



مدل‌سازی منطقه‌ای دبی سیلابی در استان همدان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مجتبی شادمانی^۱، *صفر معروفی^۲، کوروش محمدی^۳ و علی‌اکبر سبزی‌پور^۴

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه آبیاری و زهکشی، دانشگاه بوعلی‌سینا، دانشیار گروه آبیاری و زهکشی، دانشگاه بوعلی

سینا، ^۲ دانشیار گروه آبیاری و زهکشی، دانشگاه تربیت مدرس، ^۳ دانشیار گروه آبیاری و زهکشی، دانشگاه بوعلی سینا

تاریخ دریافت: ۸۸/۴/۷؛ تاریخ پذیرش: ۹۰/۲/۵

چکیده

سیل یکی از بلاهای طبیعی مهمی است که همه ساله باعث ایجاد خسارت‌های مالی و جانی فراوانی به جوامع مختلف می‌گردد. به همین دلیل محققین سعی نموده‌اند که تغییرات کمی این پدیده را حتی المقدور بطور دقیق مورد بررسی قرار دهند. در این تحقیق، کارایی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سامانه اطلاعات جغرافیایی در برآورد دبی سیلابی ۹۰ زیرحوضه استان همدان (با زمان‌های تمرکز کمتر از ۲۴ ساعت)، با توجه به آمار ۱۶ ساله مربوط به ۱۷ ایستگاه آب‌سنجی موجود در منطقه مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور مقادیر مساحت، ارتفاع و شیب متوسط، مساحت‌های گروه هیدرولوژیکی خاک، متوسط وزنی شماره منحنی نفوذ و همچنین بارندگی‌های یک و پنج روزه ماقبل سیل نظیر حوضه، به‌عنوان متغیرهای ورودی شبکه و دبی سیلابی به‌عنوان متغیر خروجی بکار گرفته شد. با توجه به مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون، نتایج بدست آمده نشان داد که بهترین ساختار، شبکه عصبی مصنوعی پیشخور با دو لایه پنهان به ترتیب دارای ۵ و ۴ عنصر پردازشگر بود. در مدل منتخب مقادیر ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق در مرحله آزمون به ترتیب ۰/۸۷، ۰/۷۲ و ۲/۸۳ بودند. در نهایت با محاسبه مقادیر بیشینه بارش‌های یک و پنج روزه برای دوره بازگشت ۲۵ ساله و همچنین با بکارگیری مدل بهینه منتخب، توزیع مکانی دبی سیلابی در کلیه زیرحوضه‌ها ارائه گردید. بر این اساس مناطق سیل‌خیز استان به منظور انجام برنامه‌ریزی مناسب توسط مسئولین ذیربط مشخص شدند. در مجموع، این نتایج بیانگر آن است که روش شبکه عصبی مصنوعی ابزاری مناسب برای مدل‌سازی دبی سیلابی، به‌ویژه در هنگام نبود داده‌ها یا کمبود ایستگاه‌های آب‌سنجی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: بارندگی، دبی سیلابی، مدل‌سازی، شبکه عصبی مصنوعی، استان همدان.

* مسئول مکاتبه: smarofi@yahoo.com

مقدمه

سیل از عمده‌ترین سوانح طبیعی است که بدلیل تحمیل خسارات سنگین بر جوامع بشری و حیات طبیعی، همیشه مورد توجه مدیران و برنامه‌ریزان جهت کاهش اثرات آن بوده است. یکی از راهکارهای کاهش خسارت‌ها، پهنه‌بندی میزان پتانسیل سیل‌خیزی اراضی می‌باشد. به‌عبارت دیگر تفکیک نواحی سیل‌خیز و تعیین سهم عوامل موثر در آن، می‌تواند در تدوین مدیریت مناسب برای سیاست‌گذاری‌های میان‌مدت و کوتاه‌مدت در بهره‌برداری بهینه از اراضی، نقش ویژه‌ای داشته باشد. در این رهگذر، اولویت‌بندی به روش کمی بایستی بیشتر مدنظر قرار گیرد تا از ارائه راهکارهای سلیقه‌ای و کیفی در مباحث سیل‌خیزی و کنترل سیل پرهیز گردد.

جهت برآورد دبی سیلابی در حوضه‌های فاقد آمار، از مدل‌های تجربی مختلفی از جمله روش تحلیل منطقه‌ای سیلاب، استفاده می‌شود. اما به دلیل آنکه هر حوضه آبریز ویژگی‌های خاص خود را دارا می‌باشد، لازم است روش‌هایی استفاده شود که بتوان براساس خصوصیات ذاتی هر حوضه، دبی سیلابی آن را شبیه‌سازی نماید. طی دهه‌های اخیر، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ به ابزاری جهت پیش‌بینی تبدیل شده و نتایج قابل قبولی در زمینه‌های مختلف از خود نشان داده است. مدل شبکه عصبی مصنوعی با الهام از سیستم عصبی انسان، نوعی هوش مصنوعی است که از طریق معرفی عملکرد یک سیستم دینامیکی، آموزش یافته و در مواردی که مدل قبلاً با آن مواجه نشده است، مورد استفاده قرار می‌گیرد. اصلی‌ترین مزیت نگرش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های کلاسیک (ریاضی و آماری) این است که شبکه‌های عصبی مصنوعی نیازی به توضیح صریح مکانیزم فرآیندها (از قبیل مفاهیم ریاضی) را ندارد (پریرا فیلهو و دوز سانتوز، ۲۰۰۶).

شبکه عصبی مصنوعی بطور نسبتاً محدودی در پیش‌بینی جریان آبراه‌های و جریان سیلابی مورد نقد و بررسی قرار گرفته و نتایج دست آمده حاکی از عملکرد مناسب آن بوده است (ایمیری و همکاران، ۲۰۰۰؛ ترومالایاح و دئو، ۲۰۰۰؛ توکار و جانسون، ۱۹۹۹). جین و چالیزگونکار (۲۰۰۰) از شبکه عصبی برای ایجاد منحنی دبی-اشل استفاده نمودند. آنها با ایجاد شبکه‌های با ساختار متفاوت به این نتیجه رسیدند که کلیه شبکه‌های ایجاد شده از نظر معیارهای ارزیابی، پاسخ مناسب‌تری در مقایسه با روش کلاسیک آماری برازش منحنی ارائه می‌دهند و شبکه عصبی مصنوعی یک ابزار بسیار کارا در تعیین منحنی دبی-اشل می‌باشد.

1- Artificial Neural Networks (ANNs)

تاکنون مطالعات زیادی در خصوص موضوع سیل‌خیزی انجام شده است. از جمله در بعد بین‌المللی، می‌توان به تحقیقات ساهو و همکاران (۲۰۰۶) اشاره نمود. ایشان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در رودخانه‌های کوهستانی حوضه مشخصه منطقه اهایو^۱ آمریکا به پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب (دما، کدورت، اکسیژن محلول و pH) و نیز سیلاب ناگهانی منطقه پرداختند. نتایج مربوطه، نشان‌دهنده توان بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی پارامترهای مذکور بود. در دو منطقه جنوب غربی انگلستان، برآورد دبی اوج در حوضه‌های آبخیز فاقد داده‌های آب‌سنجی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های سنتی معمول مورد بررسی قرار گرفت. پژوهشگران به این نتیجه رسیدند که بر اساس معیار سنجش (میانگین مربع خطا)، روش شبکه عصبی بر دیگر روش‌ها ارجحیت دارد (هال و مینس، ۱۹۹۸). در تحقیق دیگر کرخ و لی (۲۰۰۶) در کشور تایوان در حوضه رودخانه کوپینگ^۲ با بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی، برآورد دبی سیلابی را در پایین‌دست حوضه مزبور برآورد نمودند. نتایج آنها نشان‌دهنده تاثیر قابل توجه خصوصیات فیزیوگرافی بالادست در دقت پیش‌بینی دبی سیلابی بوده و این روش را جهت پیش‌بینی دبی سیلابی و ارائه نظرات مهندسی در حوضه‌های فاقد آمار پیشنهاد نمودند.

در تحقیقی که توسط داوسون و همکاران (۲۰۰۶) در یکی از حوضه آبریز کشور ایرلند انجام گرفته، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و خصوصیات ژئومورفولوژیکی زیرحوضه‌ها اقدام به برآورد دبی سیلاب برای دوره‌های بازگشت ۱۰، ۲۰ و ۳۰ ساله و همچنین سیلاب شاخص^۳ گردید. نتایج مدل شبکه عصبی با روش‌های تجربی برآورد سیلاب مقایسه شد. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی بر مدل‌های رگرسیون چند متغیره ارجحیت داشته و فاکتورهای ژئومورفولوژیکی اثر قابل توجهی در نتایج مدل دارند. همچنین مایر و دندی (۲۰۰۰) شبکه عصبی پرسپترون^۴ سه لایه را برای تهیه آبنمود واحد بکار گرفتند. نتیجه آنها حاکی از آن است که آبنمود واحد براساس شبکه عصبی، نتایج قابل قبول‌تری نسبت به روش‌های سنتی نظیر شرم^۵ ارائه می‌نماید.

- 1- Oahu
- 2- Kooping
- 3- Index
- 4- Perceptron
- 5- Sherman

قنواتی (۲۰۰۳) در راستای شناسایی عوامل مختلف هیدروژئومورفولوژیکی و فیزیوگرافی در بروز سیل در حوضه گاماسیاب، ۱۲ متغیر ژئومورفولوژیکی و فیزیوگرافی را با استفاده از روش آماری رگرسیون چند متغیره، مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. در نهایت، مدل پیش‌بینی سیلاب حوضه بر اساس متغیرهای ضریب رواناب، ضریب گراولوس^۱، ارتفاع متوسط، شیب ناخالص رودخانه، شیب و مساحت حوضه و همچنین طول رودخانه حوضه ارائه شد. همچنین یمانی و عنایتی (۲۰۰۶) پهنه‌بندی خطر سیل در حوضه‌های فشنند و بهجت‌آباد (واقع در استان‌های تهران و قزوین) را با استفاده از خصوصیات ژئومورفولوژیک حوضه‌ها و بکارگیری روش وزن‌دهی در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS)^۲ انجام دادند. نتایج حاصله بیانگر آن است که حوضه‌های با شیب زیاد و ضریب گراولوس کمتر، ضریب سیل‌خیزی بیشتری را دارا هستند. همچنین محمدی و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از داده‌های دبی جریان بهاره و بارش، با سه روش رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی و مدل سری زمانی آریمای^۳ جریان ورودی به مخزن سد کرج را پیش‌بینی نمودند. نتایج بدست آمده بیانگر برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی بر دو مدل دیگر بود.

رهنا (۲۰۰۳) پیش‌بینی سیلاب حوضه آبریز قره‌آغاج را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار داد. معماری شبکه عصبی با یک، دو و سه لایه پنهان با ترکیب‌های مختلف از عناصر پردازش (PEs)^۴ در هر لایه آزمون شده و بهترین ساختار شبکه برای پیش‌بینی دبی با گام زمانی یک ساعته، مدلی با چهار عنصر پردازش در یک لایه پنهان بود. در تحقیق دیگری رضایی و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از خصوصیات فیزیوگرافی حوضه‌های آبریز سفیدرود و بارندگی‌های یک و پنج روزه ماقبل سیل نظیر، اقدام به مدل‌سازی منطقه‌ای دبی اوج نمودند. در تحقیق مذکور، شبکه مطلوب از نوع پیشخور و با دو لایه پنهان بود. همچنین این نتایج بیانگر ارجحیت کامل مدل شبکه عصبی مصنوعی بر روش‌های سنتی (رگرسیون چند متغیره خطی) بوده، که ضرورت استفاده از آن را در مدل‌سازی روابط بارش-رواناب الزامی می‌سازد.

در استان همدان که موضوع این تحقیق می‌باشد، تحقیقات اندکی در این خصوص صورت گرفته است. مریانجی و معروفی (۲۰۰۵) با استفاده از GIS و روش SCS، رواناب حوضه‌ی آبریز قره‌چای

- 1- Gravelius
- 2- Geographic Information Systems (GIS)
- 3- Auto Regressive Integration Moving Average (ARIMA)
- 4- Processing Elements (PEs)

را برآورد نمودند. در این رابطه رواناب حوضه به هفت کلاس تقسیم شده و احتمال وقوع هر یک از کلاس‌ها برای دوره‌های بازگشت ۲۵، ۵۰، ۱۰۰ و ۲۰۰ ساله محاسبه گردید. نتایج این تحقیق بیانگر انطباق بسیار زیادی بین نقشه مدل رقومی و عمق جریان بوده، بطوری‌که با حرکت از مناطق مرتفع به طرف مناطق پست حوضه، سطوح با عمق رواناب کمتر، افزایش می‌یابند.

گلمحمدی و همکاران (۲۰۰۹) بر اساس GIS و روش‌های مختلف زمین‌آماری، تغییرات مکانی ضریب رواناب سالانه این استان را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج مربوطه نشان داد که روش کوکریجینگ با مدل دایره‌ای، مناسب‌ترین تحلیل مکانی ضریب رواناب را دارا می‌باشد. در تحقیق دیگری معروفی و همکاران (۲۰۱۰)، تغییرات مکانی مشخصه‌های بارش سالانه استان همدان را بررسی نمودند. نتایج بدست آمده نشان داد که روش کریجینگ ساده با مدل واریوگرام نمایی، بهترین روش برای درون‌یابی مقادیر میانگین بارندگی بود. همچنین روش کریجینگ ساده (با مدل دایره‌ای) و معمولی (با مدل گوسین) به ترتیب مناسبترین روش‌های درون‌یابی مقادیر بیشینه و کمینه بارندگی بودند. این استان دارای حوضه‌های آبریز وسیعی است و بدلیل محدود بودن تعداد ایستگاه‌های آب‌سنجی آنها، اطلاعات و آمار ثبت شده، نمی‌تواند بیانگر تغییرات مکانی رواناب در سطح منطقه باشد. بنابراین برآورد دقیق توزیع مکانی دبی سیلابی امری ضروری می‌باشد. در این تحقیق سعی گردید که با استفاده از GIS و روش‌های زمین‌آماری، کارایی شبکه عصبی مصنوعی در برآورد دبی سیلابی ناشی از رواناب مستقیم^۱ (تفاوت بین دبی‌های اوج و پایه آنمود) حوضه‌های آبریز اصلی و فرعی استان مورد بررسی قرار گیرد. از دیگر اهداف تحقیق، بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی در تخمین سیلاب مناطق فاقد آمار (ایستگاه آب‌سنجی) بود.

مواد و روش‌ها

۱- منطقه مورد مطالعه: استان همدان با مساحتی در حدود ۱۹۵۴۶ کیلومترمربع یکی از نواحی کوهستانی غربی کشور می‌باشد که در مختصات جغرافیایی ۳۳ درجه و ۳۳ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۳۸ دقیقه عرض شمالی و ۴۷ درجه و ۴۵ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۳۶ درجه طول شرقی واقع شده است. بلندترین نقطه این استان قله الوند به ارتفاع ۳۵۷۴ متر از سطح دریا و پست‌ترین نقطه آن نیز در محل

خروجی رودخانه قره‌چای (بخش شرا) به ارتفاع ۱۵۵۵ متر از سطح دریا می‌باشد (گلمحمدی و همکاران، ۲۰۰۹).

روش انجام تحقیق: در این تحقیق، از داده‌های سنجش از دور و تکنیک‌های GIS به منظور مدل‌سازی ژئومورفولوژیکی سیلاب استفاده گردید. بدین منظور ابتدا لایه‌های موضوعی مختلف مانند مدل رقومی ارتفاع^۱، نقشه‌های کاربری اراضی و پوشش گیاهی، شیب، گروه هیدرولوژیکی خاک و موقعیت حوضه‌های آب‌سنجی و زیرحوضه‌های منطقه با استفاده از نرم افزارهای ArcGIS ۹/۲ و ArcHydro تهیه شدند.

تهیه نقشه‌های کاربری اراضی، گروه هیدرولوژیکی خاک و شماره منحنی: براساس تصاویر ماهواره‌ای (لندست^۲ TM) و بازبدهای صحرایی، نقشه‌های کاربری اراضی به سطوح باغات، کشت‌های آبی و دیم، مراتع علفی، مراتع ضعیف و مناطق مسکونی تفکیک شد. جهت تهیه نقشه گروه هیدرولوژیکی خاک، نفوذپذیری خاک منطقه مورد مطالعه به روش استوانه‌های مضاعف^۳ تعیین و بر اساس مقدار نفوذ، خاک‌ها به گروه‌های هیدرولوژیکی A, B, C و D رده‌بندی شدند. از تلفیق نقشه کاربری اراضی و گروه‌های هیدرولوژیکی خاک، نقشه شماره منحنی (CN)^۴ برای منطقه مورد مطالعه تهیه گردید.

تهیه داده‌های ایستگاه‌های باران‌سنجی و آب‌سنجی: با استفاده از آمار و اطلاعات ۳۳ ایستگاه باران‌سنجی و ۱۷ ایستگاه آب‌سنجی در کل منطقه مورد مطالعه استفاده گردید (شکل ۱). از آنجا که بارندگی یکروزه سیل‌زا یکی از متغیرهای ورودی مدل بوده است، به‌منظور هم‌آهنگی نسبی بین تداوم بارش و زمان تمرکز حوضه، ایستگاه‌های آب‌سنجی که زمان تمرکز آنها کمتر از ۲۴ ساعت بود، بعنوان ایستگاه منتخب در نظر گرفته و در محاسبات بعدی بکار برده شدند. طول دوره آماری مورد نظر ۱۶ سال می‌باشد (۱۳۸۴-۱۳۶۹) که انتخاب این دوره، با توجه به وجود داده‌های ایستگاه‌های آب‌سنجی مورد استفاده، صورت گرفت.

- 1- Digital Elevation Model (DEM)
- 2- LandSat
- 3- Thematic Mapper (TM)
- 4- Double Rings
- 5- Curve Number (CN)



شکل ۱- موقعیت ایستگاه‌های باران سنجی و آب سنجی منتخب در محدوده مورد مطالعه (مقیاس ۱:۱,۰۰۰,۰۰۰).

برآورد مقادیر متغیرهای ورودی و خروجی مدل: با استفاده از نقشه‌های موضوعی تهیه شده در کل استان همدان، متغیرهای مساحت، ارتفاع و شیب متوسط، مساحت گروه هیدرولوژیکی خاک و متوسط وزنی CN، برای محدوده ایستگاه‌های آب سنجی اندازه‌گیری شد. به کمک آنمودهای حاصل از گزارش‌های سیلاب ایستگاه‌های آب سنجی استان همدان، دبی‌های سیلابی ناشی از رواناب مستقیم استخراج گردید. بارندگی یک روزه مربوط به زمان وقوع دبی سیلابی در هر آنمود و در کل ایستگاه‌های باران سنجی داخل و مجاور حوضه به روش پلیگون تیسن محاسبه شد. همچنین بارندگی پنج روزه ما قبل هر دبی سیلابی به روش فوق تهیه گردید. در نهایت داده‌های سیلابی با منشاء باران و آنمودهای با ضریب رواناب کمتر از $0/8$ (اطمینان از عدم تاثیر یا تاثیر اندک ذوب برف)، به تعداد ۳۳۳ مورد برای استفاده در ساخت مدل انتخاب شدند (رضایی و همکاران، ۲۰۰۷).

تعیین ساختار شبکه عصبی مصنوعی: شبکه عصبی مصنوعی که ملهم از سیستم‌های عصبی بیولوژیکی می‌باشد، از تعدادی عناصر پردازش تشکیل شده است که معمولاً بصورت موازی عمل

می‌کنند و در معماری‌های منظمی شکل می‌یابند. یک شبکه عصبی مصنوعی، قابلیت یادگیری^۱، فراخوانی^۲ و تعمیم یافتن از الگوهای یادگیری داده‌ها را دارا است. این شبکه‌ها می‌توانند برای یک عمل خاص با تعدیل وزن‌های بین عناصر، آموزش ببینند. معمولاً شبکه‌های عصبی مصنوعی آموزش می‌بینند تا یک ورودی خاص را به یک خروجی خاص تبدیل نمایند. مزیت این شبکه‌ها آن است که قادر به مدل‌سازی سیستم‌های خطی و غیرخطی می‌باشند (ریاد و همکاران، ۲۰۰۴).

پارامترهای مساحت، ارتفاع متوسط، شیب متوسط، متوسط وزنی CN، مساحت‌های گروه هیدرولوژیکی خاک و همچنین بارندگی یک و پنج روزه ماقبل سیل نظیر، به‌عنوان ورودی شبکه و دبی سیلابی به‌عنوان خروجی در نظر گرفته شدند. پارامترهای ورودی مزبور به‌صورت تصادفی به سه بخش آموزش و اعتبارسنجی و آزمون تفکیک گردید. بدین صورت که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش (۲۳۳ مورد)، ۲۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی (۶۷ مورد) و مابقی برای آزمون شبکه عصبی مصنوعی (۳۳ مورد) بکار رفتند و مقادیر بیشینه و کمینه نیز در بخش آموزش قرار داده شدند.

پس از نرمال نمودن داده‌ها، برای انجام محاسبات و ساخت شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار NeuroSolutions ۵ استفاده گردید. برای تعیین میزان تاثیرگذاری هر یک از متغیرهای ورودی در اندازه تغییرات متغیر خروجی تحلیل، حساسیت‌سنجی انجام گرفت و با تغییر یک متغیر ورودی در دامنه مورد قبول و ثابت نگهداشتن سایر متغیرها نسبت به برآورد مقدار متغیر خروجی اقدام گردید. درصد تغییرات متغیر خروجی نشان‌دهنده میزان اهمیت متغیر ورودی مربوطه می‌باشد (طبری و همکاران، ۲۰۰۹).

بررسی توزیع مکانی دبی سیلابی زیرحوضه‌های هیدرولوژیکی: با استفاده از آمار حداکثر بارش‌های یک و پنج روزه ایستگاه‌های باران‌سنجی، پهنه‌بندی بارش‌های یک و پنج روزه (برای دوره بازگشت ۲۵ ساله) در محدوده استان همدان انجام شد. بدین منظور از روش‌های زمین‌آماری کریجینگ معمولی (OK)^۳ و توابع پایه شعاعی (RBF)^۴ و وزن‌دهی فاصله معکوس^۵ برای تخمین متغیر اندازه‌گیری نشده مورد استفاده قرار گرفت. در مورد روش کریجینگ مدل‌های دایره‌ای^۶،

- 1- Learning
- 2- Recall
- 3- Ordinary Kriging
- 4- Radial Basis Function
- 5- Inverse Distance Weighted
- 6- Circular

کروی^۱، نمایی^۲ و گوسین^۳ بکاربرده شد. همچنین برای روش توابع پایه شعاعی، مدل‌های توابع اسپیلاین کاملاً منظم^۴، مولتی کوادریک معکوس^۵، مولتی کوادریک، اسپیلاین با کشش^۶، اسپیلاین صفحه نازک استفاده گردید.

در روش‌های مختلف میان‌یابی، مقادیر برآوردی از مجموع حاصل ضرب یک فاکتور وزنی در مقادیر نقاط مشاهده‌ای به دست می‌آید. معادله کلی در روش‌های مختلف میان‌یابی بصورت زیر است، تفاوت روش‌های میان‌یابی، در برآورد فاکتور وزنی یادشده می‌باشد.

$$Z^*(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i) \quad (1)$$

در این رابطه $Z^*(X_i)$ مقدار متغیر مکانی برآورد شده، $Z(X_i)$ مقدار متغیر مکانی مشاهده شده در نقطه X_i و λ_i وزن آماری که به نمونه X_i نسبت داده می‌شود و بیانگر اهمیت نقطه i ام در برآورد است (گلمحمدی و همکاران، ۲۰۰۹).

با بکارگیری نقشه‌های موضوعی تهیه شده و بیشینه بارش‌های یک و پنج روزه در کل استان، مقادیر متغیرهای ورودی مدل (مساحت، ارتفاع و شیب متوسط، مساحت‌های گروه هیدرولوژیکی خاک، متوسط وزنی CN و همچنین بیشینه بارندگی‌های یک و پنج روزه ماقبل سیل نظیر) برای کلیه زیرحوضه‌های هیدرولوژیکی (۹۰ مورد) اندازه‌گیری شد. در نهایت با استفاده از مدل منتخب شبکه عصبی، توزیع مکانی دبی سیلابی منطقه مورد مطالعه ساله برآورد گردید. برآورد سیل ۲۵ ساله در محل ایستگاه‌های آب سنجی: جهت تفسیر نتایج مدل منتخب شبکه عصبی، با توجه به داده‌های ثبت شده در محل ایستگاه، ابتدا مقادیر بیشینه سالانه سیلاب در ایستگاه‌های آب‌سنجی انتخاب گردید، سپس با توجه به مناسبترین توزیع آماری منطبق بر داده‌ها، سیل با دوره بازگشت ۲۵ ساله محاسبه گردید.

- 1- Spherical
- 2- Exponential
- 3- Gaussian
- 4- Completely Regularized Spline
- 5- Inverse Multiquadric
- 6- Spline With Tension

معیارهای ارزیابی: به منظور ارزیابی روش‌های مورد استفاده در برآورد دبی سیلابی، از معیارهای متداول که شامل ضریب تعیین (R^2)^۱، جذر میانگین مربع خطا (RMSE)^۲ و میانگین خطای مطلق (MAE)^۳ می‌باشند، استفاده گردید. معیار آماری ضریب تعیین برای تعیین همبستگی بین مقادیر واقعی و برآورد شده و همچنین جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق برای تعیین مقادیر خطا برآورد شده، بکار برده شدند. روابط مربوطه بصورت زیر می‌باشند:

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right) \left(\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right)} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (3)$$

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

که در این روابط، X_i و Y_i امین داده واقعی و برآورد شده، \bar{X} و \bar{Y} میانگین داده‌های X_i و Y_i و n تعداد نمونه‌های ارزیابی می‌باشند.

نتایج و بحث

ویژگی‌های فیزیوگرافی حوضه‌های آبخیز انتخابی: با استفاده از نقشه‌های موضوعی تهیه شده در محدوده استان همدان، مقادیر پارامترهای فیزیوگرافی حوضه‌های آبریز ایستگاه‌های آب‌سنجی منتخب محاسبه شد. در جدول‌های ۱ و ۲، برخی از مشخصه‌های حوضه‌های آب‌سنجی ارائه شده است.

-
- 1- Determination Coefficient
 - 2- Root Mean Square Error (RMSE)
 - 3- Mean Absolute Error (MAE)

جدول ۱- برخی از مشخصه‌های حوضه‌های آبریز تحت پوشش ایستگاه‌های آب‌سنجی.

ایستگاه	مساحت (km ²)	شیب متوسط (درصد)	ارتفاع متوسط (متر)	CN	دبی بیشینه* (m ³ /s)
تقسیم‌آب	۳۰/۴۳	۴۹/۶۹	۲۶۷۷/۶۹	۸۷/۰۲	۱۱/۴۰
رزن	۱۲۴/۵۲	۱۲/۴۹	۲۱۶۰/۲۵	۸۶/۱۵	۱۹/۲۸
زهتران	۴۲۱/۶۵	۹/۲۲	۲۰۳۲/۵۷	۸۶/۳۱	۲۸/۱۶
یلفان	۲۰۰/۵۸	۲۴/۷۵	۲۵۴۲/۰۱	۸۶/۹۰	۴۲/۶۰
سولان	۴۲/۲۵	۳۴/۶۲	۲۴۴۸/۴۷	۸۳/۴۸	۲۵/۹۵
صالح‌آباد	۱۷۸/۷۹	۲۱/۸۲	۲۲۰۲/۰۲	۸۵/۲۵	۲۷/۱۰
بهادریک	۲۰۲/۶۰	۱۳/۵۰	۲۰۹۳/۶۱	۸۶/۶۸	۴۱/۲۴
قره‌آغاج	۲۰۴/۳۲	۸/۱۵	۲۰۸۴/۵۰	۸۴/۸۱	۲۸/۵۳
بوجین	۲۰۸/۶۰	۱۵/۶۹	۱۹۹۴/۵۶	۸۳/۷۱	۳۰/۹۱
خسروآباد	۸۷۷/۶۶	۱۴/۳۱	۱۸۰۴/۰۵	۸۰/۰۰	۳۶/۲۱
مرویل	۲۸۳/۶۱	۱۷/۴۱	۲۱۴۵/۶۶	۸۲/۵۲	۲۶/۰۳
فیروزآباد	۸۴۷/۵۴	۱۷/۲۴	۱۹۵۱/۹۰	۸۳/۳۶	۲۰/۳۰
قرآکند	۴۸۳/۷۶	۵/۵۰	۱۹۷۸/۰۸	۸۳/۵۲	۳۵/۸۴
علی‌آباد	۴۴/۹۳	۳۲/۹۵	۲۷۲۹/۹۸	۸۷/۳۰	۱۰/۶۴
جعفرآباد	۲۱۷/۳۸	۱۴/۳۹	۱۹۷۶/۵۷	۸۴/۱۳	۳۵/۰۱
بیهان	۱۱۸/۲۶	۱۷/۳۶	۲۰۹۵/۲۴	۸۵/۰۰	۳۳/۲۸
پل‌جاده	۲۵۳/۶۱	۷/۷۷	۱۰۴۹/۹۴	۸۶/۱۶	۱۹/۳۸

* بدون در نظر گرفتن دبی پایه

ساختار شبکه مطلوب در تعیین مقادیر دبی سیلابی ایستگاه‌های آب‌سنجی: جهت دستیابی به بهترین شبکه عصبی، مدل‌ها و توابع متفاوت با آرایش نرون‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفتند و به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه‌ها با یکدیگر، از داده‌های آزمون استفاده گردید. مقادیر خروجی از هر شبکه با مقادیر مشاهده‌ای مقایسه شد و برای ارزیابی آنها از آماره‌های ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق استفاده گردید.

نتایج آماری مربوط به برخی ساختارهای مختلف در مراحل آموزش و آزمون، در جدول ۳ ارائه شده است. بر اساس این جدول، بهترین شبکه با مدل پرسپترون چند لایه (MLP)^۱، از نوع پیشخور عمومیت یافته (FFG)^۲، تابع فعالیت تانژانت هایپربولیک، قانون یادگیری مومنتوم و آرایش ۱-۴-۵-۱۰ با دو لایه پنهان به ترتیب با ۵ و ۴ عنصر پردازش بوده است. سنج‌های ارزیابی دقت شبکه عصبی مصنوعی (آزمون) حاکی از ضریب تعیین ۰/۸۷، ضریب تعیین تعدیل شده^۳ ۰/۸۷، جذر میانگین مربع خطا برابر ۰/۷۲ و میانگین خطای مطلق برابر با ۲/۸۳ مترمکعب در ثانیه برای ۱۰۰۰ تکرار^۴ جهت رسیدن به حالت همگرایی بوده است. مقادیر نسبت F، ضریب مومنتوم و ضریب یادگیری آموزش مطلوب، به ترتیب ۲۱۲/۵ (معنی‌دار در سطح ۵ درصد)، ۰/۷ و ۱ بودند که بیانگر ارتباط مطلوب بین مقادیر سیلاب مشاهده شده و برآورد شده می‌باشد. بطور کلی این نتایج مشابه نتایج بدست آمده از تحقیق رضایی و همکاران (۲۰۰۷) می‌باشد و مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با این شبکه و مقادیر مشاهده‌ای، مطابقت خوبی را نشان می‌دهد (شکل ۲).

نتایج تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی، در جدول ۴ ارائه شده است. با توجه به این نتایج اثرگذاری متغیرهای ورودی بر دبی سیلابی، از بیشترین به کمترین آنها به ترتیب شامل شیب متوسط، مساحت گروه هیدرولوژیکی D، بارندگی یکروزه، مساحت گروه هیدرولوژیکی C، متوسط وزنی CN، بارندگی پنج روزه، مساحت گروه هیدرولوژیکی B، مساحت حوضه، مساحت گروه هیدرولوژیکی A و ارتفاع متوسط می‌باشند.

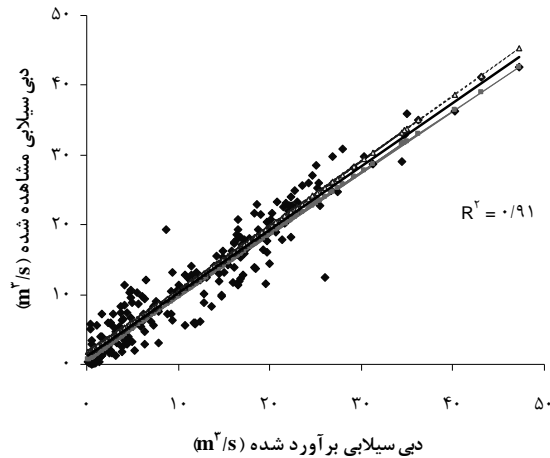
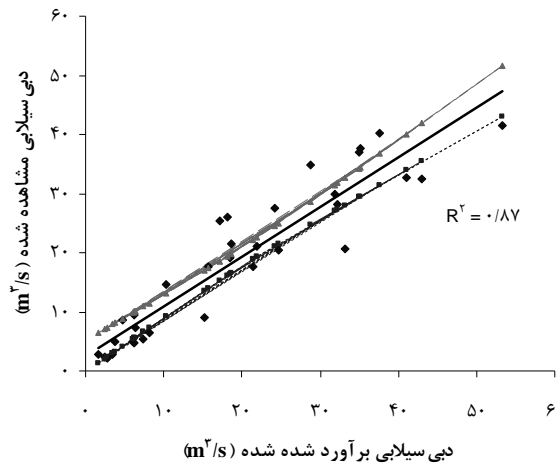
-
- 1- Multilayer Perceptron
 - 2- Generalized Feed Forward
 - 3- Adjusted R Square
 - 4- Epoch

جدول ۲- درصد مساحت‌های گروه‌های هیدرولوژیکی چهارگانه در هر یک از حوضه‌های آب‌سنجی.

ایستگاه	گروه A	گروه B	گروه C	گروه D
تقسیم آب	۰	۰	۰	۱۰۰
رزن	۰	۱۶/۱۳	۲/۰۷	۸۱/۸۰
زهتران	۰	۱۲/۱۷	۰/۲۰	۸۷/۶۳
یلفان	۰	۰	۰	۱۰۰
سولان	۰	۱۴/۴۴	۰	۸۵/۵۶
صالح آباد	۰	۱۳/۱۸	۰	۸۶/۸۲
بهادریک	۰	۰/۳۳	۱۲/۶۱	۸۷/۰۶
قره‌آغاج	۰	۱/۸۳	۴۴/۲۴	۵۳/۹۳
بوجین	۰	۲۳/۰۱	۰/۰۳	۷۶/۹۶
خسروآباد	۷/۰۵	۲۶/۹۰	۱۲/۹۳	۵۳/۱۲
مرویل	۰/۸۹	۳۰/۰۹	۱۰/۴۷	۵۸/۵۵
فیروزآباد	۰/۵۵	۲۰/۵۳	۱۶/۶۸	۶۲/۲۴
قرآکند	۰	۳۸/۲۷	۰/۶۱	۶۱/۱۲
علی آباد	۰	۰	۰	۱۰۰
جعفرآباد	۰	۲۰/۱۳	۵/۸۰	۷۴/۰۷
پیهان	۰	۱۸/۳۹	۵	۷۶/۶۱
پل جاده	۰	۱۳/۲۶	۱	۸۵/۷۴

جدول ۳- نتایج آماری مربوط به برخی ساختارهای مختلف شبکه عصبی.

مدل	تابع فعالیت	قانون یادگیری	آرایش	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
				MAE	RMSE	R ²	MAE	RMSE	R ²
GFF	تانزانت هایپربولیک	مونتوم	۱۰-۵-۱	۰/۹۱	۱/۷۷	۰/۸۷	۱/۹۶	۰/۷۲	۲/۸۳
GFF	تانزانت هایپربولیک	مونتوم	۱۰-۶-۱	۰/۹۰	۱/۷۹	۰/۸۶	۱/۹۸	۰/۷۴	۲/۸۸
GFF	تانزانت هایپربولیک	مرحله‌ای	۱۰-۵-۱	۰/۸۸	۱/۸۵	۰/۸۲	۲/۰۷	۰/۷۹	۳/۱۲
GFF	تانزانت هایپربولیک	مرحله‌ای	۱۰-۵-۳-۱	۰/۸۲	۱/۸۲	۰/۷۹	۲/۰۵	۰/۷۶	۳/۰۶
GFF	سیگموئید	لونبرگ مارکوات	۱۰-۶-۱	۰/۸۵	۱/۸۰	۰/۸۱	۱/۹۹	۰/۷۳	۲/۹۴



ب: آزمون

الف: آموزش

شکل ۲- تغییرات دبی سیلابی مشاهده شده و برآورد شده به روش شبکه عصبی مصنوعی.

پهنه‌بندی پتانسیل سیل خیزی در زیرحوضه‌های منطقه مورد مطالعه: نتایج مربوط به برآورد بیشینه بارش ۲۴ ساعته و پنج روزه به ترتیب در جدول‌های ۵ و ۶ خلاصه شده‌اند. این نتایج بیانگر آن است که برای پهنه‌بندی بیشینه بارش ۲۴ ساعته و پنج روزه به ترتیب روش کریجینگ با مدل نمایی و کروی دارای کمترین خطا و بهترین روش درون‌یابی می‌باشند. این نتایج، مشابه نتایج بدست آمده از تحقیق معروفی و همکاران (۲۰۱۰) می‌باشد که در آن روش کریجینگ به‌عنوان روش بهینه معرفی گردیده است.

با استفاده از نقشه‌های موضوعی تهیه شده در کل استان، مقادیر مساحت حوضه، ارتفاع و شیب متوسط، مساحت‌های گروه هیدرولوژیکی خاک، متوسط CN حوضه و همچنین بیشینه بارندگی‌های یک و پنج روزه ماقبل سیل نظیر (برای دوره بازگشت ۲۵ ساله)، به‌عنوان متغیرهای ورودی لحاظ گردید. سپس با بکارگیری مدل منتخب شبکه عصبی، توزیع مکانی دبی سیلابی در منطقه مورد مطالعه برآورد گردید (شکل ۳).

جدول ۴- حساسیت دبی سیلابی به متغیرهای ورودی.

حساسیت	دبی سیلابی (درصد)
مساحت حوضه	۱/۴۷
ارتفاع متوسط	۰/۸۱
شیب متوسط	۱۰/۳۵
مساحت گروه هیدرولوژیکی A	۱/۳۲
مساحت گروه هیدرولوژیکی B	۲/۴۱
مساحت گروه هیدرولوژیکی C	۴/۹۷
مساحت گروه هیدرولوژیکی D	۷/۹۱
متوسط وزنی شماره منحنی	۴/۶۱
بارندگی یک‌روزه	۵/۱۳
بارندگی پنج روزه	۳/۱۱

همانطور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، زیرحوضه‌های هیدرولوژیکی سیل‌خیز در استان، به منظور برنامه‌ریزی جهت کنترل و مهار سیلاب قابل تفکیک می‌باشند. با توجه به شکل ۳، در جدول ۷، درصد مساحت‌های مربوط به زیرحوضه‌های قرار گرفته در هر یک از پنج کلاس رده‌بندی دبی سیلابی، ارائه شده است. کلاس‌های ۱ و ۳، به‌ترتیب کمترین و بیشترین میزان سطوح را به خود اختصاص داده‌اند. بر همین اساس مناطق با پتانسیل سیل‌خیزی زیاد (کلاس ۵)، که دارای دبی سیلابی بین ۴۴/۵۲-۵۳/۲۰ مترمکعب در ثانیه می‌باشند و عمدتاً در مناطق شمال‌غرب، شمال‌شرق و مناطق مرکزی استان (نظیر زیرحوضه‌های زهتران، پل‌جاده، شور و مناطق مشرف به کوه الوند) می‌باشند، در حدود ۲۵/۳۲ درصد از مساحت کل استان را در بر می‌گیرند.

جدول ۵- نتایج ارزیابی روش‌های درون‌یابی برای برآورد بیشینه بارش ۲۴ ساعته در سطح استان همدان.

روش	مدل	RMSE (میلی‌متر)	MAE (میلی‌متر)
گریجینگ	دایره‌ای	۱۳/۱۳	۱۰/۲۷
	کروی	۱۳/۲۵	۱۰/۳۴
	نمایی	۱۲/۹۲	۱۰/۰۸
	گوسین	۱۳/۳۱	۱۰/۴۱
توانع پایه شعاعی	اسپلاین کاملاً منظم	۱۳/۶۵	۱۰/۸۱
	مولتی کوادریک معکوس	۱۳/۱۷	۱۰/۲۹
	مولتی کوادریک	۱۵/۴۴	۱۲/۶۴
	اسپلاین با کشش	۱۳/۵۹	۱۰/۷۰
وزندهی فاصله معکوس	اسپلاین صفحه نازک	۱۷/۴۸	۱۴/۸۲
	توان ۲	۱۴/۸۶	۱۱/۲۸
	توان ۳	۱۵/۱۳	۱۱/۴۳
	توان ۴	۱۵/۸۶	۱۱/۶۹

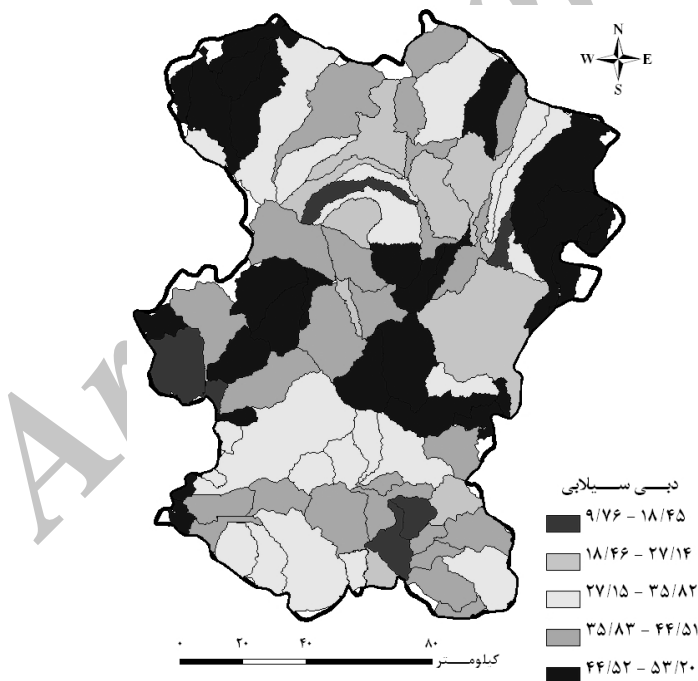
جدول ۶- نتایج ارزیابی روش‌های درون‌یابی برای برآورد بیشینه بارش پنج روزه در سطح استان همدان.

روش	مدل	RMSE (میلی‌متر)	MAE (میلی‌متر)
گریجینگ	دایره‌ای	۲۲/۷۵	۱۸/۰۵
	کروی	۲۲/۴۸	۱۷/۷۳
	نمایی	۲۲/۷۹	۱۸/۰۹
	گوسین	۲۲/۸۱	۱۸/۱۱
توانع پایه شعاعی	اسپلاین کاملاً منظم	۲۳/۱۵	۱۸/۱۷
	مولتی کوادریک معکوس	۲۳/۰۸	۱۸/۱۳
	مولتی کوادریک	۲۳/۳۴	۱۸/۲۲
	اسپلاین با کشش	۲۳/۱۱	۱۸/۱۵
وزندهی فاصله معکوس	اسپلاین صفحه نازک	۲۶/۸۳	۲۱/۷۳
	توان ۲	۲۳/۳۱	۱۷/۹۲
	توان ۳	۲۴/۰۱	۱۸/۶۰
	توان ۴	۲۴/۸۴	۱۹/۵۸

جدول ۷- مقادیر عرصه‌های مربوط به کلاس‌های پنج گانه دبی سیلابی.

کلاس رده‌بندی	محدوده دبی سیلابی	درصد مساحت
۱	۹/۷۶-۱۸/۴۵	۵/۵۱
۲	۱۸/۴۶-۲۷/۱۴	۱۴/۷۰
۳	۲۷/۱۵-۳۵/۸۲	۲۸/۵۵
۴	۳۵/۸۳-۴۴/۵۱	۲۵/۹۲
۵	۴۴/۵۲-۵۳/۲۰	۲۵/۳۲

همچنین نتایج حاصله از برآورد دبی سیلابی زیرحوضه‌ها، نشان‌دهنده این مطلب است که دبی سیلابی با افزایش مقادیر ارتفاع و CN، افزایش معنی‌داری داشته است که این نتایج با تحقیق مریانجی و معروفی (۲۰۰۵)، سازگاری دارد. همچنین بین میزان سطوح زیرحوضه‌ها و افزایش دبی سیلابی رابطه نسبتاً معکوسی وجود دارد و با افزایش سطح، دبی سیلابی به ازاء واحد سطح کاهش می‌یابد که با نتایج تحقیقات دیگر (میلویل، ۱۹۹۰؛ گودریج و همکاران، ۱۹۹۷؛ معروفی و همکاران، ۲۰۰۶) مطابقت دارد.



شکل ۳- نقشه توزیع مکانی دبی سیلابی برآورد شده به روش شبکه عصبی مصنوعی (m^3/s)

جدول ۸- مقایسه دبی سیلابی برآورد شده توسط شبکه عصبی منتخب با مقادیر سیل با دوره بازگشت ۲۵ ساله در محل ایستگاه‌های آب‌سنجی.

ایستگاه	سیل با دوره بازگشت ۲۵ ساله	دبی برآورد شده توسط شبکه عصبی مصنوعی	درصد اختلاف نسبت به سیل ۲۵ ساله
تقسیم آب	۲۹/۵	۴۰/۳	۳۶
رزن	۲۳/۳	۳۷/۲	۵۹
زهتران	۵۳/۹	۴۴/۹	۱۶
یلفان	۸۳/۹	۵۲/۱	۳۸
سولان	۳۰/۲	۴۱/۳	۳۶
صالح‌آباد	۳۸/۵	۵۳/۲	۳۸
بهادریک	۵۴/۴	۵۱/۵	۵
قره‌آغاج	۴۰/۷	۴۲/۳	۴
بوجین	۳۹/۷	۴۳/۷	۱۰
خسروآباد	۸۰	۲۸/۸	۶۴
مرویل	۴۶	۳۳/۱	۲۸
فیروزآباد	۶۲/۷	۳۴/۶	۴۴
قرآکند	۴۶	۴۴/۲	۴
علی‌آباد	۴۷/۹	۳۱/۲	۳۴
جعفرآباد	۶۰/۹	۳۳/۳	۴۵
پیهان	۸۹/۲	۳۳/۹	۶۱
پل‌جاده	۶۳/۱	۴۷/۷	۲۴

مقایسه سیل محاسبه شده توسط شبکه عصبی با مقادیر سیل با دوره بازگشت ۲۵ ساله، در ایستگاه‌های آب‌سنجی: با توجه به اینکه در اغلب طرح‌های متعارف کنترل و مهار سیلاب‌ها و طرح‌های کوچک تا متوسط آبخیزداری، اغلب سیلی با دوره بازگشت ۲۵ ساله مورد محاسبه و استفاده قرار می‌گیرد، لذا در این تحقیق سعی گردید که مقادیر سیل محاسبه شده توسط مدل بهینه ارائه شده توسط این تحقیق، با مقادیر سیل ۲۵ ساله منطقه مورد مقایسه قرار گیرد. بدین منظور در محل ایستگاه‌های آب‌سنجی که دارای داده‌های ثبت شده می‌باشند این مقایسه صورت گرفت. نتایج مربوطه

در جدول ۸ ارائه شده‌اند. قابل ذکر است که سیل ۲۵ ساله محاسبه شده در محل ایستگاه‌های آب‌سنجی مشتمل بر دبی پایه و رواناب مستقیم ناشی از سیلاب است، در صورتی که مقادیر دبی سیلابی برآورد شده توسط مدل بهینه شبکه عصبی فقط مشتمل بر رواناب مستقیم ناشی از سیلاب می‌باشد. بنابراین، بدین دلیل این دو مقدار با یکدیگر اختلاف باید داشته باشند. با توجه به جدول ۸ میزان اختلاف نسبت به سیل ۲۵ ساله بین ۴ تا ۶۴ درصد و بطور متوسط در حدود ۳۲ درصد می‌باشد که البته در ۶۵ درصد موارد، مقدار دبی سیلابی برآورد شده توسط مدل بهینه شبکه عصبی، از سیل ۲۵ ساله کمتر است. نکته قابل توجه آن است که با بزرگ شدن سطح حوضه و مشارکت دبی پایه در جریان سیل، میزان این اختلاف بیشتر می‌شود که البته با توجه به ماهیت این دو برآورد و در نظر نگرفتن دبی پایه در مدل بهینه شبکه عصبی، منطقی به نظر می‌رسد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق با توجه به نواقص موجود آماری و وضعیت پراکنش نامناسب ایستگاه‌های آب‌سنجی، با بکارگیری تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی و GIS، دبی سیلابی در زیرحوضه‌های هیدرولوژیکی استان همدان برآورد گردید. رهیافت این مطالعه، مدل عصبی مصنوعی پیشنهاد می‌باشد که نتیجه مطلوبی را در برآورد داشته و به‌عنوان مدل بهینه به‌منظور پهنه‌بندی سیلاب منطقه در نظر گرفته شد. نتایج بدست آمده نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی قادر به برآورد قابل قبول دبی سیلابی، براساس ویژگی‌های فیزیوگرافی زیرحوضه‌ها بوده و از این روش می‌توان جهت برآورد توزیع مکانی دبی سیلابی به منظور مقایسه پتانسیل سیل‌خیزی زیرحوضه‌ها، در هنگام نبود داده‌ها و یا توزیع نامطلوب ایستگاه‌های آب‌سنجی استفاده نمود. همچنین تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی مدل نشان داد بیشترین و کمترین تاثیرگذاری متغیرهای ورودی بر دبی سیلابی به ترتیب مقادیر شیب و ارتفاع متوسط حوضه بودند.

منابع

1. Dawson, C.W., Abrahart, R.J., Shamseldin, A.Y., and Wilby, R.L. 2006. Flood estimation at ungauged sites using artificial neural networks. *J. Hydrol.* 319:391-409.
2. Ghanavati, E. 2003. Geomorphologic characteristics of Gamasiab basin alluvial fans. *J. Geogr. Res.* 52:174-182. (In Persian)

3. Golmohammadi, G., Marofi, S., and Mohammadi, K. 2009. Regionalisation of runoff coefficient in Hamedan province using Geostatistical methods and GIS. *J. Sci. & Tech. Agri. and Natur. Resour.* 46:1-15. (In Persian)
4. Goodrich, D.C., Lane, L.J., Shillito, R.M., Miller, S.N., Syed, K.H., and Woolhiser, D.A. 1997. Linearity of basin response as a function of scale in a semiarid watershed, *Water Resour. Res.* 33:12.9-2965.
5. Hall M., and Minns, A.W. 1998. Regional flood Frequency Analysis using Artificial Neural Networks. *J. Hydroinform.* 98:759-763.
6. Imrie, C.E., Durucan, S., and Korre, A. 2000. River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range. *J. Hydrol.* 233:138-153.
7. Jain, S.K., and Chalisanonkar, D. 2000. Setting up stage-discharge relation using ANN. *J. Hydrol. Eng.* 5:428-433.
8. Kerh, T., and Lee, C.S. 2006. Neural networks forecasting of flood discharge at an unmeasured station using river upstream information. *J. Adv. Eng. Software.* 37:533-543.
9. Maier, H.R., and Dandy, G.C. 2000. Neural Networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *J. Environ. Model. & Software.* 15:101-124.
10. Marofi S., Voltz, M., and Moussa, R. 2006. Temporal and Spatial variability of runoff on a Mediterranean agricultural environment. *Pak. J. of Biol. Sci.* 9:5.945-953.
11. Marofi, S., Golmohammadi, G., Mohammadi, K. and Zare, Abyaneh H. 2010. Evaluation of Geostatistical Methods for Estimating Spatial Distribution of Annual Rainfall in Hamedan Province, Iran in GIS Media. *J. Agri. Sci.*, (In Persian).
12. Maryanaji, Z., and Marofi, S. 2005. Investigation of maximum daily rainfall's runoff in the Gharachay catchment using GIS and application of SCS model. *J. Agri. Res.* 5:3.71-83.
13. Milville, F. 1990. Contribution of the mechanisms of natural recharge in the aquifers by rainfall on the semi-arid climate: Application in the Barogo experimental site. Ph.D. Thesis of the Pierre and Marie Curie University.
14. Mohammadi, K., Eslami, H.R., and Dayyani Dardashti, S.H. 2005. Comparison of regression, ARIMA and ANN models for reservoir inflow forecasting using snowmelt equivalent (a case study of Karaj). *J. Agri. Sci. Tech.* 7: 17-30.
15. Pereira Filho, A.J., and dos Santos, C.C. 2006. Modeling a densely urbanized watershed with an artificial neural network, weather radar and telemetric data. *J. Hydrol.* 317:31-48
16. Rahnama, M.B. 2003. Flood Forecasting in Ghara-aghaj by using neural network artificial. 6th Seminar of the Irrigation and decrease of Evaporation, Kerman University, P465-472. (In Persian)
17. Rezai, A., Mahdavi, M., Lox, K., Feyznaya, S., and Mehdian, M. H. 2007. Regional peak flows modelling of Sefid Rood Dam's sub basins using artificial neural network. *J. Sci. & Tech. Agri. and Natur. Resour.* 11:25-39. (In Persian)

18. Riad, S., Mania, G., Bouchaou, L., and Najjar, Y. 2004. Rainfall-Runoff Model Using an Artificial Neural Network Approach. *J. Math. & Comput. Model.* 40:839-846.
19. Sahoo, G.B., Ray, C., and De Carlo, E.H. 2006. Use of neural network to predict flash flood and attendant water qualities of a mountainous stream on Oahu, Hawaii. *J. Hydrol.* 327:525-538.
20. Tabari, H., Marofi, S., and Sabziparvar, A.A. 2009. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. *J. Irrig. Sci.*, (In Press).
21. Thirumalaiah, K., and Deo, M.C. 2000. Hydrological forecasting using neural network. *J. Hydrol. Eng.* 5:180-189.
22. Tokar, A. S., and Johnson, P. A. 1999. Rainfall-runoff modeling using Artificial Neural Network. *J. Hydrol. Eng.* 4:232-239.
23. Yamani, M., and Enayati, M. 2006. The analyses of flood data in relation to the geomorphologic specification of Fashand and Behjatabad basins. 2005. *J. Geogr. Res.* 54:47-57. (In Persian)

Archive of SID



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 18(4), 2011
<http://jwfst.gau.ac.ir>

Regional flood discharge modeling in Hamedan province using Artificial Neural Network

M. Shadmani¹, *S. Marofi², K. Mohammadi³ and A.A. Sabziparvar⁴

¹M.Sc. student Dept. of Irrigation and Drainage, Bu-Ali Sina University,

²Associate Prof., Dept. of Irrigation and Drainage, Bu-Ali Sina University,

³Associate Prof., Dept. of Irrigation and Drainage, Tarbiat-Modarres University,

⁴Associate Prof., Dept. of Irrigation and Drainage, Bu-Ali Sina University

Received: 2009-6-28; Accepted: 2011-4-25

Abstract

Flood is one of natural hazardous disasters that causes economic and life damages every year. Therefore, scientists have tried to assess the variability of this phenomenon. In this study, the ability of Artificial Neural Network (ANN) and Geographical Information System (GIS) in the estimation of flood discharges of 90 sub-basins of Hamedan Province (with concentration time less than 24 hours) was assessed using a data period of 16 years collected at the 17 hydrometric stations throughout the area. In this regard, area of the basins, elevation and mean slope, bindery of hydrologic groups of soil, weighted curve number as well as daily and 5 day precipitations which occurred before the corresponding floods used as the input variables and the flood discharge defined as the output. Considering the training, validation and testing sets the results showed that the best structure was a feed forward ANN with two hidden layers of 5 and 4 processing elements. In this model, the coefficient of determination, root mean squared error and mean absolute error were 0.87, 0.72 and 2.83, respectively. Finally, using the maximum daily and 5 day precipitations for a return period of 25 years and application of the model, the spatial distribution of the direct runoff was predicted. Therefore, flood mapping of the province was specified to determine the priorities of flood control between the regions. Finally, the results indicated that ANN method was an appropriate tool for flood discharge modeling, especially in the case of missing data or inadequate hydrometric stations.

Keywords: Precipitation; Flood Discharge; Modeling; Artificial Neural Network

*Corresponding Author; Email: smarofi@yahoo.com