دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

مدل‌سازی بارش- رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه فازی- عصبی تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان

نوید دهقانی[1]، مهدی وفاخواه[2] و عبدالرضا بهره‌مند[3]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس
۲- دانشیار، دانشگاه تربیت مدرس، (نویسنده مسوول: vafakhah@modares.ac.ir)
۳- دانشیار، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان
تاریخ دریافت: ۹۱/۹/۱۴ تاریخ پذیرش: ۹۳/۹/۲۳

چکیده

مدل‌سازی فرآیند بارش - رواناب و پیش‌بینی دبی رودخانه یک اقدام مهم در مدیریت و مهار سیلاب‌ها، طراحی سازه‌های آبی در حوزه‌های آبخیز و مدیریت خشکسالی است. هدف این تحقیق شبیه‌سازی جریان روزانه در حوزه آبخیز کسیلیان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی است. روش‌های هوشمند دارای قابلیت بالایی برای برقراری ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی می‌باشند. در این تحقیق از آمار بارش، تبخیر و دما ایستگاه هواشناسی سنگده که ورودی مدل‌ها و آمار دبی ایستگاه ولیک‌بن که خروجی مدل‌ها محسوب می‌شود طی سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۸ استفاده شد. تعداد تأخیرهای لازم برای ورود متغیرهای ورودی به شبکه‌ها با استفاده از نمودار خودهمبستگی جزئی به دست آمد. از بین متغیرهای مختلف در هر دو مدل ساختار بارش و تبخیر با یک روز تأخیر برای مدل بهینه انتخاب شد. سپس نتایج با استفاده از نمایه‌های RMSE، NSH، MAE و Rmod برای مدل بهینه در هر دو مدل ارزیابی گردید. نتایج نشان داد که شبکه عصبی- فازی تطبیقی با تابع عضویت زنگوله‌ای شکل، شعاع تأثیر ۰/۱۴ و نمایه‌های آماری NSH= ۰/۸۰، RMSE= ۰/۰۵۶، MAE= ۰/۱۱ و Rmod= ۰/۸۱ نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی با همان ساختار با الگوریتم آموزشی لونبرگ- مارکوارت، تابع انتقال سیگموییدی،۱۴ نرون در لایه مخفی و نمایه‌های آماری NSH= ۰/۵۴، RMSE= ۰/۰۵۶، MAE= ۰/۱۴ و Rmod= ۰/۸۷ در دوره آزمون توانایی بهتری برای مدل‌سازی بارش - رواناب در حوزه آبخیز کسیلیان دارد.

واژه‌های کلیدی: مدلسازی بارش- رواناب، حوزه آبخیز کسیلیان، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی- فازی تطبیقی

مقدمه

یکی از پیچیده‌ترین فرآیندهای هیدرولوژیکی فرآیندهای بارش- رواناب است که از پارامترهای مختلف فیزیکی و هیدرولوژیکی تأثیر می‌پذیرد. لذا درک و پیش‌بینی فرآیندهای تولید رواناب و انتقال آن به نقطه خروجی حوزه آبخیز یکی از اساسی‌ترین مباحث علم هیدرولوژی محسوب می‌شود (۱۶). از سوی دیگر، با توجه به محدودیت منابع آب شیرین قابل استحصال، پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر دبی جریان و تغییرات آن در طول سال از ارکان اساسی برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب‌های سطحی است (۱۴). از این رو، متخصصان همواره برای تخمین صحیح دبی رودخانه و تدقیق روش‌های موجود در تلاش هستند. امروزه استفاده از روش‌های هوشمند از قبیل شبکه عصبی مصنوعی، فازی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی برای شبیه‌سازی مسائل مختلف هیدرولوژیکی مورد توجه قرار گرفته است. از مزایای روش‌های هوشمند این است که می‌توان از آنها برای شبیه‌سازی مسائل غیرخطی و پیچیده استفاده کرد. امروزه روش‌های هوشمند در شبیه‌سازی بارش- رواناب بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند (۷). تحقیقات مختلفی در خارج و داخل کشور انجام شده است. توکر و مارکوس (۱۷) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی رابطه بارندگی- رواناب را برای پیش‌بینی جریان ماهانه در سه حوزه آبخیز با شرایط آب و هوایی و فیزیوگرافی متفاوت در مریلند آمریکا مدل‌سازی کرده و نتایج حاصله را با مدل مفهومی Watbal[1] مقایسه کردند. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی در همه موارد دارای کارآیی بالاتری است. ناپاک و سودهر (۱۲) از شبکه عصبی- فازی تطبیقی برای مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی در رودخانه بیترانی در اندونزی استفاده کردند. این مدل درمقایسه با سایر روش‌های مدل‌سازی از قبیل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی با توجه به نمایه‌های ارزیابی جریان مشاهداتی را بهتر برآورد کرد. نیلسون و همکاران (۱۳) با استفاده از مدل‌های مفهومی و شبکه‌های عصبی مصنوعی و ترکیب آن‌ها، مقادیر ماهانه رواناب خروجی از دو حوزه آبخیز در نروژ را شبیه‌سازی نمودند و به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب آن با مدل‌های مفهومی برآورد بهتری از رواناب ماهانه را برای هر دو حوزه آبخیز داده است. فیرت و گانگر (۵) شبکه عصبی- فازی تطبیقی را برای پیش‌بینی جریان رودخانه بزرگ مئاندر در ترکیه مورد ارزیابی قرار داده و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی- فازی تطبیقی می‌تواند با موفقیت، صحت و قابلیت اطمینان بالا برای پیش‌بینی جریان رودخانه به کار رود. اکیل و همکاران (۲) با بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی و روش شبکه

1- Water Balance

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS با جداسازی خوشه‌ای) اقدام به شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب در دو مقیاس ساعتی و روزانه حوزه آبخیز سیلالاوی اندونزی کردند. در این بررسی از آمار دبی و بارش مربوط به سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۳ بهره‌گیری شد که از این آمار دو سوم آن برای آموزش شبکه و یک سوم آن برای صحت‌سنجی گزینش شد. مدل‌های مختلف عصبی با دو الگوریتم آموزش لونبرگ - مارکوارت و الگوریتم بیزین[1] ساخته شد که مدل با یک لایه مخفی و چهارگره در لایه مخفی بهترین مدل ارزیابی شد. در مدل‌های ANFIS مدل با چهار تابع عضویت گوسی برای ورودی‌ها و خروجی‌ها بهترین مدل شناخته شد. هم‌چنین نتایج نشان داد که مدل‌های ANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دارند. کیسی (۹) به منظور پیش‌بینی رواناب روزانه در دو ایستگاه کربوک و درک ویران روی رودخانه فلیوس واقع در کشور ترکیه از رگرسیون موجک[2] استفاده نمود و نتایج آن را با شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی مقایسه کرد. نتایج نشان داد که رگرسیون موجک با دقت بالاتری نسبت به سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی رواناب را پیش‌بینی نموده است. کورتولوس و رازاخ (۱۰) دو روش شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) را برای پیش‌بینی دبی روزانه در یک رودخانه کارستی در جنوب شرقی فرانسه به کار بردند و نتیجه گرفتند که ANFIS به طور کلی، جواب مناسب‌تری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌نماید. در داخل کشور هم حسینی (۶) از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی هیدروگراف سیل در حوزه آبخیز باروت آغاجی، ناورود آسالم و ابوالعباس استفاده نموده است. نتایجی که از ارزیابی آبخیزها به دست آمد نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی در شرایط مختلف و با ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی، نتایج متفاوتی ازخود نشان می‌دهند ولی در کل دو روش به میزان قابل قبولی قادر به تخمین رواناب حاصل از بارش با به کارگیری پارامترهای ورودی مناسب و استفاده از ساختارهای مناسب شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی، هستند. ابراهیمی و بشری (۴) در مدل‌سازی تغییرات دبی ماهانه رودخانه قره‌سو با استفاده از سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی و با به کارگیری داده‌های بارندگی، دما، تبخیر و دبی، به این نتیجه رسیدند که نتایج حاصل از پیش‌بینی بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی انطباق بیش‌تر با مقادیر مشاهده شده دارد. دستورانی و همکاران (۳) کارایی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به منظور برآورد بارش- رواناب در حوضه سدزاینده‌رود را مورد بررسی قرار دادند. ایشان با استفاده از نرم‌افزار WinGamma پارامترهای ورودی مناسب به علاوه تعداد مناسب داده برای آموزش شبکه را تعیین نمودند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی در شرایط مختلف و با ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی، نتایج متفاوتی ازخود نشان می‌دهند ولی در کل، این دو روش به میزان قابل قبولی قادر به تخمین رواناب حاصل از بارش با به کارگیری پارامترهای ورودی مناسب و استفاده از ساختارهای مناسب شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی، هستند. نورانی و همکاران (۱۵) برای پیش‌بینی رواناب ماهانه و روزانه در حوضه آبخیز لیقوان‌چای از سه مدل هوشمند (شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و سیستم عصبی-فازی تطبیقی) استفاده کردند و نتایج سه مدل مذکور را با نتایج به‌دست آمده از روش‌های رگرسیون خطی و مدل سری زمانی ARIMA مقایسه کردند که مدل‌سازی فازی (تطبیقی و استنتاجی) بیشترین مقدار نش- ساتکلیف و کمترین خطا را در پی داشت. با توجه به اهمیت پیش‌بینی مناسب جریان رودخانه و شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب در مدیریت مخازن سدها، کنترل سیلاب و ... در این پژوهش با بهره‌گیری از روش‌های هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی اقدام به پیش‌بینی جریان رودخانه و شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب در سطح حوزه آبخیز کسیلیان واقع در استان مازندران گردید.

مواد و روش‌ها

حوزه آبخیز مورد تحقیق

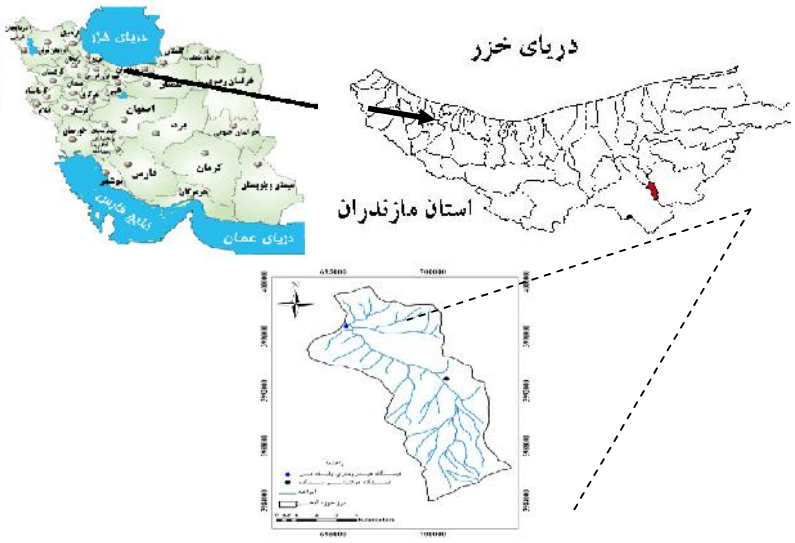
حوزه آبخیز کسیلیان با مساحت ۶۶/۷۵ کیلومتر مربع از زیر حوزه‌های رودخانه تالار در مازندران به‌شمار می‌رود. این آبخیز با توجه شرایط طبیعی و آب و هوایی خود معرف مناطق کوهستانی و جنگلی در نظر گرفته می‌شود. حوزه آبخیز کسیلیان دومین حوزه آبخیز معرفی است که از سوی وزارت نیرو در ایران تجهیز شده و در جاده فیروزکوه واقع شده و فاصله مرکز آبخیز (ده‌سنگده) تا تهران ۲۳۰ کیلومتر می‌باشد. متوسط بارندگی منطقه ۷۹۱ میلی‌متر بوده و عمدتاً به صورت بارش ریزش می‌نماید. اقلیم منطقه نیز نیمه مرطوب سرد می‌باشد. گروه‌های هیدرولوژیک خاک منطقه شامل B، C و D است (۵). شکل ۱ موقعیت حوزه آبخیز کسیلیان در استان مازندران و ایران را نشان می‌دهد.

1- Bayesian Regularization Algorithm

2- Wavelet Regression

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز کسیلیان در استان مازندران و ایران.

داده‌های مورد استفاده

در این تحقیق از اطلاعات هواشناسی روزانه ایستگاه هواشناسی سینوپتیک سنگده و اطلاعات هیدرولوژیکی ایستگاه هیدرومتری ولیک‌بن طی سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۸ استفاده شد. پارامترهای مورد استفاده شامل بارش (R)، تبخیر (ET)، دما (T) و دبی (Q) است.

معرفی اجمالی مدل‌ها

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک مکانیسم محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن‌ها یک سری اطلاعات جدید را ارائه دهد (۸). یکی از متداول‌ترین شبکه‌های عصبی مورد بهره‌گیری در هیدرولوژیکی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه است. این شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه بین آن‌ها که به طور مستقیم به داده‌های ورودی و نتایج خروجی متصل نیستند، تشکیل یافته‌اند که واحدهای لایه ورودی تنها وظیفه توزیع میزان‌های ورودی‌ها به لایه بعد و لایه خروجی نیز پاسخ سیگنال‌های خروجی را ارائه می‌دهد. در این دو لایه شمار نرون‌ها برابر با شمار ورودی‌ها و خروجی‌ها است و لایه یا لایه‌های پنهان وظیفه ارتباط لایه‌های ورودی به لایه‌های خروجی را بر عهده دارند. در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه الگوریتم مشخصی برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها وجود ندارد و این امر اغلب به روش سعی و خطا انجام می‌گیرد.

شبکه عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS)

در سال‌های اخیر از ترکیب منطق فازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه عصبی- فازی تطبیقی به وجود آمده‌اند. یکی از متداول‌ترین سیستم‌های عصبی- فازی سیستم ANFIS است. این مدل یک سیستم فازی سوگنو[1] را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و برای فرآیند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس انتشار خطا و کمینه مربعات خطا بهره‌گیری می‌نماید. اگر فرض شود که یک سیستم فازی با دو ورودی X و Y و یک خروجی Z باشد در این صورت با بهره‌گیری از سیستم تاکاگی سوگنو قوانین اگر آنگاه آن به صورت زیر می‌باشد.

قانون ۱:

$If\ x\ is\ A_1\ and\ y\ is\ B_1 \quad THEN f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ و

قانون ۲:

$If\ x\ is\ A_2\ and\ y\ is\ B_2 \quad THEN f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

در این معادله‌ها ANFIS قوانین ثابت است و آن چه بهینه‌سازی می‌شود پارامترهای توابع عضویت می‌باشد که برای تعیین پارامترهای توابع عضویت (یا همان شکل توابع عضویت) از الگوریتم‌های آموزشی شبکه عصبی بهره‌گیری می‌شود. نوع توابع عضویت (مانند مثلثی، گوسی و ....) و شمار توابع عضویت برای ورودی‌ها و خروجی‌ها به روش سعی و خطا تعیین می‌شود. در ANFIS لازم است که در لایه اول نوع توابع عضویت و شمار آنها مشخص شود.

شعاع تأثیر

از مهم‌ترین پارامترهای قابل تنظیم در ANFIS می‌توان به شعاع تأثیر اشاره کرد. شعاع تأثیر مشخص‌کننده‌ی محدوده‌ی نفوذ یک مرکز خوشه در هر یک از ابعاد داده‌هاست. در این تحقیق از مقادیر اسکالری این شعاع جهت به‌کارگیری در تمامی ابعاد داده‌ها بهره گرفته شده است. به‌منظور تصور بهتر این پارامتر می‌توان گفت شعاع تأثیر همانند کره‌ای است که

1- Sugeno

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

مرکز خوشه در مرکز آن قرار گرفته است و تمامی داده‌های موجود در این فضا را تحت تأثیر خود قرار می‌دهد.

به‌طور کلی، محققین با تغییر مقادیر شعاع تأثیر سعی در دست‌یابی به شبکه‌های کاراتر را دارند، در این تحقیق به‌منظور جلوگیری از اتلاف وقت با نوشتن زیر برنامه‌ی در MATLAB میزان بهینه برای شعاع تأثیر محاسبه شد و سپس شبکه با در نظر گرفتن مقدار بهینه شعاع تأثیر، مجدداً مدل وارد مرحله‌ی آموزش و آزمون گردید.

تعیین ساختار شبکه‌ها

بدین منظور با استفاده از نمودار خودهم‌بستگی جزئی تعداد تأخیرهای لازم برای ورود متغیرهای ورودی به شبکه و هم‌چنین خودهم‌بستگی متقاطع به منظور تعیین متغیرهای مستقل در نرم‌افزار Minitab۱۴ به دست آمد. به طوری که به دلیل همبستگی بالای تبخیر و دما از مدل‌سازی ترکیبی این دو پارامتر صرف‌نظر گردید (جدول ۲). هم‌چنین تعداد تأخیرها لازم برای بارندگی تا یک تأخیر، برای دما و تبخیر تا سه تأخیر مناسب می‌باشد. شکل ۲ برای نمونه نمودار خودهمبستگی جزئی بارش را نشان می‌دهد. در جدول ۱ ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده را نشان می‌دهد.

شبکه عصبی مصنوعی

یکی از مراحل آماده‌سازی و محاسبات عددی برای تغذیه شبکه‌های عصبی نرمال‌سازی داده‌ها به منظور افزایش حساسیت به بزرگی داده‌ها و افزایش قدرت یادگیری می‌باشد که باعث افزایش توانایی پیش‌بینی می‌شود. در این تحقیق بردارهای ورودی و خروجی شبکه‌ها به کمک رابطه (۱) در بازه‌ی {۰و۱} استاندارد شدند.

$$X_s = 0.5 + 0.5\left[\frac{X - \overline{X}}{X_{\max} - X_{\min}}\right] \qquad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن: X_S: مقدار نرمال شده، X: مقدار داده‌ها، $\overline{X}$، $X_{\max}$ و $X_{\min}$: به ترتیب مقدار میانگین حداکثر و داده‌ها می‌باشد.

پس از استانداردسازی داده‌ها باید ساختار بهینه شبکه تعیین شود. در شبکه عصبی مصنوعی ساختار شبکه شامل ورودی‌ها و خروجی‌ها، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی، نوع تابع فعال‌سازی و نوع الگوریتم آموزشی می‌باشد. در این روش‌ها پارامترهای ورودی باید طوری تعیین شوند که شمار کمی از الگوهای ورودی بتواند ویژگی‌های منحصر به فرد موجود در داده‌ها را تعیین کنند. برای انتخاب داده‌ها، شرط اساسی این است که داده‌ها کلیه ویژگی‌های یک مجموعه آماری را داشته باشند. هم‌چنین برای آموزش صحیح شبکه باید مقادیر حداقل و حداکثر داده‌ها در مجموعه آموزشی قرار داشته باشد. با رعایت این اصول سال‌های آبی ۸۳-۱۳۸۲ تا ۸۴- ۱۳۸۳ با تعداد ۷۳۰ داده برای آموزش[1]، سال آبی ۸۵-۱۳۸۴ با تعداد ۳۶۵ داده برای صحت‌سنجی مدل[2] و سال‌های آبی ۸۶-۱۳۸۵ (از بهمن ماه) تا ۸۸-۱۳۸۷ با تعداد ۹۷۵ داده برای آزمون[3] انتخاب شد. برای به دست آوردن بهترین ساختار ورودی ابتدا نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب ناش ساتکلیف برای تمام مدل‌ها تعیین گردید و سپس کلیه نمایه‌های آماری برای مدل برگزیده تعیین شد.

شبکه عصبی- فازی تطبیقی

برای به دست آوردن بهترین ساختار در شبکه عصبی- فازی تطبیقی با استفاده از شعاع بهینه تأثیر، تابع عضویت زنگوله ای شکل تعمیم‌یافته[4] به دلیل داشتن بالاترین کارایی در بین توابع عضویت و غیرفازی‌ساز متوسط وزنی[5] و تعداد داده‌ها برای مرحله آموزش و آزمون تعیین شد. سپس همانند شبکه عصبی مصنوعی نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا و نش- ساتکلیف برای تمام مدل‌ها تعیین شد. سال‌های آبی ۸۳-۱۳۸۲ تا ۸۵-۱۳۸۴ با تعداد ۱۰۹۵ داده دوره آموزش و سال‌های آبی ۸۶-۱۳۸۵ (از بهمن ماه) تا ۸۸-۱۳۸۷ با تعداد ۹۷۵ داده دوره آزمون برای شبکه عصبی- فازی تطبیقی انتخاب شد. برای به دست آوردن بهترین ساختار ورودی همانند مدل شبکه عصبی مصنوعی ابتدا نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب نش ساتکلیف برای تمام مدل‌ها تعیین گردید و سپس کلیه نمایه‌های آماری برای مدل برگزیده تعیین شد.

نمایه‌های کارایی و ارزیابی مدل‌ها

برای ارزیابی بهترین برازش بین هیدروگراف‌های روزانه محاسبه‌شده و مشاهده‌ای، نمایه‌های ارزیابی زیر مورد استفاده قرار گرفت.

۱- ضریب نش- ساتکلیف[6]

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(Qo - Qs)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(Qo_i - \overline{Qo}\right)^2} \qquad \text{رابطه (۲)}$$

۲- ضریب همبستگی اصلاح شده[7] نشان‌دهنده تفاوت اندازه هیدروگراف و شکل آن می‌باشد.

$$R_{\mathrm{mod}} = \left|\frac{\min\{\delta_o, \delta_s\}}{\max\{\delta_o, \delta_s\}} * r\right| \qquad \text{رابطه (۳)}$$

1- Train
2- Verification
3- Test
4- Generalized bell-shape (gbellmf)
5- Weighted average (wtaver)
6- Nash-Sutcliffe
7- Modified Correlation Coefficient

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

۳- ریشه میانگین مربعات خطا[1]

رابطه (۴)
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{oi} - Q_{si}\right)^2}$$

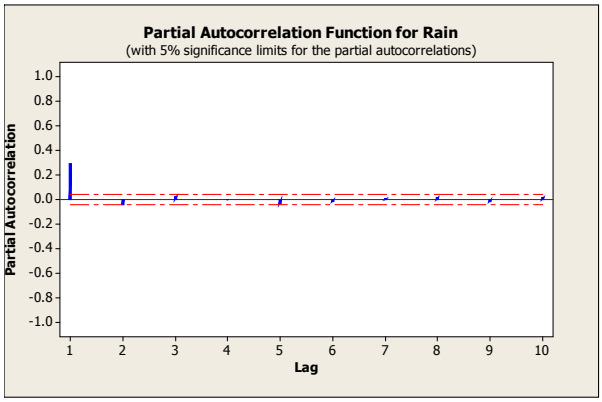
۴- میانگین قدرمطلق خطا[2]

رابطه (۵)
$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|Q_{oi} - Q_{si}\right|$$

در این معادله‌ها Q_{si} ,Q_{oi}: جریان شبیه‌سازی شده و مشاهده‌ای در گام زمانی i (مترمکعب بر ثانیه)، N: تعداد گام‌های زمانی درطول دوره شبیه‌سازی است. $\overline{Q}_o$متوسط دبی جریان مشاهده شده. δ_o و ∂_s: به ترتیب انحراف نمایه دبی‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای و r :ضریب هم‌بستگی می‌باشد. مقدار NS از یک مقدار منفی تا یک در تغییر است و زمانی که یک باشد، نمایانگر انطباق کامل بین هیدروگراف‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده می‌باشد. RMSE هر چه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد مدل از دقت بیش‌تری برخوردار است.

نتایج و بحث

جدول ۳ نمایه‌های آماری برای آرایش‌های مختلف ANN را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۳ مدل شبکه عصبی با ساختار بارش با یک روز تأخیر و تبخیر با یک روز تأخیر و الگوریتم آموزش لونبرگ- مارکوارت، تابع انتقال سیگموید و ۱۴ نرون در لایه مخفی بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شد. شکل‌های ۳ و ۴ آب‌نمودهای مشاهده‌ای و شبیه‌سازی‌شده دوره آموزش، صحت‌سنجی و آزمون از طریق شبکه عصبی مصنوعی در حوزه آبخیز کسیلیان را نشان می‌دهد. جدول ۴ نمایه‌های آماری برای آرایش‌های مختلف ANFIS را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۴ مدل شبکه فازی- عصبی تطبیقی با ساختار بارش با یک روز تأخیر و تبخیر با یک روز تأخیر و با تعداد قوانین فازی ۱۶ و تابع زنگوله‌ای شکل تعمیم یافته به عنوان بهترین مدل شبکه عصبی- فازی تطبیقی تعیین شد. جدول ۵ تفاوت مقادیر سنجش شبکه را به ازای داده‌های بی بعد نرمال شده برای دست‌یابی به میزان بهینه شعاع تأثیر نشان می‌دهد. لازم به ذکر است مقدار اولیه برای شعاع تأثیر ۰/۱۴ در نظر گرفته شده است. شکل‌های ۴ و ۵ آب‌نمودهای مشاهده‌ای و شبیه‌سازی‌شده دوره آموزش و آزمون توسط شبکه عصبی- فازی تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان را نشان می‌دهد.



شکل ۲- تابع خودهمبستگی جزئی بارش.

جدول ۱- هم‌بستگی متقاطع دما و تبخیر

تأخیر	۰	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
ضریب همبستگی	۰/۶۶۹	۰/۶۷۶	۰/۶۴۶	۰/۶۱۴	۰/۵۹۲	۰/۵۸۶	۰/۵۸۲	۰/۵۷۹	۰/۵۷۷	۰/۵۷۴	۰/۵۷۵

1- Root of Mean Squares Error

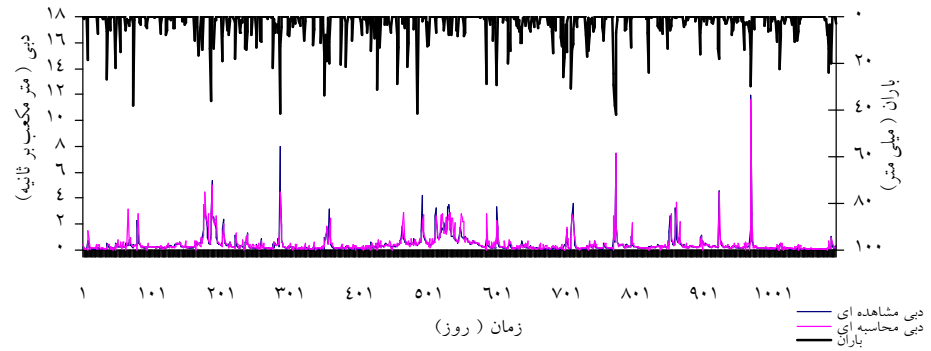
2- Mean of Absolute Error

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

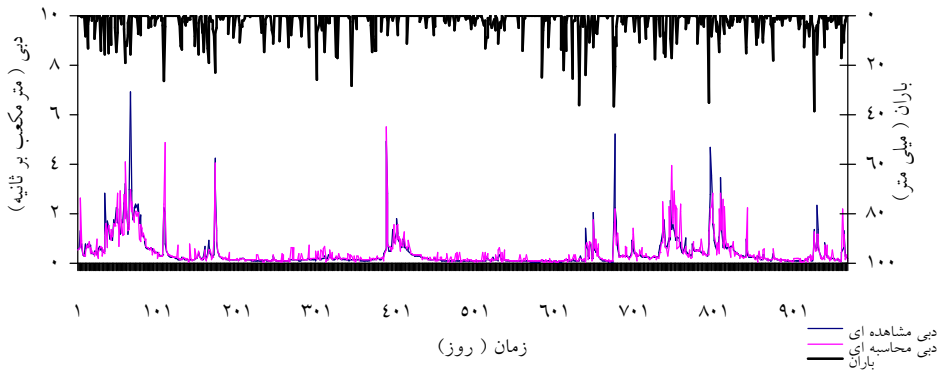
[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

جدول ۲- ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده

شماره مدل	ساختارریاضی و متغیرها	خروجی مدل
۱	R_t	Q_w
۲	R_t, R_{t-1}	Q_w
۳	$R_{t,}, T_t$	Q_w
۴	$R_{t,}, T_t, T_{t-1}$	Q_w
۵	$R_t, R_{t-1}, T_t, T_{t-1}$	Q_w
۶	$R_t, T_t, T_{t-1}, T_{t-2}$	Q_w
۷	$R_t, R_{t-1}, T_t, T_{t-1}, T_{t-2}$	Q_w
۸	$R_t, R_{t-1}, T_t, T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}$	Q_w
۹	R_t, E_t	Q_w
۱۰	R_t, R_{t-1}, E_t	Q_w
۱۱	R_t, E_t, E_{t-1}	Q_w
۱۲	$R_t, R_{t-1}, E_t, E_{t-1}$	Q_w
۱۳	$R_t, R_{t-1}, E_t, E_{t-1}, E_{t-2}$	Q_w
۱۴	$R_t, R_{t-1}, E_t, E_{t-1}, E_{t-2}, E_{t-3}$	Q_w



شکل ۳- دبی روزانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده شبکه عصبی مصنوعی برای دوره آموزش و صحت سنجی.



شکل ۴- دبی روزانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده شبکه عصبی مصنوعی برای دوره آزمون.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

جدول ۳- نمایه‌های آماری برای آرایش‌های مختلف ANN

شماره مدل	آرایش شبکه	الگوریتم یادگیری	آموزش					صحت سنجی				آزمون			
			RMSE	NSH	R	MAE	RMSE	NSH	R	MAE	RMSE	NSH	R	MAE
۱	۱-۶-۱	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۵۵	۰/۲۷	۰/۳۲	۰/۴۵	۰/۰۵۳	۰/۲۴	۰/۳۵	۰/۴۹	۰/۰۵۵	۰/ ۲۲	۰/۳۱	۰/۴۶
۲	۱-۸-۲	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۵۰	۰/۳۹	۰/۴۸	۰/۳۳	۰/۰۴۶	۰/۳۵	۰/۴۵	۰/۳۸	۰/۰۴۹	۰/۳۱	۰/۳۲	۰/۴۵
۳	۱-۷-۲	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۴۹	۰/۲۹	۰/۳۵	۰/۴۸	۰/۰۴۵	۰/۲۲	۰/۳۲	۰/۵۲	۰/۰۵۲	۰/۱۸	۰/۲۶	۰/۵۶
۴	۱-۱۰-۳	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۴۳	۰/۳۲	۰/۴۸	۰/۳۵	۰/۰۳۸	۰/۲۴	۰/۴۷	۰/۳۶	۰/۰۵۲	۰/۲۳	۰/۵۱	۰/۳۰
۵	۱-۱۵-۴	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۳۸	۰/۵۹	۰/۶۰	۰/۱۹	۰/۰۳۹	۰/۵۴	۰/۵۷	۰/۲۱	۰/۰۵۴	۰/۴۲	۰/۵۷	۰/۱۸
۶	۱-۱۲-۴	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۳۹	۰/۴۷	۰/۴۹	۰/۳۳	۰/۰۳۲	۰/۴۴	۰/۴۸	۰/۲۹	۰/۰۶۲	۰/ ۳۲	۰/۴۱	۰/۳۵
۷	۱-۱۸-۵	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۳۱	۰/۵۲	۰/۵۶	۰/۲۴	۰/۰۲۷	۰/۵۴	۰/۵۳	۰/۲۵	۰/۰۶۵	۰/ ۳۹	۰/۵۸	۰/۲۱
۸	۱-۲۲-۶	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۲۳	۰/۵۱	۰/۵۸	۰/۲۶	۰/۰۲۵	۰/۵۳	۰/۵۷	۰/۲۷	۰/۱۱۲	۰/۳۶	۰/۶۱	۰/۲۵
۹	۱-۹-۲	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۴۷	۰/۴۶	۰/۵۹	۰/۳۲	۰/۰۴۷	۰/۴۱	۰/۵۵	۰/۳۴	۰/۰۵۰	۰/ ۲۱	۰/۶۳	۰/۲۹
۱۰	۱-۱۰-۳	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۵۰	۰/۵۲	۰/۶۳	۰/۲۸	۰/۰۴۳	۰/۴۶	۰/۶۲	۰/۳۳	۰/۰۴۹	۰/ ۴۱	۰/۶۲	۰/۳۳
۱۱	۱-۱۱-۳	کاهش گرادیان مزدوج	۰/۰۴۵	۰/۵۳	۰/۷۰	۰/۲۶	۰/۰۴۱	۰/۴۹	۰/۶۹	۰/۲۳	۰/۰۵۰	۰/۳۷	۰/۶۸	۰/۳۲
۱۲	۱-۱۴-۴	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۳۸	۰/۶۵	۰/۸۰	۰/۲۰	۰/۰۳۶	۰/۶۴	۰/۸۷	۰/۱۳	۰/۰۵۶	۰/۵۴	۰/۸۷	۰/۱۴
۱۳	۱-۱۶-۵	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۳۴	۰/۶۳	۰/۷۵	۰/۱۸	۰/۰۳۴	۰/۶۳	۰/۸۴	۰/۱۵	۰/۰۷۶	۰/۵۱	۰/۸۳	۰/۱۴
۱۴	۱-۲۰-۶	لونبرگ - مارکوارت	۰/۰۳۰	۰/۶۱	۰/۷۷	۰/۱۷	۰/۰۳۲	۰/۶۰	۰/۸۶	۰/۱۶	۰/۰۸۰	۰/۵۰	۰/۷۹	۰/۱۶

جدول ۴- نمایه‌های آماری برای آرایش‌های مختلف ANFIS

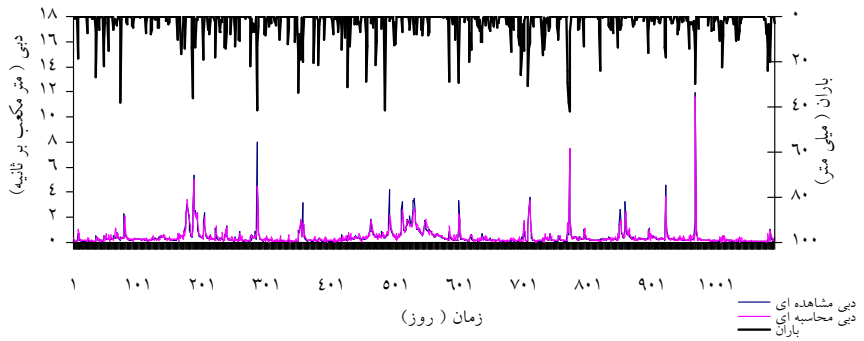
شماره مدل	تعداد قوانین	آموزش				آزمون			
		RMSE	NSH	R	MAE	RMSE	NSH	R	MAE
۱	۲	۰/۰۵۵	۰/۳۶	۰/۴۲	۰/۴۵	۰/ ۰۵۰	۰/۳۰	۰/۵۴	۰/۳۱
۲	۴	۰/۰۵۰	۰/۴۸	۰/۴۸	۰/۳۵	۰/۰۴۹	۰/۴۰	۰/۵۳	۰/۳۰
۳	۴	۰/۰۴۹	۰/۵۰	۰/۵۱	۰/۲۲	۰/۰۵۲	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۳۷
۴	۸	۰/۴۳	۰/۶۱	۰/۶۵	۰/۱۸	۰/۰۵۹	۰/۳۶	۰/۵۵	۰/۳۲
۵	۱۶	۰/۰۳۸	۰/۷۰	۰/۷۱	۰/۱۶	۰/۰۵۴	۰/۵۱	۰/۶۱	۰/۱۷
۶	۱۶	۰/۰۳۹	۰/۶۸	۰/۶۹	۰/۱۵	۰/۰۶۲	۰/۵	۰/۶۴	۰/۲۲
۷	۳۲	۰/۰۳۱	۰/۶۹	۰/۶۸	۰/۱۵	۰/۰۶۵	۰/۵۳	۰/۶۳	۰/۲۶
۸	۶۴	۰/۰۲۳	۰/۶۰	۰/۶۳	۰/۱۷	۰/۱۱۲	۰/۴۵	۰/۶۴	۰/۲۴
۹	۴	۰/۰۴۷	۰/۵۵	۰/۶۰	۰/۲۶	۰/۰۵۰	۰/۳۲	۰/۶۵	۰/۲۲
۱۰	۴	۰/۰۵۰	۰/۶۴	۰/۶۴	۰/۲۳	۰/۰۴۹	۰/۵۴	۰/۷۷	۰/۱۶
۱۱	۴	۰/۰۴۵	۰/۶۲	۰/۶۷	۰/۲۲	۰/۰۵۰	۰/۴۷	۰/۷۳	۰/۱۲
۱۲	۱۶	۰/۰۳۸	۰/۸۲	۰/۷۹	۰/۱۳	۰/۰۵۶	۰/۸۰	۰/۸۱	۰/۱۱
۱۳	۳۲	۰/۰۳۴	۰/۷۶	۰/۷۶	۰/۱۴	۰/۰۷۶	۰/۷۱	۰/۷۶	۰/۱۲
۱۴	۶	۰/۰۳۰	۰/۷۴	۰/۷۲	۰/۱۶	۰/۰۸۰	۰/۶۹	۰/۷۷	۰/۱۴

جدول ۵- مقایسه نتایج حاصل از عملکرد شبکه به ازای مقادیر اولیه و بهینه شعاع

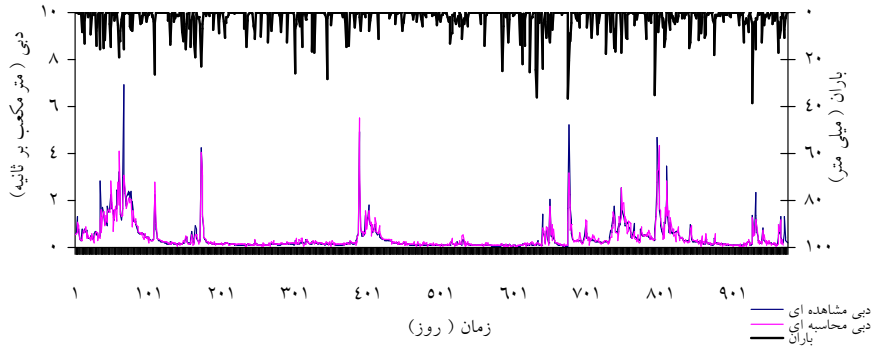
مرحله‌ی دست‌یابی به شعاع بهینه	آموزش		آزمون	
	RMSE	NSH	RMSE	NSH
سعی اول	۰/۰۴۳	۰/۷۷	۰/۰۶۴	۰/۷۴
مقدار بهینه	۰/۰۳۸	۰/۸۲	۰/۰۵۶	۰/۸۰

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]



شکل ۵- دبی روزانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده شبکه عصبی- فازی تطبیقی برای دوره آموزش.



شکل ۶- دبی روزانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده شبکه عصبی- فازی تطبیقی برای دوره آزمون.

در این تحقیق کارایی مدل‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی به منظور برآورد میزان رواناب روزانه حوزه آبخیز کسیلیان مورد بررسی قرار گرفت.

ابتدا به منظور انجام تأخیرهای لازم برای مدل‌سازی متغیرهای ورودی به شبکه در نرم‌افزار Minitab نمودار خودهم‌بستگی جزیی و متقاطع برای داده‌ها در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ به‌دست آمد که در نهایت، ۱۴ ساختار مختلف برای مدل‌سازی تعیین شد. سپس ساختارهای مختلف به نرم‌افزار Statictica Neural Network وارد شد، از ویژگی‌های اصلی این نرم‌افزار یافتن اتوماتیک بهترین تابع تحریک، الگوریتم آموزش و نرون لایه مخفی می‌باشد. پس از مشخص کردن تعداد نرون لایه مخفی، الگوریتم آموزش و تابع انتقال در هر سه مرحله آموزش، صحت سنجی و آزمون، نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا، نش- ساتکلیف، ضریب همبستگی و میانگین قدرمطلق خطا برای هر یک از مدل‌ها تعیین شد که در نهایت ساختار بارش با یک روز تأخیر و تبخیر با یک روز تأخیر و ۱۴ نرون در لایه مخفی با الگوریتم آموزشی لونبرگ- مارکارت و تابع انتقال سیگموئید بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی تعیین شد. پس از آن نتایج حاصل از تعیین مقادیر شاخص‌های کارایی برای دوره‌های آموزش، صحت‌سنجی و آزمون برای مدل انتخاب شده شبکه عصبی مصنوعی به دست آمد. در بخش بعد مدل‌سازی با شبکه عصبی- فازی تطبیقی صورت گرفت. همانند مدل شبکه عصبی ساختارهای ورودی پس از تقسیم‌بندی به مراحل آموزش و آزمون در کد نوشته شده در برنامه MATLAB ۲۰۰۹ اجرا شد. سپس شبکه با در نظر گرفتن مقدار بهینه شعاع تأثیر، مجدد وارد مرحله‌ی آموزش و آزمون شد که نمایه نش- ساتکلیف ۰/۷۴ در مرحله آزمون به ازای مقدار بهینه شعاع برابر با ۰/۸۰ گردید. به عبارت دیگر شعاع تأثیر افزایشی ۶٪ را در میزان نمایه نش ساتکلیف برای داده‌های آزمون به همراه داشت. سپس همانند شبکه عصبی نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا، نش- ساتکلیف، ضریب همبستگی و میانگین قدرمطلق خطا برای تمام مدل‌ها تعیین گردید که در نهایت همانند مدل شبکه عصبی مصنوعی ساختار بارش با یک روز تأخیر و تبخیر با یک روز تأخیر با تعداد قوانین فازی ۱۶ و تابع زنگوله‌ای شکل تعمیم یافته بهترین مدل شبکه عصبی- فازی تطبیقی تعیین شد. پس از آن نتایج حاصل از تعیین مقادیر شاخص‌های کارایی برای دوره‌های آموزش و آزمون برای مدل انتخاب شده به دست آمد. به طور کلی نتایج حاصل از این پژوهش نیز،

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

مدل کردن پدیده بارش- رواناب دارد. که نتایج آن با نایاک و سودهر (۹)، فیرت و گانگر (۵)، اکیل و همکاران (۲)، کورتولوس و رازاخ (۱۰) و نورانی و همکاران (۱۵) مبنی بر دقت بالاتر شبکه عصبی- فازی تطبیقی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی هم‌خوانی دارد. این محققین در تحقیقات خود مقایسه‌ای بین مدل‌های مختلف برای شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب انجام دادند و به این نتیجه رسیدند که روش‌های هوشمند در برابر روش‌های دیگر دارای دقت بالایی است که نتایج این تحقیق با نتایج این محققین هم‌خوانی دارد. هم‌چنین به دلیل این‌که پارامترهای بارش و رواناب به‌کار رفته در مدل‌سازی، مفروض به خطا و دارای نبود قطعیت می‌باشند، بنابراین منطق فازی ابزار مناسبی برای مدل‌سازی این سیستم‌ها است و مدل‌سازی فازی (تطبیقی و استنتاجی) از سایر مدل‌ها دقیق‌تر بوده و بیش‌ترین مقدار نش- ساتکلیف و کم‌ترین خطا را در پی داشته است. این مقاله پیشنهاد می‌نماید که شبکه عصبی- فازی تطبیقی با توجه به دارا بودن کارآیی بالا به منظور مدل‌سازی بارش- رواناب مورد استفاده قرار گیرد و هم‌چنین از سایر روش‌های شبیه‌سازی از قبیل موجک و منطق فازی به منظور مدل‌سازی بارش- رواناب استفاده شود.

منابع

1. Ahmat Nor, N.I.B. 2005. Rainfall-Runoff Modelling Using Artificial Neural Network Method, PhD of Dissertation, Faculty of Civil Engineering, Malaysia Technology University, 189 pp.
2. Aqil, M., I. Kita, A. Yano and S. Nishiyama. 2007. A Comparative Study of Artificial Neural Networks and Neuron-Fuzzy in Continuous Modeling of the Daily and Hourly Behavior of Runoff. Journal of Hydrology, 337: 22- 34.
3. Dastorani, M.T., H. Sharifi Darani, A. Talebi and A. Moghadam Nia. 2011. Evaluation of the Application of Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems for Rainfall-Runoff Modelling in Zayandeh_Rood Dam Basin. Iranian Journal of Water and Wastewater, 22: 114-125 (In Persian).
4. Ebrahimi Mohammadi, S.H. and M. Boshri S. Ghaleh. 2011. Modeling and Prediction of Monthly Discharge Stream (Case Study: Qarasou River) 4th Iran Water Resources Management Conference, Amir Kabir University of Technology Tehran, 10 pp (In Persian).
5. Firat, M. and M. Gungor. 2006. River Flow Estimation Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. Mathematics and Computers in Simulation, 75: 87-96.
6. Hosseini, H. 1999. Artificial Neural Network Model for Determining Flood Hydrograph. Master's Thesis in Civil Engineering. Iran University of Science and Technology. 103 pp.
7. Karamouz, M. and S. Araghinejad.2005. Advanced Hydrology. University of Technology Amir Kabir Press 484 pp (In Persian).
8. Khaleghi, M., J. Ghodosi, H. Ahmadi and M. Kamyar. 2010. Hydrograph methods for performance evaluation Geomorphological instantaneous unit estimate peak flood discharge. Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural ... and Natural Resources, Water and Soil Science, 5: 89-100 (In Persian).
9. Kisi, O. 2010. Wavelet Regression Model for Short-Term Streamflow Forecasting, Journal of Hydrology, 389: 344-353.
10. Kurtulus, B. and M. Razack. 2010. Modeling Daily Discharge Responses of a Large Karstic Aquifer Using Soft Computing Methods: Artificial Neural Network and Neuro-fuzzy, Journal of Hydrology, 381: 101-111.
11. Lee, S., J.H., Ryu, M.J., Lee and J.S. Won. 2006. The Application of Artificial Neural Networks to landslide Susceptibility Mapping at Janghung, Korea, Mathematical Geology, 38: 199-220.
12. Nayak, P.C. and K.P. Sudheer. 2003. Neuro-Fuzzy Computing Technique for Modeling Hydrological Time Series .Journal of Hydrology. 291: 52-66.
13. Nilsson, P., C.B. Uvo and R. Bentsen. 2005. Monthly Runoff Simulation: Comparing and Combining Conceptual and Neural Network Models, Journal of Hydrology, 321: 344-363.
14. Nabizadeh, M., A. Mosaedi and A.A. Dehghani.2012. Intelligent Estimation of Stream Flow by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. Journal of Water and Irrigation Management. 2: 69-80 (In Persian).
15. Nourani, V., M. Keynezhad and L. Makani.2009. Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Rainfall-Runoff Modeling. Journal of Civil and Environmental Engineering, 39: 75-81 (In Persian).
16. Salajegheh, A., A. Fathabadi and M. Mahdavi. 2009. Investigation on the Efficiency of Neuro-Fuzzy Method and Statistical Models in Simulation of Rainfall-Runoff Process. Journal of Range and Watershed Management. Iranian Journal of Natural Resources, 62: 65-79 (In Persian).
17. Toker, A.S. and M. Markus. 2000. Precipitation-Runoff Modeling Using Artificial Neural Network and Conceptual Models, Journal of Hydrologic Engineering, 5: 156-161.
18. Zareazadeh, M. and I. Bozorghadad.2011. Simulation and Prediction Discharge Using A Hybrid Algorithm ANN-GA. Journal of Soil and Water, 24: 942-954 (In Persian).

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]

Rainfall-Runoff Modeling using Artificial Neural Network and Neuro-Fuzzy Inference System in Kasilian Watershed

Navid Dehghani[1], Mehdi Vafakhah[2] and Abdolreza Bahremand[3]

1- Graduate M.Sc., Tarbiat Modares University
2- Associate Professor, Tarbiat Modares University
(Corresponding author: vafakhah@modares.ac.ir)
3- Associate Professor, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources
Received: December 4, 2012 Accepted: December 14, 2014

Abstract

Rainfall runoff modeling and prediction of river discharge is one of the important practices in flood control and management, hydraulic structure design and drought management. The present article aims to simulate daily streamflow in Kasilian watershed using an artificial neural network (ANN) and neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The intelligent methods have the high potential for determining the relationship between inputs and output. In this study, the input parameters are rainfall, evaporation and temperature of Sangdeh station and streamflow data of Valikbon station are selected as output during 2003 to 2009. The partial auto-correlation function (PACF) was employed for selecting appropriate input parameters to the ANN and ANFIS models. Among different variables in both models, rainfall and evaporation with 1-day lag time were selected as optimal parameters. Then, the results were evaluated using RMSE, NSH, MAE and Rmod statistical criteria for presenting optimal model. The results showed that ANFIS with bell-shaped function and radius of influence=0.14 and NSH=0.80, RMSE=0.056, MAE=0.11, Rmod=0.81 statistical criteria were found to be superior to the ANN with the similar structure, the Levenberg-Marquardt training algorithm, sigmoid transfer function, 14 neurons in the hidden layer and NSH=0.54, RMSE=0.056, MAE=0.14, Rmod=0.87 in testing stage for rainfall-runoff modeling in Kasilian watershed.

Keywords: ANN, ANFIS, Kasilian Watershed, Rainfall-Runoff Modeling

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]

[DOI: 10.18869/acadpub.jwmr.7.13.137]