

## پیش‌بینی دبی اوج سیلابی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره مطالعه موردی (حوضه آبریز مادرسو استان گلستان)

علی پناهی<sup>۱</sup> و بهلول علیجانی<sup>۲</sup>

### چکیده

تحقیق حاضر به مقایسه دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در تخمین دبی حداکثر خروجی با استفاده از داده‌های بارش و دبی روزانه پرداخته است. در این راستا حوضه آبخیز مادرسو با مساحت ۲۳۶۴.۹۶ کیلومتر مربع در استان گلستان به دلیل شدت سیل خیزی زیاد انتخاب گردید. برای ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سیلاب و دبی حداکثر سیلابی از نرم افزار QNET2000 استفاده گردید در تحقیق حاضر از شبکه عصبی مصنوعی MLP سه لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده شد. تعداد گره‌های ورودی مدل (لایه اول شبکه) انتخاب شد (۵ گره) و تعداد گره‌های موجود در لایه مخفی به کمک سعی و خطا تعیین شد. در این مطالعه، برای هر یک از الگوهای ورودی، تعداد مختلفی گره در لایه مخفی (۴ تا ۷) و یک گره برای لایه خروجی در نظر گرفته شد. داده‌های مورد استفاده در رگرسیون چند متغیره نیز داده‌های روش شبکه عصبی مصنوعی بوده است. بررسی نتایج نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش به تعداد لایه میانه حساس نبوده ولی در مرحله کالیبراسیون، مدل با تعداد لایه میانی ۵ عملکرد نسبی بهتری را نشان داده است و در مجموع در مقایسه با روش رگرسیون چند متغیره بسیار بهتر عمل نموده است.

کلیدواژگان: بارندگی، دبی اوج، شبکه عصبی مصنوعی، سیستم اطلاعات جغرافیایی، بارش - رواناب، حوضه مادرسو.

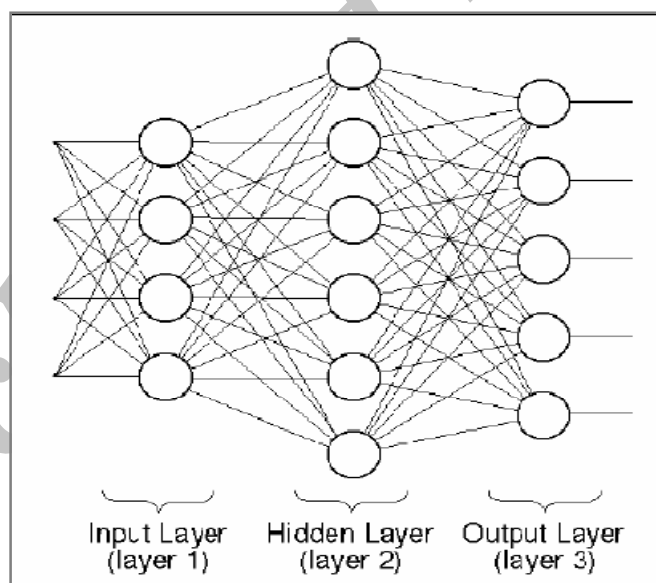
۱. استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه آزاد، واحد تبریز

۲. استاد گروه جغرافیا، دانشگاه خوارزمی

## مقدمه

امروزه مدل شبکه عصبی مصنوعی در بخش‌های مختلف علوم به منظور مدل‌سازی روابط پیچیده غیرخطی به کار گرفته می‌شود و تا حدودی جایگزین مدل‌های آماری شده است زیرا شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون نیاز به حل معادلات دیفرانسیل جزئی، غیرخطی بودن فرایند مورد نظر را شبیه‌سازی می‌نمایند و حتی زمانیکه مجموع داده‌های آموزشی حاوی داده‌های خطا دار باشد، عملکرد مناسبی را نشان می‌دهند و برخلاف مدل‌های بر اساس چند رگرسیون (مدل‌های آماری) نیاز به انتخاب اولیه شکل تابع ریاضی مرتبط‌کننده ورودی و خروجی سیستم وجود ندارد (دامنگیر، ۱۳۸۰).

شبکه‌های چند لایه دارای توانایی بیشتری بوده که در آن یک لایه ورودی وجود دارد که اطلاعات را دریافت می‌کند و تعدادی لایه مخفی وجود دارد که اطلاعات را از لایه‌های قبلی می‌گیرد، در اصل وجود لایه پنهان زمانی مفید است که تابع تبدیل غیرخطی باشد و در نهایت، یک لایه خروجی وجود دارد که نتیجه محاسبات به آن‌ها رفته و خروجی آن، خروجی نهایی شبکه است (آبراهام، ۲۰۰۵).



شکل ۱: نمونه‌ای از یک شبکه سه لایه

شبکه عصبی مصنوعی به سال ۱۹۴۳ با شبیه‌سازی سیستم عصبی انسان معرفی شد و کاربردهای عملی آن در دهه‌های اخیر به شدت افزایش پیدا کرده است. اولین کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی در هیدرولوژی و مهندسی آب به وسیله دانیل<sup>۱</sup> در سال ۱۹۹۱ ارائه شد (حسینی، ۱۳۷۸). امروزه از این شبکه‌ها به صورت گسترده‌ای برای فرایندهای مختلف مرتبط با علوم مهندسی آب از قبیل بارش-رواناب، پیش‌بینی هیدروگراف یا آبنمود سیل و ... استفاده می‌شود (میثاقی و محمدی، ۲۰۰۲، رادمان<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۰۳، کاستلانومندز<sup>۳</sup> و همکاران، ۲۰۰۴، دولاکشی<sup>۴</sup> و همکاران، ۲۰۰۶، جانس وانگ و همکاران، ۲۰۰۷، حسینی و برهانی، ۲۰۰۹). به همین جهت به چند مورد از آنها اشاره می‌گردد.

الشورباگی<sup>۵</sup> و همکارانش (۲۰۰۰) مقایسه‌ای میان تکنیک شبکه عصبی و روشهای رگرسیون خطی و رگرسیون غیرخطی در پیش‌بینی رواناب انجام دادند. بدین‌منظور مدل‌های مذکور را در شش مسأله آزمایشی جهت پیش‌بینی رواناب به‌کار گرفتند. نتایج حاکی از آن بود که عملکرد شبکه عصبی مصنوعی از دو روش یاد شده مناسب‌تر است. همچنین نتایج نشان داد بویژه زمانیکه تعداد داده‌های آموزشی اندک است، عملکرد شبکه عصبی چشمگیرتر است (دامنگیر، ۱۳۸۰).

چوی<sup>۶</sup> و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از یک مدل ANN سه لایه پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطا، رابطه بارش، دبی روزانه ورودی سد سمبرنگ<sup>۷</sup> در مالزی را شبیه‌سازی کردند. آنها مقدار ورودی روزانه را با مدل بیلان آب بدست آورده و سپس با بارندگی حوضه ارتباط دادند. نتایج نشان داد که مدل برای پیش‌بینی یک روز قبل جریان روزانه بسیار مفید و کارایی مدل نیز تأیید شد.

فرخ‌نیا<sup>۸</sup> و همکاران (۲۰۰۷) یک مدل ANN سه لایه پیشرو را برای پیش‌بینی میان مدت ۱ تا ۶ ماهه جریان رودخانه صوفی چای در محل سد علویان، ایران بکار بردند. آنها همچنین از

1. Danie
2. Radman
3. Castellano-Mendez
4. Dulkashi
5. Elshorbagy et al
6. Shui et al
7. Sembrong
8. Farokhnia

مدلهای ترکیبی نروفازی و نیز ANN با روش Erly stopping (ANNSTA) به این منظور استفاده کردند. ورودیهای مدل، شامل دما، بارش و دبی بودند. نتایج نشان داد که روش نروفازی در مرحله آموزش جواب بهتری می‌دهد اما در دوره تست جواب خوبی نمی‌دهد.

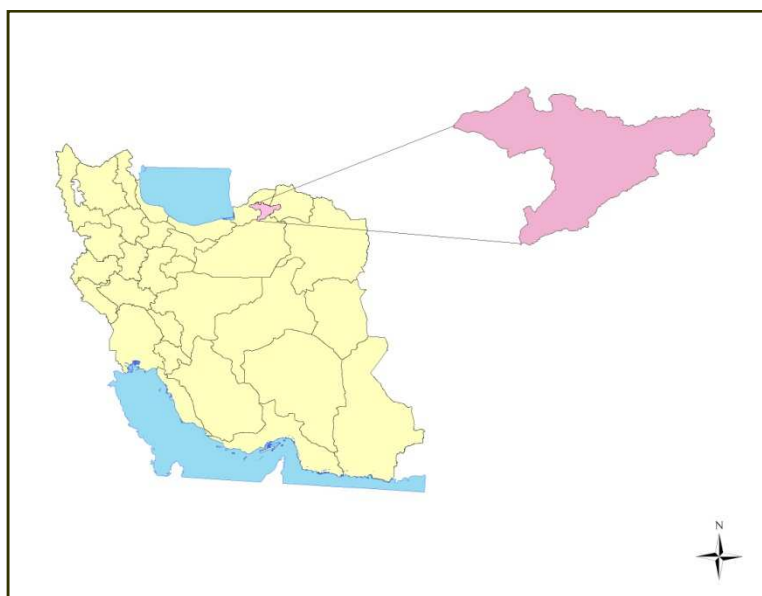
رضایی (۱۳۸۴) با انتخاب ۶۶۱ آبنمود مربوط به ۱۲ زیر حوضه از حوضه آبریز سفیدرود، مدل دبی اوج را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی واسنجی کرد. علاوه بر آن با بررسی روش رگرسیون چند متغیره خطی مشخص شد که عامل مساحت حوضه و بعد از آن دبی پایه در مقایسه با سایر عوامل، بیشترین همبستگی را با دبی اوج دارند. در این تحقیق سرعت تغییرات اثرگذاری عوامل مؤثر ورودی بر مقدار خروجی (دبی اوج) بر اساس حساسیت سنجی به روش مشتق جزئی صورت گرفت. در نتیجه روش شبکه عصبی در پیش‌بینی دبی اوج برای دامنه وسیعی از تغییرات مساحت، به عنوان روش برتر انتخاب شد.

بهمنی و همکاران (۱۳۸۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل بارش- رواناب حوضه سیروان را تهیه کرده و سعی کردند با لحاظ پارامترهای فیزیوگرافی به عنوان ورودی مدل، کاربرد آنها را برای حوضه‌های مجاور و نیز تکمیل آمارهای ناقص نیز تحقیق نمایند. از ۱۰ سال آمار ماهانه چند ایستگاه هیدرومتری و عوامل مؤثر از جمله بارندگی، دما، سرعت باد و نیز پارامترهای چون وسعت حوضه، زمان تمرکز و ضریب شکل حوضه استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل به خوبی توانسته شبیه‌سازی نماید.

با توجه به اینکه حوضه مادر سو یکی حوضه‌های آسیب‌پذیر بوده و سیلابهای مخرب زیادی در چند سال اخیر در آن اتفاق افتاده لزوم توجه و اهمیت هر چه بیشتر به این محدوده را می‌طلبد. برای نمونه در بیستم مرداد ماه سال ۱۳۸۰ در حوضه آبخیز مادر سو سیلی رخ داد که موجب تلفات سنگین انسانی و خسارت‌های جدی اقتصادی شد که بر اساس اعلام ستاد حوادث غیرمترقبه کشور این سیل از نظر تخریب اقتصادی مقام پانزدهم و از نظر تلفات جانی مقام اول را در ایران به خود اختصاص داده بود. بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد تعداد وقوع سیل در دهه ۷۰ نسبت به دهه ۳۰ ده برابر شده است [خسرو شاهی، ۱۳۸۱].

## ویژگی‌های حوضه آبریز مادرسو

منطقه مورد مطالعه حوضه آبریز رودخانه مادرسو با مساحتی در حدود ۲۳۶۴ کیلومترمربع است. این حوضه از حوضه‌های اصلی سد گلستان بوده و در نهایت به دریای خزر می‌پیوندد. محدوده‌ای حوضه در سه استان گلستان، سمنان و خراسان شمالی را در بر می‌گیرد. گستره جغرافیایی آن بین مختصات جغرافیایی ۵۵° ۲۱' تا ۵۶° ۲۸' طول شرقی و ۳۶° ۵۸' تا ۳۷° ۳۰' عرض شمالی قرار دارد. محدوده مورد مطالعه به شکل شماتیک در شکل شماره ۲ ارائه شده است.



شکل ۲: موقعیت حوضه آبخیز مادرسو در ایران

## مواد و روشها

## منابع و انتخاب داده‌های آبنجی جهت استفاده در مدلها

در این حوضه تنها یک ایستگاه آبنجی (ایستگاه تنگراه) دارای آمار طولانی مدت وجود دارد که بدلیل برخورداری از کیفیت مناسب داده‌های آماری و تجهیزات لازم به عنوان مبنای مطالعات انتخاب گردید.

### سیلابهای منطقه و انتخاب داده‌ها

همانطور که ذکر شد حوضه آبخیز مادرسو یکی از مناطق سیل‌خیز حوضه گرگانرود به‌شمار می‌رود از این نظر برحسب داده‌های آبخیز و آرشیو امور مطالعات آب استان گلستان به انضمام برگه‌های گزارش سیلاب روزانه جهت ارزیابی اولیه داده‌ها پس از تطبیق، کنترل و با استفاده از مؤلفه‌های آبخیز داده‌های آماری رواناب حداکثر لحظه‌ای روزانه بر پایه زمانی ثبت وقایع قرائت‌های یک ساعته و دو ساعته استخراج گردید و با کمک برنامه کامپیوتری از آنها یک بانک اطلاعاتی تهیه شد، پس از آن مهمترین سریهای زمانی درازمدت سیلابهای حداکثر لحظه‌ای سالیانه از دیدگاه کمیتهای آماری و حجمی به تفکیک بررسی و با توجه به دبی حداکثر تمامی سیلاب‌ها طی دوره زمانی (۱۳۸۵-۱۳۴۳) مورد ارزیابی قرار گرفت و بر همین اساس نیز جهت انتخاب داده‌های موردنیاز و تعیین آستانه آنها برای همگن‌سازی و به‌کارگیری در شبیه‌سازی با کمک نرم‌افزار SPSS طبقه‌بندی انجام گرفت و جهت استفاده در مدل آماده گردید.

### انتخاب طوفان‌های فراگیر منطقه

در این حوضه تعداد ۱۵ ایستگاه هواشناسی مختلف از نوع بارانسنج معمولی، ذخیره‌ای، تبخیرسنجی و سینوپتیک (سازمان هواشناسی کشور و وزارت نیرو) انتخاب شد، به‌طوری‌که محدوده پیرامون و داخل حوضه آبخیز رودخانه مادرسو را بخوبی پوشش می‌دهند. با توجه به موارد فوق و مشاهدات و اطلاعات محلی، همچنین تعداد ایستگاههای بارانسنجی و آمار ثبت شده و حداکثر رواناب لحظه‌ای تاکنون طوفانهای زیادی در منطقه به‌طور فراگیر باعث ایجاد سیلاب شده‌اند. از این نظر جهت دستیابی به اهداف این مطالعات بر مبنای تاریخ وقوع سیلابها، تاریخ وقوع طوفانهای فراگیر و زمان بارندگی آنها انتخاب گردیده است. که نخست چندین طوفان شدید، متوسط و کوچک جهت اهداف این تحقیق در نظر گرفته شده است. به‌طوری‌که از میان آنها جهت استفاده در مدل شبکه عصبی مصنوعی ورگرسیون چند متغیره از ۴۰ رگبار فراگیر در منطقه استفاده شد که به‌طور مفصل توضیح داده خواهد شد.

### مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره

ورودی‌های مدل از نظر ویژگی طبیعی به دو بخش قابل تقسیم هستند. بخش اول شامل ورودی‌هایی است که در ارتباط با ویژگی‌های ذاتی حوضه آبریز هستند و به آنها متغیرها یا ورودی‌های ثابت گفته می‌شود. این متغیرها شامل مساحت زیر حوضه‌ها به کیلومتر مربع (A)، ارتفاع متوسط زیر حوضه‌ها از سطح دریا (H) به متر، طول آبراه اصلی به کیلومتر (L)، شیب ۰-۱۰ درصد طول آبراه اصلی، سطح پوشش گروه‌های هیدرولوژیکی خاک هستند. بخش دوم شامل ورودیهایی هستند که تابعی از عوامل اقلیمی بوده و به‌عنوان متغیرها و یا ورودیهایی متحرک گفته می‌شوند. این متغیرها در مدل شامل بارندگی‌های ۲۴ ساعته (P1,P2,P3) میانگین درونیابی شده بارش‌های ایسگاههای موجود در منطقه به میلیمتر، بارندگی ۵ روز قبل نظیر سیلابها (p4) به میلیمتر و دبی پایه (Qb) به مترمکعب در ثانیه می‌باشد. متغیر خروجی مدل تنها دبی اوج (QP) به مترمکعب بر ثانیه است. اما با توجه به اینکه عوامل فیزیکی حوضه جزء عوامل ثابت و تأثیری در خروجی مدل نداشت به همین جهت فقط ورودیهایی متحرک در ارزیابی مدل به‌کار گرفته شد و که برای انجام این بخش از نرم‌افزار QNET2000 طی مراحل زیر استفاده شده است.

### گام ۱: انتخاب نوع شبکه عصبی مصنوعی و نوع آموزش

براساس بررسی‌های انجام شده حدود ۹۰ درصد شبکه‌های عصبی مصنوعی که در فرآیندهای هیدرولوژیکی استفاده شده‌اند، شبکه عصبی انتشار برگشتی (BPN) یا پرسپترون چند لایه MLP هستند. از اینرو، در تمام مراحل انجام تحقیق حاضر از شبکه عصبی مصنوعی MLP سه لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده شده است.

### گام ۲: تهیه الگوی ورودی به شبکه

انتخاب معماری شبکه در محاسبات مربوط به شبکه عصبی مصنوعی با سعی وخطا صورت می‌پذیرد. در این گام با استفاده از تعداد مختلف لایه‌های پنهان و نرونهای مربوط، می‌توان شبکه با عملکرد بهینه یا نزدیک به بهینه را تعیین نمود. مقادیر داده‌های ورودی در جدول

شماره ۱ نشان داده شده‌اند. لازم به ذکر است نرم افزار Q-Net قادر است برای پیشگیری از ویرآموزی، خروجی را بر اساس تعداد تکرار بهینه تولید نماید. تابع محرک پرکاربرد سیگموئید در تمام مدل‌سازی‌ها به کار گرفته شد.

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$$

تعداد گره‌های ورودی مدل (لایه اول شبکه) انتخاب شد (۵ گره) و تعداد گره‌های موجود در لایه مخفی به کمک سعی و خطا تعیین شد. در این مطالعه، برای هر یک از الگوهای ورودی، تعداد مختلفی گره در لایه مخفی (۴ تا ۷) در نظر گرفته شد و یک گره برای لایه خروجی در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است نرم‌افزار QNET2000 داده‌ها را با تابع تبدیل

$$0.15 + 0.7 * \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

نرمال می‌سازد.

### گام ۳: آموزش مدل

آموزش مدل با ۸۰ درصد از داده‌های ورودی صورت گرفته است (۳۲ داده، جدول ۱).

### گام ۴: صحت‌سنجی مدل

برای بررسی کارایی مدل از ۲۰ درصد داده‌ها استفاده شده است (۸ داده، جدول ۲).

Archive of SID



جدول ۱: داده‌های ورودی مدل

تاریخ سیلابها	ردیف	P1	P2	P3	P4	Qb	QP
1353/09/06	۱	۴	۱۸	۳۶	۱۳	۰.۷۵	۲۰
1353/12/04	۲	۰	۱۳	۲۲	۷	۲.۴	۲۴.۸
1354/02/04	۳	۲۸	۲۲	۶	۲۳	۱.۰	۱۶.۶
1356/12/20	۴	۰	۰	۱۷	۴۹	۱.۵۹	۴.۶۶
1357/01/27	۵	۰	۷	۳۷	۳۰	۲.۹	۱۰.۳
1357/03/11	۶	۴	۲۰	۱۸	۳۴	۱.۰۱	۱۰.۴
1359/02/22	۷	۰	۹	۱۰	۲۳	۲.۹	۹.۴۲
1360/01/17	۸	۰	۰	۲۰	۳۴	۱۳.۵	۲۵.۵
1360/07/14	۹	۰	۱۰	۴۵	۳	۱.۱	۷۷.۵
1362/01/03	۱۰	۳	۱۲	۱۰	۸	۳.۴۸	۷.۲۲
1363/02/06	۱۱	۰	۱۰	۹	۹	۵.۳۸	۶.۲۴
1371/01/13	۱۲	۱۸	۱۳	۳۰	۷	۵.۱	۲۰.۸
1371/01/29	۱۳	۳۷	۴۶.۵	۴۲	۲۲	۶.۶	۴۱.۵
1371/02/23	۱۴	۱۶	۱۲.۵	۸۱	۵۷	۱۳	۱۸۲.۳
1372/05/26	۱۵	۱	۱	۱۵	۵	۰.۹	۵.۸۴
1372/05/28	۱۶	۰	۰	۹	۲۳	۱.۳	۱۲.۸
1373/12/11	۱۷	۰	۰	۱۸	۱۲	۲.۳	۷.۰۱
1374/02/05	۱۸	۵.۵	۱۸	۴۵	۱۵	۴.۲	۱۹.۴
1374/04/02	۱۹	۱۵.۵	۲۰	۵۳	۰	۰.۱	۳.۲۶
1375/01/16	۲۰	۰	۰	۲۴	۱۰.۵	۹.۲	۱۵.۲
1375/04/06	۲۱	۴	۸	۷۲	۰	۰.۶۹	۱۰.۴
1377/02/04	۲۲	۵	۷	۲۵	۲۰.۵	۱.۳۹	۱۹.۶
1378/01/20	۲۳	۰	۴	۳۳.۵	۵۲.۵	۱.۱۵	۱۸
1378/07/21	۲۴	۰	۰	۲۶	۱۳	۰.۱۵	۱۴.۵
1380/05/19	۲۵	۱۱.۵	۸۴	۱۵۰	۰	۰	۱۶۵۰
1381/05/22	۲۶	۲.۵	۱۶	۳۰	۲۶	۰	۴۵۰
1382/03/04	۲۷	۱۰	۴۲	۸۳	۲۷	۳.۶	۹۴.۸
1382/07/13	۲۸	۱۳	۸	۱۵	۰	۰.۶	۱.۲۴
1383/02/01	۲۹	۰	۰	۴۷.۵	۳۴.۵	۱.۶	۳۳.۱
1383/06/29	۳۰	۰	۱۲	۹۸	۷.۵	۳.۴۶	۱۶.۹
1384/05/19	۳۱	۱۷.۵	۸۵	۵۰	۱.۵	۰.۰۴	۶۱۴
1385/01/18	۳۲	۱۱	۱۳	۲۲	۴	۱.۳۵	۴.۱۷

مأخذ: آب منطقه‌ای استان گلستان

جدول ۲: داده‌های انتخاب شده برای اعتباریابی مدل

تاریخ سیلابها	ردیف	P1	P2	P3	P4	Qb	QP
1363/02/12	۱	۷	۱۱	۴۷	۹	۵.۷	۱۲
1364/11/18	۲	۰	۵	۲۳	۴	۰.۴۷	۲.۳۷
1366/01/11	۳	۳	۵.۵	۴۷	۶	۲.۴	۱۵
1366/07/17	۴	۶	۵	۴۵	۹	۰.۹۵	۱۸.۷
1366/12/15	۵	۸	۹.۵	۲۸	۳۲	۵.۴۴	۲۰.۳
1367/01/12	۶	۳.۵	۵	۶۲	۱۸	۴.۵	۴۲.۷
1367/01/15	۷	۰	۰	۵۲	۳۸	۱۱.۶	۱۹.۹
1370/03/03	۸	۰	۹	۱۸	۲۵	۳.۲	۲۳.۴

مأخذ: محاسبات نگارندگان

برای بررسی و ارزیابی روش رگرسیون چند متغیره نیز داده‌های ورودی همان داده‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی بود که نتایج این روش همراه روش شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌شود.

### بحث و نتایج

برای دستیابی به اهداف نهایی این تحقیق، کلیه ضرایب و پارامترهای مورد نیاز در مدلها به کار گرفته شد و جهت ارزیابی و نظیرسازی بارش - رواناب مراحل مختلف آن از قبیل واسنجی (کالیبراسیون)، صحت‌یابی و بهینه‌سازی و آزمون مؤلفه‌ها و نتایج به دست آمده برای سیلابهای منتخب به وسیله هر دو روش (شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره) در سطح حوضه آبخیز مادرسو انجام شد.

با توجه به اینکه انتخاب معماری شبکه در محاسبات مربوط به شبکه عصبی مصنوعی با سعی و خطا صورت می‌پذیرد. در این گام با استفاده از تعداد مختلف لایه‌های پنهان و نرونهای مربوط، می‌توان شبکه با عملکرد بهینه یا نزدیک به بهینه را تعیین نمود. مقادیر داده‌های ورودی در جدول شماره ۱ نشان داده شده‌اند.

## ارزیابی مدل

عملکرد مدل در شرایط مختلف (انواع الگوی ورودی با تعداد مختلف نرون در لایه پنهان) به کمک شاخص (Nash-Sutcliffe) ارزیابی گردید.

$$E_f = \text{Nash-Sutcliffe} = 1 - \frac{\sum (Q - S)^2}{\sum (Q - \bar{Q})^2} \quad \text{رابطه (۱)}$$

پس از هر مرحله از آموزش تغییرات خطای مجموعه آموزشی [منحنی لگاریتم تعداد تکرار (Iteration) در برابر خطای حاصل از آن (RMSE)] ترسیم گردید. منحنی‌های مذکور نشان‌دهنده کاهش مقدار خطا با افزایش تعداد تکرار هستند. همچنین مقادیر داده‌های مشاهداتی ( $R_{t+1}$  Actual) در برابر مقدار محاسباتی شبکه ( $R_{t+1}$  Predicted) نیز ترسیم گردید. هرچه نقاط نشان داده شده در نمودار مذکور به خط ۴۵ درجه نزدیک باشند، نشان‌دهنده عملکرد بهتر شبکه در حین آموزش می‌باشد. ارزیابی دقیق مدل براساس شاخص Nash-Sutcliffe صورت گرفت که نتایج آن در جدول شماره ۵ ارائه گردیده است.

همچنین داده‌های تولید شده در برابر داده‌های مشاهداتی در مرحله اعتباریابی و کالیبراسیون در جدول شماره ۳ و ۴ ارائه شده است. لازم به ذکر است تغییرات خطای مجموعه آموزشی در لگاریتم داده‌ها در برابر مقادیر محاسباتی شبکه و مقادیر شاخص Nash-Sutcliffe نیز در معماری‌های مختلف شبکه نیز در نمودارهای ۱ تا ۱۲ نشان داده شده است.

در نهایت با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره در محیط نرم‌افزار Excel اقدام به پیش‌بینی سیلاب گردید. نتایج مربوط مدل‌سازی به روش رگرسیونی در مرحله کالیبراسیون و اعتباریابی اعم از برآورد ضرایب و محاسبه شاخص Nash-Sutcliffe در جدول ۶ همچنین در نمودارهای ۱۳ و ۱۴ مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی، ارائه شده است.

جدول ۳: داده‌های حاصل از کالیبراسیون شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره

ردیف	Actual	H4	H5	H6	H7	Reg
۱	۲۰	۵۸	۵۰	۵۹	۵۵	۱۴۸
۲	۲۵	۲۴	۲۳	۲۷	۲۵	۹۵
۳	۱۷	۴۰	۲۸	۳۷	۳۴	-۱۲۴
۴	۵	۶۹	۶۶	۶۹	۶۷	-۵۷
۵	۱۰	۴۴	۴۵	۴۵	۴۶	۴۸
۶	۱۰	۸۱	۷۳	۸۲	۷۹	۱۲۹
۷	۹	۵۳	۵۰	۵۵	۵۴	۲۵
۸	۲۶	۴۴	۴۴	۴۴	۴۴	-۳۴
۹	۷۷	۳۵	۳۳	۳۶	۳۳	۱۲۱
۱۰	۷	۱۱	۱۲	۱۴	۱۴	۲۱
۱۱	۶	۷	۱۱	۱۰	۱۲	۳۰
۱۲	۲۱	-۷	-۱	-۹	-۵	-۶۹
۱۳	۴۲	۵۳	۵۹	۵۴	۶۰	۱۵۷
۱۴	۱۸۲	۷۸	۹۵	۷۹	۸۶	۱۱۵
۱۵	۶	-۲	-۱	-۲	-۲	-۷۶
۱۶	۱۳	۲۵	۲۰	۲۴	۲۳	-۸۷
۱۷	۷	۳	۵	۲	۴	-۶۴
۱۸	۱۹	۳۳	۳۸	۳۵	۳۷	۱۶۳
۱۹	۳	۳۸	۴۱	۳۹	۳۷	۹۲
۲۰	۱۵	-۱۰	۰	-۱۰	-۴	-۳۷
۲۱	۱۰	۴۲	۴۴	۴۱	۳۹	۱۲۸
۲۲	۲۰	۲۸	۲۶	۲۷	۲۷	-۱۶
۲۳	۱۸	۸۳	۸۲	۸۲	۸۲	۳۵
۲۴	۱۴	۱۶	۱۳	۱۴	۱۳	-۴۶
۲۵	۱۶۵۰	۱۶۳۱	۱۶۳۶	۱۶۳۲	۱۶۳۸	۱۱۳۹
۲۶	۴۵۰	۷۴	۶۳	۷۳	۷۰	۱۲۷
۲۷	۹۵	۱۵۱	۱۴۸	۱۵۲	۱۴۹	۵۰۰
۲۸	۱	-۱۰	-۸	-۱۲	-۱۱	-۱۲۴
۲۹	۳۳	۴۵	۴۵	۴۲	۴۴	۲۳
۳۰	۱۷	۶۶	۶۹	۶۵	۶۳	۲۹۵
۳۱	۶۱۴	۶۲۲	۶۱۸	۶۲۲	۶۱۸	۸۱۳
۳۲	۴	۷	۸	۷	۷	-۲۴

مأخذ: محاسبات نگارندگان

جدول ۴: داده‌های حاصل از اعتبارسنجی شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره

ردیف	Actual	H4	H5	H6	H7	Reg
۱	۱۲.۰	۰	۱۲	۱	۷	۷۲.۹۲
۲	۲.۴	۱۴	۱۲	۱۴	۱۲	۱.۷۱
۳	۱۵.۰	۶	۱۲	۵	۸	۴۵.۴۷
۴	۱۸.۷	۱۲	۱۵	۱۰	۱۲	۱.۰۹
۵	۲۰.۳	۴۰	۴۲	۴۰	۴۳	-۰.۵۵
۶	۴۲.۷	۱۳	۲۴	۱۲	۱۸	۸۲.۷۱
۷	۱۹.۹	۳۸	۴۹	۳۹	۴۴	۵۲.۰۶
۸	۲۳.۴	۳۸	۳۸	۴۰	۴۱	۴۴.۹۷

مأخذ: محاسبات نگارندگان

جدول ۵: ارزیابی نتایج پیش‌بینی بر اساس شاخص Nash (Sutcliffe)

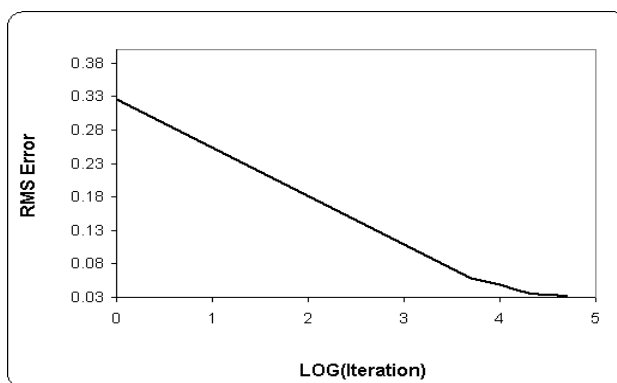
شرح	H4	H5	H6	H7	REG
کالیبراسیون	0.939	0.938	0.939	0.939	0.72
اعتباریابی	-1.37	-1.21	-1.64	-1.40	-8.18

مأخذ: محاسبات نگارندگان

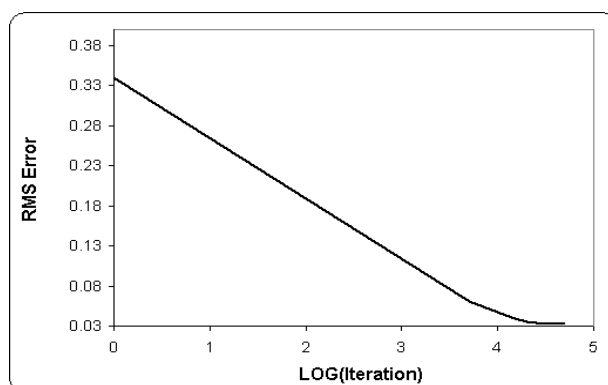
جدول ۶: نتایج محاسبه ضرایب در روش رگرسیون چند متغیره

a0	a1	a2	a3	a4	a5
	rain1	rain2	rain3	5.ago.rain	Base flow
-۱۲۱.۲۱	-۱۰.۵۷	۱۱.۵۴	۲.۷۵	۰.۳۱	۱.۶۱

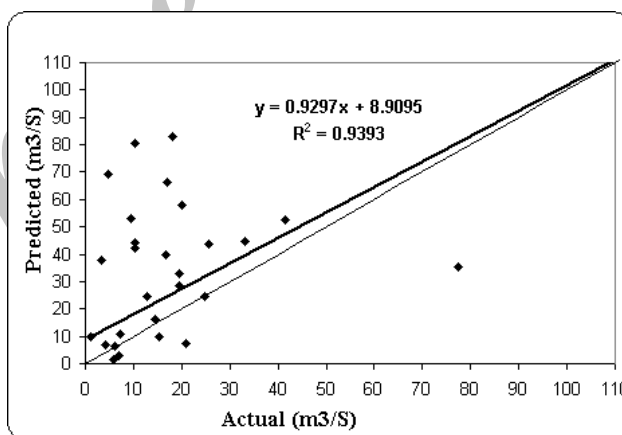
مأخذ: محاسبات نگارندگان



نمودار ۱: منحنی تغییرات خطای مجموعه آموزشی برای معماری H4

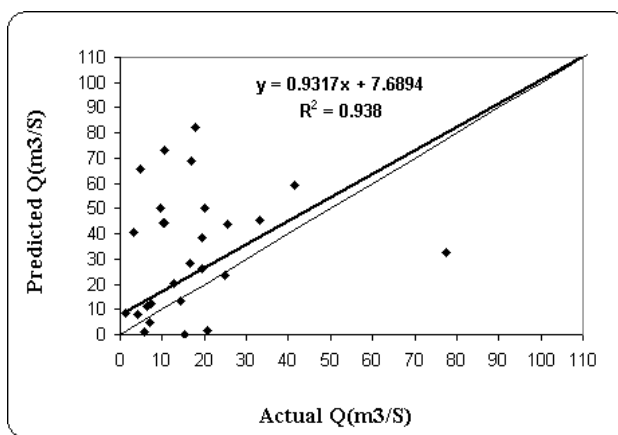


نمودار ۲: منحنی تغییرات خطای مجموعه آموزشی برای معماری H5

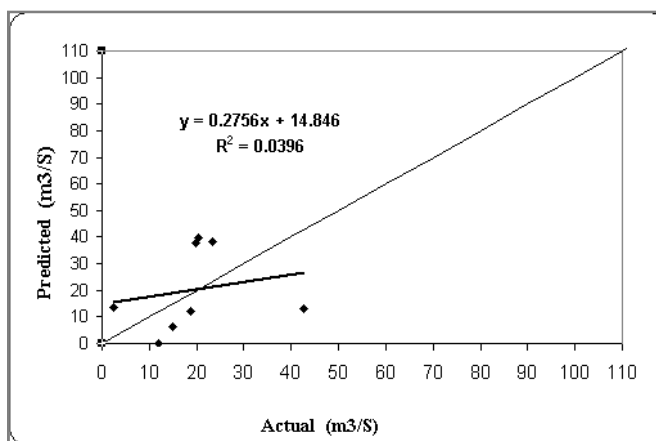


نمودار ۳: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی

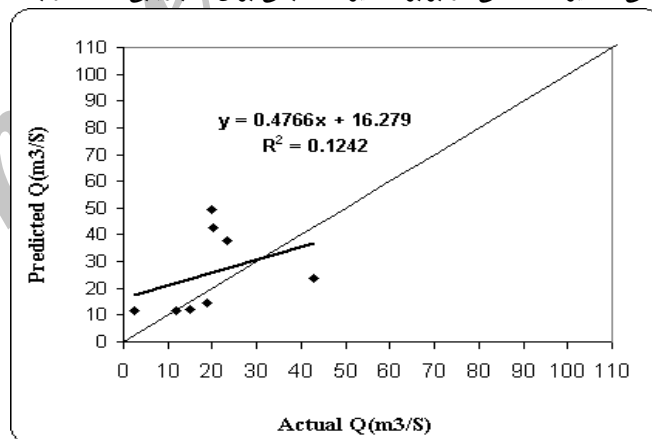
برای کالیبراسیون داده‌ها و با معماری شبکه H4



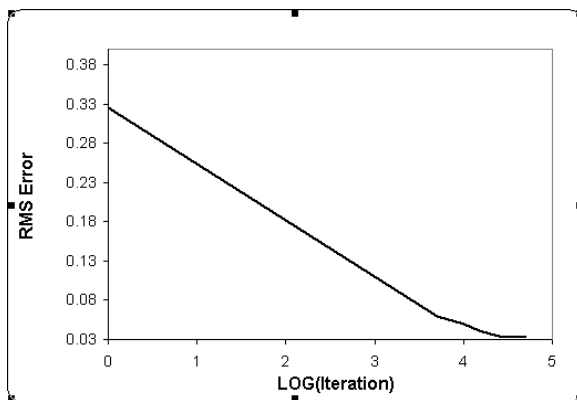
نمودار ۴: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی برای کالیبراسیون داده‌ها و با معماری شبکه H5



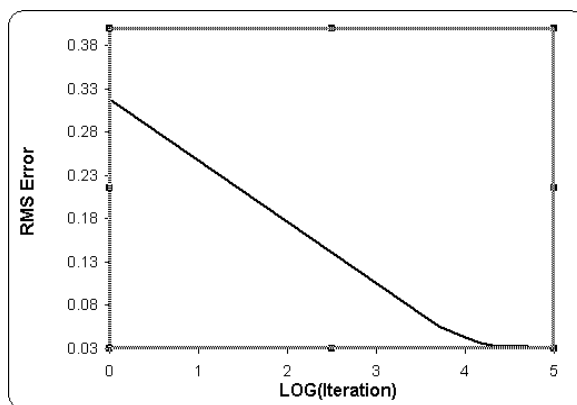
نمودار ۵: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی برای اعتباریابی داده‌ها و با معماری شبکه H4



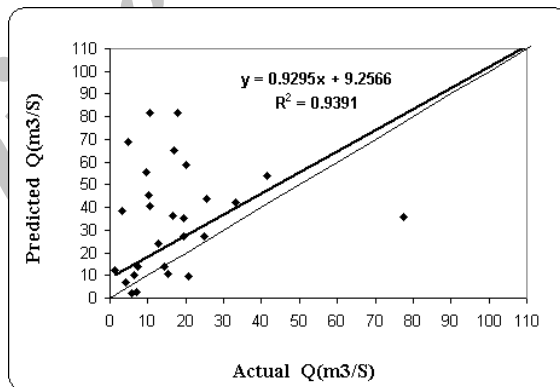
نمودار ۶: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی برای اعتباریابی داده‌ها و با معماری شبکه H5



نمودار ۷: منحنی تغییرات خطای مجموعه آموزشی برای معماری شبکه H 6

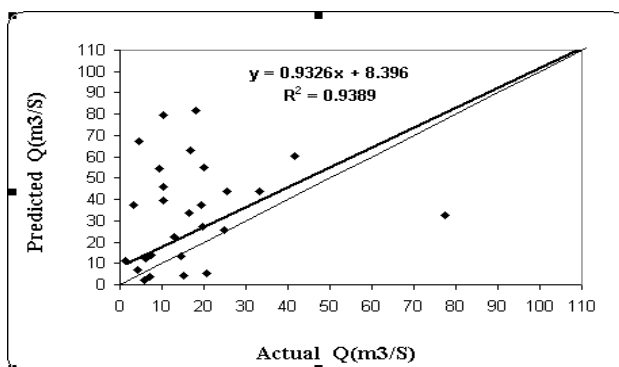


نمودار ۸: منحنی تغییرات خطای مجموعه آموزشی برای معماری شبکه H 7



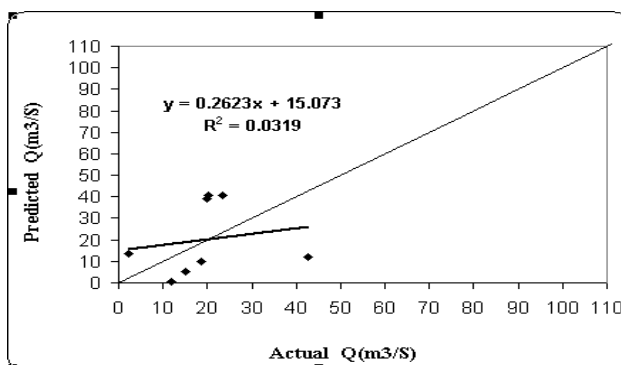
نمودار ۹: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی برای کالیبراسیون داده‌ها و با معماری شبکه H6





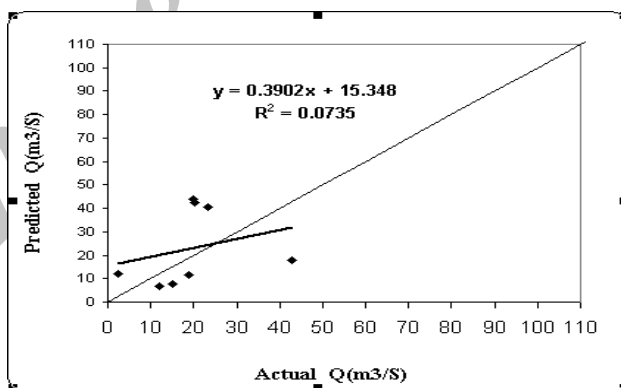
نمودار ۱۰: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی

برای کالیبراسیون داده‌ها و با معماری شبکه H7



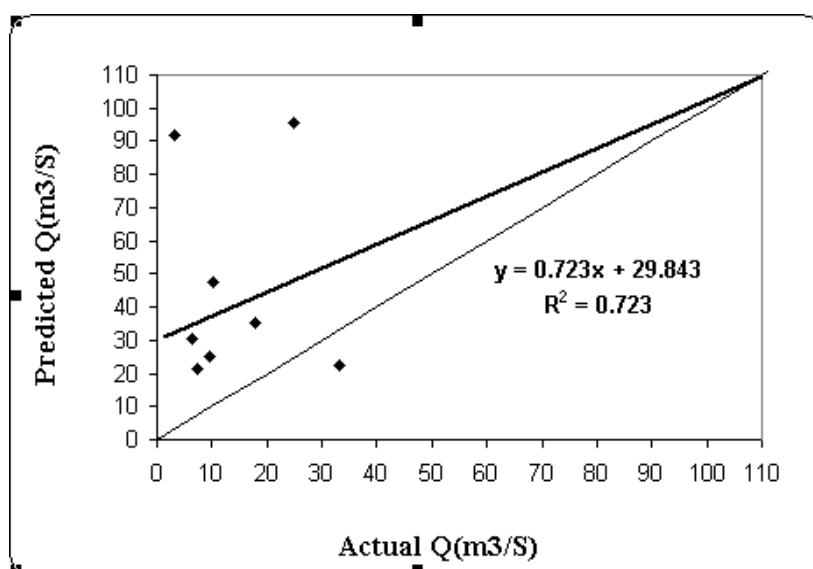
نمودار ۱۱: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی

برای اعتباریابی داده‌ها و با معماری شبکه H6

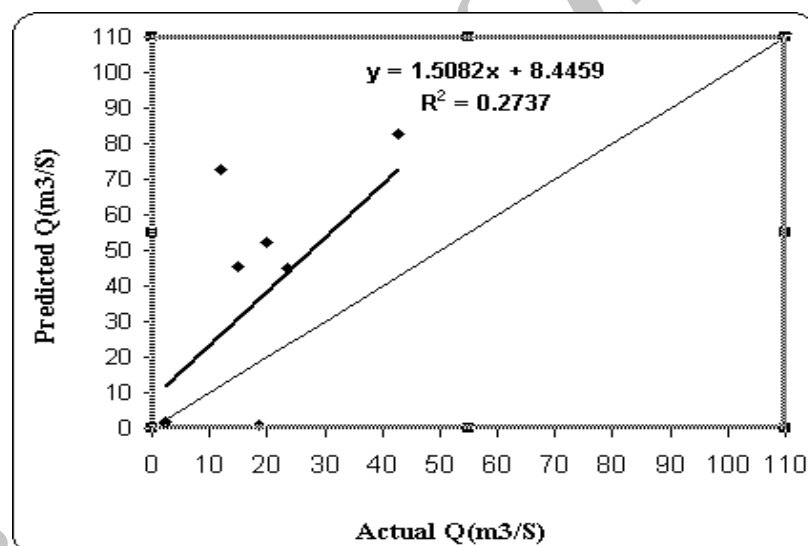


نمودار ۱۲: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی

برای اعتباریابی داده‌ها و با معماری شبکه H7



نمودار ۱۳: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی (کالیبراسیون) برای رگسیون چند متغیره



نمودار ۱۴: منحنی مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر محاسباتی (اعتباریابی) برای رگسیون چند متغیره

## نتیجه‌گیری

میزان آبدهی یا دبی اوج یک رودخانه وابسته به شرایط آب و هوایی و فیزیکی حوضه‌های آبخیز است ولی چون عوامل فیزیکی به عنوان یک عامل ثابت حوضه از جمله ارتفاع، مساحت، شیب و ... که برای همه سیلابها یکسان در مدل بود و تأثیری در خروجی مدل نداشت، فقط عوامل متغیر آب و هواشناسی برای ارزیابی و بررسی مدل نظر قرار گرفت. چرا که هر چه قدر عوامل موثر در یک پدیده در هم ادغام شوند منجر به افزایش خطا و هر چه بیشتر اختصاصی شدن مدل ساخته شده برای یک ناحیه جغرافیایی خاص خواهد بود. نتایج حاصل از مقایسه ارقام سیلابی با میزان بارش و تداوم زمانی رگبارهای تاریخی و شدت آن در سالهای مختلف ۳۲ سیل برای کالیبراسیون مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره ۸ سیل انتخابی برای اعتباریابی بیانگر نقطه ضعف روش سنتی محاسبات آماری رگرسیون چندمتغیره در قیاس با شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد و از هر لحاظ شبکه عصبی مصنوعی بر روش رگرسیون چند متغیره خطی ارجح بوده و وجود رابطه غیرخطی بارش - رواناب را تأیید می‌کند. لذا، به‌طور کلی چنین می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش به تعداد لایه میانه حساس نبوده ولی در مرحله کالیبراسیون مدل با تعداد لایه میانی ۵ عملکرد نسبی بهتری را نشان داده است و در مجموع در مقایسه با روش رگرسیون چند متغیره بسیار بهتر عمل نموده است.

Archive of SID

## کتابشناسی

۱. بهمنی، ع؛ ابراهیمی، ش؛ قلی‌نژاد، س (۱۳۸۵)، تهیه مدل ANN، بارش - رواناب در حوضه‌های آبریز و بررسی قابلیت تعمیم‌پذیری آن برای ایستگاههای مجاور مجموعه مقالات دومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، دانشگاه صنعتی اصفهان؛
۲. حسینی، ه (۱۳۷۸)، مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین آبنمود سیلاب، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران؛
۳. خسروشاهی، م (۱۳۸۱)، شدت سیل خیزی زیر حوضه‌های دماوند. رساله دکتری، دانشگاه تربیت مدرس؛
۴. دامنگیر، ه (۱۳۸۰)، آموزش پویای شبکه عصبی مصنوعی و کاربرد آن در پیش‌بینی بهنگام سیلاب، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شیراز؛
۵. رضایی، ع (۱۳۸۴)، تخمین دبی و زمان وقوع سیلاب با کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران؛
6. Abraham, A, (2005), Artificial Neural Networks, Oklahoma state university, Stillwater, usa;
7. Castellano-Mendez, M., Gonzalez-Mantegia, W., and Lozano-Calderon, R. (2004), Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas river using Box-Jenkins and neural networks methods. J. hydrol. 296:38-58;
8. Dulkashi, S. Karunasinghe, K, and Shie-Yui Lion (2006), Chaotic time series prediction with global model: Artificial neural network, J. Hydrol., 323:92-105;
9. Farokhnia, A., Anvari, S., and Morid, S., (2007), Comparison of artificial neural and neuro-fuzzy computing techniques for Mid-term Riverflows forecasts proc. The, Rivers 07 conference, Sarawak, Malaysia;
10. Hosseini, S.M., and Borhani, R., (2009), The Application of Artificial Neural Network in estimating the river yield by minimum temperatur and discharge. (Case Study: Basin Hamoon). The first international Conference of water crisis 10-12 March 2009. Zabol University;
11. Junsawang, P., Asavanant, J. and Lursinsap, C. (2007), Artificial Neural Network Model for Rainfall-Runoff Relationship, Proceeding of the 2nd Asian Simulation and Modelling (ASSIMOD2007), 9-11 January, Chaing Mai, Thailand, 267-274;
12. Misaghi, F., and mohammadi, K. (2002), Precipitation-run off simulation and channel routing using Artificial Neural Network. Article collection of river engineering eighth international conference. Ahvaz Chamran University. pp:455-462;
13. Radman, R., Alimohammadi, S., and Jabari, E. (2003), Comparison of classic models and Artificial Neural Network in prediction of river flow, the first annual conference of Irans water resources management;
14. Shui L., Karimi Goohari, S. and Ghazali, A. H., (2007), neural network for forecasting Daily Reservoir inflows, River 07 conference, Sarawak, Malaysia.