

مقایسه پیش‌بینی دبی جریان ماهانه رودخانه کرخه با استفاده از روش‌های سری زمانی و هوش مصنوعی

• محمد حسن طرازکار

عضو هیأت علمی دانشگاه شیراز، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی داراب

• عباس صدق‌آمیز

عضو هیأت علمی دانشگاه شیراز، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی داراب
تاریخ دریافت: آبان ماه ۱۳۸۵ تاریخ پذیرش: دی ماه ۱۳۸۶

Email: tarazkar@shirazu.ac.ir

چکیده

با توجه به اهمیت اطلاع از جریان آتی رودخانه‌ها، در این مطالعه دبی جریان رودخانه کرخه در دو ایستگاه جلوگیر و پای پل با استفاده از روش سری زمانی در قالب الگوی خود رگرسیو میانگین متحرک و هوش مصنوعی در قالب شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد. اطلاعات مورد نیاز از دو ایستگاه آب‌سنجی جلوگیر و پای پل برای دوره مهرماه ۱۳۳۷ تا شهریور ۱۳۸۲ جمع‌آوری شد. از داده‌های دوره مهرماه ۱۳۳۷ تا شهریورماه ۱۳۷۷ به منظور مقایسه روش‌ها و از داده‌های مهرماه ۱۳۷۸ تا شهریور ۱۳۸۲ به منظور بررسی قدرت پیش‌بینی استفاده گردید. جهت مقایسه خطای پیش‌بینی روش‌های مختلف از معیارهای MAE ، MSE و $MAPE$ بهره گرفته شد. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای خطای پایین‌تری جهت پیش‌بینی دبی ماهانه ایستگاه جلوگیر می‌باشد و توانایی بیشتری در پیش‌بینی دبی ماهانه این ایستگاه دارد. اما با توجه به تغییر رژیم جریان در ایستگاه پای پل، روش سری زمانی در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی دارای خطای کمتری در پیش‌بینی دبی ماهانه این ایستگاه می‌باشد.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی، سری زمانی، شبکه عصبی مصنوعی، رودخانه کرخه.

Pajouhesh & Sazandegi No:80 pp: 51-58

Comparing monthly discharge forecasting for Karkheh river by using time series and artificial Intelligent traits

By: M. H. Tarazkar, Basic Science Department, College of Agriculture and Natural resource, Darab Campus, Shiraz University, A. Sedghamiz, Irrigation Technology Department, College of Agriculture and Natural Resource, Darab Campus, Shiraz University.

Mentioning the importance of being aware of the rivers flow in future, in this research Karkheh river flow forecasted in two stations called Jelogir and Payepol by time series method with Auto – regressive moving average technique and artificial Intelligent with artificial neural network. Data set and information collected from these two hydrometric stations from 1958:10 to 2003:9 to periods. Data set and information of 1958:10 to 1999:9 were used to compare the methods. Data set and information of 1999:10 to 2003:9 were used to study the forecasting power. To compare the forecasting error of various methods, MAE, RMSE and MAPE criterias were used. Obtained results showed that Artificial Neural Network has lower error due to time series method in forecasting of monthly flow of Jelogir station. But comparing to change of the flow regime in Paypol station, time series method had lower error in prediction of monthly flow in this station.

Key words: Forecasting, Time series, Artificial neural network, Karkheh River

مقدمه

بررسی و پیش بینی سیلاب موضوعی است که به علت اهمیت آن در طراحی پروژه های آبی همواره مورد نظر متخصصان بوده و آن ها را بر آن داشته است که با ابداع روش های مختلف در صدد دستیابی به حداکثر دقت در پیش بینی جریان رودخانه ها باشند. طبق تعریف، پیشگویی شرایط و حوادث آینده، پیش بینی (Forecast) نامیده می شود. در روش های پیش بینی سری زمانی، پیش بینی کننده با استفاده از اطلاعات بدست آمده از گذشته و با فرض ادامه الگو در آینده، الگویی قابل تعمیم را به دست می آورد (۱). امروزه همسو با مدل های متداول قبلی، روش های جدیدتری برای پیش بینی ابداع شده است. در این روش ها که به شبکه های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks (ANN)) موسومند، با استفاده از هوش مصنوعی (Artificial Intelligent)، روابط پیچیده بین متغیرها قرار گرفته می شود. ایده استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی جهت پیش بینی چندان جدید نیست (۱۹)، Hu (۱۳) از جمله افرادی است که در مطالعه خود با استفاده از یک مدل شبکه عصبی تطبیقی خطی (Adaptive Linear Network)، وضعیت آب و هوایی را پیش بینی نمود.

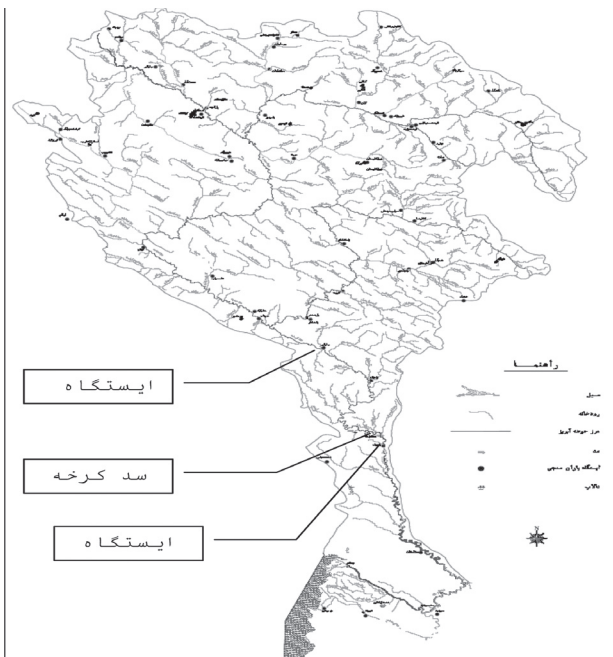
اما در آن زمان به دلیل وجود محدودیت در الگوریتم های آموزشی (Training Algorithm) برای شبکه های چند لایه، تحقیق در این زمینه چندان ادامه نیافت (۵). اما در خلال دهه ۸۰ با رشد تکنولوژی، تحقیقات روی شبکه های عصبی فزونی یافت (۷). بویژه با ارایه الگوریتم پس انتشار خطا (Error Back Propagation (BP)) تحولی عظیم در شبکه های عصبی ایجاد گردید (۵). از جمله مطالعات انجام شده در این زمینه می توان به پژوهش Tokar و Johnson (۱۸) اشاره نمود. در این مطالعه رواناب روزانه حوضه ای مشخص در ایالات متحده آمریکا با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، یک مدل ساده مفهومی و یک الگوی رگرسیونی، پیش بینی شد. در این مطالعه داده های ورودی به سه نمونه سال خشک،

متوسط و تر تقسیم بندی شدند و توانایی مدل های مذکور در پیش بینی نمونه های مختلف به تنهایی یا تلفیقی از آن ها، مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج مطالعه نشان داد که داده های ترکیبی سال خشک و تر پیش بینی های دقیق تری بدست می دهند.

Atiya و همکاران (۹) نیز از شبکه عصبی مصنوعی با هدف پیش بینی میانگین دبی جریان رودخانه نیل استفاده نمودند. در این مطالعه از داده های دبی دوره های قبل بعنوان ورودی شبکه استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که به منظور پیش بینی های بلند مدت، نظیر سالانه، بهتر است مدلی برای پیش بینی سالیانه تهیه شود و این پیش بینی به صورت یک جا صورت گیرد. Elshorbagy و همکاران (۱۱)، عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیونی را در پیش بینی رواناب رودخانه سرخ در جنوب کشور کانادا، مورد ارزیابی قرار دادند. در این مطالعه روش رگرسیون خطی و غیر خطی و شبکه عصبی مصنوعی با شش ساختار متفاوت از داده های ورودی مورد مقایسه قرار گرفتند.

Castellano-Mendez و همکاران (۱۰)، با استفاده از مدل سری زمانی در قالب روش باکس-جنکینز (Box-Jenkins) و شبکه عصبی مصنوعی، رواناب ماهانه و روزانه رودخانه سالاس در کشور اسپانیا را پیش بینی نمودند.

در ایران نیز مطالعات گوناگونی در زمینه پیش بینی دبی جریان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام گرفته است. از آن جمله می توان به مطالعه اکبر پور و همکاران (۳) اشاره نمود. در این تحقیق دبی روزانه رودخانه دز در استان خوزستان با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و یک مدل HEC-HMS پیش بینی شد. در این پژوهش از آمار بارندگی شش ایستگاه باران سنجی و دبی روز قبل همان ایستگاه بعنوان ورودی مدل استفاده گردید. نتایج مطالعه حاکی از عملکرد مناسب شبکه عصبی در پیش بینی متغییر مذکور می باشد.



شکل ۱- حوضه آبریز کرخه

روش تحقیق

روش‌های پیش‌بینی بسته به اینکه به چه میزان روابط و روش‌های ریاضی و آماری در آن‌ها بکار رفته باشد، به طور گسترده به روش‌های کیفی و کمی دسته بندی می‌گردند. روش‌های کیفی در بر دارنده تخمین ذهنی از طریق عقاید و نظرات متخصصانند، حال آنکه در روش‌های پیش‌بینی کمی منطق پیش‌بینی به وضوح بیان می‌شود.

روش‌های پیش‌بینی کمی بسیار متنوعند، اما از جمله پرکاربردترین روش‌های پیش‌بینی کمی می‌توان روش‌های سری زمانی اشاره نمود. از میان انواع روش‌های پیش‌بینی سری زمانی فرآیند خود رگرسیون میانگین متحرک و فرآیند خود رگرسیون جمعی میانگین متحرک (Auto-Regressive ARIMA) (Integrated Moving Average) بیشترین کاربرد را دارند (۵).

با پیشرفت تکنولوژی روش‌های پیش‌بینی کمی جدیدتری نیز ابداع شده‌اند، که به شبکه‌های عصبی مصنوعی معروف هستند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، ساختاری شبیه به مغز انسان دارند و با پردازش روی داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای داده‌ها را کشف نموده و از آن برای پیش‌بینی مقادیر آتی استفاده می‌نمایند و به همین دلیل بعنوان هوش مصنوعی نیز شناخته می‌شوند. در حقیقت شبکه با انجام محاسبات روی داده‌های ورودی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرد و بر اساس روابط و قوانین بدست آمده، مثال‌های مشابه را حل می‌نماید. اما مزیت اصلی این روش علاوه بر عدم نیاز به فرض آماری، کشف روابط پیچیده و غیر خطی است.

فرآیندهای ARMA و ARIMA

همان‌طور که پیشتر نیز بیان شد فرآیندهای ARIMA و ARMA از جمله کاربردی‌ترین روش‌های پیش‌بینی سری زمانی می‌باشند. در یک فرآیند $ARIMA(p,d,q)$ ، p, d, q فرآیند، به ترتیب بیانگر تعداد جملات میانگین

نابیی (۸)، جریان رودخانه ای حوضه آبریز رودخانه کر را با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در قالب چهار مدل مختلف پیش‌بینی نموده است. ورودی مدل‌های مختلف، داده‌های ثبت شده ایستگاه‌های باران سنجی، آب سنجی و تبخیر سنجی حوضه به تنهایی یا ترکیبی از آن‌ها در نظر گرفته شد. نتایج مطالعه نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی داده‌های روزانه ایستگاه‌های باران سنجی، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی خروجی یک روز بعد حوضه دارند.

با توجه به مطالب یاد شده در این مطالعه توانایی هوش مصنوعی در قالب مدل شبکه عصبی مصنوعی و روش سری زمانی در قالب رهیافت خود رگرسیون میانگین متحرک (Auto-Regressive Moving Average (ARMA) در پیش‌بینی دبی جریان ماهانه رودخانه کرخه در دو ایستگاه آب سنجی جلوگیری و پای پل مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. برای این منظور از شبکه عصبی پیش‌خور (Feed Forward) و رهیافت خود رگرسیون میانگین متحرک با بهره‌گیری از روش باکس-جنکینز استفاده شد. همچنین با توجه به احداث سد کرخه صفر، اثر تغییر رژیم رودخانه بر پیش‌بینی‌های دو روش یاد شده نیز بررسی شد.

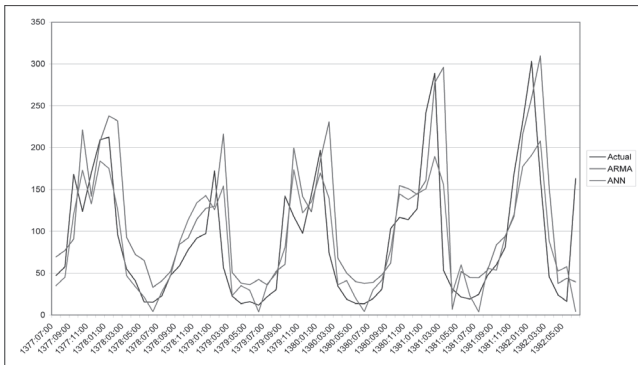
موقعیت جغرافیایی حوضه و رودخانه کرخه

حوضه آبریز کرخه وسیع بوده و به صورت کشیده شمالی جنوبی در باختر فلات ایران قرار گرفته است. وسعت این حوضه بالغ بر ۵۰۷۶۸ کیلومتر مربع می‌باشد که حدود ۳۳۶۷۴ کیلومتر مربع آنرا مناطق کوهستانی و ۱۷۰۹۴ کیلومتر مربع باقیمانده را دشت‌ها و کوهپایه‌ها تشکیل می‌دهند. حوضه کرخه دارای زیر حوضه‌های متعددی از جمله زیر حوضه جلوگیری و پای پل می‌باشد. بطوریکه زیر حوضه جلوگیری با مساحتی در حدود ۳۹۳۸۰ کیلومتر مربع در درون زیر حوضه پای پل با مساحتی در حدود ۴۲۶۷۰ کیلومتر مربع قرار گرفته است. حداکثر ارتفاع هر دو حوضه یکسان و برابر با ۳۶۰۰ متر می‌باشد.

ارتفاع متوسط زیر حوضه پای پل معادل ۱۵۴۸ متر است. در حالیکه مقدار این پارامتر برای زیر حوضه جلوگیری معادل ۱۶۲۷ متر می‌باشد. ارتفاع ایستگاه‌های هیدرومتری این زیر حوضه‌ها برابر ۹۰ و ۳۵۰ متر بترتیب برای زیر حوضه‌های پای پل و جلوگیری می‌باشد. طول رودخانه در زیر حوضه پای پل ۷۶۱ کیلومتر است که ۶۱۳ کیلومتر آن در زیر حوضه جلوگیری قرار دارد. به همین ترتیب شیب خالص رودخانه کرخه در این زیر حوضه‌ها معادل ۰/۶۸ و ۰/۳۳ درصد می‌باشد. بر اساس این اطلاعات زمان تمرکز این حوضه‌ها معادل ۱۲۸ و ۱۰۴ ساعت بترتیب برای زیر حوضه‌های پای پل و جلوگیری محاسبه شده است. متوسط بارندگی سالیانه این حوضه‌ها نیز برابر ۴۵۰ و ۴۴۰ میلی‌متر برای زیر حوضه‌های پای پل و جلوگیری می‌باشد.

در این تحقیق سعی شده است تا با استفاده از آمار بلند مدت جریان (۱۳۸۲-۱۳۳۷) و بهره‌گیری از روش‌های سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی، اقدام به پیش‌بینی دبی جریان در ایستگاه‌های پای پل و جلوگیری گردد. همچنین با توجه به تغییر رژیم جریان در ایستگاه پای پل بعلاوه بهره‌برداری از سد مخزنی کرخه صفر، حساسیت روش‌های مورد استفاده، مورد ارزیابی قرار گرفته است. در شکل (۱) حوضه آبریز کرخه به همراه ایستگاه پای پل و جلوگیری و موقعیت این دو ایستگاه نسبت به سد کرخه صفر نشان داده شده است.

فرآیند محاسبه ارزش خروجی هستند. در شبکه‌های معمول که دارای یک لایه مخفی می‌باشند، محققین از روابط مختلفی برای تعیین تعداد نرونهای لایه مخفی استفاده نموده‌اند (۱۹)، با این حال Tang و همکاران (۱۷) بر این باورند که تعداد نرون‌های لایه پنهان می‌بایست برابر با تعداد نرونهای



شکل ۲- نمایش استاندارد شبکه عصبی پیش خور

لایه ورودی در نظر گرفته شود. در شکل (۲) نمایش استاندارد یک شبکه عصبی پیش خور نشان داده شده است.

مطابق شکل (۲) در هر مرحله داده‌ها وزن دار شده و به لایه بعد فرستاده می‌شوند. در ابتدا هر نرون مجموع داده‌های وزن دار شده را با توجه به تابع فعال سازی دسته بندی نموده و نتایج را به نرونهای لایه بعدی می‌فرستد. لذا نتیجه پروسه نرون به صورت رابطه (۲) محاسبه می‌گردد.

$$O_j = f\left(\sum w_{ji}x_i + w_{jo}\beta_j\right) \quad (2)$$

که در آن: O_j : خروجی؛ f : تابع فعال سازی؛ x_i : ورودی؛ w_{ji} : وزن بین ورودی و نرون j ؛ w_{jo} : وزن بین نرون اریب و B_j نرون j می‌باشد.

شبکه عصبی پیش خور چند لایه

شبکه‌های عصبی پیش خور، کاربردی ترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند. چرا که می‌توان ثابت کرد شبکه‌های عصبی پیش‌خور با یک لایه پنهان، تابع فعال‌سازی لجستیک در لایه پنهان، تابع فعال سازی خطی در لایه خروجی و تعداد نرون‌های کافی در لایه پنهان، قادرند هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند (۱۴). به همین علت به این نوع شبکه عصبی با ساختار فوق، تقریب زننده جامع (Universal Approximator) گفته می‌شود. بدین معنی که با تعداد کافی از واحدهای پنهان و تعداد مناسب نرون در این لایه، شبکه تقریباً می‌تواند هر تابع خطی یا غیر خطی را با یک سطح دلخواه از دقت، تقریب بزند.

انواع داده‌ها در شبکه عصبی مصنوعی

به منظور طراحی و آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی می‌بایست داده‌ها را به دو مجموعه مختلف به نام نمونه آموزشی (Traning Sample) و نمونه آزمایشی (Test Sample) تقسیم نمود. چرا که استفاده از داده‌های آموزشی و آزمایشی برای طراحی شبکه ضروری می‌باشد (۱۹). نمونه آموزشی، مجموعه‌ای از ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه است که از آن برای آموزش

متحرک، درجه تفاضل‌گیری و تعداد جملات خود رگرسیو می‌باشند. در صورتی که d برابر با صفر گردد، فرآیند ARIMA به فرآیند ARMA تبدیل می‌شود. معمولاً برای تخمین الگوی ARIMA و ARMA، از روش باکس- جنکینز استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله شناسایی (Identification)، تخمین (Estimation)، تشخیص دقت پردازش (Diagnostic Checking) و پیش بینی می‌باشد. فرآیند برای متغیر را می‌توان به صورت رابطه (۱) نشان داد.

$$(1)$$

$$y_t = f(t) + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

که در آن، $y_t = \Delta_x^d = (1-L)_x^d$ و $f(t)$ روند زمانی را (در صورت وجود) در y_t برآورد می‌کند. در بیشتر متغیرهای اقتصادی، $d=0$ می‌باشد و لذا $f(t) = \alpha + \delta_t$ یا $d=1$ بوده و در نتیجه $f(t) = \mu$ است (۱۵).

برای تعیین از آزمون ایستایی و دو آماره دیکی فولر و دیکی فولر تعمیم یافته استفاده می‌گردد. به منظور تعیین عرض از مبدا و روند در آزمون ایستایی بهترین راه استفاده از روش گام به گام است. این روش در نه مرحله برای آزمون ایستایی متغیرها قابل استفاده است (۱۶).

برای تعیین d تعداد جملات خود رگرسیو (p) و تعداد جملات میانگین متحرک (q) معمولاً از توابع خود همبستگی بهره گرفته می‌شود. اما پسران و پسران (۱۵) برای تعیین این مقادیر روشی جدید را پیشنهاد می‌کنند. در این روش پس از تعیین مقدار d ، تعداد جملات خود رگرسیو و تعداد جملات میانگین متحرک تعیین می‌شود. در این روش مرحله تخمین با مرحله شناسایی همزمان صورت گرفته و درجات مختلف p و q با هم مقایسه می‌شوند. در نهایت مدلی که دارای کمترین مقدار برای ضابطه‌های آکائیک یا شوارتز بیزین باشد، به عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی انتخاب می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی در حقیقت مدل ساده شده‌ای از سیستم عصبی مرکزی می‌باشند و کارکردی شبیه به مغز انسان دارند. مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات از عناصر اصلی ساختاری به نام نرون (Neuron) تشکیل شده است. اجتماعی از نرون‌های بهم مرتبط، بافت‌هایی که عصب نامیده می‌شوند را می‌سازند، که اطلاعات و پیام‌ها را از یک قسمت بدن به قسمت دیگر بدن منتقل می‌کند (۷).

شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل می‌باشند که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه (Layer) گفته می‌شود. در نهایت برای ایجاد این لایه‌ها، نرون‌ها بوسیله توابع فعال سازی یا محرک (Activation or Transfer Function) به یکدیگر متصل می‌گردند. شبکه‌های عصبی علی‌رغم تنوع، از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند. یک شبکه عصبی معمولاً از سه لایه ورودی (Input Layer)، پنهان (Hidden Layer) و خروجی (Output Layer) تشکیل شده است. لایه ورودی فقط اطلاعات در دریافت می‌کند و تعداد نرون‌های آن بر اساس طبیعت مسئله تعیین می‌شود و بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل کرده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد. اما بر خلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایه پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهد و صرفاً یک نتیجه میانی در

معیارهای مختلف از جمله، میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE) و شاخص درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) استفاده شد. این معیارها را می‌توان به صورت روابط (۴) تا (۶) نشان داد.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}} \quad (5)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (6)$$

در این روابط: n ، تعداد پیش‌بینی‌ها و e_i خطای پیش‌بینی است، که از تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی بدست می‌آید.

هرچند معیارهای فوق از جمله کاربردی‌ترین معیارهای موجود در زمینه بررسی قدرت پیش‌بینی روش‌های مختلف می‌باشند (۵)، اما هیچ برتری در مقایسه با یکدیگر و حتی در مقایسه با سایر معیارهای موجود ندارند (۸).

نتایج

استفاده از روش‌های پیش‌بینی سری زمانی مستلزم بررسی خواص

جدول ۱- نتایج آزمون ایستایی

درجه	تعداد وقفه	آماره	نام متغیر
مانایی	بهبینه	دیکی - فولر	
I(0)	صفر	-۱۰/۱۰***	دبی جریان ماهانه ایستگاه پای پل
I(0)	صفر	-۱۱/۰۴***	دبی جریان ماهانه ایستگاه جلوگیر

ایستایی (مانایی) می‌باشد. لذا در اولین قدم، ایستایی داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور از دو آزمون ریشه واحد دیکی - فولر و دیکی فولر تعمیم یافته در قالب روش گام به گام استفاده شد (۱۶)، که نتایج آن در جدول (۱) آورده شده است. برای این منظور بسته نرم افزاری میکروفیت (۴،۱) بکار گرفته شد نتایج جدول فوق حاکی از آن است که (Microfit) هر دو متغیر دبی جریان ایستگاه پای پل و جلوگیر در سطح مانا هستند. متغیرهای فوق برابر با صفر است (d) به عبارت دیگر مرتبه تفاضل گیری ARMA و لذا برای پیش‌بینی متغیرهای یاد شده لازم است از فرآیند استفاده گردد.

فرآیند ARMA

به منظور استفاده از فرآیند ARMA، پس از تعیین مرتبه تفاضل گیری (d=0) که نتایج آن در جدول (۱) آورده شد، برای تعیین مرتبه اتورگرسیو (p) و میانگین متحرک (q)، بر اساس روش پیشنهادی پسران و پسران (۱۵)، ابتدا مدل‌هایی با درجات مختلفی از تخمین زده شد. با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده ماهانه می‌باشند، حداکثر مرتبه و برابر با ۱۲ در نظر گرفته شد. سپس با استفاده از آماره شوارتز - بیزین بدست آمده،

یک کار خاص به شبکه، استفاده می‌شود. پس از آموزش شبکه و توقف فرآیند یادگیری، از نمونه آزمایشی، که مشابه نمونه پیش‌بینی در روش‌های معمول است، برای بررسی کارایی شبکه استفاده می‌گردد. Granger (۱۲)، پیشنهاد می‌کند در مدل‌های پیش‌بینی غیرخطی، می‌بایست حداقل ۲۰٪ داده‌ها را برای ارزیابی مدل بکار برد. با این وجود، مطالعات مختلف از تعداد نمونه‌های آموزشی و آزمایشی متفاوتی استفاده نموده‌اند. اکثر محققین نمونه‌های آموزشی و آزمایشی را با یکی از قاعده‌های ۹۰٪ در برابر ۱۰٪، ۸۰٪ در برابر ۲۰٪ و یا ۷۰٪ در برابر ۳۰٪ درصد، انتخاب نموده‌اند (۵). البته انتخاب هر قاعده بستگی به نوع مسئله دارد. اما تحقیقات مختلف نشان داده است هرچه تعداد نمونه آموزشی افزایش یابد، عملکرد شبکه در زمینه پیش‌بینی، بهبود می‌یابد (۱۹).

بر این اساس در مطالعه حاضر قدرت پیش‌بینی روش‌های سری زمانی در قالب فرآیند ARIMA و ARMA با روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی جریان ماهانه دو ایستگاه پای پل و جلوگیر رودخانه کارون مورد مقایسه قرار گرفت. در این مطالعه از حدود ۹۰٪ درصد داده‌ها بعنوان نمونه آموزشی و از ۱۰٪ درصد دیگر بعنوان داده‌های آزمایشی استفاده شد. از داده‌های دوره مهرماه ۱۳۳۷ تا شهریورماه ۱۳۷۷ به منظور مقایسه روش‌ها و از داده‌های مهرماه ۱۳۷۸ تا شهریور ۱۳۸۲ به منظور بررسی قدرت پیش‌بینی استفاده گردید.

نرمال سازی داده‌ها

نرمال سازی (Data Normalization) داده‌ها که به مفهوم پیش پردازش (Preprocessing) و پس پردازش (Postprocessing) داده‌ها می‌باشد، موجب بهبود عملکرد شبکه می‌گردد (۵). پیش پردازش داده‌ها، که معمولاً قبل از آموزش شبکه صورت می‌پذیرد، به معنی انجام تبدیلاتی بر روی ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه، بمنظور بیرون کشیدن ویژگی‌ها از درون ورودی‌ها و تبدیل خروجی به شکلی قابل فهم‌تر برای شبکه، می‌باشد. پس از آموزش و استخراج نتایج از شبکه، خروجی‌های شبکه نیز به شکل اولیه خود تبدیل می‌گردند که به آن پس پردازش گفته می‌شود. روش‌های مختلفی برای نرمال سازی داده‌ها وجود دارد. اما یکی از روش‌های معمول در این زمینه، نرمال سازی آماری (Statistical Normalization) می‌باشد. در صورت استفاده از این تبدیل، میانگین داده‌ها صفر و انحراف معیار آن‌ها برابر یک خواهد شد. برای این منظور می‌توان از رابطه (۳) استفاده نمود:

$$X_n = (X_0 - \bar{X}) / S \quad (3)$$

که در آن X_n ، X_0 و \bar{X} بترتیب داده نرمال شده، داده اصلی و میانگین داده‌ها بوده و انحراف معیار می‌باشد (۱۹). در این مطالعه نیز داده‌ها بر اساس رابطه (۳) نرمال سازی شدند. برای این منظور قبل از آموزش شبکه، داده‌های آموزشی پیش پردازش و پس از آموزش شبکه نیز، نتایج پس پردازش شدند.

ارزیابی قدرت پیش‌بینی روش‌های پیش‌بینی

به منظور مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش پیش‌بینی، از

جدول ۲- نتایج پیش‌بینی بر اساس رهیافت ARMA

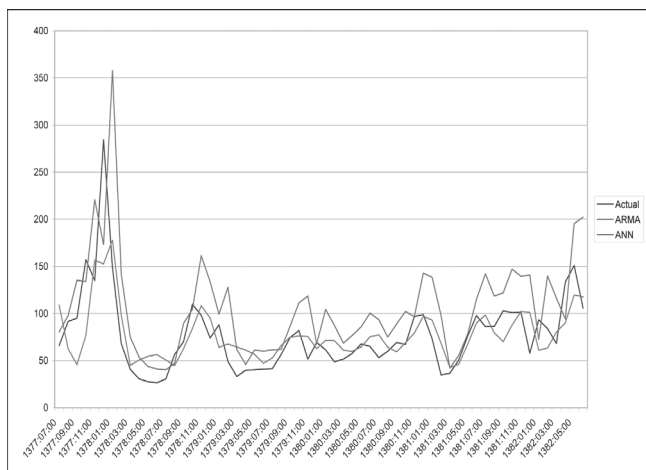
معیار دقت			نام متغیر	
MAPE(%)	RMSE	MAE		
۱۳۰/۱	۶۶/۳	۵۳/۸	دبی جریان ماهانه ایستگاه جلوگیر	Db _g
۲۹/۹۵	۲۸/۸۹	۲۰/۴۳	دبی جریان ماهانه ایستگاه پای پل	Db _p

ماخذ: یافته‌های تحقیق

انتخاب شد، که نتایج آن در جدول (۳) آورده شده است. شبکه‌های مختلف نیز با استفاده از نرم افزار MATLAB ۶/۵ برآورد شدند. نتایج جدول (۳) نشان داد که بر اساس هر سه معیار دقت بکار گرفته شده روش شبکه عصبی همانند روش سری زمانی، در پیش بینی دبی جریان ایستگاه پای پل خطای کمتری در مقایسه با ایستگاه جلوگیر دارد.

بحث و نتیجه‌گیری

مقایسه جداول (۲) و (۳) حاکی از آن است که شبکه عصبی مصنوعی دبی جریان را در ایستگاه جلوگیر دقیق‌تر از روش سری زمانی پیش بینی می‌نماید. چرا که مقادیر معیارهای RMSE، MAE و MAPE روش سری زمانی این ایستگاه بترتیب برابر با ۵۳/۸، ۶۶/۳ و ۱۳۰/۱ است که بیشتر از مقادیر خطای روش شبکه عصبی مصنوعی است. مطالعه Elshorbagy و همکاران (۱۱) نیز نشان داد که توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رواناب از مدل‌های رگرسیونی بیشتر است. رضوی و همکاران (۴) در تحقیقی دیگر پیرامون مدل سازی جریان ماهیانه ورودی به مخزن سد کارون ۳، نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی را دارای دقت بالاتری نسبت به روش سری زمانی در قالب مدل ARMA دانستند. در نمودار (۱) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده دبی ماهانه ایستگاه



نمودار ۱- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده دبی جریان در ایستگاه جلوگیر

جلوگیر بر اساس هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی برای دوره مهر ماه ۱۳۷۸ تا شهریور ۱۳۸۲ نشان داده شده است. اما مقایسه معیارهای خطای روش شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی ایستگاه پای پل، ارایه شده در جداول (۲) و (۳) بر خلاف انتظار، حکایت از بیشتر بودن خطای پیش‌بینی روش شبکه عصبی دارد. برای نمونه معیار خطای MAPE روش سری زمانی برابر با ۲۹/۹۵ درصد است، حال آنکه این معیار برای روش شبکه عصبی معادل با ۵۲ درصد است. شاخص‌های MAE و RMSE نیز تأییدکننده شاخص MAPE بوده و مقادیر محاسباتی آن‌ها نیز برای روش سری زمانی کمتر از روش شبکه عصبی مصنوعی است. Castellano - Mendez و همکاران (۱۰)، بر این باورند که شبکه‌های

بهترین مرتبه (p و q)، برحسب کوچکترین مقدار این معیار انتخاب شد. نتایج حاکی از آن است که جهت پیش‌بینی دبی ایستگاه پای پل فرآیند ARMA (۲،۴) و برای پیش‌بینی دبی ایستگاه جلوگیر فرآیند ARMA (۲،۵) بعنوان بهترین حالت انتخاب شدند. نتایج حاصل از پیش‌بینی این فرآیند در جدول (۲) آورده شده است. بر اساس نتایج بدست آمده خطای رهیافت ARMA در پیش‌بینی دبی جریان ماهانه ایستگاه پای پل بمراتب کمتر از ایستگاه جلوگیر است. چرا که مقادیر هر سه معیار RMSE، MAE و MAPE برای ایستگاه پای پل بمراتب کوچکتر از مقادیر نظیر آن‌ها برای ایستگاه جلوگیر می‌باشند.

شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور

قبل از آموزش و آزمایش شبکه، داده‌ها بر اساس روش آماری، نرمال‌سازی شدند. همچنین به منظور مقایسه روش‌های معمول پیش‌بینی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی نیز مشابه با روش سری زمانی در نظر گرفته شدند. در این مطالعه از شبکه عصبی پیش‌خور (پرسپترون) چند لایه، استفاده شد. شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی طراحی گردید و تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد وقفه‌های رهیافت ARMA و برابر با دو در نظر گرفته شد تا بتوان این دو روش را با ساختاری نسبتاً مشابه مورد مقایسه و ارزیابی قرار داد.

تعداد نرون‌های لایه مخفی نیز بر اساس پیشنهاد Tang و Fishwick (۱۷)، برابر با تعداد نرون‌های لایه ورودی (برابر با دو) در نظر گرفته شد. از توابع لجستیک و تانژانت زیگموئیدی در لایه مخفی و از تابع خطی با یک نرون نیز در لایه خروجی استفاده گردید. در ادامه با بهره‌گیری از الگوریتم پس انتشار خطا هر شبکه ۲۰ بار آموزش داده شد. در نهایت با استفاده از معیارهای دقت، بهترین شبکه جهت پیش‌بینی دبی جریان هر ایستگاه

جدول ۳- نتایج پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

معیار دقت			نام متغیر	
MAPE(%)	RMSE	MAE	تابع لایه مخفی	
۸۸	۶۴/۱	۴۴/۸	تانژانت زیگموئید	دبی جریان ماهانه ایستگاه جلوگیر
۵۲	۴۸/۹	۳۶/۴	تانژانت زیگموئید	دبی جریان ماهانه ایستگاه پای پل

ماخذ: یافته‌های تحقیق

هیدرولیکی، نکته قابل توجه این است که در ایستگاه جلوگیری مقادیر پیش‌بینی شده جریان توسط روش شبکه عصبی مصنوعی بیش از مقادیر واقعی بوده و این مقادیر برای روش سری زمانی کمتر از مقادیر واقعی می‌باشد. بنابراین استفاده از نتایج روش شبکه عصبی در جهت افزایش ضریب اطمینان می‌باشد. لذا حتی اگر خطاهای پیش‌بینی هر دو روش هم اندازه بودند، انتخاب پیش‌بینی‌های حاصل از روش شبکه عصبی منطقی‌تر به نظر می‌رسد.

درباره مطالعات دقت پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی در جریان ماهیانه در فصول مختلف ارزیابی شده است. اکبرپور و رستمی (۲) در تحقیق خود به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی برای ماه‌های خشک سال نتایج قابل قبول‌تری نسبت به ماه‌های دیگر ارائه داده است. بر این اساس در مطالعه حاضر دقت پیش‌بینی روش شبکه عصبی مصنوعی در فصول تر و خشک در هر دو ایستگاه مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن در جدول

جدول ۴- پیش‌بینی دبی به تفکیک ماه‌های تر و خشک با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

ایستگاه	ماه‌های تر		ماه‌های خشک	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
ایستگاه پای پل	۴۲/۸۰	۵۷/۹۴	۲۷/۵۴	۳۲/۴۶
ایستگاه جلوگیری	۶۴/۳۳	۴۷/۰۰	۶۲/۸۵	۴۱/۷۹

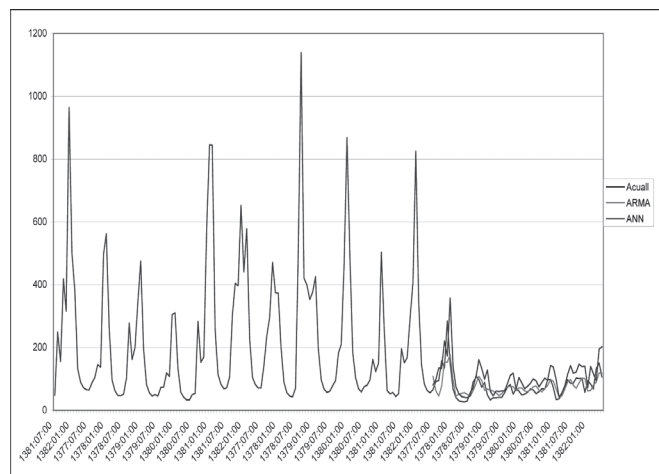
(۴) آورده شده است.

نتایج بدست آمده حاکی از دقت بالاتر پیش‌بینی‌ها برای فصول خشک نسبت به فصول تر در روش شبکه عصبی بوده است که با مطالعات انجام شده در این زمینه همخوانی دارد.

منابع مورد استفاده

- ۱- اکاگل، ب (۱۳۷۵) پیش‌بینی سری‌های زمانی: شناسایی، تخمین و پیش‌بینی، ترجمه رضا شیوا، موسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی، تهران.
- ۲- اکبرپور، م، و ر. رستمی (۱۳۸۵) تعیین جریان ورودی به مخزن سد دز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، چکیده مقالات دومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، دانشگاه صنعتی اصفهان، ص: ۲۱۵.
- ۳- اکبرپور، م، رهنما، م، ب. و غ. بارانی (۱۳۸۲) مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و مدل HEC-HMS در فرآیند بارندگی-رواناب، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه شیراز، ص: ۱۰۳۱-۱۰۲۵.
- ۴- رضوی، س، عراقی نژاد، ش، منشی، ح، و ن. حسینی (۱۳۸۵) مدل‌سازی جریان ورودی به مخزن با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی تأخیر زمانی با روبرکرد عامل فراموش کننده، چکیده مقالات دومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، دانشگاه صنعتی اصفهان، ص: ۱۸۹.
- ۵- طرازکار، م. ح. و ب. نجفی (۱۳۸۴) کاربرد هوش مصنوعی در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی، مطالعه موردی: قیمت برنج در استان فارس " فصلنامه پژوهشی بانک و کشاورزی، ۹: ۲۰۹-۱۸۱.
- ۶- کفیل، م. و م. ضیاءتبار احمدی (۱۳۸۵) مقایسه دو روش شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی در پیش‌بینی میزان جریان رودخانه، چکیده مقالات دومین کنفرانس

عصبی مصنوعی توانایی بیشتری در پیش‌بینی‌های کوتاه مدت دارند. چرا که نتایج مطالعه آن‌ها نشان داد که مدل سری زمانی در پیش‌بینی‌های ماهانه عملکرد بهتری دارد. اما شبکه عصبی مصنوعی رواناب روزانه را با خطای کمتری در مقایسه با مدل سری زمانی پیش‌بینی می‌نمایند. برخلاف این نتیجه کفیل و ضیاءتبار احمدی (۶) با بکارگیری روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی برای پیش‌بینی جریان روزانه و ساعتی در رودخانه کر، روش شبکه عصبی را برای پیش‌بینی دبی جریان روزانه و روش سری زمانی را برای پیش‌بینی جریان در مقیاس ساعتی دارای دقت بالایی دانستند. به عبارتی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی‌های بلند مدت دقت بالاتری داشته‌اند.



نمودار ۲- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده دبی جریان در ایستگاه پای پل

در نمودار (۲) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده ایستگاه پای پل برای دوره مهر ماه ۱۳۷۸ تا شهریور ۱۳۸۲ نشان داده شده است.

کننده بالاتر بودن خطای شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش سری زمانی است. زیرا فاصله مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده روش سری زمانی بر مراتب کمتر از مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط روش شبکه عصبی مصنوعی است. اما علت اصلی بیشتر بودن خطای شبکه عصبی را می‌توان در تغییر رژیم جریان رودخانه کرخه در این ایستگاه جستجو نمود. جهت بررسی بهتر در نمودار (۳) دبی ۱۵ ساله دوره مهر ۱۳۶۷ تا شهریور ۱۳۸۲ ایستگاه پای پل آورده شده است. همان‌طور که در این نمودار نیز مشخص است، طی دوره مهر ماه ۱۳۷۸ تا شهریور ۱۳۸۲ که در واقع همان داده‌های آزمایشی مطالعه را شامل می‌گردد، رژیم جریان رودخانه در این ایستگاه به کلی تغییر نموده است. هر چند قبل از دوره مذکور نوسانات شدیدی در دبی جریان دیده می‌شود، اما از دوره مهر ۱۳۷۸ تا شهریور ۱۳۸۲ این نوسانات بعلافت کنترل جریان از بالادست بسیار اندک می‌باشند. لذا بیشتر بودن خطای شبکه عصبی را می‌توان تفاوت ساختار داده‌های آموزشی و آزمایشی دانست. بر این اساس می‌توان بیان داشت که شبکه‌های عصبی در صورت عدم تغییر رژیم بالاتری در مقایسه با روش سری زمانی جهت پیش‌بینی دبی جریان رودخانه می‌باشند.

در صورت استفاده از اطلاعات پیش‌بینی شده جریان جهت طرح سازه‌های

