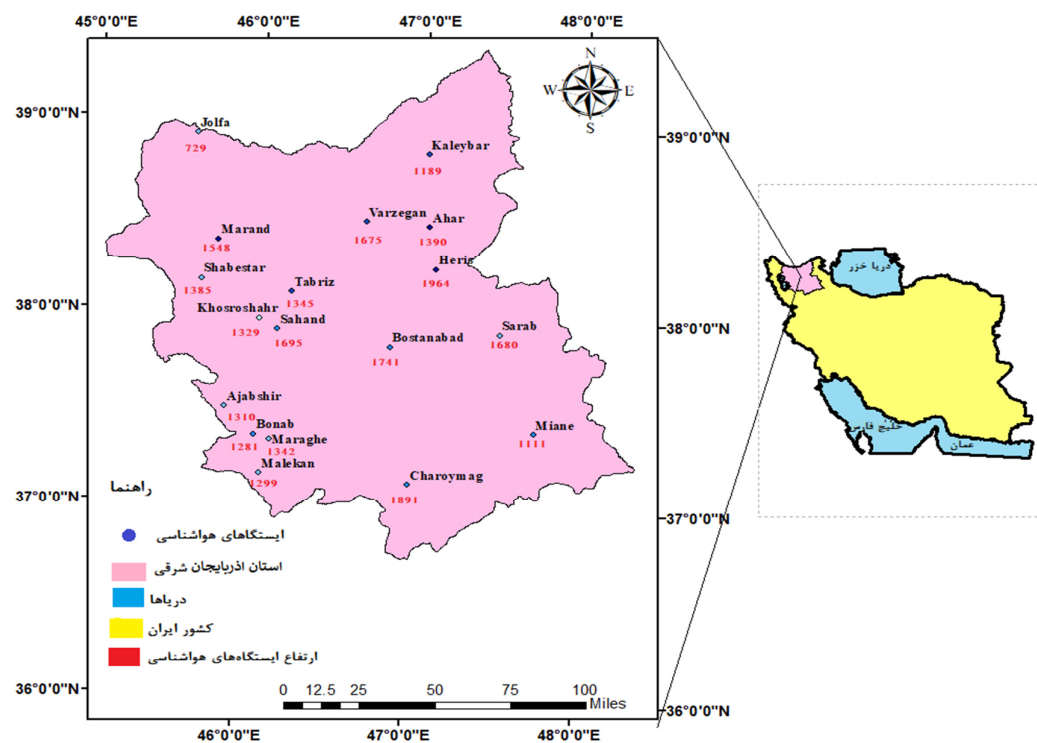
ایران، در جنوب غربی آسیا با مختصات جغرافیایی 44° تا 64° طول شرقی و 25° تا 40° عرض شمالی در منطقه خاورمیانه قرار گرفته است. همچنین در این کشور حداقل و حداکثر ارتفاع از سطح دریا ۵- و ۲۰۶۰ متر، میانگین بارش سالانه ۲۶۰ میلی‌متر و میانگین دما ۱۸ درجه سانتی‌گراد است. منطقه مورد مطالعه استان آذربایجان شرقی در شمال غرب کشور ایران و در محدوده $45^{\circ} 7'$ تا $48^{\circ} 20'$ طول شرقی و $45^{\circ} 45'$ تا $36^{\circ} 26'$ عرض شمالی قرار گرفته و دارای آب و هوای سرد و خشک است. به‌طور عمده، آب و هوای این منطقه تحت تأثیر جریان‌های مرطوب دریای مدیترانه و توده‌های هوای سرد سیبری است (Vahedi et al., 2023). میانگین بارش سالانه استان، ۲۵۰ الی ۳۵۰ میلی‌متر است. بر اساس داده‌های آماری ارائه شده ۱۸ ایستگاه توسط اداره کل هواشناسی استان آذربایجان شرقی برای یک دوره ۲۷ ساله (۲۰۲۲-۱۹۹۶) برای مدل‌سازی زمانی-مکانی و ارزیابی عملکرد مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم گورکن عسل‌خوار استفاده می‌شوند. با توجه به انسجام داده‌ها و نبود داده پرت و گم‌شده هیچ‌گونه عملیات آماری روی داده‌ها صورت نگرفت. برای مدل‌سازی زمانی بارش، از گام‌های تأخیر زمانی یک‌ماهه و دو ماهه بارش ایستگاه‌ها به‌عنوان متغیر ورودی استفاده شد. ۷۰ درصد ابتدایی داده‌ها برای بخش آموزش و ۳۰ درصد انتهایی داده‌ها برای بخش آزمون انتخاب شدند. همچنین، برای مدل‌سازی مکانی بارش، از مختصات جغرافیایی ایستگاه‌ها (طول جغرافیایی، عرض

شامل رگرسیون لجستیک دوگانه (BLR)، رگرسیون درخت تصمیم تعمیم‌یافته (BDTR)، رگرسیون جنگل تصمیم (DFR)، رگرسیون شبکه عصبی (NNR) می‌باشد. با توجه به نتایج به‌دست آمده مدل‌سازی با روش‌های BDTR و DFR قابل قبول‌ترین نتیجه نسبت به روش‌های BLR و NNR دارند. اما روش BDTR برای بارش ماهانه با اختلاف کم، دقت بالاتری نسبت به روش DFR دارد. در نیوران تهران Rezaie Adaryani et al. (2022) به ارزیابی عملکرد مدل‌های حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM)، شبکه عصبی کانولوشن (CNN) و مدل هیبریدی بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) با رگرسیون بردار پشتیبان (PSO-SVR) به منظور پیش‌بینی کوتاه‌مدت عمق بارندگی، طی بازه زمانی ۲۰۱۴-۱۹۷۴ براساس مجموعه داده‌های ایستگاه باران‌سنجی پرداختند. بر اساس نتایج به‌دست آمده مدل LSTM و PSO-SVR بهترین عملکرد را نسبت به CNN نشان دادند. در نهایت، Paryani et al. (2022) به بهینه‌سازی مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، با استفاده از چهار روش الگوریتم بهینه‌سازی هریس شاهین (HHO)، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم خفاش (BA) به منظور افزایش دقت در مدل‌سازی حساسیت سیل در کرمانشاه پرداختند. بر اساس نتایج به‌دست آمده از معیارهای ارزیابی برای چهار مدل هیبریدی SVR-BA، SVR-GWO، SVR-HHO و SVR-PSO مدل هیبریدی SVR-HHO نتایج مطلوبی برای مدل‌سازی حساسیت به سیل ارائه داد.

امروزه الگوریتم‌های متعدد و جدیدی در علوم مهندسی و کامپیوتر ارائه شده‌اند. در حالت کلی این الگوریتم‌ها برای دستیابی به جواب بهینه به تعداد کمی تکرار نیاز دارند و همین امر موجب افزایش کیفیت نتایج می‌شود (Rawa et al., 2022). الگوریتم بهینه‌سازی گورکن عسل‌خوار (HBA)، یک الگوریتم نوآورانه‌ای می‌باشد که در زمینه‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. در پژوهشی Rawa et al. (2022)، به منظور تخمین متغیرهای سلول خورشیدی از مدل هیبریدی گورکن عسل‌خوار-گوریل‌های مصنوعی (HBA-GTO) استفاده کردند. مدل هیبریدی HBA-GTO به علت سرعت همگرایی و دقت نتایج بالا پیشنهاد می‌شود. در پژوهش دیگر Almodfer et al. (2022)، به منظور تعیین متغیر پیل سوختی غشا تبادل پروتون، از الگوریتم HBA به‌عنوان یک روش جدید استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست آمده، الگوریتم HBA عملکرد بهتری را در این زمینه ارائه داد. همچنین، Zhou et al. (2023) برای پیش‌بینی دمای هوا در گرم‌ترین و سردترین مناطق جهان از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، و مدل شبکه عصبی

زمانی و مکانی از معیارهای ارزیابی MBE ، NSE ، $RMSE$ ، R و $NRMSE$ و نمودارهای گرافیکی ویولونی، دیاگرام تیلور و خطای نسبی که توسط نرم‌افزار Mathematica ترسیم شده‌اند استفاده می‌شود. در شکل ۱ نقشه توزیع مکانی و موقعیت جغرافیایی و در جدول ۱ مشخصات آماری و مختصات جغرافیایی ایستگاه‌های منطقه ارائه شده است.

جغرافیایی و ارتفاع جغرافیایی) به‌عنوان متغیر ورودی و از میانگین بارش ماهانه به‌عنوان متغیر خروجی استفاده می‌شود. از بین ۱۸ ایستگاه، ۷۰ درصد ایستگاه‌ها (۱۳ ایستگاه) برای بخش آموزش و ۳۰ درصد ایستگاه‌ها (چاراویماق، بناب، مرند، بستان‌آباد و اهر) برای بخش آزمون انتخاب شدند. نحوه انتخاب ایستگاه‌ها در بخش آزمون به‌گونه‌ای است که کل محدوده مورد مطالعه را شامل می‌شود. برای ارزیابی عملکرد روش‌های اشاره شده در هر دو مدل‌سازی



شکل ۱- نقشه توزیع مکانی و موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های باران‌سنجی منطقه مورد مطالعه

Figure 1- Spatial distribution map and geographic location of rain gauge stations in the study region

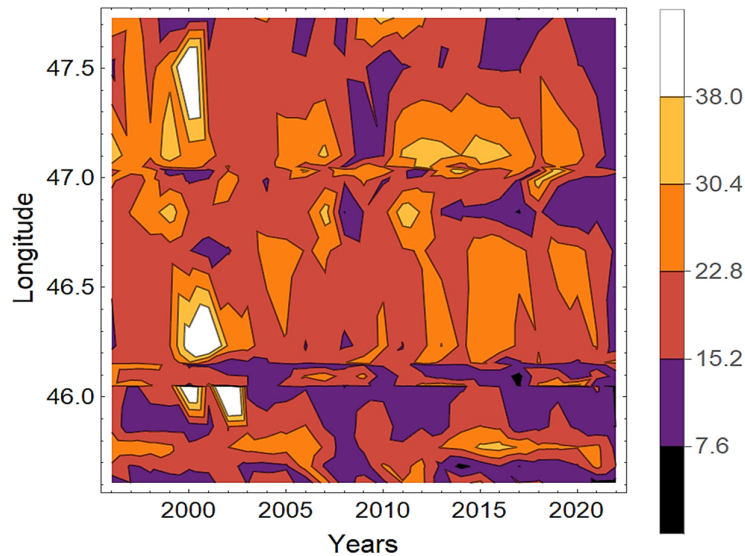
جدول ۱- مشخصات آماری و مختصات جغرافیایی ایستگاه‌ها

Table 1- Statistical characteristics and geographic coordinates of the stations

ایستگاه	طول	عرض	ارتفاع (متر)	حداکثر بارش ماهانه (میلی‌متر)	حداقل بارش ماهانه (میلی‌متر)	میانگین بارش ماهانه (میلی‌متر)	انحراف معیار	واریانس
جلفا	45.60713	38.93201	729	43.45	0	15.24	9.28	86.16
اهر	47.05157	38.48936	1390	42.95	3	23.77	7.95	63.25
تبریز	46.23383	38.12239	1345	40.51	4.25	20.95	7.33	53.81
سهند	46.15691	37.92381	1695	62.45	2.8	19.13	6.98	48.79
سراب	47.50783	37.93507	1680	40.2	0	16.88	6.67	44.55
کلبر	47.03268	38.86878	1189	47.92	0.51	21.7	10.04	108.14
مراغه	46.14616	37.42107	1342	31.64	4.05	15.21	5.37	28.94
میانه	47.73197	37.42107	1111	37.45	0	17.89	7.95	63.33
مرند	45.77036	38.38149	1548	38.69	1.61	23.69	6.31	39.9
ورزقان	46.66750	38.50433	1675	51.39	0.4	20.84	6.10	37.26
شهبستر	45.68362	38.17176	1385	32.42	0	15.5	7.04	49.59
ملکان	46.09478	37.16917	1299	40.35	0	16.07	7.55	56.98
خسروشهر	46.84393	37.97568	1329	30.72	2.7	13.48	6.174	38.12
بستان‌آباد	46.84393	37.85157	1741	42.37	0.82	18.59	9.56	91.47
هریس	47.10329	38.26738	1964	45.26	0	25.74	8.87	78.62
عجب‌شیر	45.86507	37.50899	1310	35.92	0	15.63	7.10	50.42
بناب	46.05224	37.37	1281	46.65	0	18.84	8.99	80.79
چاراویماق	46.98692	37.37	1891	42.36	0.01	19.18	7.69	59.13

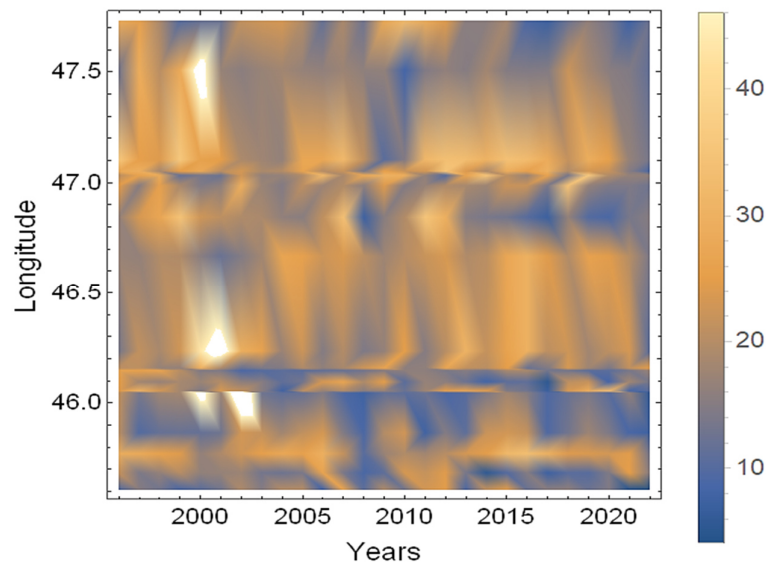
ارائه شده است. با توجه به این که مقدار P-Value میانگین بارش با ارتفاع برابر با ۰/۰۵ و با عرض جغرافیایی برابر با ۰/۴۹ و با طول جغرافیایی برابر با ۰/۳۸ است، فرض صفر مبتنی بر یکسان بودن متغیرها در مؤثر بودن میانگین بارش رد می‌شود ($p\text{-value} < 0/05$). پس با توجه به مقدار کم P-Value در متغیر طول جغرافیایی می‌توان نتیجه گرفت که متغیر مذکور تأثیر بالایی در میانگین بارش دارد و به‌عنوان محور y انتخاب می‌شود.

با توجه به جدول ۱، مرتفع‌ترین ایستگاه با ارتفاع ۱۹۶۴ متر و بیش‌ترین میانگین بارش با ۲۵/۷۴ میلی‌متر مربوط به ایستگاه هریس و حداقل میزان بارش با مقدار صفر مربوط به ایستگاه‌های جلفا، سراب، میانه، شبستر، ملکان، هریس، عجب‌شیر و بناب و حداکثر مقدار بارش با مقدار ۶۲/۴۵ میلی‌متر مربوط به ایستگاه سهند است. به‌منظور شناخت رفتار مکانی و زمانی بیشینه رخداد‌های بارندگی، میانگین توزیع مکانی-زمانی بارش، با استفاده از Mathematica ترسیم شده و نتایج آن در شکل‌های ۲ و ۳



شکل ۲- نمودار میانگین توزیع مکانی و زمانی بارش منطقه مورد مطالعه

Figure 2- Average spatial and temporal distribution of precipitation in the study region



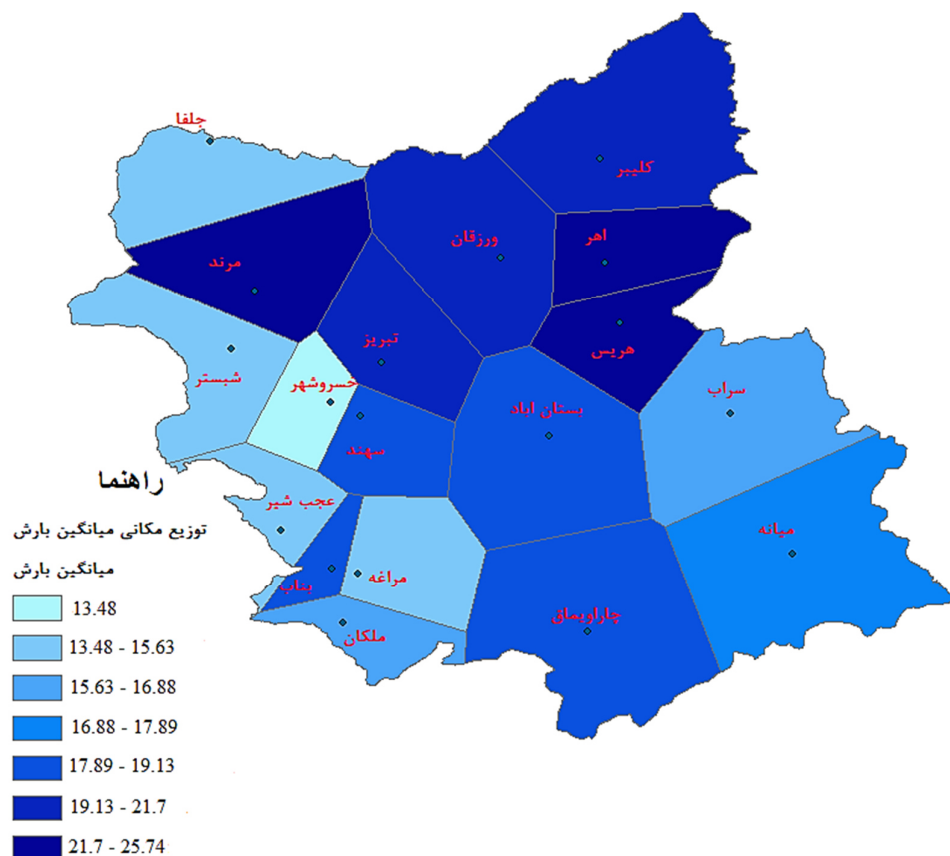
شکل ۳- نمودار تراکم میانگین توزیع مکانی و زمانی بارش منطقه مورد مطالعه

Figure 3- Density diagram of average spatial and temporal distribution of precipitation in the study region

استفاده از این روش می‌توان مقدار و ارزش نقاط نمونه‌برداری نشده، با مقدار و ارزش نقاط نمونه‌برداری شده مجاور، مساوی است. همچنین، منظور از منحنی‌های هم‌باران، مکان هندسی نقاطی است که در یک دوره مشخص، مقدار بارش یکسانی هستند. در این روش ابتدا باید ایستگاه‌های موجود را روی نقشه مناسب نشان داده و با توجه به مقدار بارش مربوط به هر ایستگاه خطوط هم‌باران آن را رسم کرد. نتایج حاصل از برآورد بارش با استفاده از روش‌های درون‌یابی پلیگون تیسن و هم‌باران در شکل‌های ۴ و ۵ آورده شده است. قابل ذکر است، با توجه به همبستگی کم متغیر ارتفاع با میانگین بارش، برای کاهش خطا از متغیرهای طول و عرض جغرافیایی در ترسیم پلیگون تیسن و منحنی هم‌باران استفاده شد. استفاده از ارتفاع در ترسیم منحنی‌های مذکور نیز مورد احتیاط استفاده شود.

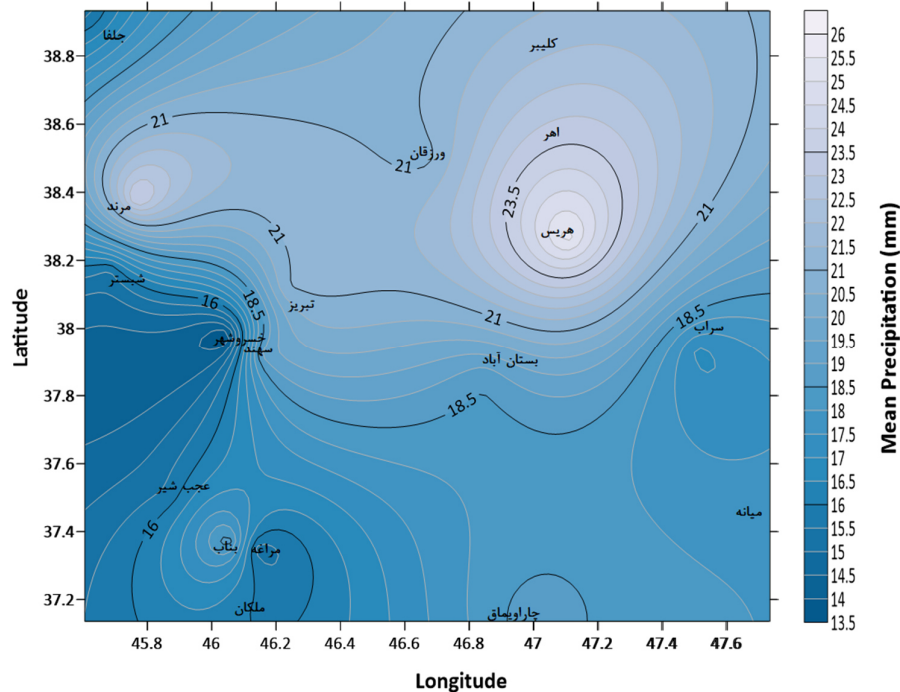
با مشاهده شکل‌های ۲ و ۳، با افزایش طول جغرافیایی، مقدار میانگین بارش افزایش می‌یابد (افزایش رنگ زرد). همچنین، با افزایش مقدار سال، مقدار میانگین بارش کاهش می‌یابد به طوری که مقدار بارش از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۲ به میزان قابل توجهی کاهش پیدا کرده است (افزایش رنگ بنفش) که نشان‌دهنده احتمال وقوع خشکسالی در منطقه است.

برای برآورد بارش در کل منطقه از روی داده‌های ایستگاه‌های موجود، از روش‌های درون‌یابی هم‌باران که با استفاده از نرم‌افزار Surfer و روش پلیگون تیسن که در Arcgis ترسیم شدند، بهره گرفته شد. با کمک روش‌های مذکور می‌توان مقدار بارش برای نقاط بدون داده را به کمک نقاط مجاور و معلوم تعیین کرد. در روش پلیگون تیسن ارزش یک نقطه در یک منطقه، به تمامی نقاطی که مساحت همان منطقه را شامل می‌شوند می‌توان نسبت داد. در سیستم اطلاعات مکانی، با



شکل ۴- توزیع مکانی میانگین بارش ماهانه منطقه مورد مطالعه (روش پلیگون تیسن)

Figure 4- Spatial distribution of the average precipitation of the study region (Thiessen polygon method)



شکل ۵- توزیع مکانی میانگین بارش منطقه مورد مطالعه (روش منحنی هم‌باران)
Figure 5- Spatial distribution of the average rainfall of the study region (Isohyet method)

2021). این روش مبتنی بر عملکرد فرآیندهای موازی سیستم‌های عصبی بیولوژیکی انسان است و می‌تواند بین داده‌های ورودی و خروجی یک فرآیند، بدون اطلاع دقیق از فیزیک آن ارتباط برقرار کند (Maroufpoor et al., 2020). در روش مذکور تکرار، کلید یادگیری است و زمانی که داده‌ها بارها وارد الگوریتم یادگیری می‌شوند، تفاوت در مقدار داده‌ها را می‌توان با تغییراتی که در خطاها و وزن‌ها رخ می‌دهد تعیین کرد (Nourani, 2017). یکی از روش‌های پرکاربرد برای آموزش ANN، روش Back-Propagation است. در این الگوریتم هر تکرار دو مرحله دارد: مرحله اول یک حرکت پیش‌خور است (Feed-Forward)، که در این حالت ورودی‌ها با وزن ضرب و آن‌ها را با بردار خطاها جمع می‌کند. این حرکت شامل اندازه‌گیری مقدار خطا بعد از یافتن مقدار خروجی و مقایسه آن با مقدار هدف است. سپس با پی بردن به مقادیر خطا مربوط به وزن‌ها و بایاس‌ها، الگوریتم به مرحله بعد که پس انتشار خطا (Back-Propagation) نام دارد راه می‌یابد. در این مرحله متغیرها بر اساس مقدار خطاها اصلاح می‌شوند. دو مرحله Feed-Forward و Back-propagation، تا زمانی ادامه می‌یابند که خروجی پیش‌بینی شده بسیار نزدیک به خروجی مورد نظر (هدف) باشد (Nourani, 2017).

در مدل ANN رابطه بین ورودی و خروجی به صورت زیر که در آن f تابع تحریک، b خطاها و w وزن‌ها است نوشته می‌شود.

۲-۲- رگرسیون خطی چندگانه (MLR)

مدل رگرسیون خطی چندگانه، یکی از روش‌هایی است که می‌توان به کمک این روش به تحلیل و بررسی چندمتغیره پرداخت. باتوجه به این ویژگی، این روش نیازمند تعداد زیادی داده با دقت و صحت بالا است. در مدل رگرسیون خطی چندگانه، مدل دارای یک متغیر وابسته و چندین متغیر مستقل است. در صورتی که بین متغیرهای مستقل که X_1, X_2, \dots, X_n و متغیر Y که وابسته نامیده می‌شود ارتباط خطی ایجاد شود، رابطه (۱) حاصل می‌شود:

$$Y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n + e \quad (1)$$

در رابطه فوق، a_0 و a_1 و a_2 و ... و a_n ضرایب رگرسیون نامیده می‌شود. اگر از رابطه فوق امید ریاضی گرفته شود، باتوجه به اینکه مقدار خطا در امید ریاضی صفر است، در نتیجه طبق رابطه (۲) داریم:

$$E(Y) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (2)$$

در رابطه بالا $E(Y)$ مقدار به‌عنوان تابع هدف تحت تأثیر متغیرهای X_1, X_2, \dots, X_n است (Samadianfard and Asadi, 2017).

۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی، یک مدل جعبه سیاه مبتنی بر شبکه‌های عصبی در مغز انسان است (Mirzania et al., 2017).

است. به‌منظور تعیین موقعیت جدید (X_{new}) در این الگوریتم، از دو فاز کاوش حفاری و عسل استفاده می‌کنیم. کاوش حفاری:

$$X_{new} = X_{prey} + F\beta I X_{prey} + Fr_3\alpha d_j [\cos(2\pi r_4) [1 - \cos(2\pi r_5)]] \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)، (X_{prey}) نشان‌دهنده بهترین موقعیت طعمه به‌دست آمده تاکنون است. $\beta \geq 1$ نشان‌دهنده توانایی گورکن عسل‌خوار برای یافتن غذا (به‌صورت پیش فرض شش در نظر گرفته می‌شود)، r_4 و r_5 سه عدد تصادفی تولید شده در بازه صفر و یک است. F هم جهت جست و جو را تغییر می‌دهد که که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$F = \begin{cases} 1 & \text{if } r_6 \leq 1/2 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$r_6 \in [0,1]$

کاوش عسل:

$$X_{new} = X_{prey} + \alpha d_j r_7 F, \quad r_7 \in [0,1] \quad (13)$$

از طریق رابطه فوق می‌توان موقعیت جدید گورکن عسل‌خوار را زمانی که از طریق زنبورعسل، کندو را شبیه‌سازی می‌کند، محاسبه کرد. رابطه‌های (۱۰)، (۱۱) و (۱۲) به‌ترتیب مقادیر α و F را تعیین می‌کند. درحالی‌که X_{prey} و X_{prey} به‌ترتیب موقعیت جدید گورکن عسل‌خوار و محل طعمه را نشان می‌دهد. از رابطه (۱۱) می‌توان مشاهده کرد که گورکن عسل‌خوار، بسته به فاصله (d_j) نزدیک‌ترین و بهترین موقعیت طعمه را جست و جو می‌کند (Almodfer et al., 2022). در شکل ۶ به نمودار جریانی الگوریتم HBA اشاره شده است.

۲-۵- الگوریتم هیبریدی HBA-ANN

در مدل HBA-ANN، از الگوریتم بهینه‌سازی HBA به‌منظور تعیین بهترین مقدار خروجی در شبکه عصبی و افزایش عملکرد و توانایی در پیش‌بینی و مدل‌سازی مسائل مختلف می‌شود. زمانی که متغیرها به یک تابع ریاضی خاص بین HBA و ANN تنظیم شدند، یا زمانی که مقدار تکرار به حداکثر تعداد برسد، مدل متوقف می‌شود. در نتیجه مدل هیبریدی می‌تواند مزایای ANN و HBA را داشته باشد (Mohammadi et al., 2020).

۲-۵- پارامترهای ارزیابی

به‌منظور بررسی عملکرد مدل‌های مذکور، از پنج پارامتر ارزیابی ریشه میانگین مربع خطا (RMSE)، ضریب همبستگی (R)، ضریب نش-سانتکیف (NSE)، خطای جذر میانگین مربعات نرمال‌سازی شده (NRMSE) و میانگین قدرمطلق خطای نسبی (MBE) استفاده شده است. رابطه پارامترهای مذکور به‌شرح زیر است (Danende Mehr et al., 2019; Ye et al., 2021; Maroufinia et al., 2022):

$$Y = f(W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n + b) \quad (3)$$

۲-۴- الگوریتم بهینه‌سازی گورکن عسل خوار (HBA)

الگوریتم HBA یک الگوریتم جدید و فرا ابتکاری است که رفتار جست و جوی عسل، توسط موجودی به نام گورکن عسل‌خوار را شبیه‌سازی و برای فرآیند مدل‌سازی استفاده می‌شود. گورکن عسل‌خوار حیوان باهوشی است که برای یافتن عسل از طریق بو کشیدن موقعیت کندو را تخمین زده و در نزدیکی کندو پرسه می‌زند. در نهایت، از طریق زنبورهای عسل، مکان دقیق کندو را پیدا و از آن استفاده می‌کند. الگوریتم HBA یک روش بهینه‌سازی جهانی است و شامل دو مرحله اکتشاف و بهره‌برداری است. از نظر ریاضی جمعیت داوطلب (X)، در HBA به‌صورت زیر است (Almodfer et al., 2022):

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} & \dots & X_{1d} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & \dots & X_{2d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & X_{n3} & \dots & X_{nd} \end{bmatrix} \quad (4)$$

در مرحله اول رابطه زیر به کار می‌رود. در این رابطه، j موقعیت گورکن عسل‌خوار است. موقعیت‌های مربوط به این حیوانات را با n جمعیت می‌توان با رابطه (۵) محاسبه کرد. در این رابطه، UBI و LBI به‌ترتیب مرزهای بالایی و پایینی فضای جست و جو هستند و X_j و Z اُمین موقعیت گورکن عسل‌خوار که به جمعیت با اندازه n اشاره می‌کند (Almodfer et al., 2022).

$$X_j = [x_j^1 \quad x_j^2 \quad x_j^3 \quad x_j^4] \quad (5)$$

در مرحله دوم رابطه‌های (۶) تا (۹) به کار برده می‌شود:

$$X_j = LB_i + r_1(UB_i - LB_i), \quad r_1 \in [0,1] \quad (6)$$

$$I_j = \frac{r_2 S}{4\pi d_j^2}, \quad r_2 \in [0,1] \quad (7)$$

$$S = (X_j - X_{j+1})^2 \quad (8)$$

$$d_j = X_{prey} - X_j \quad (9)$$

در رابطه فوق I به قدرت غلظت عسل و فاصله عسل و گورکن عسل‌خوار بستگی دارد. I_j شدت بوی عسل است به‌طوری‌که اگر بوی عسل کم باشد، حرکت کند و بوی عسل تند باشد حرکت سریع است. S نشان‌دهنده شدت غلظت و d_j فاصله بین گورکن عسل‌خوار و طعمه است. به‌منظور اطمینان از انتقال یکپارچه از مرحله اکتشاف به مرحله بهره‌برداری، از بروزرسانی با تکرار کاهش (a) از رابطه (۱۰) استفاده می‌شود تا مقدار تصادفی‌سازی در طول زمان کاهش یابد (Almodfer et al., 2022).

$$\alpha = C \times \exp\left(\frac{-iter}{Max_{iter}}\right) \quad (10)$$

در رابطه بالا، مقدار C یک عدد ثابت بیش‌تر از یک (مقدار پیش‌فرض دو است) و Max_{iter} نشان‌دهنده حداکثر تعداد تکرار

در روابط فوق، $O(i)$ مقادیر مشاهداتی، $P(i)$ مقادیر محاسباتی، N تعداد کل داده‌ها، \bar{o} میانگین مقادیر مشاهداتی و \bar{p} میانگین مقادیر محاسباتی O_{max} حداکثر مقادیر مشاهداتی و O_{min} حداقل مقادیر محاسباتی هستند. هرچقدر نتایج RMSE و MBE به عدد صفر و NRMSE عدد کم‌تر از ۱۰ درصد و NSE به عدد یک نزدیک باشد مطلوب است. روند کلی مراحل انجام پژوهش در شکل ۷ نیز قابل مشاهده است.

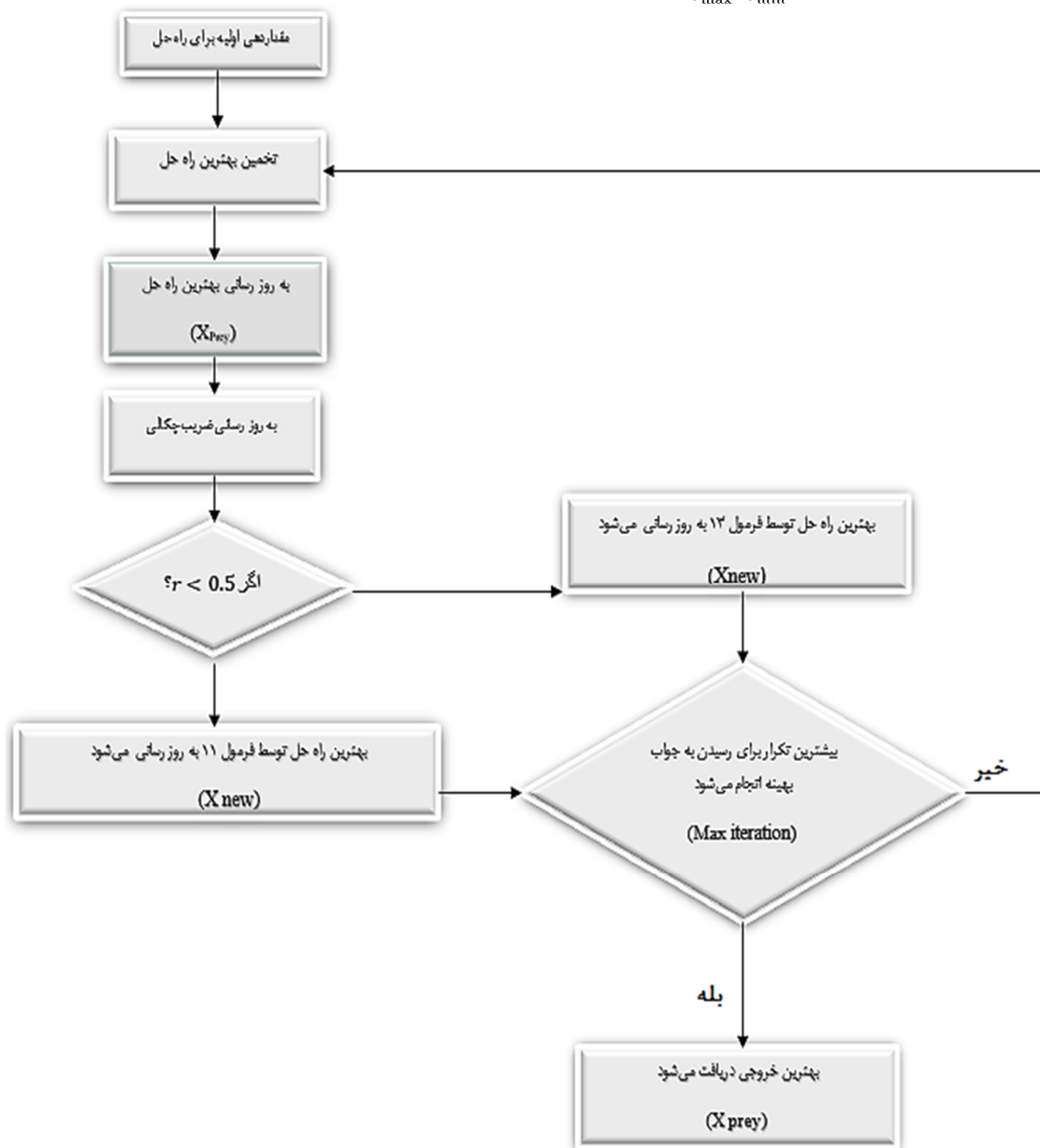
$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (o(i) - \bar{o})(p(i) - \bar{p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (o(i) - \bar{o})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (p(i) - \bar{p})^2}} \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (o(i) - p(i))^2} \quad (15)$$

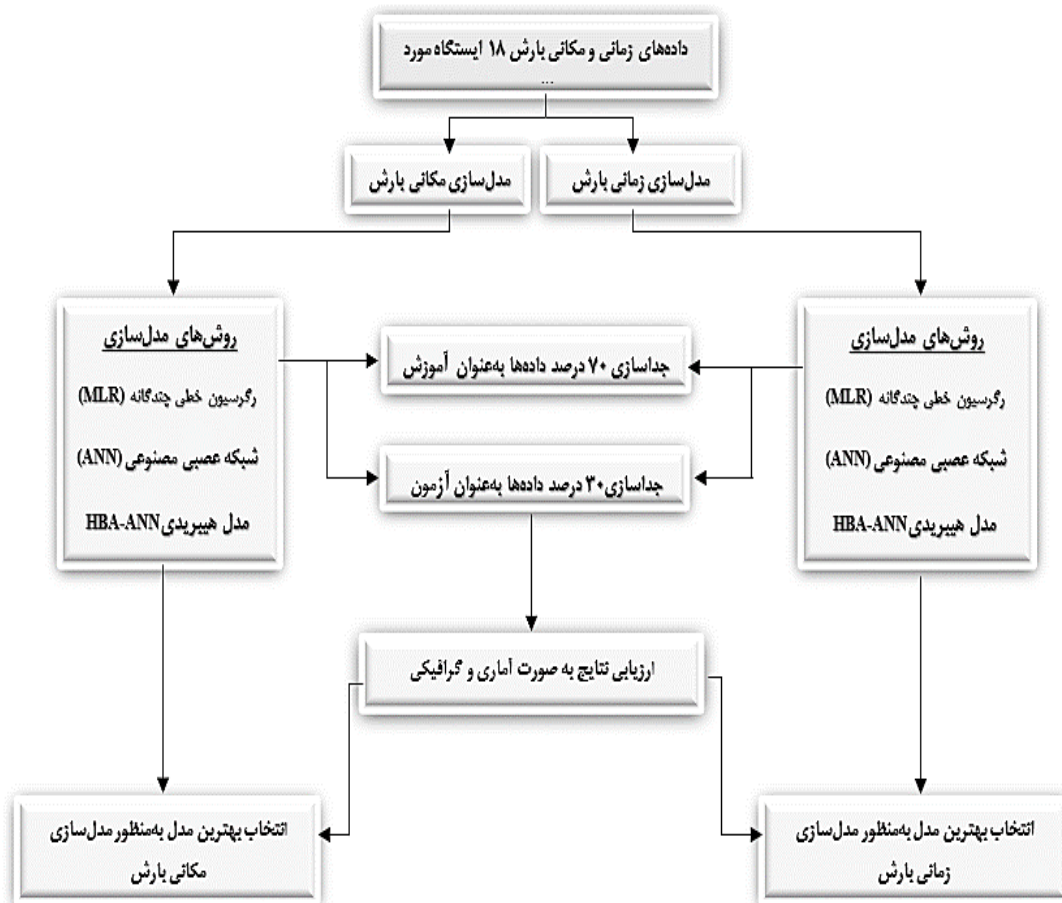
$$NSE = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{p})^2} \right) \quad (16)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^N P_i - O_i}{n} \quad (17)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}}{O_{max} - O_{min}} \quad (18)$$



شکل ۶- نمودار جریان‌ی الگوریتم HBA
Figure 6- Diagram of the HBA algorithm



شکل ۷- نمودار جریان مراحل انجام پژوهش

Figure 6- Diagram of research

مدل هیبریدی HBA-ANN ایستگاه هریس با ضریب همبستگی $0/94$ ، ریشه میانگین مربعات خطا $2/25$ ، ضریب نش-سانکلیف $0/79$ ، خطای جذر میانگین مربعات خطای نرمال‌سازی شده $0/04$ و میانگین قدرمطلق خطای نسبی $1/06$ در مرحله آزمون عملکرد بهتری دارد. و ایستگاه سراب با ضریب همبستگی $0/73$ ، ریشه میانگین مربعات خطا $3/68$ ، ضریب نش-سانکلیف $0/56$ ، خطای جذر میانگین مربعات خطای نرمال‌سازی شده $0/08$ و میانگین قدرمطلق خطای نسبی $1/99$ عملکرد ضعیفی نسبت به سایر ایستگاه‌ها در مرحله آزمون ارائه داد. هم‌چنین، می‌توان دریافت، مدل هیبریدی در ایستگاه هریس موجب ارتقاء 25 درصدی مقدار RMSE، ارتقاء یک درصدی مقدار NSE، ارتقاء 50 درصدی مقدار NRMSE و ارتقاء 49 درصدی مقدار MBE در شبکه عصبی مصنوعی شد

۳- نتایج و بحث

در این پژوهش، به مدل‌سازی زمانی-مکانی بارش ماهانه در ۱۸ ایستگاه هواشناسی استان آذربایجان شرقی طی بازه زمانی ۱۹۹۶-۲۰۲۲ توسط مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل هیبریدی HBA-ANN پرداخته شده است. به‌منظور مدل‌سازی زمانی بارش، از گام‌های تأخیر زمانی یک‌ماهه و دو‌ماهه بارش ایستگاه‌ها به‌عنوان متغیر ورودی استفاده شد. ۷۰ درصد ابتدایی داده‌ها برای بخش آموزش و ۳۰ درصد انتهایی داده‌ها برای بخش آزمون انتخاب شدند. در جدول‌های ۲، ۳ و ۴ عملکرد هر سه مدل برای هر ۱۸ ایستگاه هم در مرحله آموزش هم در مرحله آزمون بر اساس معیارهای ارزیابی نشان می‌دهند. با توجه به جدول‌های ۲ تا ۴ و مقایسه نتایج مدل‌های مورد استفاده، از طریق معیارهای ارزیابی R، RMSE و NSE و NRMSE و MBE می‌توان نتیجه گرفت که مدل هیبریدی HBA-ANN دقت قابل‌توجهی نسبت به سایر مدل‌ها در مدل‌سازی زمانی بارش از خود نشان داد. هم‌چنین، با مقایسه نتایج ایستگاه‌ها در

جدول ۴- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل هیبریدی HBA-ANN
Table 4- HBA-ANN hybrid model performance evaluation criteria

ایستگاه	معیارهای ارزیابی عملکرد				
	MBE	NRMSE	NSE	RMSE	R
جلفا	2.05	0.09	0.66	3.85	0.81
اهر	-2.01	0.08	0.73	3.5	0.85
تبریز	2.2	0.08	0.68	3.62	0.88
سهند	2.23	0.01	0.6	3.6	0.77
سراب	1.99	0.08	0.56	3.68	0.73
کلیبر	-2.86	0.15	0.7	5.62	0.85
مراغه	-0.97	0.05	0.85	1.06	0.91
میانه	-1.05	0.07	0.76	2.27	0.88
مرند	1.81	0.05	0.84	2.3	0.93
ورزقان	1.94	0.1	0.67	2.76	0.8
شیبستر	-1.08	0.05	0.68	2.53	0.9
ملکان	-1.97	0.07	0.8	2.89	0.84
خسروشهر	2.05	0.07	0.65	3	0.8
بستان‌آباد	2.15	0.07	0.67	3.28	0.82
هریس	1.06	0.04	0.79	2.25	0.94
عجب‌شیر	-1.45	0.08	0.81	2.57	0.88
بناب	2.47	0.09	0.71	3.69	0.85
چاراویمحاق	1.74	0.1	0.72	3.9	0.82

جدول ۲- معیار عملکرد مدل رگرسیون خطی چندگانه
Table 2- Multiple linear regression model performance evaluation criteria

ایستگاه	معیارهای ارزیابی عملکرد				
	MBE	NRMSE	NSE	RMSE	R
جلفا	3.78	0.12	0.65	5.67	0.77
اهر	3.25	0.07	0.7	4.78	0.83
تبریز	3.2	0.07	0.65	4.18	0.85
سهند	3.25	0.08	0.57	4.79	0.71
سراب	3.23	0.18	0.53	4.52	0.68
کلیبر	5.01	0.08	0.68	6.75	0.84
مراغه	-0.71	0.06	0.78	1.69	0.91
میانه	-1.02	0.08	0.75	2.89	0.85
مرند	1.01	0.07	0.83	2.48	0.9
ورزقان	3.01	0.12	0.64	4.35	0.72
شیبستر	-2.24	0.07	0.66	3.33	0.88
ملکان	3.3	0.07	0.79	4.12	0.83
خسروشهر	3.02	0.13	0.64	4.13	0.73
بستان‌آباد	3.15	0.11	0.66	4.26	0.79
هریس	-2.64	0.05	0.77	3.16	0.93
عجب‌شیر	-2.89	0.08	0.78	3.66	0.86
بناب	4.86	0.1	0.91	6.14	0.81
چاراویمحاق	4.91	0.12	0.62	6.23	0.75

جدول ۳- معیار عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی

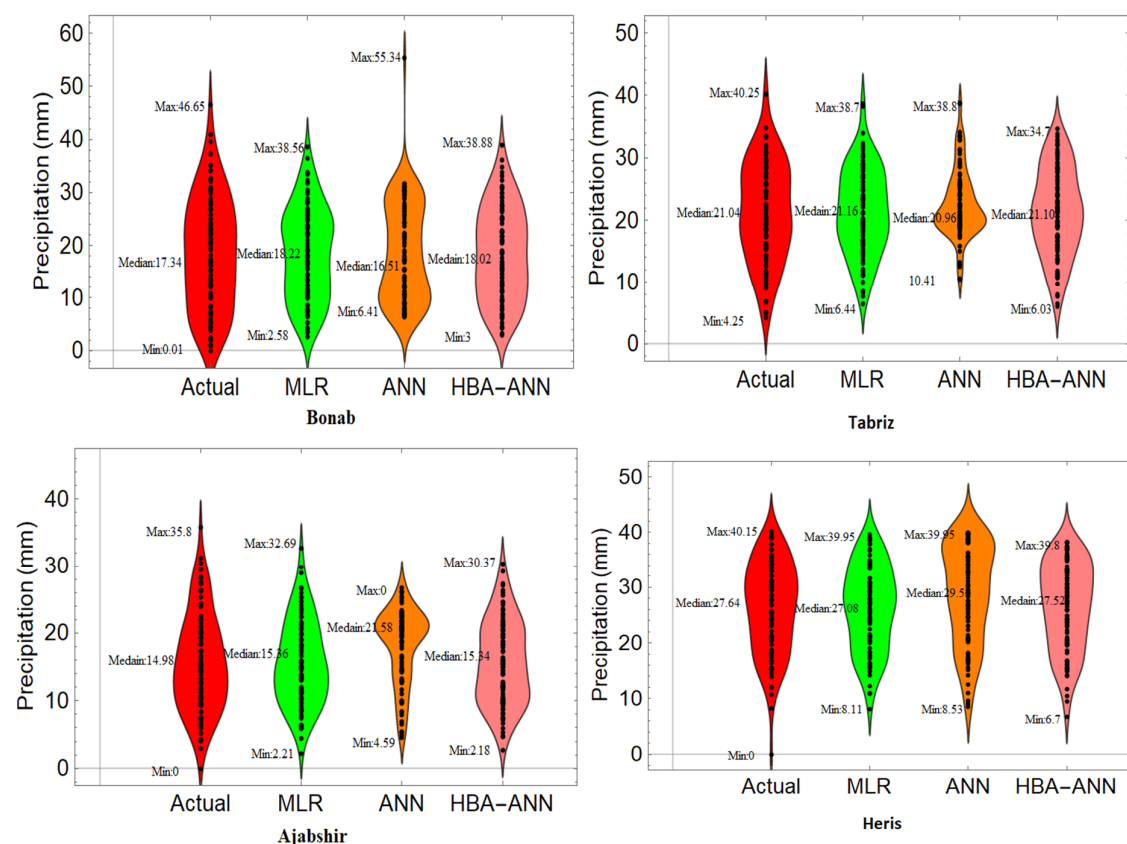
Table 3- Artificial neural network model performance evaluation criteria

ایستگاه	معیارهای ارزیابی عملکرد				
	MBE	NRMSE	NSE	RMSE	R
جلفا	4.25	0.1	0.66	5.51	0.78
اهر	-3.17	0.09	0.7	4.7	0.78
تبریز	-3.02	0.18	0.61	5.35	0.53
سهند	2.91	0.12	0.95	4.68	0.75
سراب	3.01	0.14	0.51	5.82	0.62
کلیبر	4.97	0.21	0.68	6.81	0.63
مراغه	-2.98	0.08	0.64	4.01	0.9
میانه	-2.48	0.07	0.71	3.75	0.81
مرند	5.78	0.19	0.76	6.84	0.84
ورزقان	-2.61	0.12	0.61	4.93	0.52
شیبستر	3.1	0.19	0.63	5.78	0.88
ملکان	2.13	0.12	0.79	4.1	0.76
خسروشهر	3.14	0.15	0.61	5.87	0.8
بستان‌آباد	-2.98	0.12	0.71	4.3	0.86
هریس	-2.2	0.08	0.78	3.09	0.93
عجب‌شیر	2.16	0.07	0.79	3.64	0.73
بناب	-4.5	0.17	0.88	6.1	0.75
چاراویمحاق	2.91	0.13	0.67	4.65	0.67

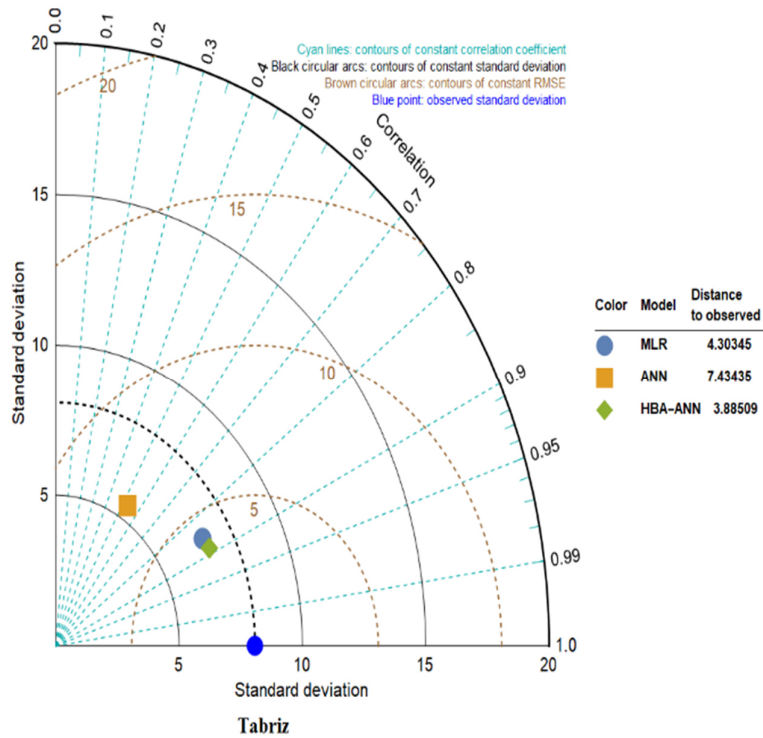
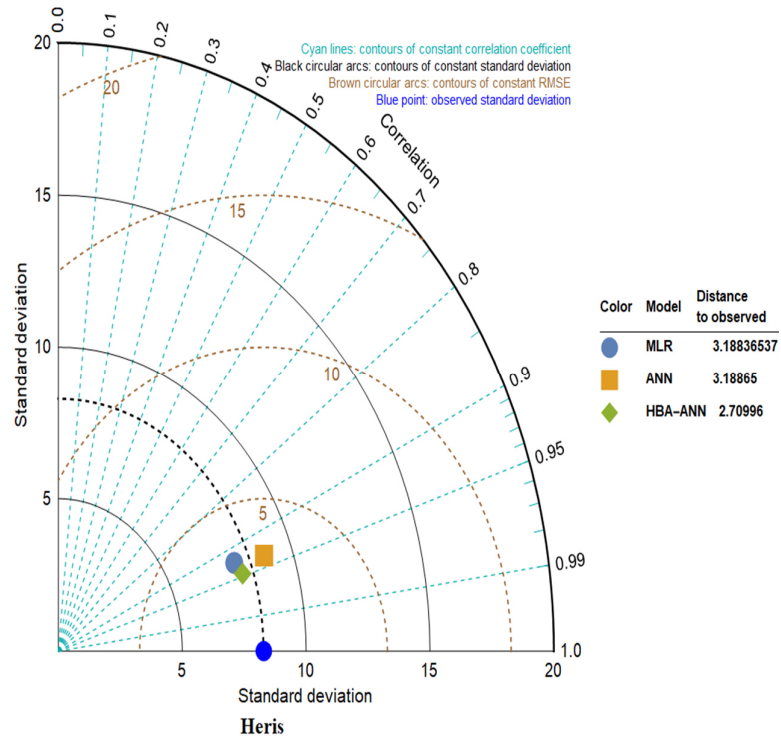
در این پژوهش، به منظور مقایسه و ارزیابی مدل‌ها و انتخاب بهترین مدل به صورت گرافیکی از نمودار ویولونی و دیاگرام تیلور استفاده شد. با توجه به تعداد زیاد ایستگاه‌های موجود و عملکرد عالی مدل هیبریدی در همه ایستگاه‌ها، ایستگاه‌هایی که در آن‌ها مدل هیبریدی نتایج بسیار عالی ارائه داده‌اند انتخاب شدند. شکل ۸ نمودارهای ویولونی چهار ایستگاه منتخب که به منظور نشان دادن توزیع فراوانی داده‌ها است ترسیم شده است. در این نمودار داده‌ها روی یک محور قرار گرفته و توسط اندازه ناحیه‌ای که توسط داده‌ها ایجاد می‌شود می‌توان به فراوانی هر بخش از داده‌ها پی برد. در حالت کلی این نمودارها، نمودارهای اصلاح شده نمودار جعبه‌ای هستند که می‌توان در آن چندین نقطه اوج و توزیع در داده‌ها را نشان داد. با توجه به شکل ۸ می‌توان مشاهده کرد که برای شهر بناب مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های مشاهداتی به ترتیب برابر با ۰/۰۱ و ۱۷/۳۴ و ۴۶/۶۵ و مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های حاصل از HBA-ANN برابر با سه و ۱۸/۰۲ و ۳۸/۸۸ است. همچنین، برای شهر تبریز مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های مشاهداتی به ترتیب برابر با ۴/۲۵ و ۲۱/۰۴ و ۴۰/۲۵ و مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های حاصل از HBA-ANN برابر با ۶/۰۳ و ۲۱/۱ و ۳۴/۷ از طرفی برای شهر هریس مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های مشاهداتی به ترتیب برابر با ۲۵ و مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های حاصل از HBA-ANN برابر با ۶/۷ و ۲۷/۵۲ و ۳۹/۸ و از طرفی برای شهر عجب‌شیر مقدار حداقل، میانه و حداکثر

MLR، ANN و HBA-ANN به ترتیب برابر ۳/۸، ۳/۸، ۲/۷ و برای شهر تبریز فاصله مدل‌های ANN، MLR و HBA-ANN به ترتیب برابر با ۴/۳، ۷/۴۳ و ۳/۸۸ است. با توجه به این که در شکل ۹ مدل هیبریدی HBA-ANN، کم‌ترین فاصله را با نقطه آبی (مقادیر مشاهده‌ای) داشته، مدل مذکور به عنوان مدل برتر انتخاب شد و مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) عملکرد ضعیفی ارائه دادند. همچنین، با توجه به شکل ۱۰ از نمودار خطای نسبی به منظور ارزیابی بیش‌تر مدل هیبریدی استفاده شد. همان‌طور که مشاهده می‌شود میزان خطای نسبی در شهر بناب کم‌ترین و در تبریز بیش‌ترین مقدار را دارد که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف مدل هیبریدی در این شهر است.

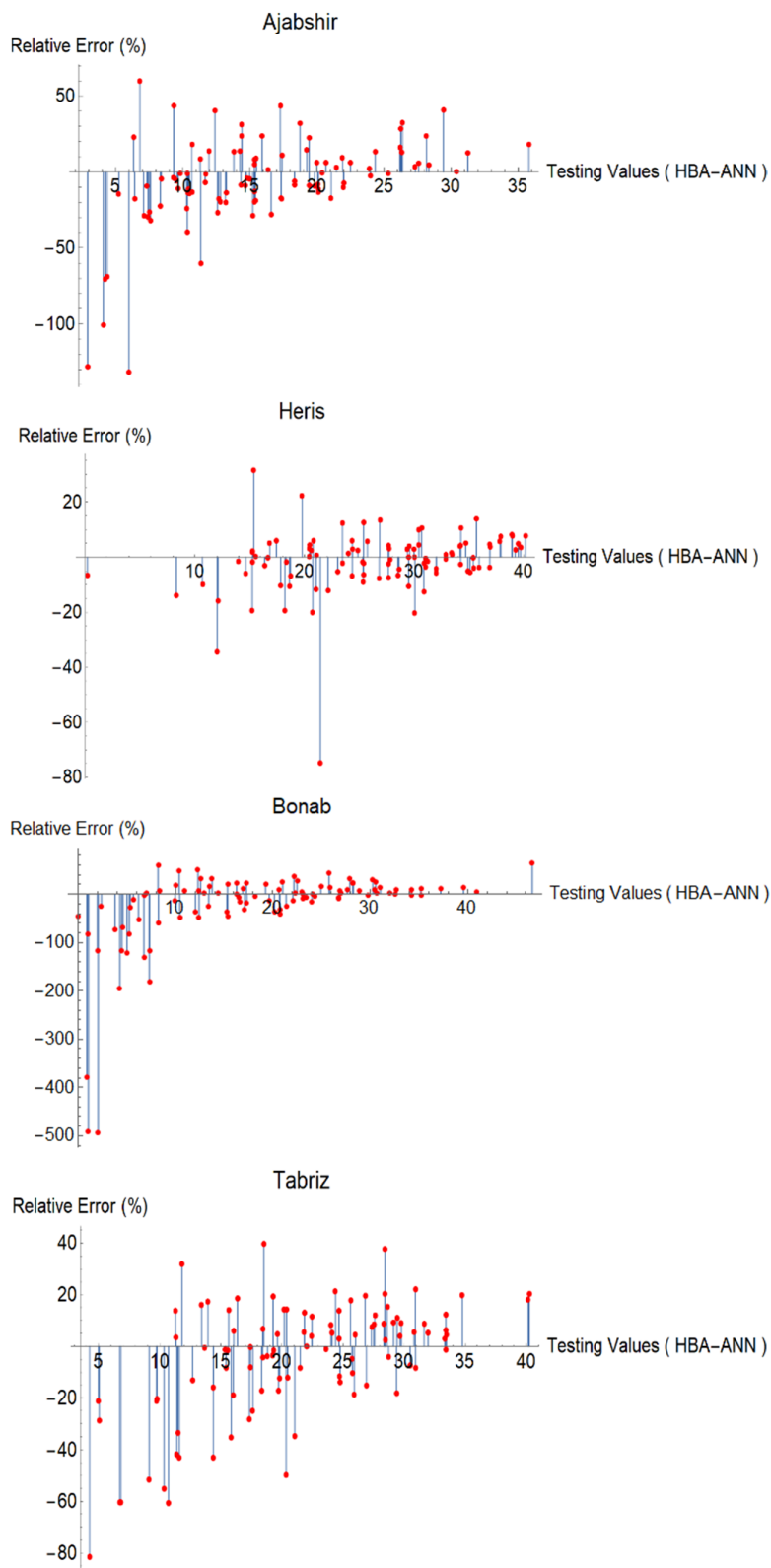
داده‌های مشاهده‌ای به ترتیب برابر با صفر و ۱۴/۹۸ و ۳۵/۸ و مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های حاصل از مدل هیبریدی به ترتیب برابر با ۲/۱۸ و ۱۵/۳۴ و ۳۰/۳۷ است. پس در حالت کلی می‌توان نتیجه گرفت که مدل هیبریدی HBA-ANN با توجه به نزدیکی به نمودارهای ویولونی داده‌های مشاهده‌ای، به عنوان مدل برتر انتخاب شد. همچنین، در شکل ۹ نمودارهای دیاگرام تیلور برای دو ایستگاه منتخب را نشان می‌دهند. به منظور ارزیابی و مقایسه مدل‌ها در دیاگرام تیلور، هرچقدر ضریب همبستگی، به عدد یک نزدیک‌تر و ریشه میانگین مربع خطاها عدد کم‌تری را نشان دهد، مدل دقت بالاتری را خواهد داشت. همچنین، در نمودار تیلور شهر هریس فاصله مدل‌های



شکل ۸- نمودار ویولونی چهار ایستگاه منتخب منطقه مورد مطالعه برای قسمت آزمون
Figure 8- Violin diagram of four selected stations of the study region for the test section



شکل ۹- دیاگرام تیلور دو ایستگاه منتخب منطقه مورد مطالعه برای قسمت آزمون
 Figure 9- Taylor diagram of two selected stations of the study region for the test section



شکل ۱۰- نمودار خطای نسبی برای چهار ایستگاه منتخب منطقه مورد مطالعه برای قسمت آزمون
 Figure 10- Relative error diagram for four selected stations of the study region for the test section

همبستگی ۰/۹۵، ریشه میانگین مربعات خطای ۱/۰۳ و ضریب نش-ساتکلیف ۰/۹۲ دقت قابل توجهی نسبت به مدل‌های MLR با ضریب همبستگی ۰/۹، ریشه میانگین مربعات خطا ۲/۴۵ و ضریب نش-ساتکلیف ۰/۹۵ و ANN با ضریب همبستگی ۰/۶۱، ریشه میانگین مربعات خطای ۳/۶۵، ضریب نش-ساتکلیف ۰/۹۵ و خطای جذر میانگین مربعات خطا نرمال‌سازی شده ۰/۰۳ و میانگین قدرمطلق خطای نسبی ۰/۸۱- در مدل‌سازی مکانی بارش در قسمت آزمون دارد و به‌عنوان مدل پیشنهادی انتخاب می‌شود. به‌عبارت دیگر مدل هیبریدی موجب ارتقاء ۵۶ درصدی مقدار RMSE، ۵۴ درصدی مقدار NRMSE و ۶۹ درصدی مقدار MBE در شبکه عصبی مصنوعی شد.

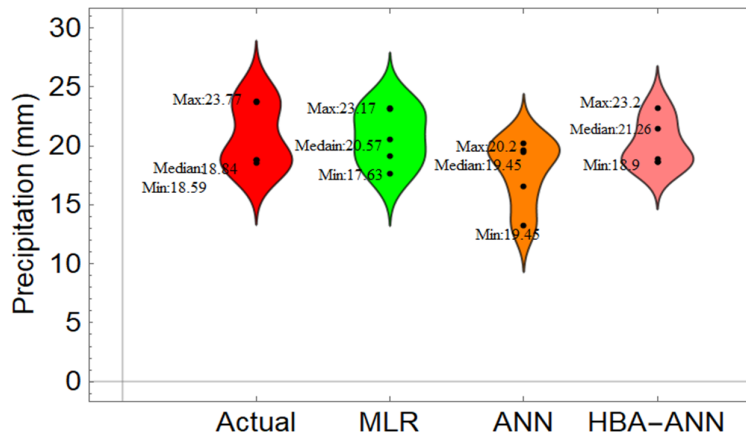
برای مدل‌سازی مکانی بارش، از مختصات جغرافیایی ایستگاه‌ها، شامل طول، عرض و ارتفاع جغرافیایی به‌عنوان متغیر ورودی و از میانگین بارش ماهانه به‌عنوان متغیر خروجی استفاده می‌شود. از بین ۱۸ ایستگاه، ۷۰ درصد ایستگاه‌ها (۱۳ ایستگاه) برای بخش آموزش و ۳۰ درصد ایستگاه‌ها (چاراویماق، بناب، مرند، بستان‌آباد و اهر) برای بخش آزمون انتخاب شدند. نحوه انتخاب ایستگاه‌ها در بخش آزمون به‌گونه‌ای است که کل محدوده منطقه مورد مطالعه را شامل شوند. جدول ۵ عملکرد هر سه مدل بر اساس معیارهای ارزیابی R، RMSE، NSE و MBE و NRMSE را نشان می‌دهند. براساس نتایج جدول ۵، می‌توان نتیجه گرفت که مدل هیبریدی HBA-ANN با ضریب

جدول ۵- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندگانه و مدل هیبریدی HBA-ANN
Table 5- Neural network and multiple linear regression and HBA-ANN performance evaluation criteria

میارهای ارزیابی عملکرد					مدل
MBE	NRMSE	NSE	RMSE	R	
2.05	0.08	0.92	3.65	0.61	شبکه عصبی مصنوعی (ANN)
1.64	0.05	0.95	2.45	0.9	رگرسیون خطی چندگانه (MLR)
-0.81	0.03	0.92	1.03	0.95	مدل هیبریدی HBA-ANN

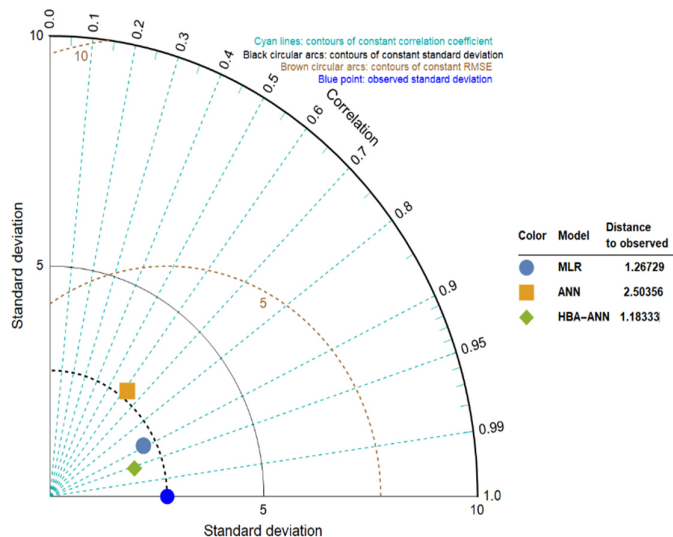
فاصله مدل‌های ANN، MLR و HBA-ANN به‌ترتیب برابر ۱/۲۶، ۲/۵، ۱/۱۸ است. با توجه به این که در شکل ۱۲ مدل هیبریدی HBA-ANN، کم‌ترین فاصله را با نقطه آبی (مقادیر مشاهداتی) داشته، هم‌چنان مدل مذکور به‌عنوان مدل برتر انتخاب شد. هم‌چنین مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون خطی چندگانه (MLR) عملکرد ضعیفی ارائه دادند. با توجه به شکل ۱۳ از نمودار خطای نسبی، به‌منظور ارزیابی و دقت بیشتر و کامل‌تر مدل هیبریدی استفاده شد. با توجه به مقدار کم داده‌ها، به‌منظور ترسیم نمودار مذکور از داده‌های مرحله آموزش و آزمون استفاده شد.

در این پژوهش، به‌منظور مقایسه و ارزیابی مدل‌ها و انتخاب بهترین مدل به‌منظور مدل‌سازی مکانی بارش، از نمودار ویولونی و دیاگرام تیلور استفاده شد. با توجه به شکل ۱۱ می‌توان مشاهده کرد که برای مدل‌سازی مکانی مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های مشاهداتی به‌ترتیب برابر با ۱۸/۵۹ و ۱۸/۸۴ و ۲۳/۷۷ و مقدار حداقل، میانه و حداکثر داده‌های حاصل از HBA-ANN برابر با ۱۸/۹ و ۲۱/۲۶ و ۲۳/۲ است که مدل هیبریدی HBA-ANN با توجه به نزدیکی به نمودارهای ویولونی داده‌های مشاهداتی، به‌عنوان مدل برتر انتخاب شد. هم‌چنین، در نمودار تیلور مدل‌سازی مکانی مشاهده می‌شود

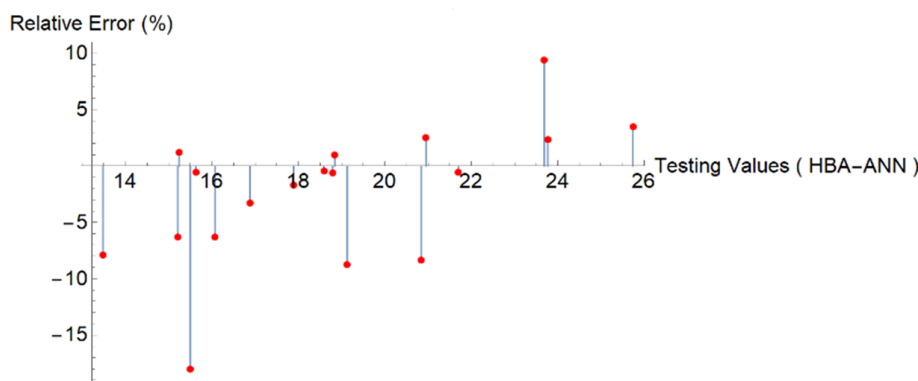


شکل ۱۱- نمودار ویولونی داده‌های مشاهداتی و داده‌های مدل برای قسمت آزمون

Figure 11- Violin diagram of observation data and model data for the test section



شکل ۱۲- دیاگرام تیلور برای مدل‌های مورد استفاده برای قسمت آزمون
Figure 12-Taylor diagram for the models used for the test section



شکل ۱۳- نمودار خطای نسبی مدل هیبریدی برای قسمت آموزش و آزمون
Figure 13- Relative error diagram of the hybrid model for training and test section

ANN استفاده شد. طبق نتایج به دست آمده، مجدداً مدل هیبریدی HBA-ANN به عنوان مدل برتر انتخاب شد. در حالت کلی می‌توان به این نتیجه رسید که الگوریتم HBA موجب ارتقاء عملکرد شبکه عصبی شده است.

۴- نتیجه گیری

بارندگی، یکی از مهم‌ترین عواملی است که چرخه هیدرولوژی را به طور قابل توجهی تغییر می‌دهد. از این رو، مدل‌سازی و برآورد این متغیر مهم، دارای اهمیت فراوان است. در پژوهش حاضر، به مدل‌سازی زمانی-مکانی بارش ماهانه استان آذربایجان شرقی طی بازه زمانی ۱۹۹۶-۲۰۲۲ با استفاده از سه روش رگرسیون خطی چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم گورکن عسل‌خوار پرداخته شد. در مرحله اول برای مدل‌سازی زمانی ۷۰ درصد ابتدایی داده‌های

با توجه به این که در این پژوهش به مدل‌سازی زمانی- مکانی بارش در ۱۸ ایستگاه هواشناسی استان آذربایجان شرقی توسط مدل‌های، ANN و مدل هیبریدی HBA-ANN پرداخته شد و ضمن ارزیابی نتایج و بررسی دقت مدل‌های مذکور مدل هیبریدی HBA-ANN به عنوان مدل پیشنهادی انتخاب شد. در پژوهشی، Zhou et al.(2023) برای پیش‌بینی دمای هوا در گرم‌ترین و سردترین مناطق جهان از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، و مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبرید شده با الگوریتم قدرتمند HBA استفاده شد. طبق نتایج به دست آمده از معیارهای ارزیابی به برتری مدل هیبریدی HBA-ANN اشاره شده است. در پژوهش دیگر، Saroughi et al.(2023) به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت شبستر واقع در شمال غرب ایران از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، و مدل هیبریدی HBA-

مشارکت نویسندگان

کیمیا زهساز: مفهوم‌سازی، انجام تحلیل‌های نرم‌افزاری/آماري، نگارش نسخهٔ اولیهٔ مقاله؛ صابره دربندی: راهنمایی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج؛ احسان میرزانی: مفهوم‌سازی، تحلیل‌های آماری و نرم‌افزار.

منابع

- پورصالحی، فاطمه، شهیدی، علی، و خاشعی سیوکی، عباس (۱۳۹۸). مقایسه‌ی مدل‌های درخت تصمیم M5 و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی K در پیش‌بینی بارش ماهانه (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک بیرجند). *آبیاری و زهکشی ایران*، ۱۳(۵)، ۱۲۸۳-۱۲۹۵. doi: 20.1001.1.20087942.1398.13.5.9.3
- صمدیان‌فرد، سعید، و اسدی، اسماعیل (۱۳۹۶). پیش‌بینی نمایه خشکسالی SPI به روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان و خطی چندگانه. *حفاظت منابع آب و خاک*، ۶(۴)، ۱-۱۶. doi: 20.1001.1.22517480.1396.6.4.1.4
- معروفی‌نیا، ادریس، شرافتی، احمد، عبقری، هیراد، و حسنزاده، یوسف (۱۴۰۱). پیش‌بینی جریان رودخانه کورکور سر نوشهر با استفاده از مدل هیبریدی هوش مصنوعی با رویکرد محاسبات نرم. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۳(۱)، ۱۸۱-۱۹۱. doi:10.22098/mmws.2022.11657.1150
- میرزانی، احسان، ملک احمدی، حسین، شاه‌محمدی، یادگار، و ابراهیم‌زاده، علی (۱۴۰۰). تأثیر موجک بر افزایش دقت مدل‌های تخمینی در مدل‌سازی بارش - رواناب. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۳(۱)، ۶۷-۷۹. doi:10.2209/mmws.2021.9335.1035
- واحدی، نیلوفر، مشایخی، علیرضا، و قرمز چشمه، باقر (۱۴۰۲). بررسی ارتباط میان خشکسالی کشاورزی و هواشناسی در شمال‌غرب ایران با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۳(۳)، ۱۶۳-۱۷۹. doi:10.2209/mmws.2021.9335.1035

ایستگاه‌های موجود برای آموزش و ۳۰ درصد انتهایی داده‌ها برای آزمون انتخاب شدند. با توجه به نتایج به‌دست آمده شاهد برتری مدل هیبریدی HBA-ANN در همهٔ ایستگاه‌ها بودیم به‌طوری‌که در ایستگاه هریس مدل هیبریدی مذکور با R برابر ۰/۹۴، RMSE برابر ۲/۲۵، NSE برابر ۰/۷۹، NRMSE برابر ۰/۰۴ و MBE برابر ۱/۰۶ به‌عنوان برترین ایستگاه انتخاب شد. در مرحلهٔ دوم به‌منظور مدل‌سازی مکانی، از بین ۱۸ ایستگاه، ۷۰ درصد ایستگاه‌ها (۱۳ ایستگاه) به‌عنوان آموزش و ۳۰ درصد (پنج ایستگاه) برای آزمون انتخاب شدند. نحوهٔ انتخاب ایستگاه‌های آزمون به‌صورتی بود که کل گسترهٔ محدودهٔ استان را شامل شود. براساس نتایج به‌دست آمده، مدل هیبریدی HBA-ANN با R برابر ۰/۹۵، RMSE برابر ۱/۰۳، و NSE برابر ۰/۹۲، NRMSE برابر ۰/۰۳ و MBE برابر ۰/۸۱ - نسبت به مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه با R برابر ۰/۹، RMSE برابر ۲/۴۵، NSE برابر ۰/۹۵، NRMSE برابر ۰/۰۵ و MBE برابر ۱/۶۴ و شبکهٔ عصبی مصنوعی با R برابر ۰/۶۱، RMSE برابر ۳/۶۵، NSE برابر ۰/۹۵، NRMSE برابر ۰/۰۸ و MBE برابر ۲/۰۵ به‌عنوان مدل برتر انتخاب شد.

سپاسگزاری

نویسندگان از سازمان هواشناسی استان آذربایجان شرقی که در گردآوری داده‌های لازم یاری کردند، تشکر و قدردانی می‌نمایند.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

دسترسی به داده‌ها

تمامی داده‌های به‌دست آمده در مقاله گنجانده شده و مجموعه داده‌های بیش‌تر از طریق مکاتبه با نویسندهٔ مسئول در اختیار قرار خواهد گرفت.

References

- Almodfer, R., AbdElaziz, M., Abualigh, L., Mudsh, M., Shahzad, K., & Issa, M. (2022). Improving parameter estimating of fuel cell using honey badger optimization algorithm. *Frontiers in Energy Research*, 10, 875332. doi:10.3389/fenrg.2022.875332
- Azad, A., Manoochchri, M., Kashi, H., Farzin, S., Karami, H., Nourani, V., & Shiri, J. (2019). Comparative evaluation of Intelligence algorithm to improve adaptive neuro fuzzy inference system performance in precipitation modelling. *Journal of Hydrology*, 571, 214-224. doi:10.1016/j.jhydrol.2019.01.062
- Beheshti, Z., Firouzi, M., Shamsuddin, S.M., Zibarzani, M., & Yusop, Z. (2016). A new rainfall forecasting model using the CAPSO algorithm and an artificial neural network. *Neural Computing Applications*, 27(8), 2551-2565. doi:10.1007/s00521-015-2024-7
- Cobaner, M., Citakoglu, H., Kisi, O., & Haktanir, T. (2014). Estimatin of mean monthly air temperatures in Turkey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 109, 71-79. doi:10.1016/j.compag.2014.09.007
- Danende Mehr, A., Nourani, V., Karimi Khosroshahi, V., & Ghorbani, M.A. (2019). A hybrid support vector regression - Firefly model for monthly rainfall forecasting. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 16(1), 335-346. doi:10.1007/s13762-018-1674-2

- Diop, L., Samadianfard, S., Bodian, A., Yassen, Z., Ghorbani, M.A., & Salimi, H. (2020). Annual rainfall forecasting using hybrid artificial intelligence model: integration of multilayer perceptron with whale optimization algorithm. *Water Resources Management*, 34(2), 733-746. doi:10.1007/s11269-019-02473-8
- Hossain, I., Rasel, H.M., Imteaz, H.M., & Mekanik, F., (2020). Long-Term seasonal rainfall forecasting using linear and non-linear modeling approaches: A case study for Western Australia. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 132(1), 31-141. doi:10.1007/s00703-019-00679-4
- Maroufpoor, S., Bozorg-Haddad, O., & Maroufpoor, E. (2020). Reference evapotranspiration estimating based on optimal input combination and hybrid artificial intelligent model. Hybridization of artificial neural network with grey wolf optimizer algorithm. *Journal of Hydrology*, 588, 125060. doi:10.1016/j.jhydrol.2020.125060
- Maroufinia, E., Sharafati, A., Abgari, H., & Hassanzadeh, Y. (2023). The streamflow prediction of kurkusar river using hybrid artificial intelligence models with soft computing approach. *Water and Soil Management and Modeling*, 3(1), 181-199. doi:10.22098/mmws.2022.11657.1150. [In Persian]
- Mirzania, E., Malek Ahmadi, H., Shahmohammadi, Y., & Ebrahimzadeh, A. (2021). Impact of wavelet on accuracy of estimated models in rainfall-runoff modeling (Case study: Sufi Chay). *Water and Soil Management and Modeling*, 1(3), 67-79. doi:10.22098/mmws.2021.9335.1035. [In Persian]
- Mohammadi, B., Linh, N.T.T., Pham, Q.B., Ahmed, A.N., Vojtekova, J., Guan, Y., Abba, S.I., & El-Shafie, A. (2020). Adaptive neuro-fuzzy inference system coupled with frog leaping algorithm for predicting river streamflow time series. *Hydrological Sciences Journal*, 65, 1738-1751. doi:10.1080/02626667.2020.1758703
- Nourani, V. (2017). An emotional ANN (EANN) approach to modeling rainfall-runoff process. *Journal of Hydrology*, 544, 267-277. doi:10.1016/j.jhydrol.2016.11.033.
- Paryani, S., Bordbar, M., Jun, C., Panahi, M., Bateni, S.M., Neale, C.M., Moeini, H., & Lee, S. (2022). Hybrid-based approaches for the flood susceptibility prediction of Kermanshah province, Iran. *Natural Hazards*, 116, 1-32. doi:10.1007/s11069-022-05701-4
- Poursalehi, F., Shahidi, A., & Khashei Siuki, A. (2019). Comparison of decision tree M5 and K-nearest neighborhood algorithm models in the prediction of monthly precipitation (Case study: Birjand Synoptic Station). *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 13(5), 1283-1293. doi:10.1007/s11069-022-05701-4. [In Persian]
- Rawa, M., Abusorrah, A., Al-Turki, Y., Calasan, M., Micev, M., Ali, Z.A., Mekhilef, S., Bassi, H., Sindi, H.S., Sindi, S., & Aleem, H.A. (2022). Estimating of parameters of different equivalent circuit models of solar cells and various photovoltaic modules using hybrid variants of Honey badger algorithm and artificial gorilla troops optimizer. *Mathematics*, 10(7), 1057. doi:10.3390/math10071057.
- Rezaie Adaryani, F., Jamshid Mousavi, S., & Jafari, F. (2022). Short-term rainfall forecasting using machine learning-based approaches of PSO-SVR, LSTM and CNN. *Journal of Hydrology*, 614, 128463. doi:10.1016/j.jhydrol.2022.128463
- Ridwan, W.M., Sapitang, M., Aziz, A., Kushiar, K.F., Ahmed, A.N., & El-Shafie, A. (2021). Rainfall forecasting model using machine learning methods: Case study Terengganu, Malaysia. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(2), 1651-1663. doi:10.1016/j.asej.2020.09011
- Samadianfard, S., & Asadi, E. (2017). Prediction of SPI drought index using support vector and multiple linear regressions. *Journal of Water and Soil Resources Conservation*, 6(4), 1-16. doi:10.1007/s40996-023-01068-z. [In Persian]
- Saroughi, M., Mirzania, E., Vishwakarma, D.K., Nivesh, S., Panda, K.C., & Daneshvar, F.A. (2023). A novel Hybrid algorithm for groundwater level prediction. *Iranian Journal of Science and Technology, Transaction of Civil Engineering*. doi:10.1007/s40996-01068-z
- Vahedi, N., Mashaieki, A., & Ghermezcheshme, B. (2023). Investigation the relation between agriculture and meteorological drought using multilayer perceptron (MLP) neural network in northwest Iran. *Water and Soil Management and Modeling*, 3(3), 163-173. doi:10.22098/mmws.2023.11847.1175. [In Persian]
- Ye, L., Jabbar, F., Abdul Zahra, M.M., & Tan, M.L. (2021). Bayesian regularized neural network model development for predicting daily rainfall from sea level pressure data: *Investigation on Solving Complex Hydrology Problem*. *Complexity*, 1-14. doi:10.1155/2021/6631564
- Zhou, D., Wang, S., Band, S., Mirzania, E., & Roshni, T. (2023). Atmosphere air temperature forecasting using the honey badger optimization algorithm: on the warmest and coldest areas of the world. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 17(1), 2174189. doi:10.1080/1994060.2023.2174189