پژوهش‌های آبخیزداری شماره ۸۸، پاییز ۱۳۸۹
(پژوهش و سازندگی)

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 گفته 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

Watershed Management Researches Journal (Pajouhesh & Sazandegi) No 88 pp: 17-26

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

رابطــه بارش - رونــاب نقش مهمــی در مدیریت منابــع آب دارد. به همیــن دلیل مدل‌های مختلفی با درجــات مختلف از پیچیدگی به منظور مدل ســازی این رابطه توســعه یافته اســت. این مدل‌ها به طور کلی به سه دسته تقسیم می‌شوند که شامل مدل‌های جعبه سیاه یا مدل های نظری[1]، مدل‌های مفهومی[2] و مدل‌هایی که اســاس کار آن‌ها روابط فیزیکی[3] است هستند. مدل‌های جعبه سیاه معمولا دارای یک ورودی و خروجی مستقل هســتند و بنابراین مدل‌هایی کاملا تجربی محســوب می‌شــوند. مدل‌های مفهومی بارش – رواناب بر اســاس ســاده ســازی روابط فیزیکی عناصر و پارامترهــای دخیل در مدل بارش- رواناب عمل می‌کنند (۱۵). این مدل‌ها برای پیش بینی مختصات هیدروگراف‌ها بسیار مناسب هستند، در مقایسه با مدل‌های جعبه ســیاه، امکان بررســی 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 پدید ه‌های طبیعی است که از عناصر و پارامترهای مختلف مانند تبخیر و تعرق، نفوذپذیری و مکانیســم‌های تولید رواناب ســطحی و زیر ســطحی مختلف تشکیل شده است. بنا براین درک چنین رابطه ای که عناصــر ان در مقیاس منطقــه و ناحیه ای و حوزه ای و به لحاظ جغرافیایی متفاوت است کار بسیار مشــکلی است و هیدرولوژیست‌ها همواره سعی در ارائه مدل‌های توسعه یافته ای دارند که بر این مشکلات فائق آیند.

در یک دهه گذشــته تمایل به اســتفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در بین هیدرولوژیســت‌ها به شــدت افزایش یافته اســت که از جمله آن‌ها می‌تــوان بــه Smith و Eli (۱۷)، Hsu و همــکاران (۱۳)، Dawson و Wilby (۱۰)، Tokar و Johnson (۱۹)، Tokar و Markus (۱۸) و Zhang و Goriddaraju (۲۰) و بســیاری دیگــر نام بــرد. تمام این محققیــن به قدرتمند بودن این روش برای مدل ســازی پدیدهای مختلف بــه ویژه پدیده‌های غیر خطی اذعــان کرده اند. به عنوان مثال Cannon و Whitield (۸) آنرا بســیار قوی تر از رگرســیون خطــی ارزیابی کردند. شمس الدین (۱۶) روش ANN را با روش‌های دیگر مانند رگرسیون خطی و روش فصلی و نزدیک ترین همســایه مقایســه کرد و نتیجه گرفت روش شــبکه عصبی پیش بینی بهتری نســبت به ســایر روش‌ها دارد. تحقیقات مختلف نشــان داده شــبکه‌های عصبی قابلیت مدل ســازی سیســتم‌های پیچیده که روابط ریاضی برای توصیف آن‌ها مشــکل دارند را دارا هســتند. همچنین قابلیت مدل ســازی سیســتم‌های با اغتشــاش زیاد را دارا بوده و برای تشــخیص الگو مناســب هســتند. رهنما و موســوی (۲) و رضایی و همکاران (۳) برتری استفاده از شبکه عصبی را بر رگرسیون خطی به منظور برآورد دبی پیک نشــان دادند. همچنین دســتورانی (۱) کارایی شبکه‌های عصبــی مصنوعی را در چند زمینه مرتبط با رواناب و بارش ارزیابی نموده و توانایی هــای این تکنیک را در برآورد رواناب در حوزه‌های فاقد آمار، پیش بینی بهنگام سیل، بازسازی داده‌های هیدرولوژیکی و نیز بهینه سازی نتایج مدل های هیدرودینامیکی توسط این تکنیک مورد تاکید قرار دادند.

بــا وجــود این که شــبکه عصبی مصنوعــی غیر خطی بــودن فرایند بارش-رونــاب را در نظر میگیرد اما متعلق به مدل‌های جعبه ســیاه بوده و نقاط ضعف این مدل‌ها با خود دارد (۱۲).

ترکیب یک شبکه عصبی معمولا از یک متغیر ورودی که شامل متغیرهای اقلیمی مانند بارندگی، تبخیر و تعرق، دما و ذوب برف اســت تشــکیل شده و می‌تــوان به آن متغیرهای فیزیوگرافیک حوزه مانند توپوگرافی، پوشــش گیاهی، رطوبت پیشــین خاک را افزود. در این حالت خروجی مدل معمولاً شامل رواناب است. با این حال می توان متغیرهای ورودی و خروجی را با در نظر گرفتن تاخیر زمانی بین آن‌ها نیز وارد مدل شبکه عصبی کرد.

Dawson و Wilby (۱۰) بـه منظـور پیـش بینی دبـی جریان در رودخانه مول (Mole)دربالا دسـت رودخانه تایمز در انگلستان از بارندگی ۱۵ دقیقه به منظور سـاختن رابطه بارندگی-رواناب از مدل شـبکه عصبی اسـتفاده کردنـد. آن‌ها از دو مـدل MLP [۵] و RBF [۶] بـرای 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 روش ها

منطقه مورد مطالعه

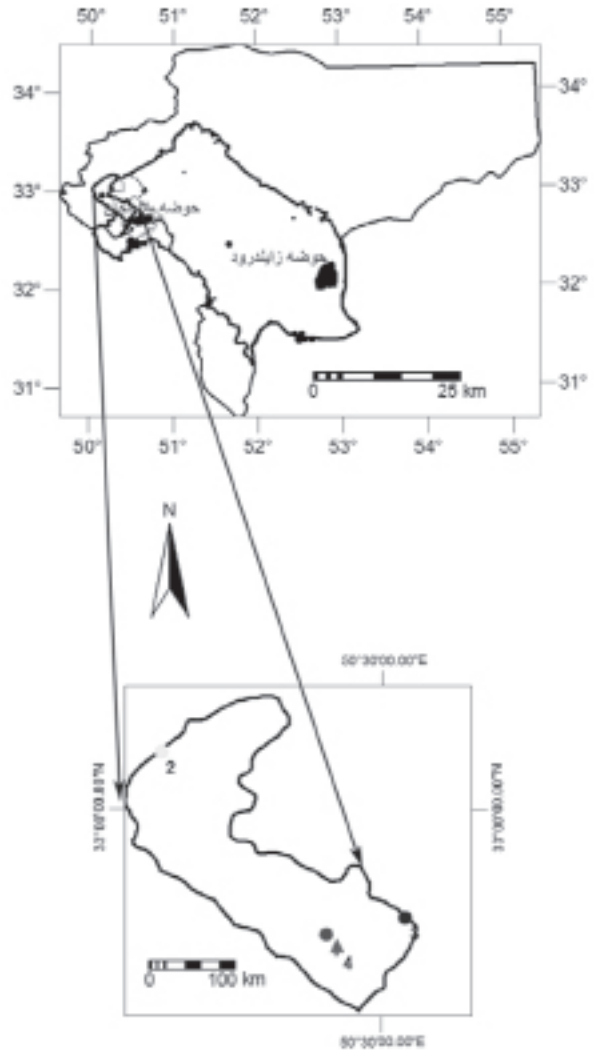
حـوزه آبریز زاینده رود مهمتریـن، بزرگترین و پرآب ترین رودخانه در حـوزه آبریز فلات مرکزی ایران به شـمار می آید که از دامنه‌های شـرقی ارتفاعات زاگرس میانی سرچشـمه گرفته و در جهت عمومی شرق به غرب جریان می یابد. رودخانه از تلاقی چندین شـاخه بزرگ و پرآب به نام های کوهرنگ، چم رود، دره زری، دره غازی، دره خوربه و دره دولت آباد تشکیل می گردد. از محل سد زاینده رود به سمت پایین دست زاینده رود آب قابل توجهی دریافت نکرده بلکه بخشـی از آب نیز در اراضی وسـیع موجود که در دره رودخانه یا بسـتر سیلابی آن واقع شـده اند برای آبیاری به مصرف می رسد. 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 پیش بین کند حائز اهمیت است.

از آن جا که هدف از این مطالعه ایجاد و اعتبار سـنجی یک شـبکه عصبی به منظور بررسـی رابطه بارندگی رواناب در حوزه آبریز پلاسـجان اسـت، بارندگی و دبی روزانه ایسـتگاه بارندگی و هیدرومتری پلاسـجان در دوره آماری ۱۳۷۶-۱۳۵۵ جمع آوری نموده و از داده های آن اسـتفاده گردید. همچنیـن به منظور در نظر گرفتن بارندگی منطقه ای و تاثیر آن بر رواناب حوزه پلاسـجان، بارندگی ۲ ایسـتگاه رزوه و ازناوله در دوره مورد نظر نیز جمع آوری گردید.

شبکه عصبی

با توجه به بررسـی منابع انجام شـده و ماهیت رابطه بارندگی- رواناب که از یـک رابطه غیر خطی پیـروی می‌کند، در این مطالعه از شـبکه عصبی پرسـپترون چنـد لایـه (MLP) که نوعـی از توپولوژی پیشـرو[۷] اسـت شکل ۲ استفاده گردید.

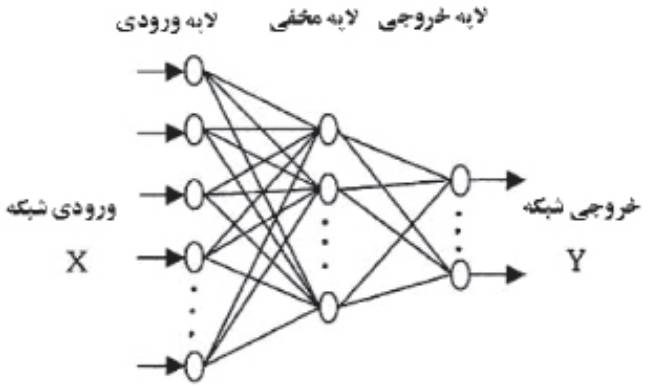
این متغیرها شامل تمام مقادیری است که می‌تواند متغیر خروجی را تحت تاثیر قـرار دهد. بنابراین لایه ورودی کاملاً مشـخص بوده و اطلاعات لازم برای شـبکه را فراهم می‌کند. لایه آخر یا لایه خروجی نیز شـامل متغیری است که شبکه آن را پیش بینی می‌کند و در واقع خروجی مدل است. تعداد لایه‌های شـبکه یا لایه‌های مخفی و تعداد نورون‌های موجود در هر لایه از طریق روش سـعی و خطا بدسـت می‌آید. نورون‌های موجود در هر لایه با تمام نورون‌های لایه‌های قبل و بعد از خود در ارتباط هستند. بین ۹۰ تا ۹۵ درصد کاربرد شـبکه‌های عصبی امروزی از این توپولوژی استفاده می‌کنند (نجفی و همکاران(۴)، ASCE (۶ و ۷)،Harpham و Dawson (۱۱).



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 و یا به صورت دسته ای به شبکه داده می‌شود، این اطلاعات در وزن‌های سیناپسی ضرب شده، از تابع تحریـک[۸] عبور کرده و نتیجه (خروجی لایه مذکور) ورودی نورون لایه‌های بعدی را تشـکیل می‌دهد. در نهایت شـبکه پاسـخ در لایه خروجی خواهد داشـت که با مقادیر واقعی متفاوت اسـت. برای کاهـش این خطا از روش توزیع معکوس خطا[۹] (پس انتشـار) استفاده می‌شود. در این روش وزن‌ها به تدریج طوری تغییر می‌کند که خطای پیش بینی به صفر نزدیک شود.

ایـن عمل تا جایی ادامه پیدا می‌کند که خطای پیش بینی در حد مطلوب باقی بماند و با ورود اطلاعات جدید به شـبکه مقدار خطا بایسـتی در حد مطلوب باقی بماند. بنابراین طراحی یک شـبکه عبارت اسـت 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.



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 می توان به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی مورد استفاده قرار دارد که نوع اول شامل داده‌های صرفا آماری که مربوط به مشاهدات بارندگی در طول زمان با درجه تفکیک مشخص مانند داده های 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، تبخیر 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 داده های آن استفاده گردید.

مقایسه آماری

به منظور مقایسه نتایج حاصل از هر شبکه عصبی با مقادیر واقعی در مرحله اعتبار سنجی[10] از مقادیر آستانه ای[11] استفاده می‌شود. ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده ای 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:

$$H_0: \quad \mu_1 - \mu_2 = 0 \qquad (۱)$$

$$H_a: \quad \mu_1 - \mu_2 \neq 0 \qquad (۲)$$

که در آن m_1 میانگین سری مشاهداتی و m_2 میانگین سری شبیه سازی شده است.

مقایسه واریانس‌ها

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

$$H_0: \quad \sigma_1 = \sigma_2 = \ldots = \sigma_k \qquad (۳)$$

(۴) برای حداقل یک جفت (i,j)

$$H_a: \quad \sigma_i \neq \sigma_j \neq \ldots \neq \sigma_k$$

آماره این آزمون به صورت زیر نوشته می‌شود

$$W = \frac{(N-k)\sum_{i=1}^{k} N_i(\overline{Z}_i - \overline{Z})^2}{(k-1)\sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{N_i}(Z_{ij} - \overline{Z})^2} \qquad (۵)$$

که در آن

$$Z_{ij} = \left|X_{ij} - \overline{X}_i\right| \qquad (۶)$$

که در آن $\overline{X}_i$ میانگین i امین زیرگروه، $\overline{Z}_i$ میانگین گروه Zij و میانگین کل Zij است. برابر بودن واریانس‌ها درآزمون لوین رد می‌شود اگر $W > F$ که 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 لحا ظ 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:

$$H_0: \quad F_1(x) = F_2(x)$$

(۵) برای تمام x

$$H_a: \quad F_1(x) \neq F_2(x)$$

(۶) برای حدقل یک x

و مقدار آماره آن به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$Z = \sup_x \left|F_1(x) - F_2(x)\right| \qquad (۷)$$

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

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 قرارگرفت:

- 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 را کسب نکردند. مهمترین عامل این موضوع واریانس شدید مقادیر بارندگی و وجـود تعداد زیاد روزهای بدون بارندگی (بارندگی صفر) اسـت. در این حالت بهتر است سری‌های مشاهداتی را تبدیل کرد. در این تحقیق از روش نرمال کردن داده‌ها و محاسبه مقدار Z استفاده می‌شود.

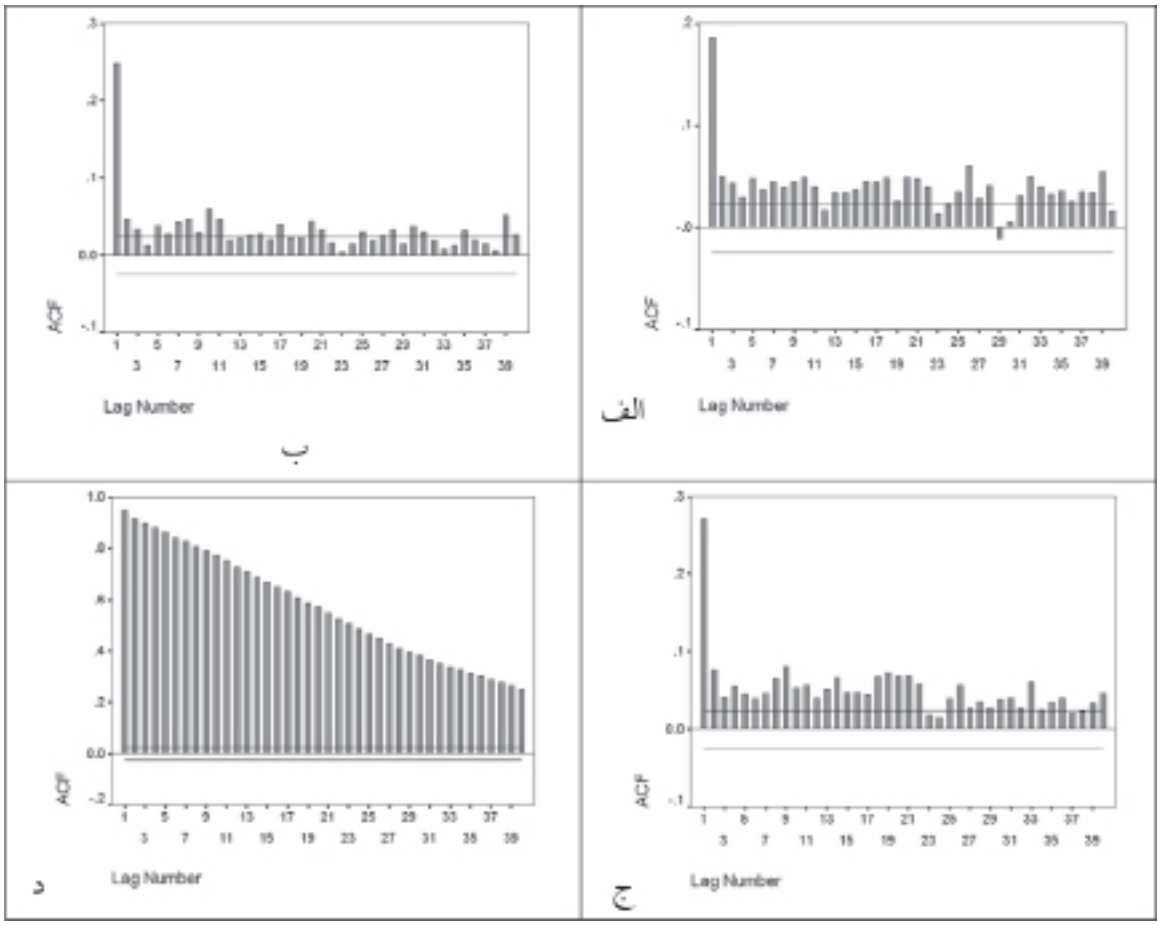
$$Z = \frac{X_i - \overline{X}}{c} \qquad (۸)$$

که در آن X_i مقدار مشـاهده iام، $\overline{X}$ میانگین سری و σ واریانس سری مشاهداتی است. پس از نرمال کردن داده‌ها، شبکه عصبی MLP با استفاده از متغیرهای ورودی فوق مجددا تشـکیل گردید. با وجودیکه نتایج حاصل از شـبکه‌های ایجاد شـده با مقادیـر نرمال بهتر از شـبکه‌های اصلی بود، شبکه‌های بدسـت آمده فاقد اعتبار لازم هستند. به همین دلیل لازم است تغییراتی در نوع مقادیر ورودی به شبکه داده شود.

یکی از راه حل‌های مناسـب اسـتفاده از مشـاهدات هیدرولوژیک در زمان تاخیرهای مختلف است. سـری‌های زمانی هیدرولوژیک به ویژه سری‌های روزانـه دارای خود همبسـتگی[۱۳] هسـتند. به عبارت دیگـر مقادیر دبی یا بارندگـی در زمان t بـه زمان t-۱ بسـتگی دارد. توابع خود همبسـتگی سری‌های مشاهداتی در شکل ۳ نشان داده شده است. از طرف دیگر، رابطه بارندگـی- رواناب در طول زمان تغییر می‌کند کـه این رابطه را می‌توان با اسـتفاده از تابع همبسـتگی عرضی[۱۴] نشـان داد. به این ترتیب با توجه به بررسـی توابع خود همبستگی و همبسـتگی عرضی بین بارندگی و رواناب متغیرهای ورودی جدیدی به شرح زیر مورد استفاده قرار می‌گیرند:

۱- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه اسکندری با تاخیر۱ [۱۵] روز: R'_{t-1}

۲- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه اسکندری با تاخیر ۲ روز: R'_{t-2}

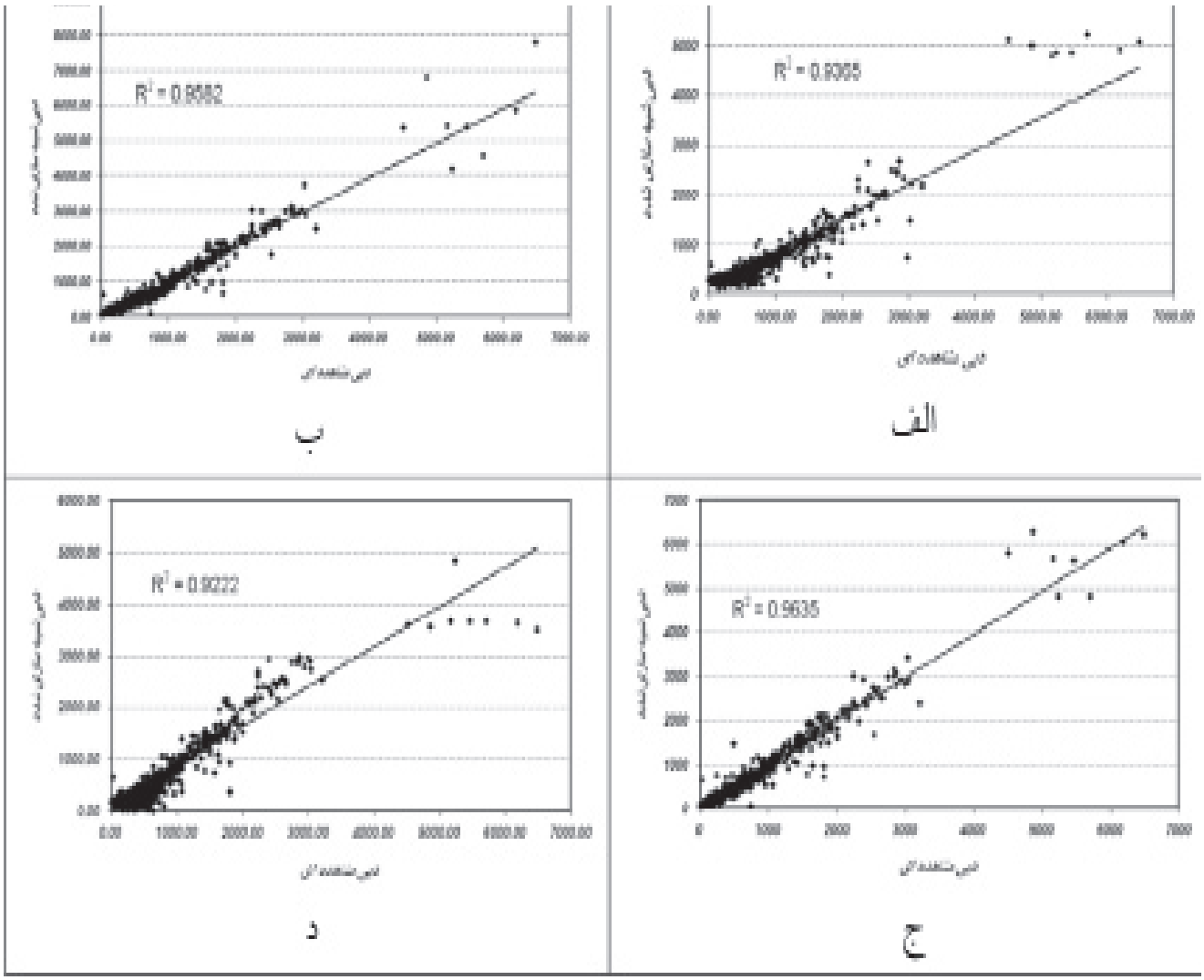


شکل ۳- تابع خود همبستگی بارندگی ایستگاه اسکندری (الف)، ازناوله (ب)، رزوه (ج) و دبی ایستگاه اسکندری (د)

(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

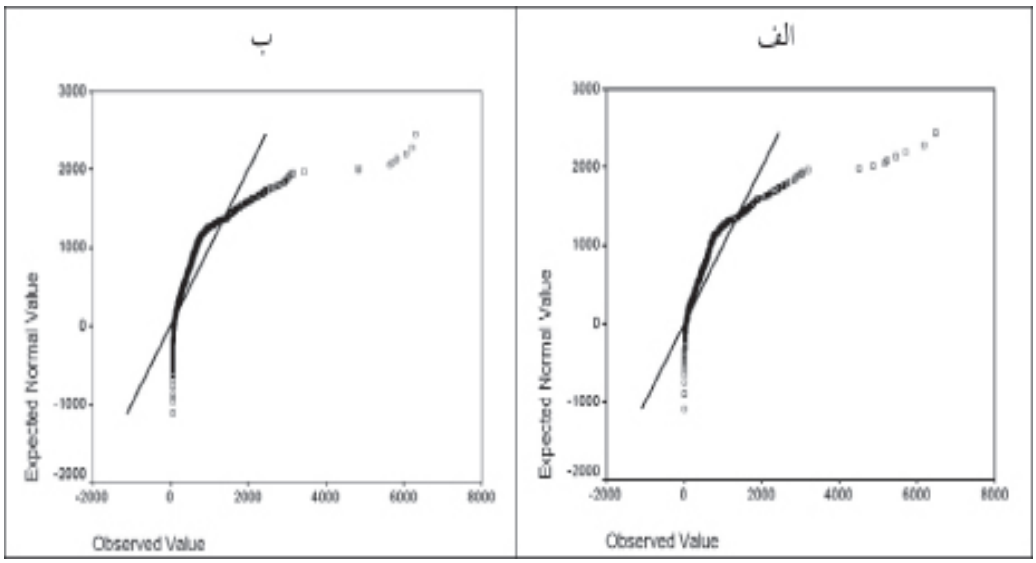
تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌ها در هر لایه	تابع تحریک	ضریب همبستگی(R^2) مرحله آموزش	ضریب همبستگی(R^2) مرحله آزمایش
۱	۵۰	تانژانت هیپربولیک	۰/۹۵۵۸	۰/۹۳۶۵
۲	۵۰	تانژانت هیپربولیک	۰/۹۶۷۲	۰/۹۵۸۲
۳	۵۰	تانژانت هیپربولیک	۰/۹۷۲۹	۰/۹۶۳۵
۴	۵۰	تانژانت هیپربولیک	۰/۹۳۰۰	۰/۹۲۲۲
۵	۵۰	تانژانت هیپربولیک	۰/۹۷۳۸	۰/۹۵۵۴



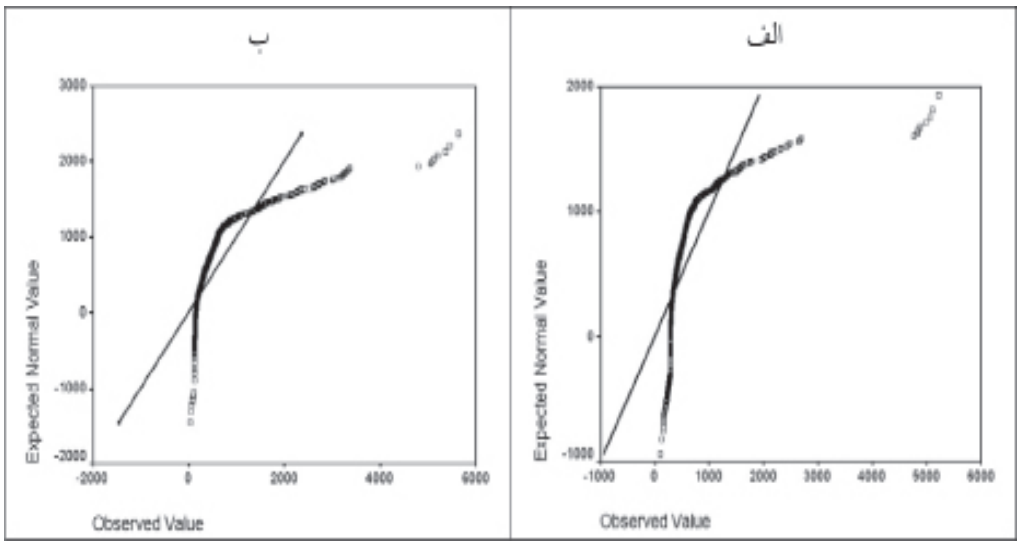
شکل ۴- مقایسه مقادیر دبی مشاهده شده و شبیه سازی شده توسط شبکه عصبی ۲ لایه (الف)، ۳ لایه (ب)، ۴ لایه (ج) و ۵ لایه(د)

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

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



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



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

۳ - مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه رزوه با تاخیر ۱ روز: R^{r}_{t-1}

۴- مقادیر نرمال بارندگی ایستگاه ازناوله با تاخیر۲ روز: R^{r}_{t-1}

۵- دبی نرمال ایستگاه اسکندری با تاخیر ۱ روز: Q_{t-1}

۶ - دبی نرمال نرمال ایستگاه اسکندری با تاخیر۲ 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 نمی کند. 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 سری های 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 نمی کنند. 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 دیده می‌شود که قابل اغماض است. رد نشدن فرض صفر در سطح احتمال ۵ درصد (p>۰/۰۵، 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 کارائی بسیار خوبی نسبت به سایر شبکه‌های پرسپرون ایجاد شده دارد.

بحث و نتیجه گیری

با توجه به هدف این تحقیق یعنی ایجاد و اعتبار سنجی شبکه عصبی به منظور مدل سازی در حوزه آبخیز پلاسجان مشخص گردید رابطه بارندگی – رواناب متاثر 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 (۱۰) و Tokar و Markus (۱۸) را تایید می‌کند. مهمترین نکته در این مطالعه انتخاب صحیح داده‌های وردی 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 طوریکه 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 طوریکه با 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 نمی شود.

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

ورد اســتفاده قرار گرفت. این متغیرها در بالا بردن اعتبار شبکه ایجاد شده نقش به سزایی داشتند.

نکتــه حائــز اهمیت دیگر این اســت که در اغلب مطالعــات به ذکر ضریب همبســتگی سری شبیه ســازی شده با سری مشــاهداتی به عنوان بررسی اعتبار مدل اکتفا می‌شــود. در حالی این تحقیق نشان داد میانگین، انحراف معیار و تابع توزیع دو ســری شــبیه سازی شده و مشــاهده شده حتی در صورت بالا بودن ضریب همبســتگی می‌تواند با یکدیگر تفاوت معنی داری داشــته باشد. یکی از مهمترین دلایا این امر وجود داده های بسیار بزرگ یا کوچک در سری دادهاست. یک شبکه ممکن است در شبیه سازی داده‌های کوچک موفق و در شبیه سازی داده‌های بزرگ نا موفق باشد و بالعکس. در رابطه بارندگی رواناب وجود داده های بزرگ که به عنوان پیک ســیلابی از آنها یاد می‌شود حائز اهمیت چراکه یک شبکه باید قادر باشد مقادیر بزرگ که دارای ریســک بالاتری هســتند را شــبیه ســازی کند و در صورت عدم توفیق در این امر، شــبکه فاقد اعتبار لازم است. از سوی دیگر وجود همین مشــاهدات بزرگ که اغلب در دم بالایی[۱۷] توزیع قرار دارند باعث ناکارآمدی مشــاهدات شبیه سازی شده در شبیه ســازی تابع توزیع فراوانی مشاهدات پیک می‌شود. لذا پیش نهاد می‌شود اعتبار شبکه‌های عصبی مورد استفاده در شــبیه سازی رابطه بارندگی رواناب از طریق آماری نیز مورد آزمون قرار گیرد.

تقدیر و تشکر

نگارندگان بدینوســیله از حوزه معاونت پژوهشی دانشگاه آزاد اسلامی واحد اردســتان، در اجرای طرح پژوهشی مصوب دانشــگاه تحت عنوان" نعیین رابطه رواناب- بارش در حوزه آبخیز ســد زاینده رود با اســتفاده از شــبکه عصبــی به منظور پیش بینــی رواناب " و مطالعه حاضر تشــکر و قدردانی می نمایند.

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

منابع مورد استفاده

۱ - دستورانی، م، (۱۳۸۵) روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدلسازی جریــان های رودخانه ای (تحلیل توانایــی ها و نقطه ضعف ها)، هفتمین کنفرانس بین المللی مهندسی رودخانه، اهواز ۱۳۸۵.

۲- رهنما، م. ب. و موسوی، ج. (۱۳۸۲) پیش بینی سیلاب حوزضه آبریز قره آقاج با اســتفاه از شــبکه عصبی مصنوعی. هشتمین ســمینار سراسری ابیاری و کاهش تبخیر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، صفحه ۶۱۰-۶۲۰

۳- رضایــی، ع. مهــدوی، م. لوکــس، ک. فیض نیــا، س. مهدیــان، م. ح. (۱۳۸۶) مدلسازی منطقه ای دبی‌های اوج در زیر حوزه‌های ابخیز سد سفید رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، ۲۵-۳۹

۴- نجفــی، ن. حیدر پور، م و کیخائی، م. (۱۳۸۵) بررســی کارائی شــبکه عصبی مصنوعی در شــبیه ســازی بارش و رواناب. اولین همایش منطقه ای بهره برداری 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: hydrologc applications. *J. Hydr. Eng.* 5(2), 124-137.

8- Cannon, AJ, Whitield, PH, (2002) Downscaling recent streamflow conditions in British Colombia, Canada using ensemble neurl 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) Anartificial 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.* Depatrtment of engineering hydrology,

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. 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.