دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

# بررسی همبستگی میان پارامترهای اقلیمی و سیلاب حوزه رودخانه مارون و پیش‌بینی سیلاب به کمک شبکه هوشمند عصبی

**صمدفتوحی[۱]، خدیجه جوجی زاده[۲]، مریم نصیری[۳] و ناصر اورک[۴]**

۱- دانشیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا و برنامه ریزی محیطی دانشگاه سیستان و بلوچستان
۲- کارشناسی ارشد، مخاطرات محیطی، دانشگاه سیستان و بلوچستان
۳- کارشناسی ارشد، اقلیم شناسی در برنامه‌ریزی محیطی، دانشگاه سیستان و بلوچستان، (نویسنده مسوول: anitamaryam93@gmail.com)
۴- مهندس سازمان آب اهواز

تاریخ دریافت: ۹۴/۱۱/۱۶ تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۰/۲۲

**چکیده**

**سیل از جمله بلایای طبیعی مهمی است که هر ساله باعث ایجاد خسارت‌های مالی و جانی شدیدی به جوامع بشری می‌شود. به ویژه در مناطقی همچون حوزه رودخانه مارون که دارای تغییرات زیاد دما و بارش است، همه ساله شاهد سیلاب های شدید و فراوانی هستیم. پژوهش حاضر با هدف شناخت پارامترهای اقلیمی مؤثر بر سیلاب منطقه، می‌تواند با کارآمدی شبکه عصبی مصنوعی، روش‌های مناسب‌تری را در پیش‌بینی این رخداد به‌کار ببندد. روش به‌کار رفته در این پژوهش جهت پیش‌بینی این فرایند، شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه و توابع پایه شعاعی می‌باشد که نتایج این دو شبکه عصبی با رگرسیون چندگانه مقایسه گردیده است. بدین منظور داده‌های روزانه اقلیمی چهار ایستگاه ایدنک، دوگنبدان، دهدشت و یاسوج شامل میانگین دمای خشک، بیشینه دما، کمینه دما، تبخیر، بارش، میانگین رطوبت، کمینه رطوبت، بیشینه رطوبت و ... طی یک دوره ۱۶ساله (اول مهر ۱۳۷۳ تا آخر شهریور ۱۳۸۸) به‌کار گرفته شد. با بررسی همبستگی بین این پارامترهای اقلیمی و دبی رودخانه مارون پارامترهای مؤثر بر سیلاب تعیین گردید. از رگرسیون چندگانه جهت تعیین ورودی‌های مؤثر بر سیلاب و مقایسه نتایج با شبکه عصبی استفاده گردیده است. بررسی نتایج نشان می‌داد که شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا دارای همبستگی ۰/۷۳ در مرحله آموزش و ۰/۶۸ در مرحله آزمایش و میزان نرمال شده ریشه میانگین مربعات خطا (NRMSE) در مرحله آموزش ۰/۵۷ و در مرحله آزمایش ۰/۶۶ به‌عنوان بهترین مدل جهت پیش‌بینی سیلاب شناخته شد. مقایسه نتایج شبکه عصبی و رگرسیون نشان می‌داد که شبکه عصبی دارای میزان همبستگی بالاتری نسبت به رگرسیون می‌باشد و همچنین در شبکه عصبی داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده دارای انطباق بیشتری نسبت به مدل رگرسیون انجام شده می‌باشد.**

**واژه‌های کلیدی: پارامترهای اقلیمی، پرسپترون چند لایه، حوزه آبریز، رادیال بیس، رگرسیون چند متغیره**

## مقدمه

در بررسی واژه سیل تعاریف گوناگونی ارائه شده است؛ سیل جریان عظیم آب همراه با مواد رسوبی آبرفتی حوزه آبریز است. همچنین افزایش دبی رودخانه تا حدی که از ظرفیت آن بیشتر شده و اراضی اطراف را فرا گیرد و سبب خسارت شود، سیل خوانده می‌شود (۱۴). با تمام اهمیتی که آب در اقتصاد ایران دارد، سیلاب‌ها هر ساله حجم عظیمی از آب‌ها و خاک‌های حاصلخیز کشور را از دسترس خارج نموده و به کویرها، دریاچه‌ها و دریاها انتقال می‌دهند (۱). تداوم این وضعیت صدمه‌های جبران‌ناپذیری بر منابع آب و خاک کشور وارد می‌کند. ازاین‌رو پیش‌بینی و شناخت پارامترهای مؤثر بر سیلاب در نظارت و کنترل این پدیده ضرورت مطالعه زیادی دارد. به‌عبارت‌دیگر قبل از هرگونه برنامه‌ریزی برای کنترل سیل باید رفتار فرآیندهای آن را شناخت. در مطالعات هیدرولوژی یکی از عمومی‌ترین بخش‌های مورد توجه حوزه آبریز است. حوزه آبریز عبارت است از: محدوده‌ای که از آن جریان آب به سمت رودخانه اصلی و در نهایت به‌طرف دریا ادامه می‌یابد. حوزه آبریز می‌تواند به صورت محدوده‌ای تعریف شود که آب به سمت یک نقطه مرکزی جریان یابد (۲۴). حوزه آبخیز رودخانه مارون یکی از رودخانه‌های استان خوزستان است که دارای چندین شاخه اصلی است و یکی از ذخیره‌گاه‌های اکولوژیکی مهم در منطقه محسوب می‌گردد. از نظر تداوم جریان، با توجه به دائمی بودن جریان رودخانه در تمامی ماه‌های سال و پرآب بودن آن به‌ویژه در هنگام سیلاب و به‌واسطه شرایط زمین‌شناسی، شیب نسبتاً زیاد، از سیلاب‌های عظیمی برخوردار می‌باشد؛ بنابراین ارائه روش‌هایی برای شناخت پدیده سیلاب در حوزه ضرورت دارد. در حال حاضر استفاده از روش‌های آماری معمول به دلیل عدم کفایت آمار و اطلاعات موجود، دقت پایین و خطای بالا که پیش‌بینی‌هایی با همبستگی پایین ارائه نمودند؛ کاهش یافته است. بنابراین به‌کارگیری مدل شبکه عصبی که با در نظر گرفتن کلیه اطلاعات موجود، توانایی خوبی در پیش‌بینی نیز دارد (۱۳). در زمینه‌ی پیش‌بینی سیلاب با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] می‌توان به تحقیقاتی اشاره نمود که پژوهش‌گران مختلف انجام داده‌اند: کامرون و همکاران (۳) به‌منظور پیش‌بینی کوتاه‌مدت سیلاب در رودخانه وینیپگ در شمال غرب انتاریو کانادا از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. بررسی نتایج و مقایسه آن با روش‌های سنتی گذشته حاکی از برتری شبکه عصبی مصنوعی بوده است. ایمری و همکاران (۹) با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی سیلاب بدین نتیجه دست یافتند که در مدل شبکه عصبی داده‌های بسیار پرت دقت پیش‌بینی را کاهش می‌دهد. بدین منظور از یک الگوریتم ارتقاء یافته با تعمیم در داده‌های در نظر گرفته شده برای آموزش مدل استفاده کردند.

1- Artifical Neural Networks

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]

نور ایروان و همکاران (۱۸) در تحقیقی تحت عنوان مدل بارش–رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به بررسی کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بارش–رواناب و به مقایسه نتایج آن با مدل HEC-HMS پرداختند، مدل‌سازی روی حوزه‌ای در کشور مالزی انجام گرفت و اطلاعات بارندگی و رواناب حوزه جهت مدل‌سازی استفاده شد. در این تحقیق مدل شبکه عصبی نتایج بهتری ارائه نمود. پاریدا و همکاران (۱۹) با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم پس انتشار[1] به پیش‌بینی ضریب رواناب حوزه آبریز نیمه‌خشک نوتواین در بوتسوانای شرقی تا سال ۲۰۲۰ پرداختند، که طی آن ورودی شبکه، عوامل اقلیمی با سهم ۴۸ درصد و کاربری اراضی-پوشش زمین با سهم ۵۲ درصد و خروجی شبکه را ضریب رواناب حوزه تشکیل می‌داد. نتایج حاکی از آن بود که هر ساله حدود ۱ درصد ضریب رواناب در حال افزایش بوده است که البته احتمال روند کاهشی نیز وجود دارد. داوسون و همکاران (۵) برای پیش‌بینی سیلاب روش شبکه عصبی و رگرسیون چندگانه را با هم مقایسه کردند که نتایج شبکه عصبی به‌مراتب دقیق‌تر از روش رگرسیون چندگانه بوده است. همچنین آنان به تأثیر افزایش عوامل جغرافیایی در بهبود مدل اذعان کردند. هانگ و همکاران (۸) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بارش‌های شدید در مدیریت سیلاب بانکوک تایلند استفاده کردند. نتایج ایشان نشان داد که مدل توسعه‌یافته شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زمان واقعی بارش و مدیریت سیلاب در بانکوک تایلند مناسب است. حسن‌پور کاشانی و همکاران (۷) در مدل‌سازی فرایند غیرخطی بارش–رواناب نشان داده‌اند که مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی از توانایی بالاتری نسبت به مدل ولترا در پیش‌بینی رواناب حوزه آبخیز ناورورد برخوردار بوده است. در بررسی صدیقی و همکاران (۲۲) اذعان شد که فرایند سیلاب پدیده‌ای فیزیکی است که بررسی آن به سبب تأثیرپذیری از پارامترهای مختلف دشوار است. ایشان داده‌های ارتفاع بارندگی و درجه حرارت و دبی با ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه[2] با الگوریتم پس انتشار در فرایند سیلاب بررسی نموده‌اند و با دخالت دادن آب ذوب برف در فرایند پیش‌بینی، کارایی شبکه عصبی را بالا برده‌اند. در پژوهشی انجلم شده توسط برزگری و دستورانی (۲)، برای پیش بینی بار معلق رودخانه با استفاده از مدل های سری زمانی مارکف، ARIMA و شبکه عصبی در ایستگاه قزاقلی رودخانه گرگانرود به توانای بهتر مدل شبکه عصبی در پیش بینی و مدل سازی رسوب ماهانه نسبت به دیگر مدل های به‌کار رفته اذعان داشته اند. در بررسی، کارایی مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی رمضانی چرمهینه و ذو نعمت کرمانی (۴) با بکارگیری مدل (MLP) به همراه دیگر مدل‌هایی همچون رگرسیون خطی چند متغیره (MLR)، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان با توابع کرنل پایه شعاعی (RBF) و خطی (LINER) به‌کار گرفته شد که مدل MLP به همراه دیگر مدل‌ها با ورودی‌های تراز سطح آب زیرزمینی، دما، تبخیر، بارش نتایج مطلوبی را ارائه نموده است. با توجه به مطالعات انجام شده در زمینه پیش‌بینی با شبکه عصبی، کارایی این شبکه موجب گردید که محققان این پژوهش برای بررسی پدیده سیلاب که خسارت‌های زیادی را بر منطقه وارد می نماید و با توجه به شناخت ورودی‌های مؤثر بر سیلاب منطقه از این روش مناسب استفاده نمایند. پژوهش حاضر با هدف بررسی کارآمدی شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های معمول آماری همچون رگرسیون چندگانه با دخالت دادن پارامترهای اقلیمی مؤثر در سیلاب حوزه آبخیز مارون صورت گرفته است.

## مواد و روش‌ها

### ویژگی منطقه تحقیق

حوزه آبخیز ایدنک با مساحت تقریبی ۳۸۲۴ کیلومترمربع، در مختصات جغرافیایی ۴۹درجه و ۵۰دقیقه تا ۵۱ درجه و ۱۰دقیقه طول شرقی و ۳۰درجه و ۳۰ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه عرض شمالی قرار دارد. از شمال به کوهستان‌های همچون جاشیرکش ... و از جنوب به کوهستان ساورز ... و منطقه آب ماهی و از شرق به کوهستان سفید ... و از غرب به قلعه مامبی، کوهستان مقر ... محدود می‌شود (۲۳،۱۰). بر اساس سیستم تقسیم‌بندی آب و هوای کوپن در حوزه مارون اقلیم نیمه‌خشک گرم با تابستان‌های خشک قابل تشخیص است. این اقلیم در حاشیه کوهستان، یعنی در بخش جنوبی حوزه و در ارتفاع کمتر از ۱۰۰۰ متر حضور دارد. نظر به اینکه میانگین درجه حرارت سردترین ماه آن از صفر درجه بیشتر و معدل درجه حرارت گرم‌ترین ماه در طول سال از ۲۲ درجه متجاوز و دارای تابستان خشک و زمستان معتدل است، و میانگین حرارت ماهانه هوا در مدت ۱۰–۸ ماه بیشتر از ۱۰ درجه سلسیوس است. لذا این بخش از حوزه جزء اقلیم نیمه‌خشک گرم با تابستان‌های خشک بوده است (۱۱).

### آماده‌سازی داده‌ها

برای انجام این پژوهش از داده‌های روزانه ایستگاه‌های سینوپتیک دو گنبدان و یاسوج، باران‌سنجی دهدشت و ایستگاه هیدرومتری ایدنک (جدول ۱) (شکل ۱)، شامل داده‌های میزان بارندگی، بیشینه رطوبت، کمینه رطوبت، میانگین رطوبت، میانگین دمای تر، تبخیر، دمای حداقل خاک، بیشینه دما، کمینه دما، میانگین نقطه شبنم، میانگین دمای خشک و همچنین میزان دبی ایستگاه ایدنک استفاده گردیده است. طول دوره مطالعات مبنا نیز از سال آبی ۷۴_۱۳۷۳ تا سال آبی ۱۳۸۹–۱۳۸۸ در مقیاس روزانه می‌باشد. برای اطمینان از درستی و واقعی بودن داده‌ها از روش غیر نموداری آزمون گردش[3] جهت ارزیابی همگنی داده‌ها (در محیط نرم‌افزار SPSS) استفاده شد. سپس برای بهبود عملکرد شبکه داده‌های ورودی و خروجی شبکه به‌صورت داده‌های نرمال تبدیل گردید.

بررسی همبستگی برای پیش‌بینی دبی در شبکه عصبی بدین‌صورت بوده است که، تأثیر پارامترهای اقلیمی یک روز قبل با میزان دبی منطقه ایدنک مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به اینکه تاخیرهای زمانی تا ۷ روز قبل بررسی شد، بیشترین همبستگی را در تاخیر زمانی یک روز قبل مشاهده گردید، در نتیجه از تاخیر زمانی یک روز قبل برای پیش‌بینی

1-Back Propagation 2- Multi Layer Perceptron 3- Run Test

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]

دبی ایدنک استفاده گردید. پس از بررسی ارتباط بین متغیرها از رگرسیون چندگانه جهت پیش‌بینی متغیر وابسته (دبی ایدنک) و تعیین مؤثرترین ورودی‌ها در شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. در رگرسیون چندگانه فرض خطی بودن رابطه بین متغیرها برقرار است و بر همین اساس معادله رگرسیون چندگانه با فرض متغیر مستقل به شکل رابطه ۱ مطرح می‌شود.

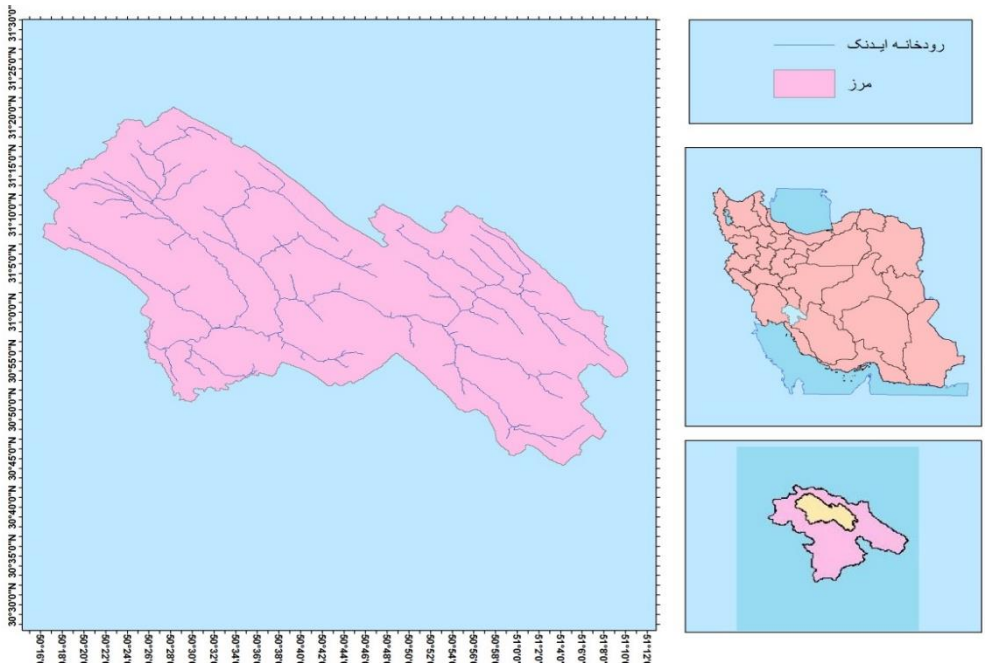
رابطه ۱ $$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 \dots b_ix_i$$

که در آن:a: ضریب ثابت و $b_1$ تا $b_i$: ضریب رگرسیون بخشی، yمتغیر وابسته یا معلول، xمتغیر مستقل در مدل رگرسیون می باشند (۱۷). در روش رگرسیون چندگانه نتایج مدل با توجه به معیارهایی سنجیده می شود که شامل: ضریب تعیین (میزان تغییر پذیری در متغیر وابسته که می توان به وسیله رگرسیون آن را توضیح داد)، ضریب تعیین تعدیل شده و خطای معیار تخمین می‌باشد.

جدول ۱- موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی استان خوزستان(۱۱)

Table 1. Location of the weather station of the Khuzestan province (11)

| نام ایستگاه | عرض جغرافیایی | طول جغرافیایی | ارتفاع از سطح دریا(متر) |
|---|---|---|---|
| دو گنبدان | ۳۰°۲۶′ | ۵۰°۴۶′ | ۶۹۹.۵ |
| دهدشت | ۴۸°۳۰′ | ۳۴°۵۰′ | ۸۰۰ |
| ایدنک | ۳۰°۵۶′ | ۵۰°۲۴′ | ۵۶۰ |




شکل ۱- منطقه مورد مطالعه (۱۱)

Figure 1. Area of study (11)

تفاوت میان ضریب تعیین و ضریب تعیین تعدیل شده می‌تواند ناشی از حجم نمونه و تعداد متغیرها باشد. با بزرگ شدن حجم نمونه این دو ضریب به‌هم نزدیک می‌شوند. خطای معیار تخمین میزان پراکندگی نقاط را حول خط رگرسیون ( در فضای دو بعدی) اندازه گیری می‌کند. هر چه مقدار این شاخص بیشتر باشد پراکندگی نقاط حول خط رگرسیون بیشتر خواهد بود. در این رابطه $y_i$ مقدار مشاهده شده، $\hat{y}_i$ مقدار برآورد شده، $n$ تعداد مشاهدات و $k$ تعداد متغیرهای مستقل است(۱۶).

رابطه ۲ $$S_e = \sqrt{\frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{n-k-1}}$$

پس از تعیین ورودی شبکه با استفاده از همبستگی و رگرسیون چندگانه به فرایند مدل‌سازی در شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و رادیال بیس پرداخته شده است. جهت اجرای مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در نرم‌افزار متلب[1]، ابتدا پارامترهای مؤثر وارده در شبکه با استفاده از الگوریتم آموزش LM[2] آموزش داده شد. فرآیند ساخت مدل بر اساس پارامترهای مؤثر، در هر دو شبکه پرسپترون و تابع پایه شعاعی با یک روش یکسان انجام شده است، در پیش‌بینی سیلاب به کمک شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، متغیرهای ورودی، داده‌های مرحله آموزش و ارزیابی، همانند پس‌انتشار بوده است، فقط در طراحی شبکه دارای تفاوت‌هایی است (۱۳).

**ساختار شبکه عصبی مصنوعی**

شبکه‌های عصبی مصنوعی که به اختصار (ANNs) نامیده می‌شوند، در واقع ابزار ریاضی قدرتمندی هستند که با تقلید ساده از سیستم عصبی بیولوژیک ساخته شده‌اند و قدرت انعطاف و تصحیح پذیری بالایی در انطباق خود با داده‌های

1- MATLAB

2- Levenberg – Marquardt

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]

موجود دارند، به‌طوری که می‌تواند منجر به سازمان‌دهی شود که نظم و هماهنگی موجود در داخل این داده‌ها را پیدا نماید و بر اساس یک سری شواهد (بردارهای ورودی) وقوع و بزرگی یک پدیده را پیش‌بینی کند. مهم‌ترین موضوع در مورد این مدل‌ها انتخاب ورودی‌های مناسب به مدل برای رسیدن به ویژگی مطلوب جهت اخذ خروجی مورد نظر است. علاوه بر این معماری ساختمان (ANN) و نحوه انتخاب ارتباط بین نرون‌ها و وزنی که هر نرون به خود اختصاص خواهد داد از اهمیت بالایی برخورداراست (۱۹). شبکه‌های عصبی مصنوعی از عناصر کوچک پردازش کننده اطلاعات به‌نام نرون تشکیل شده‌اند. ساختار یک نرون تک ورودی این‌گونه می‌باشد که در آن p و a به ترتیب ورودی و خروجی می‌باشند. خروجی نرون با رابطه (۳) تعریف می‌شود:

رابطه ۳ $a=f(wp+b)$

در رابطه (۳)، a خروجی نرون، f تابع محرک، w بردار وزن‌ها، p ورودی نرون و b مقدار اریبی است. بردار ورودی پس از ضرب در بردار وزن‌ها با جمله بایاس جمع شده و حاصل این جمع به تابع محرک به‌عنوان ورودی اعمال‌شده و خروجی نهایی نرون را تشکیل می‌دهد میزان تأثیر p روی a به‌وسیله مؤلفه w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت ۱ است، در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود،حاصل جمع، ورودی خالص n برای تابع محرک f خواهد بود (۱۵). یکی از کاربردی‌ترین مدل‌ها، مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه است که روی الگوریتم پس انتشار، پایه‌گذاری شده است. در حقیقت شبکه، با توزیع خطای به دست آمده (در هر مرحله) روی وزن‌های قبلی و تکرار این عملیات آموزش می‌بینند. به تعداد این تکرارها اصطلاحاً اپاک (Epoch) و به روشی که خطاها را به‌طور معکوس (روبه عقب) روی وزن‌ها توزیع می‌نماید دلتا بار دلتا (Delta Bar Delta) گفته می‌شود (۸). جهت بررسی و آزمون اعتبار شبکه‌ها، به ارزیابی عملکرد آن‌ها پرداخته شد. جهت ارزیابی عملکرد شبکه، از معیارهای ضریب همبستگی (R)، نرمال شده میانگین مجذورات خطا (NRMSE) استفاده شده است.

روابط ۴ و ۵ (۲۱)

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{actt}-\overline{y}_{act})(y_{est}-\overline{y}_{est})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(^{y}_{act}-\overline{y}_{act})^{2}\sum_{i=1}^{n}(y_{est}-\overline{y}_{est})^{2}}}$$

$$\mathrm{NRMSE}=\sqrt{\frac{\sum[X(t)-\hat{x}\,(t)]^{2}}{\sum x^{2}(t)}}$$

که در آن $y_{act}$ مقادیر واقعی، $y_{est}$ مقادیر برآورد شده است، NRMSE با نزدیکی به صفر بهترین مدل را نشان می‌دهند و R نیز هر چه مقدار آن به‌یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده نزدیکی بیشتر مقادیر پیش‌بینی‌شده به مقادیر واقعی است (۱۴).

## نتایج و بحث

در ابتدا در انجام آزمون گردش داده‌ها به دلیل اینکه میزان $|Z| > Z_{0/01}=2/327$ ها می‌باشند، در نتیجه داده‌ها همگن و توالی گردش داده‌ها تصادفی می‌باشد. از میان عناصر متفاوت اقلیمی در ایستگاه‌ها، پارامترهایی که دارای بالاترین میزان همبستگی بودند در جدول ۲ قرار داده شد که این پارامترهای منتخب، به‌عنوان ورودی به رگرسیون چندگانه اعمال گردید. در بررسی رگرسیون چندگانه میزان sig در سطح احتمال کمتر از ۵ درصد، ۰/۰۰ است که حاکی از وجود رابطه معنی‌دار میان متغیرهاست؛ پس فرض خطی بودن مدل تأیید می‌شود؛ که مشخصات مدل در جدول ۳ قرارداده شده است و نتایج مدل در جدول ۴ ذکر گردیده است. براساس نتایج رگرسیون چندگانه، مدل شماره ۳ با ورودی‌های دبی با تأخیر یک روزه و کمینه رطوبت دوگنبدان با تأخیر یک روزه و بیشینه دمای یاسوج با تأخیر یک روزه که دارای بالاترین میزان همبستگی ۰/۷۰۷و ضریب تعیین ۰/۵۰۰است به‌عنوان مؤثرترین عوامل در دبی ایدنک شناخته شد. بنابراین معادله رگرسیون به‌صورت (میزان دبی = ۱۶/۶۵۷ + ۰/۶۴۶ دبی با تأخیر یک روزه+ ۰/۴۵۶کمینه رطوبت دوگنبدان با تأخیر یک روزه+ ۰/۳۷۵بیشینه دمای یاسوج با تأخیر یک روزه) بیان می‌گردد.

جدول ۲- میزان ضرایب همبستگی بین دبی ایدنک و پارامترهای اقلیمی با تاخیر زمانی یک روز قبل

Table 2. The correlation between Idenak Debi and climate parameters with a delay of one day

| متغیرها | دبی ایدنک | بیشینه دمای دوگنبدان | میانگین دمای خشک دوگنبدان | بیشینه دمای یاسوج | میانگین رطوبت دوگنبدان | کمینه رطوبت دوگنبدان | بارش دهدشت | تبخیر دوگنبدان | بیشینه رطوبت دوگنبدان |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| همبستگی با دبی | ۰/۶۷۹** | ۰/۳۰۴ ** | -۰/۳۰۱** | -۰/۳۳۸** | ۰/۳۷۴** | ۰/۳۹۳** | ۰/۳۲۵** | -۰/۳۲۷** | ۰/۳۴۵** |

در سطح خطای ۱ درصد نیز معنی دار می‌باشد که با علامت ** مشخص شده است.

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]

جدول ۳- مشخصات مدل‌های منتخب در رگرسیون چندگانه

Table 3. Specifications of selected models in Multiple Regression

| نام شبکه | پارامترهای بردار ورودی |
|---|---|
| مدل ۱ | دبی با تاخیر یک روزه |
| مدل۲ | دبی با تاخیر یک روزه+ کمینه رطوبت دوگنبدان با تاخیر یک روزه |
| مدل۳ | دبی با تاخیر یک روزه+ کمینه رطوبت دوگنبدان با تاخیر یک روزه + بیشینه دمای یاسوج با تاخیر یک روزه |

جدول ۴- نتایج مدل‌های منتخب در رگرسیون چندگانه

Table 4. Results of selected models in Multiple Regression

| مدل | ضریب همبستگی چندگانه (r) | ضریب تعیین | ضریب تعیین تعدیل شده | خطای معیار تخمین |
|---|---|---|---|---|
| ۱ | ۰/۶۹۷ | ۰/۴۸۶ | ۰/۴۸۶ | ۶۴/۰۴ |
| ۲ | ۰/۷۰۶ | ۰/۴۹۹ | ۰/۴۹۹ | ۶۳/۲۳ |
| ۳ | ۰/۷۰۷ | ۰/۵۰۰ | ۰/۴۹۹ | ۶۳/۱۸ |

در طراحی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بهترین ساختار شبکه به‌صورت لایه ورودی با ۶ نرون و لایه پنهان با ۱ نرون و تابع انتقال تانژانت سیگموئید و لایه خروجی با نرون و تابع انتقال خطی با روش سعی و خطا طراحی گردید، که نتایج در جدول ۵ شامل مدل ۱ می‌باشد. سپس با ورودی‌های تعیین شده به فرایند مدل‌سازی در شبکه عصبی رادیال بیس (مدل ۲ در جدول ۴) پرداخته شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ضریب همبستگی در مرحله آموزش، افزایش و در مرحله تست کاهش یافته است؛ در حالی که مقادیر نرمال شده ریشه میانگین مجذور خطا روند معکوسی را دنبال کرده است. از طرف دیگر، مقادیر همبستگی نسبت به‌روش رگرسیون چندگانه بالاتر است که این امر ناشی کارآیی برتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به‌روش رگرسیون چند متغیره می‌باشد. با توجه به شکل ۲ برای داشتن رفتار خوبی برای شبکه بایستی خط درخور (best liner Fit) بر خط Y=T منطبق باشد و نقاط داده بر روی آن‌ها سوار شوند. در مورد سیلاب با توجه به ورودی‌های پارامتر اقلیمی، شبکه تقریباً رفتار خوبی از خود نشان داده است.

شکل‌های ۳، ۴ و ۵ مقادیر واقعی دبی و مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط رگرسیون چندگانه و مدل‌های‌شبکه عصبی را نمایش می‌دهد. با توجه به نمودارها شبکه عصبی پرسپترون چند لایه توانایی بهتری در انطباق داده‌های واقعی سیلاب و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه را دارد.

همانطور که مشاهده گردید بین میزان دبی روزانه و مقادیر پارامترهای اقلیمی ایستگاه‌های موجود در حوزه مارون همبستگی وجود دارد؛ بنابراین در هر سه مدل ورودی‌های دبی با تأخیر یک روزه، کمینه رطوبت دوگنبدان با تأخیر یک روزه و بیشینه دمای یاسوج با تأخیر یک روزه به‌عنوان مؤثرترین متغیرها بر میزان سیلاب بررسی گردید.

در این پژوهش برای تعیین ورودی از روش سعی و خطا استفاده نگردیده است و ورودی‌هایی که دارای بیشترین همبستگی نیز بوده است و در مدل رگرسیون انتخاب گردید به‌عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار گرفته شد. برای انجام پیش‌بینی و شبیه‌سازی سیلاب حوزه رودخانه مارون از مدل رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و رادیال بیس بهره گرفته شد.

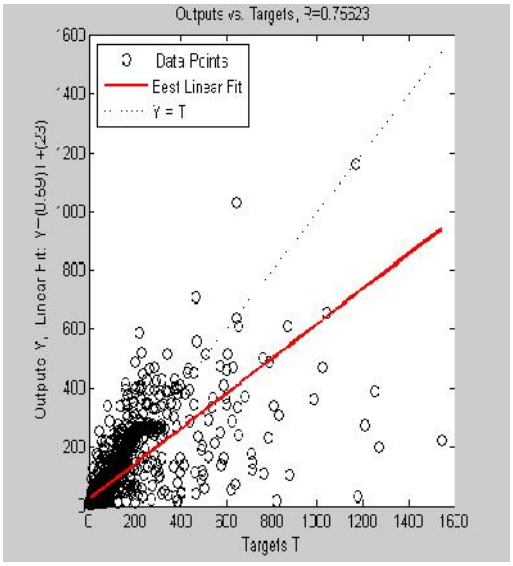
جدول ۵ – نتایج پیش‌بینی سیلاب در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و رادیال بیس

Table 5. Flood prediction Results in Multilayer perceptron and Radial base of Neural Network

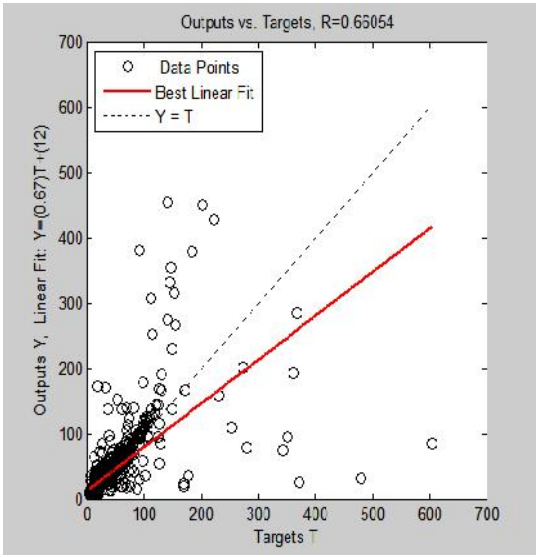
| | آموزش | | تست | |
|---|---|---|---|---|
| | R | NRMSE | R | NRMSE |
| مدل ۱ (پرسپترون چندلایه) | ۰/۷۵ | ۰/۵۷۴ | ۰/۶۶ | ۰/۵۷ |
| مدل ۲ (رادیال بیس) | ۰/۷۳۲ | ۰/۶۶ | ۰/۶۷ | ۰/۶۸ |

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

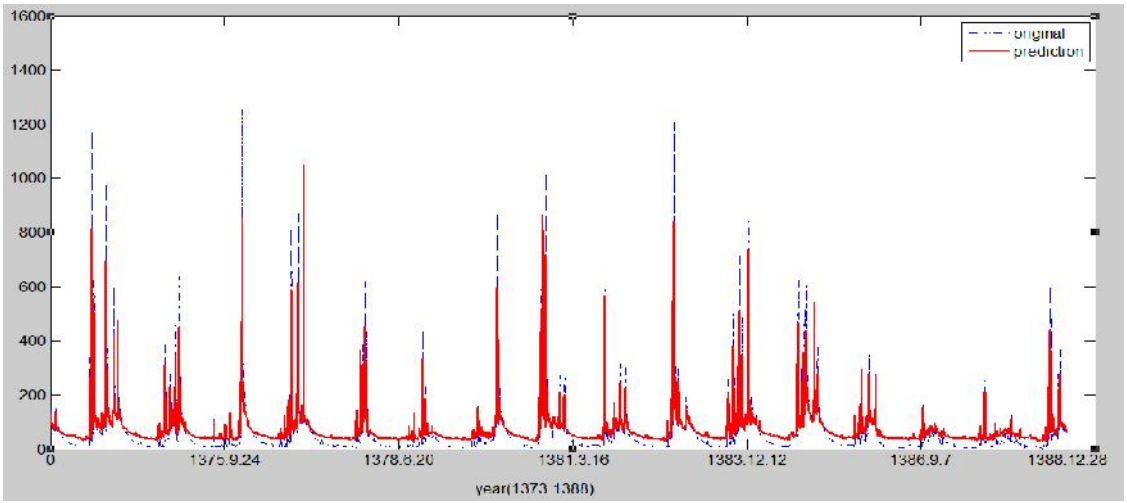
[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]




شکل ۲- میزان همبستگی در مرحله تست مدل ۱
Figure 2. Correlation rate at testing stage of model 1



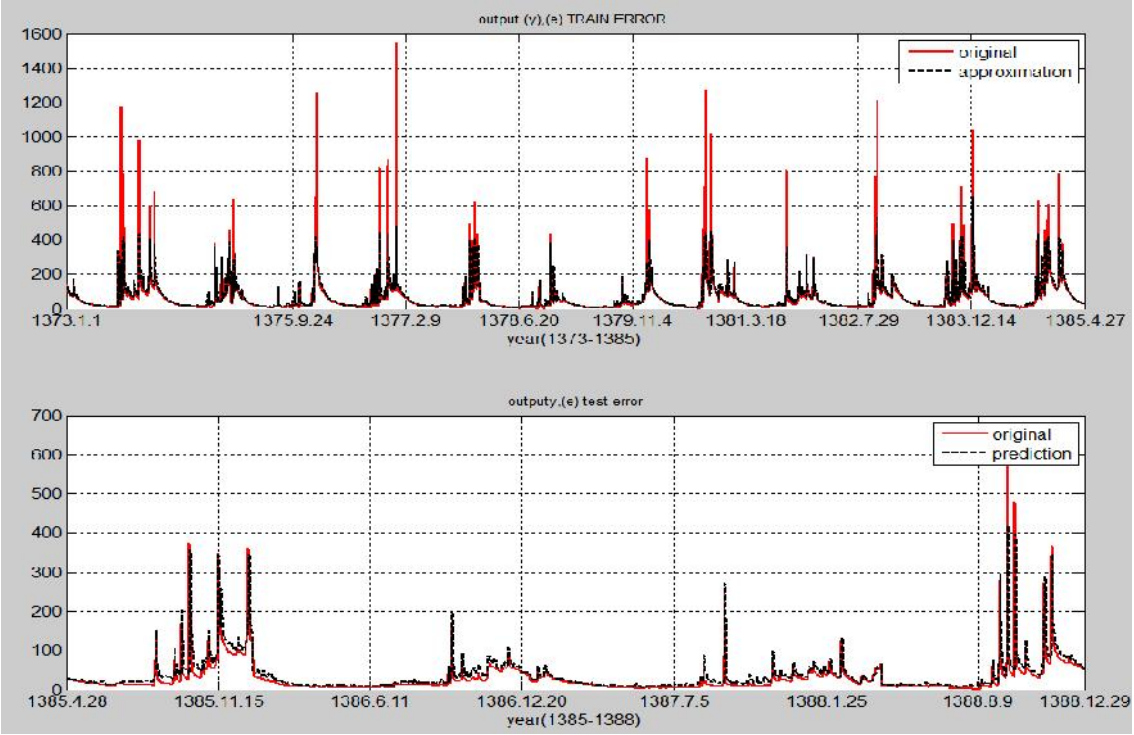

شکل ۳- میزان همبستگی در مرحله آموزش مدل ۱
Figure 3. Correlation rate at training stage of model 1



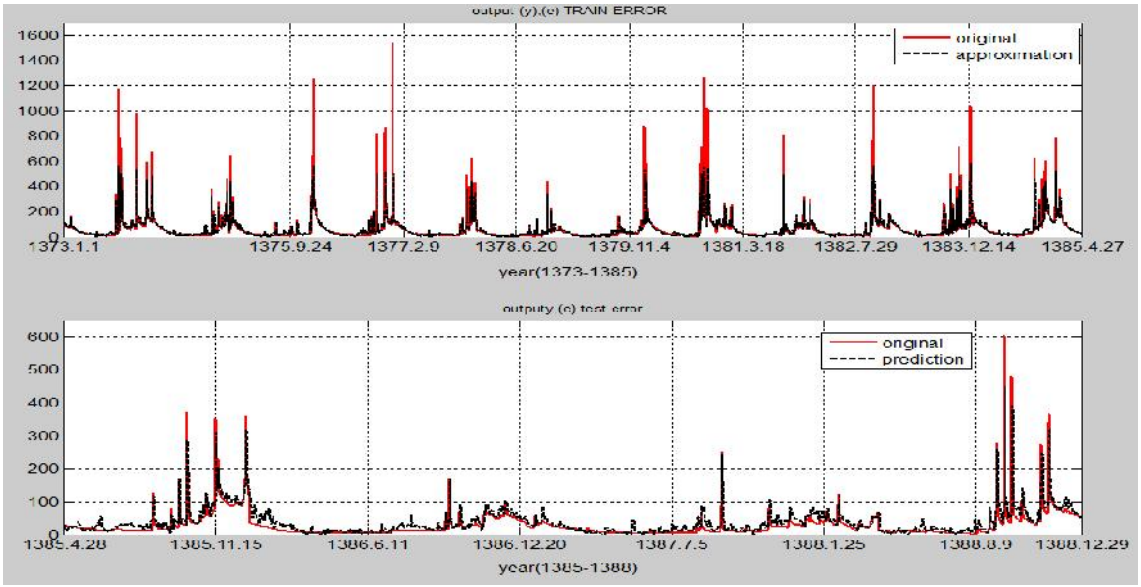

شکل ۳- مقادیر واقعی دبی با خطوط آبی و مقادیر پیش‌بینی‌شده دبی با خطوط قرمز در رگرسیون چندگانه
Figure 3. Actual values of Debi with blue lines and predicted values of Debi with red lines in Multiple Regressions

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]




شکل ۴- مقادیر واقعی دبی با خطوط قرمز و مقادیر پیش‌بینی‌شده دبی با خطوط مشکی در شبکه عصبی پرسپترون چندلایه
Figure 4. Actual values of Debi with red lines and predicted values of Debi with black lines in Multilayer perceptron Neural Network




شکل ۵- مقادیر واقعی دبی با خطوط و قرمز و مقادیر پیش‌بینی‌شده دبی با خطوط مشکی در مدل شبکه عصبی رادیال بیس
Figure 5. Actual values of Debi with red lines and predicted values of Debi with black lines in Radial basis Neural Network

میزان همبستگی در مرحله آموزش شبکه عصبی در مدل پرسپترون چند لایه بالاتر از میزان همبستگی در رگرسیون چندگانه می‌باشد. که نشان‌دهنده کارایی بهتر شبکه عصبی در پیش‌بینی سیلاب می‌باشد. دو مدل پرسپترون چند لایه و رادیال بیس دارای نتایج نزدیک به هم می‌باشد که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا نتایج بهتری را ارائه نموده است. ورودی در شبکه عصبی مصنوعی نقش بسیار مؤثری در بهبود نتایج شبکه دارا می‌باشد. استفاده از پارامترهای اقلیمی مؤثر ایستگاه‌های حوزه در پیش‌بینی دبی ایدنک از مؤثرترین عوامل و ورودی شبکه می‌باشد، اما برای پیش‌بینی سیلاب‌های شدید ورودی‌های پارامترهای اقلیمی کفایت نمی‌کند و باید از دیگر اطلاعات مورد نیاز به‌ویژه خصوصیات فیزیکی سطح حوزه مانند مساحت، زمان تمرکز، نوع کاربری و ... استفاده گردد. بالا بودن درجه حرارت

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]
[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]

در تابستان و کاهش نزولات جوی، عدم وجود لایه‌های ضخیم خاک و سنگی بودن سطح وسیعی از حوزه، چرای مفرط دام‌ها و تخریب جنگل‌ها از عوامل کاهش پوشش گیاهی حوزه است (۱۲). ضعف پوشش گیاهی و شیب زیاد این مناطق باعث شده جریان بزرگی از سیلاب منطقه را فراگیرد. با وجود رخداد سیلاب‌های شدید در برخی سال‌ها ورودی‌های پارامترهای اقلیمی مؤثر، به تنهایی نتوانسته سیلاب‌های شدید منطقه را پیش بینی نماید. اما با توجه به کاربرد شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه در پیش‌بینی رخداد سیلاب، کارایی خوبی نسبت به روش‌های معمول آماری همچون رگرسیون چندگانه دارا می‌باشد. این نتیجه به دست آمده با نتایج تحقیقات کامرون و همکاران (۳)، ایمری و همکاران (۹)، داوسون و همکاران (۵) و همچنین حسن‌پور کاشانی (۷) و صدیقی و همکاران (۲۲) مبنی بر کارایی بهتر شبکه عصبی نسبت به‌روش‌های دیگر آماری همخوانی دارد. در تمام نتایج، پارامترهای مختلفی جهت پیش‌بینی رواناب وارد مدل گردیده است که همگی حاکی از توانایی شبکه عصبی در شبیه‌سازی فرایند سیلاب می‌باشد. با توجه به تأثیرگذاری پارامترهای مختلف در پیش‌بینی سیلاب، پیشنهاد می‌گردد که پارامترهای دیگری همچون ویژگی‌های فیزیکی منطقه و دیگر پارامترها جهت بهبود کارایی شبکه وارد مدل گردد.

## منابع


1. Alizadeh, A. 2003. Principles of applied hydrology. 14th Ed, publication of AstanQuds Razavi, Mashhad, Iran,540 pp (In Persian).
2. Barzegari, F. and M. Dastori. 2015. Supspended sediment Prediction using Time series and Artifical Neural Networks Models (case study: Ghazaghly station in Gorganroud river). Journal of Watershed Management Research, 6(12): 216-225 (In Persian).
3. Cameron, M., D. Zealand, H. Burn and P. Slobodan Simonovic. 1999. Short term streamflow forecasting using artificial neural networks. Journal of Hydrology, 214-229.
4. Charmahineh, A., R. Zounemat and M. Kermani. 2017. Evaluation of the Efficiency of support vector Regression, Multilayer perceptron Neural Network and Multivariate linear Regression on Groundwater leveal Prediction (case study: Shahrekord plain). Journal of Watershed management research, 8(15): 1-12 (In Persian).
5. Dawsona, C.W., R.J. Abrahartb, A.Y. Shamseldinc and R.L. Wilbyd.2006. Flood estimation at ungauged sites using artificial neural networks. Journal of Hydrology, (319): 391-409.
6. Gholizadeh, M.H. and M. darand. 2002. Monthly precipitation forecasting using artificial neural networks to Tehran,Journal Natural Geography Studies, (71): 51-63 (In Persian).
7. Hasanpour kashani, M., M.A. GHorbani, Y. Dinpazhouh and S. Shahmorad. 2014. Rainfall-Runoff simulation in the Navrood River basing using Truncated volterra Model and Artifical newral network. Journal of watershed Management Research, 6(12): 1-10 (In Persian).
8. Hung, N.Q., M.S. Babel, S. Weesakul and N.K. Tripathi. 2008. An artificial neural network model for rainfall forecasting in Bangkok, Thailand, Journal Hydrology and Earth Sciences Discussion, (5): 183-218.
9. Imrie, C.E., S. Durucan and A. Korre. 2000. River flow prediction using artificial neural networks generalization beyond the calibration range, Journal of Hydrology, (233): 138-153.
10. Information Base Meteorological Organization kohkiloyeh and Boyerahmad. 2011. (In Persian).
11. Joojizade, Kh. 2013. Survery flood-producing risk in Maroon basin (sub basin of Idenak), Sistan & Baluchestan, Zahedan, Iran,128 pp (In Persian).
12. Kia, M. 2007. Neural networks in MATLAB, Computer Qian Publications, Tehran, Iran, 231 pp (In Persian).
13. Kouchakzadeh, M. and A. Bahmani. 2004. Evaluating the performance of artificial neural networks to reduce the required parameters for estimating reference evapotranspiration, Journal of Agricultural Science, 11(4): 2-14 (In Persian).
14. Mazaheri, M. 2005. The application of neural networks in the flood hydrograph routing of the rockfill dam and to determine the output hydrograph basin, hydraulic Engineering master's thesis, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran, 210 pp (In Persian).
15. Makkeasorn, A., N.B. Chang and X. Zho. 2008. Short-term Stream Flow Forecasting with Global Climate Change Implications Comparative Study between Genetic Programming and Neural Network Models,.Journal of Hydrology, 352(3-4): 210-228.
16. Minhaj, M.B. 2009. Principles of neural networks computational intelligence, Volume I, 5th Ed, Amir Kabir University, Iran, 580 pp (In Persian).
17. Momeni, M. and A. Faal Qayyumi. 2011. Statistical analysis using SPSS, publisher Ketab no, 3th Ed, Tehran, Iran, 280 pp (In Persian).
18. Nor Irwan, A.N., H. Sorbi and A.H. Kassin. 2002. Modeling using artificial neural network, International conference on Artificial Intelligence in Engineering &Technology, pp: 114-127, Malaysia.
19. Parida, B.P., D.B. Moalafhi and P.K. Kenabatho. 2006. Forecasting runoff coefficients using ANN for water resources management: The case of Notwane catchment in Eastern Botswana, Physics and Chemistry of the Earth, 31: 14-29.
20. Rezaei, A. 2002. Flood and drought modeling using artificial neural network (ANN), the first national conference to examine ways to deal with the water crisis,1-10PP,Zabol, Iran (In Persian).
21. Safavi, A.A. 2009. Pamphlets course of Electrical Engineering, University of Engineering, Shiraz, Iran,12 pp (In Persian).
22. Sedighi, F., M. Vafakhah and M.R. Javadi. 2012. Application of Artificial Neural network for Snow melt – Runoff (casy study: Latyan Dam watershed). Journal of Watershed Management Research, 6(12): 43-54.
23. (Anonymous) The Company Qods Mahab and Rom the console attached to the Department of Energy.1362. Geological report, the first phase of the project Maroon Dam, Volume III, Regional Water Organization of Khuzestan province (In Persian).
24. Velayati, S., H. Velayati and M. Mollazade. 2010. Principles of Hydrology written by Tim Davey, printing, Ferdowsi University Press,Mashhad, Iran, 510 pp (In Persian).


[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]

# Study of Correlations between Climatic Parameters and Flood of the Maroon River Basin and Flood Prediction by Smart Neural Network

**Samad Fotoohi[1], Khadije Joojizade[2], Maryam Nasiri[3] and Naser Orak[4]**

1- Associate Professor of Geomorphology, Faculty of Geography and Environmental Planning, University of Sistan and Baluchestan

2- M.Sc. Environment risks and crisis management, University of Sistan and Baluchestan

3- M.Sc. of Climatology in Environmental Planing, University of Sistan and Baluchestan (Corresponding author: anitamaryam93@gmail.com)

4- Engineer Ahvaz Water Organization

Received: Jan 16, 2015 Accepted: Des 22, 2016

**Abstract**

Flood is a kind of natural disaster which causes financial damages and fatality for people. Every year, especially in areas like Maroon river basin which have changes in precipitation and temperatures, along with frequent and severe floods. This study aimed to identify the climatic parameters on flood area can be efficiently artificial neural network, better methods applied in anticipation of this event. The method used in this study to predict the process, multilayer perceptron neural network and radial basis that these two neural networks with multiple regression results were compared. Therefore, climatic daily data in 16 years cycle from four stations: Idnak, Dogonbadan, Dehdasht and yasouj (23 September 1994-22 September 2009) are used. By study of correlations between climatic parameters and discharge of Maroon River, effective parameters on flood are determined and multiple regression is used because of determination of effective entrance on flood and comparing the results with the neural network. Study of the results shows that multilayer Perceptron (MLP) along with training algorithm after flowing the error have 0.73 correlation in training process and in test process is 0.68 and also measure of NRMSE in training process is 0.57 and in test process is 0.66 that known as the best model for predicting storm water. Comparing the results of regression and neural network shows that neural network have a higher correlation than the regression, thus in neural network actual data and predicted data have more conformity than accomplished regression model.

**Keywords:** Climatic Parameters, Catchment Basin, Multilayer Perceptron (MLP), Multivariate Regression, Radial Base

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2024-03-29 ]

[ DOI: 10.29252/jwmr.8.16.44 ]