



کنگره علوم و مهندسی آب و فاضلاب ایران

دانشگاه تهران، تهران

۲۶ و ۲۷ بهمن ماه ۱۳۹۵

1255P-NWWCE

پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه دره دزدان به منظور برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه خط انتقال قم با استفاده از الگوریتم ترکیبی جدید شبکه عصبی

هادی قاسمی ورجانی^۱، صادق محمدی^۲

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران - مهندسی آب، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، کارشناس

بهره‌بردار سامانه خط انتقال قم

۲- مدیر بهره‌برداری سامانه خط انتقال قم، کارشناس شرکت سهامی آب منطقه‌ای قم

hadighasemi@aut.ac.ir

خلاصه

ضرورت انتقال آب به شهرهای ایران مرکزی به دلیل افزایش جمعیت و در پی آن افزایش نیاز آبی این شهرها در طی دهه گذشته از اهمیت بالایی برخوردار گردیده است. سامانه خط انتقال آب از سرشاخه‌های دز به شهر مقدس قم نیز بدین منظور به بهره‌برداری رسیده است. سه رودخانه دره لکو، دره دزدان و دره دائی و چشمه سرداب به عنوان سرشاخه‌های دز تأمین‌کننده آب خط انتقال قم می‌باشند که از این میان رودخانه دره‌دزدان سهم بیشتری (۶۰ درصد) دارد. در نتیجه پیش‌بینی دبی این رودخانه در ماه‌های مختلف سال می‌تواند کمک شایانی به مدیریت بهینه بهره‌برداری خط انتقال قم نماید. در این مطالعه با استفاده از مقادیر دبی اندازه‌گیری شده این رودخانه از سال ۱۳۹۰ تاکنون و با بکارگیری مدل ترکیبی جدید شبکه عصبی، به طراحی مدلی مطمئن برای پیش‌بینی دبی این رودخانه در ماه‌های آتی پرداخته شد. در واقع در این مدل برای آموزش شبکه عصبی از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات و لوئرگ مارکوارت استفاده شد و نتایج نشان داد که این مدل عملکرد مناسبی در پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه دره دزدان دارد.

کلمات کلیدی: خط انتقال قم، مدیریت بهینه آب، شبکه عصبی، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

۱. مقدمه

به دلیل رشد روزافزون جمعیت و محدودیت منابع آب قابل دسترس در شهرها، برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب در طی سال‌های گذشته از اهمیت بالایی برخوردار شده است. یکی از ابزارهای مهم و اساسی در مدیریت منابع آب پیش‌بینی عرضه و تقاضای آب می‌باشد و از طرفی مدیریت منابع آب-های سطحی نیازمند پیش‌بینی دقیق دبی جریان رودخانه‌ها در آینده می‌باشد. همچنین پیش‌بینی جریان رودخانه در سامانه‌های رودخانه، محافظت از سازه‌ها و تأسیسات رودخانه‌ای، سامانه‌های هشدار سیل و برنامه‌ریزی به منظور بهره‌برداری بهینه منابع آبی امری اجتناب‌ناپذیر است. در سال‌های گذشته از مدل‌های مفهومی به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها استفاده می‌شد که این مدل‌ها به دلیل پیچیدگی فرایند بارش رواناب و دشواری تنظیم پارامترهای این مدل‌ها عملکرد چندانی مناسبی نداشتند. امروزه روش‌های مبتنی بر آمار و داده‌کاوی از جمله الگوریتم‌های هوش مصنوعی به دلیل عملکرد مناسبی که در مدل‌سازی پدیده‌های فیزیکی از خود نشان داده‌اند در کلیه علوم به وفور استفاده می‌شوند. این الگوریتم‌ها در دهه اخیر نیز در علم هیدرولوژی بخصوص به منظور مدل‌سازی جریان رودخانه‌ها مورد استفاده قرار گرفته و عملکرد مناسبی از خود نشان داده است. اسلامی و ملکی‌نژاد [۱] با استفاده از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به مدل‌سازی دبی ماهانه رودخانه سفید پرداختند و در نهایت نشان دادند که ANN عملکرد بهتری دارد. عبدالله‌پور آزاد و ستاری [۲] به منظور پیش‌بینی دبی روزانه رودخانه اهرچای از دو مدل ANN و ANFIS استفاده کردند. در واقع آن‌ها برای مدل‌سازی جریان یک روز بعد، داده‌های دبی روزانه سال‌های ۸۱ تا ۸۸ را بکار بردند و نشان دادند که مدل ANFIS دقت بهتری نسبت به ANN دارد. نبی‌زاده و همکاران [۳] با استفاده از منطق فازی و ANFIS اقدام به پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان بر اساس سه پارامتر ورودی بارندگی، دما و دبی نمودند و نتیجه گرفتند که این مدل عملکرد مناسبی در پیش‌بینی دبی رودخانه دارد. صحرانی و مشفق [۴] به

کنگره علوم و مهندسی آب و فاضلاب ایران

دانشگاه تهران، تهران

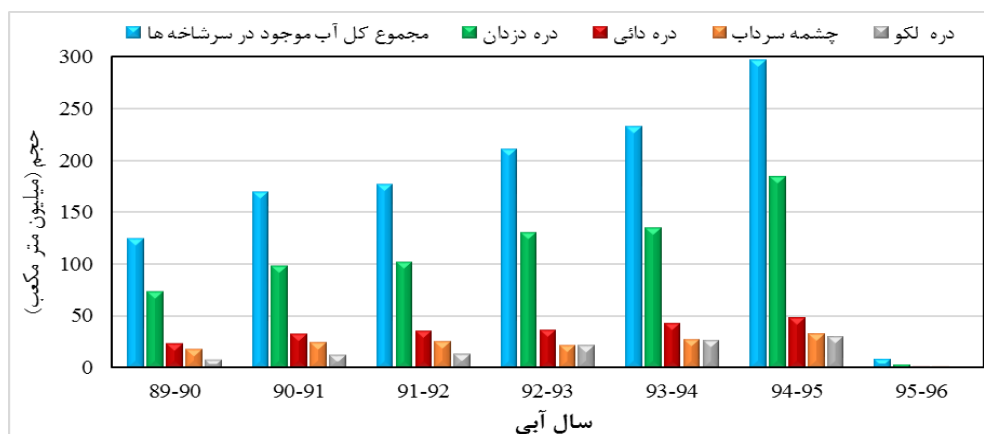
۲۶ و ۲۷ بهمن ماه ۱۳۹۵

منظور پیش‌بینی دبی روزانه کشکان از ماشین بردار پشتیبان استفاده نمودند. آن‌ها پارامترهای بارش حوضه کشکان و دبی یک و دو روز قبل را به عنوان ورودی مدل در نظر گرفتند. در نهایت نشان دادند که نتایج مربوط به پیش‌بینی دبی توسط ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با نتایج دیگر محققان از دقت بیشتری برخوردار است. عبدالهی اسدآبادی و همکاران [۵] با استفاده از روش مبتنی بر آنالیز موجک، شبکه عصبی و روش تلفیقی موجک و شبکه عصبی به پیش‌بینی دبی متوسط روزانه رودخانه بهشت آباد پرداختند. آن‌ها نشان دادند که روش تلفیقی موجک و شبکه عصبی نسبت به دو مدل دیگر در پیش‌بینی اقیانوس‌های زمانی کوتاه مدت دقت بهتری دارد. کناس و همکاران [۶] از مدل ترکیبی شبکه عصبی و موجک برای تخمین جریان ماهانه رودخانه تیرسو ایتالیا استفاده نمودند و نشان دادند که آنالیز موجک تأثیر زیادی بر روی بهبود عملکرد شبکه عصبی دارد. کسی [۷] به منظور مدل‌سازی دبی ماهانه رودخانه گوکسا ترکیه از الگوریتم‌های عصبی موجکی و پرسپرون چندلایه و همچنین روش‌های رگرسیونی استفاده نمود و نتیجه گرفت که الگوریتم عصبی موجکی نسبت به سایر روش‌ها در پیش‌بینی دقت بالاتری دارد.

در این مطالعه پس از معرفی مختصر سامانه خط انتقال آب قم به اهمیت رودخانه دره دزدان در تأمین آب سامانه بر اساس آمار اندازه‌گیری شده از آغاز بهره‌برداری این سامانه پرداخته شده است. در ادامه مدل ترکیبی جدید شبکه عصبی و نحوه همگرایی آن طی گام‌های مختلف ارائه گردیده و پس از آن با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده از دبی رودخانه دره دزدان و با بکارگیری مدل پیشنهادی، شبکه‌ای با دقت بالا به منظور پیش‌بینی دبی رودخانه در ماه‌های آتی طراحی گردیده است تا بتوان با کمک آن برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه بر بهره‌برداری سامانه خط انتقال آب قم داشت.

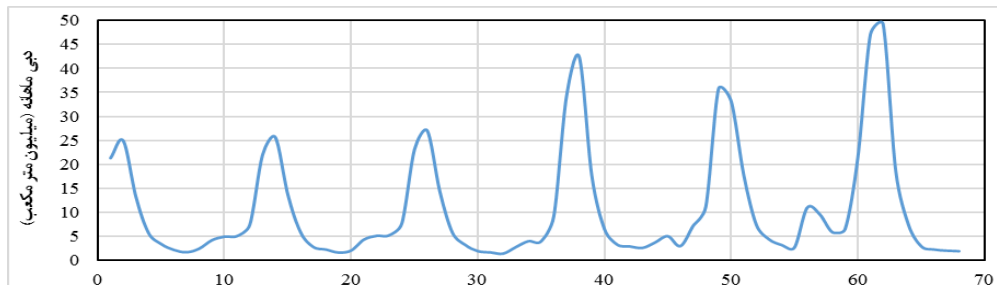
۲. منطقه مورد مطالعه

افزایش جمعیت شهرهای ایران مرکزی در طی دهه گذشته سبب شد تا نیاز آبی این شهرها نسبت به آب قابل دسترس افزایش یابد، در نتیجه ضرورت انتقال آب به این شهرها از اهمیت بالایی برخوردار گردید. سامانه خط انتقال آب از سرشاخه‌های دره به شهر مقدس قم که یکی از بزرگترین پروژه‌های خط انتقال آب در خاورمیانه است بدین منظور به بهره‌برداری رسیده است. آب این سامانه از طریق تعدادی از رودخانه‌های سرشاخه‌های رود دره دزدان تأمین می‌شود. آب این رودخانه‌ها توسط بندهای انحرافی که بر روی آن‌ها احداث گردیده است پس از پیوستن به یکدیگر توسط کانال دم کمر وارد تونل بلند انوج می‌شود و سپس وارد رودخانه قمرود شده و در پشت سد گلپایگان جمع می‌گردد. پس از رها شدن آب این سد در پایین دست سد گلپایگان وارد رودخانه قمرود می‌شود و در پشت سد کوچری جمع می‌شود. آب جمع شده پس از رهاسازی از این سد و عبور از صافی‌های خروجی سد وارد خط انتقال اصلی شده و پس از تحویل سهمیه آب شهرهای مختلف وارد تصفیه‌خانه دودهک شده و در انتها آب تصفیه شده وارد مخازن شهر مقدس قم می‌شود. سه رودخانه دره دزدان، دره دائی و دره لکو و چشمه سرداب به عنوان سرشاخه‌های رود دره دزدان، تأمین‌کننده آب خط انتقال قم می‌باشند که در این میان رودخانه دره دزدان سهم بیشتری در تأمین این آب دارد (شکل ۱). همانطور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود بر اساس اندازه‌گیری‌های صورت گرفته از ابتدای بهره‌برداری سامانه انتقال آب تا کنون، حدود ۶۰ درصد از کل پتانسیل آب موجود در سرشاخه‌های رود دره دزدان به رودخانه دره دزدان می‌باشد. حال اگر ابزاری قابل اعتماد که بتواند دبی این رودخانه را در ماه‌های آتی پیش‌بینی کند در دسترس باشد کمک شایانی به مدیریت بهینه بهره‌برداری از سامانه خط انتقال می‌کند زیرا که نیاز آبی روستاها و شهرک‌های صنعتی مختلف و شهرهایی چون خوانسار، گلپایگان، خمین، محلات، نیم‌ور، ساوه و سلفچگان و همچنین استان قم از طریق این سامانه تأمین می‌گردد.



شکل ۱ - مقایسه پتانسیل آب موجود سرشاخه‌های رود دره دزدان در سال‌های آبی مختلف از ابتدای بهره‌برداری سامانه تاکنون

در این مطالعه از مقادیر دبی اندازه‌گیری شده رودخانه دره دزدان از ابتدای سال ۱۳۹۰ تاکنون به منظور آموزش و آزمون مدل پیشنهادی استفاده گردیده است. شکل ۲ مربوط به دبی ماهانه رودخانه دره دزدان بر حسب میلیون متر مکعب از ابتدای سال ۱۳۹۰ تاکنون می‌باشد.



شکل ۲- دبی اندازه‌گیری شده رودخانه دره دزدان از ابتدای سال ۱۳۹۰ تاکنون در ماه‌های مختلف

۳. مواد و روش‌ها

۱.۳ شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزارهای محاسباتی انعطاف‌پذیری هستند که برای مدل‌سازی طیف گسترده‌ای از مسائل غیرخطی بکار می‌روند. این شبکه‌ها بدون دانش قبلی درباره مسئله خاصی قادر به مدل‌سازی آن می‌باشند که این مدل‌سازی بر مبنای دانش موجود در الگوهای آموزشی ورودی به شبکه صورت می‌گیرد. شبکه‌های عصبی انواع مختلفی دارند که در این مطالعه از شبکه عصبی پرسپرون چند لایه (MLP) استفاده شده است. MLP از سه لایه اصلی تشکیل شده است که این لایه‌ها عبارتند از لایه ورودی، لایه خروجی و لایه‌های پنهان. هر لایه شامل واحدهای پردازنده‌ی متعددی (نورون) هستند که به نورون‌های لایه مجاور متصل می‌شوند. عنصر ارتباطی بین نورون‌های لایه‌های مجاور، وزن‌ها هستند که می‌بایست برای رسیدن به خروجی موردنظر تنظیم شوند. برای اطلاعات بیشتر به مرجع [۸] مراجعه گردد.

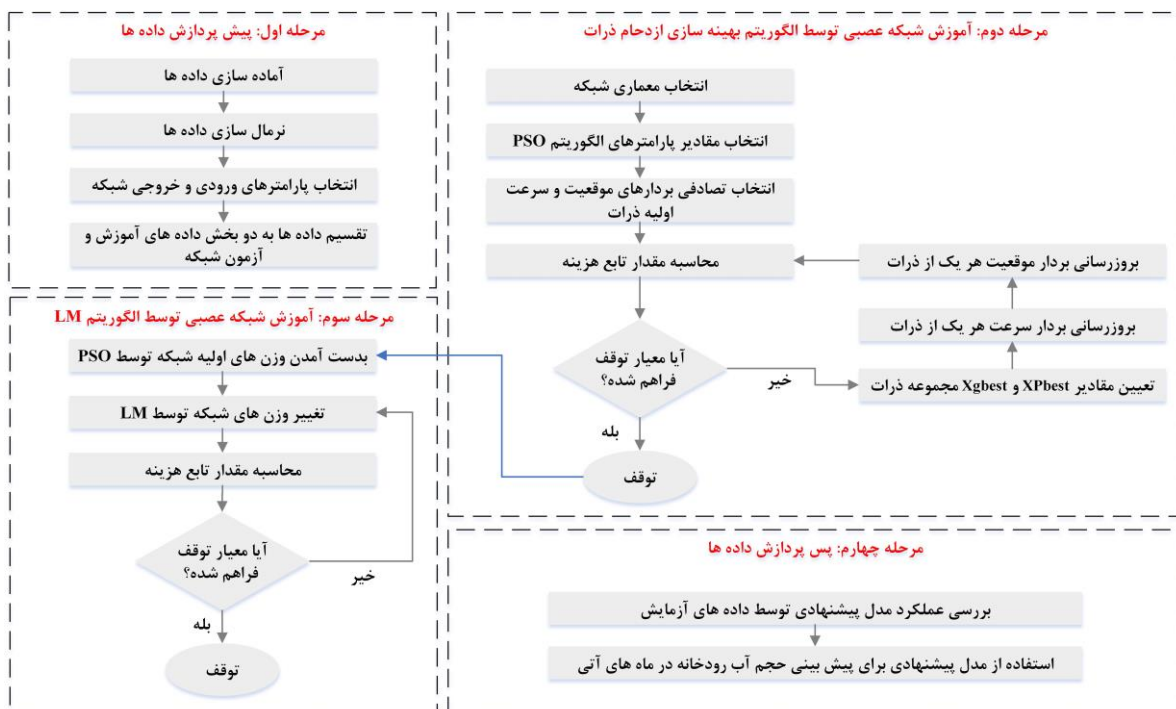
بطور خلاصه آموزش شبکه عصبی مصنوعی به دو بخش حرکت رو به جلو و حرکت رو به عقب تقسیم می‌شود. در حرکت رو به جلو یک بردار ورودی از مجموعه آموزش به واحدهای ورودی شبکه داده می‌شود و در طول شبکه لایه‌به‌لایه حرکت کرده تا خروجی شبکه محاسبه شود. در حرکت رو به عقب مقدار خروجی شبکه با مقدار اندازه‌گیری شده مقایسه می‌شود و خطا بدست می‌آید و این خطا با تنظیم وزن اتصال بین نورون‌ها کمینه می‌شود. الگوریتم لونیبرگ مارکوآرت (LM) یک الگوریتم بهینه‌سازی است که بطور گسترده به منظور آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. عملکرد آن در حل طیف گسترده‌ای از مسائل در مقایسه با گرادیان نزولی و دیگر روش‌های گرادیان مزدوج بهتر بوده است [۹].

۲.۳ الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهارت مطرح شد [۱۰] که در تدوین آن از پرواز گروهی پرندگان و شنای گروهی ماهی‌ها الهام گرفته شد. این روش برخلاف بسیاری از روش‌های سنتی، نیاز به مشتق‌گیری نداشته و می‌تواند برای توابع هدف با ماهیت تصادفی بکار برده شود. این الگوریتم نیز مانند سایر الگوریتم‌های جمعی، با جمعیت تصادفی شروع به کار می‌کند. در واقع هر کدام از اعضا یک ذره هستند که مجموعه را بوجود می‌آورند. این مجموعه با توجه به سرعت‌های هر ذره، در فضای تصمیم به سمت نقطه‌ای بهینه حرکت می‌کند. جزئیات دست‌یابی به پاسخ بهینه توسط الگوریتم PSO در بخش بعدی ارائه شده است.

۳.۳ الگوریتم ترکیبی جدید شبکه عصبی

یکی از نقاط ضعف در آموزش شبکه‌های عصبی، انتخاب تصادفی مقادیر ابتدایی وزن‌های شبکه می‌باشد که اگر این انتخاب از مقدار پاسخ بهینه دور باشد، فرایند آموزش شبکه به تعداد تکرارهای زیادی نیازمند است و سرعت همگرایی الگوریتم برای دست یافتن به پاسخ بهینه کاهش می‌یابد و همچنین این امکان وجود دارد که الگوریتم در مسیر دست‌یابی به پاسخ بهینه در دام مینیمم‌های محلی قرار گیرد و هرگز به پاسخ بهینه دست پیدا نکند. در این مطالعه برای حل این مشکل، قبل از آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم LM، شبکه را توسط الگوریتم PSO آموزش داده و مقادیری برای وزن‌های شبکه حاصل می‌شود و چون این مقادیر توسط یک الگوریتم بهینه‌سازی بدست آمده به پاسخ بهینه بسیار نزدیک است. سپس مقادیری که توسط الگوریتم PSO در مرحله قبل بدست آمدند را به عنوان وزن‌های اولیه شبکه در نظر گرفته شده و شبکه توسط الگوریتم LM آموزش داده می‌شود و وزن‌های نهایی شبکه حاصل می‌گردد. نحوه عملکرد این الگوریتم ترکیبی برای دست یافتن به پاسخ بهینه به صورت مراحل زیر می‌باشد (شکل ۳).



شکل ۳ - فلوجارت مراحل مختلف همگرایی الگوریتم ترکیبی جدید شبکه عصبی

مرحله اول: پیش پردازش داده‌ها

گام ۱: آماده‌سازی داده‌ها

گام ۲: انتخاب پارامترهای ورودی و خروجی شبکه

در این مطالعه به منظور پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه در ماه‌های آتی $Q(t)$ از مقدار دبی یک سال $Q(t-1)$ و دو سال $Q(t-2)$ گذشته استفاده گردید. بطور مثال به منظور پیش‌بینی دبی شهریور ۱۳۹۵ از دبی شهریور سال‌های ۱۳۹۴ و ۱۳۹۳ به عنوان پارامتر ورودی شبکه استفاده شد.

گام ۳: نرمال‌سازی داده‌ها

در این مطالعه به منظور عملکرد مناسب تر شبکه عصبی تمامی داده‌های ورودی و خروجی شبکه با استفاده از رابطه ۱ نرمال‌سازی شده‌اند.

$$x^* = 0.05 + 0.95 \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

که در رابطه فوق x^* مقدار داده نرمال شده، x مقدار داده واقعی، x_{\max} و x_{\min} به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار داده می‌باشند.

گام ۴: تقسیم داده‌ها به دو بخش داده‌های آموزش و آزمون شبکه

در این مطالعه از داده‌های اندازه‌گیری شده در سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴ برای آموزش و از داده‌های سال ۱۳۹۵ برای آزمون مدل پیشنهادی استفاده گردید.

مرحله دوم: آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم PSO

گام ۱: انتخاب معماری شبکه

انتخاب یک معماری مناسب برای شبکه عصبی تأثیر زیادی بر عملکرد آن در طبقه‌بندی و تشخیص دارد. در این مطالعه از شبکه عصبی پرسپرون چند لایه (MLP) استفاده شد، که لایه اول دارای ۲ گره ورودی و لایه آخر شامل یک گره خروجی می‌باشد. اما انتخاب مناسب تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نورون‌های این لایه‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. که در این مطالعه از شبکه‌های مختلف با دو لایه پنهان استفاده شد و تعداد ۳ تا ۵ نورون نیز برای هر یک از لایه‌ها در نظر گرفته شد. برای نورون‌های لایه‌های پنهان شبکه، تابع انتقال‌های تانژانت هایپربولیک و برای نورون لایه‌ی آخر، تابع انتقال خطی انتخاب گردید. در نتیجه برای دستیابی به بهترین مدل شبکه عصبی، ۹ معماری مختلف از شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته شد.

گام ۲: انتخاب بردار موقعیت اولیه ذرات به صورت تصادفی.

در الگوریتم PSO هر ذره دارای دو بردار موقعیت و سرعت می‌باشد که در هر تکرار آموزش بروز رسانی می‌گردد. در این مطالعه بردار موقعیت هر ذره همان وزن‌های شبکه عصبی می‌باشد.

گام ۳: محاسبه تابع هزینه هر یک از ذرات.

در این مطالعه جذر میانگین مربع خطا (RMSE) به عنوان تابع هزینه هر ذره انتخاب شده است و به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - Y_n)^2} \quad (2)$$

که در روابط فوق N تعداد الگوهای آموزش، Y_n مقادیر پیش‌بینی و X_n مقادیر اندازه‌گیری شده است.

گام ۴: تعیین مقادیر x_{pbest} و x_{gbest} مجموعه ذرات.

x_{pbest} بهترین موقعیتی است که ذره تاکنون بدست آورده است و x_{gbest} بهترین موقعیتی است که کل ذرات تاکنون بدست آورده‌اند.

گام ۵: بروز رسانی بردار سرعت هر یک از ذرات با استفاده از رابطه ۳

$$v_i' = \omega v_i^{t-1} - r_1 c_1 (x_{pbest} - x_i^{t-1}) + r_2 c_2 (x_{gbest} - x_i^{t-1}) \quad (3)$$

که t شاخصه تکرار، ω پارامتر وزن اینرسی، v_i^{t-1} و x_i^{t-1} به ترتیب بردار سرعت و بردار موقعیت ذره i ام در تکرار $t-1$ می‌باشند. r_1 و r_2 اعداد تصادفی بین $[0, 1]$ هستند و c_1 و c_2 به ترتیب ضرایب شتاب و شناسایی می‌باشند. لازم به ذکر است که سرعت اولیه ذرات صفر در نظر گرفته شده است.

گام ۶: بروز رسانی بردار موقعیت هر یک از ذرات.

از رابطه ۴ برای بروز رسانی بردار موقعیت ذرات استفاده می‌گردد.

$$x_i' = x_i^{t-1} + v_i' \quad (4)$$

گام ۷: بررسی معیار توقف.

معیار توقف به دو صورت در نظر گرفته می‌شود. یکی اینکه تعداد تکرارهای مشخصی برای آموزش توسط الگوریتم در نظر گرفته می‌شود و با رسیدن به آن تکرار روند آموزش متوقف می‌شود و یا اینکه مقداری برای تابع هزینه مشخص می‌شود و با رسیدن به آن مقدار الگوریتم متوقف می‌شود. حال اگر

معیار توقف برآورده نشد به گام ۳ بازگشته و روند فوق تا گام ۷ ادامه پیدا می کند و اگر معیار توقف برآورده شود مقدار X_{igbest} به عنوان پاسخ نهایی الگوریتم در نظر گرفته می شود.

مرحله سوم: آموزش شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم LM.

گام ۱: پاسخ نهایی که توسط الگوریتم PSO در مرحله قبل بدست آمد بعنوان وزن های اولیه شبکه در نظر گرفته می شود.

گام ۲: محاسبه تابع هزینه.

گام ۳: بروز رسانی وزن های شبکه با استفاده از الگوریتم LM.

گام ۴: بررسی معیار توقف. اگر معیار توقف برآورده شد وزن های بدست آمده در گام ۳ به عنوان پاسخ نهایی الگوریتم در نظر گرفته می شود و اگر معیار توقف برآورده نشود به گام ۲ بازگشته و روند فوق تا گام ۴ ادامه پیدا می کند.

مرحله چهارم: پس پردازش داده ها.

گام ۱: بررسی عملکرد شبکه با داده های آزمون. پس از بدست آمدن پاسخ نهایی شبکه، عملکرد آن را در طبقه بندی توسط داده های آزمون مورد ارزیابی قرار داده می شود.

گام ۲: ارائه مدلی مطمئن. پس از اطمینان از عملکرد شبکه در طبقه بندی می توان از آن به عنوان ابزاری مناسب برای پیش بینی دبی ماهانه رودخانه در ماه های آتی استفاده نمود.

۴. معیارهای ارزیابی عملکرد

در این تحقیق جهت ارزیابی دقت مدل پیشنهادی از دو شاخص آماری، ضریب همبستگی (CC) و جذر میانگین مربع خطا (RMSE) استفاده شده است.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - Y_n)^2} \quad (6)$$

که در روابط فوق N تعداد داده ها، Y_i مقادیر پیش بینی و X_i مقادیر اندازه گیری شده است. \bar{X} و \bar{Y} به ترتیب میانگین داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده است.

۵. بحث و نتایج

اولین مرحله برای استفاده از الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی آماده سازی داده های اندازه گیری شده می باشد که در بخش قبل بصورت کامل ارائه گردید. مرحله ی بعدی انتخاب معماری شبکه عصبی می باشد، برای دستیابی به بهترین مدل شبکه عصبی، ۹ معماری مختلف از شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته شد. پس از انتخاب معماری شبکه عصبی می بایست شبکه مورد نظر با استفاده از الگوریتم PSO آموزش داده شود تا مقادیر اولیه وزن های شبکه بدست آید. در ابتدا می بایست پارامترهای الگوریتم PSO انتخاب گردد که در این تحقیق این پارامترها مطابق با جدول ۱ انتخاب گردیدند.

جدول ۱- پارامترهای مختلف الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات.

۲۰۰	تعداد تکرار
۴۴	تعداد متغیرها (وزن‌های شبکه)
۲۰۰	تعداد ذرات
۲	ضریب شتاب (C_1)
۲	ضریب شناسایی (C_2)
۰/۹۹	وزن اینرسی نهایی (ω_{max})
۰/۲	وزن اینرسی اولیه (ω_{min})

همانطور که در جدول فوق مشاهده می‌شود تعداد ۱۰۰ ذره برای الگوریتم PSO در نظر گرفته شده است، که هر ذره دارای یک بردار موقعیت و سرعت می‌باشد. بردار موقعیت هر ذره، وزن‌های شبکه عصبی می‌باشد که بطور مثال برای شبکه با معماری ۲-۵-۴-۱، بردار موقعیت هر ذره دارای ۴۴ بعد می‌باشد که این مقادیر در ابتدا (نقطه شروع) به صورت تصادفی انتخاب می‌گردند. داده‌های ورودی از طریق لایه اول وارد شبکه می‌شوند و پس از عبور از لایه‌های مختلف شبکه، خروجی حاصل می‌شود. حال با داشتن خروجی شبکه و مقدار خروجی اندازه‌گیری شده مقدار خطا (RMSE) محاسبه می‌شود. پس از محاسبه خطا، Xp_{best} و Xg_{best} ذرات بدست می‌آید که با مشخص شدن این مقادیر و با استفاده از روابط (۳) و (۴) مقادیر بردار سرعت و بردار مکان هر ذره بروزرسانی می‌شود و این روند ادامه پیدا می‌کند تا معیار توقف حاصل گردد. پس از طی مراحل فوق وزن‌های شبکه که همان بردار موقعیت (Xg_{best}) بهترین ذره می‌باشد حاصل می‌گردد. در مرحله بعدی می‌بایست شبکه عصبی را با استفاده از الگوریتم LM آموزش داد و چون وزن‌های اولیه توسط الگوریتم PSO بدست آمده و نزدیک به جواب بهینه است شبکه طی تکرارهای کمی به جواب بهینه سراسری رسیده و مقادیر وزن‌های نهایی حاصل می‌شود. حال در مرحله پایانی پس از اینکه آموزش شبکه عصبی توسط داده‌های آموزش به اتمام رسید عملکرد آن در پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه دره دزدان توسط داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. پس آموزش شبکه‌های مختلف توسط الگوریتم ترکیبی و مقایسه نتایج آن‌ها، مشاهده شد که شبکه عصبی با معماری ۱-۴-۵-۲ با تابع انتقال تانژانت هایپربولیک در لایه‌های پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی نسبت به دیگر شبکه‌ها عملکرد مناسب‌تری داشت.

در جدول ۲ مقادیر CC و RMSE مربوط به داده‌های آموزش و آزمون ارائه گردیده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود مقدار CC به عدد ۱ نزدیک می‌باشد و مقادیر کوچکی برای RMSE بدست آمده است. بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت که این شبکه دقت بسیار بالایی در پیش‌بینی دارد. همچنین مشاهده می‌شود الگوریتم LM با سرعت همگرایی بالایی (تعداد تکرار آموزش ۹۴) به پاسخ بهینه دست یافته است که این سرعت همگرایی بالا بخاطر استفاده از الگوریتم PSO به منظور انتخاب اولیه وزن‌های شبکه می‌باشد.

جدول ۲- مقادیر شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای مدل پیشنهادی

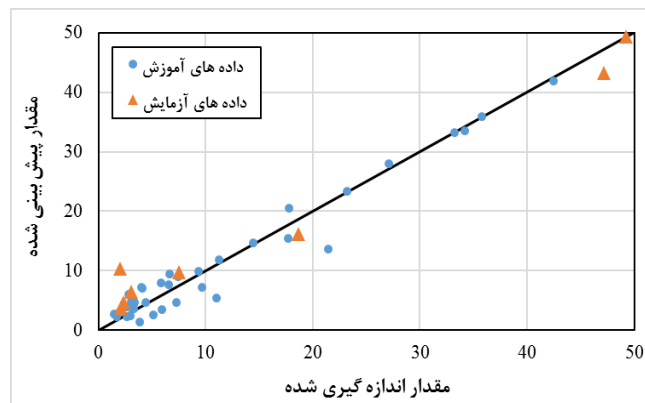
داده‌های آزمون		داده‌های آموزش		تکرار آموزش	معماری شبکه
RMSE	CC	RMSE	CC		
۳/۸۲۷	۰/۹۸۸	۲/۳۲۶	۰/۹۷۸	۹۴	۱-۴-۵-۲

در شکل ۴ نیز می‌توان دقت پیش‌بینی مدل پیشنهادی را برای داده‌های آزمون و آزمایش مشاهده کرد. لازم به ذکر است که هر چه نقاط در این شکل به خط $x=y$ نزدیکتر باشند عملکرد شبکه مناسب‌تر می‌باشد.

کنگره علوم و مهندسی آب و فاضلاب ایران

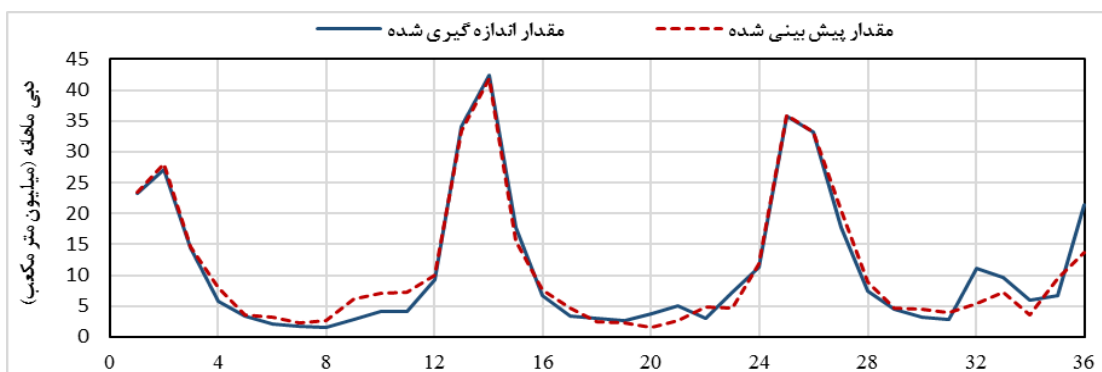
دانشگاه تهران، تهران

۲۶ و ۲۷ بهمن ماه ۱۳۹۵

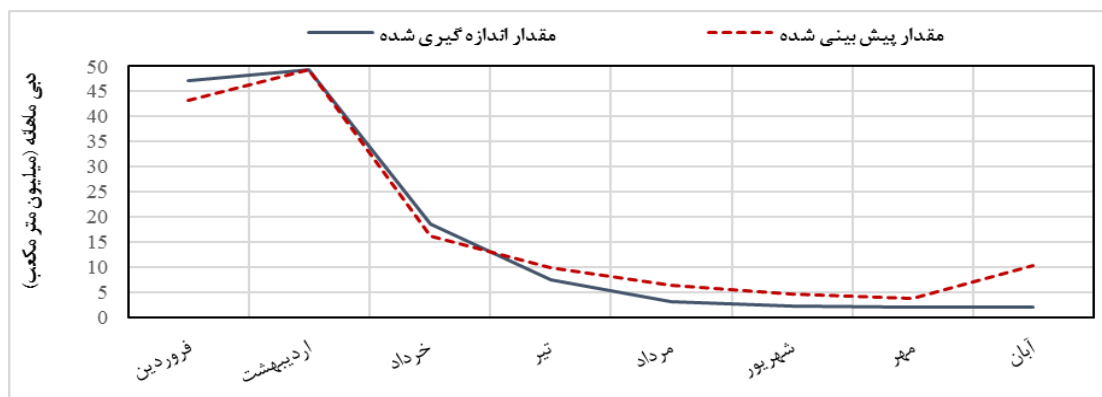


شکل ۴- مقایسه دبی اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل پیشنهادی

شکل ۵ نشان دهنده دبی رودخانه دره دزدان در ماه های مختلف سال های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴ (داده های آموزش) می باشد. در این شکل خط ممتد مربوط به مقدار اندازه گیری شده و خط چین مربوط به مقدار پیش بینی شده توسط مدل پیشنهادی می باشد. با مشاهده این شکل می توان نتیجه گرفت که این مدل دقت قابل قبولی در پیش بینی دبی رودخانه دره دزدان در سال های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴ دارد. همچنین در شکل ۶ می توان مقدار اندازه گیری شده و پیش بینی شده رودخانه دره دزدان را در ماه های مختلف سال ۱۳۹۵ مشاهده نمود. از این شکل نیز می توان دریافت که مدل پیشنهادی توانسته است دبی رودخانه را برای داده های آزمون با دقت مناسبی پیش بینی کند که این امر می تواند کمک شایانی به برنامه ریزی و مدیریت سامانه خط انتقال قم نماید.



شکل ۵- دبی ماهانه رودخانه دره دزدان در ماه های مختلف سال های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴



شکل ۶- دبی ماهانه رودخانه دره دزدان در ماه های مختلف سال ۱۳۹۵



شرکت مهندسی آب و فاضلاب کتور

کنگره علوم و مهندسی آب و فاضلاب ایران

دانشگاه تهران، تهران

۲۶ و ۲۷ بهمن ماه ۱۳۹۵



۶. خلاصه و نتیجه گیری

سامانه انتقال آب از سرشاخه های رود دز به شهر مقدس قم به عنوان یکی از بزرگترین خطوط انتقال آب در خاورمیانه محسوب می شود. بر اساس اندازه گیری های صورت گرفته از ابتدای بهره برداری این سامانه تاکنون مشاهده می گردد که عمده آب این سامانه توسط رودخانه دره دزدان تأمین می شود. در نتیجه به منظور مدیریت و برنامه ریزی دقیق و بهینه این سامانه، پیش بینی دبی ماهانه رودخانه دره دزدان امری لازم و ضروری می باشد چرا که بخش عمده ای از آب مورد نیاز روستاها، شهرک های صنعتی و شهرهایی از قبیل خوانسار، گلپایگان، خمین، محلات، نیمور، ساوه و سلفچگان و استان قم از طریق این سامانه تأمین می گردد. همانطور که بیان گردید در مطالعه حاضر سعی شد تا با استفاده از مدلی قابل اعتماد و دقیق به پیش بینی دبی ماهانه رودخانه دره دزدان پرداخته شود برای این منظور از الگوریتم PSO برای آموزش شبکه عصبی قبل از الگوریتم LM استفاده گردید تا مشکل افتادن در دام مینیمم های محلی شبکه رفع گردد و سرعت همگرایی شبکه افزایش یابد. در نهایت نشان داده شده که مدل ترکیبی پیشنهادی می تواند به خوبی و با دقت بالایی دبی رودخانه را در ماه های مختلف سال ۱۳۹۵ پیش بینی کند. حال می توان از این مدل برای پیش بینی دبی در ماه های آتی استفاده نمود که این امر می تواند کمک شایانی به برنامه ریزی و مدیریت بهینه و دقیقی بر روی بهره برداری سامانه خط انتقال قم نماید.

۷. مراجع

1. Eslami, N., and Malekinezhad, H., (2016). Monthly Discharge Forecasting in Sefid River Basin Using Fuzzy Neural Network and Artificial Neural Network Models (1987-2012). *International Bulletin of Water Resources & Development*, 5(1), pp 157-167.
2. عبدالله پور آزاد، م. ستاری، م.ت. (۱۳۹۴)، پیش بینی جریان روزانه رودخانه اهرچای با استفاده از روش های شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی، نشریه پژوهش های حفاظت آب و خاک، جلد ۲۲، شماره ۱، صفحه ۲۹۸-۲۸۷.
3. Nabizadeh, M., Mosaedi, A., Hesam, M., and Dehghani, A.A., (2012). Comparing the Performance of Fuzzy Based Models in Stream Flow Forecasting on Lighvan River. *Journal of Water Soil Cons*, 19(1), pp.117-134. (In Persian)
4. صحرائی، ش. مشفق، م.ذ. (۱۳۹۲)، پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (مطالعه موردی)، هفتمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، زاهدان.
5. عبداللهی اسدآبادی، س. دین پژوه، ی. میرعباسی نجف آبادی، ر. (۱۳۹۳)، پیش بینی دبی متوسط روزانه جریان رودخانه بهشت آباد با استفاده از آنالیز موجک، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۸، شماره ۳، صفحه ۵۴۵-۵۳۴.
6. Cannas, B., Fanni, A., See, L. and Sias, G. (2006). Data preprocessing for river flow forecasting using neural networks: Wavelet transforms and data partitioning. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 31(18), pp. 1164-1171.
7. Kisi, O. (2008). Stream flow forecasting using neuro-wavelet technique. *Journal of Hydrological Process*, 22, pp. 4142- 4152.
8. Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice-Hall, NJ 842.
9. Hagan, M. and Menhaj, M. (1994). Training feed forward networks with the marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5, pp. 989-993.
10. Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In: *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Piscataway, NJ, IEEE Service Center, pp.39-43.