

## مدل‌سازی مبتنی بر هوش محاسباتی در برآورد بار معلق رودخانه (ایستگاه باقرآباد قمروود)

امیر مرادی نژاد<sup>۱\*</sup>، عباس پارسائی<sup>۲</sup>، سعید خسرویگی<sup>۳</sup>، سید احمد حسینی<sup>۴</sup>، محمود رضا طباطبایی<sup>۵</sup>

<sup>۱\*</sup> استادیار بخش حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، آستادبار، گروه سازه‌های آبی، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.  
<sup>۲</sup> دکتری آبخیزداری و رئیس بخش فنی و مهندسی اداره کل منابع طبیعی استان مرکزی.  
<sup>۳</sup> استادیار بخش مهندسی رودخانه و سواحل، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران ایران.  
<sup>۴</sup> استادیار پژوهشی، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران ایران.  
تاریخ ارسال: ۱۴۰۲/۰۱/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۱۷

### چکیده

برآورد مقدار رسوب رودخانه در طراحی و اجرای سازه‌های آبی و ساماندهی رودخانه اهمیت به‌سزایی دارد. شبیه‌سازی و ارزیابی رسوب رودخانه از مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب است. بنابراین دست یافتن به شیوه‌های نوین و خلاقانه که بتواند در این راستا موثر واقع گردد دارای اهمیت زیادی است. هدف از این پژوهش ارزیابی و مقایسه مدل‌های فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در برآورد بار رسوب ایستگاه باقرآباد رودخانه قمروود استان مرکزی است. بدین منظور عملکرد سه نوع مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، سیستم عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در شبیه‌سازی بار رسوبی رودخانه‌ها بررسی و نتایج به‌دست آمده از این سه روش با یکدیگر و با نتایج منحنی سنجه مقایسه شد. نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول مدل‌ها نسبت به منحنی سنجه است. برتری مدل (GEP) با بیشترین ضریب تعیین  $R^2$  با مقدار ۰/۹۹ و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا RMSE بر حسب تن در روز با مقدار ۰/۰۱۰ نشان داده شد. در این خصوص کارایی مدل SVR با  $R^2$  با مقدار ۰/۹۵ و RMSE برابر ۱/۴۹ تا حدی بهتر از مدل ANFIS با  $R^2$  با مقدار ۰/۹۱ و RMSE برابر ۷/۹۴ بود. نتایج به‌دست آمده همچنین نشان داد هر سه روش داده‌کاوی بررسی شده نسبت به منحنی سنجه رسوب، نتایج به‌مراتب بهتری ارائه می‌کنند.

**واژه‌های کلیدی:** برنامه‌ریزی بیان ژن، شبکه عصبی، رسوب، ماشین بردار پشتیبان.

### مقدمه

آنها، تخریب سازه‌ها، کاهش ظرفیت و افزایش هزینه نگهداری کانال‌های آبیاری اشاره کرد. از سویی، حمل رسوب روی شاخص‌های کیفی آب به لحاظ شرب و کشاورزی تأثیرگذار است. برآورد دقیق بار رسوب معلق رودخانه‌ای از جنبه‌های

فرسایش و رسوب‌گذاری باعث ایجاد خسارت جبران‌ناپذیر به طرح‌های عمرانی آب می‌شود. از جمله این خسارت‌ها می‌توان به انباشت رسوب در پشت سدها و کاهش حجم مفید

مختلف مهندسی منابع آب، مسائل زیست‌محیطی و کیفیت آب اهمیت ویژه‌ای دارد. در این راستا، مدل‌های هیدرولوژیکی حوضه، به‌دلیل عوامل متعدد تأثیرگذار ثابت و متغیر، کارآیی مناسبی در برآورد میزان رسوب معلق از خود نشان نداده‌اند. اغلب مطالعات شبیه‌سازی برآورد رسوب معلق نیز تنها بر مبنای دبی جریان خروجی حوضه استوار است که نتایج به‌دست‌آمده نیز گواه بر ناکارآمدی مطلوب آنهاست. در این میان، گسترش و استفاده از شیوه‌های نوین تخمین رسوب که افزون بر دقت کافی دارای سهولت کاربرد باشند نقش مهمی خواهد داشت. امروزه سیستم هادی هوشمند فازی و عصبی با توجه به توانایی آن در حل پدیده‌های غیرخطی و پیچیده، کاربردهای فراوانی در مسائل مختلف مهندسی آب از جمله رسوب پیدا کرده‌است. در زمینه کارآیی مدل‌های شبکه عصبی در برآورد رسوب معلق، تحقیقاتی در داخل و خارج کشور شده است که به برخی از آنها اشاره می‌شود.

کیزی و همکاران (Kisi et al. 2008) در پژوهش خود عملکرد سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی در تخمین رسوب معلق ماهانه دو رودخانه کیولوس و سالورکوپروسو در ترکیه نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب را بررسی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد روش سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی عملکرد بهتری در تخمین میزان بار معلق رودخانه نسبت به دو روش دیگر داشته است. این محققان نتیجه گرفتند که ANN بهتر از مدل‌های آماری کلاسیک برای حمل رسوب است. نورانی (Nourani, 2009) بار رسوبات معلق رودخانه تلخه‌رود را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی نمود. این محقق سری زمانی داده‌های جریان رودخانه در زمان حال و گذشته را به‌عنوان ورودی و بار رسوبی را به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفت. نتایج به‌دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی

با نتایج دو روش رگرسیون خطی و روش منحنی سنجه مقایسه شد. براساس یافته‌ها روش شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان کارآمدترین و بهترین روش پیشنهادی انتخاب و مورد استفاده قرار گرفت. جلالی و همکاران (Jalali et al., 2007) با مقایسه برآورد بارمعلق ایستگاه هیدرومتری آبلو- نکارود با استفاده از منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی نتیجه گرفتند که شبکه عصبی نسبت به منحنی سنجه رسوب برتری نسبی دارد. در پژوهشی دیگر، جین و کومار (Jain and Kumar, 2007) کارآیی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های سری زمانی را در پیش‌بینی مقادیر جریان ماهانه رودخانه کلرادو تحت تأثیر سه سناریو بررسی کردند که در هر سه سناریو دقت مدل شبکه عصبی بهتر از دقت مدل خود هم- بسته (AR) به‌دست آمد. مساعدی و همکاران (Mosaedi et al., 2008) در تحقیقی به برآورد حجم رسوب‌گذاری در مخازن سدها کرج و دز و مقایسه نتایج آن با نتایج روش هیدروگرافی پرداختند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌خوبی قادر به پیش‌بینی میزان رسوب‌گذاری مخازن سدها است. دهقانی و همکاران (Dehghani et al., 2008)، در تحقیقی تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی در رودخانه دوغ استان گلستان را بررسی کردند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که با به‌کارگیری شبکه عصبی از نوع پرسپترون چند لایه و تابع تحریک از نوع تانژانت سیگموئید، می‌توان با دقت بالایی میزان دبی بار معلق رسوب را پیش‌بینی کرد و دقت نتایج به‌دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی به مراتب از دقت روش منحنی سنجه رسوب با و بدون دسته‌بندی داده‌ها بالاتر است. ملک‌محمدی و همکاران (Malekmohamadi et al., 2008) رسوب معلق رودخانه بهشت‌آباد (یکی از سر شاخه‌های رودخانه کارون) را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بررسی کردند و نشان

حوضه پرداختند و مشاهده کردند که مدل درختی M5 قابلیت خوبی در تخمین بار رسوبی دارد. دژان و همکاران (Devan *et al.*, 2015) با استفاده از روش SPARROW به مدل‌سازی منابع رسوب معلق و انتقال آن‌ها در حوضه ایشیکاری پرداختند و نحوه تولید و انتقال رسوب را در این حوضه مشخص و اعلام کردند این روش می‌تواند برای مدیریت منابع آب به خوبی به کار رود. ستاری و همکاران (Sattari *et al.*, 2016) به ارزیابی عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان در مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه اهرچای در مقایسه با روش کلاسیک منحنی سنجه رسوب پرداختند. این محققان برای ارزیابی عملکرد روش‌های استفاده شده از سه آماره شامل ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق استفاده کردند. با تحلیل حساسیت مدل‌ها به متغیر ورودی، مشخص گردید متغیر دبی جریان در ماه جاری بیش‌ترین تأثیر را بر روی میزان بار رسوب معلق دارد. در حالت کلی، نتایج به‌دست آمده بیانگر دقت بسیار بالای روش‌های داده‌کاوی نسبت به منحنی سنجه رسوب است. هر دو روش داده‌کاوی بررسی شده، نسبت به روش متداول منحنی سنجه رسوب دقت بیشتر و خطای کمتری داشته‌اند، اما این محققان با توجه به روابط خطی ساده و قابل فهم ارائه شده توسط مدل درختی M5 کاربرد این روش کارآمد، را در موارد مشابه توصیه کردند. نیک‌پور و ثانی‌خانی (Nikpour and SaniKhani, 2017) به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان رسوب معلق حوضه آبریز دره‌رود در استان اردبیل از مدل‌های فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)، برنامه-ریزی بیان ژن (GEP) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) استفاده کردند. نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول مدل‌ها و برتری مدل SVR با بیشترین ضریب تعیین ( $R^2=0/97$ ) کمترین ریشه میانگین مربعات خطا ( $RMSE=17343$  ton/day) و شاخص‌های نش-ساتکلیف ( $NS=0/97$ ) و ویلموت

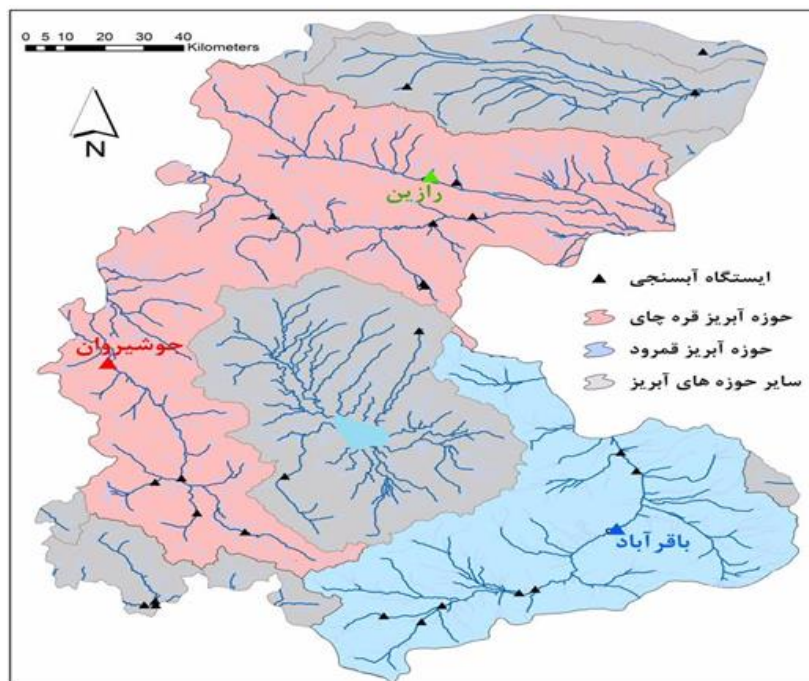
دادند که با در نظر گرفتن دبی متناظر جریان در همان روز مورد نظر همراه با دبی جریان در یک و دو روز قبل از آن به‌عنوان متغیرهای ورودی می‌توان سبب افزایش دقت برآورد دبی بار معلق رسوب گردد. معیری و همکاران (Moeiri *et al.*, 2008) در تخمین رسوب معلق، روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی-عصبی و منحنی سنجه رسوب در برآورد رسوب‌های معلق رودخانه آجی‌چای را بررسی کردند. نتایج حاصل از این تحقیق انعطاف‌پذیری مدل تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) و شبکه عصبی (ANN) را در پیش‌بینی رسوب‌های معلق رودخانه‌ها نسبت به منحنی سنجه رسوب نشان داد. کوبانار و همکاران (Kobanar *et al.*, 2008) با استفاده از روش‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی، شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه به تخمین بار معلق رودخانه ماد در ایالت متحده آمریکا پرداختند و نشان دادند مقدارهای تخمینی با سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی به داده‌های مشاهداتی نزدیک‌ترند. رجائی و همکاران (Rajai *et al.*, 2009) در تحقیقی پیش‌بینی غلظت رسوب ایستگاه ليقوان‌چای را با استفاده از شبکه عصبی و نروفازی بررسی کردند و نشان دادند که مدل‌های به‌کار گرفته‌شده، از داده‌های دبی جریان و غلظت بار معلق در زمان‌های گذشته استفاده کرده غلظت بار معلق در زمان آینده را پیش‌بینی می‌کنند. نتایج این تحقیقات نشان‌دهنده برتری مدل نروفازی به سایر مدل‌ها بوده است. در پیش‌بینی بار معلق رسوب تجمعی، مدل‌های هوشمند عصبی و نروفازی نیز نسبت به مدل کلاسیک منحنی سنجه، عملکرد بسیار مناسبی داشته است. ایدر و همکاران (Eader *et al.*, 2010)، با توجه به اثرهای پسماند، با برآورد بار معلق در رودخانه نشان دادند از بین روش‌های یادشده روش منحنی سنجه رسوب دقت کمتری دارد. اوندراکا و همکاران (Onderka *et al.*, 2012) با استفاده از مدل‌سازی چندمتغیره به تخمین بار معلق در بالادست

۸۱/۹۰، ۸۰/۵۸، ۸۰/۵۸ و ۷۶ درصد، بهتر پیش‌بینی کرده است. شرایط آب و هوایی منطقه مورد مطالعه و نیز مشخصات رودخانه مورد مطالعه از نظر هیدرولوژیکی و هیدرولیکی با شرایط آب و هوایی و مشخصات رودخانه‌هایی که در سوابق تحقیق به آن‌ها اشاره شد متفاوت است و به همین دلیل نمی‌توان برای حل مشکل همه رودخانه‌ها نسخه‌ای واحد پیچید. از این رو باید برای هر منطقه و رودخانه مدل‌ها کالیبره و به‌روزرسانی شوند. از طرفی، تعیین بار معلق رسوب معمولاً با صرف زمان و هزینه زیاد همراه است و اهمیت خاصی دارد. هدف از این تحقیق بررسی روش‌های نرم برآورد رسوب معلق در ایستگاه باقرآباد رودخانه قمرود (تأمین کننده آب شرب شهر قم) و انتخاب مناسب‌ترین روش است.

### مواد و روش‌ها

**موقعیت رودخانه قمرود:** مساحت حوزه آبریز رودخانه قم-رود تا محل خروج این رودخانه از استان مرکزی ۱۰۳۱۰ کیلومترمربع است. رودخانه قمرود از دامنه‌های شرقی سلسله جبال زاگرس سرچشمه می‌گیرد و پس از طی مسیر در استان اصفهان از ناحیه جنوبی وارد محدوده استان مرکزی می‌شود و در راستای جنوب غربی به شمال شرقی از محدوده شرقی استان مرکزی خارج و به دریاچه حوض سلطان در محدوده استان قم تخلیه می‌گردد. شکل (۱). متوسط، بیشینه و کمینه آبدی متوسط دراز مدت رودخانه قمرود در محل ورود به سد پانزده خرداد(ایستگاه باقرآباد) به ترتیب ۴/۸۱، ۱۶/۸۲ و ۰/۱۳ مترمکعب برثانیه و در محل خروج از استان مرکزی به قم (ایستگاه دودهک)، به ترتیب ۵/۴، ۲۳/۹۴ و ۰/۱۸ مترمکعب برثانیه است.

(WI=۰/۹۸) در مرحله صحت‌سنجی بود. کیسی و همکاران (Kisi et al., 2017) در پژوهش‌های خود عملکرد سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی را در تخمین رسوب معلق ماهانه دو رودخانه کیولوس و سالورکوپروسو در ترکیه، نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب بررسی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد روش سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی، نسبت به دو روش دیگر عملکرد بهتری در تخمین میزان بار معلق رودخانه داشته است. رسوب‌هایی که همراه با آب در حرکت باشند رسوب معلق می‌گویند(Shojaeezadeh et al., 2018) فرآیند انتقال رسوب در رودخانه‌ها از نظر زمانی و مکانی فرآیندی غیرخطی و پیچیده است، به همین دلیل در مدیریت منابع آب محاسبه غلظت رسوب معلق امری ضروری است (Rahul et al., 2021). بار رسوبی رودخانه از مهمترین پارامترها در مدیریت پروژه-های هیدرولیکی، شاخص وضعیت خاک و فرسایش حوزه آبخیز است (Asadi and Fathzadeh, 2017). کشتکار و همکاران (Keshtegar et al., 2023) از روش‌های نرم برای تخمین رسوب معلق رودخانه در پاکستان استفاده کردند. این محققان نتایج مدل‌های RM5 Tree را با مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، اسپلاین رگرسیون تطبیقی چند متغیره (MARS)، منحنی سنجه رسوب (SRC) و روش سطح پاسخ (RSM) مقایسه کردند. آنها از پارامترهای دبی جریان، پوشش برف، دمای هوا، تبخیر و تعرق و بارندگی مؤثر استفاده کردند. دقت حاصل از مدل‌ها با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون ( $R^2$ )، ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین درصد مطلق خطا (MAPE) ارزیابی شد. نتایج تحقیق نشان داد که مدل RM5Tree پیک‌های رسوب معلق را با دقت نسبی ۸۴/۱۰ درصد، در مقایسه با مدل‌های ANN، MARS، SVR، M5Tree، RSM و SRC به ترتیب با دقت ۸۰/۶۲، ۷۷/۸۶،



شکل ۱- موقعیت ایستگاه مطالعاتی باقرآباد رودخانه قمرود.

Figure 1- The location of the Bagharabad study station of the Qamroud river.

بر اساس ارتباط بین پارامترهای دبی جریان و دبی رسوب، بارندگی، دبی جریان و دبی رسوب باشد. تعیین مناسب‌ترین تأخیر زمانی پارامترهای ورودی در مدل‌سازی دبی و رسوب. برآورد دبی رسوب با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM)، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و سیستم عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS)، مقایسه سه روش داده‌کاوی با یکدیگر و همچنین با منحنی سنج و داده‌های مشاهداتی، طراحی مناسب ساختار مدل‌های محاسبه نرم به‌کار گرفته شد. در این پژوهش، بخشی از داده‌های مورد نیاز برای آموزش (معمولاً بیش از ۷۰ درصد) از داده‌های تحقیق به‌عنوان آموزش و همچنین تعیین داده مورد نیاز (معمولاً بین ۲۰ تا ۳۰ درصد) برای اعتبارسنجی و آزمون مورد استفاده قرار گرفت. محدوده تغییرات و مشخصات آماری پارامترهای دبی جریان، دبی رسوب، دما و بارش روزانه در جدول (۱) ارائه شده است.

## روش تحقیق:

در این پژوهش به عملکرد سه نوع مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و سیستم عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS) در شبیه‌سازی بار رسوب معلق ایستگاه باقرآباد رودخانه قمرود پرداخته و نتایج سه روش با یکدیگر و با نتایج منحنی سنج مقایسه شد و بهترین روش پیشنهاد گردید. برای این کار ابتدا به مطالعات کتابخانه-ای و میدانی و مرور منابع مرتبط، جمع‌آوری آمار و اطلاعات پرداخته شد. در این تحقیق از آمار دما، بارندگی، دبی متوسط روزانه جریان و دبی رسوب اندازه‌گیری شده روزانه در یک دوره آماری بلندمدت ۴۰ ساله در ایستگاه هیدرومتری و رسوب - سنجی باقرآباد استفاده شد. انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی، طراحی الگوی پارامترهای ورودی می‌تواند

جدول ۱- آمار خلاصه داده‌های کمی (داده‌های کمی) در ایستگاه باقراآباد قمرود.

Table 2- Quantitative data summary statistics (quantitative data) at Bagharabad Qamroud station.

Variable	Observations	Minimum	Maximum	Mean	Std. deviation
P(mm)	۵۱۰	۰	۳۷	۰/۹۹۷	۴/۳۳
T	۵۱۰	-۵/۷	۳۱/۱۰	۱۶/۰۵۷	۹/۰۳۲
Q(m3/s)	۵۱۰	۰/۰۳	۱۵۰	۳/۰۹۴	۱۱/۸۲
S(ton/day)	۵۱۰	۰	۴۴/۶۸	۰/۶۴۷	۳/۶۷

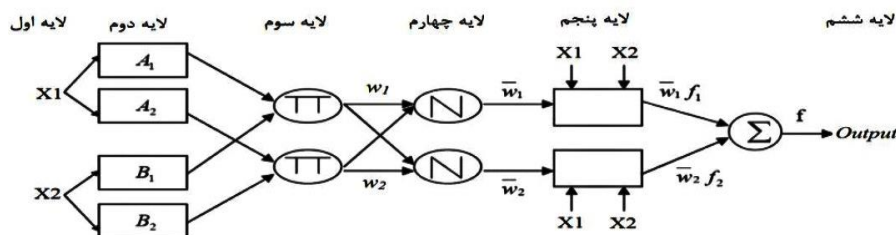
## سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی :

## مدل برنامه ریزی بیان ژن:

سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی که در برگرفته مدل شبکه عصبی و مدل فازی است توسط جانگ (Jang, 1993) طراحی گردیده است که از سامانه‌ی استنتاج فازی برای مدل کردن پدیده (برقراری رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی) و از قابلیت یادگیری شبکه عصبی به منظور بهینه‌سازی فراسنجه‌های (تعیین مشخصه‌های مربوط به توابع عضویت بخش فازی) آن استفاده می‌گردد. مدل ANFIS براساس قوانین سامانه فازی بنا نهاده شده و از قابلیت الگوریتم آموزشی مدل ANNs برای تطبیق و تعیین پارامترهای مبتنی بر قوانین استفاده می‌کند (Russel and Campbell, 1996). در حالت کلی، یک مدل ANFIS شبکه‌ای چندلایه و متشکل از گره‌ها و کمان‌های اتصال دهنده گره‌ها است. گره‌های ابتدایی و انتهایی آن معرف متغیرهای ورودی و خروجی (هدف) است و گره‌های میانی (پنهان) آن را توابع عضویت و قواعد فازی تشکیل می‌دهند. مطابق شکل (۲) شش لایه مختلف برای مدل ANFIS قابل شناسایی است (Kisi et al., 2015).

در این پژوهش از نرم‌افزار (GEP) برای به‌کارگیری مدل GeneXpro Tools 4.0 استفاده شد. در محیط این نرم-افزار برای شبیه‌سازی بار معلق، مراحل زیر دنبال شد: گام اول، انتخاب تابع برازش بود. در این پژوهش، ریشه نسبی مربعات خطا<sup>۱</sup> به‌عنوان تابع برازش انتخاب شد. گام دوم، انتخاب متغیرهای ورودی و توابع برای تولید کروموزوم‌ها بود. در تحقیق حاضر، ترکیبی از دبی جریان و مقادیر رسوب معلق، دما و بارندگی در گام‌های زمانی قبل به‌عنوان متغیرهای ورودی در نظر گرفته شد. در گام سوم، ساختار و معماری کروموزوم‌ها و در گام چهارم، توابع ارتباط دهنده آنها انتخاب شد. سرانجام در گام پنجم، عملگرهای ژنتیک انتخاب شد. لازم است گفته شود که برای استخراج رابطه ریاضی برآورد رسوبات معلق علاوه بر عملگرهای اصلی ریاضی مرسوم از توابع مثلثاتی و نمایی نیز استفاده شد.

<sup>1</sup> RMSE



شکل ۲- ساختار مدل ANFIS ، (Kisi et al., 2015)

Figure 2- Structure of ANFIS model, (Kisi et al., 2015)

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_o - \bar{x}_o)(x_c - \bar{x}_c)}{(\sum_{i=1}^n (x_o - \bar{x}_o)^2)^{0.5} (\sum_{i=1}^n (x_c - \bar{x}_c)^2)^{0.5}} \quad (3-8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_o - x_c)^2}{n}} \quad (3-9)$$

$$NS = 1 - \frac{(X_o - X_c)^2}{(X_o - \bar{X}_o)^2} \quad (3-10)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_o - x_c) \quad (3-11)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_o - x_c| \quad (3-12)$$

که در آن  $x_o$  داده مشاهده شده،  $x_c$  داده پیش‌بینی شده،  $n$  تعداد داده‌های مشاهداتی،  $\bar{x}_o$  میانگین داده مشاهده شده و  $\bar{x}_c$  میانگین داده‌های پیش‌بینی شده است.

### نتایج و بحث

آزمون نرمالیته برای داده‌ها با اجرای آزمون‌هایی توسط نرم‌افزار آماری XLSTAT بررسی و نتایج مربوطه در جدول (۲) ارائه گردیده است. برای بررسی اینکه داده‌ها دارای توزیع نرمال هستند یا نه از آزمون‌های شاپیرو ویلک، اندرسون دارلینگ، لیلیه فورس و جارکویرا استفاده شده

**ماشین بردار پشتیبان (SVM):** ساختار مدل ماشین بردار پشتیبان توسط (Vapnik, 1995) معرفی شد. ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. مدل‌های ماشین بردار پشتیبان به دو گروه عمده مدل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup> و مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان<sup>۳</sup> تقسیم‌بندی می‌شوند. از مدل‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان برای حل مسائل طبقه‌بندی داده‌هایی که در کلاس‌های مختلف قرار می‌گیرند استفاده می‌گردد و مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان در حل مسائل پیش‌بینی کاربرد دارد (Vapnik, 1995).

**معیارهای ارزیابی:** برای بررسی دقت نتایج مدل‌ها از چهار معیار آماری شامل میانگین قدرمطلق خطا<sup>۴</sup> (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۵</sup> (RMSE)، میانگین خطای اریبی<sup>۶</sup> (MBE) و ضریب تشخیص<sup>۷</sup> ( $R^2$ ) به ترتیب برای بررسی مقادیر خطای برآورد، کم یا بیش برآورد و همبستگی بر اساس روابط (۱) تا (۴) استفاده شده است.

<sup>5</sup> Root Mean Squared Error (RMSE)

<sup>6</sup> Mean Bias Error (MBE)

<sup>7</sup> Coefficient of Determination ( $R^2$ )

<sup>2</sup>Support Vector Classification

<sup>3</sup>Support Vector Regression

<sup>4</sup> Mean Absolute Error (MAE)

که دلیل استفاده از نمودارهای چندک احتمالی نرمال توانایی آنها در نشان دادن میزان انحراف از توزیع نرمال است. به کمک این نمودارها می‌توان راجع به میزان انحراف داده‌ها از نرمال و اثر آن بر عملکرد رگرسیون‌گیری اظهار نظر کرد. با توجه به اهمیت استفاده از داده‌های صحیح آماری، کلیه داده‌های موجود از نظر همگن بودن توسط آزمون همگنی نرمال استاندارد بررسی شده است که یکی از روش‌های متداول برای ارزیابی همگنی داده‌ها است.

است. در این آزمون‌ها، فرض صفر برابر با نرمال بودن داده‌ها و فرض مقابل برابر با غیرنرمال بودن داده‌ها در نظر گرفته شده است. چنانکه مشاهده می‌شود، داده‌ها در تمامی آزمون‌های مورد بررسی نرمال نبوده‌اند. داده‌های دما، بارندگی، دبی جریان و بار رسوب برای ایستگاه انحراف قابل توجهی از توزیع نرمال دارند. برای ایستگاه باقراآباد داده‌ها انحراف قابل توجهی را از توزیع نرمال نشان می‌دهند اما به‌طور کلی می‌توان گفت که انحراف برای داده‌های بار رسوب بیشتر از داده‌های دبی جریان است. شایان ذکر است

جدول ۱- نتایج آزمون‌های تعیین نرمال بودن داده‌ها در ایستگاه باقراآباد قمرود.

Table 1- The results of the tests to determine the normality of the data at the Bagharabad Qamroud station.

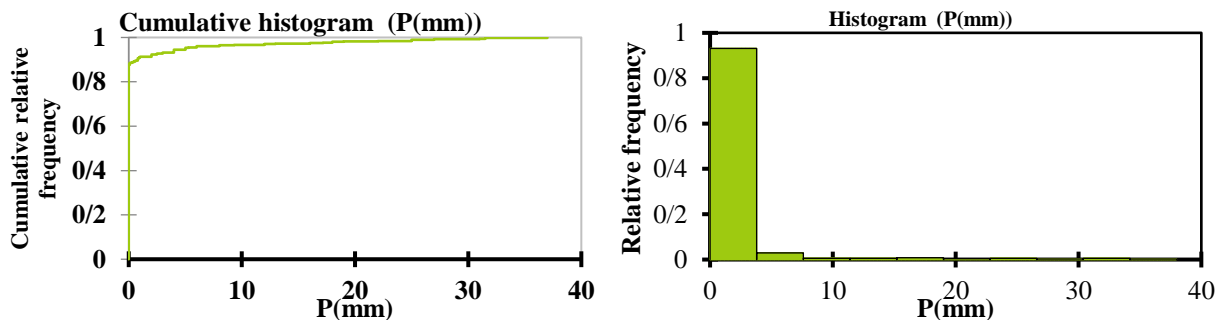
	آزمون شاپیرو ویلک			آزمون اندرسون دارلینک			آزمون لیلیه فورس			آزمون جارکو برا		
	اماره	ریسک	سطح	اماره	ریسک	سطح	اماره	ریسک	سطح	اماره	ریسک	سطح
P	<۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵
T	<۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵
Q	<۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵
S	<۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۵

بر این اساس است که توزیع داده‌ها مشخص است که بیشتر موارد فرض بر این است که توزیع نرمال است و در نهایت درستی یا نادرستی نتایج نهایی به درست بودن فرض اولیه وابسته است. در مقابل، روش‌های داده‌کاوی از هیچ فرض در مورد داده‌ها استفاده نمی‌کنند (Mehrizi Haeri, 2012; Sattari et al, 2016).

سری زمانی و فراوانی بارش، رسوب و جریان ماهانه ۴۰ سال آماری ایستگاه باقراآباد رودخانه قمرود در شکل‌های (۳) تا (۷) ارائه شده است. با توجه به شکل‌ها، مقادیر دما، بارش روزانه، دبی جریان و دبی رسوب رودخانه قمرود از توزیع نرمال تبعیت نمی‌کنند. لازم است گفته شود در روش‌های داده‌کاوی لزومی به تبعیت پارامترهای به‌کار رفته در مدل‌سازی از توزیع نرمال نیست و از این‌روی مشکلی در فرآیند مدل‌سازی ایجاد نمی‌کند. به‌عنوان یک قانون کلی، در تکنیک‌های آماری فرض اولیه

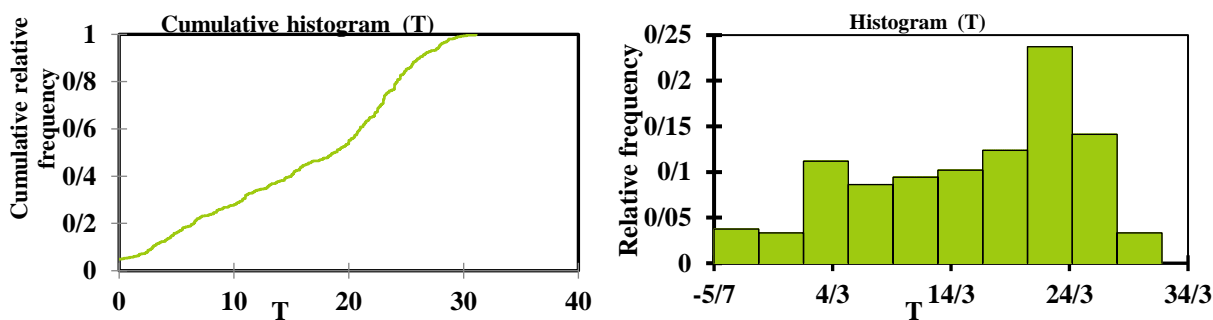


مدل سازی مبتنی بر هوش محاسباتی در برآورد بار معلق رودخانه..



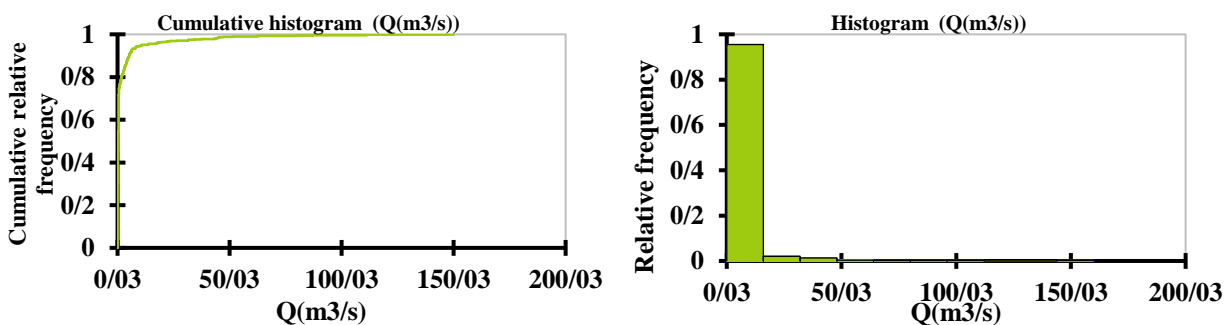
شکل ۳- هیستوگرام و فراوانی داده‌های بارندگی روزانه ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 3- Histogram and frequency of daily rainfall data of Bagharabad Qamroud station.



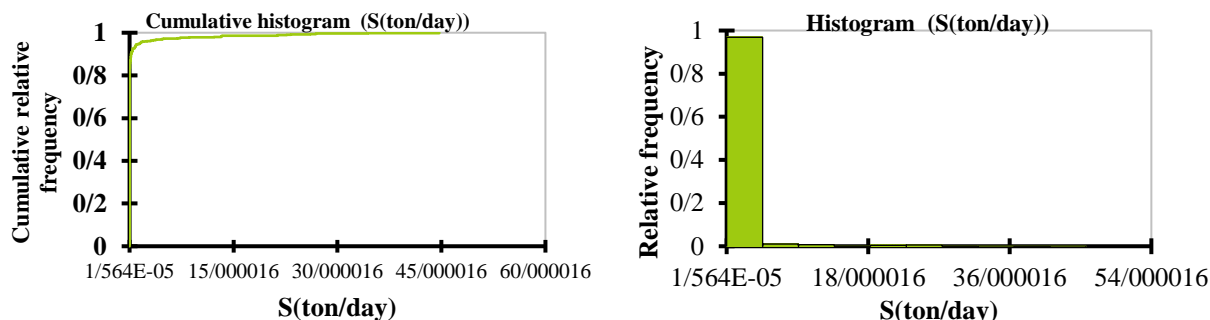
شکل ۴- هیستوگرام و فراوانی داده‌های دمای روزانه ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 4- Histogram and frequency of daily temperature data of Bagharabad Qamroud station.



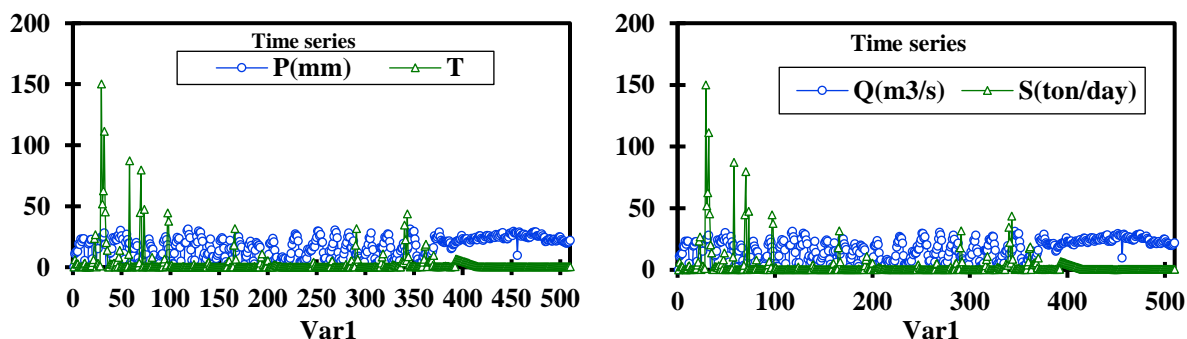
شکل ۵- هیستوگرام و فراوانی داده‌های دبی روزانه ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 5- Histogram and frequency of daily flow data of Bagharabad Qamroud station.



شکل ۶- هیستوگرام و فراوانی داده‌های رسوب روزانه ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 6- Histogram and frequency of daily sediment data of Bagharabad Qomroud station.



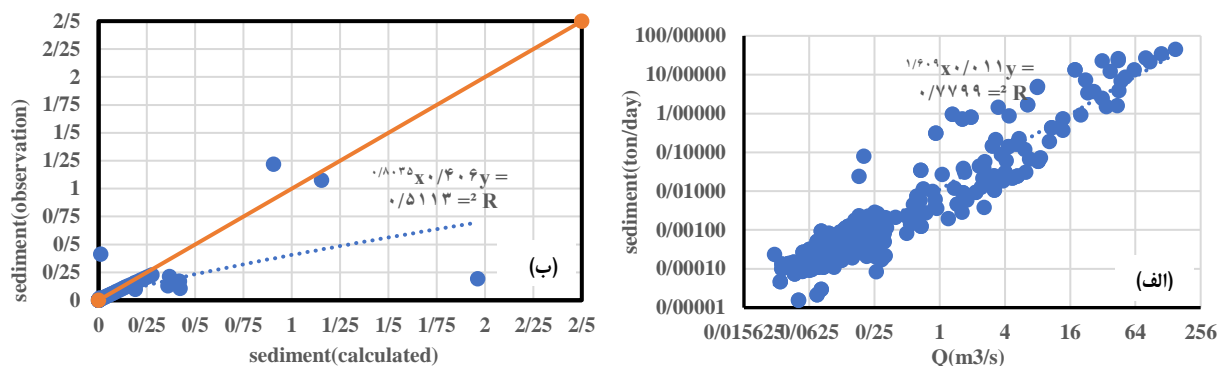
شکل ۷- سری زمانی بارندگی، دما، رسوب و دبی روزانه ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 7- Time series of rainfall, temperature, sedimentation and daily discharge of Bagharabad Qamroud station.

رسوب را برای مرحله آموزش در ایستگاه باقراآباد نشان می‌دهد. در شکل (۸-ب) منحنی (P-P) پلات برای آزمون نرمال بودن داده‌ها استفاده شد. با رسم این منحنی، احتمال تجمع مشاهدات در برابر احتمالات جمعیتی مقادیر محاسبه شده از معادله به دست آمده رسم گردید. در ابتدا داده‌ها به دو قسمت تقسیم شدند، پس از آن ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد.

به دلیل در دسترس نبودن آمار دقیق میزان فرسایش و رسوب در حوضه آبریز، از منحنی سنجه رسوب تهیه شده با داده‌های دبی و غلظت رسوب یا دبی رسوب معلق استفاده شد. منحنی‌های سنجه رسوب براساس اندازه‌گیری‌ها در رودخانه به دست آمد. به این صورت که متناظر با هر دبی خاص در رودخانه، غلظت مواد رسوبی حمل شده توسط آب اندازه‌گیری و منحنی مربوط رسم گردید. شکل (۸-الف) منحنی سنجه

مدل سازی مبتنی بر هوش محاسباتی در برآورد بار معلق رودخانه..



شکل ۸- الف: منحنی سنج رسوب قسمت آموزش، ب: مقادیر محاسباتی و مشاهداتی برای قسمت آزمون.

Figure 8- A: Sediment measurement curve of the training part, B: Calculation and observation values for the test part

رسوب معلق مشخص گردد. از بین مدل‌های مورد بررسی، ابتدا مدل SVR به دلیل کارایی و سرعت بالاتر در فرآیند مدل‌سازی انتخاب گردید. برای به‌کارگیری این مدل، از برنامه تدوین شده در محیط نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. در گام نخست، ۱۳ سناریوی مختلف (f1 تا f13) به‌عنوان الگوهای ورودی در مدل SVR به شرح جدول (۳) استفاده گردید.

در این تحقیق عملکرد سه الگوریتم هوشمند شامل مدل‌های SVR، GEP و ANFIS برای پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق در ایستگاه باقراآباد قمرود مقایسه شد. برای تخمین رسوب معلق از الگوهای ورودی مختلف شامل مقادیر پیشین دما، بارندگی، رسوب و مقادیر دبی جریان در گام زمانی فعلی و قبل استفاده شد تا تأثیر هر یک از این متغیرها در مدل‌سازی

جدول ۳- سناریوهای مختلف استفاده شده برای مدل‌ها

Table 3- Different scenarios used for the models

شماره	تابع	شماره	تابع
(f1)	$Q_t, S_t, T_t, P_t$	(f8)	$Q_t, Q_{t-1}, S_t$
(f2)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, T_t, P_t, P_{t-1}$	(f9)	$Q_t, Q_{t-2}, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t$
(f3)	$Q_t, S_{t-1}, S_t$	(f10)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, P_t$
(f4)	$Q_t, S_t, T_t$	(f11)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, T_t, T_{t-1}$
(f5)	$Q_t, S_t, P_t$	(f12)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, T_t, T_{t-1}, P_{t-1}, P_t$
(f6)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t$	(f13)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, P_{t-1}, P_t$
(f7)	$Q_t, S_t$		

## نتایج حاصل از روش SVR :

پس از مرتب کردن داده‌ها و تعیین پارامترهای مستقل و وابسته برای هر الگو یا سناریو، داده‌ها وارد مدل شدند، و مدل اجرا گردید. در این مرحله، برای هر الگو ۱۵ بار مدل اجرا و خروجی گرفته شد. میانگین  $R^2$  و RMSE این ۱۵ مدل انتخاب و در جدول (۴) آورده شد. در این جدول، عملکرد مدل SVR به‌ازای ۱۳ الگوی ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و همچنین مقادیر بهینه پارامترهای مدل ( $\sigma$ ) به‌ازای هر الگو نشان داده شده است. در مرحله بعد، ۱۳ الگو (سناریو) با هم مقایسه شدند و بهترین آنها که ضریب تبیین ( $R^2$ ) بالاتر و RMSE کمتری داشت انتخاب شد. با توجه به مقادیر شاخص‌های آماری خطا می‌توان دید بهترین عملکرد مدل SVR به‌ازای الگوی شماره ۱۱ حاصل شده است که در آن از مقادیر دبی جریان، رسوب، مقدار دما در همان روز، دبی جریان و رسوب معلق و مقدار دما در یک گام زمانی قبل به‌عنوان ورودی استفاده شده است. ضعیف‌ترین عملکرد مدل به‌ازای الگوی شماره ۳ بوده است که شامل مقدار دبی جریان و رسوب در یک گام زمانی قبل است. دلیل این موضوع می‌تواند فقدان متغیر دبی جریان در گام زمانی قبل باشد و نشان می‌دهد که مقادیر رسوب معلق وابستگی زیادی به دبی جریان و رسوب در گام زمانی قبل دارند. به‌ازای بهترین عملکرد مدل مقادیر شاخص‌های آماری  $R^2$ ، RMSE، در مرحله آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۵ و ۱/۴۹ تن در روز و در مرحله آموزش ۰/۹۹ و ۰/۵۰۲ تن در روز حاصل شده است.

نتایج به‌دست آمده در این پژوهش با نتایج تحقیقات آیتک و کیسی (Aytek and Kisi, 2008) هم‌خوانی دارد. مقایسه نتایج به‌دست آمده در این تحقیق با نتایج مطالعات کیسی و همکاران (Kisi et al. 2012) حاکی از آن است که در مطالعه آنها نیز بهترین الگوی ورودی مدل‌های هوشمند شامل استفاده از مقادیر رسوب معلق در گام زمانی قبل، دبی جریان در گام زمانی

فعلی و قبل بوده است که با نتایج تحقیق حاضر هم‌خوانی دارد. با توجه به نتایج ارائه شده در جدول (۴) می‌توان گفت در حالتی که از دبی جریان همان روز (الگوی شماره ۳) استفاده شده است، نتایج شاخص‌های آماری خطا نسبتاً قابل قبول خواهد بود که این موضوع اثرهای دوگانگی رفتار بین رسوب معلق و دبی جریان را نشان می‌دهد. می‌توان گفت که با در نظر گرفتن دبی جریان فعلی و دما در همان روز به‌عنوان ورودی (الگوی شماره ۴) عملکرد مدل تا حدود زیادی بهبود یافته است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که استفاده از دبی جریان و مقدار بارندگی در همان روز (الگوی شماره ۵) عملکرد مدل تا حدود زیادی بهبود یافته است. استفاده از مقادیر رسوب با تأخیر در یک گام زمانی و دبی با یک گام زمانی تأخیر (الگوی شماره ۶) نتایج کمی بهتر شده است. با به‌کارگیری مقادیر دبی جریان به تنهایی (الگوی شماره ۷) نیز نتایج مناسبی حاصل نشده است. به‌کارگیری مقادیر دبی جریان به تنهایی و با یک گام تأخیر (الگوی شماره ۸) نیز نتایج مناسبی به‌دست نداده است. به‌کارگیری مقادیر دبی جریان در همان روز و با یک و دو گام تأخیر و رسوب با یک گام تأخیر زمانی (الگوی شماره ۹) نتایج تا حدی بهبود یافته است. با به‌کارگیری دبی در همان روز و دبی و رسوب در گام زمانی قبل و بارندگی (الگوی شماره ۱۰) نتایج مناسبی حاصل نشده است. با حذف بارندگی و اضافه کردن دما در همان روز و یک گام قبل به الگوی ۱۰ الگوی شماره (۱۱) حاصل شده که در این الگو نتایج مدل تا حدودی بهبود یافته است. علت تأثیر دما را می‌توان گفت آنچه بر میزان رسوب معلق تأثیر فروانی دارد رطوبت خاک اراضی منطقه است. فرض کنید بارندگی با شدت یکسان روی دو خاک با رطوبت متفاوت ببارد. با توجه به اینکه فرسایش خاک خشک بیشتر است مقدار بار معلق رودخانه بیشتر می‌شود. اگر دما بیشتر باشد رطوبت خاک کمتر است. در الگوی ۱۲ و ۱۳ نیز نتایج مناسبی حاصل نشده است.

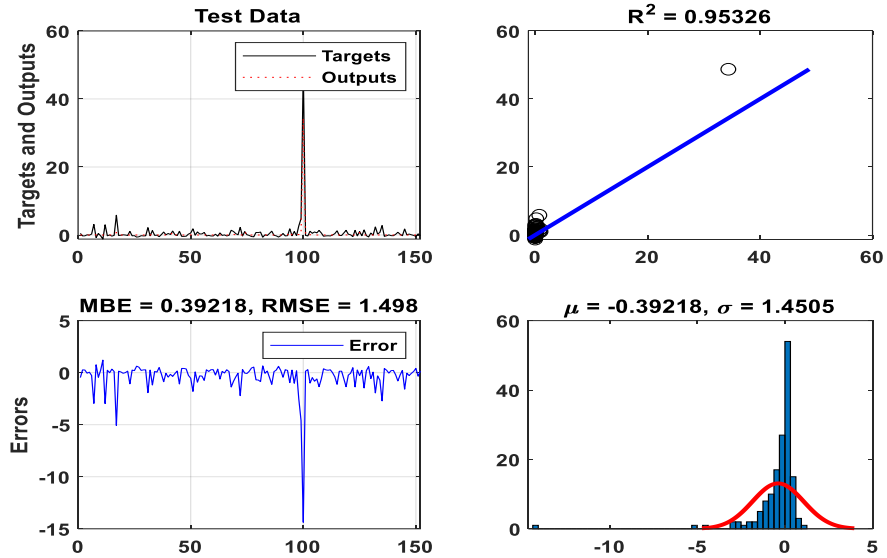
جدول ۴- مقادیر پارامترها و عملکرد مدل SVR به ازای الگوهای ورودی مختلف در دورهٔ آزمون.

Table 4- Parameter values and performance of the SVR model for different input patterns during the test period

شاخصهای آماری عملکرد آزمون			شاخصهای آماری عملکرد آموزش			مدل
R <sup>2</sup>	$\sigma$	RMSE (ton/day)	R <sup>2</sup>	$\sigma$	RMSE	
۰/۸۴	۱/۹۵	۱/۹۷	۰/۶۹	۱/۴۷	۱/۸۰	SVR1
۰/۸۶	۲۴/۱۴	۲۴/۲۶	۰/۷۳	۶/۳۸	۰/۳	SVR2
۰/۶۱	۶/۳۷	۳۲۵/۴۲	۰/۶۵	۲/۸۹	۲/۲۵	SVR3
۱/۹۷	۵/۲۵	۵/۲۶	۰/۹۴	۲/۵۶	۲/۸۹	SVR4
۰/۹۷	۱۶/۷۰	۱۶/۷۶	۰/۹۵	۲/۰۵	۲/۵۶	SVR5
۰/۷۰	۰/۹۵	۰/۹۵	۰/۹۷	۳/۱۹	۲/۰۵۵	SVR6
۰/۹۰	۱۴/۴۴	۱۴/۴۷	۰/۹۳	۱/۳	۳/۱۸	SVR7
۰/۶۵	۱۵/۱۶	۱۵/۲۰	۰/۹۸	۰/۴۴	۱/۲۹	SVR8
۰/۹۲	۱۲/۳۵	۸/۴۲	۰/۹۹	۰/۹۳	۰/۴۴	SVR9
۰/۷۳	۱۰/۴	۱۰/۴۷	۰/۹۹	۰/۵۰۲	۰/۹۳	SVR10
۰/۹۵	۱/۴۵	۱/۴۹	۰/۹۹	۷/۱۳	۰/۵۰۲	SVR11
۰/۷۲	۷/۰۱	۷/۲۹	۰/۷۱	۱/۴۷	۷/۱۲	SVR12
۰/۷۰	۱۵/۱۵	۱۵/۱۶	۰/۶۲	۱/۶۵	۲/۵	SVR13

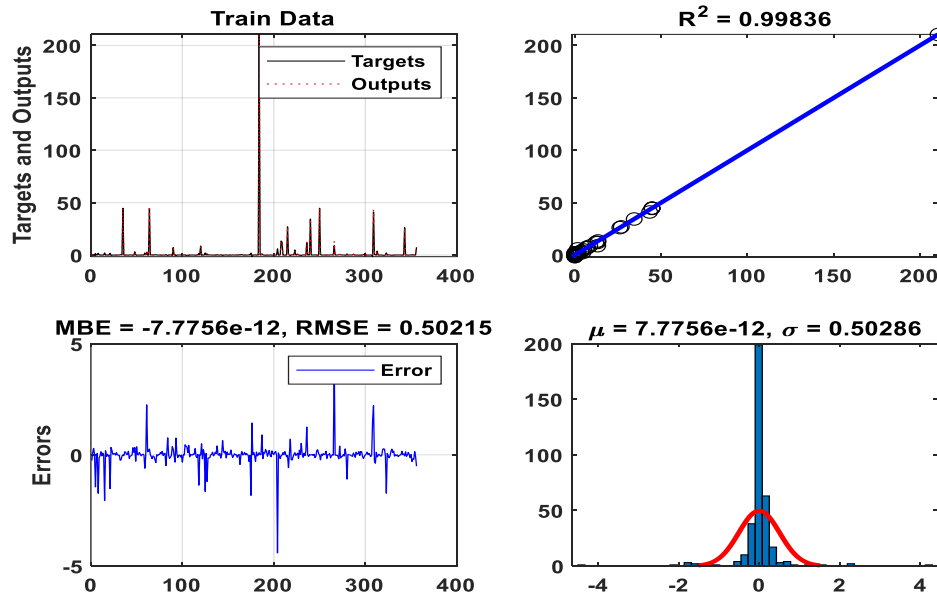
مدل SVR به خوبی توانسته است رابطهٔ غیرخطی و پیچیده وجود بین مقادیر ورودی و خروجی را نشان دهد. به طور کلی نتایج به دست آمده در این بخش نشان می دهد با حذف مقادیر دبی جریان درگام زمانی فعلی، عملکرد مدل به طور قابل توجهی کاهش می یابد.

شکل های (۹) و (۱۰) خروجی برنامه را به ازای بهترین الگو (الگوی ۱۱) نشان می دهد. نمودار سری زمانی و پراکندگی داده های مشاهداتی و شبیه سازی شدهٔ رسوب معلق به ازای بهترین الگوی ورودی (الگوی شماره ۱۱) برای مدل SVR نشان داده شده است. با توجه به این شکل می توان گفت که



شکل ۹- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحله آزمون در ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 9- The output results of the model in the MATLAB environment during the test phase



شکل ۱۰- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحله آموزش در ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 10- The output results of the model in the MATLAB environment during the training phase

### نتایج حاصل از روش ANFIS:

افراز شبکه<sup>۸</sup> است. این روش مبتنی بر انتخاب نوع تابع عضویت (مثلی، دوزنقه‌ای، گوسی، زنگوله‌ای و...) و تعداد تابع عضویت برای هر متغیر ورودی است. در این تحقیق، انواع توابع عضویت با به‌کارگیری الگوی بهینه ورودی (الگوی شماره ۴) ارزیابی و مقادیر شاخص RMSE متناظر به هر تابع در جدول (۶) گزارش شد. قابل ذکر است که تعداد توابع عضویت با استفاده از آزمون و خطا به‌ازای کمترین مقدار RMSE به‌دست آمده است. با توجه به این جدول می‌توان گفت که بهترین تابع عضویت از نوع مثلی است که تعداد آن برای متغیرهای دبی جریان و دما در گام‌های زمانی فعلی به ترتیب برابر ۲، ۲ و ۴ است. راسل و کمپبل (Russel and Campbell 1996) نیز می‌گویند استفاده از توابع عضویت مثلی به‌لحاظ کاربردی نتایج بهتری به‌همراه دارد. در شکل‌های (۱۱) و (۱۲) خروجی مدل به‌ازای الگوی بهینه (الگوی شماره ۴) آورده شده است.

در این مرحله، ۱۳ الگو و برای هر الگو ۱۵ بار مدل اجرا و خروجی گرفته شد. میانگین  $R^2$  و RMSE این ۱۵ مدل انتخاب و در جدول (۵) آورده شد. در این جدول، عملکرد مدل ANFIS به‌ازای ۱۳ الگوی ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و همچنین مقادیر بهینه پارامترهای مدل ( $\sigma$ ) به‌ازای هر الگو نشان داده شده است. در مرحله بعد، ۱۳ الگو (سناریو) با هم مقایسه شدند و بهترین آنها که ضریب تبیین ( $R^2$ ) بالاتر و RMSE کمتری داشت انتخاب شد. با مقایسه خروجی‌های مدل، الگوی شماره ۴ انتخاب شد چون ضریب تبیین  $R^2$  بالاتر و RMSE کمتری داشت. برای تقسیم‌بندی داده‌ها در مدل ANFIS، از روش‌های متفاوتی استفاده می‌شود که از جمله روش‌های مرسوم در این خصوص روش

جدول ۵- مقادیر پارامترها و عملکرد مدل ANFIS به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در دوره آزمون.

Table 5- Parameter values and ANFIS model performance for different input patterns in the test period.

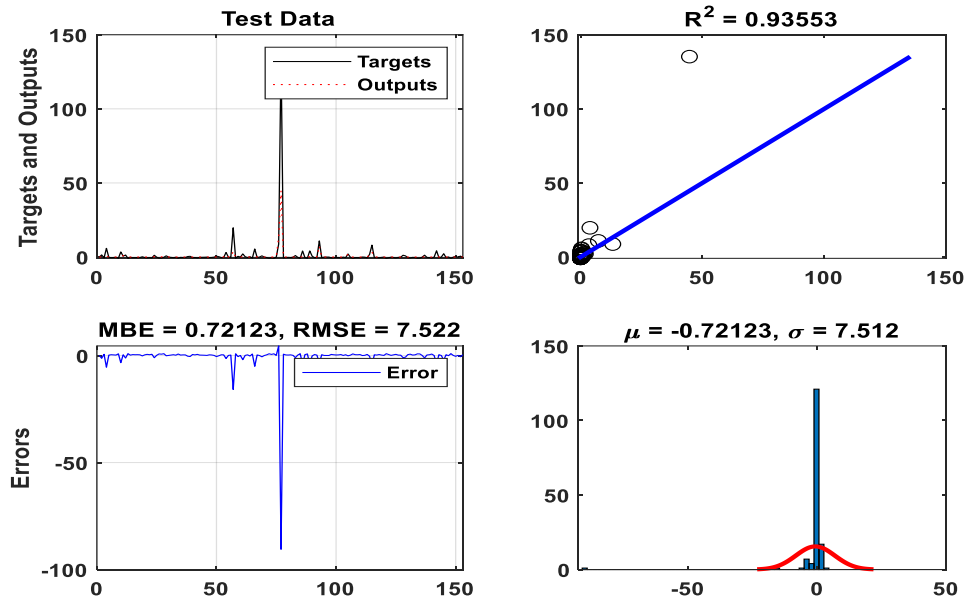
شاخصهای آماری عملکرد آزمون			شاخصهای آماری عملکرد آموزش			مدل
$R^2$	$\sigma$	RMSE (ton/day)	$R^2$	$\sigma$	RMSE (ton/day)	
۰/۹۰	۱/۴۶	۱/۶۶	۰/۸۵	۱/۴۴	۱/۴۳	F1
۰/۴۰	۶۲/۳	۶۲	۰/۹۱	۳/۵۹	۳/۵۹	F2
۰/۵۸	۲/۸۷	۳/۰۵	۰/۰۳۹	۱۲/۰۰	۱۱/۹	F3
۰/۹۱	۹/۶۱	۷/۹۴	۰/۹۰	۳/۷۳	۳/۸۲	F4
۰/۹۲	۴۵/۹۵	۴۵/۹۶	۰/۹۳	۳/۱۷	۳/۲	F5
۰/۸۳	۵/۲۵	۵/۲۴	۰/۹۵	۲/۵۵	۲/۵۷	F6
۰/۹۲	۴/۱۸	۴/۱۷	۰/۶۵	۷/۰۷	۷/۰۷	F7
۰/۹۲	۴۶/۳	۴۶/۳	۰/۸۵	۴/۸۲	۴/۸۳	F8
۰/۵۲	۱۴/۶۹	۱۴/۶۵	۰/۷۹	۵/۳۵	۵/۳۴	F9
۰/۴۰	۴/۵۹	۴/۶۱	۰/۶۰	۲/۴	۴/۵۲	F10
۰/۸۵	۱۵/۱	۱۵/۲۲	۰/۷۴	۲/۲۸	۲/۳	F11
۰/۳۷	۱۴/۴	۱۴/۴	۰/۸۳	۴/۹۹	۴/۹۹	F12
۰/۵۳	۳/۱۹	۳/۱۸	۰/۷۶	۶/۳۶	۶/۴	F13

<sup>8</sup> Grid partitioning

جدول ۶- عملکرد مدل ANFIS به‌ازای توابع عضویت متفاوت برای الگوی بهینه در ایستگاه باقراآباد قمروود.

Table 6- The performance of ANFIS model according to different membership functions for the optimal model

RMSE (ton/day)	تعداد توابع عضویت	نوع تابع عضویت
۷/۹۴	۲ و ۴	مثلی
۸/۵۳	۲ و ۳	گوسی
۱۰/۴۵	۲ و ۳	ذوزنقه‌ای
۸/۳۲	۲ و ۳	زنگوله‌ای



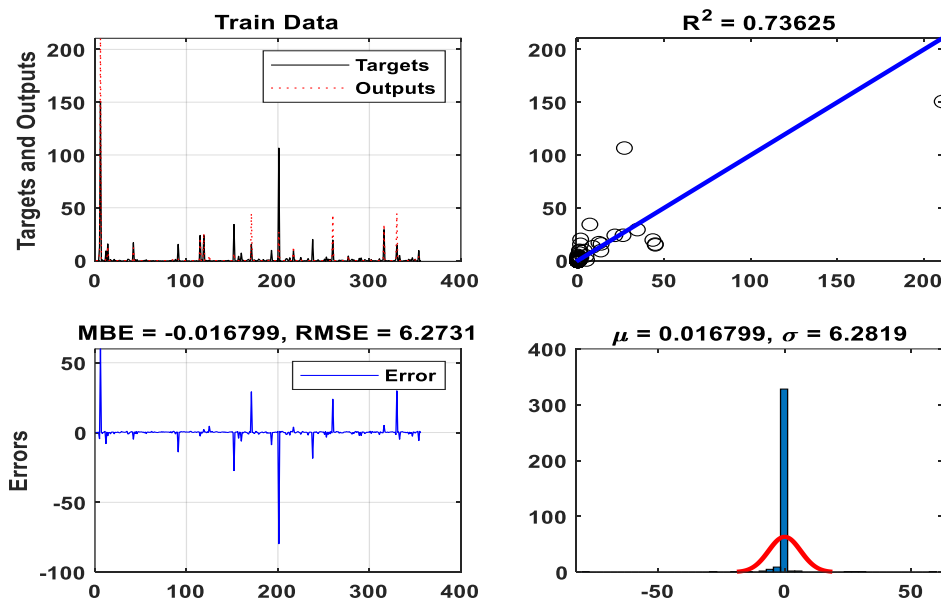
شکل ۱۱- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحله آزمون در ایستگاه باقراآباد قمروود.

Figure 11- The output results of the model in the MATLAB environment during the test phase

مدل ANFIS در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق تا حدی شبیه عملکرد مدل SVR است، اگر چه مقادیر شاخص‌های آماری از برتری مدل SVR حکایت دارد.

نمودار تغییرات و پراکندگی مقادیر رسوب معلق مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با مدل ANFIS نشان داده شده است. با توجه به این شکل می‌توان دید که عملکرد





شکل ۱۲- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحله آموزش در ایستگاه باقرآباد.

Figure 12- The output results of the model in the MATLAB environment during the training phase

های معین از الگوهای ورودی در جدول (۸) نمایش داده شده است. در این جدول، عملکرد مدل GEP به‌ازای ۱۳ الگوی ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و همچنین مقادیر بهینه پارامترهای مدل به‌ازای هر الگو نشان داده شده است. در مرحله بعد، ۱۳ الگو (سناریو) با هم مقایسه شدند و بهترین آنها که ضریب تبیین ( $R^2$ ) بالاتر و RMSE کمتری داشت انتخاب شد. با توجه به جدول و مقادیر شاخص‌های آماری خطا می‌توان دید بهترین عملکرد مدل GEP13 به‌ازای الگوی شماره ۱۳ و کمترین مقدار شاخص RMSE به‌ازای تابع GEP13 حاصل شده است.

نتایج حاصل از روش مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP):

پیش از این گفته شد که اولین گام برای به‌کارگیری مدل GEP، انتخاب تابع برازش مناسب است. در این پژوهش، نتایج انتخاب تابع برازش در مدل GEP حاکی از آن است که استفاده از تابع برازش ریشه نسبی مربعات خطا (RMSE)، در مقایسه با سایر توابع برای مدل‌سازی رسوب معلق، نتایج بهتری به همراه دارد. بنابراین، تابع RMSE به‌عنوان تابع برازش در مدل انتخاب شد. مقادیر پارامترها و عملگرهای مورد استفاده در مدل GEP در ایستگاه باقرآباد قمرود در جدول (۷) ارائه شده است. در این تحقیق، عملکرد مدل به‌ازای مجموع-

جدول ۷- مقادیر پارامترها و عملگرهای مورد استفاده در مدل GEP در ایستگاه باقرآباد قمروود.

Table 7- Values of parameters and operators used in the GEP model at Bagharabad Qamroud station.

عملگرهای ژنتیکی		تنظیمات کلی	
۰/۰۴۴	نرخ جهش	۳۰	تعداد کروموزومها
۰/۱	نرخ وارون سازی	۷	اندازه رأس
۰/۱	نرخ ترانهش درج متوالی	۳	تعداد ژن در هر کروموزوم
۰/۱	نرخ ترانهش ریشه درج متوالی	۱۰۰۰۰۰	تعداد جمعیت تولیدی
۰/۳	نرخ ترکیب تک نقطه‌ای	مجموع (+)	تابع پیوند

جدول ۸- مقادیر پارامترها و عملکرد مدل GEP به ازای الگوهای ورودی مختلف در دوره آموزش و آزمون در ایستگاه باقرآباد.

Table 8- Values of parameters and performance of GEP model for different input patterns in the training and test period

عملکرد شاخصهای آماری در مرحله آزمون					عملکرد شاخصهای آماری در مرحله آموزش					مدل
RRSE	MAE	MSE	RMSE (ton/day)	R <sup>2</sup>	RRSE	MAE	MSE	RMSE (ton/day)	R <sup>2</sup>	
۰/۷۱۴	۲/۳۸۶	۱۲/۶۱	۳/۵۵	۰/۴۹	۰/۸۶۸	۶/۳۸	۶۱/۳۷	۷/۸۳	۰/۲۵	GEP1
۰/۷۵۸	۲/۶۶۱	۱۵/۸۲	۳/۹۷۷	۰/۴۳	۰/۸۸۱	۶/۵۲	۱۳/۴۳	۷/۹۶	۰/۲۲	GEP2
۰/۲۵۷	۰/۰۱۸۲	۰/۰۰۲۹	۰/۰۵۳۹	۰/۹۳	۰/۲۵۷	۰/۷۷۸	۷/۲۲	۲/۶۸۸	۰/۹۳	GEP3
۰/۷۹۰	۲/۸۶	۱۷/۱۵	۴/۱۴۲	۰/۳۸	۰/۹۲۷	۶/۸۰	۷۰/۱۷	۸/۳۷	۰/۱۴	GEP4
۰/۱۸۷	۰/۰۱۸۴	۰/۰۰۱۵۲	۰/۰۳۹	۰/۹۶	۰/۳۲۷	۵۶۰۴/۴۵	۰/۰۰۰۰۰۰۰۲۸	۰/۰۰۰۱۶	۰/۸۹	GEP5
۰/۲۷۵	۰/۰۲۵۸	۰/۰۰۳۲۹	۰/۰۵۷۴	۰/۹۳	۰/۲۶۰	۱/۰۵۸	۷/۳۷	۲/۷۱	۰/۹۳	GEP6
۰/۴۶۵	۰/۰۳۹۲	۰/۰۰۸۶۹	۰/۰۹۳۵	۰/۸۰	۰/۴۹۱	۱/۳۹۸	۲۶/۳۱	۵/۱۳۰	۰/۷۶	GEP7
۰/۵۱۳	۰/۰۳۲۰	۰/۰۱۱۵	۰/۱۰۷	۰/۷۴	۰/۳۰۱۹	۱/۰۰۰۰۸	۹/۹۲	۴/۱۵۰۰	۰/۹۱	GEP8
۰/۲۱۴	۰/۰۱۸۶	۰/۰۰۲۰	۰/۰۴۴۷	۰/۹۶	۰/۱۹۸	۰/۶۱۶	۴/۳۰۳	۲/۰۷۴	۰/۹۶	GEP9
۰/۱۵۵	۰/۰۱۷۸	۰/۰۰۱۰	۰/۰۳۲۴	۰/۹۷	۰/۲۶۴	۰/۷۰۶۱	۷/۶۲۶	۲/۷۶۱	۰/۹۳	GEP10
۰/۴۰۶	۱/۳۸	۵/۳۱	۲/۳۰۵	۰/۸۴	۰/۵۲۹	۳/۳۴	۲۲/۹۳۰	۴/۷۸۸	۰/۷۲	GEP11
۰/۳۷۷	۱/۲۶۷	۴/۴۵۳	۲/۱۱۰	۰/۸۵	۰/۵۲۱	۳/۲۸	۲۲/۲۳	۴/۷۱۵	۰/۷۳	GEP12
۰/۱۵۶	۰/۰۰۹۹۱	۰/۰۰۱۰	۰/۰۳۲۷	۰/۹۷۶	۰/۲۲۷	۰/۶۰۰	۵/۶۴۲	۲/۳۷۵	۰/۹۵	GEP13

ایستگاه باقرآباد قمروود نشان می‌دهد. پس از انتخاب بهترین ترکیب تابع ریاضی، گام بعد شامل پیدا کردن تابع پیوند مناسب است. از بین توابع پیوند شامل جمع، تفریق، ضرب و تقسیم، تابع پیوند تقسیم در مقایسه با سایر توابع عملکرد بهتری داشت که نتایج ارائه شده در جدول (۹) این موضوع را

گام بعد انتخاب عملگرهای اصلی برای ساخت درخت تجزیه است. توابع ریاضی به کار گرفته شده در این تحقیق و عملکرد مدل به ازای مجموعه‌ای معین از توابع در جدول (۹) نمایش داده شده است. در این جدول نتایج به کارگیری توابع ریاضی مختلف روی مقدار شاخص  $RMSE$ ،  $R^2$  و  $MAE$  را در

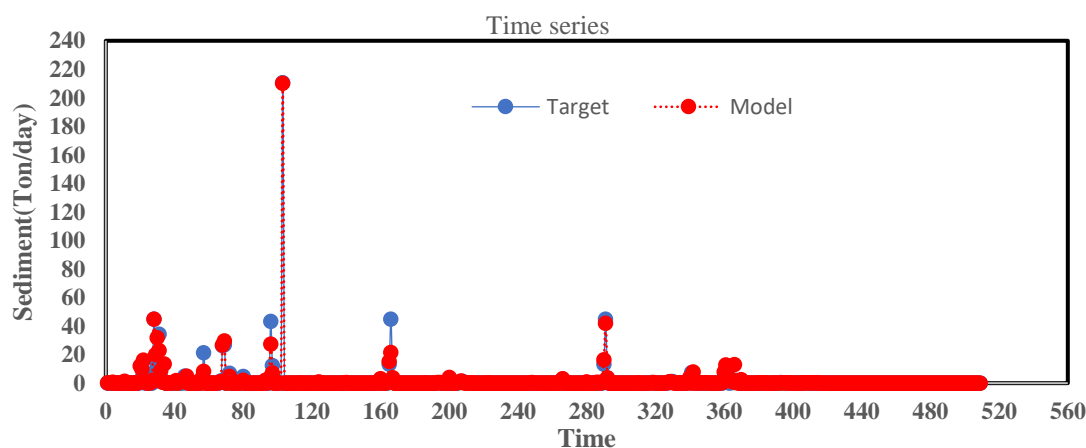
مدل سازی مبتنی بر هوش محاسباتی در برآورد بار معلق رودخانه..

تأیید می‌کند. در شکل (۱۳) نمودار سری زمانی و پراکندگی داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با مدل GEP در دوره آزمون ارائه شده است. با توجه به این شکل می‌توان دید که مدل GEP برای پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق قابل قبول و معنی‌دار است و مدل توانسته در پیش‌بینی مقادیر پیک رسوب معلق به خوبی عمل کند.

جدول ۹- نتایج به کارگیری تابع‌های ریاضی مختلف روی مقدار شاخص RMSE در ایستگاه باقراآباد قمروود.

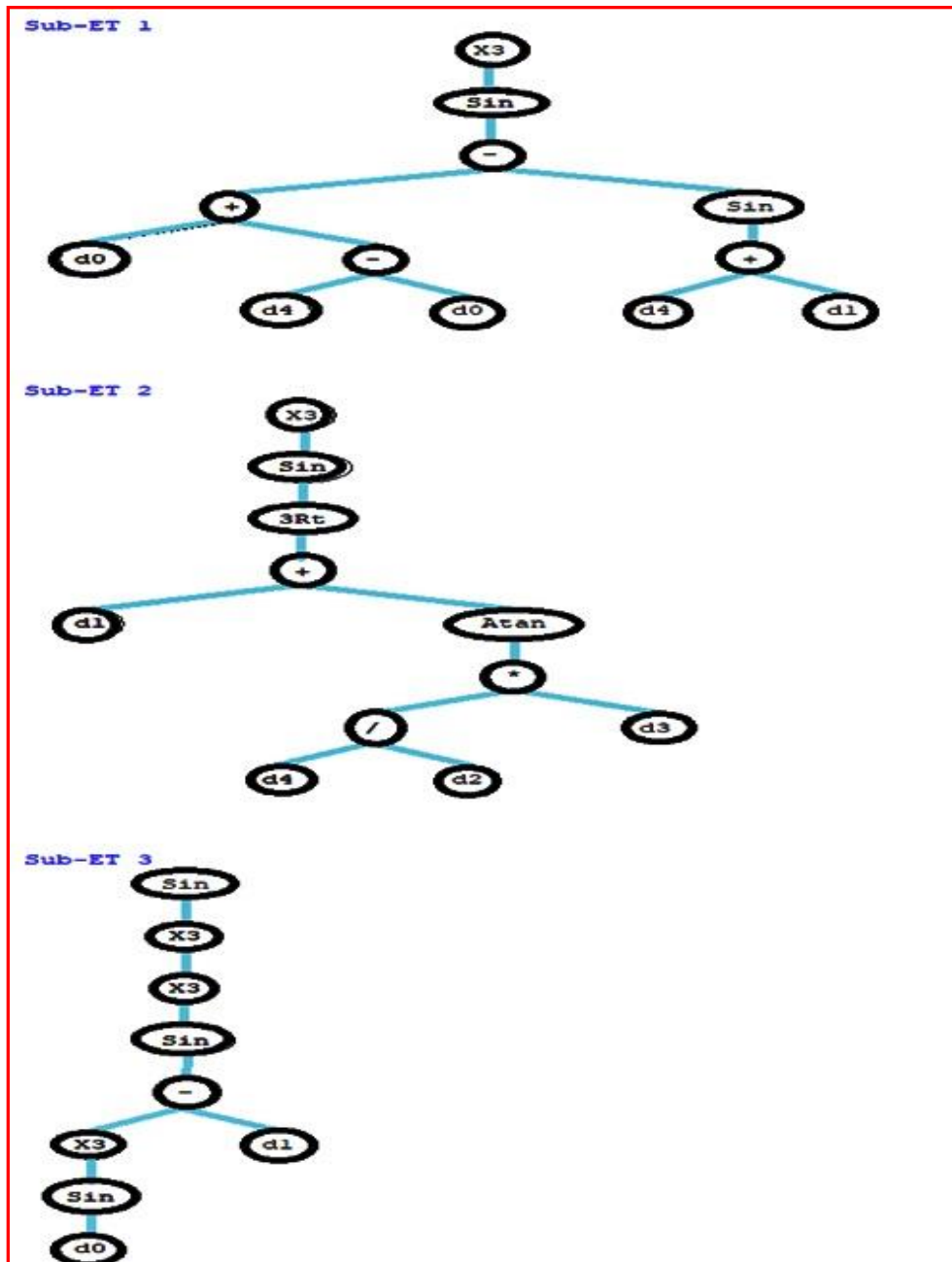
Table 9- The results of applying different mathematical functions on the value of the RMSE index

R <sup>2</sup>	MAE	RMSE (ton/day)	مدل ریاضی	تابع
۰/۹۶	۵۸۹	۱۸۳۶	+ - * /	F1
۰/۸۹	۲۳۹	۹۶۸	+ - * / ln x, e <sup>x</sup>	F2
۰/۹۶	۲۸۹	۸۸۱	+ - * / $\sqrt{x}$ , $\sqrt[3]{x}$ , x <sup>3</sup> , x <sup>2</sup>	F3
۰/۹۶	۷۴۵	۲۱۷۵	+ - * / ln x, e <sup>x</sup> , $\sqrt{x}$ , $\sqrt[3]{x}$ , x <sup>3</sup> , x <sup>2</sup>	F4
۰/۹۷	۴۴۵	۱۳۸۷	+ - * / ln x, e <sup>x</sup> , $\sqrt{x}$ , $\sqrt[3]{x}$ , x <sup>3</sup> , x <sup>2</sup> , sin x, cos x, Arctg x	F5
				نوع تابع پیوند
-	۳۱۸۱	۲۵۰۰۰		جمع
-	۳۲۶۹	۲۵۳۸۴		تفریق
۰/۹۵	۱۹۴۳	۷۹۵۶		ضرب
۰/۷۸	۱۳۶۲	۷۶۳۱		تقسیم



شکل ۱۳- نمودار سری زمانی مقادیر رسوب مشاهداتی و محاسباتی از مدل GEP.

Figure 13- Time series diagram of observational and calculated sediment values from GEP model



شکل ۱۴- نمودار درختی تابع ریاضی خروجی مدل GEP.

Figure 14- The tree diagram of the output mathematical function of the GEP model.

در این تحقیق، بر اساس شاخص‌های آماری انتخاب مدل بهترین عملکرد مدل SVR به‌ازای الگوی شماره ۱۱ حاصل شده است. در این الگو، مقدار ضریب تبیین  $R^2$  و خطای RMSE حاصل از مدل به ترتیب برابر ۰/۹۵ و ۱/۴۹ حاصل

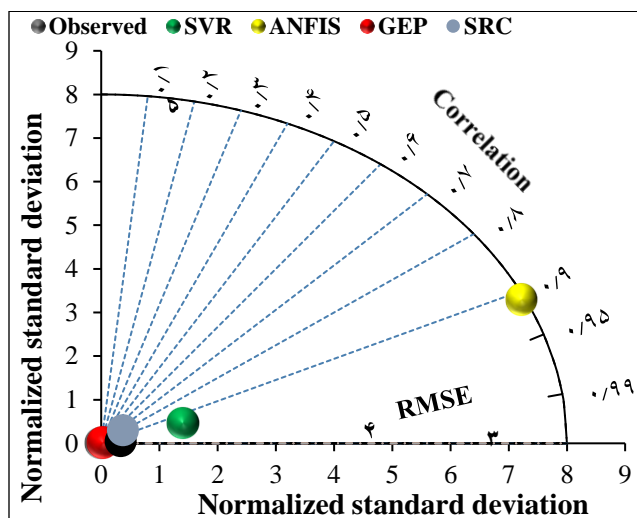
۱۵/۱۶ به دست آمد. مقایسه نتایج مدل‌های ANFIS، GEP با مدل SVR حاکی از برتری مدل GEP در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق به ازای الگوی ورودی شماره ۱۳ است. در جدول (۱۰) و دیاگرام تیلور به منظور بررسی بصری دقت و انتخاب مدل بهتر شکل (۱۵)، نتایج شاخص‌های آماری برای مدل‌های SVR، GEP و ANFIS به ازای الگوی ورودی بهینه مربوط به خود ارائه شده است. با توجه به نتایج به دست آمده می‌توان دید که عملکرد مدل GEP در مقایسه با دیگر مدل‌ها بهتر بوده است. نتیجه این تحقیق با نتایج تحقیقات کیسی و شیر (Kisi, and Shiri, 2012)، شیخعلی‌پور و همکاران (Aytek et al, 2014) و آیتک و کیسی (Sheikh Alipour et al, 2014) (and Kisi, 2008) مطابقت دارد. مدل‌های SVR و ANFIS در رتبه‌های دوم و سوم قرار می‌گیرند. با توجه به نتایج به دست آمده می‌توان گفت مدل GEP مدلی است توانمند و با سرعت بالا که می‌تواند برای مدل‌سازی رسوب معلق در ایستگاه باقراآباد حوضه آبریز قمرود استفاده شود.

شده است. مقدار ضریب تبیین  $R^2$  و خطای RMSE مدل‌ها در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق در الگوی ۱۱ در مرحله آزمون برای مدل ANFIS به ترتیب برابر ۰/۸۵، ۱۵/۲۲ و برای مدل GEP به ترتیب برابر ۰/۸۴، ۲/۳۰۵ به دست آمد. بهترین عملکرد مدل ANFIS به ازای الگوی شماره ۴ حاصل شده است. در این الگو، مقدار ضریب تبیین  $R^2$  و خطای RMSE حاصل از مدل به ترتیب برابر ۰/۹۱ و ۷/۹۴ حاصل شده است. مقدار ضریب تبیین  $R^2$  و خطای RMSE مدل‌ها در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق در الگوی ۴ در مرحله آزمون برای مدل SVR به ترتیب برابر ۰/۹۷، ۵/۲۶ و برای مدل GEP به ترتیب برابر ۰/۳۸، ۴/۱۴ به دست آمد. بهترین عملکرد مدل GEP به ازای الگوی شماره ۱۳ حاصل شده است. در این الگو مقدار ضریب تبیین  $R^2$  و خطای RMSE حاصل از مدل به ترتیب برابر ۰/۹۷ و ۰/۳۳ حاصل شده است. مقدار ضریب تبیین  $R^2$  و خطای RMSE مدل‌ها در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق در الگوی ۱۳ در مرحله آزمون برای مدل ANFIS به ترتیب برابر ۰/۵۳، ۳/۱۸ و برای مدل SVR به ترتیب ۰/۷۰،

جدول ۱۰- مقایسه عملکرد مدل‌های مورد استفاده برای تخمین بار معلق به ازای بهترین الگوی ورودی.

Table 10- Comparison of the performance of the models used to estimate the suspended load for the best input model.

NS	MBE	RMSE (ton/day)	$R^2$	الگوی بهینه	مدل
۰/۳۵	۰/۳۹	۱/۴۹	۰/۹۵	F11	SVR
۰/۳۸	۱/۱۶	۷/۹۴	۰/۹۱	F4	ANFIS
-۰/۰۳۶	۰/۰۴۶	۰/۰۳۲۷	۰/۹۷	F13	GEP
۰/۴۵	۰/۴۸	۹/۵۸	۰/۷۸	منحنی سنج	



شکل ۱۵- دیاگرام تیلور به منظور بررسی بصری دقت و انتخاب مدل بهتر

Figure 15 - Taylor's diagram to visually check the accuracy and choose a better model.

توجه به نتایج شاخص‌های آماری برای مدل‌های SVR، GEP و ANFIS به‌ازای الگوی ورودی بهینه حاصل می‌توان گفت که عملکرد مدل GEP در مقایسه با دیگر مدل‌ها بهتر بوده است. مدل‌های SVR و ANFIS در رتبه‌های دوم و سوم قرار می‌گیرند. با توجه به نتایج به‌دست آمده می‌توان گفت مدل GEP مدلی است توانمند و با سرعت بالا که می‌تواند به‌منظور مدل‌سازی رسوب معلق در حوضه آبریز قمرود ایستگاه باقراآباد استفاده شود. نتایج تحقیق نشان داد که هر سه روش داده‌کاوی، نسبت به منحنی سنجه رسوب، کارایی و دقت عمل به‌مراتب بهتری در زمینه تخمین بار معلق رسوب رودخانه دارند. می‌توان از روش‌های مبتنی بر داده‌کاوی به‌عنوان جایگزین برای تخمین بار معلق رسوب رودخانه استفاده کرد. باید توجه داشت که با توجه به تغییر اقلیم و خشکسالی‌ها، توسعه صنعتی، تغییر مستعمر کاربری اراضی و تغییرات مورفولوژیکی حوضه‌های آبخیز نتایج به‌دست آمده را نمی‌توان برای همیشه و در هر زمانی استفاده کرد بلکه باید در مواقع استفاده از مدل‌ها شرایط به‌روزرسانی شوند.

## نتیجه‌گیری

مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه‌ها اهمیت بسزایی دارد که می‌تواند بر مدیریت و بهره‌برداری از سازه‌های آبی و مورفولوژی رودخانه تأثیرگذار باشد. در این مطالعه، به بررسی عملکرد روش‌های SVR، GEP، ANFIS و روش منحنی‌سنجه SRC در پیش‌بینی میزان رسوب‌های معلق رودخانه پرداخته شد. در این راستا، از نمونه داده‌های دبی جریان و بار معلق، بارندگی و دمای روزانه ایستگاه باقراآباد واقع در حوضه آبریز رودخانه قمرود در استان مرکزی در یک دوره ۴۰ ساله استفاده شد. از الگوهای ورودی مختلف شامل مقادیر دبی‌های جریان و رسوب معلق پیشین، دما و بارندگی به‌منظور مدل‌سازی رسوب معلق در گام زمانی فعلی و قبلی استفاده شد. نتایج به دست آمده حاکی از عملکرد قابل قبول روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق بود. مقایسه نتایج مدل‌های ANFIS، GEP با مدل SVR حاکی از برتری مدل GEP در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق به‌ازای الگوی ورودی شماره ۱۳ است. با

## مراجع

- Asadi, M., and Fathzadeh, A. (2017) Investigating the effectiveness of models based on computing intelligence in estimating the suspended load of the river (case study: Gilan province. *Journal of rangeland and watershed management, natural resources of Iran*, 1(71). 45-60. (In Persian).
- Aytek A. and O. Kisi. 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modeling. *Journal of Hydrology*, 351: 288–298.
- Dehghani, A. A., Zanganeh, M. A., Mosaedi, A. and Kohestani, N. (2008) Comparison of suspended load estimation using two methods of sedimentation curve and artificial neural network. *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, 16: 36-51. (In Persian).
- Duan, W.L.; He, B.; Takara, K.; Luo, P.P.; Nover, D. and Hu, M.C. (2015). Modeling suspended sediment sources and transport in the Ishikari River basin, Japan, using SPARROW, *Hydraulic Earth Systems Sciences*, 19: 1293-1306.
- Eder, A.P.; Strauss, T.; Krueger, B.; Iand, J.N. and Quinton, B. (2010). A Comparative calculation of suspended sediment loads with respect to hysteresis effects (in the Petzenkirchen catchment), *Austria, Journal of Hydrology*, 389: 168-176.
- Ferreira C. 2001. Algorithm for solving gene expression programming: a new adaptive problem. *Complex Systems*, 13(2): 87-129.
- Jain, A., and Kumar, A.M. 2007. Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting. *Applied Soft Computing*. 7(2). 585-592. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2006.03.002>
- Jalali, M., Soleimani, K., Mujadadi, H. And Omidhar, A. 2007 estimation of the suspended sediment load of Abloon-Nakaroud hydrometric station using sediment gauge curve and artificial neural network, the 4th National Conference of Iran Watershed Science and Engineering, 1 March 1386, Karaj. (In Persian).
- Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems*, 23(3): 665-685.
- Keshtegar, B., Piri, J., Hussan, W.U., Ikram, K., Yaseen, M., Kisi, O., Adnan, R.M., Adnan, M. & Waseem, M. (2023) Prediction of Sediment Yields Using a Data-Driven Radial M5 Tree Model. *Journal of Water* 2023, 15, 1437. <https://doi.org/10.3390/w15071437>
- Kisi, O. and Shiri, J. (2012). River Suspended Sediment Estimation by Climate Variables Implication: Comparative Study among Soft Computing Techniques. *Computer and Geosciences*, 43: 73-82.
- Kisi, O., Yuksel, I., Dogan, E., (2008). Modelling daily suspended sediment of rivers in Turkey using several datadriven techniques. *Hydrological Sciences Journal*. 53 (6), 1270–1285. <https://doi.org/10.1623/hysj.53.6.1270>
- Kissi O., A. Hosseinzadeh Dalir, M. Cimen and J. Shiri. 2012. Suspended sediment modeling using genetic programming and soft computing techniques. *Journal of Hydrology*, 450(1): 48-58.
- Kissi O., A. Sanikhani, H. Z.M. Kermani and F. Niazi. 2015. Long-term monthly evapotranspiration modeling by several data-driven methods without climatic data. *Computer and Electronics in Agriculture*, 115: 66-77.

- Kissi O. and C. Ozkan. 2017. A new approach for modeling sediment-discharge relationship: Local Weighted Linear Regression. *Water Resources Management*, 31: 1-23.
- Mehrizi Haeri, AA, (2012) Data mining: concepts, methods and applications. Master's thesis in economic and social statistics, Faculty of Economics, Allameh Tabataba'i University. (In Persian).
- Moeiri, M.M., Nikpour, M.R., Hosseinzadeh Delir, A. and Farsadizadeh, 2008. Comparison of Artificial Neural Networks, Fuzzy-Adaptive Neural Networks and Sediment Gauge Curve Methods in River Suspended Sediment Estimation (Case Study: Aji River- tea). *Water and Soil Science Journal*, (20)2: 71-82. (In Persian).
- Mosaedi, A., Zanganeh, M.A., Miftah, M., Dehghani, A.A. and Khoshrosh, M. (2008) Evaluation of hydrological methods of suspended load estimation. (Case study: Atrak River, Golestan province). The 10th National Seminar on Irrigation and Evaporation Reduction, 19 to 21 Bahman. Kerman. (In Persian).
- Nikpour, M. R. and Sani Khani, H. (2016) Modeling of river suspended sediments using soft calculations (Darah-Rood River). *Irrigation and water engineer's scientific and research quarterly*. eighth year No. 30:29-44. (In Persian).
- Nourani, V. 2009. Using Artificial Neural Network (ANNs) For Sediment Load Forecasting of Talkherood River Mouth. *Urban and Environmental Engineering*, 3(1): 1- 6.
- Nourani, V., Gokcekus, H., & Gelete, G. (2020). Estimation of suspended sediment load using artificial intelligence-based ensemble model. *Complexity*, 1-19.
- Onderka, M.; Krein, A. and Wrede, S. (2012). Dynamics of storm-driven suspended sediments in headwater catchment described by multivariable modeling, *Journal of Soils Sediments*, 12: 620-635.
- Rahul, A.K., Shivhare, N., Kumar, S., Dwivedi, S.B., & Dikshit, P.K.S. (2021). Modelling of daily suspended sediment concentration using FFBPNN and SVM algorithms. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, 5(2),120-134.
- Rajaei, T., Mirbagheri, S. A., Kermani, M. Z., Nourani, V. (2009) Daily Suspended Sediment Concentration Simulation Using ANN and Neuro-Fuzzy Models, *Science of the Total Environment*, 407 (17), pp. 4916-4927.
- Rezazadeh Jodi, A. and Sattari, M. (2014). Estimation of the depth of the washout hole of the bridge foundation in river structures with the Gaussian process regression method. *Applied Research Journal of Irrigation and Drainage Structures Engineering*, 16 (65) 19-36. (In Persian).
- Russel S.O. and P.F. Campbell. 1996. Reservoir operating rules with fuzzy programming. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 122 (3): 165-170.
- Sattari, M., Rezazade Jodi, A., Safdari, F., & Kahramanzadeh, F. (2016). Performance evaluation of M5 tree model and support vector regression methods in river suspended sediment modeling. *Journal of Water and Soil Resources Protection*, 6(1), 109-124. (in Persian).
- Sheikh Alipour, Z., Hasanpour, F. and Azimi, A. (2014). Comparison of artificial intelligence methods in estimating suspended sediment load (case study: Sistan River). *Water and Soil Conservation Research*, (2) 7, pp. 41-60. (In Persian).



مدل‌سازی مبتنی بر هوش محاسباتی در برآورد بار معلق رودخانه..

Shojaeezadeh, S.A., Nikoo, M.R., McNamara, J.P., AghaKouchak, A., & Sadegh, M. (2018). Stochastic modeling of suspended sediment load in alluvial rivers. *Advances in Water Resources*, 119, 188-196. (In Persian).

Vapnik, V., and Cortes, C. 1995. Support vector networks. *Machine Learning*. 20: 273-297.

## **Modeling Based on Computational Intelligence in River Suspended Load Estimation (Baqorabad Station of the Qamroud River)**

**Amir Moradinejad<sup>1\*</sup>, Abbas Parsaie<sup>2</sup>, Seid khosrobeghi<sup>3</sup>, Seyed Ahmad Hosseini<sup>4</sup>,  
Mahmodreza Tabatabaei<sup>5</sup>**

\*Assist. Prof., Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Markazi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Arak, Agricultural Research Education & Extension Organization (AREEO). Tehran, Iran. Postal addresses: amir\_24619@ yahoo.com

### **Introduction**

Estimating the sediment load of rivers is one of the important and practical issues in the studies and design of water engineering projects, such as the design and development of irrigation and drainage networks, water extraction from rivers, etc. Sediment concentration can be calculated by direct or indirect methods, which are usually expensive and time-consuming direct methods. Various factors affect this phenomenon, which makes their analysis difficult. Statistical and regression models are the most common methods of analysis, which often provide erroneous results due to the linear solution of these phenomena. Therefore, they cannot model the sedimentation phenomenon with acceptable accuracy. Hydraulic models cannot always be trusted due to the need for a lot of data, the unavailability of the required data, and the inaccuracy of the data due to human error in simulating sediments. Due to their ability to solve complex and nonlinear phenomena, intelligent fuzzy and neural conductor systems have found many applications in various water engineering problems, including sedimentation. This research aims to evaluate and compare adaptive neural fuzzy models (ANFIS), machine Support vector (SVM), and GEP gene expression programming in estimating the sediment load of selected rivers in Central Province. For this purpose, the performance of three types of support vector machine (SVM), adaptive neural system (ANFIS), and GEP gene expression programming in the simulation of the sediment load of rivers was studied.

### **Methodology**

In this research, first, the long-term daily statistics of temperature, rainfall, average flow rate, and sediment concentration of Bagharabad Abad hydrometric station and sediment measuring station located on the main branch of the of Qamroud River were collected. Then, the data sufficiency test for analysis, checking the correlation between parameters of river discharge, precipitation, temperature with sediment discharge, and determining the long-term average of suspended sediment in the studied stations were performed. In the next step, a suitable combination of input variables was selected. The design of input parameter pattern can be based on the relationship between flow and sediment flow parameters, rainfall, temperature, flow, and sediment flow. Determining the most appropriate time delay of input parameters in flow and sediment modeling. Estimation of sediment discharge using support vector machine (SVM), gene expression programming (GEP), and fuzzy-adaptive neural system (Anfis), comparing three data mining methods with each other as well as with gauge curve and observational data. The appropriate design of the structure of soft calculation models is used, in this research, the number of data required for training (usually more than 70 percent), research data as training, and also determining the required data (usually between 20 and 30 percent) is used for validation and testing.

## **Results and Discussion**

In this research, the best performance of the GEP model has been obtained for pattern number 13. In this model, the  $R^2$  explanatory coefficient and the RMSE error obtained from the model are 0.97 and 0.033, respectively. The coefficient of explanation  $R^2$  and the RMSE error of the models in predicting suspended sediment values in the test phase were obtained as 0.53, 3.18 for the ANFIS model, and 0.70, 15.16 for the SVR model, respectively. Comparing the results of ANFIS and GEP models with the SVR model indicates the superiority of the GEP model, in predicting the amount of suspended sediment according to Verdi model number 13. According to the obtained results, it can be seen that the performance of GEP model was better compared to other models. SVR and ANFIS models are ranked second and third. According to the obtained results, it can be said that the GEP model as a powerful and high-speed model, can be used to model the suspended sediment in the Qomroud catchment area of Bagherabad station.

## **Conclusions**

The results show the acceptable performance of the models compared to the gauge curve. Also, the results showed the superiority of the GEP model with the highest coefficient of determination  $R^2$  with a value of 0.99 and the lowest root mean square error RMSE in terms of tons per day with a value of 0.010. In this regard, the efficiency of the SVR model was somewhat better than the ANFIS model. The results showed that all three investigated data mining methods provide far better results than the sediment gauge curve.

**Keywords:** Gene expression programming, neural network, sedimentation, support vector machine.