

## ارزیابی کارایی ضرایب اصلاح اریب در روش منحنی سنجه‌رسوب و مقایسه با مدل‌های هوشمند (ایستگاه جلوگیر خوزستان - حوضه کرخه)

فاطمه عوض‌پور: دانشجوی دکتری گروه مهندسی عمران - آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده عمران، دانشگاه یزد، یزد

محمدرضا هادیان\*: استادیار گروه مهندسی عمران - آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده عمران، دانشگاه یزد، یزد

علی طالبی: استاد گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کوهپژوهی، دانشگاه یزد، یزد

مقاله پژوهشی

تاریخچه مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۲۶)

### چکیده

برآورد مقدار رسوب در رودخانه‌ها اهمیت زیادی دارد و متخصصان نیز همواره بدان توجه داشته‌اند. منحنی سنجه‌رسوب (SRC)، از جمله روش‌های مرسوم در برآورد میزان بار رسوبات معلق در حوضه‌های آبخیز است که رابطه بین دبی جریان و دبی رسوب را بیان می‌کند. با توجه به اهمیت این موضوع، در این پژوهش برای ارائه بهترین رابطه دبی رسوب - جریان در ایستگاه جلوگیر واقع بر رودخانه کرخه در استان خوزستان، داده‌های دبی جریان و رسوب مربوط به سال‌های ۱۳۵۰ تا ۱۳۹۷ تهیه و انواع منحنی سنجه شامل منحنی یک خطی، حد وسط، ماهانه، فصلی و چندخطی (دو خطی و سه خطی) ترسیم شد. همچنین در این پژوهش تلاش شد با استفاده از شاخص درصد بارش نرمال، داده‌ها در سه دسته خشک، نرمال و مرطوب، تفکیک و منحنی سنجه برای هر کدام ترسیم شود. در نهایت، مدل بهینه منحنی سنجه‌رسوب انتخاب و ضرایب اصلاحی شامل  $ME$ ،  $RMSE$ ،  $QMLE$ ،  $Smearing$ ،  $MVUE$  و  $\beta$  (Beta) بر روی مدل اجرا شد. با توجه به معیارهای ارزیابی  $ME$ ،  $RMSE$  و  $P$ ، رابطه به دست آمده برای تخمین رسوبات معلق، زمانی که داده‌ها به صورت ماهانه تفکیک شد، در ماه مرداد و با اعمال ضریب  $MVUE$  دقت بیشتری را به همراه داشت. در ادامه، نتایج به دست آمده از مدل آماری سنجه‌رسوب با مدل‌های هوش مصنوعی شامل دو مدل شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و پایه شعاعی (RBF) مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی نسبت به مدل رگرسیونی SRC، نتایج بهتری نشان می‌دهد. مدل پرسپترون چندلایه با مقدار  $R$  و  $RMSE$  به ترتیب برابر با ۰/۸۷ و ۰/۰۷۱۲ نیز دقت خوبی نسبت به سایر مدل‌ها دارد.

واژگان کلیدی: اصلاح اریب، رسوب معلق، مدل‌های MLP و RBF، مدل SRC.

### ۱- مقدمه

برآورد بار رسوبی در رودخانه‌ها از موارد مهمی است که در مطالعات مربوط به کیفیت آب و انتقال آلاینده‌ها، ساخت و بهره‌برداری از سازه‌های هیدرولیکی، نگهداری مخازن، شبکه‌های انتقال آب، مدیریت منابع آبی و حوضه‌های آبخیز بسیار قابل توجه قرار گرفته‌است. منحنی‌های سنجه که بر اساس ارتباط دبی جریان و غلظت رسوب معلق تعریف می‌شود، روشی مؤثر در تخمین بار رسوبی است (۱). این منحنی‌ها را می‌توان با توجه به نحوه تفکیک داده‌ها به روش‌های مختلف ترسیم کرد (Khanchoul et al, 2009). از جمله این روش‌ها می‌توان به منحنی

سنجه یک خطی، چند خطی، حد وسط دسته‌ها، فصلی، ماهانه، سالانه و ... اشاره کرد که همه آنها از رابطه اداره احیای اراضی آمریکا (USBR)<sup>۱</sup> پیروی می‌کند (۳) (رابطه ۱)

$$Q_s = aQ_w^b \quad \text{رابطه ۱}$$

در این رابطه،  $Q_s$  دبی مواد رسوبی معلق بر حسب تن بر روز،  $Q_w$  دبی جریان آب بر حسب متر مکعب بر ثانیه و  $a$  و  $b$  ضرایب معادله است و با رسم بهترین خط برازش به دست می‌آید. این رابطه، از یک معادله خطی لگاریتمی (رابطه ۲) حاصل شده است:

$$\text{Log}(Q_s) = \text{Log}(a) + b\text{Log}(Q_w) \quad \text{رابطه ۲}$$

وجود اریب در رابطه دبی — رسوب باعث می‌شود این رابطه نتواند غلظت رسوب را در دبی‌های مختلف جریان به خوبی نشان دهد و در نتیجه، اختلاف بین مقادیر مشاهده‌ای با مقادیر محاسباتی توزیع نرمالی ندارد و مقدار آن بیش از صفر است (Kao et al, 2005). در کاربرد منحنی‌های سنج رسوب، دو نوع اریب وجود دارد؛ نوع اول، مربوط به تغییر شکل معادله از حالت لگاریتمی به طبیعی و نوع دوم، به عمل برون‌یابی برای تخمین رسوب در دبی‌های بالا مربوط می‌شود (۵). این اریب‌ها به علت کمیت و کیفیت داده‌ها به ویژه در دبی‌های بالا و در شرایط سیلابی، با خطاهای زیاد به تخمین نادرست رسوب منجر می‌شود (Alvankar et al, 2007). اریب‌های موجود، به کم تخمینی مقدار رسوب می‌انجامد و با پراکندگی نقاط نمونه ارتباط مستقیمی دارد. برای دستیابی به تخمین‌های بدون اریب یا حداقل خطا، برخی از محققان پیشنهاد داده‌اند از شاخص‌های اصلاحی آماری استفاده شود که عدد شاخص اصلاحی (CF)<sup>۲</sup> به شکل زیر در معادله سنج رسوب اثرگذار می‌شود (Mahdavi et al, 2000):

$$Q_s = CF \times aQ_w^b \quad \text{رابطه ۳}$$

در رابطه بالا  $Q_s$ ،  $Q_w$ ،  $a$  و  $b$  همان پارامترهای رابطه USBR و CF، ضریب اصلاحی است. شاخص‌های اصلاحی در روابط دبی — رسوب، به دو شکل ضریب افزایشده و ضریب کاهشده مطرح می‌شود. برای حل مشکلات کم تخمینی در معادله سنج رسوب، اکثر محققان کوشیده‌اند شاخص‌های اصلاحی افزایشده (بزرگ‌تر از یک) را ارائه و توسعه دهند (Ndomba et al, 2008). در سال‌های اخیر، محققان تعدادی از شاخص‌های اصلاحی مانند MVUE، Smearing، QMLE، FAO و  $\beta$  (Beta) را ارائه داده‌اند.

امروزه روش‌های محاسبات نرم مانند شبکه‌های عصبی به دلیل توانایی در حل مسائل پیچیده و غیرخطی، در علوم مختلف از جمله هیدرولوژی گسترش یافته‌است و کاربرد زیادی دارد. از آنجا که در پیش‌بینی رسوب معلق، پیچیدگی و فقدان قطعیت بسیار وجود دارد با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی می‌توان خطای پیش‌بینی را تا حدی کاهش داد. (Mosafai et al, 2017)

<sup>1</sup> U.S. Bureau of Reclamation

<sup>2</sup> Correction Factor

پژوهش‌های زیادی در زمینه کاربرد هوش مصنوعی، ارزیابی منحنی سنجهرسوب و استفاده از شاخص‌های اصلاح اریب، با هدف بهینه‌سازی روابط دبی — رسوب انجام شده‌است. Najafinezhad و همکاران (2011) با بررسی زیرحوضه سد کمال صالح در استان مرکزی نشان دادند که معادله بهینه دبی — رسوب در ایستگاه حس آباد، از منحنی سنجه یک خطی با میانگین ضرایب اصلاحی MVUE و در ایستگاه قلعه نو، از منحنی سنجه حد وسط با میانگین ضرایب اصلاحی MVUE پیروی می‌کند. Kia و همکاران (2012) بر اساس تفکیک داده‌ها، از روش‌های مختلفی برای ارزیابی منحنی‌های سنجه در تخمین بار رسوب معلق ایستگاه قرآن تالار در رودخانه بابل استفاده و در نهایت، مدل حد وسط دسته‌ها به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. Dasturani و همکاران (2012) نشان دادند که برای شبیه‌سازی بار معلق در ایستگاه حیدرآباد، شبکه عصبی نسبت به منحنی سنجهرسوب خطای کمتری دارد. Yusefi و همکاران (2013) در برآورد رسوبات معلق رودخانه با استفاده از شبکه عصبی و مقایسه نتایج با بهترین ترکیب منحنی سنجهرسوب و ضرایب اصلاحی نشان دادند که از بین انواع مختلف منحنی سنجه، ترکیب منحنی سنجه ماهانه و ضریب اصلاحی MUVE بر اساس ضریب ناش — ساتکلیف و شاخص دقت، مناسب‌تر بود و در کل، شبکه عصبی نتایج دقیق‌تری را نشان داد. Hayatzade و همکاران (2014) با بررسی داده‌های هیدرولوژیکی شامل دبی جریان و رسوب و داده‌های مورفولوژی شامل ضریب شکل و ضریب مورفولوژی حوضه و استفاده از منحنی‌های سنجهرسوب و شبکه عصبی از نوع MLP<sup>1</sup> نشان دادند که دقت روش شبکه عصبی به مراتب بیش از منحنی سنجه است. Talebi و همکاران (2015) با بررسی منحنی‌های سنجهرسوب و ضرایب اصلاحی مختلف برای چهار ایستگاه هیدرومتری در حوضه پل دوآب در استان مرکزی، نشان دادند که اعمال ضریب MVUE در منحنی سنجه سالانه، میزان رسوبات بار معلق را با دقت و کارایی قابل قبول‌تری تخمین می‌زند. Kaviani و همکاران با مقایسه معادله دبی — رسوب برای دو ایستگاه پل دوآب شازند با اقلیم نیمه خشک و ایستگاه تیره درود با اقلیم نیمه مرطوب نشان دادند که بیشترین عدد معیار ناش — ساتکلیف، مربوط به ضریب اصلاحی FAO با ۰/۵۵۸ برای ایستگاه پل دوآب شازند و ۰/۷۱۵ برای ایستگاه تیره درود بود. Shirdel و عمادی (2016) با ارزیابی منحنی‌های سنجهرسوب ایستگاه کره سنگ در رودخانه هراز نشان دادند که تلفیق مدل حد وسط دسته‌ها با روش USBR، مدل مناسب است. Heydarpour و همکاران (2017) با تجزیه و تحلیل بار رسوبی در ۲۶ رودخانه واقع در حوضه آبریز مازندران نشان دادند که منحنی‌های تولید شده با استفاده از داده‌های خام، کمترین دقت و با داده‌های متوسط سالانه، بیشترین تطابق را با بار رسوبی اندازه‌گیری شده داشت. همچنین مدل SWAT در آبراهه‌هایی که منشأ رواناب بیشتر آن ناشی از بارش باران بود، شدت جریان و بار رسوبی آبراهه را به خوبی برآورد کرد. Mardian و همکاران (2018) نیز با بررسی تغییرات انتقال مواد معلق در مقیاس‌های زمانی در رود ماربره دره تخت، نشان دادند که بیشترین ظرفیت انتقال مواد معلق مربوط به داده‌های بیش از آستانه بهار است. Nivesh و کومار (2018) با استفاده از روش‌های شبکه عصبی MLP، سیستم استنتاج فازی و منحنی سنجهرسوب، به ارزیابی میزان رسوب معلق در حوضه رودخانه وامساده پرداختند و نشان دادند که مدل ANFIS<sup>2</sup> نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهد. Raeesi و همکاران (2019) به بررسی پدیده‌های زمانی منحنی سنجهرسوب و مقایسه آن با چند روش آماری برای برآورد بار رسوب معلق در حوضه آبخیز گاماسیاب پرداختند. نتایج حاصل از اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد که مدل سری زمانی تابع انتقال به دلیل در نظر گرفتن پارامتر زمان در مقایسه با سایر مدل‌های به کار رفته در این مطالعه، عملکرد بالاتری دارد.

<sup>1</sup> Multilayer Perceptron<sup>2</sup> Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

Ilderme و محمدپناه مقدم (2021) با استفاده از مدل‌های USBR، منحنی حد وسط دسته‌ها، منحنی سنج فصلی و FAO، به بررسی بار معلق رودخانه سد آبشینه همدان پرداختند و مدل‌ها را با روش اصلاحی تبدیل لگاریتمی (CF1 و CF2) و یک مدل آماری (GS<sup>+</sup>) ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که مدل فائو به دلیل بررسی پارامترهای بیشتر در شرایط مرزی و کمترین مقدار ضرایب تصحیح CF1 و CF2 و خطای کمتر، میزان رسوبات بار معلق را با دقت و کارایی قابل قبول‌تری محاسبه کرد و برازش و تطابق بیشتری با مقادیر رسوب مشاهداتی داشت (Ilderme Alireza and Moghadam, 2021). Yadav و همکاران (2022) با ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک، به پیش‌بینی رسوب معلق رودخانه گاداواوری در هند پرداختند و نشان دادند که مدل ANN-GA<sup>1</sup> نسبت به مدل‌های ANN<sup>2</sup>، MLR<sup>2</sup> و SRC<sup>3</sup> دقت قابل قبولی دارد. در تحقیق دیگری که Yadav و همکاران (2022) بر روی رودخانه ماهانادی در هند انجام دادند نیز همین نتیجه حاصل شد. بررسی منابع نشان داد که استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در حوضه‌های مختلف، نتایج متفاوتی داشت. با توجه به موقعیت قرارگیری ایستگاه جلوگیری در ورودی سد کرخه، برآورد میزان رسوبات معلق در این ایستگاه برای برآورد دقیق رسوبات ورودی به سد اهمیت بسیار دارد و از آنجا که شبکه عصبی بر پایه توابع شعاعی (RBF)<sup>4</sup> در این حوضه آبخیز کمتر قابل توجه بوده است، در این پژوهش برای تخمین دقیق مقدار دبی رسوب معلق در این ایستگاه، مدل RBF نیز بررسی و نتایج آن با مدل‌های MLP و SRC مقایسه شد. همچنین برای ارزیابی جامع‌تر روش SRC، علاوه بر منحنی‌های نامبرده، داده‌ها بر اساس شاخص بارش نرمال به سه دسته تفکیک و بررسی شد. در این تحقیق از پارامترهای آماری RMSE، ME و P برای ارزیابی کارایی و راندمان مدل‌ها استفاده شد.

## ۲- منطقه مورد مطالعه

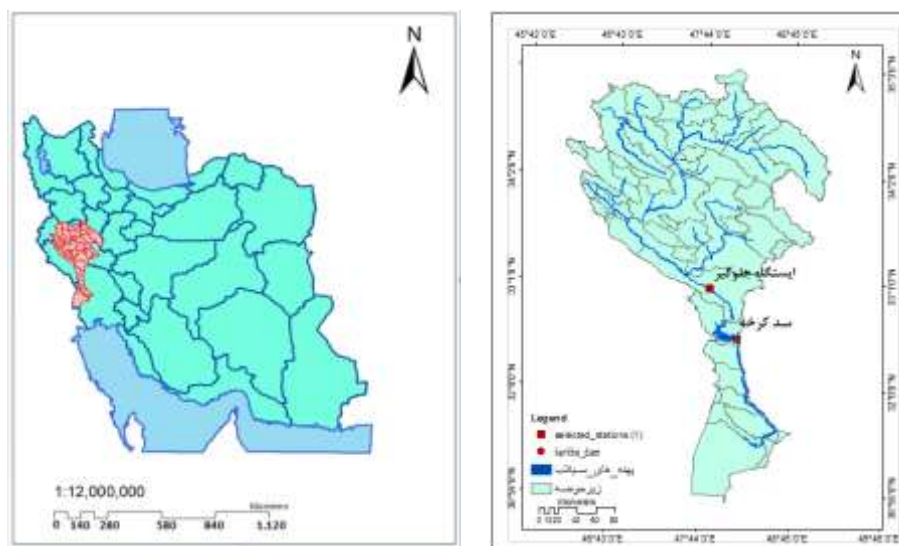
حوضه آبخیز رودخانه کرخه در مناطق میانی و جنوبی زاگرس قرار دارد و از حوضه‌های اصلی غرب کشور محسوب می‌شود. این حوضه بالغ بر ۵۱۵۲۷ کیلومتر مربع وسعت دارد که حدود ۳۳۶۷۴ کیلومتر مربع از مساحت آن را مناطق کوهستانی و ۱۷۸۵۳ کیلومتر مربع را دشت‌ها و کوهپایه‌ها تشکیل می‌دهد (۱۱). مختصات جغرافیایی این حوضه در محدوده ۶° ۴۶' تا ۴۹° ۱۰' طولی شرقی و ۵۸° ۳۰' عرض شمالی قرار دارد و استان‌های همدان، ایلام، کرمانشاه، لرستان، خوزستان و کردستان را در برمی‌گیرد (۱۲). حوضه کرخه از شمال به حوضه‌های رودخانه سیروان، سفیدرود و قره‌چای، از غرب به رودخانه‌های مرزی ایران و عراق و از شرق به حوضه رودخانه دز محدود می‌شود. شاخه‌های اصلی این رودخانه نیز عبارتند از: سیمره، گاماسیاب، قره‌سو، چراودل و کشکان. در این پژوهش، داده‌های دبی جریان و رسوب ایستگاه جلوگیری — که در استان خوزستان و بر رودخانه اصلی کرخه واقع است — از سازمان آب و برق خوزستان تهیه و بررسی شد. شکل ۱، موقعیت حوضه کرخه و ایستگاه مورد نظر را نشان می‌دهد.

<sup>1</sup> Artificial Neural Network-Genetic Algorithm

<sup>2</sup> Multiple Linear Regression

<sup>3</sup> Sediment Rating Curve

<sup>4</sup> Radial Basic Function



شکل ۱: موقعیت حوضه کرخه و ایستگاه جلوگیر

### ۳- مواد و روش

#### ۳-۱- دسته‌بندی داده‌ها

در این پژوهش، داده‌های دبی جریان و رسوب مربوط به سال‌های آبی ۱۳۵۰-۱۳۵۱ تا ۱۳۹۶-۱۳۹۷ برای ایستگاه جلوگیر - که در استان خوزستان و بر رودخانه اصلی کرخه واقع است - از سازمان آب و برق خوزستان تهیه شد. با توجه به ناقص بودن داده‌ها در بازه زمانی مورد مطالعه، ابتدا پیش‌پردازش داده‌ها انجام شد؛ بدین صورت که پس از مرتب‌سازی داده‌ها، در صورت فقدان گزارش داده رسوب یا دبی جریان یا وجود داده‌های پرت، ردیف مورد نظر حذف شد. همچنین برای اطمینان از همگن بودن داده‌ها، از نرم‌افزار Minitab 16 و آزمون همگنی ران تست در سطح اطمینان ۹۵ درصد استفاده شد. در مدل شبکه عصبی نیز برای اطمینان از کارکرد یکسان تمام متغیرها و افزایش سرعت و دقت شبکه، از رابطه ۴ برای نرمال کردن داده‌ها استفاده شد.

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

رابطه ۴

که در آن،  $x_{norm}$  داده‌های نرمال شده،  $x$  داده‌های مشاهداتی و  $x_{min}$  و  $x_{max}$  به ترتیب کمینه و بیشینه داده‌ها را نشان می‌دهند. برای آموزش شبکه، ابتدا تعدادی از داده‌ها - که معرف شرایط مسئله باشد - برای آموزش انتخاب و بقیه داده‌ها برای آزمون شبکه آموزش دیده به کار رفت. در این پژوهش از هفتاد درصد داده‌ها (۶۴۹ داده) و از سی درصد (۲۲۷ داده) برای آزمون استفاده شد.

برای ارزیابی تأثیر نوع منحنی سنج رسوب و نحوه کلاسه‌بندی داده‌ها، شش مدل منحنی سنج ایجاد شد:

— در نوع اول (مدل ۱) که منحنی متداول خطی (USBR) نامیده می‌شود، از تمامی داده‌ها بدون هیچ گونه جداسازی استفاده شد؛ یعنی تنها از یک رابطه رگرسیونی بین تمامی مقادیر دبی رسوب اندازه‌گیری شده و دبی جریان استفاده شد.

— در حالت حد وسط، ابتدا دبی‌های جریان به صورت صعودی مرتب و به چند دسته تقسیم شد. به این ترتیب، دبی‌ها با مقادیر نزدیک به هم در یک دسته قرار گرفتند و میانگین دبی جریان و میانگین رسوبات متناظر با دبی‌ها برای هر دسته محاسبه شد (مدل ۲).

— در نوع دیگر، داده‌های مربوط به هر ماه برای کل دوره، تفکیک و منحنی سنجه برای ماه‌های مختلف به صورت جداگانه ترسیم شد (مدل ۳).

— در مدل فصلی نیز با تفکیک داده‌های جریان و رسوب برای چهار فصل سال در کل دوره، چهار منحنی سنجه به دست آمد (مدل ۴).

— در مدل‌های دیگر منحنی سنجه نیز کل داده‌ها به ترتیب به دو و سه دسته تقسیم و در نهایت، منحنی دو خطی و سه خطی ترسیم شد (مدل ۵ و مدل ۶).

— در مدل ترسالی و خشکسالی، داده‌ها بر اساس درصد بارش نرمال (PNPI) در سه دسته مرطوب، نرمال و خشک قرار گرفت و منحنی سنجه رسوب برای هر کدام ترسیم شد.

### ۳-۲- روش درصد بارش نرمال (PMPI)

این نمایه از تقسیم بارش واقعی به بارش نرمال محاسبه می‌شود و معمولاً در مقیاس‌های زمانی ماهانه یا سالانه به کار می‌رود (Zahiri et al, 2015):

$$PNPI = \frac{P}{\bar{P}_i} * 100 \quad \text{رابطه ۵}$$

در رابطه بالا ذکر شده،  $P_i$  بارش در ماه  $i$  ام و  $\bar{P}_i$  میانگین بارش بلند مدت ایستگاه است. مقادیر نمایه درصد نرمال بارندگی در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱: مقیاس طبقه‌بندی دوره‌های مرطوب، نرمال و خشک بر اساس PNPI

| طبقه      | بسیار مرطوب | نسبتاً مرطوب | مرطوب   | نیمه مرطوب | نرمال  | خشکسالی ضعیف | خشکسالی متوسط | خشکسالی شدید | خشکسالی بسیار شدید |
|-----------|-------------|--------------|---------|------------|--------|--------------|---------------|--------------|--------------------|
| درصد PNPI | بیش از ۱۶۰  | ۱۶۰-۱۴۵      | ۱۴۵-۱۳۰ | ۱۳۰-۱۲۰    | ۱۲۰-۸۰ | ۷۰-۸۰        | ۵۵-۷۰         | ۴۰-۵۵        | کمتر از ۴۰         |
| کد طبقه   | ۹           | ۸            | ۷       | ۶          | ۵      | ۴            | ۳             | ۲            | ۱                  |

### ۳-۳- شاخص‌های اصلاح اریب منحنی سنجه

همان‌طور که در بخش مقدمه گفته شد، شاخص‌های اصلاحی به دو شکل ضریب افزایشده و ضریب کاهشده عمل می‌کنند که نحوه محاسبه آنها به اختصار ذکر می‌شود:

**FAO:** این روش توسط جونز و همکاران (1981) برای تعدیل ارقام و افزایش دقت منحنی سنجه در مناطق خشک و نیمه‌خشک مطرح شد. در این روش، ضریب  $\alpha$  به عنوان شاخص اصلاحی با استفاده از رابطه ۴ محاسبه و در نهایت، با پارامتر  $a$  در رابطه ۱ جایگزین می‌شود (Arab et al, 2004):

$$\alpha = \frac{\overline{Q_s}}{Q_w^b} \quad \text{رابطه ۶}$$

$$Q_s = \alpha Q_w^b \quad \text{رابطه ۷}$$

در رابطه ۶،  $\overline{Q_s}$  میانگین بار رسوبات مشاهده‌ای (تن در روز) و  $\overline{Q_w}$  میانگین دبی جریان مشاهده‌ای (مترمکعب بر ثانیه) است.

**QMLE:** روش تخمین‌گر شبه بیشینه درست نمایی (QMLE)<sup>۱</sup> برای اصلاح اثر تبدیل لگاریتمی است که از آن با فرض توزیع نرمال خطاهای باقیمانده استفاده می‌شود و بیشتر در مورد اریب منفی ذاتی منحنی سنج به کار می‌رود (۱۵). این روش، روش پارامتری CF1 نامیده می‌شود. ضریب تصحیح در این روش با استفاده از رابطه ۸ محاسبه می‌شود:

$$CF_{QMLE} = e^{(2.561S^2)} \quad \text{رابطه ۸}$$

در رابطه ۸،  $S^2$  خطای استاندارد معادله رگرسیون در لگاریتم با مبنای ده است که با استفاده از رابطه ۹ محاسبه می‌شود:

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\log C_o - \log C_e)^2}{n-2} \quad \text{رابطه ۹}$$

که در آن،  $C_o$  غلظت رسوب مشاهده‌ای (تن در روز)،  $C_e$  غلظت رسوب برآوردی (تن در روز) و  $n$  تعداد نمونه‌های مشاهده‌ای است.

**Smearing:** این روش توسط Doun (1983) در مورد برازش جذر مربع یا جذر مکعب داده‌ها استفاده می‌شود که با نام روش غیرپارامتری CF2 شناخته می‌شود. این ضریب، با رد توزیع نرمال باقیمانده خطاها از رابطه ۹ محاسبه می‌شود (Varvani et al, 2008):

$$CF_{smearing} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 10^{\varepsilon_i} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

$$\varepsilon_i = \log(C_o) - \log(C_e) \quad \text{رابطه ۱۱}$$

که در آن،  $\varepsilon_i$  باقی‌مانده حداقل مربعات مدل رگرسیونی است.

**MVUE:** در این روش برای هر یک از مقادیر دبی رسوب مشاهده‌ای، یک ضریب اصلاحی محاسبه و میانگین آنها به عنوان CF معادله انتخاب می‌شود. این برآوردگر نااریب با حداقل واریانس، برای برازش لگاریتم خطی ارائه شده است (Cohn et al, 1989). برای محاسبه این ضریب از روابط ۱۲-۱۴ استفاده می‌شود:

$$CF_{MVUE} = \frac{\sum_{i=1}^n g_m}{n} \quad \text{رابطه ۱۲}$$

<sup>1</sup> Quasi-Maximum Likelihood Estimator

$$g_{m_i} = \frac{m+1}{2m} (1-V) S^2 \quad \text{رابطه ۱۳}$$

$$V = \frac{1}{N} + \left[ \frac{(\ln(Q_x) - Q_{Bar})^2}{Q_{Var}} \right] \quad \text{رابطه ۱۴}$$

که در آن،  $g_m$  ضریب اصلاحی نمونه  $i$  و  $m$  درجه آزادی معادله رگرسیونی و برابر با  $n-1$  است.  $V$  تابعی از متغیرهای توزیعی،  $Q_{bar}$  متوسط دبی‌های مشاهده‌ای،  $Q_{var}$  واریانس دبی‌های جریان و  $N$  تعداد داده‌های مشاهده‌ای است.

**$\beta$ :** این ضریب که توسط کائو و همکاران (2005) ارائه شده‌است، از تقسیم مجموع باقیمانده‌ها بر مجموع مقادیر برآوردی مدل رگرسیونی به دست می‌آید که می‌تواند مثبت یا منفی باشد. این روش می‌تواند در مورد پیش‌بینی رسوب دبی‌های بالا، خطای مقادیر برآوردی را کاهش دهد. روابط ۱۴ و ۱۵ مربوط به محاسبه این شاخص اصلاحی است (Kao et al, 2005):

$$CF_{\beta} = 1 + \beta \quad \text{رابطه ۱۵}$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_i}{\sum_{i=1}^N a Q_w^b} \quad \text{رابطه ۱۶}$$

در رابطه بالا، مقادیر پارامترها مطابق با روش‌های قبلی محاسبه می‌شود.

ضریب اصلاحی در واقع یک عدد ثابت است که در معادله اولیه دبی — رسوب (USBR) اثر داده می‌شود؛ بنابراین، مقدار ضریب تبیین در معادله‌های اصلاح شده تغییری نخواهد کرد. نکته مهمی که در مورد ضرایب اصلاحی وجود دارد این است که این ضرایب در کاهش اریب ناشی از تبدیل لگاریتمی معادله مؤثر است، ولی در مورد اریب ناشی از برون‌یابی داده‌ها عملکرد مناسبی ندارد (Varvani et al, 2008). در این تحقیق پس از انتخاب منحنی بهینه، میزان تأثیر ضریب اصلاحی اریب بر آن بررسی شد.

#### ۳-۴- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

به طور کلی، شبکه‌های MLP از سه لایه شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی تشکیل شده‌است. در هر لایه، نرونی‌هایی وجود دارد که تعداد آنها در لایه ورودی برابر با تعداد ورودی‌های مسئله و در لایه خروجی نیز برابر با تعداد خروجی‌ها است. نرون‌ها در لایه پنهان شامل توابع غیرخطی است که مجموع ورودی‌های وزن‌دار شده به علاوه بایاس را به فضای غیر خطی نگاشت می‌کنند و به این ترتیب شبکه می‌تواند مسائل پیچیده را به صورت غیر خطی حل کند (Dastorani and Azimi, 2012).

#### ۳-۵- شبکه عصبی بر پایه توابع شعاعی (RBF)

در ساختار پایه شعاعی، ورودی‌ها وزن‌دار نمی‌شوند. لایه پنهان RBF با استفاده از یک تبدیل غیرخطی مانند تابع گاوسین به عنوان تابع پایه شعاعی در لایه پنهان، داده‌ها را از فضای غیرخطی به یک فضای خطی نگاشت می‌کند. تعداد نرون‌ها در لایه پنهان، حداکثر به اندازه نمونه‌های داده‌های آموزشی انتخاب می‌شود (Karami et al, 2023). در این تحقیق، کدنویسی‌های مربوط به شبکه عصبی در نرم‌افزار MATLAB 2021a نوشته شد.

### ۳-۶- معیارهای ارزیابی

پس از به کارگیری انواع منحنی سنج‌رسوب با ضرایب اصلاحی گوناگونی که به آنها اشاره شد، چندین معادله دبی - رسوب به دست می‌آید. برای ارزیابی میزان کارایی هر یک از این معادلات، از معیارهای ارزیابی مجذور میانگین مربع خطاها (RMSE)<sup>۱</sup> (رابطه ۱۶)، معیار نش — ساتکلیف یا خطای حداکثر (ME)<sup>۲</sup> (رابطه ۱۷) و شاخص صحت (P)<sup>۳</sup> (رابطه ۱۸) استفاده می‌شود که بر اساس این معیارها، معادله بهینه تعیین شد.

$$RMSE = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (C_o - C_e)^2}{N} \right)^{0.5} \quad \text{رابطه ۱۷}$$

$$ME = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n (C_o - C_e)^2}{\sum_{i=1}^n (C_o - C_m)^2} \right) \quad \text{رابطه ۱۸}$$

$$P = \left( \frac{\sum_{n=1}^n \left( \frac{C_e}{C_o} \right)}{N} \right) \quad \text{رابطه ۱۹}$$

در رابطه‌های بالا،  $C_m$  متوسط مقادیر مشاهده‌ای رسوب است.

هر چه مقدار P و ME به عدد یک و مقدار RMSE به عدد صفر نزدیک‌تر باشد، میزان دقت مدل بیشتر است.

### ۴- یافته‌های پژوهش

#### ۴-۱- منحنی‌های سنج

<sup>۱</sup> Root Mean Square Error

<sup>۲</sup> Maximum Error

<sup>۳</sup> Precision

در ابتدا منحنی‌های سنجۀ یک خطی، حد وسط، ماهانه، فصلی، دو خطی، سه خطی و منحنی تفکیک داده‌ها بر اساس وضعیت بارش سالانه برای ایستگاه جلوگیری واقع بر رودخانه کرخه ترسیم شد. این امر با استفاده از اطلاعات دبی جریان، رسوب و بارش مربوط به دورۀ ۴۶ ساله انجام شد. سپس رابطۀ توانی حاکم بر رگرسیون خطی برازش شده برای هر منحنی به دست آمد که با استفاده از آن، مقدار رسوب برآوردی متناظر با دبی‌های مشاهده‌ای محاسبه شد. در جدول ۲، روابط دبی - رسوب، آنالیز آماری منحنی‌های مختلف سنجه رسوب و مقدار ضریب تبیین ( $R^2$ ) برای انواع منحنی ذکر شده است. طبق نتایج به دست آمده، روش حد وسط دارای بالاترین ضریب همبستگی ( $R^2 = 0.85$ ) است که با نتایج Shirdel and Emadi همخوانی دارد. در این روش، ابتدا داده‌ها بر اساس دبی جریان به صورت صعودی، مرتب و به دسته‌های مختلف دسته‌بندی می‌شود. میانگین دبی جریان و رسوب نیز برای هر دسته محاسبه و در نهایت، منحنی سنجه رسوب بر اساس میانگین داده‌ها رسم می‌شود. با این روش، تأثیر دبی‌های پایین، کمتر و در دبی‌های بالا نیز خطای برآورد کمتری دیده می‌شود و در نتیجه، همبستگی میان داده‌ها افزایش می‌یابد.

برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، سه شاخص ارزیابی شامل RMSE، ME و P در نظر گرفته می‌شود. طبق نتایج به دست آمده، مقدار میانگین مربعات خطا در ماه‌های پربارش و سیلابی (فروردین و اسفند) و در دبی‌های بالا (در مدل‌های سه خطی و دو خطی به ترتیب به ازای دبی جریان بیش از ۲۰۱ و ۱۱۴ متر مکعب بر ثانیه)، بیشترین مقدار راجه خود اختصاص داده است که نشان می‌دهد منحنی سنجه در این دوره‌ها دقت کافی ندارد و برای برآورد رسوب در دبی‌های بالا چندان مناسب نیست. در ماه‌های غیرسیلابی نیز دبی جریان کم و اغلب در حالت پایه بود و حداقل تأثیر را بر میزان فرسایش داشت؛ در حالی که در شرایط سیلابی، میزان فرسایش خاک زیاد بود و عوامل دیگری مانند وقوع زمین لغزش‌ها می‌تواند بر شرایط رسوبی حوضه تأثیر بگذارد و در نتیجه، میزان خطا را افزایش دهد. با توجه به نتایج، کمترین مقدار RMSE مربوط به ماه مرداد و با مقدار تقریبی ۳۷۸ و شهریور با مقدار ۸۶۰ است که با توجه به فقدان بارش و شرایط سیلابی در این ماه‌ها و در نتیجه فرسایش کم رسوبات، منطقی است.

جدول ۲: انواع معادله‌های سنجه رسوب براساس نوع منحنی سنجه

| نوع منحنی سنجه | رابطۀ دبی - رسوب (USBR) | ضریب تبیین ( $R^2$ ) | RMSE | ME | P |
|----------------|-------------------------|----------------------|------|----|---|
|----------------|-------------------------|----------------------|------|----|---|

|          |           |           |        |                            |                          |
|----------|-----------|-----------|--------|----------------------------|--------------------------|
| ۱/۸۱۰۶۳۸ | ۰/۲۷۴۹    | ۱۳۵۹۲۸/۳  | ۰/۷۶۱۵ | $Q_S = 0.3007Q_w^{1.9814}$ | یک خطی                   |
| ۴/۱۱۵۷۳۵ | ۰/۴۱      | ۱۲۲۴۲۷/۲  | ۰/۸۵   | $Q_S = 1.3879Q_w^{1.8312}$ | حد وسط                   |
| ۱/۹۱     | ۰/۲۷۳۷    | ۲۱۴۸۶۰/۰۸ | ۰/۶    | $Q_S = 0.6951Q_w^{1.8264}$ | فروردین                  |
| ۱/۷۲۷۶۷۲ | ۰/۱۳      | ۱۲۱۸۴۶/۴  | ۰/۶۵   | $Q_S = 0.1589Q_w^{2.0579}$ | اردیبهشت                 |
| ۱/۳۹     | ۰/۱۲      | ۱۱۴۹۷۹/۸۴ | ۰/۷۸۳  | $Q_S = 0.0821Q_w^{2.178}$  | خرداد                    |
| ۱/۳۵     | ۰/۰۴      | ۲۳۲۶/۱۸   | ۰/۶۸   | $Q_S = 0.977Q_w^{1.5224}$  | تیر                      |
| ۱/۲۴     | ۰/۵۳      | ۳۷۷/۹۱    | ۰/۷۸۵  | $Q_S = 1.6828Q_w^{1.4218}$ | مرداد                    |
| ۱/۲۱     | ۰/۵۱      | ۸۵۹/۴۰    | ۰/۷۲   | $Q_S = 2.7371Q_w^{1.296}$  | شهریور                   |
| ۱/۳۷     | ۰/۰۲      | ۴۶۴۹/۸۳   | ۰/۵۶   | $Q_S = 1.0313Q_w^{1.6379}$ | مهر                      |
| ۲/۶۹     | ۰/۷۹      | ۸۵۳۵۱/۵۱  | ۰/۴۸   | $Q_S = 0.1315Q_w^{2.3698}$ | آبان                     |
| ۱/۹۳     | ۰/۲۹      | ۸۷۴۹۹/۸۳  | ۰/۵۹۳  | $Q_S = 0.3129Q_w^{2.0322}$ | آذر                      |
| ۱/۵۹     | ۰/۰۷      | ۱۶۲۱۷۰/۳۸ | ۰/۵۸   | $Q_S = 0.0611Q_w^{0.589}$  | دی                       |
| ۱/۲۵     | ۰/۴۳      | ۱۲۶۲۳۴/۷۰ | ۰/۷۶۱۱ | $Q_S = 0.0236Q_w^{2.4931}$ | بهمن                     |
| ۱/۱۵     | ۰/۳۱      | ۱۶۵۰۷۳/۴۶ | ۰/۶۱   | $Q_S = 0.4154Q_w^{1.9468}$ | اسفند                    |
| ۱/۷۵     | ۰/۳       | ۱۴۷۸۰۴/۸۰ | ۰/۷۵   | $Q_S = 0.2118Q_w^{2.0081}$ | بهار                     |
| ۱/۲۷     | ۰/۰۹      | ۱۳۹۳/۷۰   | ۰/۷۱   | $Q_S = 1.9383Q_w^{1.3719}$ | تابستان                  |
| ۲/۱۶     | ۰/۳۵      | ۱۰۳۴۵۸/۴۹ | ۰/۵۹۶  | $Q_S = 0.2622Q_w^{2.1018}$ | پاییز                    |
| ۱/۸۴     | ۰/۳۳      | ۱۵۶۷۵۰/۰۷ | ۰/۶۶   | $Q_S = 0.127Q_w^{2.174}$   | زمستان                   |
| ۱/۴۸     | -۰/۰۰۹۴   | ۹۹۹۷/۳۴   | ۰/۳۹   | $Q_S = 3.2049Q_w^{1.2964}$ | $Q_w \leq 71.5$          |
| ۱/۸۵     | -۰/۰۲۷۵   | ۷۵۷۲۵/۷۵۲ | ۰/۲۰۸  | $Q_S = 0.0822Q_w^{2.2428}$ | $71.5 \leq Q_w \leq 200$ |
| ۲/۰۷۴۸۹  | -۰/۳۴۸۴۵۲ | ۲۰۱۳۱۹/۹  | ۰/۵۵۷  | $Q_S = 0.0097Q_w^{2.587}$  | $Q_w \geq 201$           |
| ۱/۶۹     | -۰/۰۰۷۵   | ۵۹۸۰۶/۹۳  | ۰/۴۴۵۲ | $Q_S = 1.4127Q_w^{1.5619}$ | $Q_w \leq 114$           |
| ۱/۸۷     | ۰/۳۸۳۷    | ۱۶۳۰۸۲/۳۵ | ۰/۵۹۸۹ | $Q_S = 0.0474Q_w^{2.3261}$ | $Q_w > 114$              |
| ۲/۱۴۱۹۹۴ | ۰/۴۴      | ۱۱۲۴۴۱/۶  | ۰/۷۷۱۳ | $Q_S = 0.1891Q_w^{2.0526}$ | مرطوب                    |
| ۱/۶۱۶۸   | ۰/۲۷      | ۱۴۱۶۵۳/۲  | ۰/۷۴۹۶ | $Q_S = 0.1336Q_w^{2.1491}$ | نرمال                    |
| ۱/۵۱۷۸   | ۰/۳۸      | ۱۲۲۰۳۱/۸  | ۰/۷۸۶  | $Q_S = 0.0769Q_w^{2.2672}$ | خشک                      |

همان گونه که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، استفاده از شاخص‌های مختلف ارزیابی آماری، نمودارهای متفاوتی را پیشنهاد می‌دهد.

برای انتخاب معادله بهینه ایستگاه جلوگیری، ابتدا هر شاخص ارزیابی رتبه‌بندی شد و در نهایت، معادله بهینه بر اساس روشی که کمترین مقدار رتبه را داشت، انتخاب شد؛ بدین صورت که نزدیک‌ترین مقدار شاخص  $P$  و  $ME$  به عدد یک و نزدیک‌ترین مقدار شاخص  $RMSE$  به عدد صفر که نشان‌دهنده کمترین اختلاف بین مقادیر رسوب برآوردی و مشاهده‌ای است، رتبه نخست را به خود اختصاص داد؛ به عنوان مثال، در جدول ۱ بیشترین مقدار ضریب تبیین ( $0/85$ ) به منحنی حد

وسط و کمترین مقدار آن (۰/۲۰۸) به منحنی سه خطی در حالت  $72 \leq Q_w \leq 200$  اختصاص دارد. بنابراین، در رتبه‌بندی ضریب  $R^2$  حد وسط، در رتبه اول و منحنی سه خطی با مقدار دبی بیش از ۷۲ و کمتر از ۲۰۰ در رتبه آخر (۲۶) قرار دارد. Kia و همکاران و Shirdel و همکاران نیز در تحقیقات خود، منحنی سنجه رسوب حد وسط را به عنوان مدل بهینه انتخاب کردند. ارزیابی آماری نشان داد که مدل ماهانه و ماه مرداد با داشتن کمترین مقدار RMSE، در رتبه اول و فروردین با بیشترین مقدار RMSE در رتبه آخر قرار دارد. مقادیر دیگر نیز به همین روند، رتبه‌بندی می‌شود. جدول ۳، نتایج مربوط به رتبه‌بندی مقادیر شاخص‌های ارزیابی را نشان می‌دهد.

جدول ۳: رتبه‌بندی مقادیر شاخص‌های ارزیابی در منحنی‌های سنجه

| نوع منحنی سنجه | ضریب تبیین ( $R^2$ ) | RMSE | ME | P  | مجموع رتبه‌بندی |
|----------------|----------------------|------|----|----|-----------------|
| یک خطی         | ۶                    | ۱۸   | ۱۴ | ۱۶ | ۵۴              |
| حد وسط         | ۱                    | ۱۶   | ۶  | ۲۶ | ۴۹              |

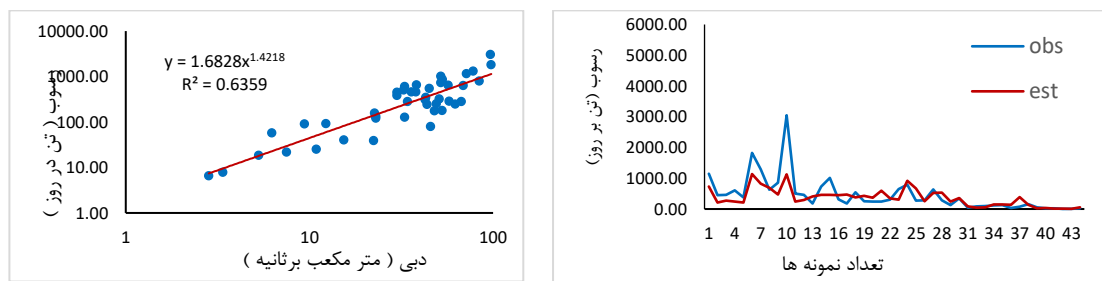
|                          |    |    |    |    |    |
|--------------------------|----|----|----|----|----|
| فروردین                  | ۱۶ | ۲۶ | ۱۵ | ۲۰ | ۷۷ |
| اردیبهشت                 | ۱۴ | ۱۴ | ۱۷ | ۱۴ | ۵۹ |
| خرداد                    | ۴  | ۱۳ | ۱۸ | ۸  | ۴۳ |
| تیر                      | ۱۲ | ۴  | ۲۱ | ۶  | ۴۳ |
| مرداد                    | ۳  | ۱  | ۲  | ۳  | ۹  |
| شهریور                   | ۱۰ | ۲  | ۳  | ۲  | ۱۷ |
| ماهانه                   | ۲۱ | ۵  | ۲۲ | ۷  | ۵۵ |
| مهر                      | ۲۳ | ۹  | ۱  | ۲۵ | ۵۸ |
| آبان                     | ۱۹ | ۱۰ | ۱۳ | ۲۱ | ۶۳ |
| آذر                      | ۲۰ | ۲۲ | ۲۰ | ۱۱ | ۷۳ |
| دی                       | ۷  | ۱۷ | ۵  | ۴  | ۳۳ |
| بهمن                     | ۱۵ | ۲۴ | ۱۱ | ۱  | ۵۱ |
| اسفند                    | ۸  | ۲۰ | ۱۲ | ۱۵ | ۵۵ |
| بهار                     | ۱۱ | ۳  | ۱۹ | ۵  | ۳۸ |
| تابستان                  | ۱۸ | ۱۱ | ۹  | ۲۴ | ۶۲ |
| پاییز                    | ۱۳ | ۲۱ | ۱۰ | ۱۷ | ۶۱ |
| زمستان                   | ۲۵ | ۶  | ۲۴ | ۹  | ۶۴ |
| $Q_w \leq 71.5$          | ۲۶ | ۸  | ۲۵ | ۱۸ | ۷۷ |
| $71.5 \leq Q_w \leq 200$ | ۲۲ | ۲۵ | ۲۶ | ۲۲ | ۹۵ |
| $Q_w \geq 201$           | ۲۴ | ۷  | ۲۳ | ۱۳ | ۶۷ |
| $Q_w \leq 114$           | ۱۷ | ۲۳ | ۷  | ۱۹ | ۶۶ |
| $Q_w > 114$              | ۵  | ۱۲ | ۴  | ۲۳ | ۴۴ |
| مرطوب                    | ۹  | ۱۹ | ۱۶ | ۱۲ | ۵۶ |
| ترسالی -                 | ۲  | ۱۵ | ۸  | ۱۰ | ۳۵ |
| نرمال                    |    |    |    |    |    |
| خشک سالی                 |    |    |    |    |    |
| خشک                      |    |    |    |    |    |

برای قضاوت بهتر در مورد منحنی سنجۀ بهینه، مقادیر رتبه هر نمودار بر اساس پارامترهای مختلف ارزیابی، با یکدیگر جمع شد؛ به این ترتیب، مدلی که کمترین مقدار را از نظر مجموع رتبه‌ها داشته باشد، می‌تواند به عنوان مدل بهینه پیشنهاد شود. با توجه به مقادیر رتبه‌بندی، دوره‌های کم بارش شامل فصل تابستان و ماه‌های تیر، مرداد و شهریور در رده‌های اول بود و در نتیجه، منحنی سنجۀ رسوب در برآورد رسوبات دقت بیشتری داشت. بررسی نتایج نشان داد که میزان انتقال رسوب در ماه‌های غیرسیلابی نسبت به ماه‌های سیلابی کمتر بود. در واقع، دبی جریان در ماه‌های غیرسیلابی، کم و اغلب در حالت پایه بود؛ بنابراین، حداقل تأثیر را بر میزان فرسایش داشت. اما در مقابل، افزایش دبی جریان در ماه‌های سیلابی به فرسایش بیشتر در آبراه‌ها منجر شد و در نتیجه، میزان انتقال رسوب افزایش یافت.

طبق جدول ۳، معادلۀ بهینه دبی - رسوب در ایستگاه مورد مطالعه از منحنی سنجۀ ماهانه مربوط به ماه مرداد - که دارای کمترین مقدار مجموع رتبه‌بندی است - پیروی می‌کند. همچنین مدل مربوط به ماه خرداد نیز دقت نسبتاً خوبی دارد. بر

اساس روش مجموع رتبه‌ها، مدل خشک در تفکیک داده‌ها به صورت ترسالی — خشکسالی در رتبه بعدی قرار دارد که با توجه به توضیحات مربوط به دقت مدل‌ها در دبی کم، توجه‌پذیر است. مدل‌های سنج برای کلاسه‌بندی به صورت ماهانه (ماه‌های خرداد و تیر) رتبه یکسان دارد که در این حالت، اولویت با منحنی است که ضریب تبیین آن بر اساس درجه همبستگی بین مقادیر برآوردی و مشاهده‌ای بالاتر باشد. بنابراین، ابتدا منحنی ماه خرداد، سپس تیر در رده‌بندی قرار می‌گیرد. در مدل‌های دوخطی و سه خطی نیز در دبی‌های پایین‌تر دقت بیشتری مشاهده می‌شود. با توجه به نتایج به دست آمده، در تقسیم‌بندی داده‌ها بر اساس مقدار دبی (مدل سه خطی) در دبی‌های بیش از ۲۰۱ مترمکعب بر ثانیه، مدل با داشتن بیشترین مجموع رتبه نمی‌تواند از رسوبات این حوضه برآورد خوبی داشته باشد.

شکل ۲، منحنی سنج رسوب، مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و داده‌های رسوب به دست آمده از منحنی سنج برای ماه مرداد را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که منحنی در دبی‌های پایین، دقتی بیشتر دارد و در دبی‌های بالا دارای خطای قابل توجهی است.



شکل ۲: منحنی سنج رسوب بهینه

#### ۲-۴- ضرایب اریب

برای بررسی تأثیر ضرایب اصلاحی اریب بر دقت منحنی بهینه، این ضرایب بر روی منحنی انتخاب شده در مرحله قبل اجرا شد، سپس با استفاده از معیارهای ارزیابی و رتبه‌بندی آنها، ضریب بهینه برای منحنی بهینه انتخاب شد.

جدول ۴: مقادیر شاخص‌های ارزیابی منحنی سنج بهینه با ضرایب اصلاح اریب

| شاخص ارزیابی | بدون ضریب | ضریب FAO | ضریب QMLE | Smearing | MVUE  | Beta    |
|--------------|-----------|----------|-----------|----------|-------|---------|
| RMSE         | ۳۷۷/۷۹۱   | ۳۳۸/۴۶۶۵ | ۳۴۴/۰۶۸   | ۳۴۶/۰۷۷  | ۳۴۰/۷ | ۳۷۷/۷۹۰ |
| ME           | ۰/۵۳      | ۰/۵۸     | ۰/۶       | ۰/۵۶     | ۰/۶۲  | ۰/۵۷    |
| P            | ۱/۵۳      | ۱/۷۲     | ۱/۳۶      | ۱/۲۴     | ۱/۴۹  | ۱/۵۲    |

جدول ۵: رتبه‌بندی شاخص‌های ارزیابی منحنی سنج بهینه با ضرایب اصلاح اریب

| شاخص ارزیابی | بدون ضریب | ضریب FAO | ضریب QMLE | Smearing | MVUE | Beta |
|--------------|-----------|----------|-----------|----------|------|------|
| RMSE         | ۶         | ۱        | ۳         | ۴        | ۲    | ۵    |
| ME           | ۶         | ۳        | ۲         | ۵        | ۱    | ۴    |
| P            | ۵         | ۶        | ۲         | ۱        | ۳    | ۴    |

| مجموع رتبه‌بندی | ۱۷ | ۱۰ | ۷ | ۱۰ | ۶ | ۱۵ |
|-----------------|----|----|---|----|---|----|
|-----------------|----|----|---|----|---|----|

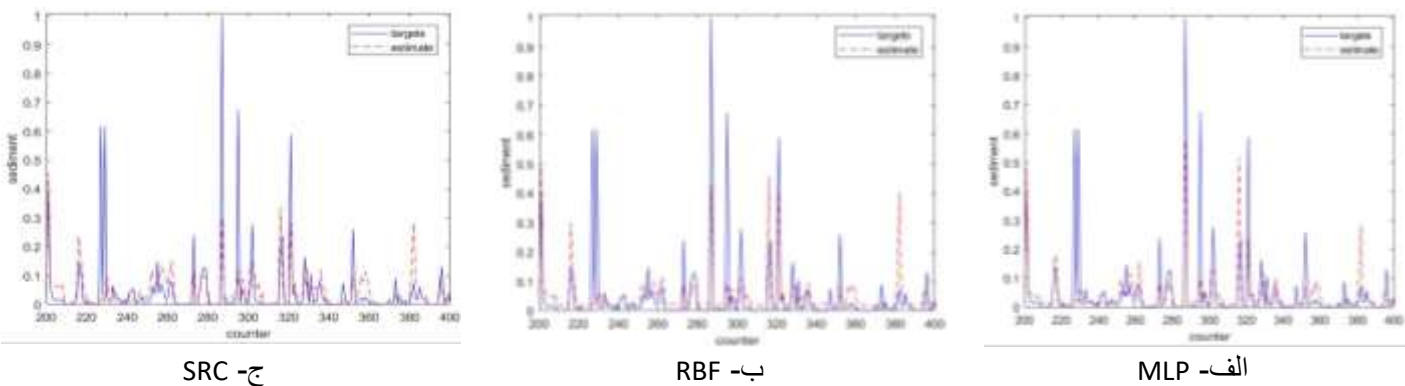
بر اساس نتایج به دست آمده (جدول ۵)، منحنی سنجه‌رسوب بدون اجرای ضرایب اصلاحی، دارای بیشترین مقدار خطا بود و با اجرای ضرایب می‌توان خطای برآورد دبی رسوب را تا حدی کاهش داد. طبق نتایج، ضریب اصلاح اریب MVUE با کمترین مقدار خطا، دقت مدل را در برآورد دبی رسوب افزایش می‌دهد. در نتیجه، این ضریب به عنوان ضریب اصلاح بهینه برای رابطه دبی — رسوب انتخاب شد. Talebi و همکاران نیز در بررسی رسوب حوضه آبخیز پل دوآب نشان دادند که معادله بهینه شده در ایستگاه‌های مورد مطالعه برای پیش‌بینی میزان رسوب در مقیاس سالانه، با اعمال MVUE به دست می‌آید و شاخص فائو برای تخمین رسوب‌دهی در شرایط با تنوع بالا در مقیاس‌های ماهانه، هفتگی و روزانه دقیق‌تر است. منحنی‌های سنجه هر قدر هم به روش‌های مختلف و با دقت رسم شود، به دلیل خطی بودن نمی‌تواند در شرایط سیلابی و دبی‌های زیاد، برآورد خوبی از میزان رسوبات داشته باشد. بررسی داده‌ها نشان داد (شکل ۳ ج) که منحنی سنجه با اعمال ضریب MVUE در برآورد رسوب متوسط روزانه دقت خوبی دارد؛ اما در برآورد رسوب وقایع سیلابی عملکرد خوبی نشان نمی‌دهد. ضریب Beta نیز در اصلاح رابطه دبی — رسوب تأثیری ندارد.

بدین منظور در این تحقیق، عملکرد شبکه عصبی به عنوان مدلی که در حل مسائل غیرخطی کاربرد دارد، ارزیابی و از دو مدل MLP و RBF استفاده شد. برای افزایش دقت مدل و سرعت همگرایی در شبکه عصبی، ابتدا داده‌ها بین صفر تا یک نرمال شد. در مدل SRC نیز نرمال‌سازی داده‌ها برای همخوانی و مقایسه صحیح با مدل هوش مصنوعی انجام شد. در مدل شبکه عصبی نیز از الگوریتم بهینه‌سازی لونیگ مارکوارت برای آموزش شبکه استفاده شد. همچنین تابع فعال‌ساز در لایه پنهان در MLP، از نوع تانژانت سیگموید و در RBF، تابع گوسی بود. نتایج نشان داد که مدل‌های MLP و RBF با ساختار مشابه (یک لایه پنهان با چهار نرون)، در تخمین رسوب معلق دقت متفاوتی دارد که دلیل آن، نوع عملکرد درونی مدل‌ها و متفاوت بودن توابع فعال‌ساز است. در این حالت، مدل RBF با مقدار ۰/۰۷۱، خطای کمتری نسبت به مدل MLP با مقدار ۰/۰۷۴ نشان می‌دهد. برای ارائه رابطه دقیق تخمین رسوب بر مبنای دبی جریان، تلاش شد بهترین ساختار هر مدل — که خطای کمتری دارد — ارائه شود. با سعی و خطا و آموزش مدل‌ها، در نهایت از مدل MLP با دو لایه پنهان و RBF با یک لایه پنهان برای تخمین رسوب استفاده شد. ساختار دقیق مدل‌ها در جدول ۶ آورده شده است.

جدول ۶: مقایسه نتایج مدل آماری SRC و مدل‌های شبکه عصبی

| مدل | نوع و ساختار مدل | ضریب تبیین ( $R^2$ ) | RMSE   |
|-----|------------------|----------------------|--------|
| SRC | —                | ۰/۷۶                 | ۰/۰۷۹۲ |
| MLP | ۱-۳-۳-۱          | ۰/۸۷                 | ۰/۰۷۱۲ |
| RBF | ۱-۴-۱            | ۰/۸۳                 | ۰/۰۷۱۴ |

نتایج نشان می‌دهد که دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی به مراتب از دقت منحنی سنج رسوب بیشتر است و با به کارگیری شبکه‌های عصبی می‌توان میزان دبی رسوب معلق را دقیق‌تر پیش‌بینی کرد. طبق نتایج، مدل MLP با مقدار RMSE برابر با ۰/۰۷۱۲، کمترین میزان خطا را نشان می‌دهد. با توجه به ساختار مدل‌های هوش مصنوعی، به طور کلی توصیه می‌شود از مدل‌های این هوش در حل مسائل غیرخطی استفاده شود. در تحقیقات Yadav و همکاران و Mosafaei و همکاران در ارزیابی مدل‌های آماری و هوش مصنوعی، نتایج مشابهی ارائه شده است. شکل ۳، قسمتی از نمودارهای به دست آمده از مدل‌های نامبرده را نشان می‌دهد.



شکل ۳ نمودارهای رسوب مشاهداتی و رسوب به دست آمده از مدل‌ها

همان طور که در نمودارها مشخص است، مدل‌های شبکه عصبی در دبی‌های بالا دقت بیشتری دارد. اگرچه تفاوت زیادی بین نتایج مدل‌های پرسپترون و پایه شعاعی دیده نمی‌شود، در نهایت، مدل MLP با خطای کمتر به عنوان مدل بهینه برای تخمین رسوب ایستگاه جلوگیر انتخاب شد. نتایج این پژوهش با نتایج Dasturani و همکاران در بررسی عملکرد منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی در حوضه جامیشان، Hayatzade و همکاران در حوضه آبریز رودخانه فریمان و Yusefi و همکاران در داده‌های استان لرستان مطابقت دارد.

##### ۵- بحث و نتیجه‌گیری

سد کرخه که به عنوان بزرگ‌ترین سد خاکی ایران شناخته می‌شود، در حوضه آبریز کرخه قرار دارد. از آنجا که فرسایش خاک و حجم زیاد رسوبات، مهم‌ترین تهدید برای سدها به حساب می‌آید، برآورد دقیق میزان رسوبات ورودی به سدها یکی از چالش‌های موجود در برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب است که متخصصان نیز همواره بدان توجه داشته‌اند. بنابراین، شناخت شرایط هیدرولیکی و هیدرولوژیکی این حوضه اهمیت زیادی دارد. با توجه به موقعیت ایستگاه هیدرومتری جلوگیر در ورودی سد کرخه، بررسی و تخمین رسوبات این ایستگاه لازم و ضروری است. در این پژوهش برای برآورد رسوب معلق در این ایستگاه، از دو روش منحنی سنج رسوب و مدل‌های هوشمند استفاده شد. در منحنی‌های سنج رسوب، داده‌ها به شکل‌های مختلف تفکیک شد و منحنی‌های سنج رسوب در انواع یک‌خطی، حد وسط دسته‌ها، ماهانه، فصلی، چندخطی (دوخطی و سه‌خطی) و تفکیک ترسالی و خشکسالی بر اساس شاخص درصد بارش نرمال رسم شد. برای ارزیابی مدل‌ها نیز از چهار معیار ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا، ضریب نش — ساتکلیف و شاخص صحت استفاده شد. در نهایت، با رتبه‌بندی معیارهای ارزیابی برای هر مدل، نتایج به دست آمده نشان داد که میزان دقت رابطه به

دست آمده در تفکیک داده‌ها به صورت ماهانه، مربوط به ماه مرداد با مقدار ضریب تبیین برابر با ۰/۷۸ و مجموع رتبه‌بندی ۹ (کمترین مقدار) بیش از سایر مدل‌ها بود و در دبی‌های بالا، میزان دقت مدل‌ها کاهش یافت که دلیل آن، میزان فرسایش بالای رسوب و تأثیر سایر پارامترها در میزان دبی رسوب معلق در دبی‌های بالا بود. با اجرای ضرایب اصلاحی مشخص شد که ضرایب در افزایش دقت مدل‌ها مؤثر است و کمترین میزان خطا برای مدل بهینه به اعمال ضریب MVUE اختصاص می‌یابد. اگرچه این ضریب، دقت مدل را تا حدی افزایش می‌دهد، در دبی‌های بالا عملکرد خوبی ندارد؛ با این حال با توجه به نتایج شاخص‌های ارزیابی، معادله‌های بهینه نسبت به سایر مدل‌ها مطلوب و رضایت‌بخش است. در پژوهش Najafinezhad و همکاران نیز اشاره شده است که شاخص اصلاحی در مورد برون‌یابی و دبی‌های سیلابی، دقت خوبی ندارد و برآورد پایین‌تری ارائه می‌دهد. نکته مهمی که در مورد شاخص‌های اصلاحی وجود دارد این است که این ضرایب اصلاحی در مورد کاهش اریب ناشی از تبدیل لگاریتمی مؤثر است و در مورد برون‌یابی داده‌ها عملکرد خوبی از خود نشان نمی‌دهد. با توجه به اینکه منحنی سنج رسوب، رابطه بین دبی جریان و رسوب را بیان می‌کند، به نظر می‌رسد اگر در هر ماه نمونه‌برداری‌های زیادی انجام شود می‌توان منحنی سنج چندخطی مختص برآورد رسوب سیلاب در آن ماه را ارائه داد (Khanchoul et al, 2009). مقایسه نتایج روش‌های آماری و شبکه‌های عصبی نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی در برآورد رسوب روزانه دقت بیشتری دارد. عملکرد بهتر شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های آماری را می‌توان در قابلیت تقریب غیرخطی شبکه‌های عصبی بیان کرد. در این پژوهش، دو مدل MLP و RBF به منظور تخمین رسوبات معلق آموزش داده شد. نتایج نشان داد که مدل داده‌محور شبکه عصبی، در تخمین رسوبات در دبی‌های بالا دقت بیشتری دارد. از آنجا که عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی بر پایه کیفیت و کمیت داده‌ها است و برای حل مسائل پیچیده از توابع غیرخطی استفاده می‌کند، توصیه می‌شود از آنها برای تخمین رسوب حوضه استفاده شود. در این تحقیق، شبکه عصبی چندلایه پرسپترون با تعداد پنج نرون در لایه پنهان و تابع فعال‌ساز تانژانت سیگموئید، نسبت به سایر مدل‌ها جواب دقیق‌تری نشان می‌دهد.

## ۶- سپاس‌گزاری

بدین وسیله از سازمان هواشناسی کشور و سازمان آب و برق خوزستان — که ما را در اجرای این تحقیق یاری کردند — صمیمانه تشکر می‌کنم.

## منابع

1. Alvankar, S. R., & F. Nazari., (2007). Evaluation of Sediment Estimation from Hydrological Methods in Iran's Watersheds (Case Study, Minab watershed). *The fifth Iranian hydraulic conference*. (Inpersian)
2. Arab, K. M.; Varani, J.; & K. S. H. Hakim, 2004. The Validity of Extrapolation Methods in Estimation of Annual Mean Suspended Sediment Yield (17 hydrometric stations), *Journal of Agricultural Science and Natural Resources*, 11(3), 123-131.
3. Cohn, T. A., et al. 1989. Estimating Constituent Loads, *Water resources research*, 25(5), 937-942.
4. Dastorani, M. T.; Azimi Fashi, KH.; & M. R. E., 2012. Estimation of Suspended Sediment Using Artificial Neural Network (Case Study: Jamishan Watershed in Kermanshah), *Watershed Management Research*. (In persian)

5. Duan N., 1983. Smearing Estimate: A Nonparametric Retransformation Method, *Journal of the American Statistical Association*, 13(5), 605–10.
6. Ferguson, R. I., 1987. Accuracy and Precision of Methods for Estimating River Loads, *Earth Surface Processes and Landforms*, 12(1), 95-104.
7. Harrington, S. T., & J. R. Harrington., (2013). An Assessment of the Suspended Sediment Rating Curve Approach for Load Estimation on the Rivers Bandon and Owenabue, Ireland, *Geomorphology*, 185, 27-38.
8. Hassanzadeh, H., 2016. Evaluation of Karkheh River Suspended Load by Use of Sediment Rating Curves and Determination of Sediment Yield of Annual Vary Seasons, *Journal of Productivity and Development*, 2(5), 100-10.
9. Hayatzade, M.; Chazgi, J.; & M. T. Dasturani, 2014. Evaluation of Sediment Estimation Using Rating Curve and Neural Network Methods by Combining the Morphological Parameters of the Basin (case study of Bagh Abbas basin), *Journal of Agricultural Sciences and Techniques and Natural Resources, Water and Soil Sciences*, [Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2023-07-27]. (In persian)
10. Heidarpour, M.; Fatahi, F.; Haghshenas, A.; & N. Kia, 2016. Evaluation of Different Methods of Sediment Rating Curve Development and Computer Simulation Models in Order to Estimation of the Sediment Load of the Mazandaran Watershed, *Irrigation Science and Engineering*, 40-3. (In persian)
11. Iadanza, C., & F. Napolitano., (2006). Sediment Transport Time Series in the Tiber River. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*. 31(18), 1212-1227.
12. Ildermi, A. R., & M. M. P. Moghadam., (2021). Optimization of the Most Suitable Model for Estimating the Suspended Sediment of the Abshine River in hamedan. *journal of Hydrogeomorphology*. 27, 37-57. (In persian)
13. Kao, S. J.; Lee, T. Y.; & J. D. Milliman, 2005. Calculating Highly Fluctuated Suspended Sediment Fluxes From Mountainous Rivers in Taiwan, *Terrestrial Atmospheric and Oceanic Sciences*, 16(3), 653.
14. Karami, M.; Karami, M.; & E. Darvishi, 2023. Estimation of Suspended Sediment Load values of The River Using Artificial Intelligence Methods (Case study of Maymeh River), *Iranian Journal of Irrigation and Water Engineering*, 52(4). (In persian)
15. Kavian, A.; Mardian, M.; Darabi, H.; & A. Safari, 2015. Comparison of Correction Coefficients of Sediment Rating Equations in Semi-Arid and Semi-Humid Rivers, *Watershed Promotion and Development Journal*, 2(7), 15-19. (In persian)
16. Khanchoul, K.; Altschul, R.; & F. Assassi, 2009. Estimating Suspended Sediment Yield, Sedimentation Controls and Impacts in the Mellah Catchment of Northern Algeria, *Arab. J. Geosci*, 2(3), 257-271.
17. Kia, E., & A. Emadi., (2013). Comparison of statistical methods for long-term suspended sediment yield estimation (Case Study: Babolrood River).
18. Mahdavi, M., & G. Mortezaee., (2000). Investigating the Effect of the Effective Factors on the Sediment Rating Curve. in The Second National Conference on Erosion and Sedimentation. (In persian)
19. Mardian, M.; Solaimani, A.; Shahedi, K.; & Kavian, G. 2016. Analysis of Temporal Variations for the Suspended Load Transport in the Marboreh River, Darreh-Takht, Lorestan Province, Iran, *Watershed Research*, 13, 60-72. (In persian)
20. Mosafai, J., & A. Salehpour., (2018). Evaluating the Efficiency of Different Sediment Gauge Curve Models, in The Third National Conference on Soil and Watershed Protection.
21. Najafinezhad, A.; Mardian, M.; Varvani, J.; & Sh. Vahed bardi, 2011. Performance Evaluation of Correction Factors in Optimization of Sediment Rating Curve (Case Study: Kamal Saleh Dam Watershed, Markazi Province, Iran), *JWater and Soil Conservation, Journal*, 18(2), 2011. (In persian)

22. Ndomba, P. M.; Mtalio, F. W.; & A. Killingtveit, 2008. Developing an Excellent Sediment Rating Curve from One Hydrological Year Sampling Programme Data: Approach, *Journal of Urban and Environmental Engineering*, 2(1), 21-27.
23. Nivesh, S., & P. Kumar., (2018). Estimation of sediment load using ANN, ANFIS, MLR and SRC Models in Vamsadhara River Basin, India. *Annals of Plant and Soil Research*, 20(1), 37-45.
24. Raeesi, M., & Mohseni, M.A. (2019). Investigation of Temporal Phenomena of Sediment Rating Curve and comparison of it with the Some Statistical Methods for Estimating Suspended Sediment Load (Case Study: Gamasiab Watershed). *Journal of Watershed Management Research*, 10(20). (In persian)
25. Saadat, H., 2006. A review of phase one studies on hydroelectric power plant. In Khozestan. (In persian)
26. Shirdel, H., & A. Emadi., (2016). Evaluation of Different Measuring Curve Methods in Estimating River Suspended Sediment Load (case study: Haraz River, Koresang station). in Second National Congress of Irrigation and Drainage of Iran, Isfahan University of Technology. (In persian)
27. Talebi, A.; Bahramia, M.; & J. M. Mardiana, 2015. Determination of Optimized Sediment Rating Equation and Its Relationship With Physical Characteristics of Watershed in Semiarid Regions: A Case Study of Pol-Doab Watershed, Iran, *Desert Online at <http://desert.ut.ac.ir>*, 20(2), 135-1.
28. Tfwala, S. S., & Y. M. Wang., (2016). Estimating Sediment Discharge Using Sediment Rating Curves and Artificial Neural Networks in the Shiwen River, Taiwan. *Water*, 8(2), 53.
29. Varvani, J.; Najafinezhad, A.; & M. Karahroudi, 2008. Improving of Sediment Rating Curve Using Minimum Variance Unbiased Estimator, *Agricultural sciences and natural resources, Gorgan*, 15(1), 150-167. (In persian)
30. Yadav, A.; Hasan, M. K.; & et al, 2022. Optimized Scenario for Estimating Suspended Sediment Yield Using an Artificial Neural Network Coupled with a Genetic Algorithm, *Water*, 14(18), 2815.
31. Yadav, A.; Joshi, D.; & et al, 2022. Capability and Robustness of Novel Hybridized Artificial Intelligence Technique for Sediment Yield Modeling in Godavari River, India, *Water*, 14(12), 17-26.
32. Yousefi, M., & F. Barzegar., (2013). Determining the Most Suitable Measuring Curve Method and Comparing it with Artificial Neural Network in Order to Estimate Suspended Sediments (case Study: Lorestan Province). *watershed scientific-research journal*, 9(12), 33-. (In persian)
33. Zahiri, A.; Sharifan, H.; Abarashi, F.; & M. Rahimian, 2015. Evaluation of Drought and Drought Phenomena in Khorasan Province Using (PNPI, SPI, NITZCHE) indexes, *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 4, 845-856. (In persian).

# Evaluating the Efficiency of Skew Correction Factors in Sediment Rating Curve and Comparison with Intelligent Models (Case Study: Jelogir Station, Khuzestan - Karkheh Catchment)

**Fatemeh Avazpour:** *Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, Water, and Hydraulic Structure, Yazd University, Yazd, Iran.*

**Mohammad Reza Hadian1:** *Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Water, and Hydraulic Structure, Yazd University, Yazd, Iran.*

**Ali Talebi:** *Professor, Department of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran*

Article History (Received: 2023/02/17 Accepted: 2023/10/13)

## Extended abstract

### 1- Introduction

Estimation of the sediment load in rivers is one of the important issues in studies related to water quality and transport of pollutants, construction and operation of hydraulic structures, maintenance of reservoirs, water transmission networks, and water resources management. An accurate understanding of the sedimentation of a watershed can provide a correct understanding of soil erosion and its consequences.

Since sediment changes in the river are often a function of flow discharge changes; therefore, methods of measuring suspended sediment load based on the suspended sediment concentration and flow discharge will be useful in estimating the amount of sediment load.

The sediment rating curve is one of the methods that is based on flow discharge and sediment discharge and expresses the relationship between these two parameters in the form of power regression (Eq 1).

$$Q_s = aQ_w^b \quad (1)$$

where  $Q_s$  is the suspended sediment discharge (in tons per day),  $Q_w$  is the flow discharge (in cubic meters per second), and  $a$  and  $b$  are the coefficients of the equation.

Rating curves can be drawn in different ways according to the way of data separation. Among these methods, we can refer to one-line, multi-line, mean of categories, seasonal, monthly, annual models, etc. The presence of bias in the sediment discharge relationship makes this relationship unable to show the exact sediment concentration in different flow discharges. This bias causes the amount of sediment to be underestimated. Various researchers have proposed some statistical correction factors to achieve the minimum error, which are applied in the sediment rating equation. In this research, in order to increase the accuracy of sediment estimation by using a sediment rating curve, at first, different types of rating curves were drawn for the station and, finally, correction factors consisting of QMLE, Smearing, MVUE, and (Beta)  $\beta$  were applied for the selected curve. Also, an attempt was made to separate the data into three categories of dry, normal and wet by using the percentage of normal precipitation and to draw the sediment rating curve for each. At the end, the results obtained from the statistical model (SRC) were compared with artificial intelligence models including two models of multilayer perceptron (MLP) and radial basis set (RBF) neural networks.

### 2- Methodology

Corresponding Author: [mr\\_hadian@yazd.ac.ir](mailto:mr_hadian@yazd.ac.ir)<sup>1</sup>

In this research, the flow and sediment discharge data from 1350 to 1397 for the Jelogir station in Khuzestan province located on the main Karkhe River were prepared from the Khuzestan Regional Water Organization. Sediment rating curve models, including common linear curve (USBR), mean of categories, monthly, seasonal, bilinear, trilinear, dry, normal and wet models were drawn for the station. Then, for the drawn curves, evaluation criteria including RMSE, ME and P were checked and, finally, by ranking these criteria, the curve with the least error was selected. In determining the rank of each model, the values of the evaluation indices were compared with each other. In this way, the closest P and ME index value to 1 and the closest RMSE index value to zero, which indicates the least difference between the estimated and observed sediment values, was assigned the first rank. In order to investigate the effect of skew correction coefficients on the accuracy of sediment rating curves, coefficients including MVUE, FAO, QMLE and Smearing were applied on the rating curve which was selected as the optimal model in the previous step. The data were processed using neural network models. For this purpose, different structures of neural networks with different layers, neurons and functions were investigated through trial and error.

### 3- Results

According to the obtained results, the mean categories method has the highest correlation coefficient (0.85). The RMSE in rainy and flooding months (April and March) and also in high flow discharge rates (in bilinear, and trilinear models, at flow discharge greater than 201 and 114 cubic meters per second, respectively), has allocated the largest amount. The lowest value of RMSE is related to the months of August and September, which is reasonable due to the lack of rainfall and flooding in these months and as a result of low erosion of sediments. According to the ranking values, the periods of low rainfall, including summer and July, August and September are in the first ranks, and as a result, the sediment rating curve has more accuracy in estimating sediments. Finally, the rating curve of August, which has the lowest total ranking value, was chosen as the optimal curve. According to the ranking of the correction coefficients, it can be seen that the sediment rating curve without applying the correction coefficients (the highest rank) has the highest amount of error and by applying the coefficients, the error of sediment flow estimation can be reduced. Finally, MVUE with the lowest total ranking was chosen as the optimal correction coefficient, and by applying it, the accuracy of the model in estimating the sediment discharge increases. In the neural network model, Lunberg-Marquardt optimization algorithm was used and the number of hidden layer neurons in the best MLP and RBF structure was obtained as 5 and 6, respectively. Also, the activator function in the hidden layer in MLP was selected as sigmoid tangent and Gaussian function in RBF. The results show that by using neural networks of multilayer perceptron, it is possible to predict the amount of suspended sediment with higher accuracy, and the accuracy of the results obtained from the artificial neural network method is far higher than the accuracy of the rating curve method with and without data classification. According to the results, the MLP model has shown a lower error value than the RBF radial base model.

### 4- Discussion & Conclusions

In this article, in order to estimate the suspended sediment in the Jelogir station, the data were separated into different forms and the sediment rating curves were drawn into linear curve (USBR), mean of categories, monthly, seasonal, dry, normal, wet, bilinear, and trilinear types. The obtained results showed that the accuracy of the relationship obtained for the classification of data based on August ( $R^2 = 0.785$ ) and the total rating of 9 (the lowest value) was more than the other models. And at high flow discharge, the accuracy of the models decreases. It was found that the correction coefficients are effective in increasing the accuracy of the models, and the lowest amount of error for the optimal model is obtained by using MVUE. Comparing the results of statistical methods and

neural networks showed that neural network models are more accurate in estimating daily sediment. The better performance of artificial neural networks compared to statistical methods can be expressed in the nonlinear approximation capability of neural networks.

**Key Words:** Skew Correction Coefficient, Suspended Sediment, MLP and RBF Models, SRC Model