

پیش‌بینی جریان رودخانه با محاسبات نرم

مجید منتصری^۱ - سروین زمان زاد قویدل^{۲*}

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۶/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۱۱/۳۰

چکیده

پیش‌بینی جریان رودخانه به منظور فعالیت‌های مرتبط با برنامه‌ریزی و بهره‌برداری منابع آب لازم و ضروری است. عملکرد دو الگوی هوشمند شامل فازی-عصبی تطبیقی (مبتنی بر روش افراز شبکه) و برنامه‌ریزی بیان ژن در پیش‌بینی جریان رودخانه بررسی شد. ۲۱ سال رواناب ماهانه دو ایستگاه صفاخانه واقع بر روی رودخانه ساروق‌چای و سنته واقع بر رودخانه خرخره‌چای در حوضه آبریز زربنده‌رود استفاده شد. اثرات تناوبی و فصلی جریانانات ماهانه در این تحقیق بر روی عملکرد الگوها ارزیابی شد. با در نظر گرفتن ضریب فصلی در الگوی برنامه‌ریزی بیان ژن مقدار آماره ضریب تعیین به ازای بهترین الگو به میزان ۰/۱۹ و ۰/۲۵ به ترتیب برای ایستگاه‌های صفاخانه و سنته افزایش یافت. همچنین عملکرد دو الگوی فوق برای پیش‌بینی جریان با داده‌های ایستگاه مجاور نیز بررسی شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد که هر دو روش فازی-عصبی و برنامه‌ریزی بیان ژن می‌توانند به طور موفقیت-آمیزی برای پیش‌بینی رواناب ماهانه رودخانه استفاده شوند. در این حالت مقدار آماره ریشه میانگین مربعات خطا با به کارگیری بهترین ترکیب ورودی برای الگوهای فازی-عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن به ترتیب برابر ۴/۸۸ و ۴/۸۹ به دست آمد. اما الگوی برنامه‌ریزی بیان ژن به دلیل ارائه رابطه ریاضی حاکم بر مساله مورد بررسی-نسبت به الگوی فازی-عصبی تطبیقی برتری دارد.

واژه‌های کلیدی: افراز شبکه، برنامه‌ریزی بیان ژن، پیش‌بینی، رواناب ماهانه، فازی-عصبی تطبیقی

مقدمه

استفاده از روش‌های هوشمند در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققان از جمله محققان منابع آب و هیدرولوژی بوده است. در این خصوص، سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) نیز از جمله روش‌هایی است که در الگوبندی پدیده‌های غیرخطی کاربرد فراوانی دارد. روش‌های مختلفی در این سامانه برای طبقه‌بندی داده‌ها از جمله دو روش افراز شبکه^۳ و دسته‌بندی تفریقی^۴ استفاده می‌شود. نتایج تحقیقات انجام شده توسط محققین حاکی از آن است که عملکرد هر دو روش در پیش‌بینی‌های انجام شده تقریباً مشابه است (۲۱). به تعدادی از این تحقیقات در ادامه اشاره می‌شود. دستورانی و همکاران (۱) به بررسی کارایی الگوهای شبکه‌های عصبی مصنوعی ANN و ANFIS در الگوبندی بارش-رواناب در حوضه آبخیز سد زاینده‌رود پرداختند و نتایج را با روش‌های آماری مقایسه کردند. نتایج نشان داد که هر دو الگو با به کارگیری پارامترهای ورودی و ساختار مناسب نتایج قابل قبولی ارائه می‌دهند. نایاک و همکاران (۱۶) به بررسی عملکرد ANFIS در پیش‌بینی رواناب پرداختند. نتایج بدست آمده نشان داد که الگوی ANFIS در

پیش‌بینی جریانانات رودخانه‌ای به منظور طراحی، بهره‌برداری و برنامه‌ریزی منابع آب ضروری به نظر می‌رسد. پیش‌بینی‌های انجام شده در دوره‌های زمانی کوتاه و بلند مدت به منظور بهینه نمودن مصرف آب یا برنامه‌ریزی برای توسعه‌های آتی منابع آب لازم است (۱۴). روش‌های مرسوم برای پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی با فرض برقراری رابطه خطی بین متغیرها است. این روش‌ها توسعه یافته الگوهای باکس و جنکینز هستند (۶). الگوی خود همبسته میانگین متحرک تلفیقی (ARIMA) اساس کار بوده و معمولاً در مطالعات منابع آب و اغلب در پیش‌بینی جریان ماهانه به کار می‌رود (۱۵). رفتار سری‌های رواناب رودخانه‌ها می‌توانند غیرخطی باشد. لذا استفاده از انواع الگوهای خطی دقت لازم را ندارد. با توجه به اهمیت پیش‌بینی جریان آب رودخانه از نقطه نظرهای مختلف، یافتن روشی مناسب در این خصوص حائز اهمیت می‌باشد.

۱ و ۲- دانشیار و دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه ارومیه

(Email: snzghavidel@gmail.com)

*- نویسنده مسئول

3- Grid partitioning

4- Subtractive clustering (Sub-Clustering)

الگوهای ANN نشان داد. آیتک و کیشی (۴) روش GP را برای شبیه‌سازی بار معلق در رودخانه تانگو^۳ واقع در ایالات متحده آمریکا بکار گرفتند. آن‌ها از مقادیر رسوب قبلی و جریان جهت پیش‌بینی بار معلق استفاده کردند. نتایج حاصل شده با روش GP حاکی از عملکرد بهتر آن در مقایسه با روش‌های منحنی‌سنجی و رگرسیون خطی چندگانه بود.

بررسی تحقیقات قبلی نشان می‌دهد که گستره مطالعات صورت گرفته در خصوص به کارگیری روش GEP برای پیش‌بینی جریان رودخانه محدود است. لذا این تحقیق با هدف بررسی عملکرد GEP و ANFIS مبتنی بر روش افراز شبکه در تخمین جریان ماهانه رودخانه انتخاب و انجام شد. این تحقیق در دو بخش کلی ارائه می‌شود. بخش اول به پیش‌بینی جریان ماهانه در دو ایستگاه آبسنجی با دو روش ذکر شده می‌پردازد. بخش دوم داده‌های یک ایستگاه را برای پیش‌بینی جریان در ایستگاه دیگر استفاده می‌کند. این مساله برای پیش‌بینی در ایستگاه‌های فاقد آمار حائز اهمیت است.

مواد و روش‌ها

سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی^۴

سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) برای اولین بار توسط ژانگ (۱۱) معرفی شد. این سامانه ابزاری جهانی برای تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود بوده و به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است. بخش فازی ANFIS رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نموده که اصطلاحاً تابع عضویت^۵ نامیده می‌شود. پارامترهای توابع عضویت با الگوریتم آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی و بر اساس دو روش زیر تعیین می‌شوند: روش پس انتشار خطا برای همه پارامترهای توابع عضویت.

روش ترکیبی شامل پس انتشار خطا برای پارامترهای توابع عضویت ورودی و روش حداقل مربعات برای پارامترهای توابع عضویت خروجی.

به‌طور کلی دو نوع سامانه استنتاج فازی در جعبه ابزار منطق فازی موسوم به الف) سامانه استنتاجی نوع ممدنی^۶ و ب) سامانه استنتاجی نوع سوگنو^۷ وجود دارد. تفاوت اصلی آنها در تابع عضویت است. به‌گونه‌ای که تابع عضویت خروجی در روش ممدنی غیرخطی ولی در روش سوگنو خطی یا ثابت است.

مقایسه با ANN و سری‌های زمانی به لحاظ سرعت محاسبات، خطای پیش‌بینی، کارایی و تخمین مقدار حداکثر رواناب عملکرد بهتری دارد. چانگ و چن (۷) برای پیش‌بینی جریان رودخانه داچا^۱ در مرکز تایلند از ANFIS استفاده کردند. آن‌ها برای الگوبندی از داده‌های بارش و جریان استفاده کردند. نتایج به دست آمده حاکی از عملکرد بهتر ANFIS در مقایسه با مدل‌های سری زمانی بود. فیرات و گونگور (۱۰) به بررسی کارایی الگوی ANFIS در پیش‌بینی رواناب روزانه رودخانه‌ای در ترکیه پرداختند. عملکرد الگوی ANFIS در بخش‌های آموزش و آزمون الگو مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که ANFIS از دقت قابل قبولی در پیش‌بینی رواناب برخوردار است.

پرامیناک و پاندا (۱۷) از الگوهای ANN و ANFIS برای پیش‌بینی رواناب حوضه‌ای در هندوستان استفاده کردند. آن‌ها پنج الگوی ورودی مختلف را جهت الگوبندی به کار بردند. نتایج نشان داد الگویی که در آن از سه گام زمانی پیشین استفاده شده بود، عملکرد بهتری دارد. همچنین رواناب خروجی تخمینی با الگوی ANFIS در مقایسه با الگوی ANN مطابقت بهتری با داده‌های مشاهداتی داشت. طالعی و همکاران (۲۰) از ANFIS جهت الگوبندی بارش-رواناب استفاده کردند. نتایج مطالعات نشان داد الگویی که در آن از رواناب‌های پیشین تا دو گام زمانی قبل‌تر استفاده شده بود، عملکرد و دقت بیشتری در مقایسه با سایر الگوهای به کار گرفته شده دارد.

ثانی‌خانی و کیشی (۱۹) از دو روش مختلف ANFIS شامل افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی برای پیش‌بینی میزان جریان رودخانه در دو ایستگاه هیدرومتری واقع در کشور ترکیه استفاده نمودند. آن‌ها از مقادیر جریان‌های پیشین برای الگوبندی استفاده کردند. نتایج به دست آمده نشان داد که دو روش در پیش‌بینی میزان جریان دقت قابل قبولی داشتند.

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) از جدیدترین الگوریتم‌های فراکاوشی هستند که به دلیل دارا بودن دقت و عملکرد مناسب در الگوبندی، مورد توجه محققین قرار گرفته‌اند. در الگوی GEP کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت -مشابه با آنچه که در الگوریتم ژنتیک (GA) استفاده می‌شود- با ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، مشابه با درختان تجزیه در GP، ترکیب می‌شوند (۸). آیتک و آلپ (۳) برای الگوبندی فرآیند بارش-رواناب از GEP و دو الگوی مختلف ANN استفاده کردند. آن‌ها برای انجام الگوبندی از داده‌های سه ایستگاه باران‌سنجی و یک ایستگاه آبسنجی در حوضه‌ای از ایالت پنسیلوانیا^۲ کشور آمریکا استفاده کردند. نتایج به دست آمده دقت و کارایی الگوی GP را در مقایسه با

3- Tongue

4- Adaptive neuron-fuzzy inference system

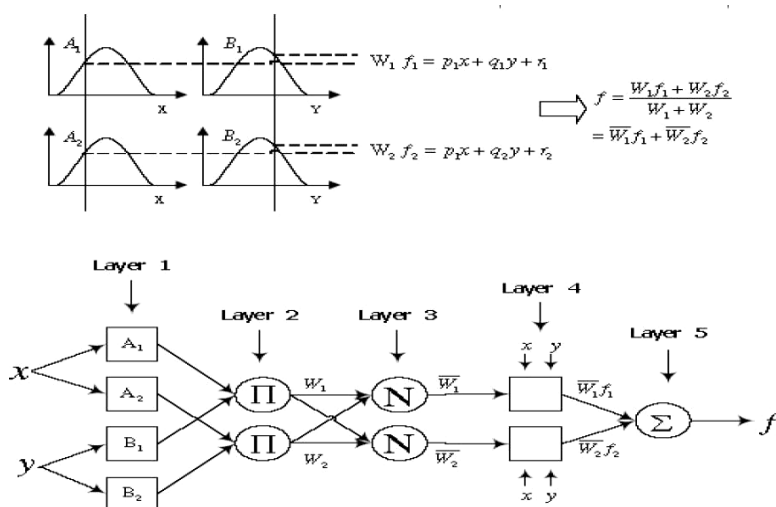
5- Membership Function

6- Mamdani

7- Sugeno

1- Dacha

2- Pennsylvania State



شکل ۱- نمودار فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی و ANFIS معادل

روش برای پیش‌بینی جریان رودخانه مناسب است. پارامترهای اصلی مربوط به ساختار الگوی فازی-عصبی از نوع افراز شبکه شامل نوع تابع عضویت و تعداد توابع عضویت است می‌باشد. کاربردی‌ترین انواع توابع عضویت، توابع مثلثی و گوسی بوده و تعداد توابع عضویت بین ۲ تا ۴ عدد جهت مدل‌سازی جریان رودخانه کافی می‌باشد (۱۸). قابل ذکر است که در این تحقیق روش استفاده شده برای الگوی فازی-عصبی از نوع افراز شبکه می‌باشد.

برنامه‌ریزی بیان ژن

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ ارائه شد. این برنامه می‌تواند با شرایط زیر به کار رود: ۱- ارتباط موجود بین متغیرهای مسئله به خوبی شناخته شده نباشد. ۲- پیدا کردن حل نهایی مسئله مورد بررسی مشکل باشد. ۳- حل ریاضی مرسوم وجود نداشته باشد. ۴- راه حل تقریبی قابل قبول باشد. ۵- حجم داده‌هایی که بایستی با رایانه مورد آزمون و طبقه‌بندی قرار گیرند، زیاد باشد (۵). تولید جمعیت اولیه، اولین مرحله در انجام الگوریتم است. این موضوع می‌تواند به صورت تصادفی یا با مقداری اطلاعات درباره مسئله انجام شود. سپس کروموزوم‌ها به شکل نمودار درختی اظهار می‌شوند. نتیجه با یک تابع برازش ارزیابی می‌شود تا میزان مناسب بودن یک راه حل در محدوده مسئله تعیین شود. معمولاً تابع برازشی با پردازش تعدادی نمونه از مسئله هدف (معروف به موارد برازشی) ارزیابی می‌شود. اگر کیفیت رضایت‌بخش از یک راه‌حل پیدا شود یا نسل‌ها به تعداد معینی برسد، تکامل متوقف و بهترین راه حل یافت شده تا این مرحله، گزارش می‌شود. اما اگر شرایط توقف یافت نشود، بهترین راه‌حل

اگر فرض کنیم یک سامانه استنتاج فازی دارای دو ورودی X و Y و یک خروجی Z باشد، فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی " اگر-آنگاه " به صورت زیر بیان می‌شود:

قانون ۱ - اگر X برابر A₁ و Y برابر B₁ باشد آنگاه:

$$z_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$$

قانون ۲ - اگر X برابر A₂ و Y برابر B₂ باشد آنگاه:

$$z_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$$

الگوی فازی مرتبه اول نوع سوگنو در شکل ۱ با دو ورودی (X و Y)، یک خروجی f، به همراه دو قانون فازی و همچنین الگوی ANFIS معادل آن نشان داده شده است.

الگوبندی در محیط بسته نرم‌افزاری MATLAB با تسهیلات و امکانات آن کدنویسی می‌شود. لازم به توضیح است که ANFIS برای طبقه‌بندی داده‌ها از دو روش افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی استفاده می‌کند. فضای داده‌های ورودی در روش افراز شبکه به تعدادی ناحیه فازی موضعی با استفاده از بخش‌های محوری و موازی بر مبنای توابع عضویت در هر بعد تقسیم می‌شود (۲). روش تخمین کمترین مربعات بر مبنای هر بخش و نوع تابع عضویت برای محاسبه مجموعه‌های فازی برتر و پارامترهای مربوطه استفاده می‌شود. سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی از خروجی صفر شروع کرده و قوانین فازی به تدریج در طول آموزش یادگیری، توابع شناسایی و پارامترها اصلاح می‌شوند. تعداد قوانین فازی با افزایش متغیرهای ورودی به صورت نمایی افزایش می‌یابد. لذا به نظر می‌رسد که کاربرد روش افراز شبکه به ازای تعداد بسیار زیاد قوانین فازی با مشکل مواجه می‌شود. توصیه شده که در به‌کارگیری این الگو تعداد متغیرهای ورودی بیشتر از ۶ نباشد (۱۲). چون تعداد متغیرهای ورودی در تحقیق حاضر حداکثر برابر ۶ انتخاب شده، لذا استفاده از این

آزمون عملکرد الگوها

دو شاخص آماری ضریب تعیین (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) برای مقایسه دقت الگوها در این تحقیق استفاده شده‌است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (o_i - t_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o_i - t_i)^2} \quad (2)$$

در روابط فوق، n تعداد داده‌ها، t_i رواناب برآوردی با الگو، O_i رواناب مشاهداتی رودخانه در گام زمانی i ام و \bar{O} متوسط رواناب مشاهداتی رودخانه است.

منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

حوضه آبریز زرینه‌رود با وسعتی معادل ۱۳۶۸۵ کیلومتر مربع در شمال غربی ایران واقع شده است. رودخانه‌های ساروق‌چای و خرخره-چای از رودخانه‌های مهم این حوضه محسوب می‌شوند. در این تحقیق داده‌های رواناب ماهانه در ایستگاه صفاخانه واقع بر رودخانه ساروق‌چای و ایستگاه سنته واقع بر رودخانه خرخره-چای استفاده شدند. شکل ۲ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

داده‌های مورد استفاده از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان-غربی تهیه شدند. دلیل انتخاب این دو ایستگاه داشتن رژیم طبیعی جریان به دلیل واقع شدن در بالادست سد مخرنی بوکان در محدوده مورد مطالعه و همچنین داشتن داده‌های با کیفیت و طول آماری مناسب در مقایسه با سایر ایستگاه‌های منطقه بود. داده‌های مشاهداتی جریان ماهانه برای هر دو ایستگاه در طول سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۹۰ (۲۵۲ ماه) مورد استفاده قرار گرفتند. داده‌های ۱۵ سال اول به منظور آموزش و از بقیه برای آزمون الگوها استفاده شد. آماره‌های رواناب ماهانه ایستگاه‌های آبسنجی در جدول ۱ نمایش داده شده است. حداقل مقدار رواناب برای هر دو ایستگاه صفاخانه و سنته، در دوره آزمون با توجه به جدول ۲ از حداقل مقدار آن در دوره آموزش الگو کمتر است. این مسأله می‌تواند روش‌های مورد استفاده برای برون-یابی داده‌های دوره آزمون را بهتر مورد ارزیابی قرار دهد (۱۳).

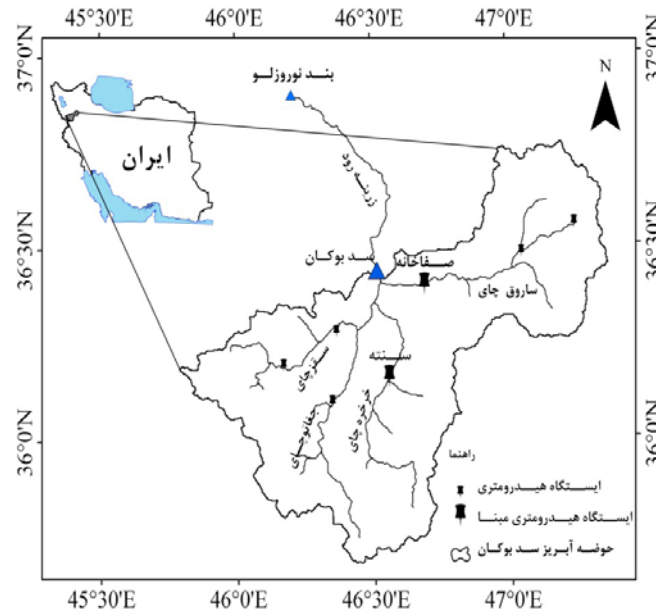
مربوط به نسل حاضر نگهداری می‌شود که به معنای نخبه‌گزینی معروف است. سپس، بقیه راه حل‌ها به فرآیندی گزینشی واگذار می‌شوند. گزینش یا انتخاب، نقش بقاء شایستگی را انجام می‌دهد که بهترین افراد شانس بیشتری برای تولید فرزند براساس آن دارند. کل این روند برای چندین نسل تکرار می‌شود. انتظار می‌رود که کیفیت جمعیت نیز به‌طور متوسط با پیش رفتن نسل به جلو، بهبود یابد (۹).

عملگرهای مختلفی نظیر جهش و ترکیب در GEP استفاده می‌شود. این، از روش معروف چرخ رولت نیز برای انتخاب افراد استفاده می‌کند. هدف عملگر جهش، بهسازی تصادفی داخل کروموزوم‌های معین است. خصوصیت این عملگر این است که برخی عملیات بدون نقص را برای جلوگیری از ایجاد افراد معیوب از نظر قواعد اجرا می‌نماید. ترکیب یک و دو نقطه‌ای در GEP استفاده می‌شود. نوع ترکیب دو نقطه‌ای تا حدی جالب‌تر است، چون می‌تواند نواحی کدگذاری نشده داخل کروموزوم‌ها را نیز به مراتب زیادی روشن و خاموش کند. به‌علاوه در این روش، نوع دیگری از ترکیب به نام ترکیب ژنی نیز اجرا می‌شود که در آن ژن‌ها به‌طور کامل ترکیب می‌شوند. این عملگر ژن‌ها را به طور تصادفی در موقعیت یکسانی در دو کروموزوم والد انتخاب می‌کند تا دو فرزند جدید را تشکیل دهد. عملگر ترانهش نیز عملگر دیگری است که در اینجا به کار می‌رود. پدیده‌های مختلف در این روش با مجموعه‌ای از توابع و مجموعه‌ای از پایانه‌ها، الگوبندی می‌شوند. مجموعه توابع، معمولاً شامل چهار عمل اصلی $\{+, -, \times, /\}$ ، توابع مثلثاتی یا هر نوع تابع ریاضی دیگر $\{\sqrt{\quad}, x^2, \exp, \log, \sin, \cos, \dots\}$ و یا توابع تعریف شده توسط کاربر بوده که معتقد است می‌توانند برای تفسیر مناسب باشند. مجموعه پایانه‌ها از مقادیر ثابت و متغیرهای مستقل مسأله تشکیل شده‌اند (۸). نرم افزار GeneXpro در این تحقیق برای اجرای GEP استفاده شد. به طور خلاصه پارامترهای استفاده شده در هر بار اجرای مدل که اغلب مقادیر پیش فرض نرم افزار هستند، در جدول ۱ ارائه شده است.

الگوهای هوشمند اغلب الگوهای جعبه سیاه نامیده می‌شوند. الگوی GEP اگر چه الگوی هوشمند محسوب می‌شود، اما ولی قابلیت GEP در ارائه معادله ریاضی بین متغیر خروجی و متغیرهای ورودی، آن را از سایر الگوهای هوشمند متمایز نموده که این مسأله در فرآیند پیش‌بینی اهمیت بسزایی دارد.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای به کار گرفته شده در GEP

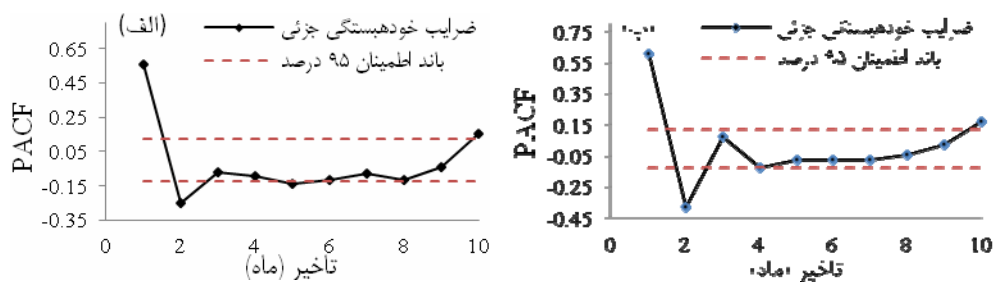
| | | | | | |
|-------------------|----|----------------|------|----------------------|-----|
| تعداد کروموزوم‌ها | ۳۰ | نرخ برگشت | ۰/۱ | نرخ ترکیب تک نقطه‌ای | ۰/۳ |
| طول هر راس | ۸ | نرخ ترانهش ژنی | ۰/۱ | نرخ ترکیب دو نقطه‌ای | ۰/۳ |
| تعداد ژن‌ها | ۳ | نرخ جهش | ۰/۰۴ | نرخ ترکیب ژنی | ۰/۱ |



شکل ۲- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

جدول ۲- آماره‌های رواناب ماهانه رودخانه‌های مورد مطالعه

| پارامترهای آماری | | | | | | |
|------------------|---------|---------|--------|--------|--------------|------------|
| نوع داده | ایستگاه | میانگین | حداکثر | حداقل | انحراف معیار | ضریب چولگی |
| آموزش | صفاخانه | ۸/۹۴ | ۸۸/۱۳ | -۰/۰۰۵ | ۱۵/۰۶ | ۲/۶۸ |
| | سنته | ۹/۲۸ | ۸۷/۸۲ | -۰/۰۰۷ | ۱۵/۱۴ | ۲/۴۸ |
| آزمون | صفاخانه | ۵/۲۲ | ۳۵/۰۶ | -۰/۰۱ | ۷/۸۹ | ۲/۲۶ |
| | سنته | ۶/۸۶ | ۵۶/۹۰ | -۰/۰۰۱ | ۱۱/۰۲ | ۲/۴۹ |



شکل ۳- مقادیر ضرایب خودهمبستگی جزئی برای ایستگاه‌های (الف) سنته (ب) صفاخانه

سنته در شکل ۳ نشان داده شده است.

با توجه به شکل ۳ مشاهده می‌شود که روند کلی ضرایب خودهمبستگی جزئی برای هر دو ایستگاه صفاخانه و سنته مشابه است. همچنین می‌توان گفت که مقادیر رواناب در ماه جاری به مقادیر پیشین رواناب وابستگی داشته و این وابستگی به ازای تاخیر برابر ۲ ماه وجود دارد. بنابراین برای اطمینان در فرآیند الگوبندی از مقادیر جریان در ۳ ماه پیشین نیز به عنوان ورودی الگوها استفاده شد.

نتایج و بحث

برای پیش‌بینی رواناب ماه جاری از داده‌های رواناب ماه‌های قبل برای به عنوان ورودی الگوهای هوشمند استفاده گردید. برای تعیین ترکیب‌های ورودی مختلف در الگوهای هوشمند، از آزمون‌های آماری رگرسیون و تعیین ضرایب خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری‌های زمانی رواناب در دو ایستگاه مورد مطالعه استفاده شد. نمودار ضرایب خودهمبستگی جزئی برای ایستگاه‌های صفاخانه و

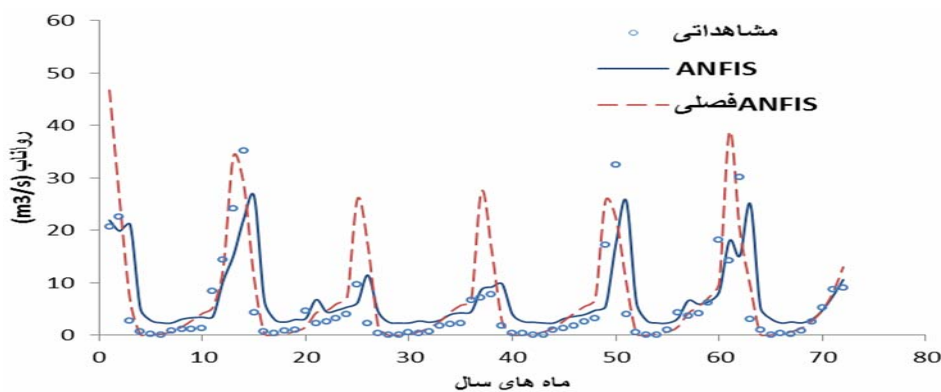
جدول ۳- ساختار و نتایج الگوی ANFIS با به کارگیری ورودی‌های مختلف

| ایستگاه | شماره الگو | الگوی به کار گرفته شده | نوع تابع عضویت | تعداد تابع عضویت | R ² | RMSE |
|---------|------------|---------------------------|----------------|------------------|----------------|------|
| صفاخانه | ۱ | Q(t-1) | مثلثی | ۴ | ۰/۳۷ | ۶/۷۴ |
| | ۲ | Q(t-1), α | گوسی | ۳,۳ | ۰/۶۴ | ۶/۴۸ |
| | ۳ | Q(t-1), Q(t-2) | گوسی | ۲,۴ | ۰/۴۱ | ۶/۸۳ |
| | ۴ | Q(t-1), Q(t-2), α | مثلثی | ۴,۴,۴ | ۰/۵۲ | ۶/۶۴ |
| | ۵ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3) | گوسی | ۳,۳,۴ | ۰/۳۸ | ۷/۲۹ |
| | ۶ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), α | گوسی | ۴,۴,۴,۴ | ۰/۵۵ | ۶/۹۵ |
| سننه | ۱ | Q(t-1) | گوسی | ۳ | ۰/۴۴ | ۸/۳۶ |
| | ۲ | Q(t-1), α | مثلثی | ۳,۴ | ۰/۶۹ | ۷/۵۶ |
| | ۳ | Q(t-1), Q(t-2) | گوسی | ۴,۲ | ۰/۴۰ | ۹/۲۶ |
| | ۴ | Q(t-1), Q(t-2), α | گوسی | ۲,۲,۲ | ۰/۵۳ | ۷/۹۲ |
| | ۵ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3) | گوسی | ۴,۲,۲ | ۰/۴۰ | ۹/۲۶ |
| | ۶ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), α | مثلثی | ۳,۲,۲,۲ | ۰/۵۳ | ۸/۸۶ |

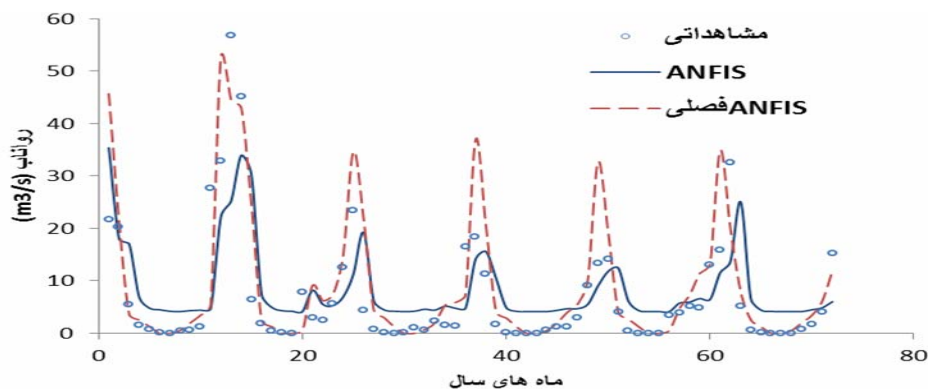
پیش‌بینی رواناب در ایستگاه‌های مختلف عملکرد الگوهای ورودی مختلف بر مبنای جریان‌های ماهانه پیشین و اثر فصلی و تناوبی بودن جریان ماهانه با اضافه کردن ضریب α در این بخش ارزیابی می‌شود. مقدار ضریب α بین ۱ و ۱۲ است. مقدار آن برای مثال در ماه فروردین برابر ۱ و اسفند ۱۲ در نظر گرفته شد. الگوهای ورودی مختلف با در نظر گرفتن متغیر پیش‌بینی Q_t به عنوان دبی جریان در زمان t بررسی شد (جدول ۳).

ساختار اصلی ANFIS مبتنی بر روش افراز شبکه، به ازای ورودی‌های مختلف با آزمون و خطا به دست آمد. ساختار و شاخص‌های ارزیابی شامل ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا برای الگوی فازی-عصبی در دوره آزمون برای ایستگاه‌های صفاخانه و سننه در جدول ۳ ارائه شده است. می‌توان گفت که الگوی شماره ۲ بهترین الگوی ورودی برای هر دو ایستگاه با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۳ است. ورودی‌های Q_{t-1} و α در این الگو استفاده شده است. البته ساختار الگوی

ANFIS در دو ایستگاه صفاخانه و سننه به ازای این الگو با یکدیگر متفاوت‌اند. ضریب α برای تعیین اثرات تناوبی و فصلی جریان‌های ماهانه در پیش‌بینی به الگوهای ورودی شماره ۱، ۳ و ۵ اضافه شد. با توجه به جدول ۳ مشاهده می‌شود که با اضافه کردن ضریب α مقدار خطای الگوبندی به طور قابل توجهی کاهش یافته است. مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده جریان با الگوی ANFIS به ازای الگوهای ۱ و ۲ به ترتیب برای ایستگاه‌های صفاخانه و سننه در شکل‌های ۴ و ۵ نیز ارائه شده است.



شکل ۴- مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با الگوی ANFIS در ایستگاه صفاخانه



شکل ۵- مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با الگوی ANFIS در ایستگاه سنته

الگوی برتر بود. عملکرد الگو نیز با اضافه کردن ضریب α به الگوهای مختلف بهبود یافته است. نمودار مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده الگوی GEP در شکل‌های ۶ و ۷ نیز به ازای الگوهای شماره ۱ و ۲ به ترتیب برای ایستگاه‌های صفاخانه و سنته نشان داده شده است. می‌توان گفت الگوی GEP (فصلی) در هر دو ایستگاه در پیش-بینی مقادیر جریان عملکرد قابل قبول تری دارد (شکل ۶ و ۷). معادله ارائه شده توسط GEP برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه به ازای بهترین الگوی ورودی برای ایستگاه‌های صفاخانه و سنته به ترتیب در روابط ۳ و ۴ آورده شده است.

$$Q_t = 0.2 \cos Q_{t-1} + (0.21 \log \alpha) Q_{t-1} + 0.29 Q_{t-1} \quad (3)$$

$$Q_t = \tan^{-1}(\alpha \cdot Q_{t-1}) + 1.55 Q_{t-1} + (\alpha)^{0.43} \quad (4)$$

پیش‌بینی رواناب با داده‌های ایستگاه مجاور

تخمین جریان رودخانه در یک ایستگاه با داده‌های ایستگاه مجاور از موضوعات با اهمیت در هیدرولوژی و مهندسی رودخانه بوده و در ایستگاه‌های فاقد آمار حائز اهمیت است. لذا در این بخش از تحقیق به بررسی عملکرد الگوهای هوشمند ANFIS و GEP برای پیش-بینی جریان ایستگاه صفاخانه با داده‌های ایستگاه سنته پرداخته می‌شود.

برنامه‌ریزی بیان ژن نیز برای الگوبندی استفاده شده است. اگرچه در زمره الگوهای هوشمند قرار دارد، ولی ساختار و روند الگوبندی با آن به طور کلی با روش ANFIS متفاوت است. الگوهای ورودی ANFIS برای GEP در این تحقیق استفاده شد. انتخاب تابع برازش مناسب اولین مرحله در الگوبندی است. آماره RMSE برای تشخیص تابع برازشی برتر در این تحقیق در هر دو ایستگاه صفاخانه و سنته انتخاب شد. مرحله بعدی انتخاب عملگرهای اصلی برای ساخت درخت تجزیه است. دو سری توابع ریاضی F_1 و F_2 که F_1 شامل ساده‌ترین عملگرهای ریاضی و F_2 عملگرهای ریاضی پیش فرض الگوی GeneXpro است در این تحقیق بررسی شد. توابع ریاضی به کار گرفته شده در این تحقیق و عملکرد الگو به ازای مجموعه‌ای معین از توابع در جدول ۴ نمایش داده شده است.

موارد جدول ۴ نشان می‌دهد که بهترین عملکرد الگو برای هر دو ایستگاه به ازای توابع F_2 حاصل شده است. مرحله بعد در الگوبندی، انتخاب تابع پیوند مناسب است. تابع پیوند جمع از بین انواع توابع پیوند، عملکرد بهتری داشت که نتایج در جدول ۴ نیز نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مربوط به عملکرد GEP به ازای الگوهای مختلف برای ایستگاه‌های صفاخانه و سنته در دوره آزمون الگو در جدول ۵ نمایش داده شده است.

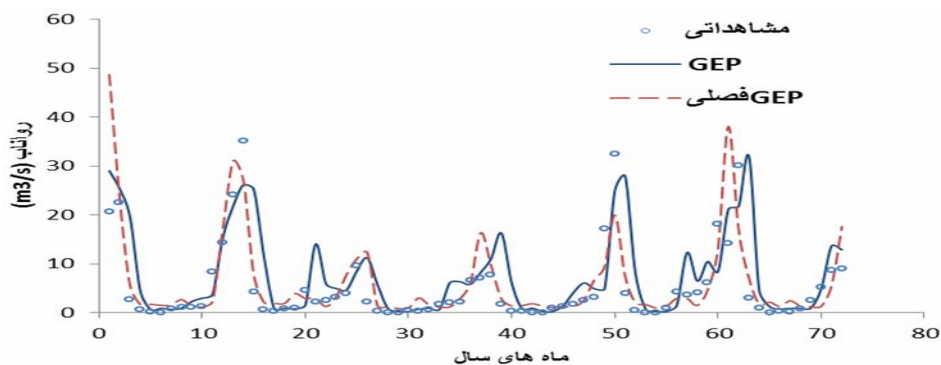
الگوی شماره ۲ بهترین عملکرد الگوی GEP را برای دو ایستگاه صفاخانه و سنته ارائه داد (جدول ۵). این الگو در روش ANFIS نیز

جدول ۴- نتایج توابع ریاضی مختلف بر روی مقدار شاخص RMSE

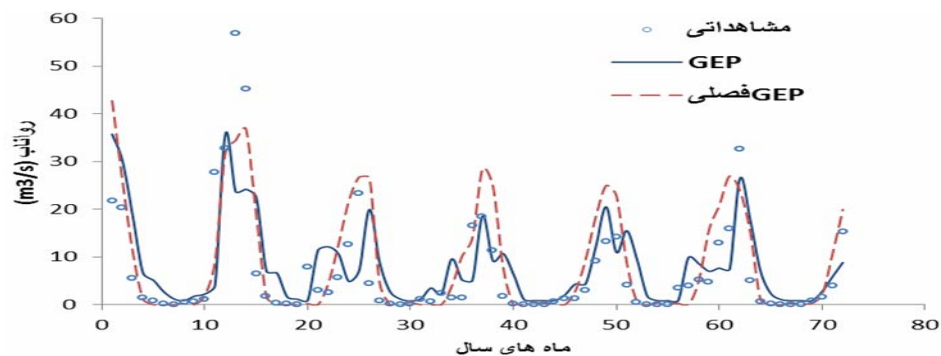
| صفاخانه سنته | | تابع |
|--------------|-------------|----------------|
| RMSE | رابطه ریاضی | |
| ۷/۴۰ | ۵/۸۸ | F_1 |
| ۷/۲۸ | ۵/۷۴ | F_2 |
| ۷/۲۸ | ۵/۷۴ | نوع تابع پیوند |
| ۷/۴۶ | ۵/۹۰ | ضرب |

جدول ۵- نتایج الگوی GEP با به کارگیری ورودی‌های مختلف

| ایستگاه | شماره الگو | الگوی به کار گرفته شده | R ² | RMSE |
|---------|------------|---------------------------|----------------|------|
| صفاخانه | ۱ | Q(t-1) | ۰/۴۵ | ۶/۱۶ |
| | ۲ | Q(t-1), α | ۰/۶۴ | ۵/۷۴ |
| | ۳ | Q(t-1), Q(t-2) | ۰/۴۲ | ۶/۱۲ |
| | ۴ | Q(t-1), Q(t-2), α | ۰/۶۳ | ۵/۹۶ |
| | ۵ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3) | ۰/۴۲ | ۶/۲۹ |
| | ۶ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), α | ۰/۵۵ | ۵/۹۳ |
| سننه | ۱ | Q(t-1) | ۰/۴۶ | ۸/۲۷ |
| | ۲ | Q(t-1), α | ۰/۷۱ | ۷/۲۸ |
| | ۳ | Q(t-1), Q(t-2) | ۰/۵۰ | ۷/۹۱ |
| | ۴ | Q(t-1), Q(t-2), α | ۰/۶۰ | ۷/۷۹ |
| | ۵ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3) | ۰/۵۸ | ۷/۸۴ |
| | ۶ | Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), α | ۰/۶۱ | ۷/۷۴ |



شکل ۶- مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با GEP در ایستگاه صفاخانه



شکل ۷- مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با GEP در ایستگاه سننه

جدول ۶- ساختار و نتایج الگوی ANFIS در پیش‌بینی جریان با ورودی‌های مختلف

| شماره الگو | الگوی به کار گرفته شده | نوع تابع عضویت | تعداد تابع عضویت | R ² | RMSE |
|------------|-------------------------|----------------|------------------|----------------|------|
| ۱ | Q(t) | مثلثی | ۴ | ۰/۷۱ | ۵/۳۴ |
| ۲ | Q(t), α | مثلثی | ۳,۴ | ۰/۷۴ | ۵/۰۰ |
| ۳ | Q(t), Q(t-1) | مثلثی | ۲,۴ | ۰/۷۷ | ۴/۸۸ |
| ۴ | Q(t), Q(t-1), α | مثلثی | ۲,۲,۳ | ۰/۷۴ | ۴/۹۴ |
| ۵ | Q(t), Q(t-1), Q(t-2) | مثلثی | ۲,۲,۳ | ۰/۷۲ | ۵/۰۹ |
| ۶ | Q(t), Q(t-1), Q(t-2), α | مثلثی | ۴,۲,۲,۲ | ۰/۶۲ | ۶/۱۲ |

استفاده شده است (جدول ۶). این بخش تحقیق نشان داد که تابع عضویت مثلثی به ازای کلیه الگوهای ورودی در ANFIS نسبت به سایر انواع توابع عضویت از جمله گوسی عملکرد بهتری دارد. شاخص‌های آماری مربوط به عملکرد الگوی GEP در جدول ۷ ارائه شده است. الگوی شماره ۳ از الگوی GEP نیز بهترین الگوست. نکته قابل توجه در این بخش تحقیق این است که اضافه نمودن ضریب فصلی و تناوبی α به الگوهای ورودی در بعضی حالات موجب بهبود عملکرد الگو و در بعضی حالات موجب تضعیف آن شده است.

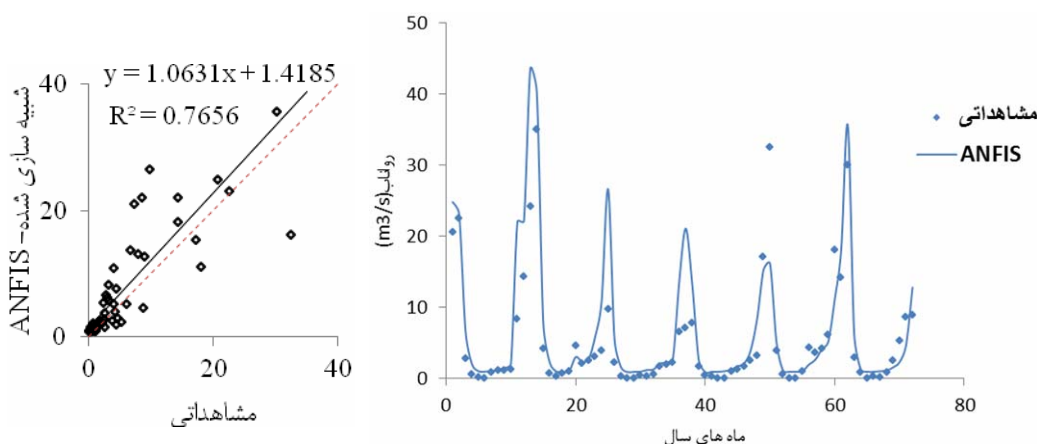
مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با ANFIS و GEP در شکل‌های ۸ و ۹ نیز ارائه شده است. شکل‌های ۸ و ۹ نشان می‌دهند که ضریب تعیین برای هر دو الگو تقریباً یکسان است. اما پراکندگی داده‌ها در GEP در مقایسه با ANFIS کمتر است. نمودارهای ارائه شده در این بخش مقادیر شاخص‌های آماری گزارش شده در جداول ۶ و ۷ را تایید می‌کند. نتایج کلی نشان می‌دهد که ANFIS و GEP هر دو عملکرد مناسبی در پیش‌بینی جریان رودخانه داشته‌اند.

قابل ذکر است که مساحت حوضه‌های آبریز و مشخصات اقلیمی و هیدرولوژیکی ایستگاه‌ها مشابه و ضریب تعیین دو ایستگاه برابر ۰/۷۶ است. الگوهای ورودی مختلفی برای پیش‌بینی جریان در ایستگاه صفاخانه استفاده شد (جدول ۶).

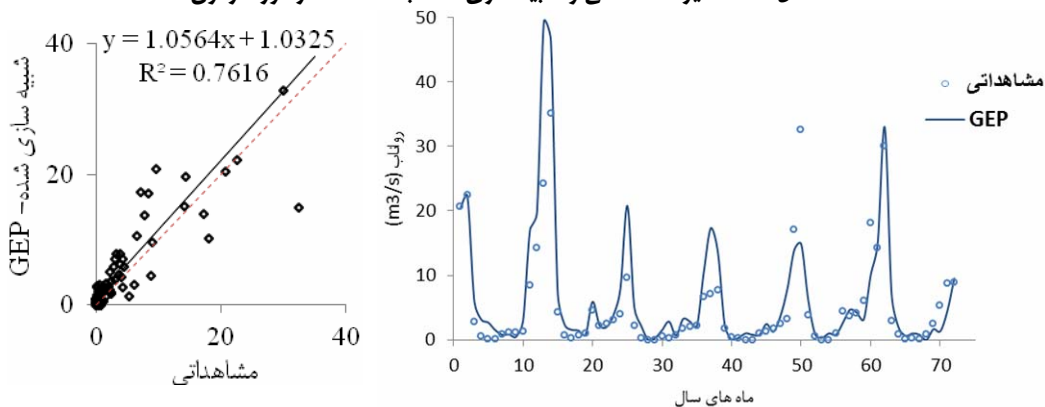
جدول ۷- نتایج الگوی GEP در پیش‌بینی جریان با ورودی‌های مختلف

| شماره الگو | الگوی به کار گرفته شده | R ² | RMSE |
|------------|--------------------------------|----------------|------|
| ۱ | Q(t) | ۰/۷۱ | ۵/۳۱ |
| ۲ | Q(t), α | ۰/۷۲ | ۵/۲۶ |
| ۳ | Q(t), Q(t-1) | ۰/۷۶ | ۴/۸۹ |
| ۴ | Q(t), Q(t-1), α | ۰/۷۴ | ۴/۹۵ |
| ۵ | Q(t), Q(t-1), Q(t-2) | ۰/۷۲ | ۴/۹۸ |
| ۶ | Q(t), Q(t-1), Q(t-2), α | ۰/۶۹ | ۵/۷۴ |

الگوی شماره ۳ بهترین الگوی ورودی بوده که در آن برای تخمین دبی صفاخانه از مقادیر دبی سنته در همان ماه و ماه قبل



شکل ۸- مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با ANFIS در دوره آزمون



شکل ۹- مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با GEP در دوره آزمون

GEP در ایستگاه‌های صفاخانه و سننه به ترتیب برابر ۵/۷۴ و ۷/۲۸ حاصل شد. اضافه نمودن مولفه تناوبی و فصلی موجب افزایش عملکرد هر دو الگو شد و مقدار ضریب تعیین برای الگوی ANFIS به میزان ۰/۲۷ و ۰/۲۵ به ترتیب برای ایستگاه‌های صفاخانه و سننه افزایش یافت.

در بخش دوم تحقیق عملکرد الگوهای ANFIS و GEP با ورودی‌های مختلف در پیش‌بینی مقدار رواناب در ایستگاه صفاخانه با استفاده از رواناب در ایستگاه مجاور (سننه) بررسی و الگوی شماره ۳ به عنوان بهترین الگوی ورودی انتخاب شد. در این بخش اضافه نمودن مولفه فصلی روند نوسانی بر روی نتایج داشت. به طور کلی عملکرد هر دو الگوی ANFIS و GEP در پیش‌بینی میزان جریان ماهانه رودخانه مناسب بود. در این راستا با در نظر گرفتن بهترین ورودی، مقدار آماره R^2 برای الگوهای ANFIS و GEP به ترتیب ۰/۷۷ و ۰/۷۶ به دست آمد. ارائه رابطه ریاضی بین متغیر وابسته و سایر متغیرهای مستقل توسط الگوی GEP از مهمترین مزیت‌های این الگو بوده و آن را نسبت به سایر الگوهای هوشمند متمایز می‌کند که این برتری برای پیش‌بینی‌های آتی اهمیت بسزایی دارد.

اگرچه تفاوت عملکرد GEP با ANFIS چندان محسوس نیست، اما همانگونه که قبلاً اشاره شد، ارائه رابطه ریاضی بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل در مساله مورد بررسی با GEP بسیار حائز اهمیت است. معادله ریاضی استخراج شده با GEP در پیش‌بینی دبی در ایستگاه صفاخانه با داده‌های دبی جریان در ایستگاه سننه در رابطه ۵ ارائه شده است.

$$Q_i = 0.31(Q_i^2) + 0.67 \tan^{-1} \sqrt{Q_{i-1}} + 0.38 \ln(Q_i \cdot Q_{i-1}) \quad (5)$$

نتیجه‌گیری

در این تحقیق به پیش‌بینی میزان رواناب ماهانه با استفاده از دو الگوی هوشمند ANFIS و GEP پرداخته شد. در بخش اول تحقیق از الگوهای ورودی مختلف شامل مقادیر رواناب در ماه‌های قبل به عنوان ورودی الگوهای ANFIS و GEP در دو ایستگاه صفاخانه و سننه در حوضه آبریز زربینه‌رود برای پیش‌بینی میزان رواناب در ماه جاری استفاده شد. برای هر دو الگو، استفاده از ورودی شماره ۲ بهترین نتایج را در پی داشت. در این بخش برای الگوی ANFIS مقدار آماره RMSE برای ایستگاه‌های صفاخانه و سننه به ترتیب برابر ۶/۴۸ و ۷/۵۶ به دست آمد. همچنین مقدار RMSE برای الگوی

منابع

- ۱- دستورانی م.ت.، شریفی دارانی ح.، طالبی ع. و مقدم نیا ع. ۱۳۹۰. کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی در مدل‌سازی بارش - رواناب در حوضه آبخیز سد زاینده‌رود. نشریه آب و فاضلاب ۲۲(۸۰): ۱۲۵-۱۱۴.
- 2-Abonyi J., Andersen H., Nagy L., and Szeifert F. 1999. Inverse fuzzy-process-model based direct adaptive control. *Mathematics and Computers in Simulation*, 51:119-132.
- 3-Aytek A., and Alp M. 2008. An application of artificial intelligence for rainfall runoff modeling. *Journal of Earth Systems Science*, 117 (2):145-155.
- 4-Aytek A., and Kisi O. 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modeling. *Journal of Hydrology*, 351:288-298.
- 5-Banzhaf W., Nordin P., Keller P.E., and Francone F.D. 1998. Genetic programming. Morgan Kaufmann, San Francisco. CA 512 pp.
- 6-Box G., Jenkins G., and Reinsel G.C. 1994. Time series analysis. Forecasting and control, 3rd edn. Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ.
- 7-Chang F.J., and Chen Y.C. 2001. Counter propagation fuzzy-neural network modeling approach to real time streamflow prediction. *Journal of Hydrology*, 245:153-164.
- 8-Ferreira C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems*, 13 (2):87-129.
- 9-Ferreira C. 2006. Gene expression programming: mathematical modeling by an artificial intelligence 2nd ed. Springer-Verlag, Germany.
- 10-Firat M., and Gungor M. 2007. River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system. *Mathematics and Computers in Simulation*, 75(3):87-96.
- 11-Jang J.S.R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3):665-685.
- 12-Kennedy P., Condon M., and Dowling J. 2003. Torque-ripple minimization in switched reluctant motors using a neuro-fuzzy control strategy. In: *Proceeding of the IASTED International Conference on Modeling and Simulation*.
- 13-Kisi O. 2007. Streamflow forecasting using different artificial neural network algorithms. *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*, 12 (5):532-539.

- 14-Kisi O. 2008. River flow forecasting and estimation using different artificial neural network techniques. *Hydrology Research*, 39(1):27-40.
- 15-Maier H.R., and Dandy G. 2000. Neural networks for prediction and forecasting of water resources variables: a review of modeling issues and applications. *Environmental Modelling & Software*, 15(10):1-124.
- 16-Nayak P.C., Sudheer K.P., Rangan D.M., and Ramasastri K.S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291(1):52-66.
- 17- Pramanik N., and Panda R.K. 2009. Application of neural network and adaptive neuro-fuzzy inference systems for river flow prediction. *Hydrological sciences journal*, 54(2): 247-260.
- 18-Russel S.O., and Campbell P.F. 1996. Reservoir operating rules with fuzzy program-ming. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 122 (3): 165-170.
- 19-Sanikhani H., and Kisi O. 2012. River flow estimation and forecasting by using two different adaptive neuro-fuzzy approaches. *Water Resources Management*, 26:1715-1729.
- 20- Talei A., Chua L.H.C., and Wong T.S. 2010. Evaluation of rainfall and discharge inputs used by Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) in rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology*, 391(3): 248-262.
- 21- Vernieuwe H., Georgieva O., De Baets B., Pauwels V., Verhoest N. E., and De Troch F. P. 2005. Comparison of data-driven Takagi-Sugeno models of rainfall-discharge dynamics. *Journal of Hydrology*, 302(1):173-186.



River Flow Forecasting by Using Soft computing

M. Montaseri¹- S. Zamanzad Ghavidel^{2*}

Received:03-09-2013

Accepted:29-02-2014

Abstract

Forecasts of streamflows are required for many activities associated with the planning and operation of components in a water resource system. This paper demonstrates the application of two different intelligent approaches including adaptive neuro-fuzzy (ANFIS) based on grid partition and Gene Expression Programming (GEP) for the prediction of monthly streamflows. In the first part of the study, ANFIS and GEP models were used in one-month ahead streamflow forecasting and the results were evaluated. Monthly run-off data of 21 years from two stations, the Safakhaneh Station on the Sarough-Chay Stream and the Senteh Station on the Kherkherh-Chay Stream in the Zarrineh-rud Basin of Iran were used in the study. The effect of periodicity on the model's forecasting performance was also investigated. By application of periodicity coefficient in GEP model, determination coefficient in the case of the best input combination for Safakhaneh and Senteh increased 0.19 and 0.25, respectively. In the second part of the study, the performance of the ANFIS and GEP techniques was tested for streamflow estimation using data from the nearby river. The results indicated that the GEP and ANFIS models could be employed successfully in forecasting streamflow. In this case, for the best input combination, root mean square error (RMSE) for ANFIS and GEP obtained equal to 4.88 and 4.89 respectively. However, GEP is superior to ANFIS in giving explicit expressions for the problem.

Keywords: Grid Partition, Gene Expression Programming, Forecasting, Monthly run-off, Adaptive neuro-fuzzy

1,2- Associate Professor and MSc Student, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University
(*- Corresponding Author Email: snzghavidel@gmail.com)