

اعتبار سنجی مدل شبکه عصبی رابطه بارندگی-رواناب در حوزه آبریز سد زاینده رود

• مسعود نصری، عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اردستان (نویسنده مسئول)
• رضا مدرس، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان
• محمد تقی دستورانی، استادیار دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد
تاریخ دریافت: شهریور ماه ۱۳۸۶ تاریخ پذیرش: بهمن ماه ۱۳۸۸
تلفن تماس نویسنده مسئول: ۰۹۱۳۳۱۵۹۳۸۸
Email: ps_sepahan@yahoo.com

چکیده

رابطه بارندگی-رواناب یکی از مهمترین و پیچیده ترین فرایندهای هیدرولوژیکی است که درک آن اهمیت زیادی در هیدرولوژی و منابع آب دارد. مدل‌های فیزیکی و آماری زیادی به منظور بررسی این فرایند توسعه یافته اند که هر کدام برخی از جنبه‌های این رابطه را در بر می‌گیرند. استفاده از شبکه‌های عصبی به عنوان یک مدل جعبه سیاه نیز یکی از روش‌های بررسی این رابطه است. در این تحقیق رابطه بارندگی-رواناب حوزه پلاسخان در سر شاخه زاینده رود مورد بررسی قرار گرفته و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به این منظور به کار گرفته شد. به دلیل واریانس شدید مشاهدات، ابتدا سری‌های بارندگی روزانه ۳ ایستگاه واقع در منطقه و سری روزانه دبی ایستگاه پلاسجان به سری نرمال تبدیل و با توجه به خود همبستگی و همبستگی عرضی بارندگی و رواناب ۶ متغیر به عنوان ورودی به شبکه انتخاب شد. در پایان مشخص شد شبکه عصبی پرسپترون با ۴ لایه مخفی اعتبار بیشتری نسبت به سایر شبکه‌ها دارد. این اعتبار سنجی با مقایسه آماری میانگین، انحراف معیار و تابع توزیع دبی مشاهداتی و شبیه سازی شده مورد آزمون قرار گرفت.

کلمات کلیدی: رابطه بارندگی-رواناب، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، اعتبار سنجی، خود همبستگی، آزمون کلموگروف-اسمیرنوف

Artificial Neural Network validation for rainfall-runoff relationship of Zayandehrud Dam Basin

By: M. Nasri, Faculty Member, Islamic Azad University, Ardestan Branch (Corresponding Author; Tel: 0989133159388), R. Modarres, Faculty of Natural Resources, Isfahan University of Technology and M. Taghi Dastorani, Faculty of Natural Resources, Yazd University.

Rainfall-runoff relationship is one of the most important and complex hydrological processes whose perception is very important in hydrology and water resources. A plenty of physical and statistical models have been developed for this that apply some parameters due to this relationship. The application of artificial neural network as a black box model is one of the methods to evaluate rainfall-runoff relationship. In this study, rainfall-runoff relationship of Plasjan Basin, upstream Zayandehrud River, is evaluated using multilayer perceptron network. Due to high variation of observed series, 3 daily rainfall series of regional stations and daily discharge of Plasjan station were first normalized and according to autocorrelation and cross correlation of rainfall-runoff data, 6 variables were selected for input of the network and a 4-hidden-layer network was found to be more valid comparing with other networks. The selected network was validated using comparison of the mean, standard deviation and probability density function of observed and simulated discharge.

Keywords: Rainfall-runoff relationship, Multilayer perceptron network, Validation, Autocorrelation, Kolmogorov-smirnov test

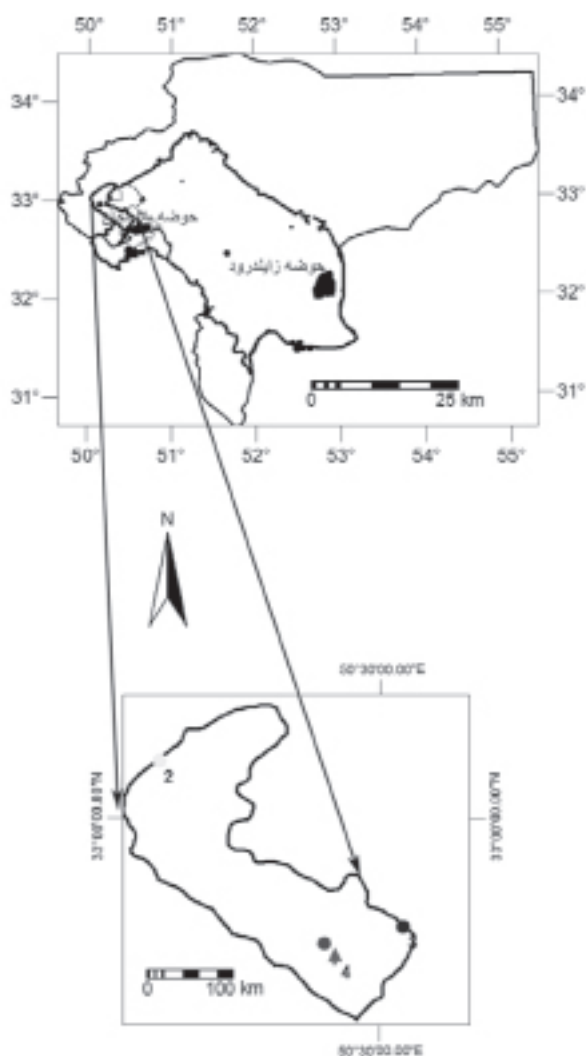
مقدمه

رابطه بارش - رواناب نقش مهمی در مدیریت منابع آب دارد. به همین دلیل مدل‌های مختلفی با درجات مختلف از پیچیدگی به منظور مدل سازی این رابطه توسعه یافته است. این مدل‌ها به طور کلی به سه دسته تقسیم می‌شوند که شامل مدل‌های جعبه سیاه یا مدل‌های نظری^۱، مدل‌های مفهومی^۲ و مدل‌هایی که اساس کار آن‌ها روابط فیزیکی^۳ است هستند. مدل‌های جعبه سیاه معمولاً دارای یک ورودی و خروجی مستقل هستند و بنابراین مدل‌هایی کاملاً تجربی محسوب می‌شوند. مدل‌های مفهومی بارش - رواناب بر اساس ساده سازی روابط فیزیکی عناصر و پارامترهای دخیل در مدل بارش - رواناب عمل می‌کنند (۱۵). این مدل‌ها برای پیش بینی مختصات هیدروگراف‌ها بسیار مناسب هستند، در مقایسه با مدل‌های جعبه سیاه، امکان بررسی عوامل مختلف مانند تاثیر کاربری اراضی بر فرایندهای هیدرولوژیکی دارند. به همین دلیل برای ساختن روابط بارش - رواناب کارایی خوبی دارند (۹). با این حال رابطه بارش - رواناب یکی از پیچیده ترین پدیده‌های طبیعی است که از عناصر و پارامترهای مختلف مانند تبخیر و تعرق، نفوذپذیری و مکانیسم‌های تولید رواناب سطحی و زیر سطحی مختلف تشکیل شده است. بنا براین درک چنین رابطه ای که عناصر آن در مقیاس منطقه و ناحیه ای و حوزه ای و به لحاظ جغرافیایی متفاوت است کار بسیار مشکلی است و هیدرولوژیست‌ها همواره سعی در ارائه مدل‌های توسعه یافته ای دارند که بر این مشکلات فائق آیند.

در یک دهه گذشته تمایل به استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در بین هیدرولوژیست‌ها به شدت افزایش یافته است که از جمله آن‌ها می‌توان به Smith و Eli (۱۷)، Hsu و همکاران (۱۳)، Dawson و Wilby (۱۰)، Tokar و Johnson (۱۹)، Tokar و Markus (۱۸) و Goriddaraju و Zhang (۲۰) و بسیاری دیگر نام برد. تمام این

محققین به قدرتمند بودن این روش برای مدل سازی پدیده‌های مختلف به ویژه پدیده‌های غیر خطی اذعان کرده اند. به عنوان مثال Cannon و Whitfield (۸) آنرا بسیار قوی تر از رگرسیون خطی ارزیابی کردند. شمس الدین (۱۶) روش ANN را با روش‌های دیگر مانند رگرسیون خطی و روش فصلی و نزدیک ترین همسایه مقایسه کرد و نتیجه گرفت روش شبکه عصبی پیش بینی بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. تحقیقات مختلف نشان داده شبکه‌های عصبی قابلیت مدل سازی سیستم‌های پیچیده که روابط ریاضی برای توصیف آن‌ها مشکل دارند را دارا هستند. همچنین قابلیت مدل سازی سیستم‌های با اغتشاش زیاد را دارا بوده و برای تشخیص الگو مناسب هستند. رهنما و موسوی (۲) و رضایی و همکاران (۳) برتری استفاده از شبکه عصبی را بر رگرسیون خطی به منظور برآورد دبی پیک نشان دادند. همچنین دستورانی (۱) کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی را در چند زمینه مرتبط با رواناب و بارش ارزیابی نموده و توانایی‌های این تکنیک را در برآورد رواناب در حوزه‌های فاقد آمار، پیش بینی بهنگام سیل، بازسازی داده‌های هیدرولوژیکی و نیز بهینه سازی نتایج مدل‌های هیدرودینامیکی توسط این تکنیک مورد تاکید قرار دادند.

با وجود این که شبکه عصبی مصنوعی غیر خطی بودن فرایند بارش - رواناب را در نظر میگیرد اما متعلق به مدل‌های جعبه سیاه بوده و نقاط ضعف این مدل‌ها با خود دارد (۱۲). ترکیب یک شبکه عصبی معمولاً از یک متغیر ورودی که شامل متغیرهای اقلیمی مانند بارندگی، تبخیر و تعرق، دما و ذوب برف است تشکیل شده و می‌توان به آن متغیرهای فیزیوگرافیک حوزه مانند توپوگرافی، پوشش گیاهی، رطوبت پیشین خاک را افزود. در این حالت خروجی مدل معمولاً شامل رواناب است. با این حال می‌توان متغیرهای ورودی و خروجی را با در نظر گرفتن تاخیر زمانی بین آن‌ها نیز وارد مدل شبکه عصبی کرد.



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز زاینده رود در استان اصفهان و موقعیت زیر حوزه آبخیز پلاسجان به همراه ایستگاه‌های بارندگی (دوایر توپر، ۱- ایستگاه اسکندری، ۲- ایستگاه ازناوله، ۳- ایستگاه رزوه) و ۴- ایستگاه هیدرومتری اسکندری (مثلث)

در این روش ابتدا به وزن‌های سیناپسی مقادیر تصادفی داده می‌شود. اطلاعات مربوط به نمونه‌ها به صورت الگو به الگو یا به صورت دسته‌ای به شبکه داده می‌شود، این اطلاعات در وزن‌های سیناپسی ضرب شده، از تابع تحریک^۸ عبور کرده و نتیجه (خروجی لایه مذکور) ورودی نورون لایه‌های بعدی را تشکیل می‌دهد. در نهایت شبکه پاسخ در لایه خروجی خواهد داشت که با مقادیر واقعی متفاوت است. برای کاهش این خطا از روش توزیع معکوس خطا^۹ (پس‌انتشار) استفاده می‌شود. در این روش وزن‌ها به تدریج طوری تغییر می‌کند که خطای پیش‌بینی به صفر نزدیک شود. این عمل تا جایی ادامه پیدا می‌کند که خطای پیش‌بینی در حد مطلوب باقی بماند و با ورود اطلاعات جدید به شبکه مقدار خطا بایستی در حد مطلوب باقی بماند. بنابراین طراحی یک شبکه عبارت است تعیین تعداد لایه‌های مناسب، تعداد مناسب نرون‌ها در هر لایه و نوع تابع تحریک در هر لایه به نحوی که خطای آموزش و آزمایش شبکه به حداقل برسد.

Wilby و Dawson (۱۰) به منظور پیش‌بینی دبی جریان در رودخانه مول (Mole) در بالا دست رودخانه تایمز در انگلستان از بارندگی ۱۵ دقیقه به منظور ساختن رابطه بارندگی-رواناب از مدل شبکه عصبی استفاده کردند. آن‌ها از دو مدل MLP^۵ و RBF^۶ برای این منظور استفاده کردند.

هدف از این مطالعه ایجاد شبکه عصبی است که بتواند رابطه بارندگی-رواناب را در حوزه آبریز پلاسجان که مهمترین و بزرگترین زیر حوزه زاینده رود است به درستی برقرار کند.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبریز زاینده رود مهمترین، بزرگترین و پرآب‌ترین رودخانه در حوزه آبریز فلات مرکزی ایران به شمار می‌آید که از دامنه‌های شرقی ارتفاعات زاگرس میانی سرچشمه گرفته و در جهت عمومی شرق به غرب جریان می‌یابد. رودخانه از تلاقی چندین شاخه بزرگ و پرآب به نام‌های کوه‌رنگ، چم رود، دره زری، دره غازی، دره خوربه و دره دولت آباد تشکیل می‌گردد. از محل سد زاینده رود به سمت پایین دست زاینده رود آب قابل توجهی دریافت نکرده بلکه بخشی از آب نیز در اراضی وسیع موجود که در دره رودخانه یا بستر سیلابی آن واقع شده اند برای آبیاری به مصرف می‌رسد. اهمیت این حوزه از این موضوع ناشی می‌شود که مستقیماً به سد زاینده رود وارد می‌شود که منبع اصلی تامین منابع آب کشاورزی، شرب و صنعت در منطقه و استان اصفهان است و ارائه مدلی که نوسانات و تغییرات دبی رودخانه پلاسجان را مدل سازی یا پیش‌بینی کند حائز اهمیت است. از آن جا که هدف از این مطالعه ایجاد و اعتبار سنجی یک شبکه عصبی به منظور بررسی رابطه بارندگی رواناب در حوزه آبریز پلاسجان است، بارندگی و دبی روزانه ایستگاه بارندگی و هیدرومتری پلاسجان در دوره آماری ۱۳۷۶-۱۳۵۵ جمع‌آوری نموده و از داده‌های آن استفاده گردید. همچنین به منظور در نظر گرفتن بارندگی منطقه ای و تاثیر آن بر رواناب حوزه پلاسجان، بارندگی ۲ ایستگاه رزوه و ازناوله در دوره مورد نظر نیز جمع‌آوری گردید.

شبکه عصبی

با توجه به بررسی منابع انجام شده و ماهیت رابطه بارندگی-رواناب که از یک رابطه غیر خطی پیروی می‌کند، در این مطالعه از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) که نوعی از توپولوژی پیشرو^۷ است شکل ۲ استفاده گردید.

این متغیرها شامل تمام مقادیری است که می‌تواند متغیر خروجی را تحت تاثیر قرار دهد. بنابراین لایه ورودی کاملاً مشخص بوده و اطلاعات لازم برای شبکه را فراهم می‌کند. لایه آخر یا لایه خروجی نیز شامل متغیری است که شبکه آن را پیش‌بینی می‌کند و در واقع خروجی مدل است. تعداد لایه‌های شبکه یا لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های موجود در هر لایه از طریق روش سعی و خطا بدست می‌آید. نرون‌های موجود در هر لایه با تمام نرون‌های لایه‌های قبل و بعد از خود در ارتباط هستند. بین ۹۰ تا ۹۵ درصد کاربرد شبکه‌های عصبی امروزی از این توپولوژی استفاده می‌کنند (نجفی و همکاران (۴)، ASCE (۶) و Harpham و Dawson (۱۱)).

مقایسه واریانس‌ها

به منظور مقایسه واریانس‌ها از روش ناپارامتری لوین استفاده می‌شود. این روش بر اساس آزمون فرض زیر استوار است:

$$H_0: \sigma_1 = \sigma_2 = \dots = \sigma_k \quad (3)$$

(4) برای حداقل یک جفت (i, j)

$$H_a: \sigma_i \neq \sigma_j \neq \dots \neq \sigma_k$$

آماره این آزمون به صورت زیر نوشته می‌شود

$$W = \frac{(N-k) \sum_{i=1}^k N_i (\bar{Z}_i - \bar{Z})^2}{(k-1) \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{N_i} (Z_{ij} - \bar{Z})^2} \quad (5)$$

$$Z_{ij} = |X_{ij} - \bar{X}_i| \quad \text{که در آن} \quad (6)$$

که در آن \bar{X}_i میانگین i امین زیرگروه، \bar{Z}_i میانگین گروه Z_{ij} و میانگین کل Z_{ij} است. برابر بودن واریانس‌ها در آزمون لوین رد می‌شود اگر $W >$ مقدار بالایی توزیع F است با درجه آزادی $k-1$ و $N-k$ در سطح احتمال.

مقایسه توابع توزیع

تابع توزیع فراوانی یک متغیر هیدرولوژیک در برآورد احتمال وقوع آن پدیده در احتمالات (دوره برگشت) مختلف اهمیت دارد. یکسان بودن تابع توزیع فراوانی مقادیر شبیه سازی شده با استفاده از شبکه عصبی با مقادیر مشاهداتی از این لحاظ اهمیت دارد که تابع توزیع مقادیر شبیه سازی در صورت استفاده در برنامه ریزی منابع آب بایستی مشابه مقادیر واقعی باشد تا مقدار خطا و عدم قطعیت در برنامه ریزی به حداقل برسد. معمولاً روش کلموگروف-اسمیرنوف که یک روش ناپارامتری است به منظور مقایسه تابع توزیع دو نمونه مورد استفاده قرار می‌گیرد. آزمون فرض در این روش به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$H_0: F_1(x) = F_2(x) \quad \text{برای تمام } x \quad (5)$$

$$H_a: F_1(x) \neq F_2(x) \quad \text{برای حداقل یک } x \quad (6)$$

و مقدار آماره آن به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$Z = \sup_x |F_1(x) - F_2(x)| \quad (7)$$

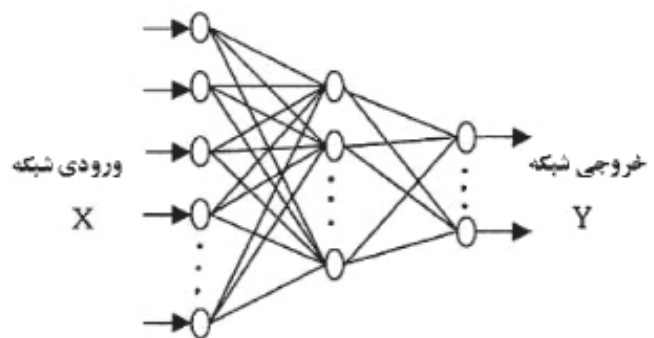
اگر مقدار آماره محاسبه شده بیشتر از مقدار آستانه در سطح احتمال مورد نظر باشد، فرض صفر رد می‌شود.

نتایج

انتخاب داده‌های ورودی

در گام نخست مقادیر بارندگی و دبی روزانه ایستگاه‌های مورد بررسی

لایه خروجی لایه مخفی لایه ورودی



شکل ۲- یک شبکه عصبی پیش رو ۳ لایه

انتخاب داده‌ها

انتخاب داده‌ها اولین گام در ساختن شبکه عصبی مناسب به منظور برآورد رابطه بارندگی-رواناب است. به طور کلی دو نوع داده را می‌توان به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی مورد استفاده قرار داد که نوع اول شامل داده‌های صرفاً آماری که مربوط به مشاهدات بارندگی در طول زمان با درجه تفکیک مشخص مانند داده‌های ساعتی، روزانه یا ماهانه است. نوع دوم داده‌های ورودی شامل نوع اول بعلاوه داده‌های فیزیکی حوزه آبخیز است که در رابطه بارندگی-رواناب نقش دارند مانند رطوبت خاک، ضریب نفوذ پذیری، تخییر تعرق، آب زیرزمینی و ... هستند (۵، ۹). در این تحقیق، از داده‌های نوع اول که آماری است، استفاده می‌شود چرا که سایر داده‌های فیزیکی حوزه آبخیز تاثیرگذار در دسترس نبود. در این خصوص از سری زمانی بارندگی سه ایستگاه بارندگی منطقه و دبی روزانه ایستگاه پلاسجان در دوره آماری ۱۳۷۶-۱۳۵۵ جمع آوری شده و از داده‌های آن استفاده گردید.

مقایسه آماری

به منظور مقایسه نتایج حاصل از هر شبکه عصبی با مقادیر واقعی در مرحله اعتبارسنجی^{۱۱} از مقادیر آستانه‌ای^{۱۱} استفاده می‌شود. ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده‌ای و برآوردی رایج ترین شاخص مقایسه‌ای است. با این وجود ضریب همبستگی یک شاخص کلی بوده و نمیتواند شاخص مناسبی باشد (۱۴). بنابراین در این تحقیق علاوه بر ضریب همبستگی، ۳ شاخص دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرند:

مقایسه میانگین‌ها

به منظور مقایسه میانگین سری مشاهداتی و سری شبیه سازی شده توسط شبکه عصبی از آزمون ناپارامتری ویلکاکسون استفاده می‌شود. آزمون‌های فرض در این روش عبارتند از:

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0 \quad (1)$$

$$H_a: \mu_1 - \mu_2 \neq 0 \quad (2)$$

که در آن μ_1 میانگین سری مشاهداتی و μ_2 میانگین سری شبیه سازی شده است.

از شبکه‌های ایجاد شده با مقادیر نرمال بهتر از شبکه‌های اصلی بود، شبکه‌های بدست آمده فاقد اعتبار لازم هستند. به همین دلیل لازم است تغییراتی در نوع مقادیر ورودی به شبکه داده شود.

یکی از راه‌حل‌های مناسب استفاده از مشاهدات هیدرولوژیک در زمان تاخیرهای مختلف است. سری‌های زمانی هیدرولوژیک به ویژه سری‌های روزانه دارای خود همبستگی^{۱۳} هستند. به عبارت دیگر مقادیر دبی یا بارندگی در زمان t به زمان $t-1$ بستگی دارد. توابع خود همبستگی سری‌های مشاهداتی در شکل ۳ نشان داده شده است. از طرف دیگر، رابطه بارندگی - رواناب در طول زمان تغییر می‌کند که این رابطه را می‌توان با استفاده از تابع همبستگی عرضی^{۱۴} نشان داد. به این ترتیب با توجه به بررسی توابع خود همبستگی و همبستگی عرضی بین بارندگی و رواناب متغیرهای ورودی جدیدی به شرح زیر مورد استفاده قرار می‌گیرند:

۱- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه اسکندری با تاخیر ۱^{۱۵} روز:

$$R'_{t-1}$$

۲- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه اسکندری با تاخیر ۲ روز:

$$R'_{t-2}$$

به عنوان ورودی و خروجی به مدل MLP وارد شبکه شدند. در این مرحله سه نوع ورودی زیر پس از مرتب کردن به صورت تصادفی^{۱۲} به شبکه مورد آزمون قرار گرفت:

- بارندگی ایستگاه پلاسجان

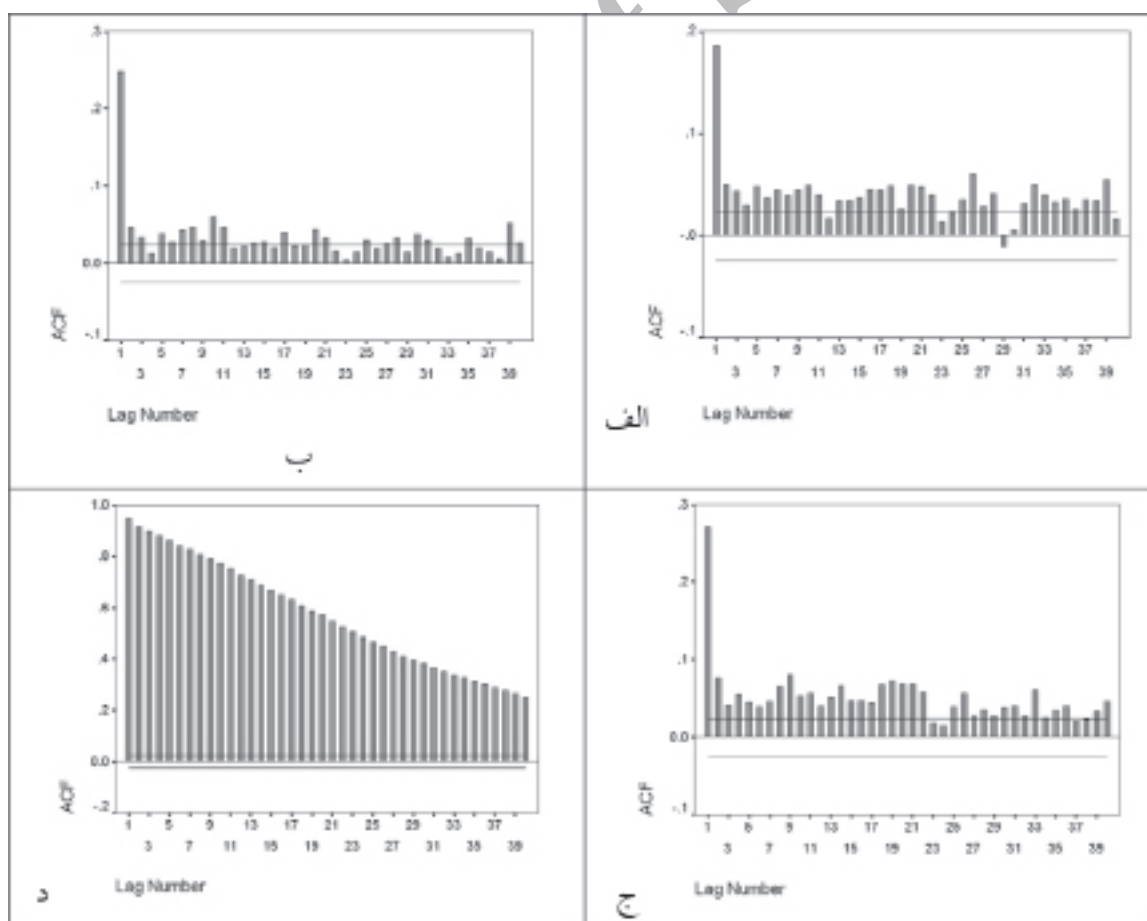
- بارندگی ایستگاه ازناوله و ایستگاه پلاسجان

- بارندگی ایستگاه رزوه و ایستگاه پلاسجان

در این مرحله هیچکدام از شبکه‌های فوق در مرحله آزمایش و اعتبار سنجی شرایط لازم را کسب نکردند. مهمترین عامل این موضوع واریانس شدید مقادیر بارندگی و وجود تعداد زیاد روزهای بدون بارندگی (بارندگی صفر) است. در این حالت بهتر است سری‌های مشاهداتی را تبدیل کرد. در این تحقیق از روش نرمال کردن داده‌ها و محاسبه مقدار Z استفاده می‌شود.

$$Z = \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \quad (8)$$

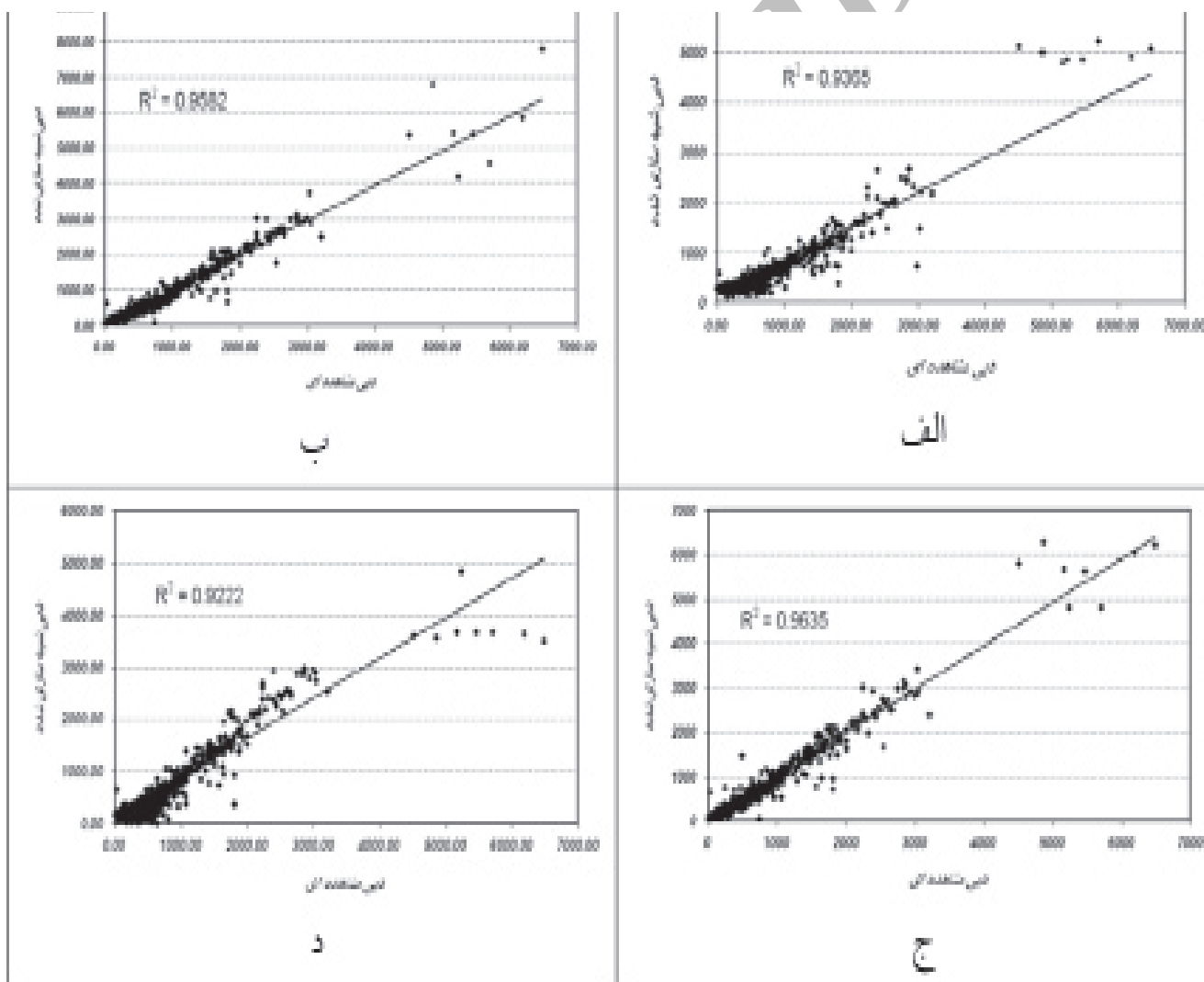
که در آن X_i مقدار مشاهده i ام، \bar{X} میانگین سری و σ واریانس سری مشاهداتی است. پس از نرمال کردن داده‌ها، شبکه عصبی MLP با استفاده از متغیرهای ورودی فوق مجدداً تشکیل گردید. با وجودیکه نتایج حاصل



شکل ۳- تابع خود همبستگی بارندگی ایستگاه اسکندری (الف)، ازناوله (ب)، رزوه (ج) و دبی ایستگاه اسکندری (د) (محور عمودی ضریب خود همبستگی و محور افقی زمان تاخیر بر حسب روز است).

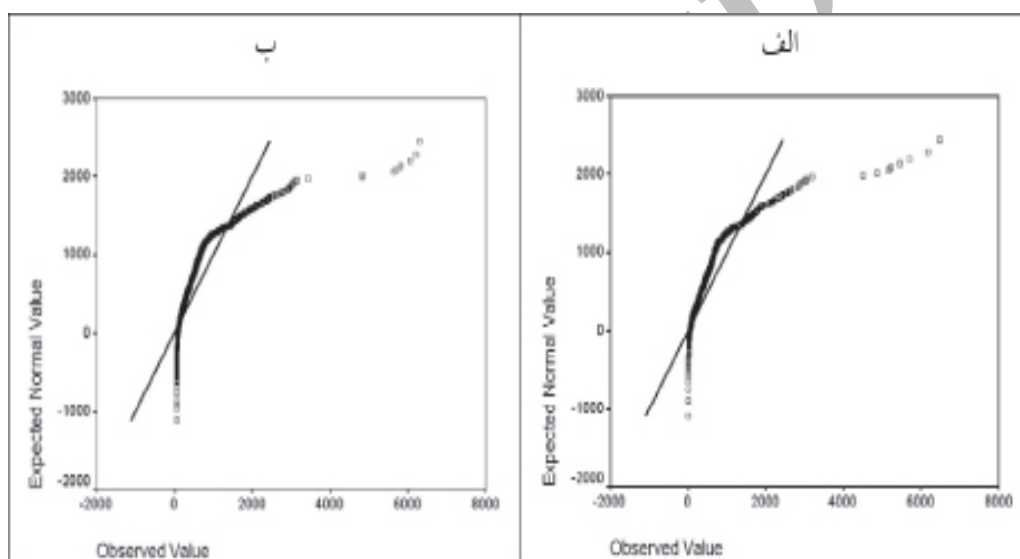
جدول ۱- مشخصات شبکه‌های عصبی منتخب و مقادیر ضریب همبستگی آنها برای دوره آموزش و آزمایش

تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌ها در هر لایه	تابع تحریک	ضریب همبستگی (R^2) مرحله آموزش	ضریب همبستگی (R^2) مرحله آزمایش
۱	۵۰	تانزاننت هیپربولیک	۰/۹۵۵۸	۰/۹۳۶۵
۲	۵۰	تانزاننت هیپربولیک	۰/۹۶۷۲	۰/۹۵۸۲
۳	۵۰	تانزاننت هیپربولیک	۰/۹۷۲۹	۰/۹۶۳۵
۴	۵۰	تانزاننت هیپربولیک	۰/۹۳۰۰	۰/۹۲۲۲
۵	۵۰	تانزاننت هیپربولیک	۰/۹۷۳۸	۰/۹۵۵۴

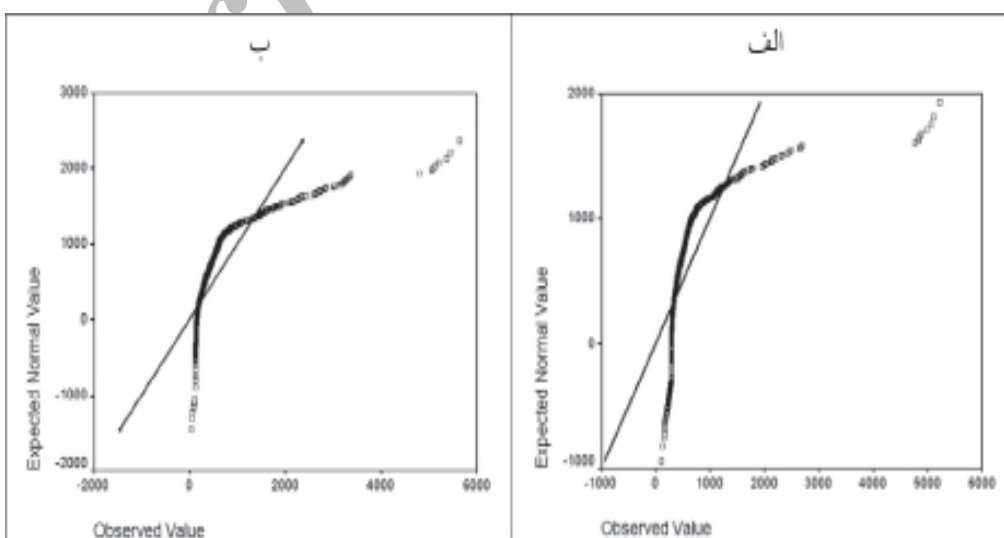


جدول ۲- مقایسه آماری سری‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در شبکه‌های مختلف

آزمون برابری تابع توزیع		آزمون برابری انحراف معیار		آزمون برابری میانگین		تعداد لایه‌های مخفی
احتمال P	مقدار آماره	احتمال P	مقدار آماره	احتمال P	مقدار آماره	
۰/۰۰۱	۰/۴۵	۰/۰۰۱	۱۱۹/۶۵	۰/۰۰۱	-۹/۲۵۳	۲
۰/۰۰۳	۰/۲۷	۰/۰۷۳	۳/۲۱۱	۰/۰۱۴	-۲/۴۶۹	۳
۰/۰۷۱	۰/۰۳	۰/۲۹۲	۱/۱۱	۰/۱۰۵	-۱/۶۲۴	۴
۰/۰۰۲	۰/۳۳	۰/۰۰۱	۳۰/۶۴	۰/۰۳۴	-۲/۱۲۴	۵
۰/۰۰۲	۰/۳۲	۰/۰۰۲	۹/۹۸۱	۰/۰۰۱	-۳/۲۹۵	۶



شکل ۵- تابع چندک-چندک توزیع نرمال برای سری مشاهده شده (الف) و شبیه‌سازی شده (ب) با شبکه عصبی ۴ لایه



شکل ۶- تابع چندک-چندک توزیع نرمال برای سری مشاهده شده (الف) و شبیه‌سازی شده (ب) با شبکه عصبی ۴ لایه

دیده می‌شود که قابل اغماض است. رد نشدن فرض صفر در سطح احتمال ۵ درصد ($p > 0.05$)، جدول ۲) نیز نشان دهنده همین موضوع است. نمودار چندک- چندک توزیع نرمال را برای مقادیر شبیه سازی شده توسط شبکه‌های ۶ و ۲ لایه نیز در شکل ۶ نمایش داده شده اند. همانطور که این شکل نشان می‌دهد تفاوت آشکاری بین توزیع چندک‌های مقادیر شبیه سازی شده با دو شبکه عصبی فوق با مقادیر چندک‌های سری مشاهداتی به ویژه در دم‌های بالا و پایین توزیع وجود دارد. این موضوع برتری شبکه عصبی ۴ لایه را نشان می‌دهد.

در نهایت و با توجه به نتایج حاصل از آزمون‌های آماری، شبکه عصبی ۴ لایه پرسپترون برای شبیه سازی رابطه بارندگی- رواناب در حوزه آبخیز پلاسجان کارایی بسیار خوبی نسبت به سایر شبکه‌های پرسپرون ایجاد شده دارد.

بحث و نتیجه گیری

با توجه به هدف این تحقیق یعنی ایجاد و اعتبارسنجی شبکه عصبی به منظور مدل سازی در حوزه آبخیز پلاسجان مشخص گردید رابطه بارندگی - رواناب متأثر از بارندگی منطقه ای در زمان‌های تاخیر مختلف و مقدار رواناب در زمان تاخیر یک روزه است.

در این تحقیق یک شبکه عصبی پرسپترون با ۴ لایه مخفی به عنوان بهترین شبکه برای تعیین رابطه بارندگی- رواناب حوزه پلاسجان انتخاب شد که نتایج مطالعات Dawson و Wilby (۲۰۱۰) و Markus و Tokar (۱۹۸۸) را تایید می‌کند. مهمترین نکته در این مطالعه انتخاب صحیح داده‌های ورودی به شبکه است به ویژه اینکه سری‌های مورد بررسی دارای واریانس شدیدی هستند. در این رابطه ذکر ۳ نکته حائز اهمیت است.

۱- انتخاب روش مناسب به منظور تبدیل مشاهدات اولیه به مشاهداتی که واریانس کمتری داشته و جواب مناسبی ایجاد کنند بسیار مهم است. به عنوان مثال تبدیل نرمال در تحقیق به یافتن شبکه عصبی مناسب کمک شایان توجهی کرد به طوری که ایجاد شبکه مناسب با داده‌های اولیه بارندگی که دارای مقادیر زیادی صفر بودند در عمل غیر ممکن گردید.

۲- نکته قابل ذکر دیگر تاثیر بارندگی منطقه ای بر دبی خروجی از ایستگاه پلاسجان است به طوری که در نظر گرفتن تنها یک ایستگاه بارندگی به عنوان ورودی، شبکه عصبی مناسبی تشکیل نشد. لذا از دو ایستگاه دیگر منطقه به منظور ورودی به شبکه کمک گرفته شد که جواب مثبتی در پی داشت. این موضوع را می‌توان به رطوبت خاک و نفوذ اولیه در سرتاسر حوزه و تاثیر آن بر رواناب ایستگاه خروجی حوزه مرتبط دانست. لذا در نظر گرفتن فقط یک ایستگاه بارندگی در توسعه شبکه عصبی بارندگی- رواناب توصیه نمی‌شود.

۳- سری‌های زمانی هیدرولوژیک به ویژه سری‌های روزانه بارندگی و رواناب دارای خود همبستگی مثبت هستند. به عبارت دیگر روانابی که در یک روز ثبت می‌شود به رواناب روز قبل بستگی دارد. همچنین این رواناب به بارندگی روز قبل و روزهای قبل از (از طریق رطوبت خاک یا آب های زیرزمینی) بستگی دارد. لذا در نظر گرفتن بارندگی و رواناب در روزهای قبل در ایجاد یک شبکه مناسب حائز اهمیت است. در این تحقیق تابع خود همبستگی بارندگی و رواناب و همبستگی عرضی بین آنها مورد بررسی قرار گرفت و بارندگی و رواناب روزهای قبل نیز به عنوان ورودی به شبکه

۳- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه رزوه با تاخیر ۱ روز:

$$R_{t-1}^2$$

۴- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه ازناوله با تاخیر ۲ روز:

$$R_{t-1}^2$$

۵- دبی نرمال ایستگاه اسکندری با تاخیر ۱ روز:

$$Q_{t-1}$$

۶- دبی نرمال نرمال ایستگاه اسکندری با تاخیر ۲ روز:

$$Q_{t-2}$$

متغیر خروجی تمام شبکه‌های مورد بررسی دبی نرمال شده ایستگاه هیدرومتری اسکندری (Qt) می‌باشد.

پس از سعی و خطای فراوان در انتخاب تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه و همچنین انتخاب تابع تانژانت هیپربولیک بر اساس مطالعات قبلی (۷، ۱۰) و روش سعی و خطا به عنوان تابع فعال سازی، ۵ شبکه با تعداد لایه‌های مختلف بررسی و نتایج حاصل از آموزش و آزمایش شبکه بدست آمد که در جدول ۱ نشان داده شده اند. لازم به ذکر است که شبکه MLP با یک لایه مخفی جواب قابل قبولی ارائه نمی‌کند. دلیل این امر می‌تواند به پیچیده بودن و غیر خطی بودن زیاد رابطه رواناب - بارندگی در حوزه مورد مطالعه یا وجود عوامل فیزیکی باشد که در ساختن شبکه عصبی در این مطالعه وجود ندارد.

همانطور که این جدول نشان می‌دهد شبکه عصبی با ۴ لایه مخفی بالاترین ضریب همبستگی را در مرحله آزمایش شبکه دارد. بنابراین به عنوان بهترین شبکه انتخاب می‌شود.

شکل ۴ مقادیر دبی مشاهده شده و دبی شبیه سازی شده توسط شبکه‌های عصبی فوق را نشان می‌دهد.

مقایسه آماری

اعتبار شبکه عصبی در تولید ویژگی‌های آماری سری مشاهداتی (میانگین، انحراف معیار و تابع توزیع) با استفاده از نرم افزار SPLUS مورد آزمون قرار گرفت. همانطور که جدول ۲ نشان می‌دهد، شبکه‌های عصبی با تعداد لایه‌های مختلف به جز شبکه عصبی با ۴ لایه مخفی قادر نیستند مشخصات میانگین و انحراف معیار سری مشاهداتی را شبیه سازی کنند.

همانطور که این جدول نشان می‌دهد، مقادیر احتمال p همگی کوچکتر از ۰/۰۱ بوده و فرض صفر مبنی بر برابر بودن میانگین و انحراف معیار سری‌های مشاهداتی و شبیه سازی شده را به جز در مورد شبکه ۴ لایه رد می‌کنند. از طرف دیگر، آزمون کلموگروف-اسمیرنوف نیز نشان می‌دهد تابع توزیع سری مشاهداتی و سری‌های شبیه سازی توسط شبکه‌های عصبی موجود با یکدیگر یکسان هستند چرا که مقادیر احتمال آماره کلموگروف اسمیرنوف در سطح ۱ درصد فرض صفر را رد نمی‌کنند. تشابه موجود بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر شبیه سازی شده با شبکه عصبی ۴ لایه را می‌توان به صورت گرافیکی با استفاده از نمودار چندک-چندک نشان داد. شکل (۵) تابع چندک -چندک^{۱۶} توزیع نرمال را برای دو سری رواناب مشاهده شده و رواناب برآورد شده از شبکه عصبی ۴ لایه را نشان می‌دهد. همانطور که این شکل نشان می‌دهد، بین چندک‌های دو سری شباهت بسیاری به ویژه در قسمت دو پایین و میانه وجود دارد. با این حال تفاوت بسیار اندکی در دم بالایی جایی که مقادیر دبی پیک وجود دارند

منابع مورد استفاده

- ۱- دستورانی، م. (۱۳۸۵) روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی جریان‌های رودخانه‌ای (تحلیل توانایی‌ها و نقطه ضعف‌ها)، هفتمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی رودخانه، اهواز ۱۳۸۵.
- ۲- رهنما، م. ب. و موسوی، ج. (۱۳۸۲) پیش‌بینی سیلاب حوضه آبریز قره‌آقاج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. هشتمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، صفحه ۶۱۰-۶۲۰
- ۳- رضایی، ع. مهدوی، م. لوکس، ک. فیض‌نیا، س. مهدیان، م. ج. (۱۳۸۶) مدل‌سازی منطقه‌ای دبی‌های اوج در زیر حوزه‌های آبخیز سد سفید رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، ۲۵-۳۹
- ۴- نجفی، ن. حیدرپور، م. و کیخانی، م. (۱۳۸۵) بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی بارش و رواناب. اولین همایش منطقه‌ای بهره‌برداری بهینه از منابع آب حوضه‌های کارون و زاینده رود، شهرکرد، ۱۴-۱۵ شهریور
- 5- Ahmad, S., Simonovic, S. P., (2005) An artificial neural network model for generating hydrograph from hydro-meteorological parameters. *J. Hydrol*, 315, 236-251.
- 6- ASCE Task Committee on application of Artificial Neural Networks in Hydrology, (2000) Artificial neural networks in hydrology. I: preliminary concepts. *J. Hydr. Eng.* 5(2), 115-123.
- 7- ASCE Task Committee on application of Artificial Neural Networks in Hydrology, (2000) Artificial neural networks in hydrology. II: hydrologic applications. *J. Hydr. Eng.* 5(2), 124-137.
- 8- Cannon, AJ, Whitfield, PH, (2002) Downscaling recent streamflow conditions in British Columbia, Canada using ensemble neural networks. *J. Hydrol.*, 259, 136-151.
- 9- Chen, J, Adams, BI, (2006) Integration of artificial neural networks with conceptual models in rainfall-runoff modeling. *J. Hydrol*, 318, 232-249
- 10- Dawson, CW, Wilby, R. (1998) An artificial neural network approach for rainfall-runoff modeling. *Hydr. Sci., J.*, 43, 47-66
- 11- Harpham, C., Dawson, C. W., (2005) The effect of different basis functions on a radial basis function network for time series prediction: A comparative study. *Neurocomputing*, 69, 2161-2170
- 12- Gautman, MR, Watanabe, K, Saegusa, H, (2000) Runoff analysis in humid forest catchment with artificial neural network. *J. Hydrol.*, 235, 117-136
- 13- Hsu, KL, Gupta, HV, Sorooshian, S. (1995) Artificial Neural Network modeling of rainfall-runoff modeling. *Water Resour. Res.*, 31, 2517-2530.
- 14- Khan, S. M., Coulibaly, P., and Dibike, Y., (2006) Uncertainty analysis of statistical downscaling methods. *J. hydrol.*, 319, 357-382
- 15- O'connor, MK, (1997) *Applied hydrology I-detemvistic. Unpublished lecture note.* Department of engineering hydrology,

رود استفاده قرار گرفت. این متغیرها در بالا بردن اعتبار شبکه ایجاد شده نقش به‌سزایی داشتند.

نکته حائز اهمیت دیگر این است که در اغلب مطالعات به ذکر ضریب همبستگی سری شبیه‌سازی شده با سری مشاهداتی به عنوان بررسی اعتبار مدل اکتفا می‌شود. در حالی این تحقیق نشان داد میانگین، انحراف معیار و تابع توزیع دو سری شبیه‌سازی شده و مشاهده شده حتی در صورت بالا بودن ضریب همبستگی می‌تواند با یکدیگر تفاوت معنی‌داری داشته باشد. یکی از مهمترین دلایل این امر وجود داده‌های بسیار بزرگ یا کوچک در سری داده‌هاست. یک شبکه ممکن است در شبیه‌سازی داده‌های کوچک موفق و در شبیه‌سازی داده‌های بزرگ ناموفق باشد و بالعکس. در رابطه بارندگی رواناب وجود داده‌های بزرگ که به عنوان پیک سیلابی از آنها یاد می‌شود حائز اهمیت چراکه یک شبکه باید قادر باشد مقادیر بزرگ که دارای ریسک بالاتری هستند را شبیه‌سازی کند و در صورت عدم توفیق در این امر، شبکه فاقد اعتبار لازم است. از سوی دیگر وجود همین مشاهدات بزرگ که اغلب در دم بالایی^{۱۷} توزیع قرار دارند باعث ناکارآمدی مشاهدات شبیه‌سازی شده در شبیه‌سازی تابع توزیع فراوانی مشاهدات پیک می‌شود. لذا پیش نهاد می‌شود اعتبار شبکه‌های عصبی مورد استفاده در شبیه‌سازی رابطه بارندگی رواناب از طریق آماری نیز مورد آزمون قرار گیرد.

تقدیر و تشکر

نگارندگان بدینوسیله از حوزه معاونت پژوهشی دانشگاه آزاد اسلامی واحد اردستان، در اجرای طرح پژوهشی مصوب دانشگاه تحت عنوان " تعیین رابطه رواناب- بارش در حوزه آبخیز سد زاینده رود با استفاده از شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی رواناب " و مطالعه حاضر تشکر و قدردانی می‌نمایند.

پاورقی‌ها

- 1- Theoretical Models
- 2- Conceptual Models
- 3-Physically based models
- 4-Artificial Neural Networks (ANN)
- 5-Multilayer Perceptron
- 6-Radial Basis Function
- 7-Feed Forward
- 8-Activation Function
- 9-Backpropagation
- 10-Validation
- 11-Criteria
- 12-Randomize
- 13-Autocorrelation Function (ACF)
- 14-Cross Correlation Function (CCF)
- 15-Lag
- 16-Q-Q plot
- 17-Upprer Tail

Eng., 5, 156-161.

19- Tokar, AS, Johnson, PA, (1999) Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks. *J. Hydr. Eng.*, 4, 232-239.

20- Zhang, B. Govindaraju, RS, (2003) Geomorphology-based artificial neural networks for estimation of direct runoff over watersheds. *J. Hydrol.*, 273, 18-34.

National university of Ireland, Galway.

16- Shamseldin, AY, (1997) Application of a neural network technique to rainfall-runoff modeling. *J. Hydrl.*, 240, 45-61.

17- Smith, J, Eli, RB, neural Network models of rainfall-runoff process. *J. Water Resour. Plng. Mgmt.*, 4, 232-239.

18- Tokar, AS, Markus, M, (2000) Precipitation-runoff modeling using artificial neural networks and conceptual models. *J. Hydr.*

□ □ □ □ □ □ □ □ □ □

Archive of SID