



Uncertainty Analysis of Artificial Neural Network and Fuzzy Neural Models in Rainfall-Runoff Simulation of Bashar River Basin

Hossein Montaseri^{1*} | Mehdi Tabe-bordbar² | Ahmed Ayase³ | Reza Khalili⁴

1. Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Water Resources Management, Yasouj University. Email: hmontaseri@yu.ac.ir
2. Graduated M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering, Yasouj University, Iran. Email: bordbarmahdi@yahoo.com
3. Ph.D. in Water Science and Engineering, Regional Water Company of Kohkiluyeh and Boyer Ahmad Province. Email: ayaseh_a@yahoo.com
4. PhD student, Department of Water and Wastewater, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. Email: re_khalili@sbu.ac.ir

ARTICLE INFO

Article type:
Research Article

Article History:
Received September 24, 2023
Revised October 24, 2023
Accepted November 23, 2023
Published online 14 February 2024

Keywords:

*Uncertainty,
Monte Carlo method,
Artificial Neural Network,
Fuzzy Network,
Rainfall-Runoff Model,
Bashar River Basin.*

ABSTRACT

In this research, in order to select an appropriate model for predicting river flow in the Bashar River basin, data-driven models including multilayer perceptron artificial neural network and fuzzy neural network from the Sugeno fuzzy inference system were used using the clustering reduction method, and the analysis of uncertainty of these models was investigated. The data used in this research includes monthly values of rainfall and average temperature at rain gauge stations, as well as monthly average river discharge at the hydrological station located in the Bashar River basin from the years 1979-1980 to 2018-2019. The sensitivity analysis results on the number of neurons in the hidden layer of the neural network showed that the optimal number of neurons in the hidden layer for the input combination is 13. Based on the root mean square error (RMSE) index, the best combination of input variables for simulating river flow in both the neural network and neural-fuzzy network models was determined to be the input combination consisting of average river discharge with one-month and two-month lag along with monthly rainfall values and monthly rainfall values with one-month and two-month lag. In order to investigate the uncertainty of the models, the artificial neural network and neural-fuzzy network models were employed in the form of Monte Carlo sampling. The results of the uncertainty analysis showed that, for the same random input variables, the deviation from the mean in the output of the neural network model is higher than that of the neural-fuzzy network model. Additionally, the results obtained from calculating the confidence interval indicate that the confidence interval for different confidence levels is smaller in the neural-fuzzy network compared to the neural network. For example, in the neural network model with 98% confidence, the output is within the range of (0.64 and 0.36), whereas in the neural-fuzzy network model with 98% confidence, the output is between the range of (0.69 and 0.53). This indicates a higher level of uncertainty in the results of the neural network model.

Cite this article: Montaseri, H.; Tabe-bordbar, M.; Ayase, A. & Khalili, R. (2024). Uncertainty Analysis of Artificial Neural Network and Fuzzy Neural Models in Rainfall-Runoff Simulation of Bashar River Basin. *ECO HYDROLOGY*. 10 (4), 529-544. Doi: doi.org/10.22059/ije.2024.367471.1769



© Hossein Montaseri, Mehdi Tabe-bordbar, Ahmed Ayase, Reza Khalili

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ije.2024.367471.1769>



بررسی عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی فازی در پیش‌بینی رواناب حوضه رودخانه بشار

حسین منتصری^{۱*} | مهدی تابع بردبار^۲ | احمد ایاسه^۳ | رضا خلیلی^۴

۱. نویسنده مسئول، استادیار گروه مهندسی عمران، گرایش مدیریت منابع آب دانشگاه یاسوج. رایانامه: hmontaseri@yu.ac.ir
۲. کارشناس ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه یاسوج، یاسوج، ایران. رایانامه: bordbarmahdi@yahoo.com
۳. دکتری علوم و مهندسی آب، شرکت آب منطقه‌ای استان کهگیلویه و بویراحمد. رایانامه: ayaseh_a@yahoo.com
۴. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه: re_khalili@sbu.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله:

پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۰۲

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۸/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۹/۰۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۲/۲۵

کلیدواژه:

عدم قطعیت،

مونت کارلو،

شبکه عصبی مصنوعی،

شبکه فازی،

مدل بارش - رواناب،

حوضه رودخانه بشار.

در این پژوهش، به منظور انتخاب مدل مناسب به منظور پیش‌بینی رواناب در حوضه رودخانه بشار، از مدل‌های داده‌محور شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چندلایه و شبکه عصبی فازی از سیستم استنتاج فازی سوگونو، به روش خوشه‌بندی کاهشی استفاده شد و تحلیل عدم قطعیت این مدل‌ها مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، شامل مقادیر ماهانه بارندگی و دمای متوسط در ایستگاه‌های باران‌سنجی و آبدهی متوسط ماهانه رودخانه بشار در ایستگاه هیدرومتری واقع در این حوضه از سال ۱۳۵۸-۱۳۵۹ تا ۱۳۹۷-۱۳۹۸ است. نتایج حساسیت‌سنجی روی تعداد نرون‌های لایه میانی در شبکه عصبی نشان داد بهترین تعداد نرون لایه میانی برای ترکیب ورودی و خروجی برابر ۱۳ است. بر اساس شاخص جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، بهترین ترکیب متغیرهای ورودی برای شبیه‌سازی دبی رودخانه، در هر دو مدل شبکه عصبی و شبکه عصبی-فازی، ترکیب ورودی شامل دبی‌های متوسط رودخانه با یک ماه و دو ماه تأخیر به همراه مقادیر بارش ماهانه و بارش ماهانه با یک ماه و دو ماه تأخیر تعیین شد. به منظور بررسی عدم قطعیت مدل‌ها، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی در قالب یک نمونه‌گیری مونت کارلو به کار گرفته شدند. نتایج بررسی عدم قطعیت نشان داد به ازای متغیرهای ورودی تصادفی یکسان، میزان انحراف از معیار در خروجی مدل شبکه عصبی بیشتر از مدل شبکه عصبی فازی است. همچنین نتایج حاصل از محاسبه فاصله اطمینان نشان می‌دهد بازه اطمینان برای مقادیر اطمینان مختلف، در شبکه عصبی فازی کوچک‌تر است، به طوری که در مدل شبکه عصبی با اطمینان ۹۸ درصد خروجی در بازه (۰/۶۴ و ۰/۰۳۶) قرار دارد، اما در مدل عصبی-فازی با اطمینان ۹۸ درصد، خروجی بین بازه (۰/۶۹ و ۰/۵۳) قرار دارد که نشان از عدم قطعیت بیشتر در نتایج مدل شبکه عصبی دارد.

استناد: منتصری، حسین؛ تابع بردبار، مهدی؛ ایاسه، احمد و خلیلی، رضا (۱۴۰۲). بررسی عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی فازی در پیش‌بینی رواناب حوضه رودخانه بشار. *آب هیدرولوژی*، ۱۰ (۴) ۵۲۹-۵۴۴.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ije.2024.367471.1769>

© حسین منتصری، مهدی تابع بردبار، احمد ایاسه، رضا خلیلی. ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ije.2024.367471.1769>



۱. مقدمه

یکی از راهکارهای برنامه‌ریزی و مدیریت در بخش مدیریت حوضه‌های آبریز رودخانه‌ها، دانستن اطلاعات درباره دبی رودخانه و پیش‌بینی آن برای آینده است [۱]. با توجه به اهمیت زیاد این موضوع، به دلیل عدم قطعیت در عوامل مؤثر بر پدیده بارش-رواناب، پیش‌بینی آورد رودخانه‌ها همواره با مشکلات زیادی همراه است. لذا مسئله بررسی عدم قطعیت و یا به بیان دیگر قابلیت اطمینان مدل‌های پیش‌بینی‌کننده از اهمیت شایانی برخوردار است. مسئله تحلیل قابلیت اطمینان در مدل‌های آماری یکی از مسائل مرسوم و رایج است، ولی این موضوع در رابطه با مدل‌های شبکه عصبی و عصبی فازی کمتر مورد توجه قرار گرفته‌اند [۲]. از طرفی استفاده از تکنیک‌های شبکه عصبی و فازی در سال‌های اخیر توسط محققان مختلف به صورت گسترده مورد استفاده قرار گرفته است. با توجه به مشکلات و پارامترهای بسیار زیاد و غیرقطعی در مسئله پیش‌بینی دبی رودخانه‌ها، در سال‌های اخیر به مدل‌های داده‌محور یا جعبه سیاه توجه خاصی شده است. این مدل‌ها رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی یک سامانه را بدون نیاز به درک فرایندهای فیزیکی موجود در سامانه برقرار می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه‌های عصبی-فازی^۲ دو مدل داده‌محور هستند که در سال‌های اخیر از طرف محققان مختلف مورد توجه قرار گرفته‌اند. از این مدل‌ها می‌تواند برای مدل‌سازی سامانه‌های غیرخطی، با دقت بسیار زیاد و با صرف زمانی بسیار کمتر از ساخت مدل‌های عددی یا فیزیکی استفاده کرد [۳].

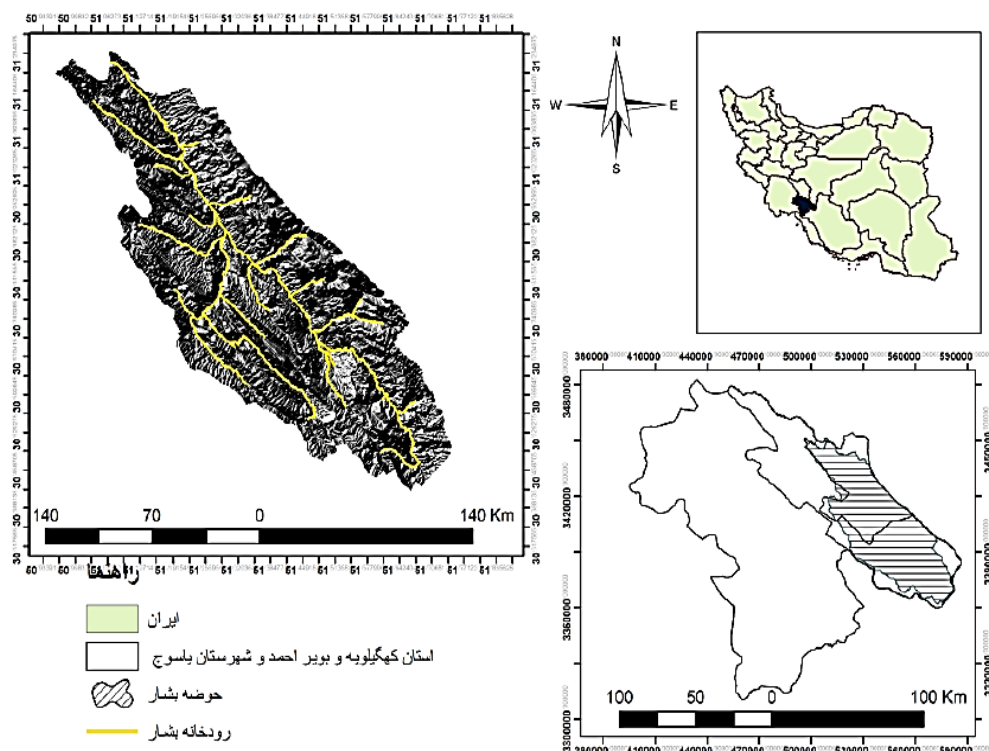
از مدل‌های هوش مصنوعی و آنالیز عدم قطعیت در حل مسائل مربوط به منابع آب در مطالعات متعددی استفاده شده است. اسکندری و همکاران (۱۳۹۸) برای تخمین جریان ماهانه ورودی به سد رئیس‌علی دلواری از مدل‌های هوش مصنوعی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی استفاده کردند. در این تحقیق همچنین تعیین عدم قطعیت هر یک از آن‌ها در فرایند مدل‌سازی جریان انجام شد [۴]. ندیری و یوسف‌زاده (۱۳۹۶) از روش‌های هوش مصنوعی مختلف مانند شبکه عصبی مصنوعی، فازی ممدانی (MFL)، فازی ساگنو (SFL) و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) برای تخمین هدایت هیدرولیکی استفاده کردند [۵]. رزاق‌زاده و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهشی برای شبیه‌سازی بارش دوره آبی در شهر تبریز، برای ریزمقیاس کردن متغیرهای اقلیمی مدل‌های GCM، از مدل‌های هوش مصنوعی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نروفازی (ANFIS) بهره گرفتند [۶]. حسن‌زاده و همکاران (۲۰۱۹) برای تخمین هدایت هیدرولیکی در آبخوان دشت ارومیه و ارزیابی عدم قطعیت بین مدل‌ها و داده‌های ورودی توسط متوسط‌گیری بیزین از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده کردند [۷]. زینعلی و همکاران (۲۰۲۰) به مدل‌سازی جریان روزانه رودخانه گاماسیاب با استفاده از فرامدل‌های شبیه‌ساز پرداختند [۸]. سیفیو همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از انواع مختلف شبکه‌های عصبی و فازی به تجزیه و تحلیل مدل‌سازی و عدم اطمینان سطح آب زیرزمینی پرداختند [۹]. سیف و ریاحی-مدوار (۲۰۱۸) با استفاده از شبکه‌های عصبی و فازی به تحلیل عدم قطعیت در پیش‌بینی حمل بار بستر رودخانه‌های بستر شنی پرداختند [۱۰].

با توجه به اینکه حوضه رودخانه بشار که یکی از زیرحوضه‌های مهم رودخانه کارون است، پتانسیل آبی بالایی دارد و تخصیص‌های مختلف در این محدوده نیازمند مطالعات دقیق بیلان آب و محاسبه پارامترهای مرتبط با آن از جمله رواناب حاصل از بارش است. لذا توجه، تصحیح و محاسبه سریع رواناب حاصل از بارش با استفاده از مدل‌های گوناگون می‌تواند کمک شایانی در محاسبات بیلان آب حوضه و به تبع آن تخصیص منابع آبی حوضه داشته باشد. بر این اساس، در این تحقیق، به منظور تعیین و انتخاب یک مدل مناسب داده‌محور به منظور شبیه‌سازی پدیده بارش-رواناب حوضه بشار، به شبیه‌سازی بارش-رواناب حوضه رودخانه بشار با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی پرداخته شده و سپس با استفاده از روش مونت‌کارلو، میزان عدم قطعیت هر یک از این دو مدل بررسی شده است.

۲. مواد و روش‌ها

۱.۲. حوضه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه حوضه آبخیز رودخانه بشار واقع در استان کهگیلویه و بویراحمد است. حوضه آبریز بشار در جنوب غربی ایران و در محدوده طول‌های جغرافیایی ۳۰ درجه و ۱۳ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۳۱ دقیقه و عرض جغرافیایی ۵۰ درجه و ۵۷ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۵۴ دقیقه واقع شده است. بیشینه ارتفاع این حوضه ۴۳۶۱ متر، کمینه آن ۱۳۵۷ متر و میانگین ارتفاع آن ۲۱۹۹ متر از سطح دریا است. طول رودخانه بشار حدود ۱۹۰ کیلومتر و مساحت حدود ۳ هزار کیلومتر مربع است. محدوده مورد مطالعه در این پژوهش از قلات تا پاتاوه را شامل می‌شود. شکل ۱ منطقه مطالعه شده را نشان می‌دهد.



شکل ۱. حوضه رودخانه بشار در استان کهگیلویه و بویراحمد، شهرستان بویراحمد

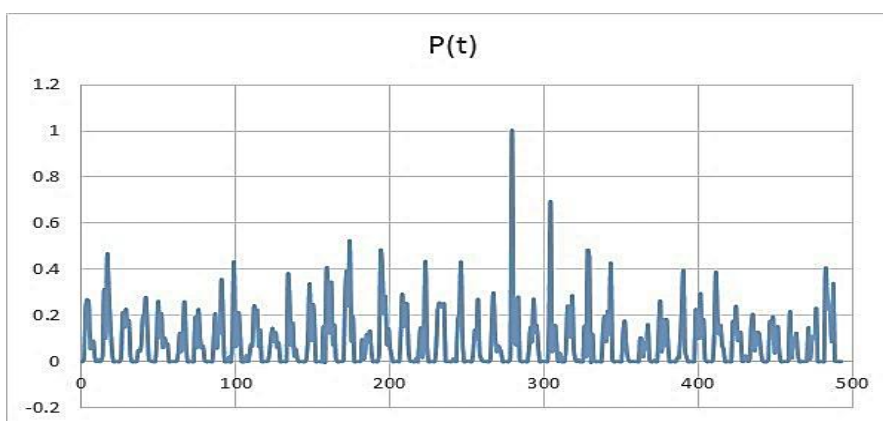
۲.۲. تهیه و پیش‌پردازش داده‌ها

داده‌های مورد نیاز از شرکت آب منطقه‌ای استان کهگیلویه و بویراحمد تهیه شد. این داده‌ها شامل مقادیر متوسط ماهانه بارندگی، دما و دبی در ایستگاه‌های باران‌سنجی و هیدرومتری واقع در این حوضه به مدت ۴۱ سال از سال ۱۳۵۸-۱۳۵۹ تا ۱۳۹۷-۱۳۹۸ هستند. پس از تهیه داده‌ها، آزمون ران تست^۱ به منظور بررسی همگنی داده‌ها انجام شد و نشان داد داده‌ها مربوط به یک جامعه آماری تصادفی هستند. در مدل‌سازی از میانگین داده‌های بارندگی و دما مربوط به ایستگاه‌های باران‌سنجی حوضه استفاده شد و داده‌های دبی رودخانه از ایستگاه هیدرومتری پاتاوه اخذ شد. موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی حوضه و ایستگاه هیدرومتری پاتاوه در شکل ۲ ارائه شده است.

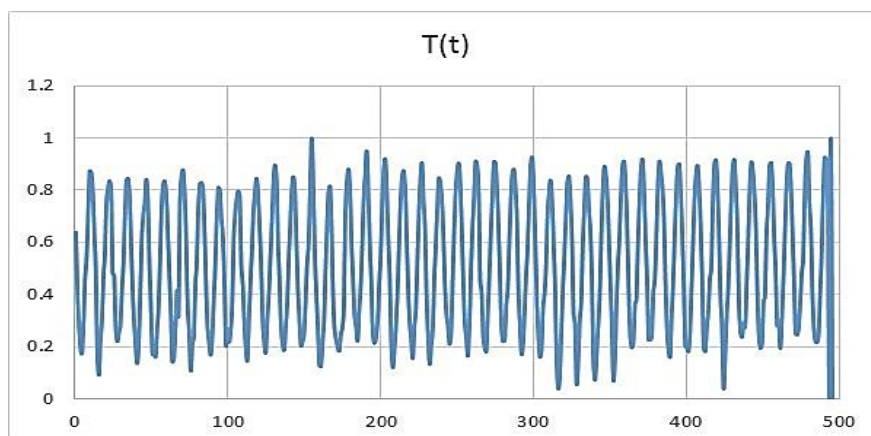
با تقسیم سری زمانی داده‌ها به مقدار ماکزیمم آن، داده‌های نرمال شده بین صفر تا ۱ به دست می‌آیند. سری زمانی مقادیر نرمال شده متوسط داده‌های بارندگی ماهانه، دمای متوسط ماهانه و داده‌های دبی ماهانه در شکل‌های ۳ تا ۵ نشان داده شده است. در این شکل‌ها، محور افقی تعداد ماه‌های اندازه‌گیری یعنی $41 * 12 = 492$ ماه است.



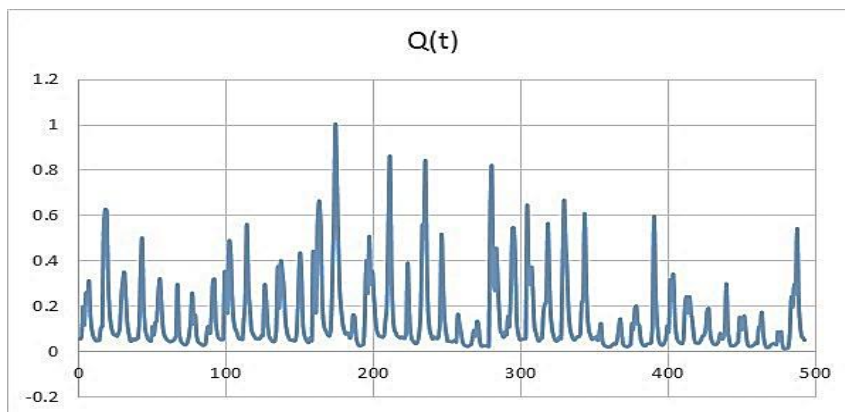
شکل ۲. موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی و ایستگاه هیدرومتری پاتاوه روی نقشه



شکل ۳. سری زمانی داده‌های نرمال‌شده بارش ماهانه



شکل ۴. سری زمانی داده‌های دمایی ماهانه نرمال‌شده



شکل ۵. سری زمانی داده‌های آبدی ماهانه نرمال شده

۳.۲. تعیین ترکیبات مختلف ورودی مدل‌های شبکه عصبی و فازی

اولین مرحله در مدل‌سازی مدل‌های داده‌محور، یافتن متغیرهای ورودی مناسب است. این متغیرهای ورودی، باید مستقل باشند و همبستگی مناسبی با پارامتر خروجی داشته باشند. به این منظور، ترکیبات مختلفی از متغیرهای مورد نظر به عنوان ورودی مدل در نظر گرفته می‌شود.

ترکیبات مختلف ورودی مدل شبکه عصبی و شبکه عصبی فازی بر اساس مطالعات انجام‌شده در این زمینه، به صورت جدول ۱ انتخاب شد. در این جدول، Q بیانگر آبدی متوسط ماهانه رودخانه، T میانگین دمای ماهانه و P میزان بارندگی ماهانه منطقه مورد مطالعه است که با تأخیرهای زمانی یک و دو ماه در نظر گرفته شده‌اند. درخور یادآوری است آبدی با یک ماه و دو ماه تأخیر در کلیه ورودی‌ها وجود دارد.

جدول ۱. ورودی‌های مختلف مدل‌های شبکه عصبی و شبکه عصبی فازی

ترکیبی از ورودی‌های مختلف

$$۱. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2))$$

$$۲. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), T(t))$$

$$۳. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), T(t), T(t-1))$$

$$۴. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2))$$

$$۵. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), P(t))$$

$$۶. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1))$$

$$۷. Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1), P(t-2))$$

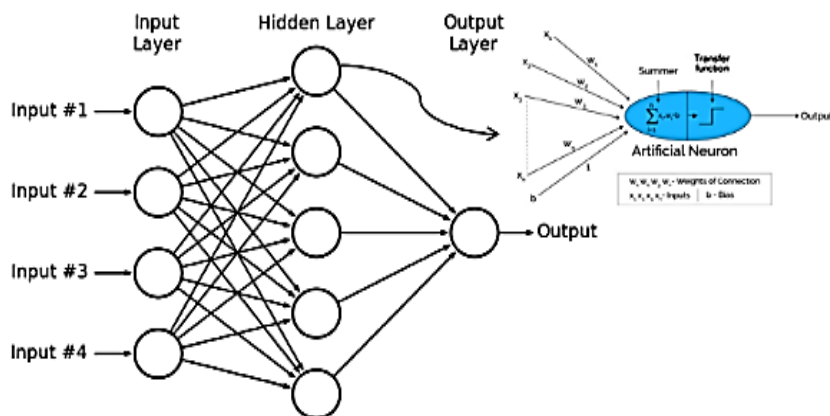
لذا در این مرحله داده‌ها با تأخیرهای مختلف در نرم‌افزار اکسل تعریف شدند و به عنوان ورودی مدل‌ها، در نرم‌افزار متلب مورد استفاده قرار گرفتند. با توجه به در نظر گرفتن حداکثر تأخیر ۲ ماهه، هر یک از متغیرها در نرم‌افزار متلب به صورت یک ماتریس ستونی با ابعاد ۱×۴۹۰ تعریف می‌شوند.

۴.۲. تدوین مدل‌های شبکه عصبی و فازی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه‌های عصبی - فازی (FNN) دو مدل داده‌محور هستند که در سال‌های اخیر از طرف محققان مختلف مورد توجه قرار گرفته‌اند. هیبریداسیون عصبی-فازی، به یک سیستم هوشمند هیبرید منجر می‌شود که با ترکیب کردن دو تکنیک مدل استدلالی انسان‌گونه از سیستم‌های فازی همراه با یادگیری و ساختار پیوندگرای شبکه‌های عصبی پدید می‌آید. سیستم عصبی-فازی سیستم سبک استدلالی انسان‌گونه را از طریق استفاده از مجموعه‌های فازی و یک مدل زبانی که شامل مجموعه‌ای از قانون‌های فازی IF-THEN است به کار می‌گیرد [۱۱].

۲.۴.۱. مدل‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

در ساخت مدل‌های شبکه عصبی از نوع پرسپترون چندلایه، مدل‌های مختلف با تعداد لایه‌های پنهان متفاوت و همچنین، تعداد نرون‌های مختلف در این لایه‌ها مد نظر قرار می‌گیرد. شکل ۶ ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

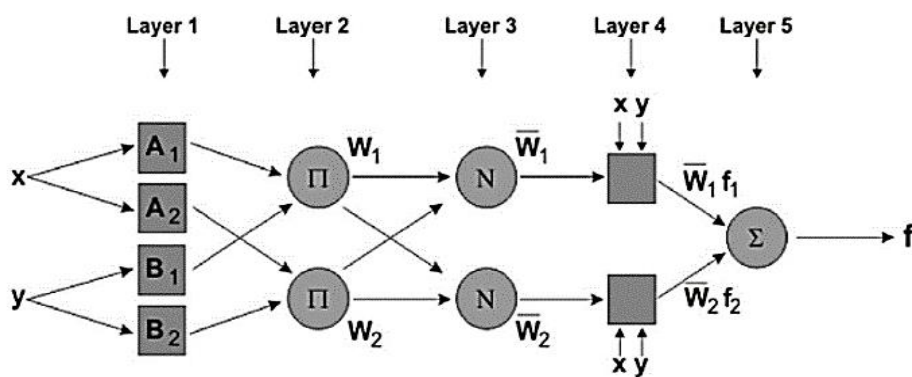


شکل ۶. ساختار شماتیک یک شبکه عصبی سه‌لایه و نحوه پردازش اطلاعات در یک نرون

مدل‌سازی شبکه عصبی شامل مراحل زیر است: الف) معرفی ورودی و خروجی به مدل؛ ب) انتخاب درصد داده‌های آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی که به صورت ۷۰، ۱۵ و ۱۵ درصد به صورت پیش‌فرض انتخاب شده است؛ ج) انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی؛ د) انتخاب الگوریتم آموزش شبکه عصبی (lenenberg marquardt, ...). ه) بررسی معیارهای توقف آموزش شبکه الگوریتم آموزش شبکه عصبی دارای معیارهای توقف مختلفی است که هر یک از معیارها که زودتر برآورده شود، الگوریتم متوقف می‌شود. در مدل‌سازی این معیارها بر اساس پیش‌فرض‌های نرم‌افزار متلب، به صورت زیر در نظر گرفته شد: تعداد تکرارها: ۱۰۰۰ تکرار، زمان: نامحدود، کارایی (خطا): ۰، گرادیان خطا: 10^{-7} ، $\mu: 10^{-10}$ ، تعداد دفعات مردود شدن در اعتبارسنجی: ۶

۲.۴.۲. مدل‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی-فازی

برای مدل‌سازی بارش- رواناب به روش فازی، از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده شد. ANFIS یک سیستم فازی سوگنو با تابع عضویت گاوسی است که دارای یک تابع عملکرد یا شاخص خطا است و با استفاده از الگوریتم آموزش گرادیان نزولی به صورت تکراری، پارامترهای سیستم را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که رفته‌رفته خطای سیستم کمینه شود و رفتار سیستم فازی با رفتار سیستم واقعی تطبیق یابد. ساختار یک مدل عصبی فازی تطبیقی در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۷. ساختار مدل عصبی فازی تطبیقی (ANFIS)

مراحل مدل سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی- فازی شامل مراحل زیر است:

الف) آماده سازی داده ها برای آموزش و آزمایش مشابه قبل به صورت ۷۰ درصد و ۳۰ درصد است. در کدنویسی لازم است داده های ورودی و خروجی مربوط به داده های آموزش و آزمایش مجزا شوند تا بتوان خطای حاصل بین مقادیر پیش بینی شده توسط مدل و مقادیر مشاهده ای در هر دو حالت آموزش و آزمایش مقایسه شود؛

ب) بارگذاری داده های آموزش؛

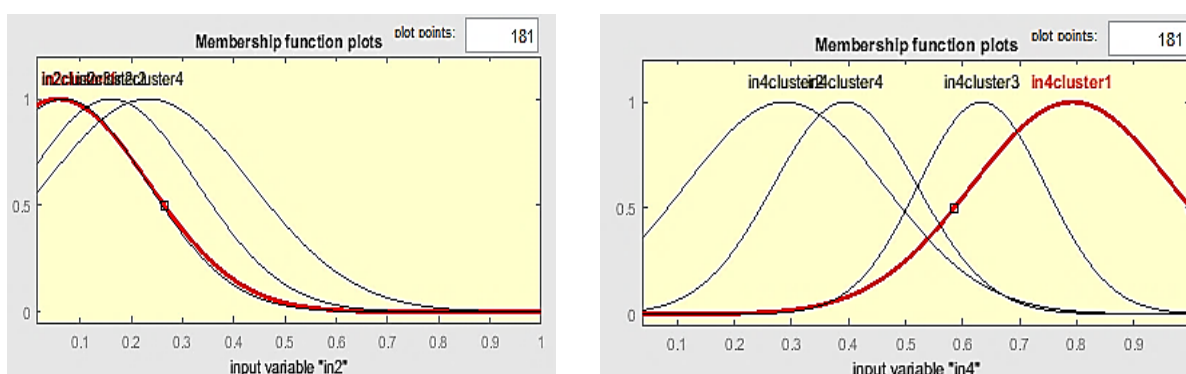
ج) تولید سیستم استنتاج فازی به روش خوشه بندی کاهشی؛

در این روش، تعداد و نحوه توزیع توابع عضویت، بر اساس فراوانی و نحوه پراکندگی داده ها تعیین می شود. در شکل ۸ نمونه ای از نحوه توزیع توابع عضویت برای متغیرهای ورودی دوم و چهارم در ترکیب بهینه نشان داده شده است.

د) آموزش شبکه با تکرارهای مختلف تا رسیدن به حداقل خطا؛

ه) آزمایش شبکه؛

ی) ارائه نتایج.



شکل ۸. چگونگی پراکندگی توابع عضویت در روش خوشه بندی کاهشی

۵.۲. ارزیابی مدل ها

دو شاخص آماری متداول ضریب همبستگی (R) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای سنجش خطای مدل ها به کار گرفته شد [۱۲]. این شاخص ها به صورت رابطه ۱ محاسبه می شوند:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}^o)(Q_i^e - \bar{Q}^e)}{\left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}^o)^2} \right] \left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i^e - \bar{Q}^e)^2} \right]} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^e)^2} \quad (2)$$

در این روابط Q_o بیانگر دبی مشاهداتی و Q_e بیانگر دبی محاسباتی و n تعداد داده ها است.

۶.۲. بررسی عدم قطعیت مدل ها

در این تحقیق به منظور بررسی عدم قطعیت مدل ها، مدل های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در قالب یک نمونه گیری مونت کارلو به کار گرفته می شوند. اساس کار شبیه سازی مونت کارلو بر پایه استفاده از اعداد تصادفی و حصول تابع توزیع احتمالاتی خروجی یک مدل است. به این صورت که متغیرهای ورودی به مدل با استفاده از تابع توزیع احتمالاتی مربوط به طور تصادفی تولید شده، سپس خروجی معادل آن ها از مدل مورد نظر به دست می آید و این عمل بارها تکرار می شود. سپس عدم قطعیت خروجی تابع از طریق محاسبه شاخص های آماری و یا تعیین تابع توزیع احتمالاتی برآورد می شود.

۲.۲. تئوری مدل مونت کارلو

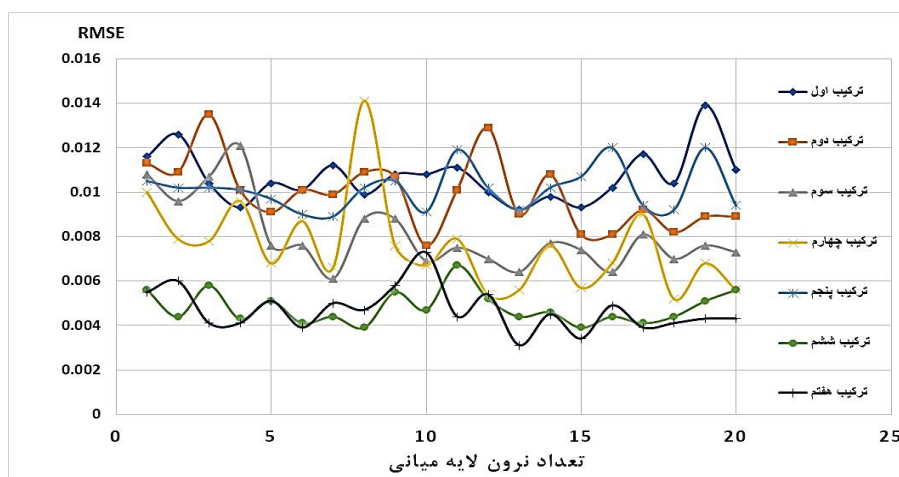
اساس روش شبیه‌سازی مونت کارلو، نمایش ترکیبات تصادفی حالت‌های ممکن از عدم قطعیت‌های است که در یک پدیده رخ می‌دهند. در این روش، ابتدا تابع توزیع انواع عدم قطعیت‌ها شناسایی و به وسیله کارشناسان و تجربیات طرح‌های گذشته تعیین می‌شوند و در مرحله ۲ تعداد داده‌های شبیه‌سازی تعیین می‌شود. این تعداد بستگی به پیچیدگی طرح و اهمیت ریسک‌های مورد بررسی در طرح تعیین می‌شود و می‌تواند ۱۰۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰ و ۳۰۰۰ انتخاب شود. از طرفی تحلیل نتایج نیز به طور مستقیم افزایش می‌یابد. البته هر چه تعداد اجراهای شبیه‌سازی بیشتر باشد، حالت‌های احتمالی بیشتری در فضای ممکن (فضای جواب) بررسی می‌شوند. در هر اجرا برای هر یک از متغیرهای تصادفی یک مقدار احتمالی بین حد بالا و حد پایین متغیرهای مربوط تولید می‌شود که فراوانی آن، از تابع توزیع احتمالات آن متغیر پیروی می‌کند. با این شیوه در هر اجرا، یک مجموعه جواب که در تناظر یک‌به‌یک با متغیر تصادفی تولید شده است فراهم می‌شود که از حالت‌های ممکن مطلوب است. مراحل اصلی کار در روش مونت کارلو عبارت‌اند از:

- گام ۱: تعیین بهترین تابع احتمالاتی برازش‌شده به هر یک از متغیرهای ورودی
- گام ۲: استخراج ۱۰۰۰ عدد تصادفی از بهترین تابع احتمالاتی برازش‌شده برای هر متغیر ورودی و خروجی
- گام ۳: تعیین خروجی به ازای ورودی‌های تصادفی برای بهترین مدل شبکه عصبی و مدل شبکه عصبی-فازی
- گام ۴: تعیین بهترین تابع توزیع احتمالاتی برازش‌یافته خروجی‌های حاصل و تعیین میانگین و انحراف معیار داده‌ها

۳. نتایج و یافته‌های پژوهش

۳.۱. حساسیت‌سنجی روی تعداد نرون‌های لایه میانی

یکی از پارامترهای مؤثر در بهبود میزان تابع عملکرد مدل شبکه عصبی، تعداد نرون‌های لایه میانی است. تعیین تعداد مناسب نرون‌های لایه میانی فرمول مشخصی ندارد و باید به روش سعی و خطا مشخص شود. برای انجام حساسیت‌سنجی روی تعداد نرون‌های لایه میانی، با استفاده از کدنویسی در نرم‌افزار MATLAB، مدل‌سازی شبکه عصبی برای همه ترکیبات ورودی و با تعداد نرون‌های لایه میانی مختلف (۱ تا ۲۰) انجام شد. نتایج نشان می‌دهد بهترین تعداد نرون لایه میانی برای ترکیبات مختلف ورودی متغیر است و برای ترکیب بهینه (ترکیب هفتم) برابر ۱۳ است (شکل ۹).



شکل ۹. حساسیت‌سنجی به تعداد نرون لایه میانی

۳.۲. انتخاب بهترین ترکیب متغیرهای ورودی در مدل شبکه عصبی

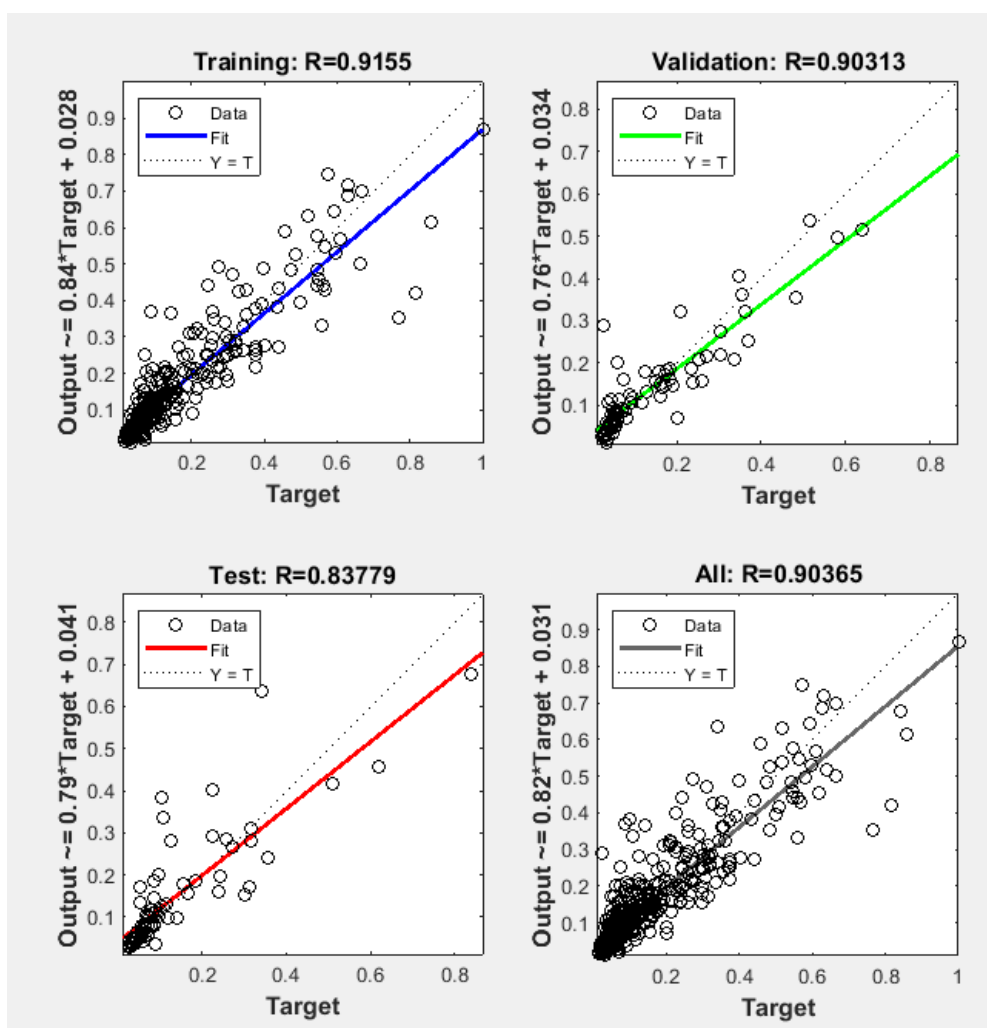
بهترین مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی رواناب حوضه بشار بر اساس مدلی که بیشترین ضریب همبستگی و کمترین میزان خطا را نسبت به داده‌های مشاهداتی داشته باشد. نتایج نشان می‌دهد بهترین ترکیب متغیرهای ورودی بر اساس معیار خطا و

ضریب همبستگی، ترکیب ورودی هفتم است (جدول ۲). این ترکیب ورودی شامل دبی‌های رودخانه با یک ماه و دو ماه تأخیر به همراه مقادیر بارش ماهانه و بارش ماهانه با یک ماه و دو ماه تأخیر است. همچنین بر اساس نتایج این جدول می‌تواند ورودی‌های مؤثر را تشخیص داد.

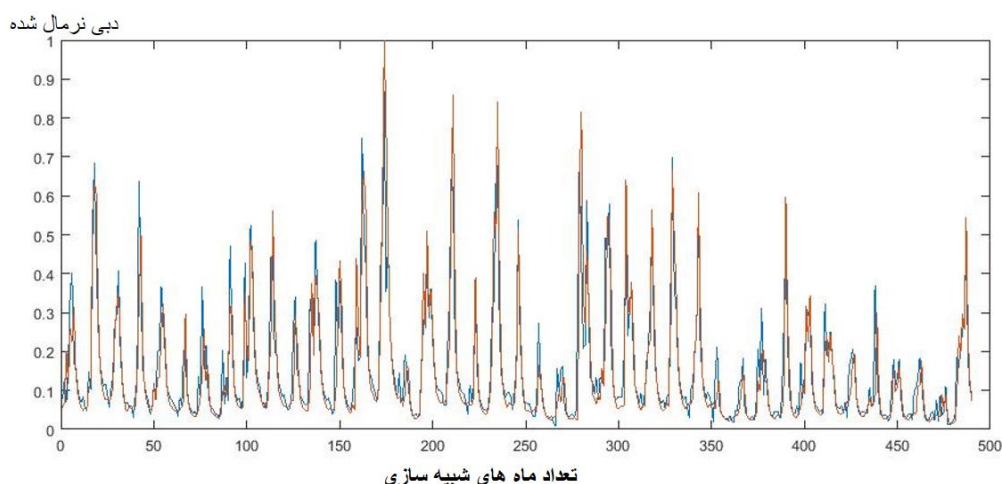
جدول ۲. ضریب همبستگی و خطا در مدل شبیه‌سازی شبکه عصبی

ترکیبات ورودی	RMSE	R ²
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2))$	-/۰.۰۹۳	-/۰.۷۸۳۰
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), T(t))$	-/۰.۰۹۰	-/۰.۸۳۰۲
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), T(t), T(t-1))$	-/۰.۰۶۱	-/۰.۸۶۶۳
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2))$	-/۰.۰۵۲	-/۰.۸۵۵۷
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1))$	-/۰.۰۸۸	-/۰.۷۹۶۹
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1), P(t-2))$	-/۰.۰۳۹	-/۰.۹۱۶۴
	+/۰.۰۳۱	+/۰.۹۳۱۱

در شکل ۱۰، ضریب همبستگی مدل و داده‌های مشاهده‌ای در مرحله آموزش، اعتبارسنجی، آزمایش و کل داده‌ها و در شکل ۱۱، مقایسه مقادیر دبی مشاهده‌ای و مدل‌سازی شده توسط ترکیب هفتم شبکه عصبی نشان داده شده است. همان‌گونه که در این شکل مشاهده می‌شود مقادیر ماکزیمم دبی به‌خوبی مدل‌سازی شده‌اند.



شکل ۱۰. ضریب همبستگی مدل و داده‌های مشاهده‌ای در مرحله آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل داده‌ها



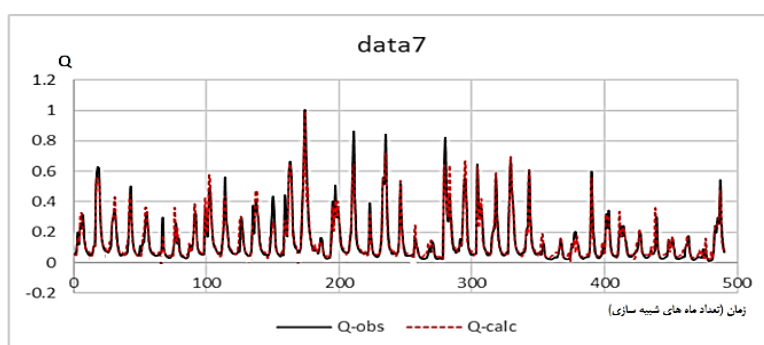
شکل ۱۱. تغییرات دبی مشاهده شده و دبی محاسبه شده برای ترکیب ورودی هفتم

۳.۳. تعیین بهترین ترکیب متغیرهای ورودی در مدل شبکه عصبی فازی

پس از مدل‌سازی با شبکه عصبی فازی، برای کلیه ترکیبات ورودی، حداقل ریشه مجموع مربعات خطاها مطابق جدول ۳ به دست آمد. بهترین ترکیب بر اساس مدل شبکه عصبی-فازی بر مبنای ایجاد ساختار با روش خوشه‌بندی کاهشی بر اساس این شاخص خطا، ترکیب ورودی هفتم است. شکل ۱۲ مقایسه مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی در ترکیب ورودی هفتم را نشان می‌دهد.

جدول ۳. میزان خطا در مدل شبیه‌سازی شبکه عصبی فازی

ترکیب ورودی	RMSE
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2))$	۰/۰۹۸۷۳۹
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), T(t))$	۰/۱۰۱۲۸۶
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), T(t), T(t-1))$	۰/۰۸۳۰۳۷
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), T(t), T(t-1), T(t-2))$	۰/۰۷۷۰۳۴
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), P(t))$	۰/۰۹۰۲۶۵
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1))$	۰/۰۵۹۸۰۴
$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1), P(t-2))$	۰/۰۵۱۹۹۹



شکل ۱۲. مقایسه دبی مشاهده شده و محاسبه شده در ترکیب ورودی هفتم

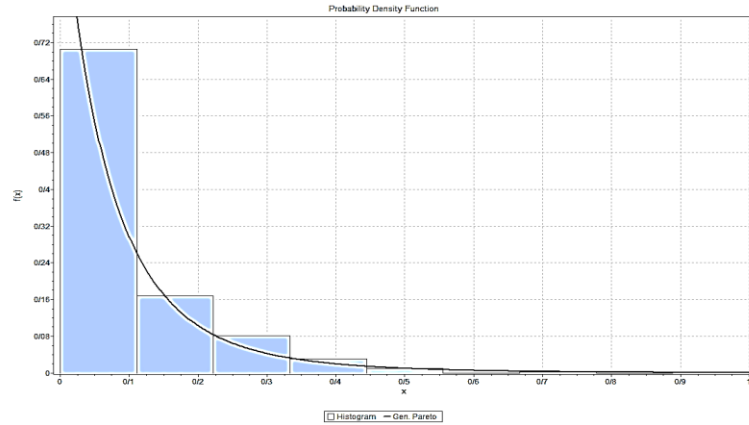
۴.۳. آنالیز عدم قطعیت مدل‌ها با استفاده از روش مونت کارلو

در این تحقیق از مدل‌های شبکه عصبی و شبکه عصبی فازی به عنوان مدل ریاضی استفاده شد. برای انتشار توابع چگالی احتمال متغیرهای ورودی و خروجی، از نرم‌افزار EasyFit استفاده شد.

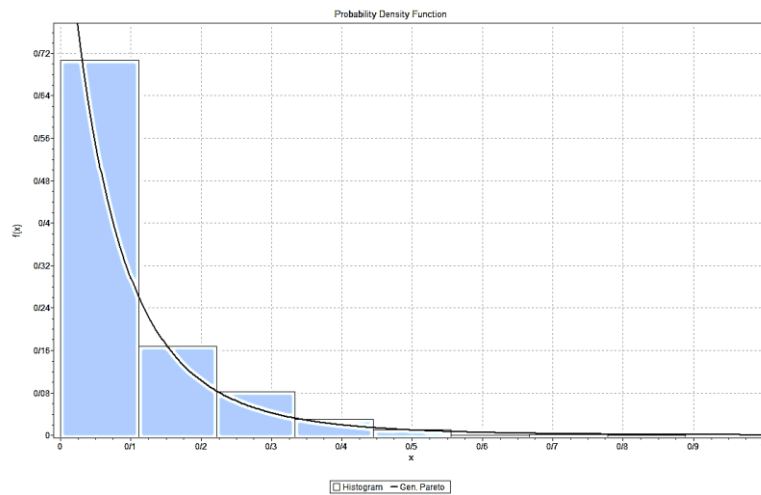
با توجه مراحل قبل، در هر دو روش شبکه عصبی و شبکه عصبی فازی، بهترین ترکیب ورودی برای شبیه‌سازی رواناب رودخانه بشار به صورت رابطه ۳ به دست آمد:

$$Q(t)=f(Q(t-1), Q(t-2), P(t), P(t-1), P(t-2)) \quad (3)$$

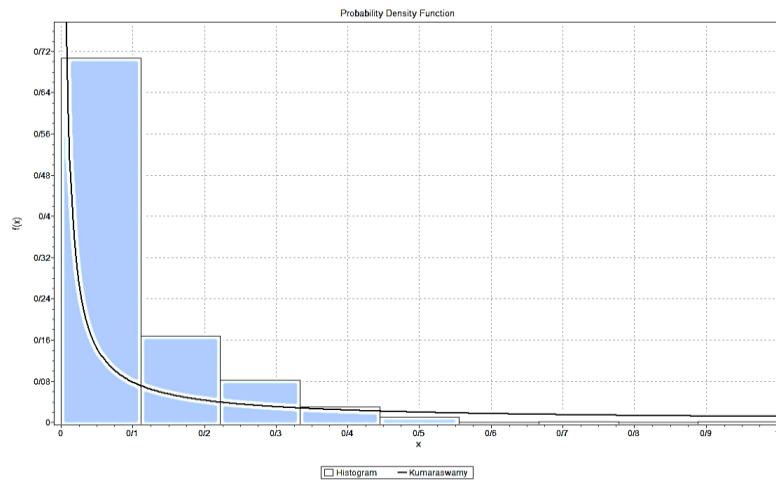
در ادامه بهترین تابع احتمالاتی برازش شده به هر یک از متغیرهای ورودی در شکل‌های ۱۳ تا ۱۷ نشان داده شده است.



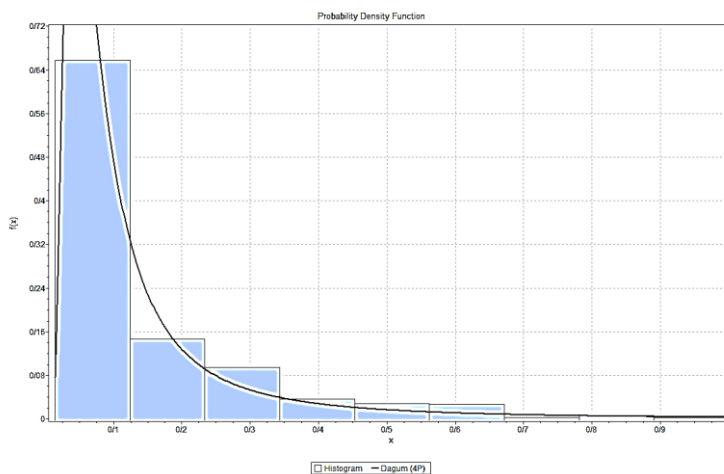
شکل ۱۳. بهترین تابع احتمالی برازش شده (GenPareto) روی مقادیر متغیر ورودی P



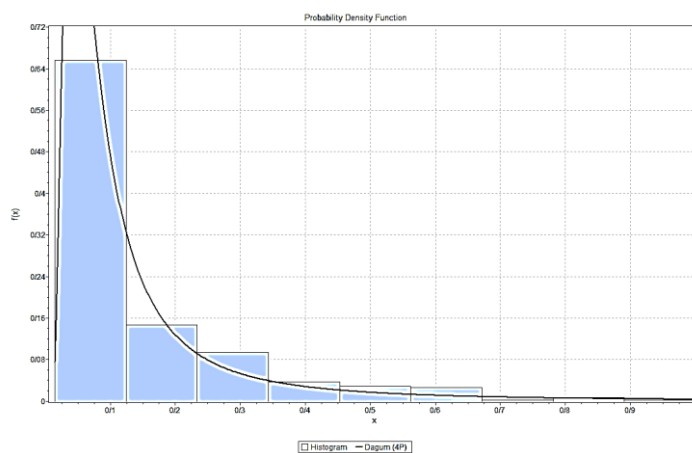
شکل ۱۴. بهترین تابع احتمالی برازش شده (GenPareto) روی مقادیر متغیر ورودی P (t-1)



شکل ۱۵. بهترین تابع احتمالی برازش (Kumaraswamy) روی مقادیر متغیر ورودی P (t-2)

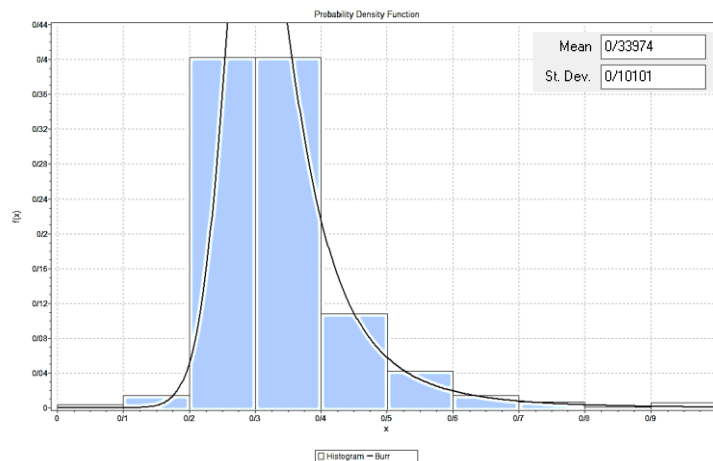


شکل ۱۶. بهترین تابع احتمالی برازش شده (دوگان) روی متغیر ورودی $(1-t)Q$

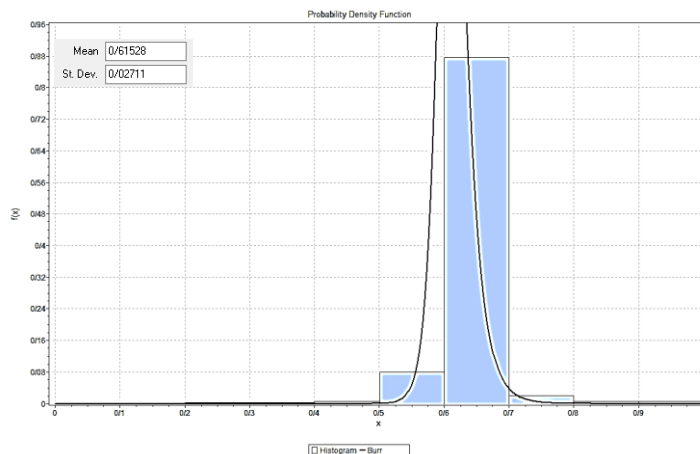


شکل ۱۷. بهترین تابع احتمالی برازش شده (دوگان) روی متغیر ورودی $(2-t)Q$

در ادامه به ازای ورودی‌های تصادفی به دست آمده از توابع احتمالاتی بالا، مقادیر خروجی برای بهترین مدل شبکه عصبی و مدل شبکه عصبی-فازی به دست می‌آید و بهترین تابع توزیع احتمالاتی برازش یافته بر خروجی‌های حاصل با توجه به آزمون‌های نیکویی برازش تعیین می‌شود. بهترین تابع توزیع احتمالاتی برازش یافته بر خروجی حاصل از هر دو مدل شبکه عصبی و مدل شبکه عصبی-فازی، توزیع Bur به دست آمد و پارامترهای آماری تابع توزیع خروجی استخراج شد (شکل‌های ۱۸ و ۱۹).



شکل ۱۸. بهترین تابع توزیع احتمالاتی مقادیر خروجی از ورودی‌های تصادفی در بهترین مدل شبکه عصبی



شکل ۱۹. بهترین تابع توزیع احتمالاتی مقادیر خروجی از ورودی‌های تصادفی در بهترین مدل شبکه عصبی فازی

۳.۴.۱. تعیین فاصله اطمینان برای مدل شبکه عصبی

با استفاده از بهترین تابع توزیع احتمالاتی برازش شده بر داده‌های خروجی حاصل از مدل شبکه عصبی، سطح زیر منحنی احتمال در بازه‌های یک برابر، دو برابر و سه برابر انحراف معیار از میانگین داده به صورت جدول ۴ به دست آمد:

- با اطمینان ۹۸/۳ درصد، خروجی در بازه (۰/۶۴ و ۰/۳۶) قرار دارد.
- با اطمینان ۹۶/۱ درصد، خروجی در بازه (۰/۵۴ و ۰/۱۳۷) قرار دارد.
- با اطمینان ۸۲/۹ درصد، خروجی در بازه (۰/۴۴ و ۰/۲۳) قرار دارد.

جدول ۴. فاصله اطمینان برای مدل شبکه عصبی

	Std.	Mean
	۰/۱۰۱۰۱	۰/۳۳۹۷۹
قابلیت اطمینان	M-S	M+S
۰/۸۲۹	۰/۲۳۸۷۸	۰/۴۴۰۸
قابلیت اطمینان	M-۲S	M+۲S
۰/۹۶۱	۰/۱۳۷۷۷	۰/۵۴۱۸۱
قابلیت اطمینان	M-۳S	M+۳S
۰/۹۸۳	۰/۰۳۶۷۶	۰/۶۴۲۸۲

۳.۴.۲. تعیین فاصله اطمینان برای مدل شبکه عصبی فازی

با استفاده از بهترین تابع توزیع احتمالاتی برازش شده بر داده‌های خروجی حاصل از مدل شبکه عصبی فازی، سطح زیر منحنی احتمال در بازه‌های یک برابر، دو برابر و سه برابر انحراف معیار از میانگین داده به صورت جدول ۵ به دست آمد:

- با اطمینان ۹۸/۹ درصد، خروجی بین بازه (۰/۶۹ و ۰/۵۳) قرار دارد.
- با اطمینان ۹۴/۴ درصد، خروجی در بازه (۰/۵۴ و ۰/۱۳۷) قرار دارد.
- با اطمینان ۷۳/۳ درصد، خروجی در بازه (۰/۶۴ و ۰/۵۸) قرار دارد.

همان‌طور که مشاهده شد، به ازای متغیرهای ورودی تصادفی، میزان انحراف از معیار در خروجی مدل شبکه عصبی بیشتر از مدل شبکه عصبی فازی است که نشان از عدم قطعیت در نتایج مدل شبکه عصبی به ازای ورودی‌های یکسان دارد. همچنین نتایج حاصل از محاسبه فاصله اطمینان نشان می‌دهد بازه اطمینان برای مقادیر اطمینان مختلف، در شبکه عصبی فازی کوچک‌تر است که نشان از عدم قطعیت کمتر این مدل دارد.

جدول ۵. فاصله اطمینان برای مدل شبکه عصبی- فازی

	Std.	Mean
	۰/۰۲۷۱۱	۰/۶۱۵۲۸
قابلیت اطمینان	M-S	M+S
۰/۷۳۳	۰/۵۸۸۱۷	۰/۶۴۳۳۹
قابلیت اطمینان	S۲M-	S۲M+
۰/۹۴۹	۰/۵۶۱۰۶	۰/۶۶۹۵
قابلیت اطمینان	S۳M-	S۳M+
۰/۹۸۹	۰/۵۳۳۹۵	۰/۶۹۶۶۱

۴. نتیجه‌گیری

در این تحقیق به بررسی تحلیل عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی فازی در شبیه‌سازی بارش - رواناب حوضه رودخانه بشار پرداخته شد. شبکه عصبی مورد استفاده از نوع شبکه عصبی پرسپترون چندلایه است. در شبکه عصبی فازی از سیستم استنتاج فازی سوگنو استفاده شد. در ساخت مدل‌های شبکه عصبی از نوع پرسپترون چندلایه، مدل‌های مختلف با تعداد لایه‌های پنهان متفاوت و همچنین تعداد نرون‌های مختلف در این لایه‌ها مد نظر قرار گرفت. همچنین در ساخت شبکه‌های عصبی- فازی، روش‌های مختلف ساخت مدل فازی، تعداد توابع عضویت و نوع آن لحاظ خواهد شد. به منظور بررسی عدم قطعیت مدل‌ها، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در قالب یک نمونه‌گیری مونت‌کارلو به کار گرفته شدند. بررسی ترکیبات مختلف ورودی مدل شبکه عصبی نشان داد بهترین ترکیب متغیرهای ورودی بر اساس معیار ضریب همبستگی، ترکیب ورودی شامل دبی‌های رودخانه با یک ماه و دو ماه تأخیر به همراه مقادیر بارش ماهانه و بارش ماهانه با یک ماه و دو ماه تأخیر است. بررسی ترکیبات مختلف ورودی مدل شبکه عصبی فازی نیز همین ترکیب ورودی را به عنوان بهترین ترکیب داده‌های ورودی مدل ارائه کرد. برای مدل‌سازی کلیه حالت‌های ترکیبات ورودی در شبکه عصبی- فازی از روش خوشه‌بندی کاهشی برای ایجاد ساختار سیستم استنتاج فازی استفاده شد. نتایج حاصل از حساسیت‌سنجی روی تعداد نرون‌های لایه میانی در مدل شبکه عصبی برای ترکیبات مختلف ورودی نشان می‌دهد بهترین تعداد نرون برای ترکیبات مختلف ورودی متغیر است. نتایج نشان داد بهترین ترکیب ورودی برای مدل‌سازی رواناب در حوضه رودخانه بشار با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی، ترکیبی است که تأثیر بارش‌های ماه جاری و بارش‌های متوسط یک ماه و دو ماه قبل را در نظر بگیرد. نتایج حاصل از مدل‌سازی بارش- رواناب با مدل شبکه عصبی نشان داد بهترین ترکیب ورودی، ترکیب ورودی هفتم با ۱۳ نرون در لایه میانی است. نتایج حاصل از تحلیل عدم قطعیت مدل‌ها با استفاده از روش مونت‌کارلو نشان داد به ازای متغیرهای ورودی تصادفی، میزان انحراف از معیار در خروجی مدل شبکه عصبی بیشتر از مدل شبکه عصبی فازی است که نشان از عدم قطعیت در نتایج مدل شبکه عصبی به ازای ورودی‌های یکسان دارد. همچنین نتایج حاصل از محاسبه فاصله اطمینان نشان می‌دهد بازه اطمینان برای مقادیر اطمینان مختلف، در شبکه عصبی فازی کوچک‌تر است که نشان از عدم قطعیت کمتر این مدل دارد.

منابع

- [1]. Abbaszadeh H, Norouzi R, Süme V, Daneshfaraz R, Tarinejad R. Discharge coefficient of combined rectangular-triangular weirs using soft computing models. *Journal of Hydraulic Structures*, 2023, 98–110.
- [2]. Hassanzadeh Y, Abbaszadeh H. Investigating Discharge Coefficient of Slide Gate-Sill Combination Using Expert Soft Computing Models, *Journal of Hydraulic Structures*, 2023, 63–80.
- [3]. Aqil M, Kita I, Yano A, Nishiyama, S. Analysis and prediction of flow from local source in a river basin using a Neuro-fuzzy modeling tool, *Journal of environmental management*, 2007, 215–223.
- [4]. Eskandari A, Noori R, Vesali Naseh MR, Saeedi F. Uncertainty Evaluation of ANN and ANFIS Models in Inflow Forecasting into the Raees-Ali Delvari Dam,” *Journal of Environmental Science and Technology*, 2019, 31–47.
- [5]. Nadiri AA, Yousefzadeh S. A Comparison of the Performance of Artificial Neural Network, Fuzzy Logic and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems Models in the Estimation of Aquifer Hydraulic Conductivity. A Case Study: Maraghe-Bonab Aquifer, *Hydrogeomorphology*, 2017, 21–40.
- [6]. Razzaghzadeh Z, Nourani V, Behfar N. The conjunction of feature extraction method with AI-based ensemble statistical downscaling models, *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 2020.
- [7]. Hassanzadeh Y, Moazamnia M, Sadeghfam S, Nadiri, A A. Hydraulic conductivity and uncertainty analysis of between-models and input data by using Bayesian model averaging of artificial intelligence model, *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 2020, 2171–2190.
- [8]. Zeinalie M, Golabi, M R, Niksokhan M H, Sharifi, M R. Modeling Daily River Flow Using Simulator Meta-Models (Case study: Gamasiab River), *Journal of Environmental Science and Technology*, 2020, 121–133.
- [9]. Seifi, A, Ehteram, M, Singh, V P, Mosavi A. Modeling and uncertainty analysis of groundwater level using six evolutionary optimization algorithms hybridized with ANFIS, SVM, and ANN, *Sustainability*, 2020, 4023.
- [10]. Riahi-Madvar H, Seifi A. Uncertainty analysis in bed load transport prediction of gravel bed rivers by ANN and ANFIS, *Arabian Journal of Geosciences*, 2018, 1–20.
- [11]. Daneshfaraz R, Norouzi R, Ebadzadeh P, Di Francesco S, Abraham J P. Experimental study of geometric shape and size of sill effects on the hydraulic performance of sluice gates, *Water*, 2023, 314.
- [12]. Abbaszade H, Norouzi R, Süme V, Kuriqi, Daneshfaraz R, Abraham J. Sill role effect on the flow characteristics (experimental and regression model analytical),” *Fluids*, 2023, 235.