

مدل شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی همبستگی روزانه بین ایستگاه‌ها در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد دز

محمد ابراهیم بنی حبیب^{۱*}، سید مجید موسوی^۲ و فریماه سادات جمالی^۳

چکیده

پیش‌بینی جریان در بهره‌برداری از مخازن سدها و مدیریت منابع آب اهمیت زیادی دارد. در این مقاله، جریان ورودی به مخزن سد دز با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی چند متغیره بر اساس آمار آبدهی روزانه ایستگاه‌های هیدرومتری واقع در بالادست مخزن سد پیش‌بینی شده است. با استفاده از دو مدل مذکور همبستگی زمانی و مکانی بین ایستگاه‌های واقع در بالادست مخزن نیز بررسی شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که در حالت کلی، با در نظر گرفتن ضریب همبستگی و معیار میانگین مربعات خطاها، مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به مدل رگرسیون خطی دارد. بهترین موقع برای پیش‌بینی یک روز جلوتر با استفاده از داده‌های نزدیک‌ترین ایستگاه بالادست سد (تنگ‌پنج) و سه روز جلوتر با داده‌های ایستگاه‌های ونایی (سراب سفید)، درودتیره، کمنداب و دره‌تخت انجام می‌شود. بدین ترتیب با افزایش فاصله ایستگاه پیش‌بینی‌کننده، زمان پیش‌بینی از یک روز به سه روز افزایش و دقت آن ۴۲٪ کاهش می‌یابد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی جریان، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی، سد دز و همبستگی زمانی و مکانی.

ارجاع: بنی حبیب م.ا. موسوی س.م. و جمالی ف.س. ۱۳۸۹. مدل شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی همبستگی روزانه بین ایستگاه‌ها در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد. مجله پژوهش آب ایران. ۴(۷): ۲۵-۳۲.

۱- دکترای عمران-مهندسی آب، استادیار گروه مهندسی آبیاری و زهکشی پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران

۲- فارغ التحصیل کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی آب و خاک، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران.

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی آب و خاک، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران.

* نویسنده مسئول: banihabib@ut.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۸/۱۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۷/۲۸

مقدمه

سدهای مخزنی در تأمین نیازهای شرب، کشاورزی و صنعت اهمیت زیادی دارند و با پیش‌بینی جریان ورودی به سد می‌توان برنامه مناسبی برای بهره‌برداری از مخزن تهیه کرد. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به دلیل ساختار غیر خطی، برای مدل‌سازی فرایندهای پیچیده غیرخطی نظیر فرایندهای هیدرولوژیک کاربرد دارد. در تحقیقی، جریان ورودی ماهانه به سد کارون ۵ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده‌است. نتایج نشان داد که پیش‌بینی جریان بر اساس مدل تجمعی (مجموع جریان ماه‌های قبل) در مقایسه با مدل‌های منفرد (در نظر گرفتن جریان تنها یک دوره ماهانه) بهتر نتیجه می‌دهد؛ این در حالی است که تعداد داده‌های ورودی مورد نیاز این مدل بسیار زیاد است (شریفی و همکاران، ۱۳۸۴). دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد درودزن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد، که در نهایت مدل به دست آمده در عین سادگی با دقت مناسبی مقادیر دبی متوسط هفتگی را پیش‌بینی می‌کند. همچنین نتایج نشان داد که هر اندازه فاصله ایستگاه‌های دبی‌سنجی واقع در سطح حوضه از ایستگاه سد درودزن بیشتر باشد، تأثیر دبی آنها بر دبی ورودی به مخزن سد در فاصله زمانی طولانی‌تری نمایان می‌شود (محمدی و محمودیان، ۱۳۸۵). برای تخمین جریان ماهانه ایستگاه اسکندری واقع در حوضه آبخیز رودخانه پلاسجان در شمال غرب سد زاینده رود، از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه^۱ که از نوع پیشرو و استاتیک است، استفاده شد. اطلاعات پنج ایستگاه باران‌سنجی و دماسنجی را به عنوان ورودی مدل، و داده‌های جریان ماهانه به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ایجاد شده به خوبی قادر به شبیه‌سازی عکس‌العمل حوضه مورد مطالعه نسبت به بارش است و تغییر در بارندگی میزان تغییر در دبی جریان ماهانه را به خوبی شبیه‌سازی می‌کند (یزدانی و چاوشی، ۱۳۸۴).

جریان ورودی سد کرج (منبع اصلی تأمین آب شرب شهر تهران) را که ۶۰٪ آن از طریق جریان‌های بهاره، از ماه فروردین تا خرداد، رخ می‌دهد، با استفاده از داده‌های دبی جریان بهاره و بارش ۳۰ سال، با سه روش رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی و مدل سری زمانی ARIMA^۲، پیش‌بینی شد. در این تحقیق از

شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با دو لایه میانی، مدل خودهمبسته ARIMA و چهار ترکیب برای رگرسیون استفاده شد. نتایج به دست آمده نشانگر برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی بر دو مدل دیگر است (محمدی و همکاران، ۲۰۰۵). برای پیش‌بینی جریان رودخانه‌های کشف‌رود و هریرود در حوضه کارده با ۴۵ سال داده آماری، با دو مرحله پیش‌بینی روزانه و ماهانه، از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده شده است. همچنین، برای ارزیابی مدل ساخته شده با شبکه عصبی مصنوعی، از مدل HEC4 استفاده شد. نتایج نشان داد که در این حوضه، مدل شبکه عصبی مصنوعی روزانه دقت بیشتری در قیاس با مدل ماهانه دارد. در عین حال، شبکه عصبی در حفظ خواص ماهانه و سالانه (توأم) بسیار خوب و مؤثر عمل می‌کند. با مقایسه نتایج حاصل از شبیه‌سازی توسط HEC4 و همچنین شبکه عصبی دیده شد که با شبکه عصبی بسیار بهتر و دقیق‌تر جریان رودخانه تخمین زده می‌شود و عملکردی به مراتب بهتر از خود نشان می‌دهد (شریفی و صالحی، ۱۳۸۴). در تحقیقی، شبکه‌های عصبی با ساختارهای گوناگون برای تخمین رواناب ماهانه در سه حوضه آبخیز ایالت کانزاس آمریکا، مورد ارزیابی قرار گرفتند. در مقایسه با روش‌های تجربی، روش شبکه عصبی مصنوعی دقیق‌تر بود (جاگادیش و همکاران، ۲۰۰۰). برای پیش‌بینی جریان دو رودخانه در ویرجینیا و آریزونا آمریکا، دو مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا^۳ (BP) و مدل آماری AR^۴ مقایسه شد. مبنای ارزیابی مدل‌ها، مجموع مربعات خطا (SSE) در نظر گرفته شد. نتایج برای پیش‌بینی دبی روزانه، حاکی از برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل خود همبسته (AR) است (باره و همکاران، ۲۰۰۶). بررسی تحقیقات پیشین نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی کارایی مناسبی برای پیش‌بینی آبدهی رودخانه داشته است؛ ولی این بررسی اغلب محدود به پیش‌بینی ماهانه و براساس یک ایستگاه بوده است. در تحقیق حاضر علاوه بر بررسی همبستگی مکانی چند ایستگاه در پیش‌بینی ورودی مخزن سد دز، زمان پیش‌بینی در مقیاس روزانه نیز بررسی می‌شود.

³ - Back Propagation

⁴ - Auto-Regressive

¹ - Multilayer Perceptron

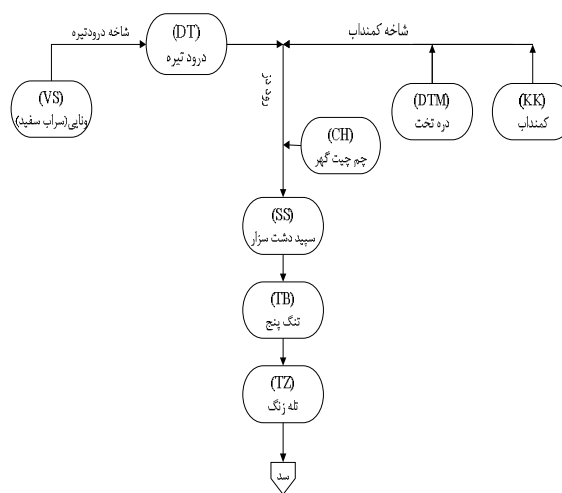
² - Auto regressive integrated moving average

مواد و روش‌ها

حوضه آبریز مورد مطالعه

حوضه آبریز دز بخشی از ارتفاعات زاگرس میانی را دربر می‌گیرد و از لحاظ تقسیم‌بندی کلی هیدرولوژی ایران، جزئی از حوضه آبریز خلیج فارس است. این حوضه در محدوده عرض جغرافیایی بین $32^{\circ} 35'$ تا $34^{\circ} 07'$ شمالی و طول جغرافیایی $48^{\circ} 20'$ تا $50^{\circ} 20'$ شرقی در جنوب غربی ایران واقع شده است. حوضه دز از غرب به حوضه کرخه، از شمال به حوضه قره‌چای و زاینده‌رود و از شرق و جنوب به حوضه کارون محدود است. رودخانه دز از ارتفاعات سلسله جبال زاگرس سرچشمه می‌گیرد و از دو شاخه اصلی به نام‌های سزار و بختیاری تشکیل می‌شود که پس از به هم پیوستن در محل تنگ‌پنج، رودخانه دز را تشکیل می‌دهند. رژیم بارش در منطقه مدیترانه‌ای و تیپ‌های مشتق از آن است، به این مفهوم که فصل خشک مطلقاً منطبق بر تابستان و فصل بارندگی متمرکز بر زمستان است (برهانی و همکاران، ۱۳۸۳). دبی متوسط جریان در ایستگاه تله‌زنگ $148/7$ مترمکعب بر ثانیه و متوسط دمای سالانه ایستگاه سد دز $23/4$ درجه سانتیگراد است.

برای انجام تحقیق، از ۲۰ سال داده روزانه هشت ایستگاه آبرسانی سپیددشت سزار (SS)، تنگ‌پنج (TB)، ونایی (سراب سفید) (VS)، درودتیره (DT)، درودتیره (DT)، دره تخت (DTM)، گنبداب (KK)، گنبداب (KK)، دره تخت (DTM)، چم‌چیت‌گهر (CH)، کمنداب (KK)، دره تخت (DTM) و تله‌زنگ (ایستگاه هدف) (TZ) استفاده شده است (شکل ۱).



شکل ۱- موقعیت نسبی ایستگاه‌های مورد بررسی در منطقه

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از فرایند موجود در شبکه‌های عصبی مغز انسان به شرح زیر الگوبرداری شده‌اند: اول، پردازش اطلاعات در اجزایی به نام نرون (گره) صورت می‌گیرد. دوم، اطلاعات بین نرون‌ها از طریق ارتباطات برقرار شده بین آنها مبادله می‌شود. سوم، هر یک از این ارتباطات، مشخصه یا وزنی دارد که در اطلاعات انتقال یافته از یک نرون به نرون دیگر ضرب می‌شود. چهارم، هر نرون برای محاسبه خروجی، یک تابع محرک (معمولاً غیر خطی) را به ورودی‌ها اعمال می‌کند. در نهایت، هر شبکه براساس ساختار (نشانگر طریقه ارتباط بین نرون‌ها)، روش آموزش شبکه (روش تعیین مقادیر وزن‌های رابط میان نرون‌ها) و تابع محرک مشخص می‌شود.

متداول‌ترین شبکه‌ها در پیش‌بینی و حل مسائل غیرخطی، شبکه‌های موسوم به چند لایه پرسپترون (MLP) می‌باشند. شکل ۲، شبکه عصبی مصنوعی سه لایه که در این تحقیق به کار رفته است را نشان می‌دهد. آموزش این شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا صورت می‌پذیرد. الگوریتم پس‌انتشار خطا اساساً دارای دو مسیر اصلی است. مسیر رفت که در آن بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های پنهان، به لایه خروجی انتشار می‌یابد. مسیر بازگشت که پارامترهای شبکه مطابق با قانون یادگیری اصلاح خطا تغییر یافته و تنظیم می‌شوند. سیگنال خطا، در لایه خروجی شبکه محاسبه می‌گردد و پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هرچه بیشتر به پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. این امر تا رسیدن مقدار خطا به مقدار قابل قبول ادامه می‌یابد. در این صورت مرحله یادگیری شبکه به پایان می‌رسد و شبکه آمادگی تعیین خروجی مناسب در برابر داده ورودی جدید را داراست. الگوریتم پس‌انتشار، به گونه‌ای است که به‌ازای هر ورودی در مرحله واسنجی باید خروجی متناظر و مناسب آن برای طی روند یادگیری شبکه موجود باشد. پس از آموزش شبکه، در مرحله آزمایش، فقط اطلاعات وارد می‌شود اطلاعات فقط از سمت نرون‌های ورودی وارد می‌شود و به نرون‌های ورودی شبکه تخصیص داده می‌شود.

متغیرهای مستقل است. به منظور تخمین ضرایب رگرسیون (β_i) از روش حداقل مربعات استفاده می‌شود.

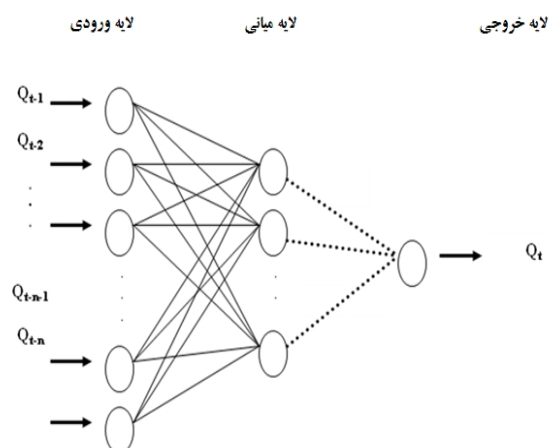
مدلسازی پیش‌بینی جریان

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در این تحقیق برای پیش‌بینی مقادیر دبی ایستگاه ورودی به مخزن سد دز، شامل دو رویکرد کلی است:

مرحله اول- دبی ایستگاه هدف (ایستگاه سد دز) با مقادیر متناظر در هر یک از ایستگاه‌های بالادست منطقه (ایستگاه‌های پیش‌بینی کننده) پیش‌بینی شده و همبستگی زمانی بین دبی روزانه ایستگاه پیش‌بینی کننده با مقادیر دبی در روزهای قبل ایستگاه‌های پیش‌بینی کننده، بررسی شده است. در واقع، تأکید این مرحله بر تعیین بهترین الگوی زمانی برای هر ایستگاه پیش‌بینی کننده بر اساس بیشترین ضریب همبستگی و کمترین خطا می‌باشد. به عبارتی دیگر، در این مرحله که به تنهایی هر یک از ایستگاه‌های بالادست ایستگاه هدف (تله‌زنگ) به‌عنوان ورودی در مدل ANN در نظر گرفته می‌شود با مقادیر مربوطه در ایستگاه هدف، توسط الگوهای زیر به هم مربوط می‌شوند که در آن: Q_{t-i}^k, Q_{t-j}^k دبی‌های روزانه مربوط به i و j روز قبل از t در ایستگاه k ام است.

$$\begin{aligned}
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{TB}, Q_{t-1}^{TB}), f(Q_{t-1}^{TB}, Q_{t-2}^{TB}), \dots, f(Q_{t-6}^{TB}, Q_{t-7}^{TB}) \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{SS}, Q_{t-1}^{SS}), f(Q_{t-1}^{SS}, Q_{t-2}^{SS}), \dots, f(Q_{t-6}^{SS}, Q_{t-7}^{SS}) \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{CH}, Q_{t-1}^{CH}), f(Q_{t-1}^{CH}, Q_{t-2}^{CH}), \dots, f(Q_{t-6}^{CH}, Q_{t-7}^{CH}) \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{DT}, Q_{t-1}^{DT}), f(Q_{t-1}^{DT}, Q_{t-2}^{DT}), \dots, f(Q_{t-6}^{DT}, Q_{t-7}^{DT}) \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{VS}, Q_{t-1}^{VS}), f(Q_{t-1}^{VS}, Q_{t-2}^{VS}), \dots, f(Q_{t-6}^{VS}, Q_{t-7}^{VS}) \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{KK}, Q_{t-1}^{KK}), f(Q_{t-1}^{KK}, Q_{t-2}^{KK}), \dots, f(Q_{t-6}^{KK}, Q_{t-7}^{KK}) \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{t-1}^{DTM}, Q_{t-1}^{DTM}), f(Q_{t-1}^{DTM}, Q_{t-2}^{DTM}), \dots, f(Q_{t-6}^{DTM}, Q_{t-7}^{DTM})
 \end{aligned} \tag{۲}$$

پیش‌بینی شونده و همه ایستگاه‌های پیش‌بینی کننده است. به عبارتی دیگر، در این مرحله که در هر گام یکی از ایستگاه‌های بالادست ایستگاه هدف (TZ) به مجموعه ایستگاه‌های قبلی به‌عنوان ورودی در مدل ANN در نظر گرفته می‌شود با مقادیر مربوطه در ایستگاه هدف، توسط الگوهای زیر به هم مربوط می‌شوند:



شکل ۲- شبکه عصبی مصنوعی سه لایه

رگرسیون خطی چند متغیره

تحلیل رگرسیون روشی آماری است که در آن از رابطه بین دو یا چند متغیر کمی (متغیرهای مستقل و یا پیش‌بینی کننده) برای پیش‌بینی متغیر وابسته (متغیر پاسخ) استفاده می‌شود. یک مدل رگرسیون خطی چند متغیره به صورت زیر بیان می‌شود:

$$y = \sum_{i=1}^N \beta_i X_i + \varepsilon \tag{۱}$$

که در آن: β_i ضرایب رگرسیون (پارامترهای رگرسیون)، X_i متغیرهای مستقل، ε خروج از مرکز و N تعداد

مرحله دوم- پیش‌بینی دبی ایستگاه هدف براساس الگوهای زمانی بهینه‌ای که از مرحله قبل که برای هر یک از ایستگاه‌های موردنظر در منطقه نصب شده بود، به دست آمد و بر تعیین بهترین الگوی مکانی که ضریب همبستگی بالاتر و خطای کمتر بین مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده، تأکید شد. در واقع، تأکید این مرحله بر بهبود نتایج مدل با در نظر گرفتن همبستگی مکانی بین داده‌های آبدی ایستگاه

$$\begin{aligned}
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}) && \text{الگوی ۱:} \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}, Q_{opt}^{SS}) && \text{الگوی ۲:} \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}, Q_{opt}^{SS}, Q_{opt}^{CH}) && \text{الگوی ۳:} \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}, Q_{opt}^{SS}, Q_{opt}^{CH}, Q_{opt}^{DT}) && \text{الگوی ۴:} \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}, Q_{opt}^{SS}, Q_{opt}^{CH}, Q_{opt}^{DT}, Q_{opt}^{VS}) && \text{الگوی ۵:} \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}, Q_{opt}^{SS}, Q_{opt}^{CH}, Q_{opt}^{DT}, Q_{opt}^{VS}, Q_{opt}^{DTM}) && \text{الگوی ۶:} \\
 Q_t^{TZ} &= f(Q_{opt}^{TB}, Q_{opt}^{SS}, Q_{opt}^{CH}, Q_{opt}^{DT}, Q_{opt}^{VS}, Q_{opt}^{DTM}, Q_{opt}^{KK}) && \text{الگوی ۷:}
 \end{aligned}$$

(۳)

نتایج و بحث

نتایج حاصل از پیش‌بینی جریان با دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی به صورت زیر است:

الف- در مرحله اول، بررسی جدول ۱ نشان می‌دهد که با افزایش فاصله ایستگاه پیش‌بینی کننده از ایستگاه هدف، الگوی بهینه که شامل بهترین کارایی براساس دو معیار R^2 و MSE باشد مربوط به هنگامی است که تعداد تأخیرهای بیشتری در متغیر ورودی لحاظ شود. در این رویکرد بهترین نتیجه مربوط به زمانی است که ایستگاه تنگ‌پنج (TB) که نزدیکترین ایستگاه به ایستگاه هدف (تله‌زنگ) است، به‌عنوان متغیر ورودی در نظر گرفته شود. به این ترتیب با افزایش فاصله ایستگاه پیش‌بینی کننده، زمان پیش‌بینی طولانی‌تر می‌شود ولی از دقت پیش‌بینی کاسته می‌شود. با بررسی جدول ۲ که نتایج مدل رگرسیون خطی در مرحله اول را نشان می‌دهد.

که در آن: Q_{opt}^0 دبی روزانه ایستگاه W با الگوی زمانی بهینه به دست آمده از مرحله قبل می‌باشد. در این مقاله، به منظور مقایسه بهتر نتایج حاصل از الگوهای مختلف، دو معیار ضریب همبستگی (R^2) و میانگین مربعات خطاها (MSE) مورد استفاده قرار گرفت:

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (O_{obs}^t - \bar{O}_{obs})(O_{sim}^t - \bar{O}_{sim})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (O_{obs}^t - \bar{O}_{obs})^2 \sum_{t=1}^n (O_{sim}^t - \bar{O}_{sim})^2}} \quad (۴)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (O_{obs}^t - O_{sim}^t)^2 \quad (۵)$$

که در این روابط، O_{obs}^t دبی روزانه ثبت شده در زمان t در ایستگاه هدف، O_{sim}^t دبی روزانه شبیه‌سازی شده در زمان t در ایستگاه هدف، \bar{O}_{obs} میانگین دبی روزانه ثبت شده در ایستگاه هدف، \bar{O}_{sim} میانگین دبی روزانه شبیه‌سازی شده در ایستگاه هدف و n تعداد داده‌ها (تعداد داده‌هایی که برای حالت‌های مختلف صحت‌سنجی و یا اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفته است) هستند.

برای بررسی بیشتر، با در نظر گرفتن ایستگاه‌هایی که حداقل خطای پیش‌بینی را در مرحله‌ای که به تنهایی به‌عنوان متغیر ورودی در نظر گرفته شده بودند، به صورت گروهی به‌عنوان ورودی شبکه استفاده شدند. برای این منظور ترکیب سه و چهار ایستگاهی که حداقل خطا را در پیش‌بینی داشتند، به‌عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شد و نتایج هر کدام مورد بررسی قرار گرفت. برای هر یک از این دو دسته داده، اثر تعداد نرون لایه میانی به منظور یافتن بهترین الگو و در نهایت بهترین ترکیب مورد بررسی قرار گرفت.

جدول ۱- خلاصه نتایج مربوط به مدل ANN در مرحله اول

شماره	ایستگاه	تعداد	مدل ANN		تعداد	تعداد
			تعداد	دوره صحت‌سنجی		
	ایستگاه	تعداد	تعداد	دوره صحت‌سنجی	تعداد	تعداد
	ورودی به	تعداد	تعداد	دوره صحت‌سنجی	تعداد	تعداد
	مدل	تعداد	تعداد	دوره صحت‌سنجی	تعداد	تعداد
	ورودی	تعداد	تعداد	دوره صحت‌سنجی	تعداد	تعداد
	ورودی	تعداد	تعداد	دوره صحت‌سنجی	تعداد	تعداد
۱	TB	t,t-1	۳	۱۹۶۷	۱۰۴۶	
۲	SS	t,t-1	۲	۱۷۹۹	۰/۲۵۱	
۳	CH	t,t-1	۳	۱۸۷۲	۰/۱۶۷	
۴	DT	t-3, t-4	۴	۱۷۵۴	۰/۲۶۶	
۵	VS	t-3, t-4	۵	۱۷۲۴	۱/۱۶۱	
۶	DTM	t-5, t-6	۱	۱۶۷۸	۰/۳۳۲	
۷	KK	t-5, t-6	۳	۱۷۰۳	۰/۳۶۹	

بهترین نتیجه را داراست. در هر مرحله با افزوده شدن ایستگاه جدید به مجموعه ایستگاه‌های قبلی به‌عنوان متغیر ورودی مدل، روند خاصی در جهت افزایش و یا کاهش کارایی مدل ANN از حیث دو معیار R^2 و MSE نمی‌توان یافت. اما مقایسه مقادیر متوسط این دو معیار در دو مرحله اول و دوم نشان می‌دهد به‌طور کلی پیش‌بینی مقادیر دبی روزانه ایستگاه هدف براساس اهداف مرحله دوم نتیجه بهتری نسبت به مرحله اول داده است. نکته قابل ذکر این است که الگوهای در نظر گرفته شده در مرحله دوم براساس الگوهای بهینه مرحله اول است و لذا همین انتظار نیز از نتایج به‌دست آمده در مرحله دوم می‌رود. در مرحله دوم به‌جز ایستگاه تنگ‌پنج که به تنهایی به‌عنوان ورودی مدل به‌کار رود، بهترین نتیجه مربوط به هنگامی است که متغیرهای ورودی مدل مربوط به ایستگاه‌های سپیددشت سزار و تنگ‌پنج باشند. جدول ۴ نتایج مدل رگرسیون خطی در مرحله دوم را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که در تمام حالات، خطای مدل ANN نسبت به مدل رگرسیون خطی کمتر است. شکل ۴ نیز مقادیر شبیه‌سازی شده آبدهی روزانه ایستگاه تله‌زنگ را براساس الگوی بهینه ایستگاه‌های سپیددشت سزار و تنگ‌پنج با دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که نتایج مدل رگرسیون نیز نسبت به مرحله قبل بهبود یافته‌اند ولی همچنان نتایج شبکه عصبی مصنوعی مطلوب‌تر است.

جدول ۳- خلاصه نتایج مربوط به مدل ANN در مرحله دوم

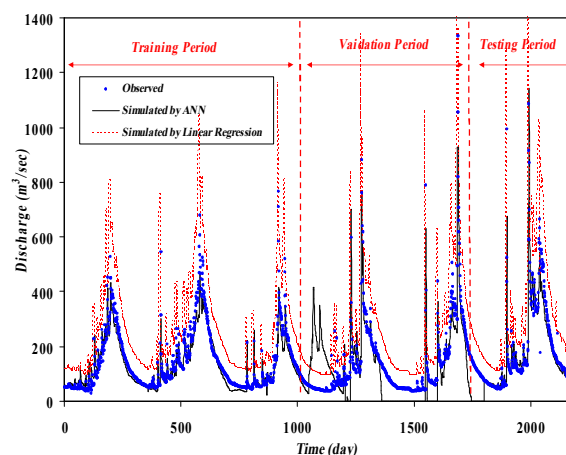
شماره	ایستگاه ورودی به مدل	تعداد نرون لایه میانی	دوره صحت‌سنجی (آزمون)	
			MSE	R^2
۱	TB	۳	۱۹۶۷	۱۰۴۶
۲	TB, SS	۷	۱۹۶۵	۱۰۴۴
۳	TB, SS, CH	۶	۱۹۳۶	۱۱۴۴
۴	TB, SS, CH,DT	۱۰	۱۹۳۳	۱۱۷۵
۵	TB, SS, CH,DT, VS	۴	۱۹۵۲	۱۱۱۰
۶	TB, SS, CH,DT, VS, DTM	۶	۱۹۵۵	۱۱۳۶
۷	TB, SS, CH,DT, VS, DTM, KK	۵	۱۹۵۴	۱۱۴۴

با مقایسه شاخص MSE در جداول ۱ و ۲، مشاهده می‌شود در مدل‌های با ایستگاه ورودی و تأخیر زمانی یکسان، خطای مدل ANN نسبت به مدل رگرسیون خطی کمتر است. شکل ۳ نیز مقادیر شبیه‌سازی شده آبدهی روزانه ایستگاه تله‌زنگ را براساس الگوی بهینه ایستگاه تنگ‌پنج با دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی نشان می‌دهد.

جدول ۲- خلاصه نتایج مربوط به مدل رگرسیون خطی در مرحله اول

شماره	ایستگاه ورودی به مدل	تعداد تاخیرهای زمانی در متغیرهای ورودی	دوره صحت‌سنجی (آزمون)	
			MSE	R^2
۱	TB	$t, t-1$	۱۱/۷۲۶	۰/۳۹۴
۲	SS	$t, t-1$	۱۴/۱۱۲	۰/۲۱۰
۳	CH	$t, t-1$	۱۲/۶۷۸	۰/۲۹۰
۴	DT	$t-3, t-4$	۱۳/۰۹۰	۰/۳۶۲
۵	VS	$t-3, t-4$	۱۳/۵۲۹	۰/۲۹۱
۶	DTM	$t-5, t-6$	۹/۹۰۶	۰/۶۷۲
۷	KK	$t-5, t-6$	۱۲/۶۱۰	۰/۲۸۴

ب-



شکل ۳- آبدهی روزانه مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در مرحله اول

در مرحله دوم، هدف بررسی تأثیر بهبود مدل نسبت به نتایج مرحله اول است. بررسی جدول ۳ نشان می‌دهد علیرغم اضافه شدن ایستگاه‌های بالادست به عنوان ورودی مدل برای پیش‌بینی، مدل با ورودی ایستگاه تنگ‌پنج

می‌دهد با افزایش دادن تعداد ایستگاه‌های پیش‌بینی کننده، دوره پیش‌بینی از یک روز، به سه روز آینده افزایش می‌یابد. لذا استفاده گروهی داده‌های ایستگاه‌ها بهتر است براساس فاصله آنها از مخزن سد دسته‌بندی شده و ایستگاه‌های با فاصله نزدیک به هم در یک گروه قرار داده شود.

جدول ۵- نتایج مربوط به دوره صحت‌سنجی دو مدل ANN

برای دو مجموعه ایستگاه‌های پیش‌بینی کننده

شماره	ایستگاه ورودی به مدل	تعداد نرون لایه میانی	دوره صحت‌سنجی (آزمون)	
			MSE	R ²
۱	TB, SS, CH	۴	۰/۱۳۳	۰/۹۱۸
۲	DT, DTM, KK, VS	۴	۰/۲۲۹	۰/۸۲۳

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، جریان ورودی به مخزن سد دز با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در مقیاس روزانه در دو مرحله، پیش‌بینی شده است. نتایج کلی به‌طور خلاصه به‌صورت زیر است:

۱- بهترین کارایی براساس دو معیار R² و MSE مربوط به مرحله دو و مدل ANN با در نظر گرفتن داده‌های ایستگاه تنگ‌پنج به‌عنوان ورودی و پیش‌بینی جریان برای یک روز آینده است. نتایج حاصل از رگرسیون خطی دارای خطای قابل توجهی نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی است.

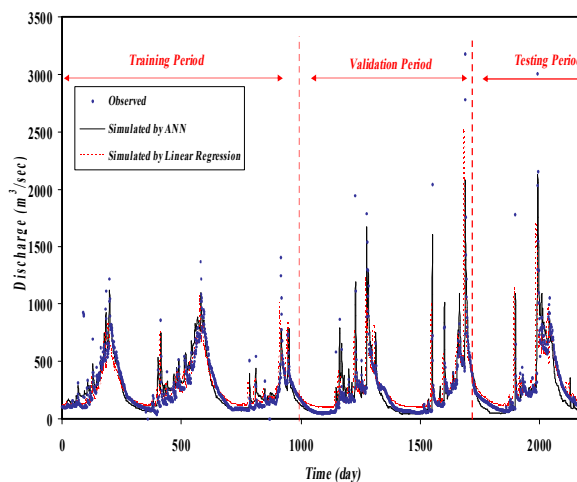
۲- به‌طور کلی، بهترین پیش‌بینی روزانه با استفاده از داده‌های نزدیک‌ترین ایستگاه بالادست سد (تنگ پنج) و یک روز جلوتر، و سه روز جلوتر با داده‌های ایستگاه‌های ونایی (سراب سفید)، درود تیره، کمنداب و دره تخت با مدل شبکه عصبی مصنوعی انجام می‌شود. بدین ترتیب با افزایش فاصله ایستگاه پیش‌بینی کننده، زمان پیش‌بینی از یک روز به سه روز افزایش و دقت آن ۴۲٪ کاهش می‌یابد.

سپاسگزاری

مقاله حاضر با استفاده از اعتبار تحقیقاتی دانشگاه تهران- پردیس ابوریحان تهیه شده است. نویسندگان مقاله از دانشگاه تهران و معاونت پژوهشی آن و مدیریت پردیس ابوریحان تشکر می‌نمایند.

جدول ۴- خلاصه نتایج مربوط به مدل رگرسیون خطی در مرحله دوم

شماره	ایستگاه ورودی به مدل	دوره صحت‌سنجی (آزمون)	
		MSE	R ²
۱	TB	۱۱/۷۲۶	۰/۳۹۴
۲	TB, SS	۱۲/۴۹۷	۰/۳۳۳
۳	TB, SS, CH	۱۲/۴۶۶	۰/۳۳۳
۴	TB, SS, CH, DT	۹/۳۰۶	۰/۶۶۳
۵	TB, SS, CH, DT, VS	۱۰/۹۵۳	۰/۶۵۹
۶	TB, SS, CH, DT, VS, DTM	۱۰/۹۵۳	۰/۶۵۹



شکل ۴- آبدهی روزانه مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در مرحله دوم

ج- با توجه به جدول ۵، مشاهده می‌شود نتایج به‌دست آمده از بررسی ایستگاه‌ها در دو مجموعه که براساس مشابهت تعداد تأخیرهای زمانی در متغیر ورودی آنها دسته‌بندی شده‌اند، نسبت به زمانی که تک تک ایستگاه‌ها به‌طور جداگانه بررسی شود (مرحله اول) دارای مزیت است. می‌توان گفت در صورتی که پیش‌بینی با تأخیر بیشتر مدنظر باشد (از چند روز قبل) می‌توان پذیرفت که درصد اطمینان کمتر است. بدین صورت که برای پیش‌بینی جریان از یک روز قبل، از ایستگاه‌های چم‌چیت گهر، سپیددشت سزار و تنگ‌پنج استفاده می‌شود و برای پیش‌بینی از سه روز قبل، از ایستگاه‌های ونایی (سراب سفید)، درود تیره، کمنداب و دره تخت استفاده می‌شود. مقایسه جداول ۱ و ۵ نشان

منابع

- ۱- برهانی داریان ع.، ضاهرپور ج. و فاتحی مرج ا. ۱۳۸۳. مدل‌های برفابی پیش‌بینی جریان حوضه آبریز به کمک GIS و RS. مجله بین‌المللی علوم مهندسی. ۱۵(۲): ۲۲۵-۲۴۳
- ۲- شریفی ف.، بزرگ حداد ا. و علیمحمدی س. ۱۳۸۴. پیش‌بینی جریان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجموعه مقالات پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران. دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- ۳- شریفی م. و صالحی سده ر. ۱۳۸۴. کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی جریان رودخانه در حوزه معرف کارده. کمیته تحقیقات شرکت سهامی آب منطقه‌ای خراسان. دفتر فنی و پژوهش‌های کاربردی شرکت مدیریت منابع آب ایران.
- ۴- محمدی م. و محمودیان شوشتری م. ۱۳۸۵. پیش‌بینی دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد درودزن بوسیله شبکه عصبی مصنوعی. مجموعه مقالات اولین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی. دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۵- یزدانی م. و چاوشی س. ۱۳۸۴. پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی. مجموعه مقالات پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران. دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- 6- Baareh A.K.M. Sheta A.F. and Al-khanifes K. 2006. Forecasting River Flow in the USA: A Comparison between Auto-Regression and Neural Network Non-Parametric Models. Journal of Computer Science. 2(10): 775-780.
- 7- Jagadeesh A. Zhang B. and Govindaraju R. 2000. Comparison of ANNs and empirical approaches for predicting watershed runoff. Journal of Water Resources Planning and Management. 126(3): 156-166.
- 8- Mohammadi K. Eslami H.R. and Dayyani-Dardashti Sh. 2005. Comparison of regression ARIMA and ANN models for reservoir inflow forecasting using snowmelt equivalent (a case study of Karaj). Journal of Agriculture Science Technology 7:17-30.