



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

نوید دهقانی<sup>۱</sup>، مهدی وفاخواه<sup>۲</sup> و عبدالرضا بهره‌مند<sup>۳</sup>

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس  
۲- دانشیار، دانشگاه تربیت مدرس، (نويسنده مسؤول: vafakhah@modares.ac.ir)  
۳- دانشیار، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان  
تاریخ دریافت: ۹۱/۹/۱۴  
تاریخ پذیرش: ۹۳/۹/۲۲

### 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 بالای برقراری ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی می‌باشند. در این تحقیق از آمار بارش، تبخیر و دما ایستگاه هواشناسی سنتگده که ورودی مدل‌ها و آمار دبی ایستگاه ولیکبن که خروجی مدل‌ها محسوب می‌شود طی سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۸۲ استفاده شد. تعداد تأثیرهای 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 پیشنهاده استفاده از نمایه‌های RMSE، MAE و NSH Rmod برای مدل پیشنهاده در هر دو مدل ارزیابی گردید. نتایج نشان داد که شبکه عصبی- فازی تطبیقی با تابع عضویت زنگوله‌ای شکل، شاعع تأثیر<sup>۰/۱۴</sup> و نمایه‌های آماری<sup>۰/۸۰</sup>، RMSE<sup>=۰/۰۵۶</sup>، NSH<sup>=۰/۰۵۶</sup> و Rmod<sup>=۰/۸۱</sup> نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی با همان ساختار با الگوریتم آموزشی لوینبرگ- مارکوارت، تابع انتقال سیگموید،<sup>۰/۴</sup> نرون در لایه مخفی و نمایه‌های آماری<sup>۰/۱۴</sup>، RMSE<sup>=۰/۰۵۶</sup>، NSH<sup>=۰/۰۵۴</sup> و Rmod<sup>=۰/۸۷</sup> 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 تاثیر 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 این‌رو، 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

و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به منظور برآورده بارش- رواناب در حوضه سد زاینده رود را مورد بررسی قرار دادند. ایشان با استفاده از نرم افزار 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 ترکیب های مختلف پارامترهای ورودی، نتایج متفاوتی از خود نشان می دهند ولی در کل، این دو روش به میزان قابل قبولی قادر به تخمین رواناب حاصل از بارش با به کار گیری پارامترهای ورودی مناسب و استفاده از ساختارهای مناسب شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی، هستند. نورانی و همکاران (۱۵) برای پیش بینی رواناب ماهانه و روزانه در حوضه آبخیز لیقوان چای از سه مدل هوشمند (شبکه های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و سیستم عصبی- فازی تطبیقی) استفاده کردند و نتایج سه مدل مذکور را با نتایج به دست آمده از روش های رگرسیون خطی و مدل سری زمانی ARIMA مقایسه کردند که مدل سازی فازی (طبیقی و استنتاجی) بیشترین مقدار نش- ساتکلیف و کمترین خطا را در پی داشت. با توجه به اهمیت پیش بینی مناسب جریان رودخانه و شبیه- سازی فرآیند بارش- رواناب در مدیریت مخازن سدها، کنترل سیالاب و ... در این پژوهش با بهره گیری از روش های هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی اقدام به پیش بینی جریان رودخانه و شبیه سازی فرآیند بارش- رواناب در سطح حوزه آبخیز کسیلیان واقع در استان مازندران گردید.

## مواد و روش ها

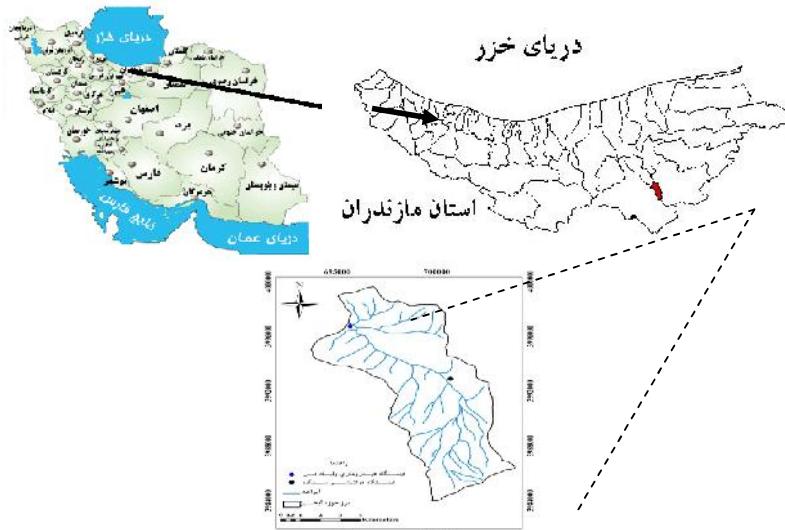
### حوزه آبخیز مورد تحقیق

حوزه آبخیز کسیلیان با مساحت ۶۶/۷۵ کیلومتر مربع از زیر حوزه های رودخانه تالار در مازندران به شمار می رود. این آبخیز با توجه شرایط طبیعی و آب و هوایی خود معرف مناطق کوهستانی و جنگلی در نظر گرفته می شود. حوزه آبخیز کسیلیان دومین حوزه آبخیز معروف است که از سوی وزارت نیرو در ایران تجهیز شده و در جاده فیروزکوه واقع شده و فاصله مرکز آبخیز (ده سنگده) تا تهران ۲۳۰ کیلومتر می باشد. متوسط بارندگی منطقه ۷۹۱ میلی متر بوده و عمدها به صورت بارش ریزش می نماید. اقلیم منطقه نیز نیمه مرطوب سرد می باشد. گروه های هیدرولوژیک خاک منطقه شامل C، B، D است (۵). شکل ۱ موقعیت حوزه آبخیز کسیلیان در استان مازندران و ایران را نشان می دهد.

1- Bayesian Regularization Algorithm

عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) با جداسازی خوش ای اقدام به شبیه سازی فرآیند بارش- رواناب در دو مقیاس ساعتی و روزانه حوزه آبخیز سیلانلوی اندونزی کردند. در این بررسی از آمار دنی و بارش مربوط به سال های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۳ بهره گیری شد که از این آمار دو سوم آن برای آموزش شبکه و یک سوم آن برای صحبت سنجی گزینش شد. مدل های مختلف عصبی با دو الگوریتم آموزش لونبرگ- مارکوارت و الگوریتم بیزین<sup>۱</sup> ساخته شد که مدل با یک لایه مخفی و چهار گره در لایه مخفی بهترین مدل ارزیابی شد. در مدل های ANFIS مدل با چهارتابع عضویت گوسی برای ورودی ها و خروجی ها بهترین مدل شناخته شد. همچنین نتایج نشان داد که مدل های ANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل های شبکه عصبی مصنوعی دارند. کیسی (۹) به منظور پیش بینی رواناب روزانه در دو ایستگاه کربوک و درک ویران روی رودخانه فلیوس واقع در کشور ترکیه از رگرسیون موجک<sup>۲</sup> 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 پیش بینی نموده است. کورتولوس و رازاخ (۱۰) دو روش شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) را برای پیش بینی دبی روزانه در یک رودخانه کارستی در جنوب شرقی فرانسه به کار بردند و نتیجه گرفتند که ANFIS به طور کلی، جواب مناسب تری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی ارائه می نماید. در داخل کشور هم حسینی (۶) از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی هیدرولوگراف سیل در حوزه آبخیز باروت آغازی، ناورود آسالم و ابوالعباس استفاده نموده است. نتایجی که از ارزیابی آبخیزها به دست آمد نشان می دهد که شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی در شرایط مختلف و با ترکیب های مختلف پارامترهای ورودی، نتایج متفاوتی از خود نشان می دهند ولی در کل این دو روش به میزان قابل قبولی قادر به تخمین رواناب حاصل از بارش با به کار گیری پارامترهای ورودی مناسب و استفاده از ساختارهای مناسب شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی تطبیقی، هستند. ابراهیمی و بشری (۴) در مدل سازی تغییرات دبی ماهانه رودخانه قره سو با استفاده از سری های زمانی و شبکه های عصبی مصنوعی و با به کار گیری داده های بارندگی، دما، تبخیر و دبی، به این نتیجه رسیدند که نتایج حاصل از پیش بینی بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی انتباق بیشتر با مقادیر مشاهده شده دارد. دستورانی و همکاران (۳) کارایی شبکه عصبی مصنوعی

2- Wavelet Regression



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

داده‌های مورد استفاده سیستم ANFIS است. این مدل یک سیستم فازی سوگنو<sup>۱</sup> را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و برای فرآیند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس انتشار خطأ و کمینه مرباعات خطأ 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:

$$\text{If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ THEN } f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

قانون ۲:

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

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 خطأ 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 مشخص کننده‌ی محدوده‌ی نفوذ یک مرکز خوشه در هر یک از ابعاد داده‌های است. در این تحقیق از مقادیر اسکالاری این شعاع جهت به کارگیری در تمامی ابعاد داده‌ها بهره‌گرفته شده است. بهمنظور تصور بهتر این پارامتر می‌توان گفت شعاع تأثیر همانند کره‌ای است که

در این تحقیق از اطلاعات هواشناسی روانه ایستگاه هواشناسی سینوپتیک سنگده و اطلاعات هیدرولوژیکی ایستگاه هیدرومتری ولیکن 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 متقاضی‌ترین 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 می‌دهند. در این دو لایه شمار نرون‌ها برابر با شمار ورودی‌ها و خروجی‌ها است و لایه‌یا 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 خطأ 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 متقاضی‌ترین سیستم‌های عصبی- فازی

1- Sugeno

همچنین برای آموزش صحیح شبکه باید مقادیر حداقل و حداکثر داده‌ها در مجموعه آموزشی قرار داشته باشد. با رعایت این اصول سال‌های آبی ۱۳۸۲-۸۳ تا ۱۳۸۳-۸۴ با تعداد ۷۲۰ داده برای آموزش<sup>۱</sup>، سال آبی ۱۳۸۳-۸۴ با تعداد ۳۶۵ داده برای صحت‌سنجی مدل<sup>۲</sup> و سال‌های آبی ۱۳۸۵-۸۶ با تعداد ۹۷۵ داده برای آزمون<sup>۳</sup> انتخاب شد. برای به دست آوردن بهترین ساختار ورودی ابتدا نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطأ 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 شاعع بهینه تأثیر، تابع عضویت زنگوله ای شکل تعیین یافته<sup>۴</sup> به دلیل داشتن بالاترین کارایی در بین توابع عضویت و غیرفازی ساز متوسط وزنی<sup>۵</sup> و تعداد داده‌ها برای مرحله آموزش و آزمون تعیین شد. سپس همانند شبکه عصبی مصنوعی نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطأ و نش- ساتکلیف برای تمام مدل‌ها تعیین شد. سال‌های آبی ۱۳۸۲-۸۳ تا ۱۳۸۴-۸۵ با تعداد ۱۰۹۵ داده دوره آموزش و سال‌های آبی ۱۳۸۵-۸۶ (از بهمن ماه) تا ۱۳۸۷ با تعداد ۹۷۵ داده دوره آموزش 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 خطأ 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 محاسبه شده و مشاهده‌ای، نمایه‌های ارزیابی زیر مورد استفاده قرار گرفت.

#### ۱- ضریب نش- ساتکلیف<sup>۶</sup>

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\bar{Q}_o - \bar{Q}_s)^2}{\sum_{i=1}^N (\bar{Q}_o_i - \bar{Q}_o)^2} \quad (2)$$

۲- ضریب همبستگی اصلاح شده<sup>۷</sup> نشان‌دهنده تفاوت اندازه هیدروگراف و شکل آن می‌باشد.

$$R_{mod} = \left[ \frac{\min\{\delta_o, \delta_s\}}{\max\{\delta_o, \delta_s\}} * r \right] \quad (3)$$

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

به طور کلی، محققین با تغییر مقادیر شاعع تأثیر سعی در دست‌یابی به شبکه‌های کارتر را دارند، در این تحقیق بهمنظور جلوگیری از اتلاف وقت با نوشتن زیر برنامه‌ی در MATLAB میزان بهینه برای شاعع تأثیر محاسبه شد و سپس شبکه با در نظر گرفتن مقدار بهینه شاعع 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 Minitab ۱۴ به دست آمد. به طوری که به دلیل همبستگی بالای تبخر و دما از مدل‌سازی ترکیبی این دو پارامتر صرف‌نظر گردید (جدول ۲). همچنین تعداد تأخیرها لازم برای بارندگی تا یک تأخیر، برای دما و تبخر 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 {۰،۱} استاندارد شدند.

$$X_s = 0.5 + 0.5 \left[ \frac{X - \bar{X}}{X_{\max} - X_{\min}} \right] \quad (1)$$

که در آن:  $X_s$ : مقدار نرمال شده،  $X$ : مقدار داده‌ها،  $\bar{X}$ ،  $X_{\max}$  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.

1- Train

4- Generalized bell-shape (gbellmf)  
7- Modified Correlation Coefficient

2- Verification

5- Weighted average (wtaver)

3- Test

6- Nash-Sutcliffe

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 شبیه‌سازی شده 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 تعیین 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 شبیه‌سازی شده دوره آموزش و آزمون توسط شبکه عصبی- فازی تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان را نشان می‌دهد.

۳- ریشه میانگین مربعات خطأ<sup>۱</sup>

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

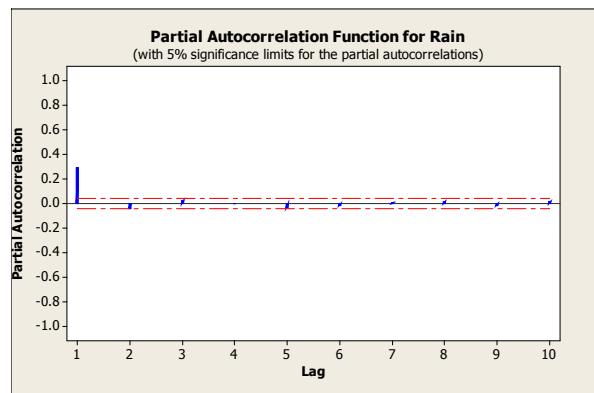
۴- میانگین قدر مطلق خطأ<sup>۲</sup>

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

در این معادله‌ها  $Q_{oi}$ : جریان شبیه‌سازی شده و  $Q_{si}$ : مشاهده‌ای در گام زمانی  $i$  (مترمکعب بر ثانیه)،  $N$ : تعداد گام‌های زمانی در طول دوره شبیه‌سازی است.  $\bar{Q}_o$ : متوسط دبی جریان مشاهده شده.  $\delta_o$  و  $\delta_s$ : به ترتیب انحراف نمایه دبی‌های مشاهدهای و محاسبه‌ای و  $\Gamma$ : 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. هر چه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد مدل از دقت بیشتری برخوردار است.

## نتایج و بحث

جدول ۳ نمایه‌های آماری برای آرایش‌های مختلف



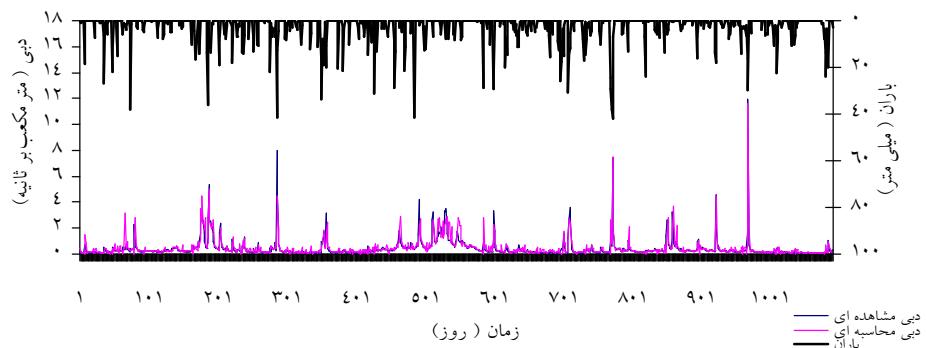
شکل ۲- تابع خودهمبستگی جزئی بارش.

جدول ۱- همبستگی متقطع دما و تبخیر

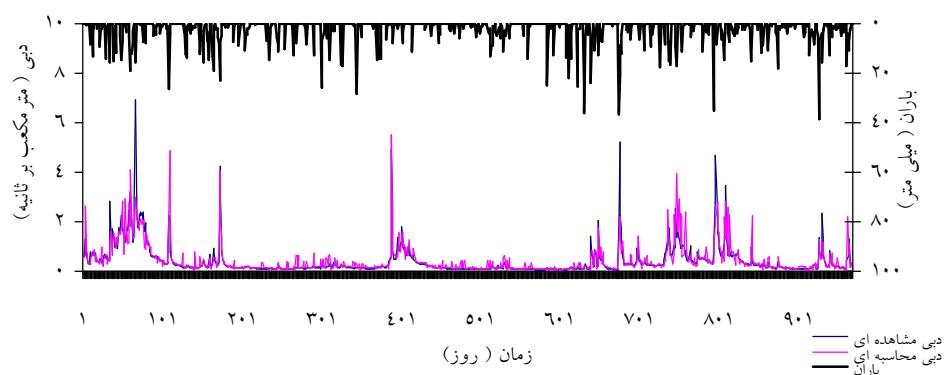
۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	۰	تاخیر
۰/۵۷۵	۰/۵۷۴	۰/۵۷۷	۰/۵۷۹	۰/۵۸۲	۰/۵۸۶	۰/۵۹۲	۰/۶۱۴	۰/۶۴۶	۰/۶۷۶	۰/۶۶۹	ضریب همبستگی

جدول ۲- ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده

شماره مدل	ساختار ریاضی و متغیرها	خروجی مدل
۱		$R_t$
۲	$R_t, R_{t-1}$	$Q_w$
۳	$R_{t-1}, T_t$	$Q_w$
۴	$R_{t-1}, T_t, T_{t-1}$	$Q_w$
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.

جدول ۳- نمایه های آماری برای آرایش های مختلف ANN

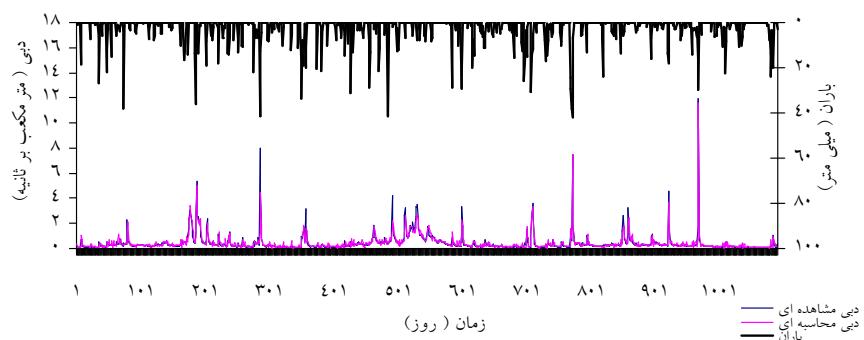
شماره مدل	آرایش شبکه	یادگیری	الگوریتم	آموزش	صحت سنجی	آزمون					
				MAE	R	NSH	RMSE	MAE	R	NSH	RMSE
۱	-	لونبرگ	-	۰/۰۵۵	۰/۴۹	۰/۳۵	۰/۰۵۳	۰/۰۵۳	۰/۴۵	۰/۳۲	۰/۰۵۵
۲	-	مارکوارت	لونبرگ	۰/۰۴۹	۰/۳۸	۰/۴۵	۰/۰۴۶	۰/۰۴۶	۰/۳۳	۰/۴۸	۰/۰۵۰
۳	-	کاوش	مارکوارت	۰/۰۴۹	۰/۳۲	۰/۴۵	۰/۰۴۶	۰/۰۴۶	۰/۳۳	۰/۴۸	۰/۰۵۰
۴	-	گرادیان	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۵	۰/۰۴۹
۵	-	مژدوج	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۳	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۲	۰/۰۴۳
۶	-	کاوش	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۲	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۹	۰/۴۷	۰/۰۴۹
۷	-	گرادیان	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۲	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۹	۰/۴۷	۰/۰۴۹
۸	-	کاوش	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۵	۰/۰۴۹
۹	-	لondonberg	مارکوارت	۰/۰۴۷	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۲	۰/۰۴۳
۱۰	-	کاوش	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۳	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۹	۰/۴۷	۰/۰۴۹
۱۱	-	گرادیان	گرادیان	۰/۰۴۷	۰/۳۷	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۶	۰/۰۴۳
۱۲	-	لondonberg	مارکوارت	۰/۰۴۷	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۲	۰/۰۴۳
۱۳	-	لondonberg	مارکوارت	۰/۰۴۷	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۲	۰/۰۴۳
۱۴	-	مارکوارت	لondonberg	۰/۰۴۷	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۴۸	۰/۳۲	۰/۰۴۳

جدول ۴- نمایه های آماری برای آرایش های مختلف ANFIS

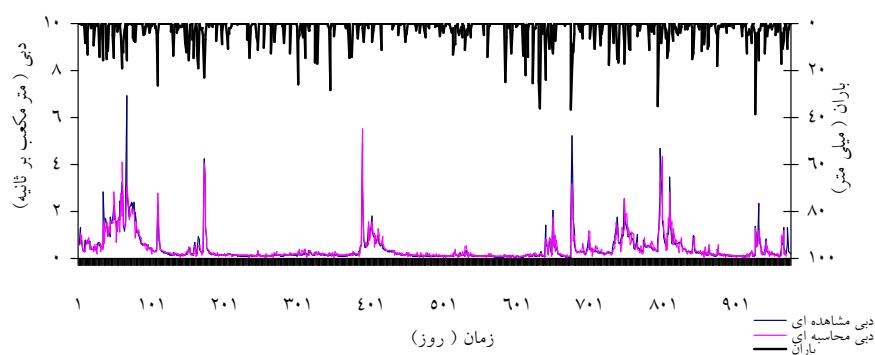
شماره مدل	تعداد قوانین	آموزش		آزمون	
		MAE	R	NSH	RMSE
۱	۲	۰/۰۵۵	۰/۴۲	۰/۳۶	۰/۰۵۵
۲	۴	۰/۰۵۰	۰/۴۸	۰/۴۸	۰/۰۵۰
۳	۴	۰/۰۴۹	۰/۵۰	۰/۴۸	۰/۰۴۹
۴	۸	۰/۰۴۳	۰/۱۸	۰/۶۵	۰/۰۴۳
۵	۱۶	۰/۰۳۸	۰/۷۰	۰/۷۰	۰/۰۳۸
۶	۱۶	۰/۰۳۹	۰/۶۹	۰/۶۹	۰/۰۳۹
۷	۳۲	۰/۰۳۱	۰/۶۸	۰/۶۸	۰/۰۳۱
۸	۶۴	۰/۰۳۳	۰/۶۳	۰/۶۳	۰/۰۳۳
۹	۴	۰/۰۴۷	۰/۶۰	۰/۶۰	۰/۰۴۷
۱۰	۴	۰/۰۴۰	۰/۶۰	۰/۶۰	۰/۰۴۰
۱۱	۱۶	۰/۰۳۸	۰/۶۲	۰/۶۲	۰/۰۳۸
۱۲	۱۶	۰/۰۳۸	۰/۶۴	۰/۶۴	۰/۰۳۸
۱۳	۳۲	۰/۰۳۴	۰/۶۳	۰/۶۳	۰/۰۳۴
۱۴	۶	۰/۰۳۰	۰/۶۱	۰/۶۱	۰/۰۳۰

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

مرحله دست یابی به شعاع بهینه	سعی اول	مقدار بهینه
آن زمان	آموزش	آزمون
۰/۷۴	۰/۰۶۴	۰/۷۷
۰/۸۰	۰/۰۵۶	۰/۸۲



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.

برای دوره‌های آموزش، صحبت‌سنگی 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 شاعع تأثیر، مجدد وارد مرحله‌ی آموزش و آزمون شد که نمایه نش- ساتکلیف  $0.74/0.74$  در مرحله آزمون به ازای مقدار بهینه شاعع برابر با  $0.80/0.80$  گردید. به عبارت دیگر شاعع تأثیر افزایشی  $6\%$  را در میزان نمایه نش ساتکلیف برای داده‌های آزمون به همراه داشت. سپس همانند شبکه عصبی نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطأ، نش- ساتکلیف، ضریب همبستگی و میانگین قدرمطلق خطأ 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،

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  $0.05/0.05$  بدست آمد که در نهایت، ۱۴ مختلف برای مدل‌سازی تعیین شد. سپس ساختارهای مختلف به نرم‌افزار Statistica Neural Network وارد شد، از ویژگی‌های اصلی این نرم‌افزار یافتن اتوماتیک بهترینتابع 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، صحبت‌سنگی و آزمون، نمایه‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطأ، نش- ساتکلیف، ضریب همبستگی و میانگین قدرمطلق خطأ برای هر یک از مدل‌ها تعیین شد که در نهایت ساختار بارش با یک روز تأخیر و تبخیر با یک روز تأخیر و  $14$  نرون در لایه مخفی با الگوریتم آموزشی لونبرگ- مارکارت و تابع انتقال سیگموئید آن نتایج حاصل از تعیین مقادیر شاخص‌های کارایی

مدل‌سازی، مفروض به خطای دارای نبود قطعیت می‌باشد، بنابراین منطق فازی ابزار مناسبی برای مدل‌سازی این سیستم‌ها است و مدل‌سازی فازی (طبیقی و استنتاجی) از سایر مدل‌ها دقیق‌تر بوده و بیش‌ترین مقدار نش-ساتکلیف و کمترین خطای دارای پی‌داشته است. این مقاله پیشنهاد می‌نماید که شبکه عصبی- فازی تطبیقی با توجه به دارای بودن کارایی بالا به منظور مدل‌سازی بارش- رواناب مورد استفاده قرار گیرد و همچنین از سایر روش‌های شبیه‌سازی از قبیل موچک و منطق فازی به منظور مدل‌سازی بارش- رواناب استفاده شود.

مدل کردن پدیده بارش- رواناب دارد. که نتایج آن با نایاک و سودهر (۹)، فیرت و گانگر (۵)، اکیل و همکاران (۲)، کورتلولوس و رازاخ (۱۰) و نورانی و همکاران (۱۵) مبنی بر دقیق‌تر شبکه عصبی- فازی تطبیقی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی هم خوانی 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 دقیق‌تر بالایی است که نتایج این تحقیق با نتایج این محققین هم خوانی دارد. همچنین به دلیل این که پارامترهای بارش و رواناب به کار رفته در

#### 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) 4<sup>th</sup> 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. Dehgani. 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. Bozorghaddad. 2011. Simulation and Prediction Discharge Using A Hybrid Algorithm ANN-GA. Journal of Soil and Water, 24: 942-954 (In Persian).

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

**Navid Dehghani<sup>1</sup>, Mehdi Vafakhah<sup>2</sup> and Abdolreza Bahremand<sup>3</sup>**

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