



استفاده از مدل موجک - عصبی در شبیه سازی جریان روزانه رودخانه

مهرداد فریدونی*

بهرام غلامی

گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد لارستان، لارستان، ایران
گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد لارستان، لارستان، ایران

چکیده مبسوط

مقدمه: امروزه یکی از مهم ترین مسایل جهت مدیریت سیلاب و جلوگیری از صدمات اقتصادی و جانی ناشی از آن، پیش بینی صحیح جریان رودخانه ها می باشد. یکی از بهترین راه های کاهش اثرات مخرب سیلاب، استفاده از سدها است. تخمین دقیق جریان ورودی به مخازن سدها می تواند نقش به سزایی در برنامه ریزی و مدیریت منابع آب داشته باشد. اما فاکتورها و عوامل مختلفی بر روی این پدیده تاثیر گذارند که تحلیل آن ها را مشکل می سازد. مدل های آماری و رگرسیون از معمول ترین روش های تحلیلی می باشند که غالباً با توجه به حل خطی این پدیده ها نتایجی همراه با خطا ارائه داده و نمی توانند تغییرات زمانی پدیده مورد نظر را با دقت قابل قبولی مدل سازی نمایند. لذا انتخاب مدلی که بتواند با استفاده از عوامل تاثیر گذار، جریان ورودی را به طور قابل قبولی تخمین بزند امری ضروری به نظر می رسد. امروزه سیستم های هوشمند هم چون شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی با توجه به توانایی در حل پدیده های غیر خطی و پیچیده کاربرد گسترده ای در مسائل مختلف مهندسی آب از جمله مطالعات هیدرولوژی پیدا کرده است.

مواد و روش ها: در این تحقیق به منظور شبیه سازی جریان روزانه از مدل های موجک عصبی استفاده شده که در این ارتباط از داده های مورد نیاز روزانه شامل بارش، دما، دبی جریان و غیره ایستگاه هیدرومتری مشرف بر رودخانه سیوند در یک دوره ۲۸ ساله (۱۳۸۹-۱۳۶۱) استفاده شد. به منظور استفاده از مدل های موجک عصبی در ابتدا، داده های ورودی مدل را با استفاده از توابع موجک تجزیه کرده و در ادامه ۸۰ درصد داده ها جهت آموزش و ۲۰ درصد جهت آزمون مدل استفاده گردید. در این تحقیق از نرم افزار متلب به منظور مدل سازی استفاده شده است.

نتایج و بحث: در مدل ترکیبی موجک-عصبی ابتدا سیگنال پارامترهای ورودی با استفاده از تبدیلات موجک تجزیه شده، سپس زیر سیگنال ها به عنوان ورودی به شبکه عصبی وارد می شود. تعداد نرون های ورودی برای شبکه برابر با $m*(j+1)$ که j درجه تجزیه موجک و m تعداد پارامترهای ورودی است. به عنوان مثال به ازای درجه تجزیه یک، با توجه به پارامترهای ورودی که در این پژوهش برابر ۴ (بارش، جریان، دما و تبخیر) است تعداد نرون ورودی برابر ۸ به دست می آید. لایه خروجی نیز دارای یک نرون است. تعداد نرون های لایه میانی متغیر بوده و با سعی و خطا به دست می آید. در این پژوهش تعداد نرون های لایه میانی بین سه تا ده در نظر گرفته شده است. با بررسی ساختارهای مختلف، این نتیجه حاصل شد که افزایش تعداد نرون های لایه میانی دلیلی برای بهتر شدن نتیجه مدل نیست، به طوری که در این پژوهش تمامی ساختارهای برتر تعداد نرون های لایه میانی کمتر از ۱۰ بوده است. یعنی با تعداد نرون های کمتر هم می توان انتظار نتایج مطلوب را داشت. با بررسی توابع آموزش مختلف می توان به این نتیجه رسید که استفاده از کلیه توابع آموزش با توجه به زمان بر بودن توصیه نمی شود. در نهایت پس از آزمون مدل های مختلف با ساختارهای متفاوت نتایج حاکی از عملکرد مناسب اکثر مدل ها در شبیه سازی جریان روزانه با ضریب تعیین حدود ۰/۹۸ و جذر میانگین مربعات خطای حدود ۰/۰۰۸ می باشد.

نتیجه گیری: در این مطالعه از مدل هیبرید موجکی-عصبی به منظور پیش بینی جریان روزانه رودخانه استفاده شده است. بعد از بررسی های متعدد و استفاده از توابع موجکی مختلف در تجزیه سیگنال ورودی و همچنین استفاده از توابع مختلف در آموزش مدل ترکیبی نتایج حاکی از عملکرد مناسب مدل های تلفیقی موجک عصبی در شبیه سازی جریان روزانه می باشد. نتایج نشان داد که مدل موجک عصبی یک روش مناسب به منظور پیش بینی کوتاه مدت در حوضه های نیمه خشک با رودخانه های غیر دائمی می باشد. تبدیل موجکی با جدا نمودن سیگنال به فرکانس های بالا و پایین ویژگی های چند مقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل توجهی بالا می برد. همچنین این مدل ها نتایج مناسبی را در برآورد دبی اوج در بر داشته است.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۲۴

واژه های کلیدی:

مدل، سیستم های هوشمند، شبکه عصبی، موجک جریان

نویسنده مسئول: مهرداد فریدونی

نشانی: گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد لارستان، لارستان، ایران | تلفن: ۰۹۱۷۷۱۴۴۱۹ | پست الکترونیکی: m.fereydooni@yahoo.com

استاد: فریدونی مهرداد، غلامی بهرام. استفاده از مدل موجک - عصبی در شبیه سازی جریان روزانه رودخانه. پژوهش های نوین در مهندسی محیط زیست. ۱۴۰۴؛ ۱۰(۳): ۵۲-۴۱.

حقوق نویسندگان محفوظ است. این مقاله با دسترسی آزاد و تحت مجوز مالکیت خلاقانه <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0> در فصلنامه پژوهش های نوین در مهندسی محیط زیست منتشر شده است. هرگونه استفاده غیر تجاری فقط با استناد و ارجاع به اثر اصلی مجاز است.



مقدمه

مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی هم‌چون بارش - رواناب می‌تواند نقش مهمی در کاهش خشکسالی‌ها، کنترل سیلاب‌ها و مدیریت منابع آب ایفا کند. امروزه مدل‌های متعددی به‌منظور شبیه‌سازی فرآیندهای پیچیده هیدرولوژیکی توسعه پیدا کرده است. مدل‌های هوشمند هم‌چون شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی توانایی نسبتاً مناسبی در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی را از خود نشان داده‌اند. جهت طراحی بهینه و قابل اعتماد سیستم‌هایی مانند مخازن سدها و برنامه‌ریزی کارآمد در مدیریت منابع آب، تخمین صحیح آینده رودخانه اهمیت زیادی دارد. به‌منظور پیش‌بینی جریان رودخانه در طی سالیان گذشته، روش‌های مختلفی ابداع شده است که به‌طور کلی می‌توان به دو دسته مدل‌های مفهومی و مدل‌های مبتنی بر داده یا آماری طبقه‌بندی کرد. مدل‌های آماری کاربردی‌تر از مدل‌های مفهومی می‌باشند. زیرا درک ساختار داخلی آن‌ها از فرآیندهای فیزیکی مدل‌سازی مستقل است. در طی چهار دهه گذشته مدل‌های سری زمانی کاربرد گسترده‌ای در پیش‌بینی جریان رودخانه پیدا کرده‌اند (الشفیع و همکاران ۲۰۰۷).

در سال‌های اخیر مدل‌های غیرخطی مانند شبکه عصبی (ANN)^۱ به‌طور گسترده‌ای برای مدل‌سازی سری زمانی استفاده گردیده‌اند. در این راستا شبکه‌های عصبی مصنوعی برای غلبه بر مشکلات موجود در مدل‌سازی سری زمانی متغیرهای هیدرولوژیکی استفاده شده‌اند. هم‌چنین در برخی مطالعات گزارش شده که مدل از دقت بسیار زیادی برخوردار نیست زیرا این مدل‌ها فقط برخی از رفتار سری زمانی را شامل می‌شوند (ونشنگ و جینگ ۲۰۰۳). لذا به‌منظور رفع این مشکل، از آنالیز موجک همراه با شبکه‌های عصبی استفاده شده است. اساس روش موجک این است که یک فرآیند ریاضی را جهت تجزیه یک سیگنال به سطوح مختلفی از جزئیات و آنالیز آماده می‌کند. در سال‌های اخیر نظریه موجک در زمینه هیدرولوژی مورد استفاده قرار گرفته است (اسمیت و همکاران ۱۹۹۸، لابات و همکاران ۲۰۰۰).

تاکنون مطالعات زیادی در ارتباط با شبیه‌سازی مولفه‌های هیدرولوژیکی در داخل و خارج با استفاده از مدل‌های هوشمند انجام گرفته که در ادامه به بعضی از تحقیقات اشاره خواهد شد. اصغری و ریاحی نیا (۱۳۹۹) به بررسی پتانسیل‌یابی منابع آب‌های زیرزمینی در دشت خرم‌آباد با استفاده از دو روش منطق فازی و

شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. هدف از این تحقیق ارزیابی و پتانسیل‌یابی منابع آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی در دشت خرم‌آباد است. در این تحقیق ابتدا نقشه فهرست چاه‌ها تهیه و بعد پارامترهای موثر در پتانسیل‌یابی از قبیل لایه ارتفاع، شیب، جهت شیب، انحنای سطح، شاخص رطوبت توپوگرافی، کاربری اراضی، خاک، زمین‌شناسی، فاصله از رودخانه، تراکم زه‌کشی، فاصله از گسل، تراکم گسل مشخص و نقشه آن‌ها در محیط نرم‌افزار Arc GIS تهیه شد. جهت تهیه نقشه پتانسیل‌یابی منابع آب زیرزمینی از دو روش منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. در مدل شبکه عصبی مصنوعی الگوریتم پس‌انتشار خطا و تابع فعال‌سازی سیگموئید به‌کار گرفته شد. ساختار نهایی شبکه دارای ۱۱ نرون در لایه ورودی، ۱۱ نرون در لایه پنهان و ۱ نرون در لایه خروجی گردید. در مدل منطق فازی از اپراتورهای عملگر اجتماع فازی، عملگر اشتراک فازی، عملگر ضرب جبری فازی، عملگر جمع جبری فازی و عملگر گاما فازی استفاده شد. سپس نتایج هر دو مدل مورد ارزیابی قرار گرفت و در نهایت با مقایسه نتایج به‌دست آمده روش مناسب جهت پتانسیل‌یابی منابع آب‌های زیرزمینی به‌دست آمد و هم‌چنین مهم‌ترین عوامل موثر در پتانسیل‌یابی منابع در منطقه مشخص گردید. نتایج ارزیابی شبکه عصبی با چاه‌هایی با دبی بالا نشان می‌دهد که حدود ۸۰ درصد از چاه‌ها در مناطق با پتانسیل متوسط به بالا است درحالی‌که نقشه منطق فازی حدود ۷۵ درصد چاه‌ها در مناطق با پتانسیل متوسط به بالا را نشان می‌دهد. نتایج این پژوهش نشان داد که روش شبکه عصبی جهت پتانسیل‌یابی منابع آب زیرزمینی نسبت به روش منطق فازی مناسب‌تر و کاربردی‌تر است.

معروف سی و سه مرده و همکاران (۱۳۹۹) پیش‌بینی دبی جریان رودخانه زرينه‌رود میان دو آب را با استفاده از شبکه عصبی مورد بررسی قرار داده‌اند. در این تحقیق جهت برآورد دبی رودخانه زرينه‌رود، از آمار و اطلاعات دبی روزانه رودخانه زرينه‌رود با طول دوره آماری ۱۶ سال در محل ایستگاه ساری قمیش با استفاده از نرم‌افزار نروسولوشن استفاده شد. در این تحقیق ۴۸ درصد داده‌ها برای آموزش، ۲۶ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۲۶ درصد بقیه نیز برای تست مورد استفاده قرار گرفت. شبکه‌های گوناگون با مدل‌های مختلف عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)^۲، پیشخور عمومی و تابع پایه شعاعی مورد مقایسه قرار گرفت و نتایج بیانگر

1- Artificial Neural Networks

2- MultiLayer Perceptron

شامل مدل بگینگ- جنگل تصادفی (BA-RF)^۵، شبکه عصبی-تفنگ‌دار خلاق (ANN-AIG)^۶ و ماشین بردار پشتیبان رگرسیون-الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کلاغ (SVR-CSA)^۷ می‌باشد. همچنین جهت ارزیابی مدل‌های مورد استفاده از شاخص‌های ارزیابی مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)^۸، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)^۹، ضریب بهره‌وری نش-ساتکلیف (NSE)^{۱۰} و ضریب نسبت مجذور میانگین مربعات خطا به انحراف استاندارد مشاهداتی (PSR)^{۱۱} استفاده شد. نتایج نشان داد که همه مدل‌های مورد استفاده (منفرد و هیبریدی) در پیش‌بینی جریان، عملکرد مطلوبی دارند. همچنین مدل ANN-AIG به میزان ۳۲/۹۴ درصد، مدل SVR-CSA منفرد ۲۳/۱۷ درصد و مدل BA-RF نیز ۱۷/۷۴ درصد خطای مدل منفرد را بهبود بخشیدند. در بین تمامی مدل‌های به کار رفته نیز، ANN-AIG دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی جریان رودخانه کورکورسر نوشهر بوده است.

اریزنه اباسی و همکاران (۲۰۱۹) به ارزیابی توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد دبی رودخانه ایمو در جنوب شرق رودخانه ایمو پرداختند. که بدین منظور از مدل‌های پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا استفاده نمودند. نتایج حاکی از عملکرد مناسب این مدل در برآورد دبی جریان بوده به طوری که ضریب تبیین داده‌های مشاهداتی و برآورد شده حدود ۰/۹۱ می‌باشد.

ریپون هسدا همکاران (۲۰۲۰) از به آنالیز داده‌های هواشناسی به شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در منطقه خشک بنگلادش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها برای انجام این تحقیق از داده‌های هواشناسی از قبیل بارش، رطوبت، دما و تبخیر در طی دوره‌های زمانی ۱۹۸۰-۲۰۱۷ استفاده کردند. آن‌ها با تجزیه تحلیل داده‌های خروجی از شبکه عصبی مصنوعی روشی جدید برای مدیریت تراز آب زیر زمینی ارائه دادند.

موجی اقبال و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به ارتباط بین داده‌های هواشناسی و تراز سطح آب زیرزمینی محصور در رودخانه راوی و ساتلج پرداختند. آن‌ها برای انجام این تحقیق از داده‌های هواشناسی از قبیل بارش، رطوبت، نسبی، دمای حداقل و حداکثر، انعکاس خورشید، ارتفاع منطقه، پلیگون منطقه و جدول اعماق آب و تبخیر استفاده کردند. بهترین

آن است که مدل عصبی پرسپترون چندلایه با کم‌ترین مقدار میانگین مربعات خطا بهترین مدل عصبی بوده است.

احمدوند و همکاران (۱۴۰۰) به بررسی پیش‌بینی جریانات سطحی آب‌های تنگه هرمز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. در این تحقیق با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز پرداخته شده است. به منظور تعیین ورودی‌های مدل از سری زمانی جریان‌های سطحی شرق و غرب این تنگه استفاده گردید و با استفاده از مدل رگرسیون خطی حوضه‌های موثر بر جریان‌های این تنگه مشخص شده است. سپس در دو حالت مختلف ورودی‌های شبکه عصبی تعریف گردید. حالت اول سری زمانی حوضه‌های شناخته شده به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. در حالت دیگر با استفاده از طرح‌واره جونز ترکیباتی از سری‌های زمانی شناخته شده لحاظ گردید. با مقایسه این دو حالت مشخص گردید که مدل شبکه عصبی با استفاده از طرح‌واره جونز، کارایی مناسبی در پیش‌بینی جریان‌های سطحی این تنگه دارد. در ادامه به منظور بررسی بیش‌تر مدل شبکه عصبی، داده‌های جریان به ۱۶ دسته مختلف تقسیم‌بندی شد. به طوری که در هر دسته اختلاف بین کمینه و بیشینه سرعت برابر ۰/۰۳ و میانگین هر دسته به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. در تعیین ورودی‌های شبکه نیز، مشابه دو حالت ذکر شده قبل انجام شد. در این بررسی نیز نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی با خطای پیش‌بینی $RMSE = 0.29$ جریان‌های سطحی را پیش‌بینی می‌کند.

معروفی‌نیا و همکاران (۱۴۰۱) به بررسی پیش‌بینی جریان رودخانه کورکورسر نوشهر با استفاده از مدل ترکیبی هوش مصنوعی پرداختند. در این پژوهش از داده‌های بارش (P_t)، بارش با یک روز تأخیر (P_{t-1}) تا بارش با سه تأخیر (P_{t-3}) و دبی با یک روز تأخیر (Q_{t-1}) تا دبی با سه روز تأخیر (Q_{t-3}) به عنوان متغیرهای ورودی و از دبی (Q_t) به عنوان متغیر خروجی جهت پیش‌بینی جریان رودخانه کورکورسر نوشهر استفاده شد. سری زمانی، روزانه بوده و از ۷۰ درصد داده‌ها برای فرآیند آموزش (۱۳۷۶ تا ۱۳۸۷) و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون (۱۳۸۷ تا ۱۳۹۱) استفاده شد. مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش، سه مدل منفرد جنگل تصادفی (RF)^۳، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان رگرسیون (SVR)^۴ و سه مدل ترکیبی هیبریدی

3- Random Forest

4- Support Vector Regression

5- Bagging Random Forest

6- Artificial Neural Networks - Algorithm Innovative Gunner

7- Support Vector Regression - Crow Search Algorithm

8- Root Mean Square Error

9- Mean Absolute Error

10- Nash Sutcliffe Efficiency

11- Project Status Report

مدل‌های کارآمد با استفاده از انواع ساختار شبکه از قبیل تعداد نرون‌ها، تعداد لایه‌های مخفی و تابع محرک با درصدهای مختلف از داده‌های آموزش، صحت‌سنجی و تست مورد مطالعه قرار گرفتند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با ساختار تک لایه مخفی، ۲۴ نرون، ۸۰ درصد داده برای آموزش، ۱۰ درصد برای صحت‌سنجی، ۱۰ درصد برای تست با تابع محرک تانژانت سیگموئید بهترین مدل برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه می‌باشد.

سیهانگیر و همکاران (۲۰۲۲) تخمین جریان رودخانه با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه عصبی را مورد بررسی قرار داد. در این مطالعه، قابلیت استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین جریان ماهانه رودخانه بررسی شد. بدین‌منظور، از داده‌های ماهانه دو ایستگاه واقع در حوضه سیهان در جنوب ترکیه استفاده شد. از داده‌های ایستگاه مشاهداتی رودخانه ساریز-شارکوی (شماره: D18A032) برای جریان رودخانه و ایستگاه هواشناسی ساریز (شماره: ۱۷۸۴۰) برای بارندگی استفاده شد. داده‌های بارش و جریان مورد استفاده متعلق به دوره ۱۹۹۰-۲۰۱۷ می‌باشد. بدین‌منظور از دو مدل، پرسپترون چندلایه و مدل پایه شعاعی (RBNN) برای تخمین جریان ماهانه رودخانه استفاده شده است. در تکنیک MLP، از سه الگوریتم یادگیری با گرادینان نزولی با مونتوم و پس انتشار قانون یادگیری تطبیقی (GDX)، لونبرگ-مارکوارت^{۱۲} و پس انتشار ارتجاعی (RBP) استفاده شد. عملکرد مدل‌های مورد استفاده با استفاده از پنج معیار عملکرد مختلف ارزیابی شد. به‌منظور ارزیابی مدل‌ها ضریب کارایی نش-ساتکلیف مورد استفاده قرار گرفت. اگرچه نتایج مشابهی در مدل‌های MLP-GDX، MLP-RBP، MLP-LM و RBNN به‌دست آمد، مدل‌های MLP (به جز MLP-LM) کمی موفق‌تر از مدل‌های RBNN بودند. دالکلیک و همکاران (۲۰۲۰)، پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی موجک (WNN)^{۱۳} و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)^{۱۴} را مورد مطالعه قرار دادند تا کارایی و دقت عملکرد مدل‌ها، مقایسه نتایج آن‌ها و توضیح نتایج آن‌ها برای مطالعه آینده با استفاده در

فرآیندهای هیدرولوژیکی بررسی شود. برای اعتبارسنجی عملکرد مدل‌ها، (۱۹۹۶-۲۰۰۷) ۷۰٪ از داده‌ها برای آموزش آن‌ها و (۲۰۰۸-۲۰۱۱) ۳۰٪ از داده‌ها برای آزمایش آن‌ها استفاده شد. نتایج تخمینی مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های ارزیابی جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین (R^2)^{۱۵}، نش-ساتکلیف و نسبت انحراف معیار مشاهده ارزیابی شدند. اگرچه نتایج مدل‌ها قابل مقایسه بود، مدل WNN با $RMSE=0.700$ ، $R^2=0.971$ ، $NS=0.927$ و $RSR=0.270$ بهترین عملکرد را در مقایسه با مدل‌های ANN و ANFIS نشان داد. گونس و همکاران (۲۰۲۱)، از یک مدل ترکیبی تبدیل موجک گسسته (WT)^{۱۶} و شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور تخمین جریان ماهانه رودخانه استفاده نمودند. مدل ترکیبی WT-ANN با استفاده از موجک اصلی Daubechies برای پیش‌بینی جریان رودخانه برای سه ایستگاه اندازه‌گیری در حوضه رودخانه کرو، با ترکیبات مختلف دمای هوا، بارش و جریان رودخانه و تبدیل موجک آن‌ها توسعه داده شد. چهار مدل ترکیبی مختلف WT-ANN ایجاد و با چهار مدل ANN معمولی مختلف مقایسه شدند. مجموعه داده‌ها به ترتیب زمانی به داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم شدند. نتایج نشان داد که مدل‌های ترکیبی WT-ANN برای هر سه ایستگاه عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی ANN دارند. علاوه بر این، از مجموعه داده‌های تقسیم‌شده به ترتیب زمانی برای بررسی اثرات تغییرات داده‌های هیدرولوژیکی در طول زمان بر عملکرد مدل استفاده شد. در این تحقیق به‌دلیل دقت بالای هوش مصنوعی از مدل هیبرید موجک عصبی استفاده گردید. با توجه به اهمیت و ضرورت پیش‌بینی جریان رودخانه، مدل‌سازی دبی با به‌کارگیری روش‌های مناسب برای رودخانه‌های مختلف، امری ضروری به‌نظر می‌رسد. با توجه به مرور تحقیقات پیشین مشخص شد که در حوضه بختگان با وجود حساس بودن مطالعه بسیاری کمی برای پیش‌بینی دبی روزانه رودخانه سیوند انجام شده است و هدف این پژوهش مطالعه و پیش‌بینی دبی روزانه رودخانه سیوند با مدل هیبرید موجک عصبی می‌باشد.

12- Levenberg Marquardt

13- Wavelet Neural Network

14- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

15- R-squared

16- Wavelet Transform

مواد و روش‌ها

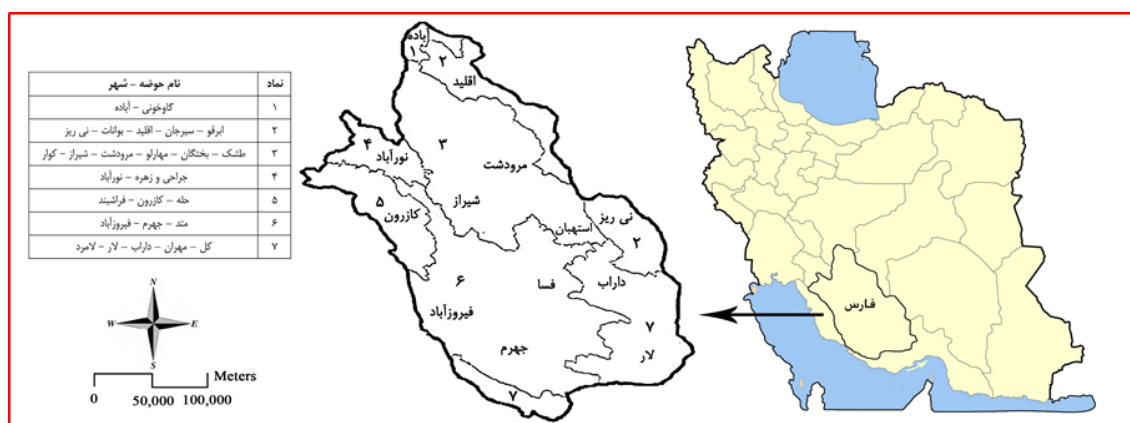
منطقه مورد مطالعه

موقعیت جغرافیایی حوزه آبریز بختگان بین ۵۱ درجه، ۴۴ دقیقه تا ۵۴ درجه، ۳۰ دقیقه طول شرقی و ۲۹ درجه، ۷ دقیقه تا ۳۱ درجه، ۱۵ دقیقه عرض شمالی قرار دارد. مساحت آن ۲۸۲۳۴ کیلومتر مربع بوده و شامل دو رودخانه اصلی به نام‌های کر و سیوند و همچنین چندین شاخه فرعی می‌باشد. در قسمت شمالی این حوزه ارتفاعات بلندی وجود دارد که به صورت دو رشته کوه موازی در شرق و غرب آن امتداد می‌یابند. بین این دو رشته کوه دشت‌های وسیعی به نام‌های رامجرد، ما و دشت، آهوچا، کو بال قرار دارد. بلندترین نقطه این حوزه، کوه سفید (بل) با ۳۹۴۳ متر ارتفاع از سطح دریا و پست‌ترین نقطه آن دریاچه بختگان (محل تخلیه رودخانه کر) با ارتفاع ۱۵۶۰ متر از سطح دریا می‌باشد (شکل ۱). از دیگر ارتفاعات این حوزه می‌توان از کوه‌های رنج، شکفت، مروارید فی دل و گر را نام برد. ارتفاع آن‌ها به ترتیب ۳۶۹۲، ۳۳۳۳، ۳۲۷۵، ۳۲۷ و ۳۱۰۹ متر از سطح دریا می‌باشد (اقبال‌منش و فرهادی، ۱۳۸۸). از سطح کل این حوزه باید حدود ۱۴۷۶۵ کیلومتر

مربع را کوه و تپه ماهورها، ۱۲۲۷۸۶ کیلومتر مربع را دشت و بقیه را دریاچه و تالاب‌ها تشکیل می‌دهند. این حوزه از نظر مکان‌نگاری دارای دو ویژگی مشخص، به شرح زیر می‌باشد:

دشت‌های مسطح: که با شیب ملایم در مرکز و جنوب حوزه گسترده شده‌اند و عمده‌ترین آن‌ها دشت‌های آسپاس-دشت بکان، رامجاد-کربال، ارسنجان و آباده طشک که دارای ارتفاع‌هایی به ترتیب ۲۱۵۰، ۱۶۱۶، ۱۶۲۵، ۱۵۸۰ متر از سطح دریا می‌باشند. در داخل این دشت‌ها کوه‌ها منفرد و به صورت پراکنده قرار گرفته‌اند.

مناطق کوهستانی: اطراف این حوزه را کوه‌های آهکی محصور کرده‌اند که میانگین ارتفاع آن‌ها، ۳۰۰۰ متر از سطح دریا می‌باشد و بلندترین آن‌ها کوه سفید (بل) است که دارای ارتفاع ۳۹۴۳ متر می‌باشد. قله‌های منفرد مرکز حوزه با ۲۲۰۰ متر ارتفاع از سطح دریا از دیگر ویژگی‌های مکان‌نگاری آن به‌شمار می‌آید



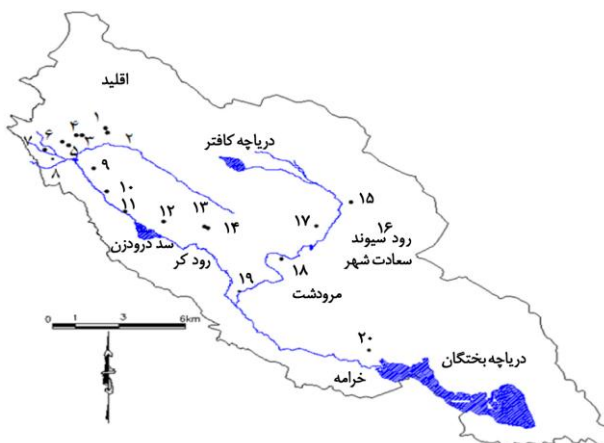
شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

مشخصات عمومی رود کر و سیوند:

رودخانه کر رودخانه دائمی است که از شمال غربی استان فارس و بلندی‌های سلسله جبال زاگرس منشعب می‌گردد و تا جنوب شرقی کشیده می‌شود. طول آن ۲۸۰ کیلومتر است و به دریاچه بختگان می‌ریزد. سرشاخه اصلی این رودخانه به دریاچه سد درودزن می‌ریزد. رودخانه در محل پل خان با رودخانه سیوند یکی می‌گردد و سپس به سمت بند امیر جریان یافته و با گذشت از تعدادی بند به دریاچه بختگان منتهی می‌شود. در ابتدای مسیر و سر شاخه‌ها دارای پهنای کم، بستر سنگی و گاه سنی و شیب تند

است که به همین دلیل دارای جریان متلاطم می‌باشد و میزان جذب اکسیژن آن زیاد خواهد بود. رودخانه سیوند رودخانه دائمی است به طول ۱۷۰ کیلومتر از شمال غربی فارس سرچشمه می‌گیرد و در پل خان به رود کر می‌ریزد (شکل ۲). مهم‌ترین مصارف این رودخانه در زمینه‌های کشاورزی، خانگی و شرب می‌باشد. رودخانه کر از محل سرچشمه تا محل تلاقی رودخانه سیوند کر علیا نامیده می‌شود و از این محل تا دریاچه بختگان کر سفلی نامیده می‌شود (کریمی به نقل از اقبال‌منش و فرهادی، ۱۳۸۸)

نماد	رودخانه	ایستگاه - شهر یا روستا
۱	گاپدر	دهکده سفید - آسپاس
۲	سفید	دهکده سفید - احمدآباد
۳	زردگر	تنگ برقی - کامفیروز
۴	کر	تنگ برقی - کامفیروز
۵	شورخارستان	جمال بیگ - زکرد
۶	شوروشیرین	جمال بیگ - زکرد
۷	چونخله	چونخله - کهر
۸	مارگان	مارگان - کاکان
۹	کر	چم ریز - چم ریز
۱۰	تنگ بستانک	منجان - منصورآباد
۱۱	تنگ شول	بادامک - عباس آباد
۱۲	کر	سد درودزن - درودزن
۱۳	ماین	ضرغام آباد - ضرغام آباد
۱۴	ماین	بیدگل - بیدگل
۱۵	سوند	رحمت آباد - رحمت آباد
۱۶	سیمکان	دیدگان - دیدگان
۱۷	سوند	تنگ پلاقی - مادرسلیمان
۱۸	سوند	دشمال - سعادت شهر
۱۹	کر	یل خان - مرودشت
۲۰	کر	چغان آباد - خرامه



شکل ۲ - ایستگاه‌های هیدرومتری رودخانه اصلی واقع در حوضه آبریز بختگان

نتایج و بحث

ضریب هم‌بستگی مناسب‌ترین مدل‌ها بررسی و در نهایت جهت شبیه‌سازی انتخاب می‌شوند. البته ذکر این مسئله ضروری است که این روش وابستگی زیادی به داده‌های آموزشی داشته و بایستی در انتخاب آن‌ها دقت زیادی داشت. همچنین باید توجه کرد برای پیش‌بینی بلندمدت‌تر نیاز به داده‌های با قدمت بیش‌تری است. در ادامه مراحل مدل‌سازی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها

یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. از این‌رو ابتدا هم‌بستگی متقابل بین متغیرهای ورودی و خروجی محاسبه و پارامترهای ورودی به‌منظور دستیابی به مدل بهینه جهت تخمین میزان رواناب روزانه رودخانه سیوند انتخاب و در جدول ۱ ارائه شده است.

همانطور که قبلاً هم اشاره شد هدف از این تحقیق شبیه‌سازی جریان روزانه رودخانه سیوند ایستگاه هیدرومتری تنگه بلاغی می‌باشد که بدین منظور از داده‌های روزانه دبی دما و بارش در یک دوره از طریق سازمان آب منطقه‌ای فارس استفاده شده است. بدین منظور از مدل ترکیبی موجک عصبی استفاده شده است. به‌منظور استفاده از این تکنیک از نرم‌افزار تحلیل آماری SPSS و نرم‌افزار متلب استفاده شده است. در این نوع مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها به‌منظور ارزیابی مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد. البته ذکر این نکته ضروری است که درصد داده‌ها به‌منظور آموزش و ارزیابی مدل یک معیار مشخص ندارد و با توجه به پروژه مورد نظر و قرار گرفتن داده‌های ماکزیمم و مینیمم در آن بازه انتخاب می‌شوند و در نهایت با استفاده از شاخص‌های آماری نظیر ریشه متوسط مربعات خطا و

جدول ۱ - ترکیب منتخب ورودی‌های مدل

ساختار	ورودی	خروجی
۱	$Q_t - 1, Q_t$	Q_{t+1}
۲	Q_t, P_t	Q_{t+1}
۳	$P_t - 1, P_t, Q_t - 1, Q_t$	Q_{t+1}
۴	P_t, Q_t, E_t, T_t	Q_{t+1}

نتایج حاصل از اجرای مدل ترکیبی موجک - عصبی

در مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی - موجک ابتدا سیگنال پارامترهای ورودی با استفاده از تبدیلات موجک تجزیه شد، سپس زیر سیگنال‌ها به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی استفاده شد. تعداد نرون‌های ورودی برای شبکه برابر با $m \cdot (j+1)$ که j درجه تجزیه موجک و m تعداد پارامترهای ورودی است. به‌عنوان مثال به ازای

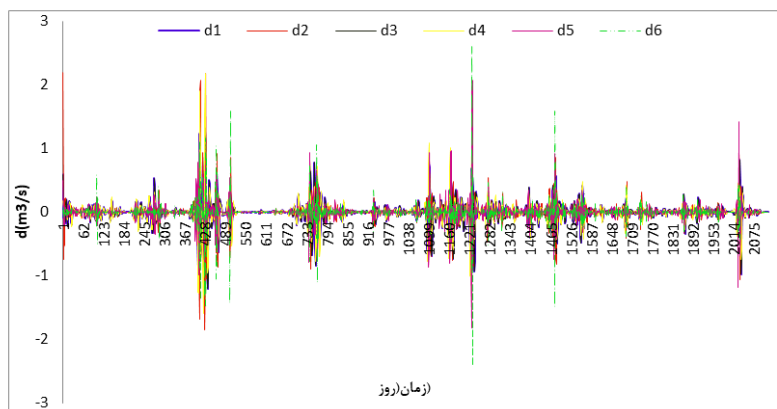
نحوه ورود پارامترها به شبکه عصبی با توجه به اهمیت و تأثیری آن‌ها بر روی پارامتر خروجی، انتخاب شده و تعداد گام‌های زمانی با توجه به میزان تأثیری که هر پارامتر روی خروجی داشته‌اند، انتخاب شده است. تلاش شده از بهترین ساختار انتخاب شود تا بهترین عملکرد مدل حاصل شود.

برای بهتر شدن نتیجه مدل نیست، به‌طوری‌که در این پژوهش تمامی ساختارهای برتر تعداد نرون‌های لایه میانی کمتر از ۱۰ بوده است. یعنی با تعداد نرون‌های کم‌تر هم می‌توان انتظار نتایج مطلوب را داشت. با بررسی توابع آموزش مختلف می‌توان به این نتیجه رسید که استفاده از کلیه توابع آموزش با توجه به زمان‌بر بودن توصیه نمی‌شود، پس به‌عنوان یک پیشنهاد توصیه می‌شود که از سه نوع الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت، BFGS، Quasi - Newton و Bayesian Regularization که دارای عملکرد بهتری هستند، استفاده شود. همچنین با بررسی توابع محرک مختلف نیز توصیه می‌شود که از ۴ نوع تابع محرک Tansig، Logsig، Satlin و Poslin با توجه به عملکرد بهتر آن‌ها استفاده شود. مقادیر جریان مشاهده‌ای با جریان شبیه‌سازی شده به‌وسیله هر دو مدل در اشکال ۳ و ۴ نشان داده است.

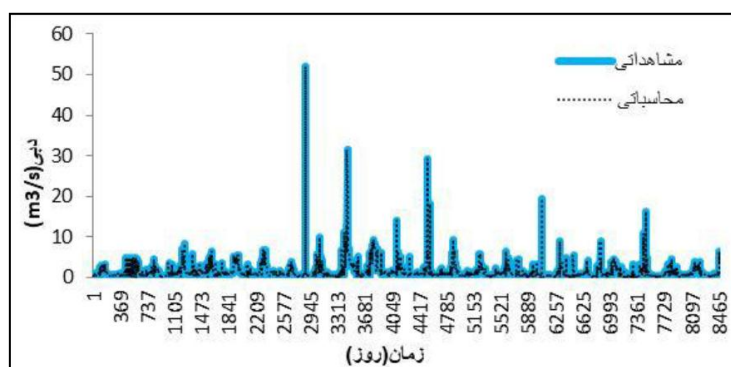
درجه تجزیه یک، با توجه به پارامترهای ورودی که در این پژوهش برابر ۴ (بارش، جریان، دما و تبخیر) است تعداد نرون ورودی برابر ۸ به‌دست می‌آید. لایه خروجی نیز دارای یک نرون است. تعداد نرون‌های لایه میانی متغیر بوده و با سعی و خطا به‌دست می‌آید. در این پژوهش تعداد نرون‌های لایه میانی از ۳ تا ۱۰ مورد تجزیه و تحلیل شد. در این حالت نیز با استفاده از قوانین آموزش و توابع محرک متفاوت به ازای نرون‌های مختلف لایه‌های میانی، اقدام به مدل‌سازی شد. برای دوره روزانه پارامترهای ورودی با توابع موجک مختلف با درجات تجزیه ۵ تا ۹ تجزیه شده و به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی مصنوعی وارد شدند. ساختارهای مختلف به همراه نتایج حاصل از دوره روزانه در جدول ۲ نشان داده شده است. با بررسی ساختارهای مختلف، این نتیجه حاصل شد که افزایش تعداد نرون‌های لایه میانی دلیلی

جدول ۲- ساختار و نتایج مدل روزانه مدل موجک-عصبی

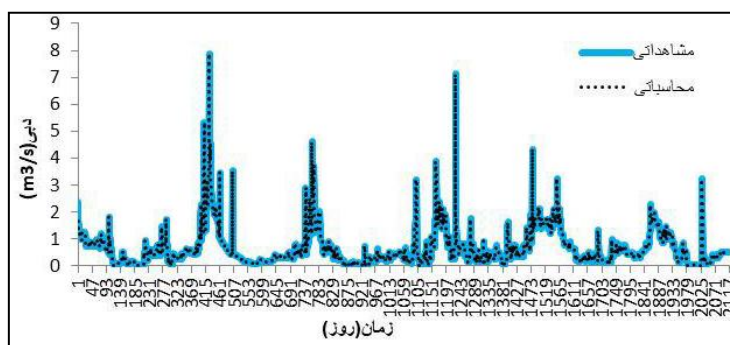
تابع متحرک	قانون آموزشی	تابع موجک	سطح تجزیه	ساختار شبکه	تعداد تکرار	ضریب تعیین	جذر میانگین مربعات خطا
						شبهه آموزش	شبهه آموزش
Tansig	Levenberg-Marquardt	Haar	۵	۱-۴-۲۴	۱۰۰۰	%۹۷	۰/۰۰۷۹
Tansig	Levenberg-Marquardt	Haar	۶	۱-۳-۲۸	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۹۹
Logsig	Levenberg-Marquardt	Haar	۷	۱-۳-۳-۳۲	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۹۹
Tansig	Levenberg-Marquardt	Haar	۸	۱-۳-۳۶	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۵
Tansig	Levenberg-Marquardt	Haar	۹	۱-۴-۴۰	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۷۶
Tansig	Levenberg-Marquardt	Coif1	۵	۱-۳-۲۴	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۹۴
Tansig	Levenberg-Marquardt	Coif1	۶	۱-۴-۲۸	۸۷۵	%۹۸	۰/۰۰۹۰
Tansig	BFGS Quasi-Newton	Coif1	۷	۱-۴-۴-۳۲	۱۰۰۰	%۹۷	۰/۰۰۹۱
Logsig	Levenberg-Marquardt	Coif1	۸	۱-۳-۳۶	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۹۲
Satlin	Levenberg-Marquardt	Coif1	۹	۱-۳-۴۰	۷۱	%۹۸	۰/۰۰۹۴
Tansig	Bayesian Regularization	Db2	۵	۱-۴-۴-۲۴	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۸
Logsig	Bayesian Regularization	Db2	۶	۱-۳-۳-۲۸	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۹
Tansig	Bayesian Regularization	Db2	۷	۱-۵-۳۲	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۹
Poslin	Bayesian Regularization	Db2	۸	۱-۴-۴-۳۶	۶۹	%۹۸	۰/۰۰۸۹
Poslin	Bayesian Regularization	Db2	۹	۱-۵-۴۰	۱۰۹	%۹۸	۰/۰۰۹۳
Satlin	Bayesian Regularization	Db4	۵	۱-۳-۲۴	۶۲	%۹۸	۰/۰۰۸۵
Tansig	Levenberg-Marquardt	Db4	۶	۱-۳-۳-۲۸	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۵
Tansig	Levenberg-Marquardt	Db4	۷	۱-۴-۳۲	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۵
Tansig	Bayesian Regularization	Db4	۸	۱-۳-۳۶	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۷
Tansig	Levenberg-Marquardt	Db4	۹	۱-۳-۴۰	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۸
Tansig	Bayesian Regularization	Sym3	۵	۱-۳-۲۴	۶۴۴	%۹۸	۰/۰۰۸۷
Tansig	Levenberg-Marquardt	Sym3	۶	۱-۳-۳-۲۸	۶۴۲	%۹۸	۰/۰۰۸۸
Satlin	Levenberg-Marquardt	Sym3	۷	۱-۳-۳۲	۸۷	%۹۸	۰/۰۰۸۸
Logsig	Bayesian Regularization	Sym3	۸	۱-۳-۳-۳۶	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۸
Tansig	Bayesian Regularization	Sym3	۹	۱-۴-۴-۴۰	۱۰۰۰	%۹۸	۰/۰۰۸۹



شکل ۳- زیرسری‌های جزئی حاصل از تجزیه موجی



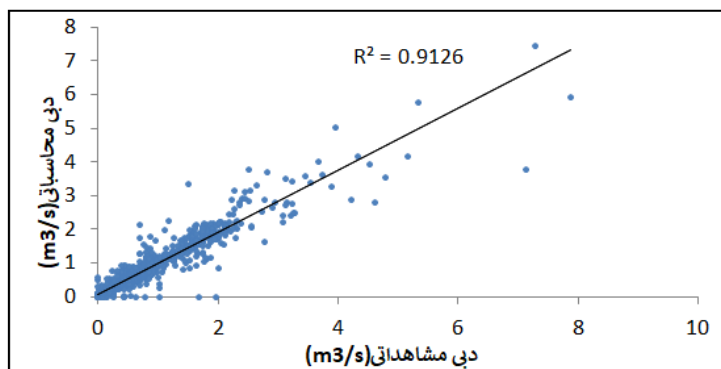
شکل ۴- مقایسه مقادیر رواناب مشاهداتی و رواناب محاسباتی
به‌وسیله مدل هیبرید موجی - عصبی برای پیش‌بینی یک روز آینده در مرحله آموزش



شکل ۵- مقایسه مقادیر رواناب مشاهداتی و رواناب محاسباتی
به‌وسیله مدل هیبرید موجی - عصبی برای پیش‌بینی یک روز آینده در مرحله آزمون

برآورد کند. همچنین برای بررسی بیش‌تر دقت این مدل در پیش‌بینی دبی رودخانه، پراکنش داده‌های دبی محاسباتی و مشاهداتی بر روی شکل ۶ ترسیم شد.

با توجه به اشکال ۴ و ۵، می‌توان دریافت که مدل هیبرید موجی-عصبی به‌خوبی توانسته است دبی در روز بعد را برای یک روز آینده در هر دو مرحله آزمون و آموزش با دقت خوبی



شکل ۶- پراکنش داده‌های دبی محاسباتی و مشاهداتی توسط مدل هیبرید موجک - عصبی

با توجه به نمودار مشخص است که پراکنش مقادیر دبی داده‌های محاسباتی و مشاهداتی بر روی نیمساز این نمودار زیاد است که این موضوع موید دقت بسیار بالای مدل هیبرید موجک - عصبی در پیش‌بینی مقادیر دبی روزانه رودخانه می‌باشد.

برای بررسی تحلیل آماری دقت مدل هیبرید موجک - عصبی در پیش‌بینی مقادیر دبی روزانه رودخانه، معیارهای ارزیابی جذر میانگین مربعات خطا، ضریب همبستگی و متوسط خطای مطلق محاسبه گردیده شد (جدول ۳).

جدول ۳- معیارهای ارزیابی مدل هیبرید موجک - عصبی

معیارهای ارزیابی	ضریب همبستگی	جذر میانگین مربعات خطا	متوسط خطای مطلق	مدل
(R^2)	(RMSE)	(MAE)		
۰/۹۸	۰/۰۰۸	۰/۰۴۳		هیبرید موجک - عصبی

با بررسی معیارهای ارزیابی در جدول مشخص است که دقت مدل

هیبرید موجک - عصبی در پیش‌بینی مقادیر دبی روزانه رودخانه بسیار بالا می‌باشد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این تحقیق از مدل تلفیقی موجک - عصبی به منظور پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه سیوند در ایستگاه هیدرومتری تنگه بلاغی استفاده گردید. به منظور دستیابی به مناسب‌ترین مدل جهت پیش‌بینی در ابتدا ورودی‌های مدل توسط توابع موجک آنالیز فرکانس شدند و سپس با آرایش‌های مختلف به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. همان‌طور که در جدول شماره ۲ مشاهده می‌شود، در ابتدا جهت آنالیز فرکانس ورودی‌های مدل از تابع موجک هار و از تابع محرک تانسیک و الگوریتم آموزشی مارکواردت لوبنبرگ به منظور مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در این سناریو سطح تجزیه آنالیز فرکانس تابع موجک بین ۵ تا ۹ در نظر گرفته شد و تعداد نرون‌های متفاوتی در لایه اول و میانی مدل مورد آزمون قرار گرفت. به منظور ارزیابی از شاخص‌های آماری نظیر ضریب تبیین و میانگین متوسط مربعات خطا استفاده گردید که نتایج در بخش آموزش و آزمون مدل حاکی از عملکرد مناسب مدل با ضریب

تبیین ۰/۹۸ و میانگین مربعات خطای حدود ۰/۰۰۸ می‌باشد که بیانگر وجود اختلاف کم‌تر بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دبی جریان می‌باشد که نتایج حاکی از برتری کامل مدل موجک - عصبی در پیش‌بینی جریان روزانه می‌باشد. اگرچه در همین مرحله نتایج مدل‌سازی بسیار مطلوب بود ولی به منظور ارزیابی بقیه توابع موجک و همچنین انواع توابع محرک و الگوریتم‌های آموزشی مختلف سناریوهای متفاوتی با استفاده از موجک‌های داپشیز و سیمتریک و همچنین توابع محرک مثل لاگسیگ و ساتلین مورد ارزیابی قرار گرفت که تقریباً همه سناریوها نتایج قابل قبولی را در برداشتند. لازم به ذکر است که در مدل‌های هوشمند یکی از دلایل مهم در نتایج مدل‌سازی کیفیت داده‌های مورد استفاده می‌باشد به‌طوری که تمام موارد حدی داده‌ها در مجموعه ورودی‌ها جهت آموزش مدل وجود داشته باشد. شکل ۵ برازش مدل هیبرید موجک - عصبی روی سری زمانی جریان در مرحله آزمون و برای پیش‌بینی یک روز بعد را نشان می‌دهد. تطابق این مدل بر روی

داده‌های مشاهداتی از برازش نمودار شکل ۶ قابل مشاهده می‌باشد. این مدل قادر به یافتن الگوی روزانه سری زمانی رواناب بوده و به‌خوبی توانایی شبیه‌سازی پیک‌های غیرمعمول را دارا می‌باشد. نتایج این تحقیق مطابق با نتایج آداموسکی و سان (۲۰۱۰) می‌باشد که روشی را مبنی بر تبدیل موجک گسسته و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جریان رودخانه غیر دائمی در حوضه‌ای نیمه خشک ارائه دادند. نتایج نشان دادند که هیبرید موجک و شبکه عصبی یک روش بهبود برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت در حوضه‌های نیمه‌خشک با رودخانه‌های غیر دائمی می‌باشد.

تبدیل موجکی با جدا نمودن سیگنال به فرکانس‌های بالا و پایین ویژگی‌های چند مقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل توجهی بالا می‌برد و در مدل هیبریدی دقت پیش‌بینی دبی اوج که مهم‌ترین قسمت مدل‌سازی سیل می‌باشد بالا می‌رود. همچنین دقت بالای مدل موجکی-عصبی نه تنها به‌خاطر پیش پردازش و پارتیشن‌بندی موجک به زیر سیگنال‌های مختلف است، بلکه می‌تواند به‌خاطر توجه به تأثیر هر زیر سیگنال تجزیه‌ای به‌وسیله بزرگ‌نمایی نسبی وزن آن زیر سیگنال باشد.

References

1. Asghari S, Riahinia M. Groundwater Potential Finding in Khorramabad Plain Using Fuzzy Logic and Artificial Neural Network Methods. *gmpj*. 2020; 9(2): 141-158. <https://doi.org/10.22034/gmpj.2020.118230>
2. Siosemarde M, Valipour A. Estimation of River Flow Using Artificial Neural Networks and NeuroSolutions software: A Case Study of Zarineh Rood Miandoab River. *Jnace*. 2020; 4(1): 39. <https://doi.org/10.30469/jnace.2020.117916>
3. Ahmadvand H, Najarpour MA, Akbarinasab M, Esmaili Paen Afrakoti I. Predicting the surface currents of the Strait of Hormuz using artificial neural network. 2022; 7(1): 35-45.
4. Bayatvarkeshi M, Gheysari P, Varshavian V. Application of Fuzzy Logic and Wavelet Transform In Estimation of Ground Water Level Using ENSO Indexes. *Ceej*. 2020; 50(1): 9-19. <https://doi.org/10.22034/CEEJ.2020.11123>
5. zare M, Ghafouri HR, Safavi HR. Comparative Evaluation of Numerical Model and Artificial Neural Network for Quantity and Quality Simulation of Najafabad Aquifer. *WS*. 2021; 31(1): 75-87. <https://doi.org/10.22034/WS.2021.11634>
6. Mujahid I, Usman A, Naeem A, AhmadHabib R., Usman G, Tallat F. Relating groundwater levels with meteorological parameters using ANN technique, (2021). *Measurement*, Volume 166.
7. Rajaei, T., Ebrahimi, H., & Nourani, V. (2019). A review of the artificial intelligence methods in groundwater level modeling. *Journal of hydrology*.
8. Ripon., H. Md. Ferozur., R., Chowdhury., S. J., Khademul I.M., Quamrul H.M. (2020). Climatic data analysis for groundwater level simulation in drought prone Barind Tract, Bangladesh: Modelling approach using artificial neural network. *Groundwater for Sustainable Development.*, Volume 10.
9. Thendiyath, R., Madan, K., Deo, R., Vandana, A., 2019. Development and Evaluation of Hybrid Artificial Neural Network Architectures for Modeling Spatio-Temporal Groundwater Fluctuations in a Complex Aquifer System. *Water Resources Management*, 33(7): 2381-2397.
10. Cihangir; k; Meral, B. (2022) Estimation of streamflow using different Artificial neural network models. *Journal of Institute of Science and Technology*, 5(3): 1141-1154.
11. Dalkılıç HY, Hashimi SA (2020) Prediction of daily streamflow using artificial neural networks (ANNs), wavelet neural networks (WNNs), and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) models *Water Supply* 20:1396–1408.
12. Güneş MŞ, Parim C, Yıldız D, Büyüklü AH (2021) Predicting Monthly Streamflow Using a Hybrid Wavelet Neural Network: Case Study of the Çoruh River Basin. *Polish J Environ Stud* 30:3065–3075. <https://doi.org/10.15244/pjoes/130767>.



Using the neural wavelet model in simulating daily river flow

Mehrdad Fereydooni*
Bahram Gholami

Department of Civil Engineering, Islamic Azad University, Larestan Branch, Larestan, Iran
Department of Civil Engineering, Islamic Azad University, Larestan Branch, Larestan, Iran

Received: 03 Aug 2025

Accepted: 15 Sep 2025

Keywords: Model, intelligent systems, neural network, wavelet, flow

Extended Abstract

Introduction: Today, one of the most important issues for flood management and preventing economic and collateral damage is the correct prediction of river flows. One of the best ways to reduce the destructive effects of floods is to use dams. Accurate estimation of inflow into dam reservoirs can play a significant role in planning and managing water resources. However, various factors and factors affect this phenomenon, which makes their analysis difficult. Statistical and regression models are the most common analytical methods that often provide results with errors due to the linear solution of these phenomena and cannot model the temporal changes of the desired phenomenon with acceptable accuracy. Therefore, choosing a model that can estimate the inflow acceptably using influential factors seems essential. Today, intelligent systems such as artificial neural networks and fuzzy-neural inference systems have found widespread application in various water engineering problems, including hydrological studies, due to their ability to solve nonlinear and complex phenomena.

Materials and Methods: In this study, neural wavelet models were used to simulate daily flow, and in this regard, daily required data including precipitation, temperature, flow rate, etc. were used a hydrometric station overlooking the Sivand River over a twenty-eight-month period (1361-1389). In order to use neural wavelet models, the input data of the model were first analyzed using wavelet functions, and then eighty percent of the data was used for training and twenty percent for testing the model. In this study, Matlab software was used for modeling.

Results and Discussion: In the combined wavelet-neural model, the input parameter signal was first decomposed using wavelet transforms, then the sub-signals were input to the neural network. The number of input neurons for the network is equal to $m*(j+1)$, where j is the wavelet decomposition degree and m is the number of input parameters. For example, for a decomposition degree of one, considering the input parameters, which in this study is equal to 4 (rainfall, flow, temperature, and evaporation), the number of input neurons is equal to 8. The output layer also has one neuron. The number of middle layer neurons varies and is obtained by trial and error. In this study, the number of middle layer neurons was considered between three and ten. By examining different structures, it was concluded that increasing the number of middle layer neurons is not a reason for improving the model result, so that in this study, all the superior structures had the number of middle layer neurons less than 10. That is, with a lower number of neurons, the desired results can be expected. By examining different training functions, it can be concluded that using all training functions is not recommended due to their time-consuming nature.

Conclusion: In this study, a hybrid neural wavelet model was used to predict daily river flow. After numerous studies and using different wavelet functions in analyzing the input signal and also using different functions in training the hybrid model, the results indicated the appropriate performance of the neural wavelet hybrid models in simulating daily flow. The results showed that the neural wavelet model is a suitable method for short-term forecasting in semi-arid basins with non-permanent rivers. Wavelet transform, by separating the signal into high and low frequencies, has the multi-scale characteristics of the signal and significantly increases the accuracy of the model. Also, these models have provided appropriate results in estimating peak discharge.

Corresponding author: Mehrdad Fereydooni

Address: Department of Civil Engineering, Islamic Azad University, Larestan Branch, Larestan, Iran. **Tel:** +989177104419

Email: m.fereydooni@yahoo.com

Citation: Fereydooni M, Gholami B. Using the neural wavelet model in simulating daily river flow. Journal of New Researches in Environmental Engineering. 2025; 3(10): 41-52.



© 2024, This article published in Journal of New Researches in Environmental Engineering (JNREE) as an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>). Non-commercial use, distribution and reproduction of this article is permitted in any medium, provided the original work is properly cited.