دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

تخمین دبی اوج سیلاب و حجم رواناب رگبار با استفاده از شبکه عصبی- فازی تطبیقی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز کسیلیان)

سعید جانی‌زاده[۱] و مهدی وفاخواه[۲]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه آبخیزداری دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس
۲- دانشیار، گروه آبخیزداری دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، (نویسنده مسوول: vafakhah@modares.ac.ir)
تاریخ دریافت: ۹۲/۸/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۴/۳/۲۳

چکیده

پیش‌بینی دبی اوج سیلاب و حجم رواناب یکی از چالش‌های مهم در مدیریت حوزه‌های آبخیز می‌باشد. پژوهش حاضر با هدف تخمین دبی اوج سیلاب و حجم رواناب به کمک شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی-فازی تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان صورت گرفته است. بدین منظور ۱۵ ویژگی بارندگی برای ۶۰ رگبار از سال ۱۳۵٤ تا ۱۳۸۸ مدنظر قرار گرفت. شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب کارایی (CE) و ضریب تبیین (R^2) برای ارزیابی کارآیی مدل‌ها استفاده شدند. نتایج نشان داد که متغیر دبی اوج سیلاب روش شبکه عصبی- فازی تطبیقی با ضریب تبیین ۰/۹۵، مجموع میانگین مربعات خطای ۱/۲۲ و ضریب کارایی ۸۵ درصد نسبت به شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین ۰/۸٦، مجموع میانگین مربعات خطای ۱/۲۸ و ضریب کارایی ۸۲ درصد عملکرد بهتری داشته است. در متغیر حجم رواناب نیز شبکه عصبی فازی- تطبیقی با ضریب تبیین ۰/۹۹، مجموع میانگین مربعات خطای ۲۳٦۹/٥٤ و ضریب کارآیی ۹۹ درصد نسبت به شبکه عصبی مصنوعی ضریب تبیین ۰/۹۸، مجموع میانگین مربعات خطای ۱۰۲۸۲/۸۲ و ضریب کارایی ۹۸ درصد عملکرد بهتری ارئه نمود. با توجه به نتایج آنالیز حساسیت بارش مازاد حساس‌ترین عامل در تخمین دبی اوج و حجم رواناب شناخته شد.

واژه‌های کلیدی: آنالیز حساسیت، بارش مازاد، تحلیل عاملی، حوزه آبخیز کسیلیان، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی- فازی تطبیقی

مقدمه

برآورد دبی اوج و حجم رواناب یک اقدام مهم در مدیریت و مهار سیلاب‌ها، طراحی سازه‌های آبی، مدیریت حوزه آبخیز، تدوین سیاست‌های بهره‌برداری از مخزن و موارد دیگر است از طرفی فرآیند بارش-رواناب یک فرایند غیرخطی است که از عامل‌های بی‌شمار فیزیکی و اغلب مربوط به هم متاثر است، که این عوامل باعث ایجاد یک فرآیند پیچیده شده که به آسانی قابل شناسایی نمی‌باشد (۲۰).

محدودیت‌های مختلف نظیر کافی نبودن ایستگاه‌های هیدرومتری، مشکل بودن جمع‌آوری داده‌های هیدرومتری از آبراهه‌های رتبه پایین که عرصه‌های اصلی عملیات آبخیزداری هستند، همراه با هزینه‌بر بودن جمع‌آوری آمار و اطلاعات مشاهده‌ای ایجاب می‌کند که برای برآورددبی اوج و حجم رواناب از مدل‌های هیدرولوژی در این زمینه استفاده نمود. با توجه به دسترسی آسان و بیشتر به آمار بارندگی، تهیه مدل هیدرولوژی مبتنی بر مشخصه‌ها و اطلاعات بارندگی بسیار کاربردی و منطقی به نظر می‌رسد (۱۹).

امروزه به کارگیری و ترکیب روش‌های هوشمند همچون شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی برای کنترل سیستم‌ها بسیار مورد توجه قرار گرفته است (۱). ویژگی مهم روش‌های هوش مصنوعی، توانایی آن‌ها در برقرار کردن ارتباط بین ورودی و خروجی یک فرآیند بدون در نظر گرفتن فیزیک آن مسئله است (۲۵). تایفور و سینگ (۲۴) با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی به مدل‌سازی آب‌نمود سیل در حوزه آبخیز Alazana Creek، تگزاس آمریکا پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی قادر به مدل‌سازی آب‌نمود سیل با کارایی خوبی می‌باشند. فیرات و توران (۸) کاربرد سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی(ANFIS) برای پیش‌بینی ماهانه جریان رودخانهGoksu در حوزه آبخیز Seyhan واقع در جنوب ترکیه مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که ANFIS در مقایسه با مدل‌های FFNN[1] و AR[2] نتیجه مناسب‌تری ارائه می‌کند. موکرجی و همکاران (۱۵) به پیش‌بینی آب‌نمود سیل در حوزه آبخیز Ajay هند با استفاده از سه مدل ANN، ANFIS و ANGIS[3] پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل ANGIS توانسته وقایع سیلاب را نسبت به دو مدل دیگر بهتر پیش‌بینی نماید. مدل ANFIS و ANN در بعضی از موارد شبیه هم عمل می‌کنند، اما مدل ANFIS نسبت به مدل ANN عملکرد بهتری داشته است. دروم و همکاران (۵) در مطالعه‌ای به مدل‌سازی رابطه بارش-رواناب در حوزه آبخیز Susurluk، ترکیه با استفاده از ANN و ANFIS پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل‌های ANN و ANFIS نسبت به رگرسیون چندمتغیره (MR) نتیجه مناسب‌تری دارد. پیست و جانگید (۳) با استفاده از مدل‌های ANFIS و MR[4] به پیش‌بینی دبی رودخانه Rajahmundry در هند پرداختند و نتایج آنان نشان داد که مدل ANFIS نتیجه بهتری نسبت به مدل MLR در پیش‌بینی دبی در این رودخانه دارد. کیشی و همکاران (۱۲) با ارزیابی سه مدلANN، ANFIS و GEP[5] برای شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب در حوزه آبخیزKurukava در شمال

1- Feed forward neural networks
2- Autoregressive
3- Adaptive neuro-GA integrated system
4- Multiple regression
5- Gene expression programming

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]

ترکیه به این نتیجه رسیدند که مدلGEP عملکرد بهتری را در شبیه‌سازی فرآیند بارش–رواناب دارد. سلاجقه و همکاران (۲۰) مدلهای آماری ARMAX، شبکه عصبی و نروفازی برای مدل‌سازی بارش–رواناب و پیش‌بینی جریان رودخانه در حوزه‌های آبخیز کرج و جاجرود استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل‌های ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به دیگر مدل‌های مورد آزمون به صورت جداگانه داشته و به علت غیرخطی بودن فرآیند بارش– رواناب عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی بهتر از مدل‌های خطی ARMAX است. نصیری و یمانی (۱۶) به تجزیه و تحلیل شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد رواناب مستقیم در حوزه آبخیز جاجرود در استان تهران پرداختند. نتایج نشان داد داده‌های کمی ژئومورفولوژی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ژئومورفولوژیکی در حوزه‌های بدون ایستگاه هیدرومتری، کارایی بالایی در پیش‌بینی رفتارهای هیدرولوژی دارند به طوری که شبکه مزبور کارایی بالایی در برآورد رواناب مستقیم داشت. پهلوان و همکاران (۱۷) به ارزیابی کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون[1] چندلایه برای تخمین آب‌نمود سیل در رودخانه جعفرآباد گرگان پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که دو تابع انتقال آکسون خطی و تانژانت آکسون خطی در شبیه‌سازی آب‌نمود نسبت به سایر توابع دارای قابلیت بهتری می‌باشد و هم‌چنین با افزایش زمان تأخیر دقت شبیه‌سازی کمتر می‌شود. دستورانی و همکاران (۴) کارایی شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی را به منظور برآورد بارش–رواناب در حوزه آبخیز زاینده رود مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در شرایط مختلف و با ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی نتایج متفاوتی از خود نشان می‌دهند. تالی خشک و همکاران (۲۳) با استفاده از مدل نروفازی به پیش‌بینی دبی روزانه در حوزه آبخیز طالقان پرداختند که نتایج نشان داد نروفازی با صحت زیادی پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه را انجام داده است. دهقانی و همکاران (۵) به مدل‌سازی بارش و رواناب با ستفاده از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی– تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان پرداختند. بررسی آنان نشان داد که مدل شبکه عصبی فازی– تطبیقی توانایی بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در مذل‌سازی بارش– رواناب دارد. با توجه به این که پیش‌بینی مناسب دبی اوج سیلاب و حجم رواناب در مدیریت مخازن سدها، کنترل سیلاب و ... اهمیت دارد و از طرفی استفاده از داده‌های زودیافت و غالباً ثبت شده بارندگی در حوزه‌های آبخیز از ارزش کاربردی زیادی برخوردار می‌باشد. از همین رو تحقیق حاضر با هدف مقایسه روش‌های هوشمند (شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی– فازی تطبیقی) در تخمین دبی اوج سیلاب و حجم رواناب بر اساس اجزای پویای بارندگی در حوزه آبخیز کسیلیان انجام شده است.

مواد و روش‌ها

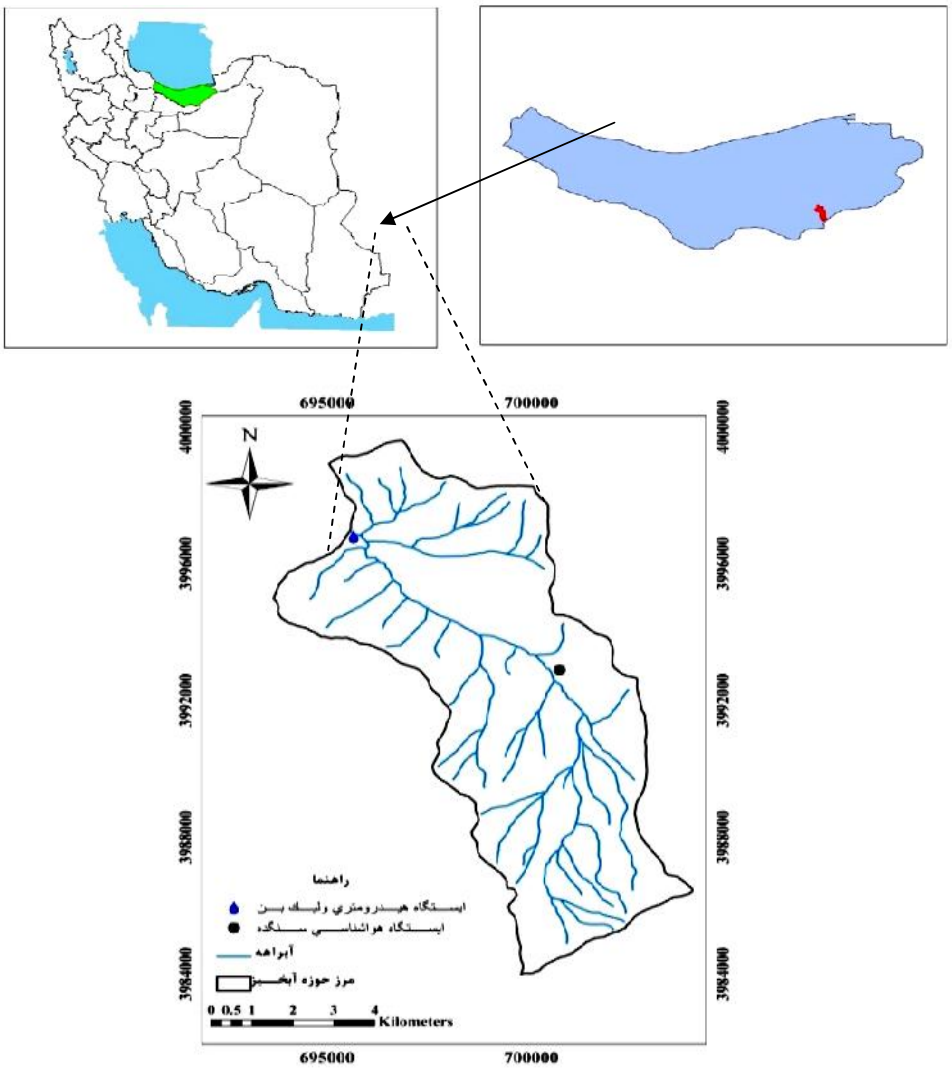
خصوصیات منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز کسیلیان از زیرحوضه‌های رودخانه تالار، با مساحت ۶۶/۷۵ کیلومترمربع و متوسط بارندگی سالانه ۷۸۳/۴ میلی‌متر می‌باشد. موقعیت جغرافیایی این حوزه آبخیز بین ″۳۰ ′۵۸ °۳۵ تا ″۱۵ ′۵۷ °۳۶ عرض شمالی و ″۴۴ ′۸ °۵۳ تا ″۴۲ ′۱۵ °۵۳ طول شرقی واقع شده است (شکل ۱). متوسط ارتفاع این آبخیز ۱۵۷۶ متر از سطح دریا با دامنه ارتفاعی ۱۱۰۰ تا ۲۷۰۰ متر از سطح دریااست (۱۲). اقلیم حوزه آبخیز با توجه به ضریب اقلیمی دومارتن در گروه بسیار مرطوب قرار دارد (۲۱).

1- Perceptron

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز کسیلیان در استان مازندران و ایران
Figure 1. Position of Kasilian watershed in Mazandaran province and Iran

روش تحقیق

به منظور انجام این تحقیق کلیه آب‌نمود و باران‌نمود مربوط به هر رگبار از سال ۱۳۵۴ تا ۱۳۹۰ با مراجعه به سازمان هواشناسی کشور و شرکت تحقیقات منابع آب (تماب) و هم‌چنین آب منطقه‌ای استان مازندران از ایستگاه هواشناسی سنگده و ایستگاه هیدرومتری ولیک‌بن تهیه شد. سپس تمامی آب‌نمودهای سیلاب‌های منفرد و باران‌نمودهای متناظر با آن از سال‌های ۱۳۵۴ تا ۱۳۹۰ استخراج گردید، که جمعاً ۶۰ رگبار برای مطالعه فعلی مدنظر قرارگرفت.

با توجه به هدف این تحقیق که تخمین دبی اوج و حجم رواناب بر اساس اجزای مختلف باران‌نمود می‌باشد، تعداد ۱۵ ویژگی مقداری و زمانی مربوط برای هر رگبارشامل مقدار کل بارش، مدت کل بارش، مقدار بارش مازاد، مرکز ثقل بارش مازاد، مرکز ثقل کل بارش، شدت متوسط بارندگی، حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار، زمان وقوع حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار، حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ی رگبار، زمان وقوع حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ی رگبار، چارک اول، چارک دوم، چارک سوم، چارک چهارم و مدت بارش مازاد استخراج گردید. به منظور تعیین حجم رواناب و دبی اوج سیلاب، ابتدا آب پایه برای هر یک از آب‌نمودهای سیل متعلق به آبخیز مورد مطالعه با استفاده از خط شیب رو به بالا به دلیل تطابق بهتر آن با شکل عمومی آب‌نمودها جدا، و سپس حجم رواناب و دبی اوج سیل برای هر یک از آب‌نمودها تعیین شد.

تحلیل عاملی

با استفاده از تحلیل عاملی تعداد زیادی از متغیرها را می‌توان به چند عامل کاهش داد و به این طریق خلاصه‌ای از

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]

داده‌های اصلی را تهیه نمود (۲۶). هدف اصلی استفاده از تحلیل عاملی، کاهش حجم داده‌ها و تعیین مهم‌ترین متغیرها در شکل‌گیری پدیده‌ها است، هرچه مقدارهم‌بستگی داخلی بین متغیرها بیشتر باشد، تعداد عوامل پدید آمده کمتر خواهد بود. در این تحقیق با استفاده ازتحلیل عاملی متغیرهای ورودی کاهش داده شد (۲).

شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق، شبکه پیش‌خور با الگوریتم آموزش انتشار خطا به عقب و توقف آموزش مورد استفاده قرار گرفت. در این شبکه تعداد نرون‌های لایه ورودی با استفاده از مسئله مورد نظر تعریف می‌گردد. تعداد لایه‌های داخلی شبکه و تعداد نرون‌های موجود در این لایه‌ها را نمی‌توان با توجه به نوع مسئله همانند لایه ورودی و خروجی تعیین نمود. این پارامترها با استفاده از فرآیند سعی و خطا به گونه‌ای تعیین می‌گردد که شبکه حاصل شده از این معماری بهترین عملکرد را در پیش‌بینی داشته باشد (۱۸،۲۷،۱۲).

در تحقیق حاضر، برای مدل‌سازی دبی اوج و حجم رواناب از شبکه پرسپترون سه لایه با توابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک در لایه مخفی و تابع خطی در لایه خروجی استفاده شد. برای تعمیم‌دهی مناسب شبکه، باید به گونه‌ای از آموزش بیش از اندازه[1] جلوگیری نمود. در مطالعه حاضر، برای جلوگیری از آموزش بیش از اندازه در شبکه‌های پرسپترون چندلایه از روش تنظیم خودکار[2] استفاده شد.در این روش تعیین پارامترهای کارآیی به صورت اتوماتیک بسیار مطلوب می‌باشد. یک راه برای رسیدن به این فرآیند استفاده از الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوارت[3] می‌باشد.

شبکه عصبی- فازی تطبیقی

شبکه‌های عصبی فازی- تطبیقی در حقیقت ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی می‌باشد، که با استفاده از یک مجموعه اطلاعات ورودی-خروجی، تابع جعبه ابزار منطق فازی ANFIS یک سیستم استنتاج فازی (FIS) می‌سازد که پارامترهای تابع عضویت آن به روش انتشار برگشتی به تنهایی و یا همراه با روش حداقل مربعات تعدیل می‌شوند. آموزش مدل به این صورت است که FIS، داده‌هایی که برای آموزش آماده شده است تقلید می‌کند. بدین معنی که سیستم یاد می‌گیرد با ورودی داده شده، خروجی‌هایی را که آموزش داده شده است، تولید کند. این کار با تصحیح پارامترهای توابع عضویت (MF) بر اساس معیار خطای انتخاب شده انجام می‌گیرد. به منظور سنجش کیفیت مدل FIS در پیش‌بینی مجموعه مقادیر خروجی باید عمل اعتباریابی انجام پذیرد. بدین صورت که یک بردار ورودی از داده‌های ورودی-خروجی را که FIS تا به حال آن را آموزش ندیده، به مدل FIS آموزش دیده نشان می‌دهند تا اعتبار مدل مورد سنجش قرار گیرد (۹). در این تحقیق از دو روش تفکیک شبکه‌ای (با تابع عضویت‌های مثلثی، زنگوله‌ای تعمیم‌یافته، گوسی) و تفکیک خوشه‌ای برای فازی‌سازی داده‌ها استفاده شد. داده‌ها به سه دسته آموزش[4]، صحت‌سنجی[5] و آزمون[6] تقسیم شد، ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش، ۱۵٪ برای صحت‌سنجی و ۱۵٪ برای آزمون استفاده گردید (۲۷).

معیار ارزیابی مدل‌ها

به منظور مقایسه مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق از نمایه‌های آماری ضریب کارآیی ناش-ساتکیف (CE) (رابطه ۱)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۲) و ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۳) استفاده گردید.مقدار ضریب کارآیی ناش- ساتکیف (CE) بین منفی بی‌نهایت و یک قرار دارد و مقدار آن هرچه به ۱ نزدیک‌تر باشد نشان‌گرکارآیی بالای مدل در پیش‌بینی است.مقدار مجذور میانگین مربعات خطا ($RMSE$) بین صفر و یک قرار دارد و مقدار آن هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد نشان‌گر دقت بالا پیش‌بینی است. مقدار ضریب تبیین (R^2) بین صفر تا ۱ می‌باشد و مقدار ۱ بیان‌کننده پیش‌بینی بدون خطا می‌باشد.

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_o - Y_e)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_o - \overline{Y}_o)^2} \quad (۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_o - Y_e)^2} \quad (۲)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_o - \overline{Y}_o)(Y_e - \overline{Y}_e)}{(\sum_{i=1}^{n}(Y_o - \overline{Y}_o)^2)^{0.5}(\sum_{i=1}^{n}(Y_e - \overline{Y}_e)^2)^{0.5}} \quad (۳)$$

که در آن Y_o: مقدار مشاهده‌ای متغیر وابسته، مقدار تخمینی متغیر وابسته، $\overline{Y}_o$: میانگین مقدار مشاهده‌ای متغیر وابسته و میانگین مقدار تخمینی متغیر وابسته است.

آنالیز حساسیت

به منظور تعیین مهم‌ترین عامل تاثیر گذار بر هر یک از متغیرهای مستقل، از آنالیز حساسیت در محیط نرم‌افزار Matlab 7.2 استفاده شد. بدین صورت خصوصیات استخراج شده از تحلیل عاملی به همراه مقادیر هر یک از متغیرهای در نرم‌افزار وارد شده و تأثیر هر یک از متغیرهای مستقل بر تخمین هر یک از متغیرهای وابسته مورد بررسی قرار گرفت، بدین صورت که نرم‌افزار با تغییر مقادیر ورودی و تأثیرآن بر روی میزان خروجی به هر متغیر ورودی وزنی داده که متغیری که بیش‌ترین وزن را دارا بوده، به عنوان اثرگذارترین متغیر در برآورد خروجی مربوطه مشخص می‌شود (۱۰).

نتایج و بحث

در این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار SPSS و با انجام تجزیه و تحلیل عاملی برای ۱۵ متغیر در ۶۰ رگبار منتخب، ماتریس وزنی عاملی با استفاده از داده‌ها و تحلیل عامل اصلی به‌دست آمد (جدول‌های ۱ و ۲).

1- Overfitting
2- Automated regularization
3- Levenberg-Marquardt
2- Training Set
5- Validation Set
6- Test Set

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]

جدول ۱- مقدار ریشه پنهان ماتریس همبستگی

Table 1. The eigenvalues of a correlation matrix

عامل	۱	۲	۳	۴
ریشه پنهان ماتریس همبستگی	۶/۰۸۷	۴/۰۰۶	۱/۶۶۱	۱/۱۵۱
درصد واریانس کل	۴۰/۵۷۹	۲۶/۷۰۴	۱۱/۰۷۲	۷/۶۷۲
درصد تجمعی واریانس کل	۴۰/۵۷۹	۶۷/۲۸۳	۷۸/۳۵۵	۸۶/۰۲۷

جدول ۲- ماتریس وزنی عاملی دوران یافته برای داده‌های استاندارد شده

Table 2. Rotated factor weight matrix for standardized data

عامل/ محور	۱	۲	۳	۴
مقدار کل بارش	۰/۱۹	**۰/۹۴***	۰/۲۲	۰/۱۲
مدت کل بارش	۰/۶۰	۰/۶۲	-۰/۳۴	۰/۱۳
بارش مازاد	۰/۱۹	۰/۱۸	-۰/۰۸	**۰/۹۱***
مرکز ثقل بارش مازاد	**۰/۹۳***	۰/۲۱	-۰/۱۴	۰/۲۱
مرکز ثقل بارش کل	**۰/۷۱***	۰/۵۶	-۰/۳۱	۰/۱۷
شدت متوسط بارندگی	-۰/۲۴	۰/۰۸	**۰/۹۲***	-۰/۱۰
حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار	-۰/۰۸	۰/۲۰	**۰/۹۵***	-۰/۱۵
زمان وقوع حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار	**۰/۹۸***	۰/۰۵	۰/۰۵	۰/۱۱
حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ای رگبار	-۰/۰۷	۰/۱۸	**۰/۹۴***	-۰/۱۶
زمان وقوع حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ای رگبار	**۰/۹۷***	۰/۰۵	-۰/۰۵	۰/۱۲
چارک اول	-۰/۰۱	**۰/۸۴***	۰/۲۴	-۰/۰۳
چارک دوم	۰/۰۸	**۰/۷۲***	۰/۳۷	-۰/۰۷
چارک سوم	۰/۱۳	۰/۶۳	-۰/۰۱	۰/۴۱
چارک چهارم	۰/۴۸	۰/۶۰	-۰/۰۵	-۰/۰۲
مدت بارش مازاد	۰/۱۶	۰/۰۳	-۰/۲۷	**۰/۸۵***

*: اعداد بزرگ‌تر از ۰/۷

با توجه به جداول ۱ و ۲ چهار عامل استخراج شده می‌تواند حدود ۸۶ درصد واریانس را توضیح دهد. به طوری که عامل اول رابطه مستقیمی با مرکز ثقل بارش مازاد، مرکز ثقل بارش کل، زمان وقوع حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار، زمان وقوع حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ای رگبار دارد. عامل اول اساساً شامل متغیرهایی است که با تغییرات زمان ارتباط دارند؛ و از آن‌جایی که در عامل اول، زمان وقوع حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار بیش‌ترین وزن را دارد انتخاب گردید.عامل دوم رابطه مستقیمی با مقدار کل بارش، چارک اول و چارک دوم دارد. عامل دوم عامل اساساً شامل متغیرهایی است که با مقدار بارش ارتباط دارند؛ و از آن‌جایی که در عامل دوم، مقدار بارش بیش‌ترین وزن را دارد و می‌تواند توضیح دهنده بقیه متغیرهای در ارتباط آن باشد انتخاب گردید. در عامل سوم حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار و در عامل چهارم بارش مازاد انتخاب شدند.

نتایج شبکه عصبی مصنوعی

در جدول ۳ نمایه‌های آماری حاصل از اجرای شبکه عصبی مصنوعی برای سه مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون در برآورد دبی اوج و حجم رواناب ارائه گردیده است. با توجه به نتایج جدول ۳ مشاهده می‌گردد که در متغیر دبی اوج تابع تانژانت هیپربولیک در مرحله آزمون با داشتن ضریب تبیین ۰/۸۶، مجموع میانگین مربعات خطای ۱/۲۸ و ضریب کارایی ۸۲ درصد نتیجه بهتری نسبت به تابع سیگموئید ارائه نموده است (شکل ۲). در متغیر حجم رواناب تابع سیگموئید در مرحله آزمون با داشتن ضریب تبیین ۰/۹۸، مجموع میانگین مربعات خطای ۱۰۲۸۲/۸۲ و ضریب کارایی ۹۸ درصد نتیجه بهتری نسبت به تابع تانژانت هیپربولیک ارائه نموده است (شکل ۳).

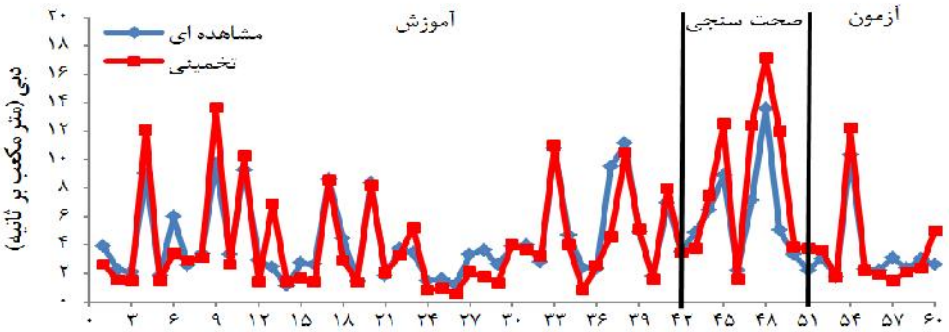
جدول ۳- نتایج شبکه عصبی مصنوعی

Table 3. ANN results

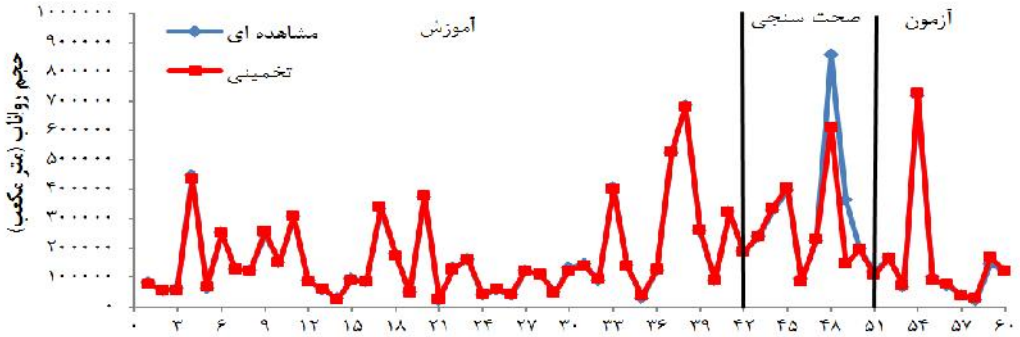
متغیر	آرایش شبکه	تابع انتقال در لایه پنهان	مرحله	R^2	RMSE	CE
دبی اوج (مترمکعب بر ثانیه)	۱-۱۹-۴	سیگموئید	آموزش	۰/۸۳	۱/۳۸	۰/۸۴
			صحت‌سنجی	۰/۷۱	۴/۲۱	۰/۳۲
			آزمون	۰/۷۹	۲/۰۵	۰/۵۹
	۱-۸-۴	تانژانت هیپربولیک	آموزش	۰/۹۱	۱/۱۳	۰/۹
			صحت‌سنجی	۰/۷۹	۳/۴۴	۰/۵۴
			آزمون	۰/۸۶	۱/۲۸	۰/۸۲
حجم رواناب (مترمکعب)	۱-۱۱-۴	سیگموئید	آموزش	۰/۹۹	۴۸۵۷/۵	۰/۹۹
			صحت‌سنجی	۰/۸۳	۱۰۹۴۰۲/۲	۰/۷۴
			آزمون	۰/۹۸	۱۰۲۸۲/۸۲	۰/۹۸
	۱-۱۱-۴	تانژانت هیپربولیک	آموزش	۰/۹۹	۳۴۶۴/۴۷	۰/۹۹
			صحت‌سنجی	۰/۸۸	۸۳۴۳۱/۰۹	۰/۸۵
			آزمون	۰/۹۷	۱۹۳۵۶/۳۵	۰/۹۷

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]



شکل ۲- دبی اوج مشاهداتی و برآوردی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون
Figure 2. The observed and estimated peak discharge with ANN in training, validation and testing periods



شکل ۳- حجم رواناب مشاهداتی و برآوردی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون
Figure 3. The observed and estimated runoff volume with ANN in training, validation and testing periods

نتایج شبکه عصبی فازی تطبیقی

با توجه به نتایج جدول ۴ در متغیر دبی اوج روش تفکیک خوشه‌ای با داشتن ضریب تبیین ۰/۹۵، مجموع میانگین مربعات خطای ۱/۲۲ و ضریب کارایی ۸۵ درصد نسبت به سایر توابع نتایج مناسب‌تری ارائه نموده است (شکل ۴). هم‌چنین در متغیر حجم رواناب نیز روش تفکیک خوشه‌ای با داشتن ضریب تبیین ۰/۹۹، مجموع میانگین مربعات خطای ۲۳۶۹/۵۴ و ضریب کارایی ۹۹ درصد نتیجه بهتری نسبت به سایر توابع ارائه نموده است (شکل ۵).

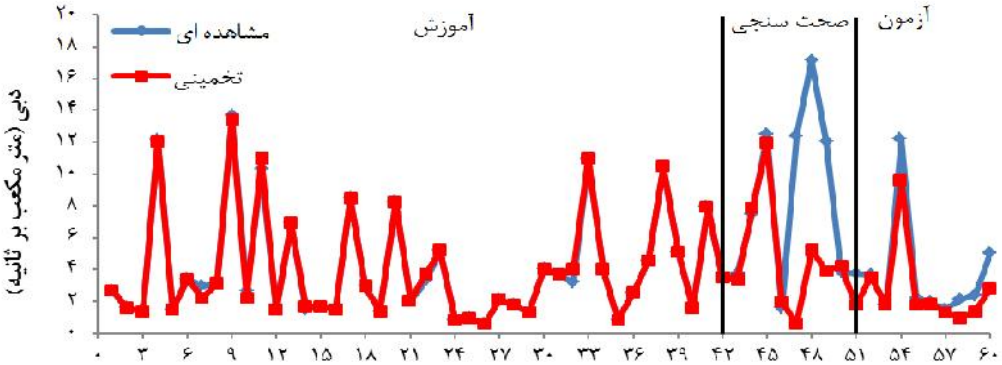
با انجام تحلیل حساسیت مشاهده گردید که در هر دو متغیر دبی اوج و حجم رواناب عامل بارش مازاد با داشتن بیش‌ترین ضریب به عنوان اثر گذارترین و حساس‌ترین عامل می‌باشد (جدول ۵).

جدول ۴- نتایج شبکه عصبی فازی تطبیقی

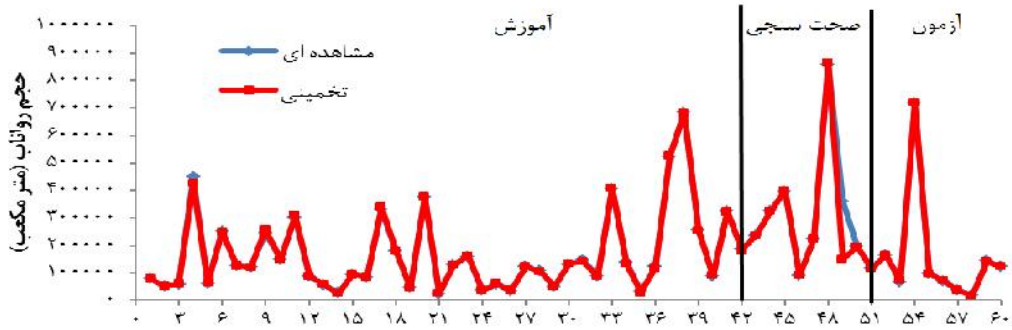
Table 4. ANFIS results

متغیر	مرحله	تفکیک شبکه‌ای									تفکیک خوشه‌ای		
		مثلثی			زنگوله‌ای تعمیم یافته			گوسی					
		R^2	RMSE	CE	R^2	RMSE	CE	R^2	RMSE	CE	R^2	RMSE	CE
دبی اوج (مترمکعب بر ثانیه)	آموزش	۰/۹۶	۰/۶۳	۰/۹۶	۰/۹۹	۰/۲	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۳۹	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۰۸	۰/۹۹
	صحت سنجی	۰/۵	۴/۷۱	۰/۱۲	۰/۴۶	۴/۴۸	۰/۱۸	۰/۴۶	۴/۳۱	۰/۲۶	۰/۷۶	۳/۵۹	۰/۵۰
	آزمون	۰/۲۷	۳/۱۳	۰/۰۸	۰/۸۹	۲/۷۹	۰/۳۸	۰/۸۶	۵/۲۲	-۱/۴۲	۰/۹۵	۱/۲۲	۰/۸۵
حجم رواناب (مترمکعب)	آموزش	۰/۹۹	۱۱۳۱/۱۳	۰/۹۹	۰/۹۹	۶۸۷/۷	۰/۹۹	۰/۹۹	۱۲۵۳/۱۲	۰/۹۹	۰/۹۹	۴۹۵۸/۸۱	۰/۹۹
	صحت سنجی	۰/۵۸	۲۸۸۸۵۲/۹	-۰/۷۸	۰/۹	۷۳۷۳۷/۸	۰/۸۸	۰/۸۸	۳۶۹۴۵۷/۱	-۱/۹	۰/۹۱	۷۰۸۰۷	۰/۸۹
	آزمون	۰/۹۶	۴۹۲۵۵/۶۲	۰/۹۴	۰/۹۹	۶۴۷۷۱/۱	۰/۹	۰/۹۸	۱۴۹۶۲/۳۴	۰/۹۸	۰/۹۹	۲۳۶۹/۵۴	۰/۹۹

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]



شکل ۴- دبی اوج مشاهداتی و برآوردی با استفاده از شبکه عصبی- فازی تطبیقی در مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون
Figure 4. The observed and estimated peak discharge with ANFIS in training, validation and testing periods



شکل ۵- حجم رواناب مشاهداتی و برآوردی با استفاده از شبکه عصبی- فازی تطبیقی در مرحله آموزش، صحت‌سنجی وآزمون
Figure 5. The observed and estimated runoff volume with ANFIS in training, validation and testing periods

جدول ۵- نتایج آنالیز حساسیت

Table 5. Sensitivity analysis results

متغیر	زمان وقوع حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار	مقدارکل بارش	حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار	بارش مازاد
دبی اوج	۱/۲۱	۱/۱۹	۲/۱۲	۹/۲۸
حجم رواناب	۰/۹۴	۴/۳۴	۲/۴۶	۱۷۸۳/۱۷

به منظور ارزیابی عملکرد شبکه‌ها ازمعیارهای RMSE، CE و R^2 استفاده شد. نتایج مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی و عصبی-فازی تطبیقی نشان داد که شبکه عصبی فازی تطبیقی با روش جداسازی خوشه‌ای با داشتن کمترین خطا و ضریب کارایی بالایی توانسته است دبی اوج سیلاب و حجم رواناب را برآورد نماید. این روش توانسته است ۸۵ درصد از تغییرات دبی اوج و ۹۹ درصد از تغییرات حجم رواناب را توجیه نماید. نتایج سلاجقه و همکاران (۱۹)پیرامون بررسی کارایی روش‌های عصبی- فازی و مدل‌های آماری در شبیه‌سازی فرآیند بارش رواناب نیزنشان داد که در بین مدل‌های ANFIS روش جداسازی خوشه‌ای نتیجه بهتری نسبت به روش تفکیک شبکه‌ای داشته است. تفاوت این روش‌ها در چگونگی تعیین تابع عضویت است. هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی کم باشد، روش تفکیک شبکه‌ای برای طبقه‌بندی داده‌ها مناسب است. در حالی که اگر تعداد متغیرهای ورودی زیاد باشد سرعت آموزش شبکه عصبی- فازی تطبیقی با جداسازی خوشه‌ای نسبت به شبکه عصبی- فازی تطبیقی با جداسازی شبکه‌ای بهتر می‌باشد. با توجه به این‌که تعداد متغیرهای انتخاب شده در این تحقیق نیز زیاد بود روش تفکیک خوشه‌ای عملکرد مناسبی نسبت به روش تفکیک شبکه‌ای داشت. در حالی که موسوی و همکاران (۱۴) و شیرمحمدی و همکاران (۲۲) در پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی بیان کردند که در روش شبکه عصبی فازی- تطبیقی، تابع عضویت زنگوله‌ای تعمیم یافته دارای خطای کمتری در مدل‌سازی می‌باشد.همانند برخی از تحقیقات انجام شده در داخل و خارج کشور که نشان دهنده قدرت و توانایی شبکه عصبی-فازی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی پدیده‌های هیدرولوژیک است. نتایج این تحقیق با نتایج پژوهش‌های موکرجی و همکاران (۱۵)، ال- شافی و همکاران (۷)، کیشی و همکاران (۱۲)، وفاخواه (۲۵)، دستورانی و همکاران (۴)، دهقانی و همکاران (۵) هم‌خوانی دارد. با توجه به نتایج آنالیز حساسیت مشخص شد که بارش مازاد به عنوان حساس‌ترین و اثرگذارترین عامل در تخمین دبی اوج وحجم رواناب است. بارش مازاد یکی از مهم‌ترین

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]

عوامل مؤثر بر شکل هیدروگراف محسوب می‌گردد و عکس‌العمل هیدرولوژیکی هر حوزه آبخیز در قالب شاخص‌هایی از قبیل دبی اوج، زمان پایه و زمان تا اوج به طور مستقیم تحت تأثیر مدت زمان بارش مازاد مربوطه می‌باشد. به طور کلی مدل‌های نروفازی سیستم را به کمک قواعد اگر آنگاه توصیف می‌کند که این قواعد در ساختار شبکه‌ای پیاده‌سازی شده است تا بتوان الگوریتم‌های یادگیری مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی را به آن‌ها اعمال نمود. به واسطه این ساختار، مدل‌های شبکه‌های عصبی- فازی، برای تحلیل و تفسیر، تا حدودی از شفافیت برخوردارند بدین معنی که نسبت به مدل‌های کاملاً جعبه سیاه نظیر شبکه‌های عصبی، می‌توان از آن‌ها برای توضیح پاسخ استفاده نمود.

منابع

1. Abghari, H. 2008. Intelligent prediction methods based on wavelet and neural network models between monthly river discharges, Ph.D. thesis, Natural Resources Faculty, University of Tehran, 173 pp (In Persian).
2. Bihamta, M.R. and M.A. Zare Chahouki. 2008. Principles of statistics for the natural resources science, 1rd Edition, University of Tehran Press, 300 pp (In Persian).
3. Bist, D. and A. Jangid. 2011. Discharge modeling using adaptive neuro-fuzzy inference system, International Journal of Advanced Science and Technology, 31: 99-114.
4. Dastoorani, M., H. Sharifi Darani, A. Talebi and A. Moghdamnia. 2011. Performance of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systemin rainfall-runoff modeling in the Zayandeh River dam watershed, Iranian Journal of Water and Wastewater, 4: 114-125 (In Persian).
5. Dehghani, N., M. Vafakhah and A. Bahremand. 2016. Rainfall-Runoff Modeling using Artificial Neural Network and Neuro-Fuzzy Inference System in Kasilian Watershed, Journal of Watershed Management Research, 7: 128-137 (In Persian).
6. Dorum, A., A. Yarar, M. Faik Sevimli and M. Onüçyildiz. 2010. Modelling the rainfall–runoff data of Susurluk basin, Expert Systems with Applications, 37: 6587-6593.
7. El-Shafie, A., O. Jaafer and A. Seyed. 2011. Adaptive neuro-fuzzy inference system based model for rainfall forecasting in Klang River, Malaysia, International Journal of the Physical Sciences, 6: 2875-2888.
8. Firat, M. and M.E. Turan. 2009. Monthly river flow forecasting by an adaptive neuro-fuzzy inference system, Water and Environment Journal, 24: 116-125.
9. Jang J.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system, IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics, 23: 665-685.
10. Kavoosi S.M. 2011. Determine the influence of soil parameters using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system, M.Sc. Thesis, Watershed Management Department, Tarbiat Modarres University, 123 pp (In Persian).
11. Khaleghi, M.R., V. Gholami, J. Ghodusi and H. Hosseini. 2011. Efficiency of the geomorphologic instantaneous unit hydrograph method in flood hydrograph simulation, Catena, 87: 163-171.
12. Kisi, O., J. Shiri and M. Tombul. 2012. Modeling rainfall-runoff process using softcomputing techniques, Computers and Geosciences, 57: 108-117.
13. MirAbasi NajafAbadi, R., Y. DinPajooh and A. Fakheri Fard. 2011. Rainfall-runoff modeling using the maximum entropy principle (case study: Kasilian Basin), Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, 15: 39-51 (In Persian).
14. Moosavi, V., M. Vafakhah, B. Shirmohammadi and N. Behnia. 2013. A Wavelet–ANFIS Hybrid Model for Groundwater Level Forecasting for Different Prediction Periods, Water Resources Management, 27: 1-21.
15. Mukerji, A., C. Chatterjee and N.S. Raghuwanshi. 2009. Flood forecasting using ANN, neuro-fuzzy, and neuro-GA models, Journal of Hydrologic Engineering, 14: 647-652.
16. Nasiri, A. and M. Yamani. 2009. Geomorphological analysis and artificial neural network sin estimating direct runoff (Jajrud basin, sub-basin Amameh), Journal of Geography Research, 68: 33-44 (In Persian).
17. Pahlevani, H., E. Baheremand, A.A., Dehghani and A. Saaddin. 2010. Performance evaluation of artificial neural network models to estimate flood hydrograph in Jafarabad Gorgan River, Journal of Soil and Water Conservation Research, 18: 231-240 (In Persian).
18. Riad, S., J. Mania, L. Bouchaou and Y. Najjar. 2004. Predicting catchment flow in asemi-arid region via an artificial neural network technique, Hydrological Processes,18: 2387-2393.
19. Sadeghi, S.H.R., M. Mozayyan and H.M. Moradi. 2007. Development of Hydrograph using Different Rainfall Components in Kasilian Watershed, Journal of Iranian Natural Resources, 60: 33-43 (In Persian).
20. Salajegheh, A., A. Fathabadi and M. Mahdavi. 2008. Performance of fuzzy neural techniques and statistical model sin simulating the rainfall-runoff, Journal of Iranian Natural Resources, 62: 65-79.
21. Seyyed Kaboli, H. and A.M. Akhond-Ali. 2009. Evaluation of loss methods to simulate flood events (Case study: Kasilian Basin), Water and Soil Journal, 32: 98-109 (In Persian).
22. Shirmohammadi, B., M. Vafakhah, V. Moosavi and A. Moghaddamnia. 2013. Application of several data-driven techniques for predicting groundwater level, Water Resources Management, 27: 419-432.
23. Tali-Khoshk, S., M. Mohseni Saravi, M. Vafakhah and S. Khalighi-Sigaroudi. 2014. River Daily Flow Prediction using Neuro-Fuzzy Model (Case Study: Taleghan Watershed), Journal of Watershed Management Research, 5: 48-59 (In Persian).
24. Tayfur, G. and V.P. Singh. 2006. ANN and Fuzzy Logic Models for Simulating Event-Based Rainfall-Runoff, Journal of Hydraulic Engineering, 132: 1321-1330.
25. Vafakhah, M. 2012. Application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system models to short-term streamflow forecasting, Canadian Journal of Civil Engineering, 39: 402-414.
26. Vafakhah, M. 1999. Understanding the factors contributing to flood control in the basin using factor analysis in Qarechay River, Journal of Research and Development, 45: 72-75 (In Persian).
27. Wang, W.C., K.W. Chau, Ch.T. Cheng and L. Qiu. 2009. A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series, Journal of Hydrology, 374: 323-331.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]

Estimation of Event Flood Peak Discharge and Runoff Volume using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (A Case Study: Kasilian Watershed)

Saeed Janizadeh[1] and Mehdi Vafakhah[2]

1- M.Sc. Student, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University
2- Associate Professor, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University (Corresponding Author: vafakhah@modares.ac.ir)
Received: November 11, 2013 Accepted: June 13, 2015

Abstract

Prediction of flood peak discharge and runoff volume is one of the major challenges in the management of watersheds. The present study was carried out to estimate event flood peak discharge and runoff volume using artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) in Kasilian watershed, Iran. For this purpose, 15 rainfall characteristics were considered for 60 storms from 1975 to 2009. Statistical indices of mean square error (RMSE), coefficient of efficiency (CE) and the coefficient of determination (R^2) were used to assess models performance. The results showed that flood peak discharge variable, ANFIS with RMSE=1.28m^3s^{-1}, CE=%82 and R^2=0.86 has better performance than ANN with RMSE=1.22m^3s^{-1}, CE=%82 and R^2=0.95 and for runoff volume variable, ANFIS with RMSE=2369.54 m^3, CE=%99 and R^2=0.99 has better performance than ANN with RMSE=10282.82m^3, CE=%98 and R^2=0.98. Also, the results of the sensitivity analysis indicated that the most sensitive factor is excess rainfall for runoff flood peak discharge and runoff volume estimation.

Keywords: ANN, ANFIS, Excess rainfall, Factor analysis, Kasilian watershed, Sensitivity analysis

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.250]