

## Assessing soft calculation methods in river suspended sediment estimation (Hassan Abad station of Tirah river)

Amir Moradinejad<sup>1\*</sup> , Saeed Khosrobeigi<sup>2</sup> , Mahmood Akbari<sup>3</sup> , Seyed Ahmad Hosseini<sup>4</sup> 

<sup>1</sup> Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Markazi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Arak, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Arak, Iran

<sup>2</sup> Ph.D., Head of Technical and Engineering Department of the General Department of Natural Resources of Markazi Province, Arak, Iran

<sup>3</sup> Assistant Professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Environment, Arak University, Arak, Iran

<sup>4</sup> Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Institute, Agricultural Research Education & Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran

### Abstract

#### Introduction

Rivers are always faced with erosion and sediment transport. Sediment transport in rivers is one of the most complex topics in river engineering and is always the focus of experts and water engineers. This phenomenon is one of the important hydrodynamic processes that affect many hydraulic systems and water facilities and is considered one of the basic problems in the exploiting surface water resources globally. 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. 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, unavailability of the required data, and the inaccuracy of the data due to human error for simulating sediments. Nowadays, fuzzy and neural intelligent conductor systems, due to their ability to solve complex and nonlinear phenomena, have found many applications in various water engineering problems, including sedimentation. The purpose of this research is to evaluate and compare adaptive neural fuzzy models (ANFIS), support vector machine (SVM), gene expression programming (GEP), and group model of data handling (GMDH) in estimating the sediment load of Tirah River, Markazi Province.

#### Materials and Methods

In this research, first, the long-term daily statistics of temperature, rainfall, average flow rate, and sediment concentration of Hasan Abad hydrometric and sediment measuring station located on the main branch of the Tirah 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 the input parameter pattern can be based on the relationship between flow and sediment flow parameters, rainfall, temperature, flow, and sediment flow. Of course, considering that the mentioned parameters have a historical course, therefore, the design of the input patterns of soft computing models should be done based on time delays (like what is discussed in the analysis and forecasting of time series). Determining the most appropriate time delay of the input parameters in the modeling of discharge, sediment, temperature, and rainfall, then the appropriate design of the structure of the used soft calculation models was done. In the next step, the estimation of sediment discharge using an SVM, GEP, and ANFIS group method of GMDH data control and comparison of three data mining methods, and also with the sediment rating curve and observational data. About 70 % of the research data was used as training and between 20 to 30 % for validation and testing.

#### Results and Discussion

Based on the statistical indicators of optimal model selection, the best performance of the SVR model has been obtained for model number one. In this model, the  $R^2$  and RMSE obtained from the model are 0.96 and 0.0047, respectively. Besides, the  $R^2$  and the RMSE error of the models in predicting suspended sediment values in the test stage are 0.95 and 0.014, respectively for the ANFIS model, and 0.50 and 4.97, respectively for the GEP

model. The best performance of the ANFIS model has been obtained for model number one. In this model, the  $R^2$  and the RMSE obtained from the model are 0.95 and 0.014. The  $R^2$  and RMSE of the models in predicting suspended sediment values in the test stage are 0.96, 0.0047 for the SVR model, and 0.50, 4.97 for the GEP model, respectively. The best performance of the GEP model has been obtained for pattern number nine. In this model, the  $R^2$  and RMSE obtained from the model are 0.99 and 0.010, respectively. The  $R^2$  and the RMSE of the models in predicting the amount of suspended sediment in the test stage are respectively equal to 0.70, 0.015 for the ANFIS model and 0.78, 0.0185 tons respectively for the SVR model.

### Conclusion

It can be seen that the performance of the GEP model was better compared to other models. SVR and ANFIS models are ranked second and third. In the next step, the best-selected pattern of ANFIS, SVM, and GEP models was used as the input of the GMDH model. First, input pattern one, which was selected as the best pattern for ANFIS and SVM models, was introduced as the input of the GMDH model. In the training and test, the values of  $R^2$  statistical indices are 0.94 and 0.99, respectively, the RMSE error value is 0.0079 and 0.0038, respectively, the MSE value is 0.000062 and 0.000015, respectively, and the MAPE values are respectively 0.007 and 0.003. In the next step, input pattern nine, which was selected as the best pattern for the GEP model, is introduced as GMDH input. In the training and test steps, the value of  $R^2$  is equal to 0.95 and 0.98 respectively, the RMSE error value is equal to 0.0077 and 0.0045 respectively, and the MSE value is equal to 0.0006 and 0.00002 respectively, and MAPE value is equal to 363 and 502. The results showed the acceptable performance of the GMDH model with the highest  $R^2$  equal to 0.99 and 0.98 and the lowest RMSE equal to 0.0038 and 0.0045, respectively.

**Keywords:** Fuzzy neural network, Gene expression programming, Suspended load, Sedimentation, Support vector machine

**Article Type:** Research Article

### Acknowledgment

We would like to express our sincere gratitude to the Research and Training Center for Agriculture and Natural Resources of Markazi Province for the financial and logistical support that significantly contributed to the research project.

### Conflicts of interest

The authors of this article declare that there is no conflict regarding the writing and publication of the contents and results of these studies.

### Data availability statement

The data and results used in this research will be available through correspondence with the corresponding author.

### Authors' contribution

**Amir Moradinejad:** Data preparation of all steps, sorting, normalization, preparing and running Matlab codes, writing and sorting the article; **Saeed Khosrobigi:** Consulting in statistical analysis; **Mahmoud Akbari:** Preparation of required codes; **Seyyed Ahmad Hosseini:** Advice in preparing the article.

\*Corresponding Author, E-mail: amir\_24619@yahoo.com

**Citation:** Moradinejad, A., Khosrobeigi, S., Akbari, M., & Hosseini, SA. (2024). Investigating soft calculation methods in river suspended sediment estimation (Hassan Abad station of Tirah river). *Water and Soil Management and Modeling*, 4(2), 241-260.

DOI: 10.22098/mmws.2023.12620.1258

Received: 31 March 2023, Received in revised form: 02 May 2023, Accepted: 02 May 2023, Published online: 02 May 2023  
*Water and Soil Management and Modeling*, Year 2024, Vol. 4, No. 2, pp. 241-260

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





## ارزیابی روش‌های محاسبات نرم در برآورد رسوب معلق رودخانه (ایستگاه حسن‌آباد رودخانه تیره)

امیر مرادی‌نژاد<sup>۱\*</sup>، سعید خسروبیگی<sup>۲</sup>، محمود اکبری<sup>۳</sup>، سیداحمد حسینی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، گروه تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اراک، ایران

<sup>۲</sup> دکتری، رئیس بخش فنی و مهندسی اداره کل منابع طبیعی استان مرکزی، اراک، ایران

<sup>۳</sup> استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و محیط زیست، دانشگاه اراک، اراک، ایران

<sup>۴</sup> استادیار، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

### چکیده

برآورد بار رسوب رودخانه‌ها از مسائل مهم و کاربردی در مطالعات و طراحی پروژه‌های مهندسی آب، مانند طراحی و توسعه شبکه‌های آبیاری و زهکشی، آبیاری از رودخانه و غیره است. مدل‌های آماری و رگرسیونی از معمول‌ترین روش‌های تحلیل هستند که اغلب با توجه به حل خطی این پدیده‌ها، نتایجی همراه با خطا ارائه داده‌اند. مدل‌های هیدرولیکی به دلیل نیاز به داده‌های زیاد و گاهی در دسترس نبودن داده‌های مورد نیاز و دقیق نبودن داده‌ها به علت خطای انسانی برای شبیه‌سازی رسوبات، همیشه نمی‌توان به آن‌ها اعتماد کرد. امروزه سیستم‌های هوشمند فازی و عصبی با توجه به توانایی در حل پدیده‌های غیرخطی و پیچیده، کاربردهای فراوانی در مسائل مختلف مهندسی آب از جمله رسوب پیدا کرده‌اند. هدف از پژوهش حاضر نیز ارزیابی و مقایسه چهار روش مدل‌های فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و روش گروهی کنترل داده‌ها GMDH در برآورد بار رسوب ایستگاه حسن‌آباد رودخانه تیره استان مرکزی است. بدین منظور به عملکرد چهار نوع مدل در شبیه‌سازی بار رسوبی رودخانه‌ها پرداخته، سپس نتایج چهار روش با یکدیگر و با نتایج منحنی سنجه مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج بیان‌گر عملکرد قابل قبول مدل‌ها نسبت به منحنی سنجه است. همچنین، نتایج برتری مدل (GMDH) با بیش‌ترین ضریب تبیین ( $R^2$ ) با مقدار ۰/۹۹ و کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) بر حسب تن در روز با مقدار ۰/۰۰۳۸ نشان داد. در این خصوص کارایی مدل (GEP) تا حدی بهتر از مدل‌های SVM و ANFIS بود. در مرحله بعد، از بهترین الگوی انتخابی مدل‌های ANFIS، SVM و GEP به عنوان ورودی مدل GMDH استفاده شد. نتایج بیان‌گر عملکرد قابل قبول مدل GMDH با بیش‌ترین ضریب تبیین ( $R^2$ ) برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۸ و کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا به ترتیب برابر ۰/۰۰۳۸ و ۰/۰۰۴۵ تن در روز شد. نتایج به دست آمده نشان داد هر چهار روش داده‌کاوی بررسی شده به مراتب نتایج بهتری نسبت به منحنی سنجه رسوب ارائه می‌کنند.

**واژه‌های کلیدی:** بار معلق، برنامه‌ریزی بیان ژن، رسوب، شبکه فازی-عصبی، ماشین بردار پشتیبان

### نوع مقاله: پژوهشی

\*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: amir\_24619@yahoo.com

**استناد:** مرادی‌نژاد، امیر، خسروبیگی، سعید، اکبری، محمود، و حسینی، سیداحمد (۱۴۰۳). بررسی روش‌های محاسبات نرم در برآورد رسوب معلق رودخانه (ایستگاه حسن‌آباد رودخانه تیره). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۲)، ۲۴۱-۲۶۰.

DOI: 10.22098/mmws.2023.12620.1258

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۱/۱۱، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۱۲، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۱۲، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۲/۱۲

*مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۲، صفحه ۲۴۱ تا ۲۶۰

© نویسنده‌گان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



## ۱- مقدمه

برآورد بار رسوب رودخانه‌ها از مسائل مهم و کاربردی در مطالعات و طراحی پروژه‌های مهندسی آب است. غلظت رسوب می‌تواند به روش‌های مستقیم و یا غیرمستقیم محاسبه شود که معمولاً روش‌های مستقیم پرهزینه و زمان‌بر هستند. عوامل مختلفی روی این پدیده تأثیرگذارند که تحلیل آن‌ها را مشکل می‌سازد (Kisi et al., 2008). مدل‌های آماری و رگرسیونی اغلب با توجه به حل خطی این پدیده‌ها، نتایجی همراه با خطا ارائه داده‌اند. از این رو نمی‌توانند پدیده رسوب را با دقت قابل‌قبولی مدل کنند (Walling and Webb, 1988). مدل‌های هیدرولیکی به علت نیاز به داده‌های زیاد و گاهی در دسترس و دقیق نبودن داده‌های مورد نیاز به دلیل خطای انسانی برای شبیه‌سازی رسوبات، همیشه نمی‌توان به آن‌ها اعتماد کرد. با توجه به عدم قطعیت موجود در داده‌ها و فضای چند متغیری حاکم بر الگوی ورودی مدل‌ها، استفاده از روش‌های محاسبات نرم در محاسبات رسوب معلق را اجتناب‌ناپذیر نموده است (Tayfur, 2012). لذا این مشکل ذهن، پژوهش‌گران را به سمت روش‌هایی نوین فارغ از نیاز به معادلات مذکور سوق می‌دهد. در این میان می‌توان از روش هوش مصنوعی که مبتنی بر روابط حاکم بر طبیعت است و از قدرت انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار است استفاده نمود. در این زمینه می‌توان به تحقیقات زیادی که در سراسر جهان صورت پذیرفته است، اشاره نمود:

به‌عنوان مثال، Kisi et al. (2008) عملکرد سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی در تخمین رسوب معلق ماهانه دو رودخانه کیولوس و سالورکوپروسو در ترکیه را نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب بررسی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد روش سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی عملکرد بهتری در تخمین میزان بار معلق رودخانه نسبت به دو روش دیگر داشته است. در پژوهشی، Eder et al. (2010) به تأثیر پسماند روی بار معلق رودخانه پرداختند. نتایج نشان داد از بین روش‌ها، روش منحنی سنجه رسوب دقت کم‌تری دارد. در پژوهش دیگری، Duan 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 مشخص و اعلام نمودند این روش می‌تواند برای مدیریت منابع آب به‌خوبی به‌کار رود. در ادامه، Sattari et al. (2016) با استفاده از داده‌های ماهانه رسوب، دبی و بارندگی به ارزیابی عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان در مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه اهرچای در مقایسه با روش منحنی سنجه رسوب پرداختند. آن‌ها برای ارزیابی عملکرد روش‌های استفاده شده از آماره‌های ضریب همبستگی، جذر

میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق استفاده کردند. نتایج نشان داد که روش‌های داده‌کاوی نسبت به منحنی سنجه رسوب دقت بسیار بالایی دارد. اگرچه هر دو روش داده‌کاوی بررسی شده، دقت بیش‌تر و خطای کم‌تری نسبت به روش متداول منحنی سنجه رسوب داشته‌اند، اما 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. از سایر پژوهش‌ها، Nikpour and Sani Khani (2016) به مدل‌سازی رسوبات معلق رودخانه دره‌رود استان اردبیل با استفاده از محاسبات نرم پرداختند. آن‌ها از مدل‌های فازی-عصبی تطبیقی، برنامه‌ریزی بیان ژن و رگرسیون بردار پشتیبان جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان رسوبات معلق و از داده‌های رسوب و دبی جریان استفاده کردند. برای ارزیابی نیز از ضریب تبیین، ریشه میانگین مربعات خطا و شاخص‌های نش-ساتکلیف و ویلموت به‌کار بردند. نتایج بیان‌گر عملکرد قابل‌قبول مدل‌ها و برتری مدل رگرسیون بردار پشتیبان در مرحله صحت‌سنجی است. در رودخانه میناب نیز، Safaian Hamza Kalai and Ali Zamir (2018) با استفاده از داده‌های دبی جریان و رسوب به مدل‌سازی بار رسوب معلق مدل رگرسیون غیرخطی هوشمند براساس الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرداختند. جهت ارزیابی از ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل ترکیبی بر اساس الگوریتم بهینه‌ساز ژنتیک برتری قابل ملاحظه‌ای نسبت به مدل شبکه عصبی در دوره آموزش و آزمایش داشته و نقاط اوج بار رسوبی را با دقت بهتری تخمین می‌زند.

در حوزه آبخیز هلیل‌رود (Mohammadi (2019) شبیه‌سازی بار رسوب معلق را با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، عصبی-فازی، منحنی سنجه رسوب و داده‌های دبی جریان و رسوب انجام داد. ایشان نتیجه گرفت که ارزیابی این مدل‌ها با استفاده از پارامترهای ارزیابی MAE و RMSE با استفاده از داده‌های آزمون، حاکی از آن است که مدل‌های عصبی-فازی در عمده ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه، شامل پل بافت، هنجان و کناروئیه به‌عنوان بهترین روش برای شبیه‌سازی میزان بار رسوب معلق به‌شمار می‌آیند. در رودخانه قره‌چای نیز با استفاده از روش‌های مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، منحنی سنجه رسوب و مدل رگرسیونی چند متغیره، Moradinejad et al. (2020) کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق را بررسی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که روش نروفازی و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به‌ترتیب براساس ورودی‌های دبی و رسوب و ورودی‌های دبی، نسبت به رگرسیون چندمتغیره و منحنی سنجه رسوب، دقت بالایی دارند. یکی از

رسوب معلق رودخانه در پاکستان استفاده کردند. آن‌ها نتایج مدل‌های RM5Tree با مدل‌های رگرسیون بردارپشتیبان (SVR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، اسپلاین رگرسیون تطبیقی چندمتغیره (MARS)، منحنی سنجه رسوب (SRC) و روش سطح پاسخ (RSM) مقایسه کردند. از پارامترهای دبی جریان، پوشش برف، دمای هوا، تبخیر-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 نشان داد که مدل RM5Tree اوج‌های رسوب معلق را با دقت نسبی ۸۴/۱۰ درصد در مقایسه با مدل‌های MARS، ANN، SVR، M5Tree، RSM و SRC به ترتیب با دقت ۸۰/۶۲، ۷۷/۸۶، ۸۱/۹۰، ۸۰/۵۸، ۸۰/۵۸ و ۷۶ درصد بهتر پیش‌بینی کرده است. ته‌نشین شدن رسوبات معلق در یک رودخانه باعث کاهش سطح مقطع رودخانه و تغییر شکل نقشه رودخانه و در نتیجه کاهش زیستگاه آبیان رودخانه می‌شود (Adnan et al., 2022). به دلیل این‌که تعیین بار معلق رودخانه معمولاً با صرف زمان و هزینه زیاد همراه است، بنابراین، با انتخاب یک مدل با دقت زیاد، میزان رسوب معلق را می‌توان تعیین کرد. با توجه به سابقه پژوهش به سبب متفاوت بودن شرایط آب و هوایی و مشخصات مناطق مطالعه شده با یکدیگر و با توجه به این‌که این رودخانه تأمین‌کننده آب شرب شهر اراک است، مطالعه و اندازه‌گیری رسوب آن ضروری است. لذا، هدف پژوهش حاضر بررسی کارایی روش‌های نرم در برآورد رسوب معلق ایستگاه حسن‌آباد رودخانه تیره و انتخاب مناسب‌ترین روش است.

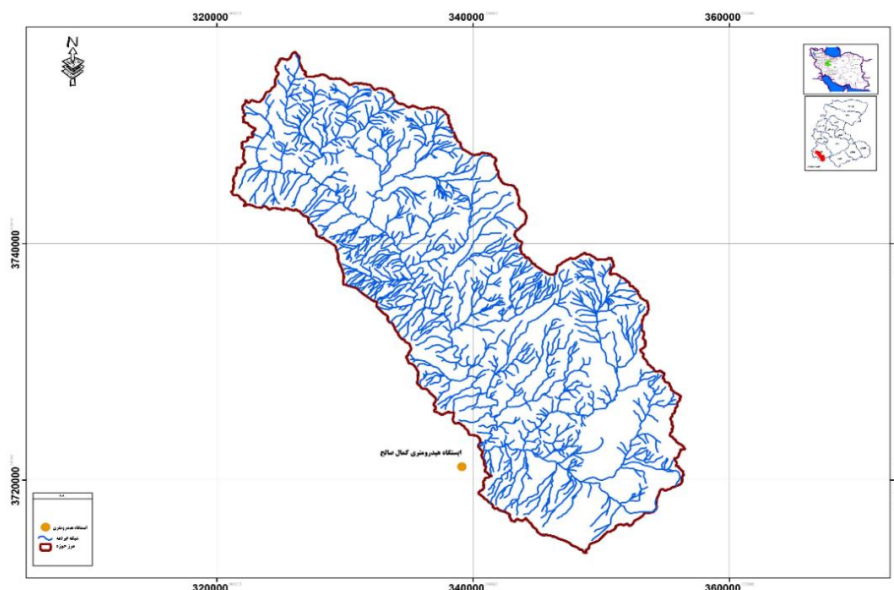
## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز سد کمال صالح با طول ۰۲' ۰۴' ۴۹" تا ۱۱' ۲۷' ۴۹" شرقی و عرض ۱۳' ۳۳' ۳۳" تا ۵۵' ۳۳' ۳۳" شمالی، با مساحت ۶۹۹ کیلومترمربع در جنوب غرب استان مرکزی و شمال شرق استان لرستان قرار دارد و جزء سرشاخه‌های اصلی رودخانه تیره لرستان به حساب می‌آید. ارتفاع حداقل، متوسط و حداکثر حوزه آبخیز به ترتیب ۱۸۴۰، ۲۱۵۷ و ۲۹۶۰ متر و شیب متوسط آن ۱۲/۸ درصد است. زراعت دیم عمدتاً در دامنه‌های اراضی تپه ماهوری و کوهستانی و زراعت آبی در اراضی کم‌شیب مجاور رودخانه‌ها دیده می‌شود. در محل سد کمال صالح، آبدهی متوسط درازمدت رودخانه تیره حداقل، متوسط و حداکثر سالانه به ترتیب ۰/۶۷۰، ۳/۵۴۴ و ۷/۷۲۸ مترمکعب بر ثانیه است (شکل ۱).

عوامل تأثیرگذار بر میزان رسوب ورودی به مخازن سدها و دریاچه‌ها بار معلق ورودی است. برآورد دقیق میزان بار رسوب معلق از جنبه‌های مختلف دارای اهمیت است (Qobadian and Shokri, 2018). در این راستا، (Shojaezadeh et al. (2018) در پژوهشی به مدل‌سازی تصادفی رسوب معلق در رودخانه‌های آبرفتی پرداختند. در این پژوهش یک مدل احتمالی مختصر برای توصیف رابطه بین بار رسوب معلق و حجم تخلیه معرفی شده است. این چارچوب برای هفت رودخانه اصلی در ایالت متحده آزمایش شد و نتایج آن عملکرد امیدوارکننده برای پیش‌بینی SSL و احتمال آن باتوجه به سطوح دبی مختلف نشان داده است. همچنین، (Nourani et al. (2020) به برآورد بار رسوب معلق با استفاده از مدل یکپارچه مبتنی بر هوش مصنوعی در حوضه رودخانه کاتار در کشور اتیوپی پرداختند. در این پژوهش از سه مدل مبتنی بر هوش مصنوعی ANFIS، SVM و FFNN و یک حالت رگرسیون چندخطی MLR برای مدل‌سازی SSL استفاده شده است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها از ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا استفاده شده است.

فرآیند انتقال رسوب در رودخانه‌ها از نظر زمانی و مکانی یک فرآیند غیرخطی و پیچیده است، به همین دلیل محاسبه غلظت رسوب معلق امری ضروری در مدیریت منابع آب است (Rahul et al., 2021). در حوضه رودخانه چم‌سیاه واقع در استان کهگیلویه و بویراحمد (Doroudi et al. (2021) بار رسوب معلق روزانه را با استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان ترکیبی یکپارچه با روش بهینه‌سازی مشاهده‌کننده (آموزش دهنده) یادگیرنده برآورد نمودند. در این پژوهش چون SVR دارد که پارامترهای ناشناخته روش بهینه‌سازی مبتنی بر مشاهده‌کننده با مدل SVR ادغام شده است و یک مدل ترکیبی جدید ارائه می‌کند. مدل‌های پیش‌بینی با استفاده از شاخص‌های عددی مختلف ارزیابی می‌شوند. نتایج نشان داد که مدل SVR-OTLBO عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها نشان داده است. در پژوهشی، (Beiranvand et al. (2023) به مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به بررسی کارایی مدل‌های GP-RBF، GP-PUK، RepTree، RF و M5P برای مدل‌سازی بار معلق رودخانه در دوره‌های کم‌آبی و پرآبی در حوزه آبخیز کشکان پرداختند. نتایج نشان داد باتوجه به معیارهای ارزیابی مدل GP با دو کرنل PUK و RBF در دوره کم‌آبی و پرآبی عملکرد بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها (M5P، RepTree و RF) داشته است. همچنین، با توجه به نتایج بخش آزمایش مدل GP-PUK بهترین نتیجه را داشته است. در نهایت، (Keshtegar et al. (2023) از روش‌های نرم برای تخمین



شکل ۱- موقعیت ایستگاه مطالعاتی حوزه آبخیز سد کمال صالح رودخانه تیره در استان مرکزی

Figure 1- The location of the watershed study station of Kamal Saleh Dam, Tيره River, in Markaz Province

## ۲-۲- روش پژوهش

در این پژوهش به عملکرد چهار نوع مدل ماشین بردار پشتیبان (SVR) به دلیل کارایی و سرعت بالا، برنامه ریزی بیان ژن (GEP) به دلیل ارائه روابط صریح بین متغیرهای ورودی و خروجی، سیستم عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS) به دلیل سادگی و کارآمدی بالا و GMDH به عنوان ابزاری با قابلیت بالا در مسیریابی و تشخیص روندهای غیرخطی پیچیده، به ویژه با تعداد مشاهدات محدود، برای الگوسازی بار رسوبی ایستگاه حسن آباد رودخانه تیره استان مرکزی استفاده شد. توجه به این نکته حائز اهمیت است که چون GMDH بر مبنای داده‌های حاصل از سیستم رودخانه عمل می‌کند، ویژگی‌های رودخانه بر برآورد نتایج تأثیرگذار است. سپس نتایج چهار روش با یکدیگر و با نتایج منحنی سنجه مورد مقایسه قرار گرفت و بهترین روش پیشنهاد شد. برای این کار ابتدا مطالعات کتابخانه‌ای، میدانی و مرور منابع مرتبط، جمع‌آوری آمار و اطلاعات انجام شد. آمار دما، بارندگی، دبی متوسط روزانه جریان و رسوب اندازه‌گیری شده روزانه در طول یک دوره آماری بلندمدت ۴۰ ساله ایستگاه هیدرومتری حسن آباد واقع بر رودخانه تیره از اداره هواشناسی و آب منطقه‌ای استان مرکزی دریافت شد. داده‌های دریافت شده دسته‌بندی و به فرمت ورودی مدل‌ها تبدیل شدند. با توجه به دبی و رسوب متناظر به آن، منحنی سنجه رسوب رسم و رابطه آن به دست آمد. الگوهای مناسبی از متغیرهای ورودی بر اساس آزمون و خطا انتخاب شد. با توجه به این که پارامترهای ذکر شده دارای سیر تاریخی هستند لذا طراحی الگوهای ورودی مدل‌های محاسبات نرم باید بر اساس تأخیرات زمانی انجام شود (نظیر آنچه در تحلیل و پیش‌بینی سری‌های زمانی مطرح است). سپس

مدل برای هر الگوی ورودی ران و خروجی گرفته شد. در مرحله بعد مناسب‌ترین تأخیر زمانی پارامترهای ورودی در مدل‌سازی که ضریب تبیین بیش‌تری و ریشه میانگین مربعات خطای کم‌تری داشت انتخاب شد. در این پژوهش ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی و آزمون استفاده شد. در نهایت چهار روش داده‌کاوی با یکدیگر و با منحنی سنجه و داده‌های مشاهداتی مقایسه شدند. محدوده تغییرات و مشخصات آماری پارامترهای دبی جریان، دبی رسوب، بارش و دمای روزانه در جدول ۱ ارائه شده است. شکل ۲ نمودار اجرای ماشین بردار پشتیبان و برنامه‌ریزی بیان ژن را نشان می‌دهد. با توجه به اهمیت پاسخ حوزه آبخیز به متغیرهای ورودی به مدل‌ها، علاوه بر متغیر دبی و رسوب از بارندگی و دما نیز به دلیل نقش تأثیرگذار در ایجاد فرسایش و تولید رسوب استفاده شد. در مورد تأثیر دما می‌توان گفت، آنچه که بر میزان رسوب معلق تأثیر فراوانی دارد رطوبت خاک اراضی منطقه است. یعنی اگر بارندگی با شدت یکسان روی دو خاک با رطوبت متفاوت بیارد با توجه به این که فرسایش خاک خشک بیش‌تر است مقدار بار معلق رودخانه بیش‌تر می‌شود. در این صورت دما بیش‌تر بوده و رطوبت خاک کم‌تر است.

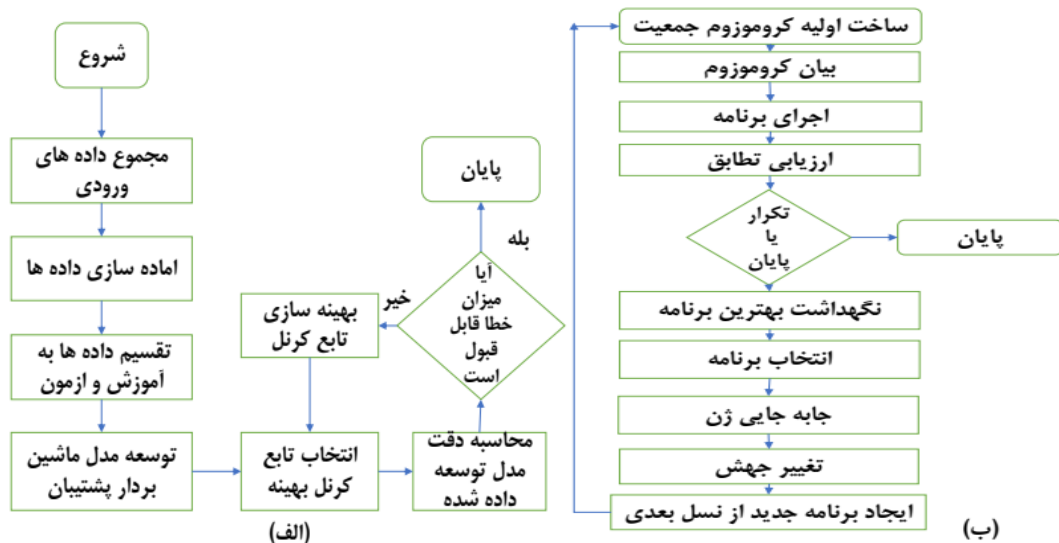
جدول ۱- آمار خلاصه داده‌های کمی ایستگاه حسن آباد کمال صالح

Table 1- Statistical summary of quantitative data of Hasan Abad Kamal Saleh station

Variabl	Observed	Min	Max	Mean	Std. deviation
P	588	0	66	1.56	5.983
T	588	-9.9	27.6	11.52	8.143
Q	588	0	68.5	3.64	7.481
s	588	0	0.5	0.01	0.034

P بر حسب میلی‌متر، Q بر حسب مترمکعب بر ثانیه و S بر حسب تن بر روز می‌باشد.





شکل ۲- مراحل اجرای ماشین بردار پشتیبان (SVM) (الف) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) (ب)

Figure 2- Implementation steps of support vector machine (SVM) (a) and gene expression programming (GEP) (b)

### ۳-۲- نتایج و بحث

آزمون نرمالیتة داده‌ها با انجام آزمون‌هایی توسط نرم‌افزار آماری XLSTAT مورد بررسی قرار گرفته و نتایج مربوطه در جدول ۲ ارائه شده است. برای بررسی این‌که داده‌ها دارای توزیع نرمال هستند یا نه از آزمون‌های شاپیرو ویلک، اندرسون دارلینگ، لیلیه فورس و جارکویرا استفاده شده است. در این آزمون‌ها فرض صفر برابر با نرمال بودن داده‌ها و فرض مقابل برابر با غیرنرمال بودن داده‌ها در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود داده‌ها در تمامی آزمون‌های مورد بررسی نرمال نبوده‌اند. داده‌های دما، بارندگی، دبی جریان و بار رسوب برای ایستگاه انحراف قابل‌توجهی از توزیع نرمال را دارند. برای ایستگاه حسن‌آباد داده‌ها انحراف قابل‌توجهی 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 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، کلیة داده‌های موجود از نظر همگن بودن توسط آزمون همگنی نرمال استاندارد که یکی از روش‌های متداول برای ارزیابی همگنی داده‌ها است مورد بررسی قرار گرفت. فراوانی بارش، دما، رسوب و جریان روزانه رودخانه در شکل‌های ۳ تا ۶ ارائه شده است. با توجه به شکل‌ها، مقادیر دما، بارش روزانه، دبی جریان و دبی رسوب ایستگاه حسن‌آباد رودخانه تیره از توزیع نرمال تبعیت نمی‌کنند. لازم به ذکر است که در روش‌های داده‌کاوی لزومی به تبعیت پارامترهای به‌کار رفته در مدل‌سازی از

### ۳-۲- معیارهای ارزیابی

برای بررسی دقت نتایج مدل‌ها از چهار معیار آماری میانگین قدرمطلق خطا<sup>۱</sup> (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۲</sup> (RMSE)، میانگین خطای اریبی<sup>۳</sup> (MBE) و ضریب تبیین<sup>۴</sup> ( $R^2$ ) به‌ترتیب برای بررسی مقادیر خطای برآورد، کم یا بیش برآورد و همبستگی بر اساس رابطه‌های (۱) تا (۵) و از دیاگرام تیلور استفاده شده است.

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

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

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

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_o - x_c) \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_o - x_c| \quad (5)$$

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.

<sup>1</sup> Mean absolute error (MAE)

<sup>2</sup> Root mean squared error (RMSE)

<sup>3</sup> Mean bias error (MBE)

<sup>4</sup> Coefficient of determination ( $R^2$ )

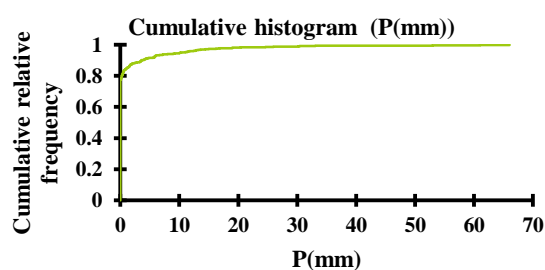
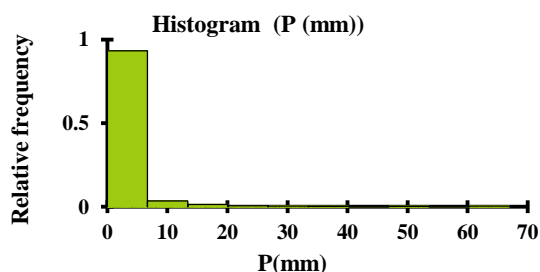
درستی یا نادرستی نتایج نهایی به درست بودن فرض اولیه وابسته است. در مقابل روش‌های داده‌کاوی از هیچ فرض در مورد داده‌ها استفاده نمی‌کنند (Mehrizi, 2003; Sattari et al., 2016).

توزیع نرمال نبوده و از این‌رو مشکلی در فرآیند مدل‌سازی ایجاد نمی‌کند. به‌عنوان یک قانون کلی در تکنیک‌های آماری به‌صورت اولیه فرض می‌شود که توزیع داده‌ها مشخص است که در بیش‌تر موارد فرض بر این است که توزیع نرمال است و در نهایت

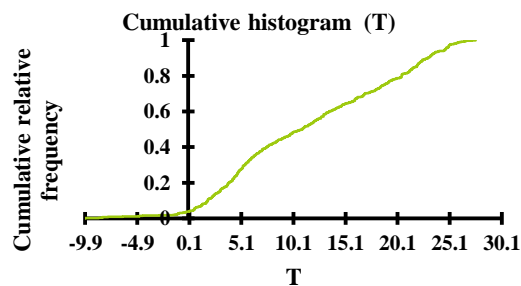
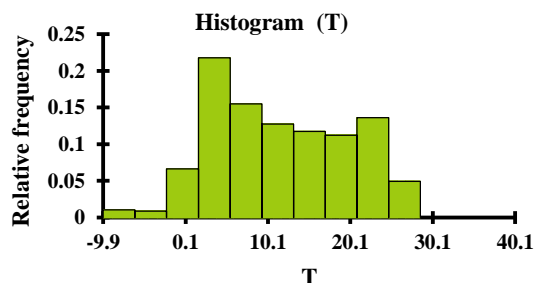
جدول ۲- نتایج آزمون‌های تعیین نرمال بودن داده‌ها در ایستگاه حسن‌آباد کمال صالح

**Table 2- The results of the tests to determine the normality of the data at Hasan Abad Kamal Saleh station**

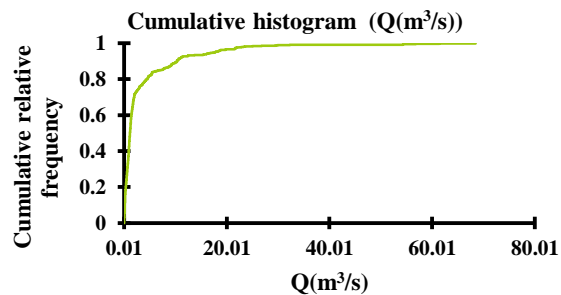
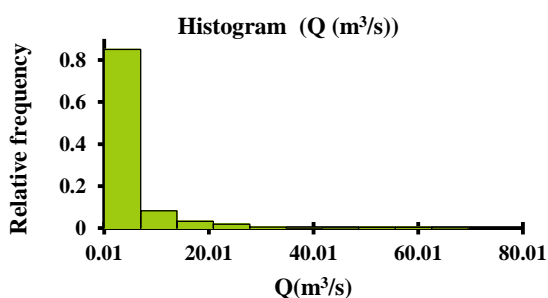
	آزمون لیلیه فورس			آزمون جارکو برا		
	اماره P-value	ریسک رد کردن فرض صفر	سطح اطمینان $\alpha$	اماره P-value	ریسک رد کردن فرض صفر	سطح اطمینان $\alpha$
P	0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
T	0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
Q	0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
S	0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
	آزمون شاپیرو ویلک			آزمون اندرسون دارلینک		
	اماره P-value	ریسک رد کردن فرض صفر	سطح اطمینان $\alpha$	اماره P-value	ریسک رد کردن فرض صفر	سطح اطمینان $\alpha$
P	<0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
T	<0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
Q	<0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05
S	<0.0001	0.01	0.05	0.0001	0.01	0.05



شکل ۳- هیستوگرام و فراوانی داده‌های بارندگی روزانه ایستگاه کمال صالح  
Figure 3- Histogram and frequency of daily rainfall data of Kamal Saleh station

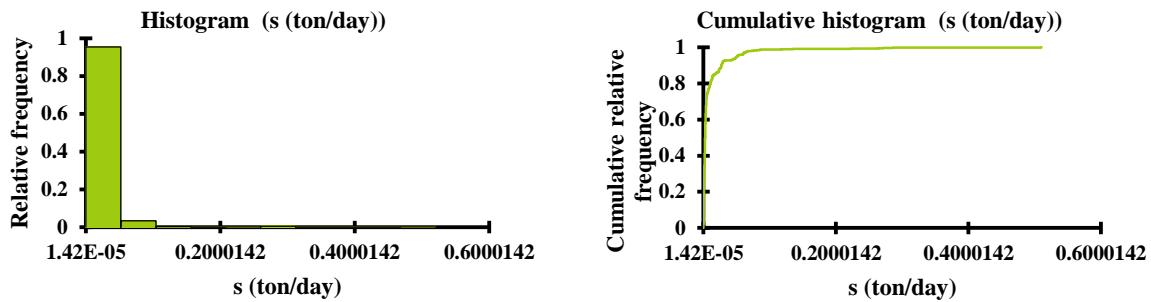


شکل ۴- هیستوگرام و فراوانی داده‌های دمای روزانه ایستگاه کمال صالح  
Figure 4- Histogram and frequency of daily temperature data of Kamal Saleh station



شکل ۵- هیستوگرام و فراوانی داده‌های دبی جریان روزانه ایستگاه کمال صالح  
Figure 5- Histogram and frequency of daily flow discharge data of Kamal Saleh station

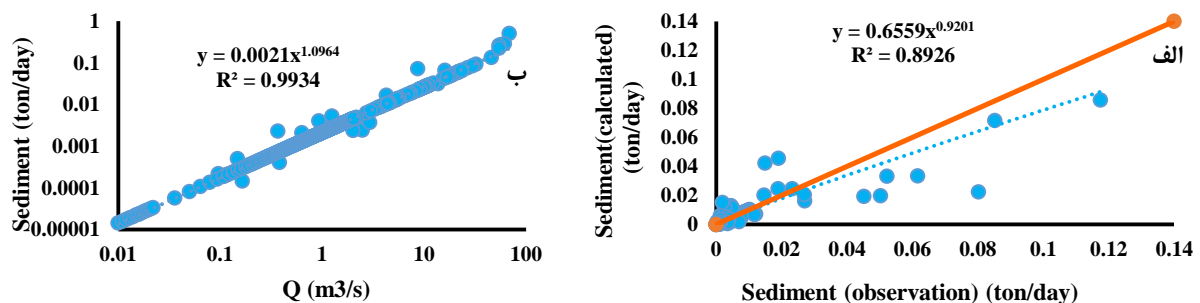




شکل ۶- هیستوگرام و فراوانی داده‌های رسوب روزانه ایستگاه کمال صالح  
Figure 6- Histogram and frequency of daily sediment data of Kamal Saleh station

آموزش در ایستگاه حسن‌آباد را نشان می‌دهد. در شکل ۷-ب منحنی (P-P) پلات برای آزمون نرمال بودن داده‌ها مورد استفاده قرار گرفت. با رسم این منحنی، احتمال تجمعی مشاهدات در برابر احتمالات تجمعی مقادیر محاسبه شده از رابطه به‌دست آمده رسم شد. در ابتدا داده‌ها به دو قسمت تقسیم شدند، سپس ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد.

به‌دلیل در دسترس نبودن آمار دقیق میزان فرسایش و رسوب در حوضه‌های آبریز، در بیش‌تر مواقع از منحنی سنجه رسوب تهیه شده با داده‌های دبی و غلظت رسوب یا دبی رسوب معلق استفاده شد. منحنی‌های سنجه رسوب براساس اندازه‌گیری‌های انجام شده در رودخانه‌ها به‌دست می‌آیند. به این صورت که متناظر با هر دبی خاص در رودخانه، غلظت مواد رسوبی حمل شده توسط آب اندازه‌گیری شده و منحنی مربوطه رسم می‌شود. شکل ۷-الف منحنی سنجه رسوب برای مرحله



شکل ۷- منحنی سنجه رسوب قسمت آموزش (الف) و مقادیر محاسباتی و مشاهداتی برای قسمت آزمون (ب)  
Figure 7- Sediment gauge curve for the training part (a) and calculated and observed values for the test part (b)

بررسی، ابتدا مدل SVR به‌دلیل کارایی و سرعت بالاتر در فرآیند مدل‌سازی انتخاب شد. جهت 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 شد.

در این پژوهش عملکرد چهار الگوریتم هوشمند شامل مدل‌های SVR، GEP، GMD، ANFIS جهت پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق در ایستگاه حسن‌آباد کمال صالح مورد مقایسه قرار گرفت. جهت تخمین رسوب معلق از الگوهای ورودی مختلف شامل مقادیر دما، بارندگی، دبی پیشین رسوب و مقادیر دبی جریان در گام زمانی فعلی و قبل استفاده شد تا تأثیر هر یک از این متغیرها در مدل‌سازی رسوب معلق مشخص شود. این الگوها بر اساس نتایج پژوهش دیگران، شرایط آب و هوایی، رژیم رودخانه و کوهستانی بودن منطقه با روش آزمون و خطا انتخاب شدند. زمانی که متغیرها به‌صورت آزمون و خطا وارد مدل‌ها شوند، ممکن است متغیری که تأثیر کمی در برآورد درست متغیر خروجی دارد در فرآیند مدل‌سازی به‌کار رود و متغیرهای تأثیرگذار حذف شوند. لذا، این نوع مدل‌سازی توجیه و توضیح نتایج مدل‌ها را با مشکل مواجه می‌کند (Wu et al., 2014). از بین مدل‌های مورد

جدول ۳- سناریوهای مختلف استفاده شده برای مدل‌ها در ایستگاه حسن‌آباد

شماره	تابع	شماره	تابع
(f1)	$Q_t, S_t, T_t, P_t$	(f8)	$Q_t, Q_{t-1}, S_t$
(f2)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, T_t$	(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)	$Q_t, Q_{t-1}, S_{t-1}, S_t, T_t, T_{t-1}$
(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)	$Q_t, S_t$		

## ۳-۱- نتایج حاصل از روش SVR

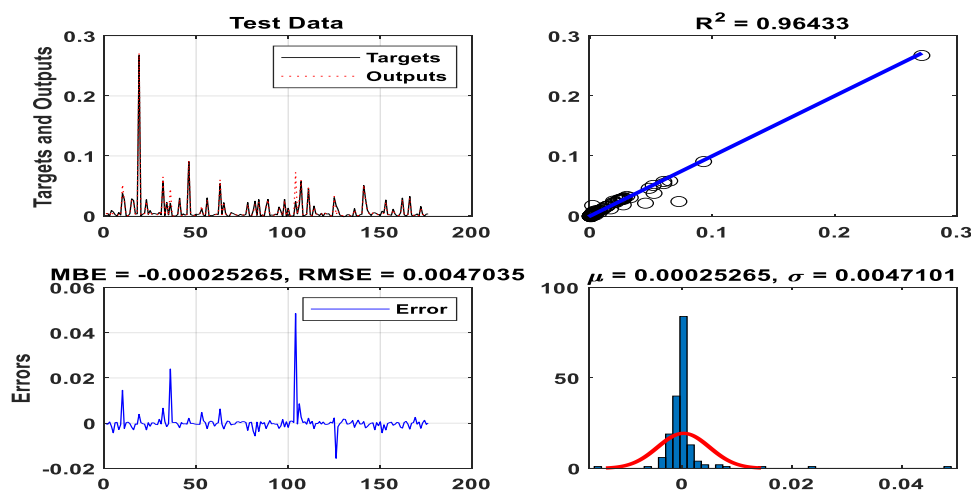
پس از مرتب کردن داده‌ها و تعیین پارامترهای مستقل و وابسته برای هر الگو یا سناریو، داده‌ها وارد مدل شدند و مدل اجرا شد. در این مرحله برای هر الگو، ۱۵ بار مدل اجرا و خروجی گرفته شد. در نهایت میانگین  $R^2$  و RMSE این ۱۵ مدل انتخاب و در جدول ۴ آورده شد. در این جدول عملکرد مدل SVR به ازای ۱۳ الگوی ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و مقادیر بهینه پارامترهای مدل ( $\sigma$ ) به ازای هر الگو نشان داده شده است. در مرحله، بعد ۱۳ الگو (سناریو) با هم مورد مقایسه قرار گرفت و بهترین آن‌ها که ضریب تبیین ( $R^2$ ) بالاتری و RMSE کمتری داشت انتخاب شد. با توجه به مقادیر شاخص‌های آماری خطا، می‌توان دید بهترین عملکرد مدل SVR به ازای الگوی شماره یک حاصل شده است که در آن از مقادیر دبی جریان، مقدار دما و بارندگی در همان روز، به‌عنوان ورودی استفاده شده است. به ازای بهترین عملکرد مدل مقادیر شاخص‌های آماری  $R^2$ ، RMSE، در مرحله آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۶ و ۰/۰۴۵ تن در روز و در مرحله آموزش ۰/۹۶ و ۰/۰۶۴ حاصل شده است. هم‌چنین، ضعیف‌ترین عملکرد مدل به‌ازای الگوی شماره پنج بوده است که شامل مقدار دبی جریان و بارندگی در همان روز است. با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۴، می‌توان گفت در حالتی که از دبی جریان، دما و بارندگی همان روز و دبی جریان، رسوب و بارندگی با یک گام تأخیر (الگوی شماره دو) استفاده شده است، نتایج شاخص‌های آماری خطا نسبتاً قابل‌قبول است. در الگوی شماره سه از دبی همان روز و رسوب روز قبل به‌عنوان ورودی استفاده شده است که نتایج قابل‌قبول است. با در نظر گرفتن دبی جریان فعلی و دما در همان روز به‌عنوان ورودی (الگوی شماره چهار) عملکرد مدل در مرحله آزمون تا حدودی بهبود یافته است. استفاده از مقادیر

دبی در همان روز و رسوب و دبی با یک گام زمانی تأخیر (الگوی شماره شش) نتایج کمی بهتر شده است. با به‌کارگیری مقادیر دبی جریان به‌تنهایی در مرحله آموزش (الگوی شماره هفت) نیز نتایج مناسبی حاصل نشده است. در الگوی هشتم از نتایج دبی همان روز و یک روز قبل استفاده و نتایج ضعیفی حاصل شده است. در الگوی نهم از دبی رسوب با یک گام زمانی قبل و دبی جریان همان روز و دو گام زمانی قبل استفاده شده و نتایج کمی بهبود یافته است. در الگوی ۱۰ از دبی و دمای همان روز و یک گام زمان قبل و و بارندگی همان روز استفاده شده و در این حالت نتایج کمی بهبود یافته است. در الگوی ۱۱ از دبی و دمای همان روز و یک گام قبل و رسوب گام زمانی قبل استفاده شده است و نتایج ضعیف حاصل شده است. در الگوی ۱۲ از دبی، دما و بارندگی همان روز و یک گام زمانی قبل و رسوب در گام زمانی قبل استفاده شده و نتایج تا حدودی بهبود یافته است. الگوی ۱۳ همان الگوی ۱۲ که دما حذف شده است باز نتایج خوبی حاصل نشده است. شکل‌های ۸ و ۹ خروجی برنامه به ازای بهترین الگو (الگوی یک) را نشان می‌دهد. نمودار سری زمانی و پراکندگی داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده رسوب معلق به ازای بهترین الگوی ورودی (الگوی شماره یک) برای مدل SVR نشان داده شده است. با توجه به این شکل می‌توان گفت که مدل SVR به‌خوبی توانسته است رابطه غیرخطی و پیچیده وجود بین مقادیر ورودی و خروجی را نشان دهد. عمده ضعف مدل در پیش‌بینی مقادیر اوج رسوب معلق است. به‌طور کلی نتایج حاصله در این بخش نشان می‌دهد با حذف مقادیر دما در گام زمانی فعلی، عملکرد مدل به‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌یابد.

جدول ۴- مقادیر پارامترها و عملکرد مدل SVR به ازای الگوهای ورودی مختلف در دوره آزمون (RMSE بر حسب تن بر روز)

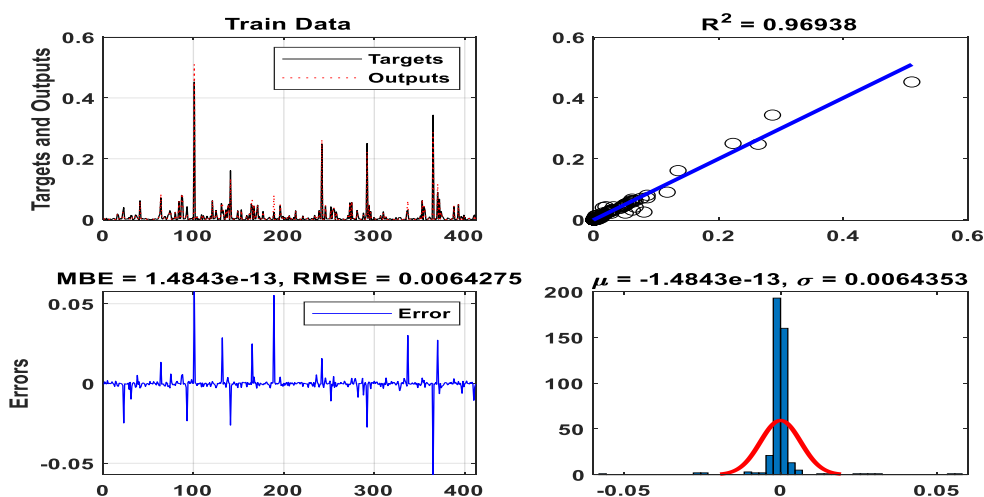
Table 4- Parameters values and performance of the SVR model for different input patterns during the test period (RMSE, ton day<sup>-1</sup>)

شاخص‌های آماری عملکرد در مرحله آزمون			شاخص‌های آماری عملکرد در مرحله آموزش			مدل
$R^2$	$\sigma$	RMSE	$R^2$	$\sigma$	RMSE	
0.96	0.0047	0.0047	0.96	0.0064	0.0064	SVR1
0.76	0.0115	0.011	0.86	0.028	0.028	SVR2
0.80	0.011	0.012	0.50	0.048	0.048	SVR3
0.82	0.0146	0.015	0.22	0.063	0.060	SVR4
0.89	9.58	11.78	0.64	42.08	42.03	SVR5
0.62	0.043	0.042	0.90	0.017	0.0172	SVR6
0.93	0.016	0.018	0.50	0.05	0.05	SVR7
0.50	0.024	0.025	0.77	0.036	0.036	SVR8
0.78	0.0181	0.0185	0.70	0.0393	0.0393	SVR9
0.86	0.0117	0.0117	0.99	0.0047	0.0047	SVR10
0.93	0.010	0.010	0.64	0.0422	0.0422	SVR11
0.73	0.015	0.015	0.87	0.028	0.028	SVR12
0.63	0.013	0.0142	0.73	0.04	0.040	SVR13



شکل ۸- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحلهٔ آزمون در ایستگاه حسن‌آباد

Figure 8- The output results of the model in the MATLAB environment during the test phase at Hasan Abad station



شکل ۹- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحلهٔ آموزش در ایستگاه حسن‌آباد

Figure 9- The output results of the model in the MATLAB environment during the training phase at Hasan Abad station

### ۳-۲- نتایج حاصل از روش ANFIS

تعداد تابع عضویت برای هر متغیر ورودی است. در این پژوهش انواع توابع عضویت با به‌کارگیری الگوی بهینهٔ ورودی (الگوی شمارهٔ یک) مورد ارزیابی قرار گرفت 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 به ازای کم‌ترین مقدار RMSE به‌دست آمده است. با توجه به جدول ۶ می‌توان گفت که بهترین تابع عضویت از نوع مثلثی بوده که تعداد آن برای متغیرهای دبی جریان و دما در گام‌های زمانی فعلی به ترتیب برابر دو، دو و چهار است. در پژوهشی، Russel and Campbell (1996) نیز بیان کردند که استفاده از توابع عضویت مثلثی به لحاظ کاربردی نتایج بهتری به همراه دارد. در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ خروجی مدل به ازای الگوی بهینه (الگوی یک) آورده شده است. با توجه به این شکل‌ها می‌توان دید که عملکرد مدل ANFIS در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق تا حدی

در این مرحله برای هر الگو، ۱۵ بار مدل اجرا و خروجی گرفته شد. در نهایت میانگین  $R^2$  و RMSE این مدل انتخاب و در جدول ۵ آورده شد. با توجه به جدول عملکرد مدل ANFIS به ازای ۱۳ الگوی ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و مقادیر بهینهٔ پارامترهای مدل ( $\sigma$ ) به ازای هر الگو نشان داده شده است. در مرحلهٔ بعد ۱۳ الگو (سناریو) با هم مورد مقایسه قرار گرفتند و بهترین آن‌ها که ضریب تبیین ( $R^2$ ) بالاتر و RMSE کم‌تری داشت انتخاب شد. با مقایسهٔ خروجی‌های مدل، الگوی شمارهٔ یک چون  $R^2$  بالاتر و RMSE کم‌تری داشت انتخاب شد. در مرحلهٔ بعد برای تقسیم‌بندی داده‌ها در مدل ANFIS، از روش‌های متفاوتی استفاده می‌شود که از جمله روش‌های مرسوم در این خصوص، روش افراز شبکه (Grid partitioning) است. این روش مبتنی بر انتخاب نوع تابع عضویت (مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسی، زنگوله‌ای و غیره) و

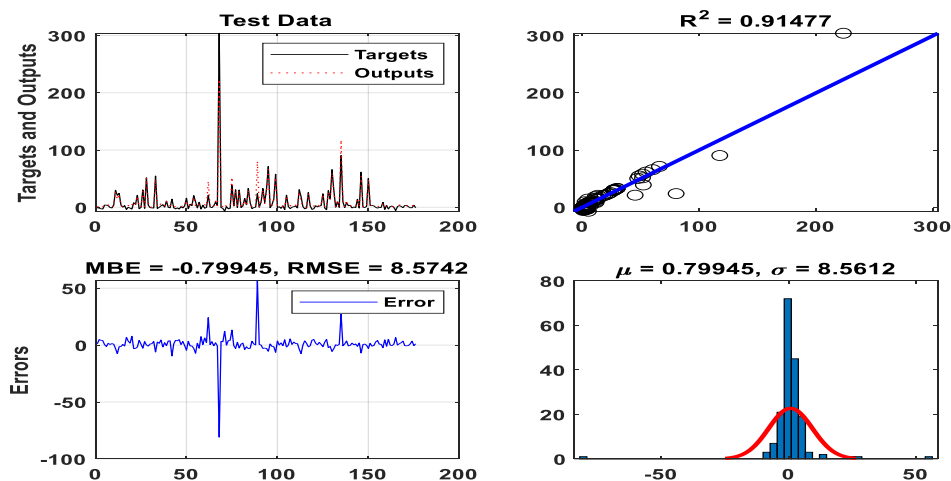
شبه عملکرد مدل SVR بوده است، اگر چه مقادیر شاخص‌های آماری حاکی از برتری مدل SVR دارد.

جدول ۵- مقادیر پارامترها و عملکرد مدل ANFIS به ازای الگوهای ورودی مختلف در دورهٔ آزمون (RMSE بر حسب تن بر روز)  
 Table 5- Parameters values and ANFIS model performance for different input patterns in the test period (RMSE, ton day<sup>-1</sup>)

شاخص‌های آماری عملکرد در مرحلهٔ آزمون			شاخص‌های آماری عملکرد در مرحلهٔ آموزش			مدل
R <sup>2</sup>	σ	RMSE	R <sup>2</sup>	σ	RMSE	
0.95	0.014	0.014	0.92	0.010	0.010	F1
0.30	0.019	0.021	0.20	0.062	0.069	F2
0.50	0.033	0.03	0.17	0.058	0.050	F3
0.76	0.016	0.019	0.24	0.060	0.060	F4
0.73	0.017	0.018	0.3	0.057	0.057	F5
0.74	0.011	0.0117	0.58	0.044	0.044	F6
0.85	0.018	0.019	0.25	0.060	0.060	F7
0.86	0.015	0.016	0.33	0.056	0.056	F8
0.70	0.015	0.015	0.80	0.030	0.030	F9
0.47	0.034	0.033	0.67	0.037	0.037	F10
0.59	0.085	0.085	0.66	0.040	0.0053	F11
0.29	0.327	0.327	0.11	0.24	-0.016	F12
0.63	0.04	0.0416	0.58	0.045	0.045	F13

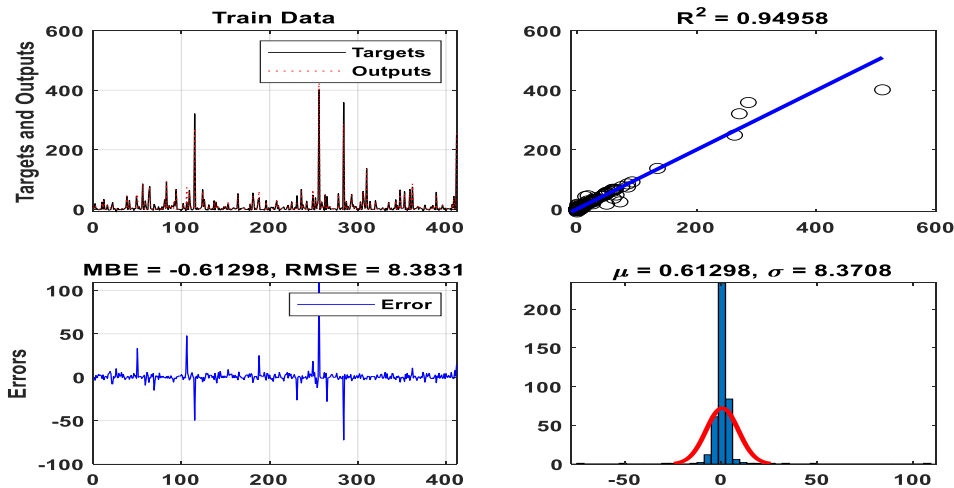
جدول ۶- عملکرد مدل ANFIS به ازای توابع عضویت متفاوت برای الگوی بهینه در ایستگاه حسن‌آباد (RMSE بر حسب تن بر روز)  
 Table 6- The performance of ANFIS model according to different membership functions for the optimal model (RMSE, ton day<sup>-1</sup>)

RMSE	تعداد توابع عضویت	نوع تابع عضویت
0.014	2, 2, 4	مثالی
0.075	2, 3, 4	گوسی
0.045	2, 2, 3	ذوزنقه‌ای
0.061	3, 2, 2	زنگوله‌ای



شکل ۱۰- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحلهٔ آزمون در ایستگاه حسن‌آباد

Figure 10- The output results of the model in the MATLAB environment during the test phase at Hasan Abad station



شکل ۱۱- نتایج خروجی مدل در محیط متلب در مرحله آموزش در ایستگاه حسن‌آباد

Figure 11- Output results of the model in the MATLAB environment during the training phase at Hasan Abad station

جدول ۸ نمایش داده شده است. در این جدول عملکرد مدل GEP به ازای ۱۳ الگوی ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و مقادیر بهینه پارامترهای مدل به ازای هر الگو نشان داده شده است. در مرحله بعد ۱۳ الگو (سناریو) با هم مورد مقایسه قرار گرفتند و بهترین آن‌ها که ضریب تبیین بالاتر و RMSE کمتری داشت انتخاب شد. با توجه به جدول و مقادیر شاخص‌های آماری خطا، می‌توان دید بهترین عملکرد مدل GEP9 به ازای الگوی شماره ۹ حاصل شده است. کمترین مقدار شاخص RMSE به ازای تابع GEP9 حاصل شده است

۳-۳- نتایج حاصل از روش مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) همان گونه که قبلاً ذکر شد، اولین گام جهت به‌کارگیری مدل GEP، انتخاب تابع برازش مناسب است. در این پژوهش، نتایج انتخاب تابع برازش در مدل GEP حاکی از آن بود که استفاده از تابع برازش ریشه نسبی مربعات خطا (RRSE) در مقایسه با سایر توابع جهت مدل‌سازی رسوب معلق، نتایج بهتری به همراه دارد. بنابراین، تابع RRSE به‌عنوان تابع برازش در مدل انتخاب شد. مقادیر پارامترها و عملگرهای مورد استفاده در مدل GEP در ایستگاه حسن‌آباد در جدول ۷ ارائه شده است. در این پژوهش عملکرد مدل به ازای مجموع‌های معین از الگوهای ورودی در

جدول ۷- مقادیر پارامترها و عملگرهای مورد استفاده در مدل GEP در ایستگاه حسن‌آباد

Table 7- Values of parameters and operators used in the GEP model at Hassan Abad station

عملگرهای ژنتیکی	تنظیمات کلی
0.04	تعداد کروموزوم‌ها
0.1	اندازه رأس
0.1	تعداد ژن در هر کروموزوم
0.1	تعداد جمعیت تولیدی
0.3	تابع پیوند
نرخ جهش	30
نرخ وارون سازی	7
نرخ ترانهش درج متوالی	3
نرخ ترانهش ریشه درج متوالی	100000
نرخ ترکیب تک نقطه‌ای	مجموع (+)

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

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

مدل	عملکرد شاخص‌های آماری در مرحله آموزش					عملکرد شاخص‌های آماری در مرحله آزمون				
	RRSE	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>	RRSE	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>
F1	0.706	3.73	24.7	4.97	0.50	0.797	5.23	42.12	6.49	0.36
F2	0.638	3.58	20.16	4.49	0.59	0.762	4.96	28.5	6.20	0.42
F3	0.123	0.0055	0.00015	0.0123	0.98	0.665	0.0100	0.0015	0.0394	0.56
F4	0.682	3.52	23.040	4.800	0.53	0.835	5.63	46.157	6.79	0.31
F5	0.637	0.020	0.0038	0.0621	0.59	0.73	0.0083	0.0018	0.0433	0.47
F6	0.135	0.0061	0.000174	0.0131	0.98	0.74	0.0086	0.0015	0.0391	0.57
F7	0.411	0.020	0.0016	0.040	0.84	0.76	0.011	0.0020	0.045	0.42
F8	0.707	0.038	0.0047	0.0692	0.50	0.817	0.012	0.0023	0.048	0.34
F9	0.1087	0.00597	0.00011	0.01066	0.99	0.531	0.0087	0.00099	0.0315	0.73
F10	0.127	0.00596	0.000154	0.0124	0.98	0.511	0.0083	0.00091	0.030	0.74
F11	0.505	2.46	12.39	3.52	0.74	0.356	1.87	8.36	2.89	0.87
F12	0.467	2.32	10.57	3.251	0.78	0.352	1.91	8.17	2.85	0.88
F13	0.141	0.0046	0.00019	0.0138	0.98	0.688	0.0096	0.0016	0.04	0.50

ایستگاه حسن آباد را 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 عملکرد بهتری در مقایسه با سایر توابع داشت که نتایج ارائه شده در جدول ۹ این موضوع را تأیید می‌کند.

گام بعد انتخاب عملگرهای اصلی برای ساخت درخت تجزیه است. توابع ریاضی به کار گرفته شده در این پژوهش 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  $R^2$ ، RMSE و MAE در

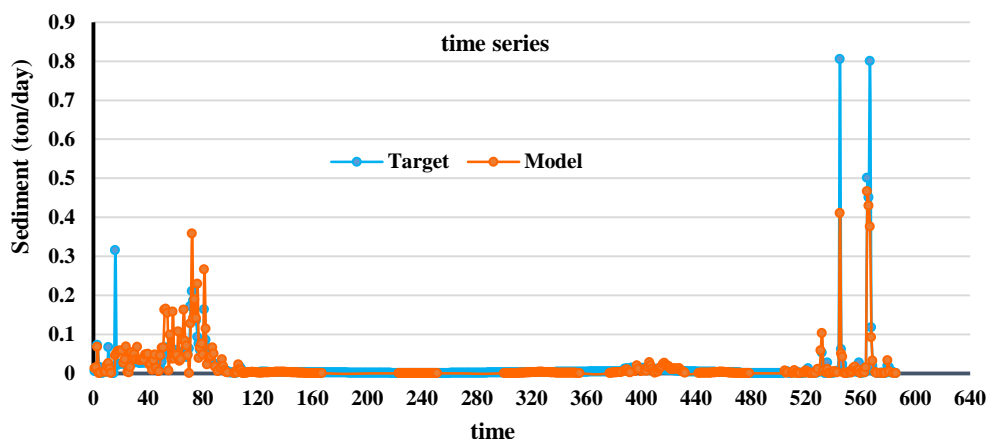
جدول ۹- نتایج به کارگیری توابع ریاضی مختلف بر روی مقدار شاخص RMSE در ایستگاه حسن آباد

**Table 9- The results of applying different mathematical functions on the value of the RMSE index in Hasan Abad station**

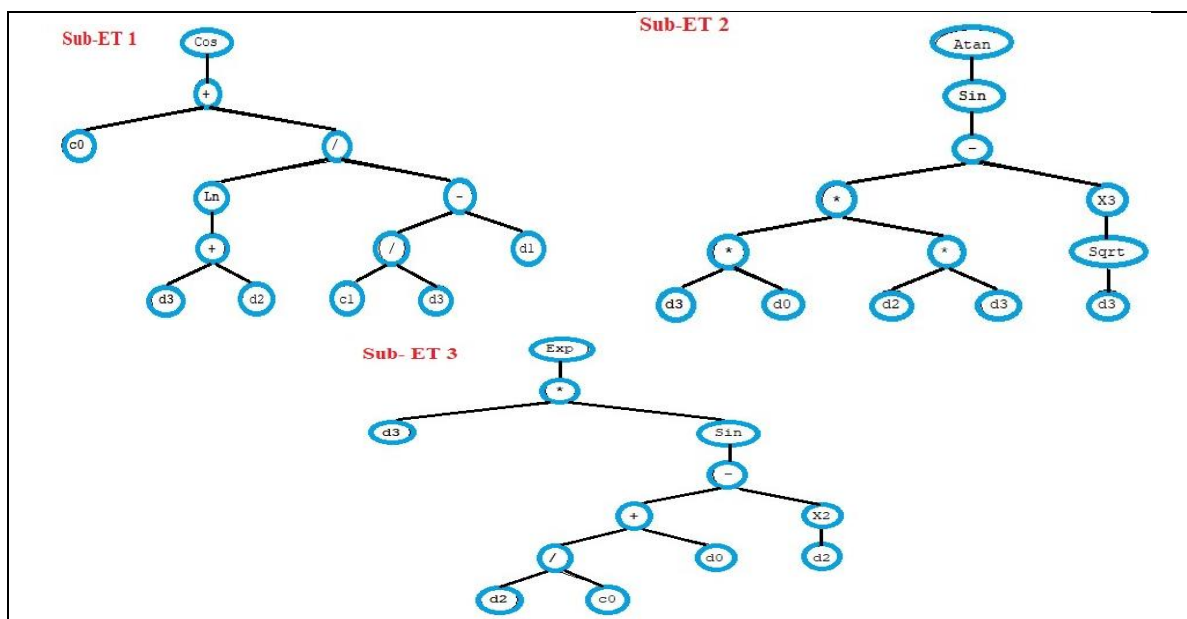
R <sup>2</sup>	MAE	RMSE (بر حسب تن بر روز)	مدل ریاضی	تابع
0.92	0.0093	0.0270	+ - * /	F1
0.96	0.0067	0.0181	+ - * / ln x, e <sup>x</sup>	F2
0.99	0.0035	0.0089	+ - * / √X, √[3]X, x <sup>3</sup> , x <sup>2</sup>	F3
0.94	0.0138	0.0247	+ - * / ln x, e <sup>x</sup> , √X, √[3]X, x <sup>3</sup> , x <sup>2</sup>	F4
0.98	0.006274	0.0118	+ - * / ln x, e <sup>x</sup> , √X, √[3]X, x <sup>3</sup> , x <sup>2</sup> , sin x, cos x, Arctg x	F5
-	0.0291	0.0967		نوع تابع پیوند
-	0.0293	0.0967		جمع
0.82	0.0099	0.0410		تفریق
0.78	0.0078	0.0446		ضرب
				تقسیم

مدل توانسته در پیش‌بینی مقادیر اوج رسوب معلق به خوبی عمل نماید. شکل ۱۳ نشان‌دهنده نمودار خروجی مدل است که با توجه به شکل، معادله خروجی مدل بسیار پیچیده است.

در شکل ۱۲ 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 جهت پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق قابل قبول و معنادار است و



شکل ۱۲- نمودار سری زمانی مقادیر رسوب مشاهداتی و محاسباتی از مدل GEP  
Figure 12- Time series chart of observed and calculated sediment values from the GEP model



شکل ۱۳- نمودار درختی الگوریتم GEP  
Figure 13- Tree diagram of GEP algorithm

ایستگاه حسن‌آباد را نشان می‌دهد. نتایج بیان‌گر عملکرد قابل‌قبول مدل GMDH با بیش‌ترین ضریب تبیین برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۸ و کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۳۸ و ۰/۰۰۴۵ تن در روز شد. نتایج شاخص‌های آماری برای مدل‌های ANFIS، GMDH، GEP و SVR به‌ازای الگوی ورودی بهینه مربوط به خود در جدول ۱۰ و در شکل ۱۶ دیگرام تیلور جهت بررسی بصری ارائه شده است. با توجه به نتایج، می‌توان دید که عملکرد مدل GMDH در مقایسه با سایر مدل‌ها بهتر بوده است. مدل‌های GEP، SVR و ANFIS در رتبه‌های دوم، سوم و چهارم را شامل می‌شوند. نتایج به‌دست آمده نشان داد هر چهار روش داده‌کاوی بررسی شده به‌مراتب نتایج بهتری نسبت به منحنی سنج‌رسوب ارائه می‌کنند. با توجه به نتایج می‌توان گفت، مدل GMDH به‌عنوان مدلی توانمند و با سرعت بالا می‌تواند جهت مدل‌سازی رسوب معلق در حوضه آبریز کمال صالح استفاده شود. از آن‌جایی که نقاط اوج در تعیین مقدار ظرفیت ذخیره و یا آبگذری سازه‌های مختلف اهمیت دارد این مقادیر از جمله مهم‌ترین اطلاعات مورد نیاز در طراحی همه سازه‌ها به‌شمار می‌روند که این مدل توانسته است به‌خوبی مقادیر اوج رسوب را پیش‌بینی کند.

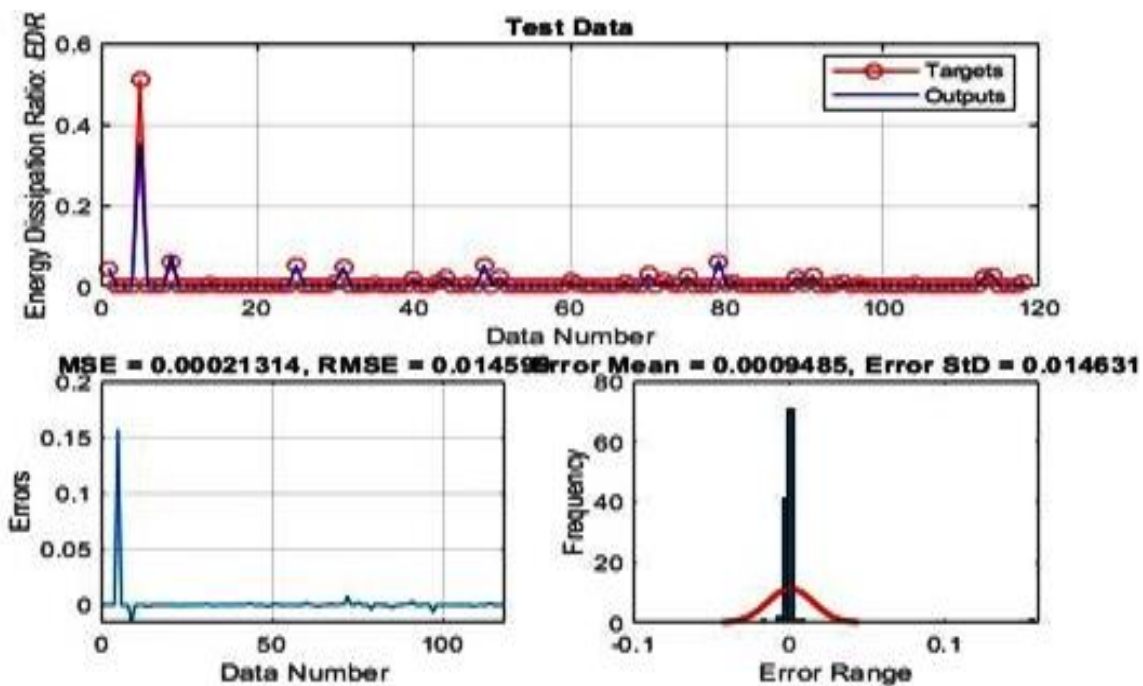
مقایسه نتایج سه مدل ANFIS، GEP و SVR حاکی از برتری مدل GEP در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق به‌ازای الگوی ورودی نه حاصل شده است. این نتایج با یافته مطالعه Sheikhali Pour et al. (2015) و Kisi and Shiri (2012) مطابقت دارد. در مرحله بعد، بهترین الگوی انتخابی مدل‌های ANFIS، SVM و GEP، به‌عنوان ورودی مدل GMDH استفاده شد. ابتدا الگوی ورودی یک که بهترین الگو برای مدل‌های ANFIS و SVM انتخاب شد به‌عنوان ورودی مدل GMDH معرفی شد. در مرحله آموزش و آزمون، مقادیر شاخص‌های آماری  $R^2$  به‌ترتیب برابر ۰/۹۴ و ۰/۹۹ مقدار خطای RMSE به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۷۹ و ۰/۰۰۳۸ و مقدار MAPE به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۰۰۶۲ و ۰/۰۰۰۰۱۵ و مقادیر MAPE به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۰۷ و ۰/۰۰۰۳ به‌دست آمد. سپس الگوی ورودی نه که بهترین الگو برای مدل GEP بود، به‌عنوان ورودی مدل GMDH معرفی شد. در مرحله آموزش و آزمون، مقادیر شاخص‌های آماری  $R^2$  به‌ترتیب برابر ۰/۹۵ و ۰/۹۸ مقدار خطای RMSE به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۷۷ و ۰/۰۰۴۵ و مقدار MAPE به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۰۰۰۶ و ۰/۰۰۰۰۰۲ و مقادیر MAPE به‌ترتیب برابر ۳۶۳ و ۵۰۲ به‌دست آمد. شکل‌های ۱۴ و ۱۵ نتایج خروجی مدل GMDH در محیط متلب در مرحله آموزش و آزمون در



جدول ۱۰- مقایسه عملکرد مدل‌های مورد استفاده جهت تخمین بار معلق به‌ازای بهترین الگوی ورودی

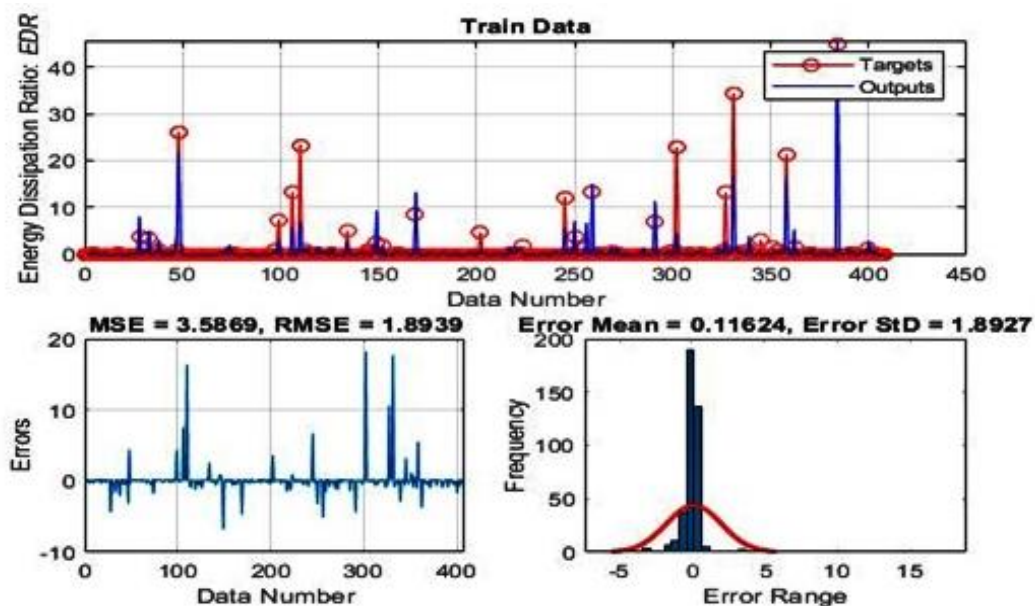
Table 10- Comparison of the performance of the models used to estimate the suspended load for the best input model

NS	MBE	RMSE (بر حسب تن بر روز)	R <sup>2</sup>	الگوی بهینه	مدل
0.89	-0.00025	0.0047	0.96	F1	SVR
0.85	0.0023	0.014	0.95	F1	ANFIS
0.988	-0.00198	0.010	0.99	F9	GEP
0.746	0.0022	0.0072	0.88	منحنی سنجه	
0.982	0.00015	0.0038	0.99	F1	GMDH
0.98	0.0002	0.0045	0.98	F9	



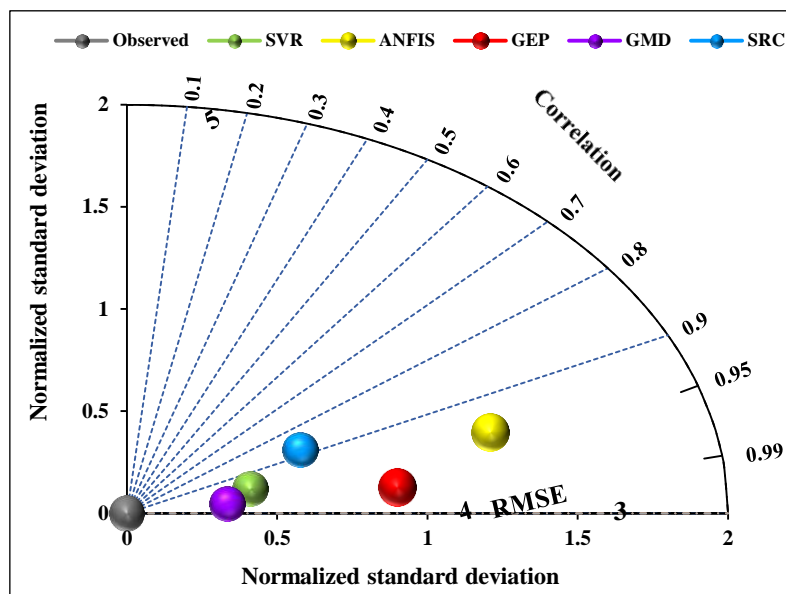
شکل ۱۴- نتایج خروجی مدل GMDH در محیط متلب در مرحله آموزش در ایستگاه حسن‌آباد

Figure 14- The output results of the GMDH model in the MATLAB environment during the training phase in Hasan Abad station



شکل ۱۵- نتایج خروجی مدل GMDH در محیط متلب در مرحله آموزش در ایستگاه حسن‌آباد

Figure 15- The output results of the GMDH model in the MATLAB environment during the training phase in Hasan Abad station



شکل ۱۶- مقایسه عملکرد مدل‌های مورد استفاده جهت تخمین بار معلق با روش بصری از روش منحنی تی‌لور  
Figure 16- Comparison of the performance of the models used to estimate the suspended load with the visual method of the Taylor curve method

که زمان اجرای شبکه عصبی مصنوعی علاوه بر تعداد ورودی‌های آموزشی به تعداد نرون‌های لایه پنهان، تابع آموزشی، ضریب یادگیری و مومنتم که به صورت آزمون و خطا به دست می‌آیند، وابسته است. از نظر سرعت عمل مدل‌ها (سرعت اجرای کد و محاسبات) در برآورد، مدل گروهی کنترل داده‌ها در جایگاه اول، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی در جایگاه دوم و مدل ماشین بردار پشتیبان در جایگاه سوم و برنامه‌ریزی بیان ژن در جایگاه‌های بعدی قرار دارند. روش برنامه‌ریزی بیان ژن به دلیل ارائه رابطه ریاضی برای مدل و امکان استفاده آن رابطه برای داده‌های آینده دارای اهمیت بوده از این نظر برای استفاده جهت مدل‌سازی می‌تواند نسبت به سه مدل دیگر ارجحیت داشته باشد. از نقاط ضعف مدل، روابط تولید شده بین متغیرهای ورودی و خروجی در مدل‌ها است.

#### ۴- نتیجه‌گیری

مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است که می‌تواند بر مدیریت و بهره‌برداری از سازه‌های آبی و ریخت‌شناسی رودخانه تأثیرگذار باشد. در این مطالعه به بررسی عملکرد مدل‌های ANFIS، GMDH، GEP و SVR در پیش‌بینی میزان رسوبات معلق رودخانه پرداخته شد. در این راستا، از نمونه داده‌های دبی جریان و بار معلق، بارندگی و دمای ایستگاه حسن‌آباد واقع در حوضه آبریز رودخانه تیره در استان مرکزی در یک دوره ۳۰ ساله استفاده شد. از الگوهای ورودی مختلف شامل مقادیر دبی‌های جریان و رسوب معلق، دما و بارندگی جهت

نتیجه به دست آمده از این پژوهش نشان می‌دهد که هر چهار روش محاسبات نرم مورد استفاده در این پژوهش به خوبی می‌توانند بار معلق رسوب را تخمین بزنند. روش‌های ماشین یادگیری دارای دقت و صحت بالاتری نسبت به روش منحنی سنجه رسوب هستند. دلیل این امر می‌تواند خاصیت رگرسیونی منحنی سنجه رسوب باشد. بدین معنی که اغلب داده‌های استفاده شده برای مدل‌سازی از روش SRC مربوط به دبی‌های کم بوده و به دلیل این که بیشترین مقدار رسوب در دبی بالا حمل می‌شود، این مدل قادر به معرفی دوره‌های پر رسوب نیست و تبدیل نتایج این مدل از فضای لگاریتمی به فضای حسابی باعث کم برآوردی بار رسوب معلق خواهد شد. در صورتی که مدل‌های هوشمند، مانند ANFIS، GEP، SVR و GMDH حتی زمانی که داده‌ها از کمیت و کیفیت مناسبی برخوردار نیستند، برآورد دقیقی از مقدار SSL را خواهند داشت. با توجه به نتایج به دست آمده، علت برتری نتایج برخی مدل‌ها نسبت به برخی دیگر در این پژوهش را می‌توان به شرح زیر بیان کرد:

مدل ماشین‌های بردار پشتیبان نسبت به شبکه عصبی مصنوعی از دقت و کارایی بیشتری برخوردار است. زیرا مدل ماشین بردار پشتیبان، بهترین مرز تصمیم را برای جدا کردن داده‌ها تعیین می‌کند، در صورتی که شبکه عصبی مصنوعی به اولین مرز تصمیم جداکننده که می‌رسد یادگیری را پایان می‌دهد. در این صورت ممکن است مرز تصمیم به دست آمده، مرز مناسبی نباشد.

زمان اجرای ماشین‌های بردار پشتیبان به تعداد دسته‌های موجود وابسته است و به مدت زمان کم‌تری نیاز دارد. در صورتی

داده‌ها برای انتخاب ترکیباتی از متغیرهای ورودی مناسب به مدل‌ها پیشنهاد می‌شود.

### سپاسگزاری

از سازمان آب منطقه‌ای و اداره کل هواشناسی استان مرکزی به خاطر قرار دادن داده‌های مورد نیاز در این پژوهش نهایت سپاسگزاری را داریم.

### تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

### دسترسی به داده‌ها

داده‌ها و نتایج استفاده شده در این پژوهش از طریق مکاتبه با نویسنده مسئول در اختیار قرار خواهد گرفت.

### مشارکت نویسندگان

امیر مرادی نژاد: تهیه داده تمام مراحل، مرتب کردن، نرمال‌سازی، تهیه کدهای متلب و ران کردن، نوشتن و مرتب کردن مقاله؛ سعید خسروبیگی: مشاوره در تحلیل‌های آماری؛ محمود اکبری: تهیه کدهای مورد نیاز؛ سید احمد حسینی: مشاوره در تهیه مقاله.

### منابع

- بیرانوند، نسرين، سپهوند، علیرضا و حقی‌زاده، علی (۱۴۰۲). مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در دوره‌های کم‌آبی و پرآبی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز کشکان). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۳(۳)، doi: 10.22098/mmws.2022.11262.1115
- ستاری، محمدتقی، رضازاده‌جودی، علی، صفدری، فروغ، و قهرمان‌زاده، فراز (۱۳۹۵). ارزیابی عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان در مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه. *حفاظت منابع آب و خاک*، ۱۶(۱). <https://civilica.com/doc/1297623>
- شیخعلی‌پور، زینب، حسن‌پور، فرزاد، و عظیمی، وحید (۱۳۹۴). مقایسه روش‌های هوش مصنوعی در برآورد بار معلق رسوب (مطالعه موردی: رودخانه سیستان). *پژوهش‌های حفاظت آب و خاک*، ۲(۲)، ۴۱-۶۰. doi: 20.1001.1.23222069.1394.22.2.3.7
- صفائیان حمزه‌کلائی، ناصر، و علی‌ضمیر، میثم (۱۳۹۸). مدل‌سازی بار رسوب معلق با استفاده از مدل رگرسیون غیرخطی هوشمند براساس الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی چندلایه (مطالعه موردی رودخانه میناب). *سومین کنفرانس بین‌المللی محاسبات نرم. دانشکده فنی و مهندسی شرق گیلان.*

مدل‌سازی رسوب معلق در گام زمانی فعلی و قبلی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده حاکی از عملکرد قابل‌قبول روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق بود. مقایسه نتایج مدل‌های ANFIS، GMDH، GEP و SVR حاکی از برتری مدل GMDH و GEP در پیش‌بینی مقادیر رسوب معلق نسبت به الگوی وردی شماره یک و نه است. نتایج بیان‌گر عملکرد قابل‌قبول مدل GMDH با بیش‌ترین ضریب تبیین برابر ۰/۹۹ و ۰/۹۸ و کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا به ترتیب برابر ۰/۰۰۳۸ و ۰/۰۰۴۵ تن در روز شد. با توجه به نتایج حاصله می‌توان گفت، مدل GMDH به‌عنوان مدلی توانمند و با سرعت بالا می‌تواند جهت مدل‌سازی رسوب معلق در حوضه آبریز کمال صالح استفاده شود. مدل‌های SVR، GEP و ANFIS رتبه‌های دوم تا چهارم را شامل می‌شوند. نتایج به‌دست آمده نشان داد هر چهار روش داده‌کاوی بررسی شده به‌مراتب نتایج بهتری نسبت به منحنی سنجه رسوب ارائه می‌کنند. نتایج پژوهش نشان داد که هر چهار روش داده‌کاوی به‌مراتب کارایی و دقت عمل بهتری در زمینه تخمین بار معلق رسوب رودخانه نسبت به منحنی سنجه رسوب دارند. می‌توان از روش‌های مبتنی بر داده‌کاوی به‌عنوان جایگزین برای تخمین بار معلق رودخانه استفاده کرد. باید توجه داشت که با توجه به تغییر اقلیم و خشکسالی‌ها، توسعه صنعتی، تغییر مستعمر کاربری اراضی و تغییرات ریخت‌شناسی حوضه‌های آبخیز نتایج به‌دست آمده را نمی‌توان برای همیشه در هر زمانی استفاده کرد. بلکه بایستی در مواقع استفاده از مدل‌ها شرایط به روزرسانی شود. از دیگر نقاط ضعف مدل‌ها این است که با افزایش تعداد لایه‌های توسعه داده شده دقت پاسخ‌های تولید شده اضافه، ولی روابط تولید شده بین متغیرهای ورودی و خروجی بسیار پیچیده می‌شود. پیشنهاد می‌شود کارایی ورودی‌های این پژوهش در سایر موارد، از قبیل شبیه‌سازی بارش-رواناب، مدل‌سازی با استفاده از سایر مدل‌های هوشمند (نظیر مدل‌های نروفازی، درخت تصمیم‌گیری و غیره) و مقایسه نتایج آن‌ها با پژوهش حاضر و نیز کاربرد آن در حوزه‌های آبخیز دیگر بررسی شود. در راستای تکمیل پژوهش صورت گرفته بهتر است، علاوه بر متغیرهای هیدرولوژیکی و اقلیمی حوزه آبخیز (بارندگی و دما)، از متغیرهای دیگر به‌عنوان ورودی‌های مدل‌ها استفاده شود. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری (به‌عنوان مثال الگوریتم ژنتیک) در تنظیم پارامترهای مدل‌های SVR و بهینه‌سازی وزن‌ها و خطاهای ANN می‌تواند دقت مدل‌سازی برآورد رسوب معلق را افزایش دهند. این بهبود در پیش‌بینی رسوب معلق برای برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب ارزشمند است. استفاده از روش آزمون گاما به‌عنوان یک روش پیش پردازش

مرادی‌نژاد، امیر، داودمقامی، داود، و مرادی، مجتبی (۱۳۹۸). بررسی کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه قره‌چای. *محیط زیست و مهندسی آب*، ۵(۴)، ۳۲۸-۳۳۸. doi:10.22034/jewe.2020.211925.1341

مهریزی حائری، ع ا (۱۳۸۲) داده‌کاوی: مفاهیم، روش‌ها و کاربردها. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علامه طباطبائی.

نیک‌پور، محمدرضا، و ثانی‌خانی، هادی (۱۳۹۶) مدل‌سازی رسوبات معلق رودخانه با استفاده از محاسبات نرم (رودخانه درهرود). *مهندس آبیاری و آب*، ۸(۳۰)، ۳۹-۴۴. <https://civilica.com/doc/888603>

## References

Adnan, R.M., Yaseen, Z.M., Heddarn, S., Shahid, S., Sadeghi-Niaraki, A., & Kisi, O. (2022). Predictability performance enhancement for suspended sediment in rivers: Inspection of newly developed hybrid adaptive neuro-fuzzy system model. *International Journal of Sediment Research*, 37(10), 383-398. doi:10.1016/j.ijsrc.2021.10.001

Beiranvand, N., Sepahvand, A., & Haghizadeh, A. (2023). Suspended sediment load modeling by machine learning algorithms in low and high discharge periods (Case study: Kashkan watershed). *Water and Soil Management and Modelling*, 3(2), 50-65. doi: 10.22098/mmws.2022.11262.1115.[In Persian]

Doroudi, S., Sharafati, A., & Mohajeri, S.H. (2021). Estimation of daily suspended sediment load using a novel hybrid support vector regression model incorporated with observer-teacherlearner-based optimization method. *Complexity*, 8, 1-13. doi:10.1155/2021/5540284

Duan, W.L., He, B., Takara, K., Luo, P.P., Nover, D., & Hu, M.C. (2015). Modeling suspended sediment sources and transport in the Ishikari River basin, Japan, using SPARROW. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19, 1293-1306. doi:10.5194/hess-19-1293-2015

Eder, A., Strauss, P., Krueger, T., Quinton, J.N. & Quinton, B. (2010). A Comparative calculation of suspended sediment loads with respect to hysteresis effects (in the Petzenkirchen catchment), Austria. *Journal of Hydrology*, 389(1-2), 168-176. doi:10.1016/j.jhydrol.2010.05.043

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. *Water* 2023,15, 1437. doi:10.3390/w15071437

Kisi, O. & Shiri, J. (2012). River suspended sediment estimation by climate variables implication: Comparative Study among soft computing techniques. *Computer and Geosciences*, 43, 73-82. doi:10.1016/j.cageo.2012.02.007

قبادیان، رسول. و شکری، حامد (۱۳۹۹) بررسی عددی عوامل مؤثر بر توزیع غلظت رسوب معلق نامتعادل در رودخانه‌های طبیعی (مطالعه موردی: رودخانه قره‌سو، کرمانشاه). آب و خاک، ۲(۳۴). doi: 10.22067/jsw.v34i2.7632.۲۵۳-۲۴۱

محمدی، صدیقه (۱۳۹۸). شبیه‌سازی بار رسوب معلق با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، عصبی-فازی و منحنی‌سنجه رسوب در حوزه آبخیز هلیل‌رود. *مهندسی و مدیریت آبخیز*، ۱۱(۲). doi:10.22092/ijwmse.2017.108140.1219.۴۶۶-۴۵۲

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. doi:10.1623/hysj.53.6.1270

Mehrizi Haeri, A.A. (2003) Data mining: concepts, methods and applications. Master's thesis, Allameh Tabatabai University, Theran, Iran. [In Persian]

Mohammadi, S. (2019). The suspended sediment load modeling by artificial neural networks, neural-fuzzy and rating curve in Hlilrood watershed. *Watershed Engineering and Management*, 11(2), 452-466. doi: 10.22092/ijwmse.2017.108140.1219. [In Persian]

Moradinejad, A., Davod Maghami, D., & Moradi, M. (2020). Effectiveness assessment of suspended sediment load estimation methods in the Ghar Chai River. *Environment and Water Engineering*, 5(4), 328-338. doi: 10.22034/jewe.2020.211925.1341. [In Persian]

Nikpour, M.R. & Sani Khani, H. (2016). Modeling of river suspended sediments using soft calculations (Darah-Rood River). *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 8(30), 29-44. [In Persian]

Nourani, V., Gokcekus, H., & Gelete, G. (2020). Estimation of suspended sediment load using artificial intelligence-based ensemble model. *Complexity*, 1-19. doi:10.1155/2021/6633760

Qobadian, R., & Shokri, H. (2018). Numerical investigation of factors affecting the distribution of unbalanced sediment concentration in natural rivers (case study: Qarasu River, Kermanshah). *Water and Soil*, 2(34), 241-253. doi: 10.22067/jsw.v34i2.7632 [In Persian]

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. 10.22115/scce.2021.283137.1305.

Russel S.O. & Campbell. P.F. (1996). Reservoir operating rules with fuzzy programming. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 122 (3), 165-170.

- Safaian Hamza Kalai, N., & Ali Zamir, M. (2018). Modeling suspended sediment load using smart nonlinear regression model based on genetic algorithm and multilayer artificial neural network (case study of Minab river). The 3<sup>rd</sup> International Conference on Soft Computing, Gilan, Iran, Pp. 1-10. [In Persian]
- Sattari, Mohammad Taghi, Rezazadeh Joudi, Ali, Safdari, Forough, & Ghahramanian, Faraz. (2016). Performance Evaluation Of M5 Tree Model And Support Vector Regression Methods In Suspended Sediment Load Modeling. *Journal Of Water And Soil Resources Conservation*, 6(1), 109-124. <https://sid.ir/paper/232207/en>. [In Persian]
- Sheikhali Pour, Z., Hassan Pour, F., & Azimi, V. (2015). Comparison of artificial intelligence methods in estimation of suspended sediment load (Case Study: Sistan River). *Journal of Water and Soil Conservation*, 22(2), 41-60. doi:20.1001.1.23222069.1394.22.2.3.7
- 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. doi:10.1016/j.advwatres.2018.06.006
- Tayfur, G., (2012). Soft computing in water resources engineering: Artificial neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms. *WIT Press, Dorset. UK, 288 pages*.
- Walling, D.E., & Webb, B.W. (1988). The reliability of rating curve estimates of suspended sediment yield: some further comments. *Sediment Budgets (Proceedings of the Porto Alegre Symposium)*, (174), 337-350.
- Wu, W., Dandy, G & Maier, H. (2014). Protocol for developing ANN models and its application to the assessment of the quality of the ANN model development process in drinking water quality modeling. *Environmental Modeling and Software*. 54, 108-127. doi: 10.1016/j.envsoft.2013.12.016