

Comparison of the efficiency of sediment rating curve and learning models for estimating suspended sediment load in karst rivers (Case study: Hydrometric stations of Khorram Abad, Alshatar and Biranshahr watersheds)

Nasrin Beiranvand¹, Alireza Sepahvand^{2*}, Ali Haghizadeh³

Department of Range and Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Lorestan, Iran

* Corresponding author: sepahvand1982@yahoo.com

(Received: 13 December 2023

Revised: 19 January 2024

Accepted: 06 March 2024)

Extended Abstract

Introduction: Sediment transport by surface flows is one of the primary processes responsible for reshaping the Earth's surface. This process is widely expressed in the shape of river drainage systems and their alluvial deposits, which dominate the geomorphology of large areas of the Earth's surface and are responsible for the majority of sediment from land to oceans. One of the most important problems threatening dams is the sediment inputs to the dam reservoir. Due to various problems, estimating the volume of sediments is a complicated process. So, some methods have been created by researchers to overcome these problems. Modeling of suspended sediment load (SSL) is an important subject for decision-makers in the catchment. Accurate and reliable modeling of SSL is one of the important subjects for planning, managing, and designing soil and water structures in the drainage networks. The purpose of this study was to compare the efficiency of Sediment Rating Curve (SRC) and Machine Learning Algorithms (MLA) for estimating SSL in karst rivers in Bahram Joo, Cham Anjir, Sarab Seyd Ali, and Kakareza hydrometric stations in Lorestan province, Iran.

Materials and Methods: In this study, a rating curve and five soft computing techniques, Support Vector Machine with RBF kernel (SVM-RBF), Support Vector Machine with PUK kernel (SVM-PUK), Gaussian processes with PUK kernel (GP-PUK), Gaussian processes with RBF kernel (GP-RBF), M5P, reduced error pruning tree (REPTree), and Random Forest (RF) were used and evaluated. They were used to predict SSL in the Kashkan watershed, Iran. Cham Anjir, Bahram Joo, Sarab Seyd Ali, and Kakareza stations were selected for this study. The data of temperature, rain, discharge, and SSL of 20 years (2001–2021) were utilized as input and output parameters. Thus, four stations with a long-term data were selected. The total dataset consists of temperature, rain, discharge, and SSL of watersheds, of which 70% of the data were used for training and 30% for the testing phase. Finally, the models' accuracy was assessed using three performance evaluation parameters: Correlation Coefficient (C.C.), Root Mean Square Error (RMSE), and Maximum Absolute Error (MAE).

Results and Discussion: Results showed that the soft computing methods (SVM-PUK, GP-PUK, GP-RBF, M5P, REPTree, and RF) performed better than the traditional technique (SRC), as they made use of non-linear techniques for data reconstruction. It can be concluded that, among all the models, the M5P model, which used decomposed data that captured the dynamic features of the non-linear and non-stationary SSL time series data, performed better than other models. The SRC performed with a C.C of 0.5941. The best M5P model (best among soft computing methods) scored a mean C.C of about 0.89, surpassing the best SRC results. Although it captured the peaks better than SRC, it still overestimated the sediment load and was unable to capture the peak sediment rates, which are of great importance for design purposes.

Conclusion: Sediments carried by water are a serious problem, as they shorten the life of a reservoir, reduce the channel discharge-carrying capacity, especially to tail-end users, etc. Therefore, sediment management is the golden rule in river engineering, to which much effort and energy are directed. An important aspect of sediment management is sediment estimation, which is mostly found in a suspended form in rivers and other water bodies. This research focused on a comparison of the different methods of suspended sediment estimation in rivers. This includes the traditional method, i.e., SRC, and soft computing techniques, i.e., SVM-RBF, SVM-PUK, GP-PUK, GP-RBF, M5P, REPTree, and RF. The results of this study provide scientific information to predict SSL, and Soft Computing Techniques could be an efficient technique to simulate the SSL time series, because they extract key features embedded in the SSL signal. Finally, the results showed that the M5P model is effective in predicting suspended sediment content in the KhorramAbad, Biranshahr, and Alashter watersheds.

Keywords: Lorestan province, Kashkan watershed, Sediment load, hydrometric stations, sediment Rating curve.

Citation: Beiranvand, N., Sepahvand, A., & Haghizadeh, A. (2024). Comparison of the efficiency of sediment rating curve and learning models for estimating suspended sediment load in karst rivers (Case study: Hydrometric stations of Khorram Abad, Alshatar and Biranshahr watersheds). *Integrated Watershed Management*, 4(2), 50-65. doi: 10.22034/iwm.2024.2016652.1118

Copyrights:

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to Integrated Watershed Management. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).





مقایسه کارایی منحنی سنجرسوب و مدل‌های یادگیری در برآورد رسوب معلق رودخانه‌های کارستی (مطالعه موردی: ایستگاه‌های هیدرومتری حوضه‌های خرم‌آباد، الشتر و بیرانشهر)

نسرین بیرانوند^۱، علیرضا سپه‌وند^{۲*}، علی حقی‌زاده^۳

گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، لرستان، ایران

*نویسنده مسئول: Sepahvand.a@lu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۱۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۱۰/۲۹

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۹/۲۲

چکیده مبسوط

مقدمه: انتقال رسوب توسط جریان‌های سطحی یکی از فرآیندهای اولیه است که مسئول تغییر شکل سطح زمین می‌باشد. روی زمین این فرآیند به‌طور گسترده در قالب سیستم‌های زهکشی رودخانه‌ها و رسوبات آبرفتی بیان می‌شود که بر ژئومورفولوژی مناطق وسیعی از سطح زمین اثر دارند و مسئول جریان رسوب از خشکی به اقیانوس‌ها هستند. یکی از مهم‌ترین مشکلاتی که مخزن ذخیره سدها را تهدید می‌کند، ورود رسوبات است. به دلیل مشکلات مختلف، تخمین حجم رسوبات فرآیندی پیچیده است؛ بنابراین روش‌هایی توسط محققان برای حل این مشکل ابداع شده‌اند. مدل‌سازی بار رسوب معلق موضوع مهمی برای تصمیم‌گیرندگان در سطح حوضه است. مدل‌سازی دقیق و مطمئن بار رسوب معلق یکی از موضوعات مهم برای برنامه‌ریزی، مدیریت و طراحی سازه‌های ذخیره آب در شبکه زهکشی است. لذا هدف این مطالعه مقایسه کارایی منحنی سنجرسوب و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تخمین بار رسوب معلق در رودخانه‌های کارستی در ایستگاه‌های هیدرومتری بهرام‌جو، چمانجیر، سراب صیدعلی و کاکارضا، استان لرستان، ایران بود.

مواد و روش‌ها: در این مطالعه منحنی سنجرسوب و پنج مدل، ماشین‌بردار پشتیبان با کرنل RBF (SVM-RBF)، ماشین‌بردار پشتیبان با کرنل PUK (SVM-PUK)، فرآیندهای گاوسی با کرنل PUK (GP-PUK)، فرآیندهای گاوسی با کرنل RBF (GP-RBF)، REEP Tree، M5P و جنگل تصادفی (RF) برای پیش‌بینی بار رسوب معلق در حوزه آبخیز کشکان، ایران مورد استفاده قرار گرفتند. ایستگاه‌های چمانجیر، بهرام‌جو، سراب صیدعلی و کاکارضا برای بررسی در این پژوهش انتخاب شدند. داده‌های دما، باران و دبی به‌عنوان پارامترهای ورودی و بار رسوب معلق به‌عنوان پارامتر خروجی استفاده شدند. دوره آماری داده‌ها ۲۰ سال (۲۰۰۱-۲۰۲۱) انتخاب شده‌اند. مجموعه داده‌های این تحقیق شامل دما، باران، دبی و بار رسوب معلق سه زیرحوضه است که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای مرحله آزمایش استفاده شدند. در نهایت، دقت مدل‌ها با استفاده از سه پارامتر ارزیابی عملکرد، ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق مورد ارزیابی قرار گرفت.

نتایج و بحث: نتایج نشان داد که مدل‌های SVM-PUK، GP-PUK، GP-RBF، M5P، REEP Tree و RF دارای کارایی بیشتری نسبت به روش منحنی سنجرسوب بودند، زیرا از تکنیک‌های غیرخطی برای بازسازی داده‌ها استفاده می‌کنند. علاوه بر این، از بین همه مدل‌ها، مدل M5P که از داده‌های تجزیه‌شده استفاده می‌کرد و ویژگی‌های دینامیکی داده‌های سری زمانی بار رسوب معلق غیرخطی و غیرثابت را به تصویر می‌کشید، کارایی بهتر و بالاتری در تخمین رسوب معلق نسبت به دیگر مدل‌ها از خود نشان داد. بهترین ضریب تبیین نتایج منحنی سنجرسوب برابر ۰/۵۹۴۱ بود. مدل M5P بهترین ضریب تبیین را حدود ۰/۸۹ را نشان داد که کارایی بالاتری نسبت به منحنی سنجرسوب بود. اگرچه این مدل نقاط اوج رسوب معلق را بهتر از SRC نشان داد، اما باز هم بار رسوب را بیش از حد مشاهداتی تخمین می‌زد و نمی‌توانست مقادیر اوج رسوب معلق را که برای اهداف طراحی از اهمیت بالایی برخوردار هستند، را به‌طور دقیق نشان دهد.

نتیجه‌گیری: رسوبات حمل شده توسط آب مشکلات جدی ایجاد می‌کند، از جمله عمر مخزن سدها را کوتاه می‌کند و ظرفیت تخلیه کانال را به‌ویژه در انتهای رودخانه‌ها کاهش می‌دهند. بنابراین، مدیریت رسوب قانون طلایی در مهندسی رودخانه است که تلاش و انرژی زیادی برای انجام آن صرف می‌شود. یکی از جنبه‌های مهم مدیریت رسوب، تخمین رسوب است که بیشتر به‌صورت معلق در رودخانه‌ها و دیگر توده‌های آبی یافت می‌شود. این تحقیق بر مقایسه مدل‌های مختلف تخمین رسوب معلق در رودخانه‌ها انجام شده است. این تحقیق شامل روش سنتی، یعنی منحنی سنجرسوب و الگوریتم‌های یادگیری، یعنی SVM-PUK، GP-PUK، GP-RBF، M5P، REEP Tree و RF است. نتایج این مطالعه ارائه اطلاعات علمی برای پیش‌بینی بار رسوب معلق است و الگوریتم‌های یادگیری می‌توانند یک تکنیک کارآمد برای شبیه‌سازی سری‌های زمانی بار رسوب معلق باشند زیرا ویژگی‌های کلیدی تعبیه‌شده در میزان بار رسوب معلق را استخراج می‌کنند. در نهایت نتایج این تحقیق نشان داد که مدل M5P در پیش‌بینی میزان رسوب معلق در حوضه‌های خرم‌آباد، بیرانشهر و الشتر دارای کارایی بالایی است.

واژه‌های کلیدی: استان لرستان، حوضه کشکان، رسوب معلق، منحنی سنجرسوب، الگوریتم‌های یادگیری.

استناد: بیرانوند، ن.، سپه‌وند، ع.، حقی‌زاده، ع. (۱۴۰۳). مقایسه کارایی منحنی سنجرسوب و مدل‌های یادگیری در برآورد رسوب معلق رودخانه‌های کارستی (مطالعه موردی: ایستگاه‌های هیدرومتری حوضه‌های خرم‌آباد، الشتر و بیرانشهر). مدیریت جامع حوزه‌های آبخیز، ۴(۲)، ۶۵-۵۰.

حق چاپ:



حق چاپ برای نویسنده (گان) این مقاله محفوظ است. بر اساس قوانین انتشارات با دسترسی آزاد، تمام مطالعات چاپ شده در این نشریه به‌صورت آزاد در وبسایت نشریه برای عموم بدون پرداخت هزینه قابل دسترس است.

مقدمه

لغزش و غلتیدن روی بستر رودخانه و یا هم‌زمان به دو صورت گفته شده انتقال می‌یابد. در حالت کلی بار رسوبی حوضه به سه شکل بار معلق، بار انحلالی و بار بستر در جریان آب دیده می‌شود. به دلیل اینکه در بسیاری از رودخانه‌ها بار کل رسوب را رسوب معلق تشکیل می‌دهد و بار بستر بیشتر حاصل فرسایش رودخانه‌ای است و همچنین به دلیل مشکل بودن محاسبه‌ی بار بستر در خیلی از موارد برآورد رسوب مربوط به بار معلق است (Mirzaei et al., 2005). برآورد مقدار تولید رسوب در حوزه‌های آبخیز و میزان خروج آلاینده‌ها با دقت برآورد مقدار رسوب معلق رابطه‌ای مستقیم دارد (Hostache et al., 2014). رسوب معلق را می‌توان با استفاده از روش‌های مختلفی مانند منحنی سنجه‌رسوب و مدل‌های یادگیری برآورد کرد. یکی از روش‌های ساده و بسیار کاربردی در پیش‌بینی بار رسوب، منحنی سنجه‌رسوب است که با استفاده از داده‌های دبی، رسوب معلق را برآورد می‌کند (Zhang et al., 2012). منحنی‌های سنجه‌رسوب (SRC)^۱ یکی از معمول‌ترین روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه‌هاست (Javidan et al., 2022) که با استفاده از داده‌های غلظت و دبی متناظر با آن رسم می‌گردد (Sutter et al., 2001). به کمک معادله سنجه‌رسوب و با بررسی عوامل مؤثر بر آن می‌توان از نتایج حاصل‌شده در حوضه‌های بدون آمار بهره گرفت. پژوهش‌های انجام‌شده در این مورد نشان دهنده‌ی اهمیت این موضوع در این حوضه‌ها است. رسم منحنی‌های سنجه با برازش تابع توانی به داده‌های جریان و رسوب، به‌کارگیری عامل‌های تصحیح و رگرسیون غیرخطی، کوتاه کردن فاصله‌های نمونه‌برداری، رسم منحنی‌های سنجه‌رسوب مجزا برای فصل‌های مختلف سال و... باعث افزایش درستی و دقت منحنی‌ها می‌شود (Mirzaei et al., 2005). روشی دیگر در برآورد رسوب معلق، مدل‌سازی رسوب است، مدل‌سازی رسوبات معلق در مهندسی محیط‌زیست و

کلیه‌ی موادی که از تخریب پوسته زمین و انتقال آن‌ها به‌وسیله باد، آب و یخ به وجود می‌آیند یا در اثر اشباع مواد شیمیایی حل‌شده در آب منشأ گرفته‌اند و در نهایت به‌صورت لایه‌های در سطح پوسته زمین ته‌نشین می‌شوند، رسوب گفته می‌شود (Taleb Bidokhti et al., 2003). فرسایش خاک و تولید رسوب در حوزه‌های آبخیز مختلف متفاوت است و مقدار آن به عواملی مانند اقلیم، خاک، پوشش گیاهی، پستی‌وبلندی و عوامل انسانی بستگی دارد (Ampomah et al., 2020; Jung et al., 2020; Norouzi et al., 2021). از عوامل مهم رسوب‌دهی حوزه‌های آبخیز می‌توان به تغییرات زمانی و مکانی آن و اندازه و دانه‌بندی رسوب اشاره کرد (Ahmadi, 2000). رودخانه‌ها عامل معنی‌دار ژئومورفولوژیکی هستند که وظیفه‌ی جابه‌جایی رسوبات را از سطح زمین تا اقیانوس‌ها بر عهده دارند (Rovira et al., 2012). رسوبات رودخانه‌ها مواد جامدی هستند که در اثر فعالیت‌های فیزیکی و شیمیایی و حاصل فرآیند فرسایش می‌باشند و جابه‌جایی آن‌ها به‌وسیله باد، یخچال‌های طبیعی و... انجام می‌گیرد (Honrabakhsh et al., 2018) و برآورد دقیق رسوب‌دهی حوضه از اهمیت ویژه‌ی برخوردار است. رسوباتی که در حوضه به‌وسیله رودخانه به مخازن انتقال می‌یابند، ظرفیت ذخیره آن‌ها را کم می‌کنند همچنین بر میزان آب قابل‌استفاده برای نیروگاه‌های برق، آبیاری و کاربردهای خانگی و صنعتی تأثیرگذار است (Kumar and Rastogi, 1978). ازجمله ویژگی‌های مهم رژیم رسوب‌دهی حوزه آبخیز می‌توان به مقدار تولید رسوب، چگونگی و زمان رسوب‌دهی، اندازه و ترکیب دانه‌های رسوبی و انتقال آن‌ها بین شبکه‌ی آبراه‌ها اشاره کرد (Varwani et al., 2002). بار رسوبی درون جریان به‌صورت معلق و یا به‌صورت

¹ Sediment Rating Curves

منابع آب بر ظرفیت مخزن و عملکرد سد اهمیت زیادی دارد. انتقال رسوب معلق به‌عنوان یک فرآیند غیرخطی و پیچیده در رودخانه تابعی از پارامترهای هواشناسی و هیدرولوژیکی است (Nourani *et al.*, 2020). Farrokhzadeh و همکاران (۲۰۰۸) به بررسی منطقه‌ای منحنی سنج رسوب در اقلیم‌های مختلف ایران پرداختند. در این تحقیق با تعیین و بررسی منحنی‌های سنج رسوب در برخی ایستگاه‌های دارای آمار و در نظر گرفتن برخی عامل‌های مؤثر در تولید رسوب، تأثیر یا عدم تأثیر این متغیرها بر تغییر منحنی‌های سنج در هر اقلیم به‌طور منطقه‌ای بررسی شد. به این منظور ۲۹ ایستگاه هیدرومتری با پراکنش مناسب جغرافیایی در سطح کشور گزینش و منحنی سنج آن‌ها رسم شد. نتایج نشان داد که در اقلیم مرطوب در سطح ۹۵ درصد، در اقلیم نیمه مرطوب در سطح ۹۹ درصد و در اقلیم خشک در سطح ۹۰ درصد، معنی‌دار بوده و در اقلیم نیمه‌خشک نیز رابطه معنی‌داری به دست نیامده است. Zounemat-Kermani و همکاران (۲۰۱۶) به مدل‌سازی غلظت رسوب معلق بر اساس مدل‌های داده‌محور پرداختند. آنان در مطالعه خود مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، SVR و منحنی سنج رسوب را مورد مقایسه قرار دادند. نتایج بر اساس معیارهای ارزیابی در این مدل‌ها نشان داد که مدل‌های ANN و SVR به ترتیب ۲۳٪ و ۱۸٪ بهبود در پیش‌بینی و ۱۸٪ و ۱۵٪ بهبود در برآورد بیش از مدل‌های سنتی داشته است و مدل SVR با تابع RBF دارای عملکرد مناسب‌تری به‌منظور پیش‌بینی بار رسوبی معلق است. Sepehvand و Azizi Najafkali (۲۰۱۹) به مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از مدل‌های فرآیند گوسی و پرسپترون چندلایه پرداختند. در این پژوهش برای پیش‌بینی رسوب معلق به مقایسه کارایی مدل‌های GP-RBF، GP-PUK، MLP پرداختند. نتایج نشان داد که مدل GP با کرنل RBF در مرحله آموزش و هم‌چنین مرحله آزمایش به‌عنوان بهترین تخمین‌گر برای تخمین رسوب معلق در ایستگاه هیدرومتری مورد مطالعه انتخاب شده است.

Panah و Ildam (۲۰۲۱) به مطالعه‌ی بهینه‌یابی مناسب‌ترین مدل برآورد رسوب معلق رودخانه‌ی سد شینه‌ی همدان پرداختند. در این پژوهش به بررسی مدل‌های USBR، منحنی حد وسط دسته‌ها، منحنی سنج عملی و FAO پرداختند. مدل‌ها با استفاده از روش اصلاحی تبدیل لگاریتم و مدل آماری ارزیابی شدند و بهترین مدل انتخاب شد. طبق نتایج مدل FAO با تعداد پارامترهای زیاد و خطای کم به‌عنوان بهترین مدل انتخاب شد. Javidan و همکاران (۲۰۲۲) به تحلیل عملکرد روش‌های هیدرولوژیکی و داده‌مبنا در برآورد میزان رسوب معلق پرداختند. نتایج نشان داد که به ترتیب روش یادگیری بر پایه نمونه K و روش برنامه‌ریزی بیان ژن رسوب معلق را با دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌های مورد مطالعه برآورد کردند. Beiranvand و همکاران (۲۰۲۳) به مطالعه مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در دوره‌های کم‌آبی و پرآبی در حوضه‌ی کشکان پرداختند. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری به بررسی کارایی مدل‌های REPTree، GP-PUK، GP-RBF و MSP با توجه به معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق برای برآورد رسوب معلق پرداختند که نتایج نشان داد مدل GP-PUK نسبت به سایر مدل‌ها در همه‌ی ایستگاه‌های در نظر گرفته‌شده در این حوضه از عملکرد بهتری برخوردار بوده و به‌عنوان مدل برتر در این پژوهش انتخاب شده است. با توجه به اینکه اندازه‌گیری بار رسوبی در رودخانه‌های دارای ایستگاه هیدرومتری و هم‌چنین در روزهای خاصی انجام می‌گیرد، لذا برای محاسبه بار رسوبی، تخمین غلظت برای روزهایی که هیچ اندازه‌گیری انجام نمی‌شود، ضروری است (Girolamo *et al.*, 2018). هم‌چنین برآورد بار رسوبی رودخانه‌ها برای انجام کارهای مهندسی همواره امری ضروری بوده و برآورد صحیح آن، موجب جلوگیری از صرف هزینه‌های گزاف خواهد شد. لذا هدف این تحقیق مقایسه و ارزیابی کارایی روش منحنی سنج رسوب و الگوریتم‌های

بیرانوند و همکاران

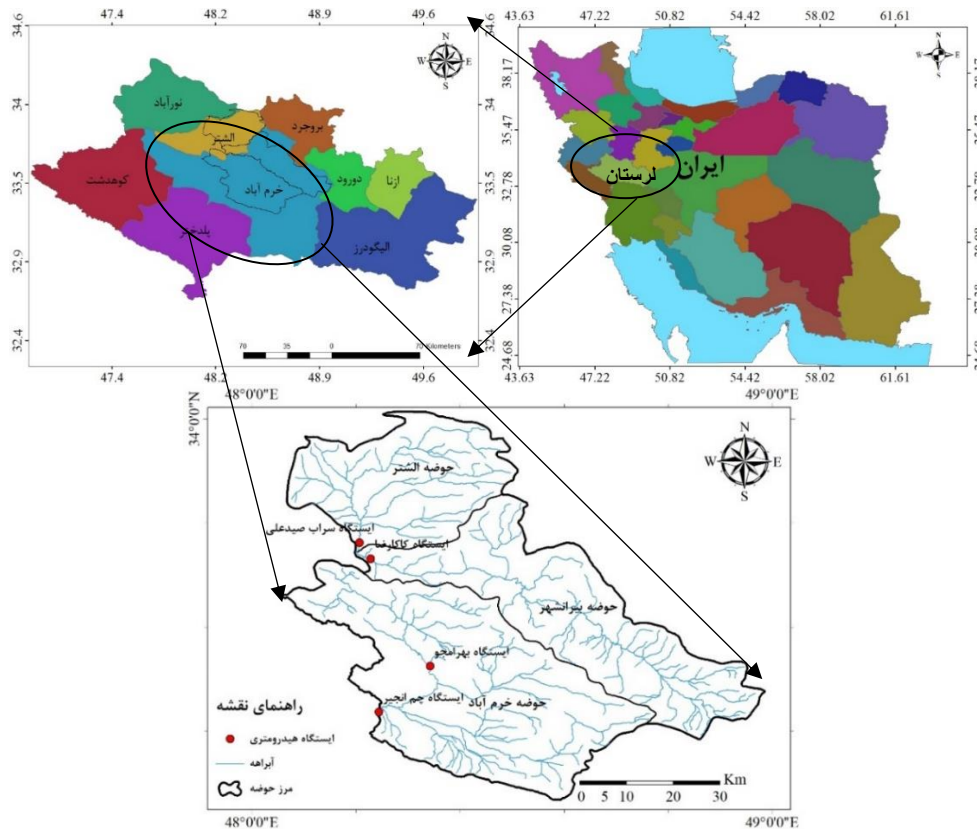
یادگیری ماشین جهت انتخاب مدل بهینه برای برآورد رسوب معلق در برخی ایستگاه‌های هیدرومتری حوضه‌های کارستی استان لرستان است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه‌های آبخیز خرم‌آباد، الشتر و بیرانشهر از نظر ژئومورفولوژیکی در بخش مرکزی سلسله جبال زاگرس در استان لرستان قرار دارد که خود بخشی از حوزه آبخیز کرخه است. حوزه‌های آبخیز خرم‌آباد، الشتر و

بیرانشهر در مجموع با مساحت $3562/12$ کیلومتر مربع مطابق شکل ۱ بین طول‌های جغرافیایی $33^{\circ} 16' 05''$ تا $48^{\circ} 59' 07''$ شرقی و عرض‌های $33^{\circ} 16' 05''$ تا $34^{\circ} 01' 07''$ شمالی قرار دارد. بلندترین نقطه در بخش شمالی با ارتفاع 3578 متر و پست‌ترین نقطه در بخش غربی، یعنی خروجی حوضه با ارتفاع 1158 متر از سطح دریا قرار دارند. میانگین بارندگی سالیانه منطقه بین 400 تا 500 میلی‌متر بوده و دارای اقلیم نیمه‌خشک و سرد است (Sephvand *et al.*, 2020). جدول ۱ مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه

Figure 1- Geographical location of the studied hydrometric stations

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table 1- Geographical characteristics of the studied stations

نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	دوره آماری
بهرام‌جو	$48^{\circ} 17'$	$33^{\circ} 34'$	1385-1399
چمانجیر	$48^{\circ} 12'$	$33^{\circ} 52'$	1379-1399
کاکارضا	$48^{\circ} 15'$	$33^{\circ} 42'$	1379-1399
سراب سیدعلی	$48^{\circ} 15'$	$33^{\circ} 30'$	1379-1399

روش تحقیق

برای برآورد رسوب معلق، به بررسی کارایی منحنی سنج رسوب و برخی مدل‌های یادگیری ماشین شامل مدل‌های GP و SVM با کرنل‌های RBF، PUK و RF، REPTree و MSP در ایستگاه‌های بهرام‌جو، چمن‌انجیر، سراب صیدعلی و کاکارضا (شکل ۱) در محیط Weka 3.9، پرداخته شده است. در روش منحنی سنج رسوب داده‌های ایستگاه‌های بهرام‌جو، چمن‌انجیر، سراب صیدعلی و کاکارضا مطابق دوره آماره جدول ۱ استفاده شده است. برای رسم منحنی سنج رسوب هر ایستگاه، داده‌های رسوب معلق و دبی در دو ستون قرار گرفته و منحنی مربوطه به صورت توانی رسم شد. سپس با استفاده از معیارهای ارزیابی خطای در نظر گرفته شده به بررسی کارایی آن پرداخته شد. در مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری، داده‌های ورودی شامل دما، بارش، دبی، دبی یک روز و دبی دو روز قبل بوده و همچنین داده‌ی رسوب معلق به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. در این پژوهش از ۷۰ درصد کل داده‌ها برای آموزش و از ۳۰ درصد باقیمانده جهت آزمایش مدل استفاده شد. داده‌های بخش‌های آموزش و آزمایش، پس از نرمال‌سازی (رابطه ۱) جهت استفاده در فرآیند مدل‌سازی به مدل معرفی شدند. در نهایت مدل بهینه جهت تخمین رسوب معلق با استفاده از معیارهای سنجش خطای ضریب تبیین، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق (جدول ۲) تعیین شد.

$$X_{new} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

که در آن: X_{new} مقدار داده نرمال شده در محدوده ۰ تا ۱، X مقدار داده مشاهداتی، X_{min} کم‌ترین مقدار داده مشاهداتی و X_{max} بیشترین مقدار داده مشاهداتی است. در ادامه به توضیح مختصری از روش‌های استفاده‌شده و معیارهای ارزیابی استفاده شده در تحقیق پرداخته شده است.

منحنی سنج رسوب

منحنی سنج رسوب بر اساس بهترین خط برازش یافته بین میزان دبی جریان عبوری و رسوب متناظر با آن رسم می‌گردد و به صورت رابطه ۲ بیان می‌شود (Zoratipour *et al.*, 2008).

$$Q_s = aQ_w^b \quad (2)$$

که در این رابطه Q_s دبی رسوب معلق بر حسب تن بر روز، Q_w دبی جریان بر حسب مترمکعب بر ثانیه و a و b ضرایب معادله می‌باشند.

مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

روش ماشین بردار پشتیبان یک روش رگرسیون و طبقه‌بندی است که مبتنی بر تئوری آموزش ریاضیاتی است که برای اولین مرتبه ساختار مدل SVM توسط Vapnik (۱۹۹۵) که یک ریاضیدان روسی در دهه ۱۹۶۰ بود، ارائه شد (Sepahvand *et al.*, 2018). مدل‌های SVM که بر پایه تئوری آموزش احتمال قرار دارند، یک کلاس جدید از مدل‌هایی هستند که به منظور طبقه‌بندی و پیش‌بینی در علوم مختلف استفاده می‌شوند. روش‌های طبقه‌بندی SVM بر اساس اصول تفکیک مطلوب طبقات مختلف است که اگر طبقات قابل تفکیک باشند، این روش از میان تعداد نامحدود طبقه‌بندی‌های خطی، آن را انتخاب می‌کند که دارای حداقل باشد.

مدل REPTree^۲

مدل REPTree، یک مدل از مجموعه درخت تصمیم‌گیری (DT) است که برای رفع مشکلات طبقه‌بندی و رگرسیون کارآمد است (Quinlan, 1992). الگوریتم REPTree یک درخت رگرسیون تصمیم‌گیری است که به وسیله تقسیم و هرس کردن درخت رگرسیون، تصمیم‌گیری را بر اساس بالاترین اطلاعات مقدار سود (IGR)، تشکیل می‌دهد که مقدار IGR بر اساس تابع آنتروپی (E) و مطابق رابطه (۳) محاسبه شده است.

² Reduced Error Pruning Tree

بیرانوند و همکاران

(*et al.*, 2020). مدل‌های رگرسیون فرآیند گوسی بر مبنای این فرض هستند که مشاهدات تنظیم باید دارای اطلاعاتی درباره یکدیگر باشد. این فرآیند راهی برای مشخص کردن اولییتی به صورت مستقیم روی فضای تابع هستند (Yang *et al.*, 2018). مدل‌های فرآیند گوسی به دلیل دانش قبلی درباره وابستگی‌های تابعی و داده‌ها، برای تعمیم به هیچ فرآیند اعتبارسنجی نیاز ندارند و قادر به درک توزیع پیش‌بینی متناظر با ورودی آزمون‌ها هستند (Pal and Deswal, 2010). فرآیند گوسی تعمیمی از توزیع گوسی است. توزیع گوسی در واقع توزیع بین متغیرهای تصادفی بوده، درحالی‌که فرآیند گوسی بیانگر توزیع بین توابع است. فرآیند گوسی $f(x)$ می‌تواند به صورت رابطه (۵) بیان شود:

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')) \quad (5)$$

که در آن: GP فرآیند گوسی، $m(x)$ تابع میانگین بوده که معمولاً جهت ساده‌سازی برابر صفر در نظر گرفته می‌شود، $k(x, x')$ تابع کواریانس در نقاط x و x' و $f(x)$ تابع فرآیند گوسی است.

مدل جنگل تصادفی^۳

الگوریتم RF نخستین بار توسط Breiman (۱۹۹۶) ارائه شد و به عنوان روشی دقیق در تهیه نقشه کاربری اراضی و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده است (Pal, 2005; Prasad *et al.*, 2006). رگرسیون RF شامل ترکیبی از متغیرها در هر گره برای رشد یک درخت یا استفاده از متغیر ورودی تصادفی انتخاب شده است (Breiman, 1996). برای رگرسیون RF دو پارامتر لازم توسط کاربر تعریف شود: تعداد متغیرهای ورودی (متر) استفاده شده در هر گره برای تولید یک درخت و تعداد درختان قابل رشد در هر گره، فقط متغیرهای انتخاب شده برای بهترین تقسیم جستجو می‌شوند (Sepahvand *et al.*, 2020).

معیارهای ارزیابی کارایی مدل

$$IGR(X, S) = \frac{E(S) = \sum_{i=1}^n x = \frac{E(S) |S_i|}{|S|}}{- \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \text{Log}2 \frac{|S_i|}{|S|}} \quad (3)$$

که در آن: T ضریب تصادفی، H(T|a) آنترپی T برای محاسبه خصوصیات a، زمان رویداد، N(t) تعداد کل رخدادها و IGR اطلاعات مقدار سود می‌باشد.

الگوریتم درخت تصمیم M5P Tree

یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌های مدل درختی، الگوریتم M5 است. این الگوریتم اولین بار توسط کوئینلان در سال ۱۹۹۲ پیشنهاد شد (Quinlan, 1992). سپس الگوریتم M5P که در واقع بازسازی منطقی و توسعه یافته از M5 است، توسط ونگ و ویتن در سال ۱۹۹۷ معرفی شد (Wang and Witten, 1997). این مدل‌ها یکی از روش‌های نسبتاً جدید و قدرتمند هوش محاسباتی است که به علت قابلیت مناسب آن، توسط محققان مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. سادگی محاسبه‌ها و دقت نتایج از مهم‌ترین ویژگی‌های این مدل است (Bonakdar and Etemad Shahidi, 2011). کاهش انحراف معیار مطابق رابطه (۴) محاسبه شده است (Wang and Witten, 1997).

$$SDR = sd(T) - \sum \frac{|T_i|}{|T|} sd(T_i) \quad (4)$$

که در آن: T بیانگر یکسری نمونه‌هایی است که به گره می‌رسند، T_i بیانگر یکسری نمونه‌هایی است که i امین برآمد تست پتانسیلی را دارند، sd بیانگر انحراف معیار و SDR کاهش انحراف معیار است.

الگوریتم تابع فرآیند گوسی

فرآیند گوسی مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی است که تعداد محدودی از آن‌ها با توزیع‌های گوسی ادغام شده‌اند. توزیع گوسی در واقع توزیع بین متغیرهای تصادفی بوده، درحالی‌که فرآیند گوسی بیانگر توزیع بین توابع است که اولویت‌بندی متغیرها را انجام می‌دهد (Yang *et al.*, 2018; Samadianfard).

³ Random Forest

خطای مطلق (MAE) در مرحله آموزش و آزمایش استفاده شد (جدول ۲). بر این اساس هر چه میزان CC بیشتر و میزان RMSE و MAE کمتر باشد، مدل از کارایی بیشتری برای ارائه بهترین جواب برخوردار است.

در این تحقیق برای ارزیابی کارایی روش‌های استفاده‌شده در برآورد رسوب معلق، از رابطه‌های ۶ تا ۸ معیارهای سنجش خطای ضریب همبستگی (CC)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین

جدول ۲- معیارهای سنجش خطا

Table 2- Error measurement criteria

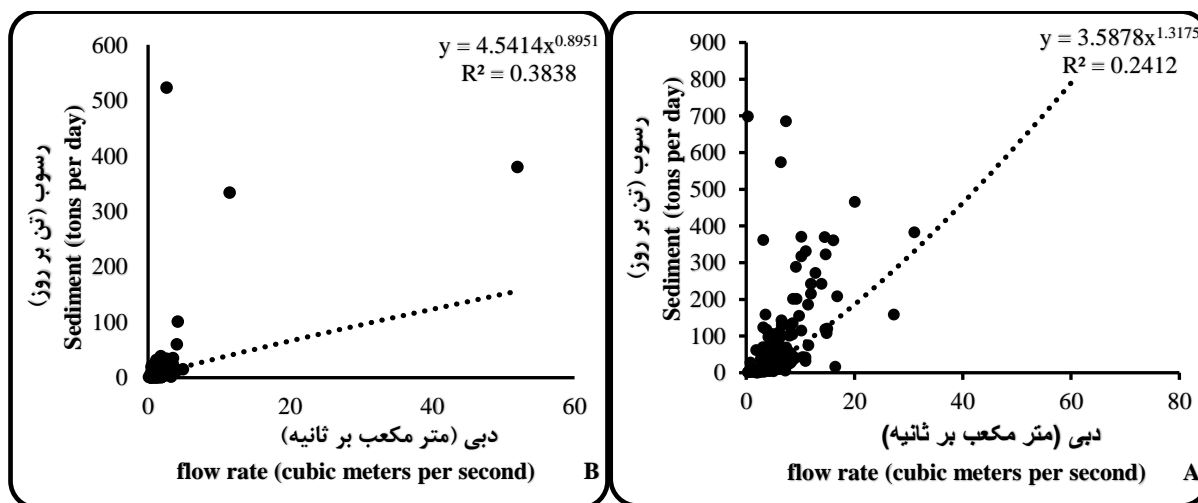
مقدار بهینه	رابطه	معیارهای سنجش خطا
یک	$CC = \frac{N \sum HF - (\sum H)(\sum F)}{\sqrt{N(\sum H^2) - (\sum H)^2} \sqrt{N(\sum F^2) - (\sum F)^2}} \quad (6)$	ضریب همبستگی ^۱
صفر	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (H - F)^2} \quad (7)$	ریشه میانگین مربعات خطا ^۲
صفر	$MAE = \frac{1}{N} \sum_1^N H - F \quad (8)$	میانگین خطای مطلق ^۳

H: داده‌های مشاهده‌شده، F: داده‌های برآورد شده، N: تعداد داده‌های اندازه‌گیری شده

ایستگاه ضریب همبستگی و رابطه توانی مشخص شد. همچنین جدول ۳ نتایج حاصل از ارزیابی کارایی منحنی سنج رسوب را در برآورد رسوب معلق نشان می‌دهد.

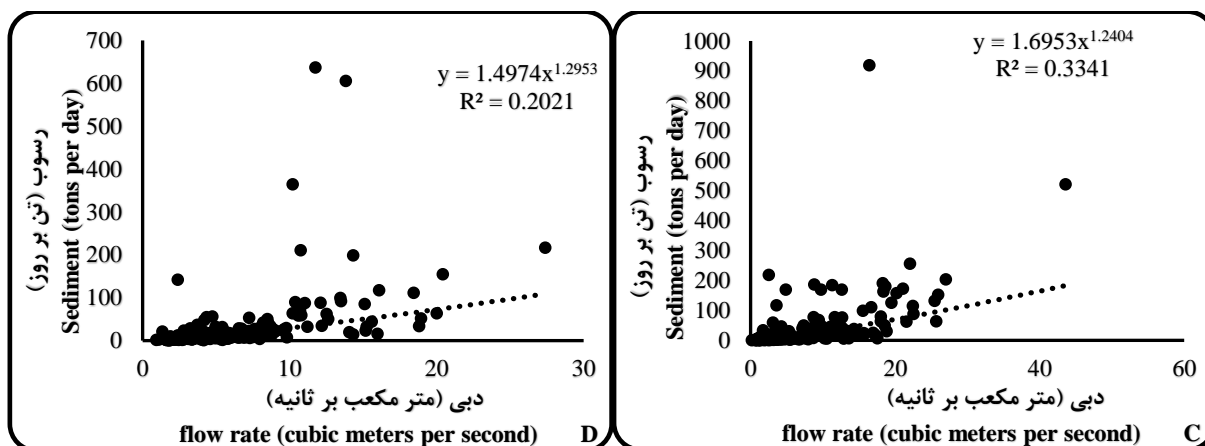
نتایج

شکل ۲ منحنی‌های سنج رسوب ایستگاه‌های هیدرومتری چمنجیر، بهرام‌جو، کاکارضا و سراب صیدعلی را نشان می‌دهد که مطابق آن برای هر



² Root Mean Square Error
³ Mean Absolute Error

¹ Correlation Coefficient



شکل ۲- منحنی سنجهرسوب ایستگاه A چم انجیر، B بهرام جو، C کاکارضا و D سراب صیدعلی

Figure 2- Sediment rating curve of Cham Anjir (A), Bahram Joo (B), Kaka Reza (C) and Sarab Seyd Ali (D) stations

جدول ۳- نتایج ارزیابی کارایی منحنی سنجهرسوب در ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه

Table 3- The results of evaluating the efficiency of the sediment gauge curve in the studied hydrometric stations

نام ایستگاه	RMSE	MAE	CC
بهرام جو	3.26	12.56	24.92
چم انجیر	1.08	50.11	59.41
سراب صیدعلی	4.70	22.67	15.07
کاکارضا	5.33	29.47	19.96

رسوب معلق در بخش آموزش به ترتیب برابر با ۰/۴۹ و ۱۱۶۱/۷ تن بر روز در ایستگاه‌های هیدرومتری بهرام جو و چم انجیر بوده است و همچنین در بخش آزمایش مدل کمترین مقدار رسوب معلق برابر ۰/۱۸ تن بر روز در ایستگاه هیدرومتری کاکارضا و بیشترین مقدار آن مربوط به ایستگاه چم انجیر برابر ۲۷۶۰/۹۲ تن بر روز است. جدول ۵ پارامترهای بهینه‌ی مربوط به مدل‌های مختلف استفاده‌شده در تحقیق را نشان می‌دهد.

نتایج حاصل از شکل ۲ و جدول ۳ نشان می‌دهند که روش منحنی سنجهرسوب در ایستگاه‌های موردنظر در بازه‌های زمانی استفاده‌شده دارای کارایی پایینی بوده است. با توجه به نتایج ارائه‌شده در جدول، ایستگاه هیدرومتری چم انجیر نسبت به سایر ایستگاه‌های هیدرومتری از عملکرد بهتری برخوردار بوده است. جدول ۴ خصوصیات آماری داده‌های ورودی و خروجی استفاده‌شده در فرآیند مدل‌سازی مربوط به ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. مطابق نتایج جدول ۴ مشخص شد که کمترین و بیشترین میزان

جدول ۴- خصوصیات آماری داده‌های ورودی و خروجی ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table 4- Statistical characteristics of the input and output data of the studied stations

بهرام جو		آموزش		بهرام جو		آموزش		
انحراف معیار	میانگین	بیشترین	کمترین	انحراف معیار	میانگین	بیشترین	کمترین	ورودی و خروجی
8.31	17.86	30.28	5.80	8.961	16.41	30.88	2.05	دما (C)
49.69	39.91	220.5	0.00	38.02	34.08	162.0	0.00	بارش (mm)
9.01	9.34	43.66	0.99	5.261	6.98	35.55	1.67	دبی (m ³ /s)
9.14	9.60	43.66	0.95	5.21	6.93	35.55	1.40	دبی یک روز قبل (m ³ /s)
9.01	9.65	43.66	0.95	5.22	7.00	35.55	1.68	دبی دو روز قبل (m ³ /s)

7.30	7.08	35.46	1.22	40.11	12.92	333.8	0.49	رسوب معلق (ton/day)
چمانجیر								
8.64	17.41	30.51	4.10	8.50	17.42	31.24	2.93	دما (C)
48.69	37.88	220.5	0	48.47	37.64	221	0	بارش (mm)
8.68	6.85	60	0.8	4.26	6.02	31.1	0.33	دبی (m ³ /s)
8.60	6.942	60	0.8	4.43	5.92	31.1	0	دبی یک روز قبل (m ³ /s)
8.52	6.79	60	0.8	4.42	5.90	31.1	0	دبی دو روز قبل (m ³ /s)
466.29	137.5	2760.92	0.555	149.14	78.79	1161.7	1	رسوب معلق (ton/day)
سراب صیدعلی								
8.44	28.17	40.4	12.2	8.84	27.04	42.2	10.6	دما (C)
57.97	43.41	255	0	48.11	41.63	219.5	0	بارش (mm)
9.20	8.42	70	1.1	3.90	5.66	27.4	0.93	دبی (m ³ /s)
4.62	7.15	20.42	1.1	3.99	5.79	27.4	0.93	دبی یک روز قبل (m ³ /s)
4.65	7.09	20.42	1.1	3.98	5.81	27.4	0.93	دبی دو روز قبل (m ³ /s)
181.35	42.45	1435.39	0.459	61.88	25.03	636.483	1.16	رسوب معلق (ton/day)
کاکارضا								
8.38	27.61	40.4	12.2	8.89	27.15	42.2	10.6	دما (C)
73.88	64.41	309	0	58.61	52.11	257	0	بارش (mm)
6.64	7.65	140.1	0.18	13.83	7.03	25.98	0.62	دبی (m ³ /s)
6.40	6.95	25.98	0.18	13.82	7.84	144.39	0	دبی یک روز قبل (m ³ /s)
6.37	6.97	25.98	0.62	13.81	7.88	144.39	0	دبی دو روز قبل (m ³ /s)
33.64	66.49	1635.2	0.018	5637.56	71.58	191.1	0.622	رسوب معلق (ton/day)

جدول ۵- پارامترهای بهینه‌ی مدل‌های یادگیری

Table 5- Optimal parameters of learning models

چمانجیر		بهرام‌جو	
پارامتر بهینه	مدل	پارامتر بهینه	مدل
C=1, N=0, T=0.001, P=1, E=12, L=0.001, W=1, PUK, O=1, S=1	SVM-PUK	C=1, N=1, T=0.001, P=1, E=12, L=0.9, W=1, PUK, O=1, S=0.001	SVM-PUK
C=1, N=0, T=0.001, P=1, E=12, L=0.1, W=1, RBF, G=1.9	SVM-RBF	C=1, N=1, T=0.001, P=1, E=12, L=0.001, W=1, RBF, G=3.9	SVM-RBF
Gaussian noise = 0.1, $\omega=0.5$, $\sigma=2$	GP-PUK	Gaussian noise = 0.1, $\omega=8.5$, $\sigma=1$	GP-PUK
Gaussian noise = 0.1, $\gamma=0.01$	GP-RBF	Gaussian noise = 0.1, $\gamma=4$	GP-RBF
num-decimal-places=0, M=4	M5P	num-decimal-places=0, M=4	M5P
M=2, V=0.001, N=3, S=1	REPTree	M=2, V=0.001, N=3, S=3	REPTree
K=0, M=1, V=0.001, S=1	RF	K=2, M=1, V=0.001, S=1	RF
کاکارضا		سراب صیدعلی	
C=1, N=0, T=0.001, P=1, E=12, L=0.1, W=1, PUK, O=0.01, S=1	SVM-PUK	C=1, N=0, T=0.001, P=1, E=12, L=0.1, W=1, PUK, O=0.3, S=1	SVM-PUK
C=1, N=1, T=0.001, P=1, E=12, L=0.1, W=1, RBF, G=0.01	SVM-RBF	C=1, N=0, T=0.001, P=1, E=12, L=0.1, W=1, RBF, G=0.2	SVM-RBF
Gaussian noise = 0.01, $\omega=1$, $\sigma=1$	GP-PUK	Gaussian noise = 0.1, $\omega=0.5$, $\sigma=1.5$	GP-PUK
Gaussian noise = 1, $\gamma=0.01$	GP-RBF	Gaussian noise = 0.5, $\gamma=1$	GP-RBF
num-decimal-places=0, M=4	M5P	num-decimal-places=0, M=4	M5P
M=0, V=0.001, N=3, S=1	REPTree	M=2, V=0.001, N=3, S=1	REPTree
K=0, M=1, V=0.001, S=1	RF	K=0, M=1, V=0.001, S=1	RF

بخش‌های آموزش و آزمایش نشان می‌دهد.

جدول ۶ نتایج مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در این تحقیق را در

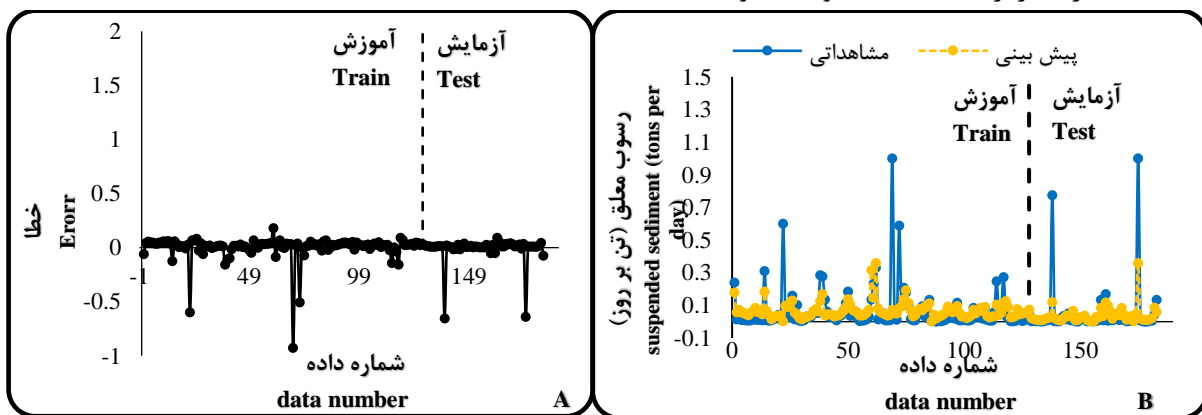
جدول ۶- پارامترهای ارزیابی عملکرد مدل SVM با کرنل‌های RBF و PUK

Table 6- Performance evaluation parameters of SVM model with RBF and PUK kernels

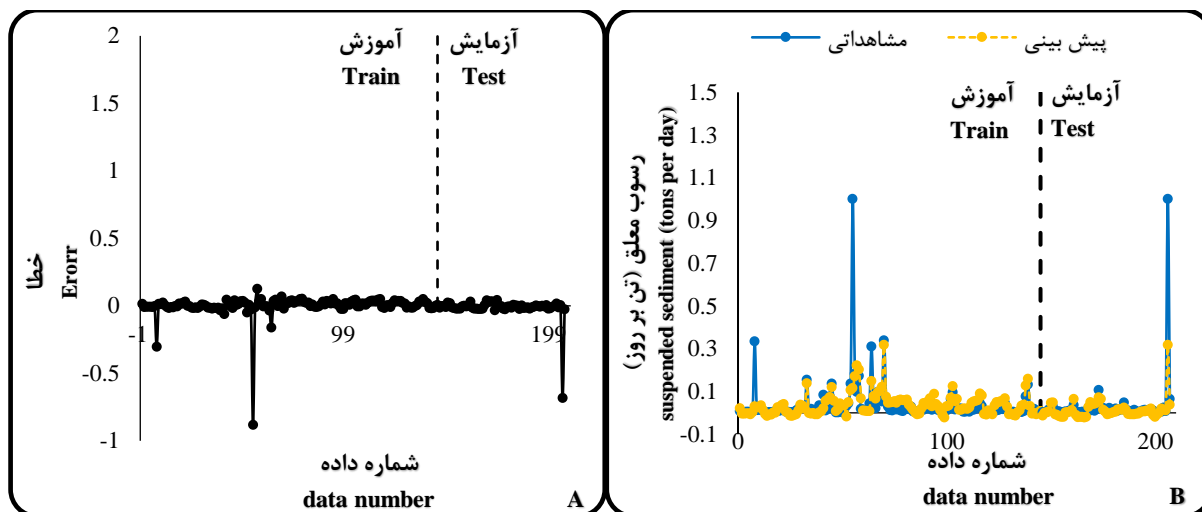
چمانجیر						بهرام‌جو						
آزمایش			آموزش			آزمایش			آموزش			مدل Model
CC	MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	
0.70	0.04	0.14	0.53	0.02	0.10	0.20	0.12	0.21	0.93	0.10	0.13	SVM-PUK
0.80	0.09	0.15	0.45	0.08	0.12	0.21	0.15	0.25	0.60	0.01	0.10	SVM-RBF
0.53	0.06	0.14	0.70	0.03	0.09	0.20	0.14	0.25	0.99	0.001	0.003	GP-PUK
0.62	0.06	0.13	0.47	0.05	0.11	0.21	0.14	0.25	0.9	0.001	0.002	GP-RBF
0.85	0.04	0.12	0.88	0.05	0.1	0	0.14	0.24	0	0.04	0.11	M5P
0.83	0.4	0.12	0.68	0.03	0.09	0.13	0.14	0.24	0.19	0.04	0.11	REPTree
0.66	0.05	0.13	0.95	0.02	0.04	0.26	0.13	0.24	0.88	0.03	0.09	RF
کاکارضا						سراب صیدعلی						
آزمایش			آموزش			آزمایش			آموزش			مدل Model
CC	MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	
0.73	0.13	0.21	0.99	0.10	0.10	0.63	0.09	0.13	0.77	0.08	0.10	SVM-PUK
0.84	0.13	0.24	0.94	0.01	0.07	0.86	0.08	0.12	0.52	0.08	0.10	SVM-RBF
0.73	0.09	0.17	0.99	0.0002	0.0004	0.73	0.02	0.10	0.99	0.008	0.002	GP-PUK
0.80	0.08	0.17	0.92	0.01	0.05	0.55	0.03	0.11	0.92	0.01	0.04	GP-RBF
0.87	0.077	0.11	0.94	0.008	0.02	0.89	0.02	0.08	0.81	0.02	0.08	M5P
0.79	0.12	0.20	0.99	0.001	0.005	0.95	0.02	0.10	0.64	0.02	0.07	REPTree
0.82	0.08	0.14	0.99	0.003	0.02	0.60	0.03	0.10	0.95	0.01	0.03	RF

سراب صیدعلی برابر ۰/۰۸، ۰/۰۲ و ۰/۸۹ محاسبه شده‌اند. در ایستگاه بهرام‌جو به دلیل تعداد کم طول دوره‌ی آماری هیچ‌یک از مدل‌ها نتایج خوبی از خود ارائه نداده‌اند. شکل‌های ۳ تا ۵ نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی رسوب معلق و نمودار داده‌های خطا برای مدل برتر هر ایستگاه هیدرومتری را نشان می‌دهد.

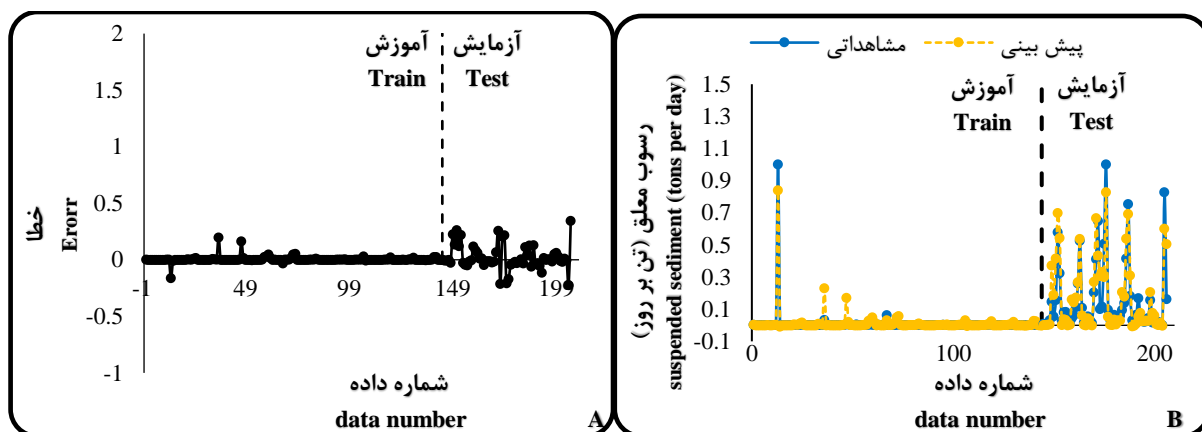
نتایج جدول ۶ نشان می‌دهد که در ایستگاه‌های کاکارضا، چمانجیر و سراب صیدعلی مدل M5P نسبت به سایر مدل‌ها در بخش آموزش و آزمایش از عملکرد بهتری برخوردار بوده است. معیارهای ارزیابی خطا شامل ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق و ضریب همبستگی در بخش آزمایش مدل‌ها به ترتیب در ایستگاه چمانجیر برابر ۰/۱۲، ۰/۰۴ و ۰/۸۵، ایستگاه کاکارضا برابر ۰/۱۱، ۰/۰۷۷ و ۰/۸۷ و ایستگاه



شکل ۳- نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی (A) و نمودار داده‌های خطا (B) مدل M5P ایستگاه چمانجیر
Figure 3- Observation and prediction data graph (A) and error data graph (B) of M5P model of Cham Anjir station



شکل ۴- نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی (A) و نمودار داده‌های خطا (B) مدل M5P ایستگاه سراب صیدعلی
 Figure 4- Observation and prediction data graph (A) and error data graph (B) of REPTree model of Sarab SeydAli station



شکل ۵- نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی (A) و نمودار داده‌های خطا (B) مدل M5P ایستگاه کاکارضا
 Figure 5- Observation and prediction data graph (A) and error data graph (B) of M5P model of KakaReza station

سنج‌رسوب برای ایستگاه‌های مختلف رسم شد که نشان داد ایستگاه بهرام‌جو میزان R^2 ابر ۰/۳۸۳۸ به‌دست‌آمده که نسبت به سایر ایستگاه‌ها بیشتر بوده است. در بحث برآورد رسوب با استفاده از منحنی سنج‌رسوب نتایج نشان داد با توجه به معیارهای ارزیابی استفاده‌شده نتایج خوبی نشان نداده است. ایستگاه چمانجیر نسبت به سایر ایستگاه‌ها نتایج بهتری ارائه داده است که میزان معیارهای سنجش خطای C.C, MAE و RMSE در این ایستگاه به ترتیب برابر با ۵۹/۴۱، ۵۰/۱۱، ۱/۰۸ است. در بخش مربوط به مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری مشخص شد که نتایج حاصل از مدل‌سازی بهتر از نتایج بخش منحنی سنج‌رسوب بوده است و

بحث و نتیجه‌گیری

رسوباتی که توسط آب حمل می‌شوند را رسوبات معلق می‌گویند. برآورد دقیق میزان رسوب حوضه از اهمیت زیادی برخوردار است. برای برآورد میزان رسوب حوضه روش‌های متعددی وجود دارد. در این تحقیق به برآورد رسوب رودخانه‌های کارستی در ایستگاه‌های بهرام‌جو، چمانجیر، سراب صیدعلی و کاکارضا با استفاده از روش‌های منحنی سنج‌رسوب و مدل‌سازی با استفاده از مدل‌های GP و SVM با کرنل‌های RBF و PUK و مدل‌های RF, REPTree, M5P پرداخته شده است. معیارهای ارزیابی عملکرد روش‌های استفاده‌شده در این تحقیق شامل RMSE, MAE, CC می‌باشند. با استفاده از داده‌های دبی و رسوب، منحنی

نتایج قابل‌اعتمادتری ارائه داده است. با توجه به نتایج این بخش مشخص شد که مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری در ایستگاه هیدرومتری بهرام‌جو نسبت به سایر ایستگاه‌های هیدرومتری مورد بررسی در این تحقیق، مدل‌ها عملکرد پایین‌تری برای تخمین رسوب معلق از خود نشان داده‌اند. در ایستگاه هیدرومتری بهرام‌جو به دلیل طول کم دوره‌ی آماری هیچ‌یک از مدل‌ها و همچنین منحنی سنج‌رسوب نتایج خوبی از خود نشان نداده‌اند. در ایستگاه‌های هیدرومتری چمن‌انجیر، سراب صیدعلی و کاکارضا تقریباً همه‌ی مدل‌ها در بخش آزمایش نتایج خوبی داشته‌اند ولی مدل M5P نسبت به سایر مدل‌ها با توجه به معیارهای سنجش خطا در بخش‌های آموزش و آزمایش نتایج بهتری داشته و عملکرد بهتری از خود نشان داده است. نتایج به‌دست‌آمده در بخش آزمایش مدل M5P با توجه به معیارهای ارزیابی شامل ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق و ضریب همبستگی در ایستگاه هیدرومتری چمن‌انجیر به ترتیب برابر با ۰/۱۲، ۰/۰۴ و ۰/۸۵ است، در ایستگاه سراب صیدعلی برابر ۰/۰۸، ۰/۰۲ و ۰/۸۹ بوده و در ایستگاه کاکارضا به همین ترتیب برابر ۰/۱۱، ۰/۰۷ و ۰/۸۷ است. در مجموع نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که در ایستگاه‌های هیدرومتری موردنظر با توجه به داده‌های ورودی و خروجی موردنظر برای برآورد رسوب معلق الگوریتم‌های یادگیری ماشین نسبت به روش منحنی سنج‌رسوب از عملکرد و کارایی بهتری برخوردار بوده‌اند که بر اساس نتایج تحقیق مدل M5P نسبت به سایر مدل‌ها برتری داشته است. Satari et al (2016) به ارزیابی عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان در مدل‌سازی رسوب معلق پرداختند. معیارهای ارزیابی خطا در این تحقیق شامل ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق بوده است. نتایج نشان داده مدل‌ها هر دو عملکرد خوبی داشته‌اند و مدل درختی M5 نسبت به رگرسیون بردار پشتیبان برتری داشته

است که با نتایج این تحقیق همخوانی داشته است. Moradinezhad et al., (2020) در بررسی کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه قره‌چای به مقایسه روش‌های شبکه مصنوعی، نروفازی، منحنی سنج‌رسوب و رگرسیون چند متغیره پرداختند. معیارهای سنجش خطا در این تحقیق R^2 و RMSE بودند که نتایج نشان داد روش‌های نروفازی و شبکه مصنوعی نسبت به روش‌های چند متغیره و منحنی سنج‌رسوب عملکرد بهتری از خود نشان داده‌اند که با نتایج این تحقیق همخوانی دارد. نتایج این تحقیق با نتایج Shahinejad et al., (2022) که در تحقیق خود برای برآورد رسوب معلق با استفاده از مدل‌های ناپارامتریک M5 و رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلین (MARS) به این نتیجه رسیدند که منحنی سنج‌رسوب نسبت به سایر روش‌های استفاده‌شده از دقت پایینی در برآورد رسوب معلق برخوردار است نیز همخوانی دارد. همچنین با نتایج به‌دست‌آمده از تحقیق Naseri et al., (2020) مطابقت دارد، زیرا آن‌ها در تحقیق خود در بهینه‌سازی ضرایب معادله سنج‌رسوب با استفاده از الگوریتم ژنتیک به این نتیجه رسیدند که منحنی سنج‌رسوب نسبت به سایر روش‌های استفاده شده در برآورد رسوب از دقت کمتری برخوردار است و همچنین این روش تحت تأثیر تعداد داده است. در تحقیق حاضر هم نتایج استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تحت تأثیر تعداد داده بود زیرا در ایستگاه بهرام‌جو، نتایج بخش آزمایش مدل‌ها قابل‌قبول نبود که بیانگر استفاده داده‌های بیشتری در بخش آموزش مدل‌ها است. با توجه به نتایج این تحقیق، در صورت وجود دوره آماری طولانی‌مدت، می‌توان از این مدل‌ها به دلیل صرفه‌جویی در زمان و هزینه، برای تخمین رسوب معلق خروجی از حوضه‌ها استفاده کرد و بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، می‌توان طراحی با دقت بالاتری برای بندهای رسوب‌گیر حوزه‌های آبخیز ارائه داد که باعث افزایش کارایی این بندها در هنگام رخداد سیلاب‌ها می‌شود.

References

- Ahmadi, H. (2000). *Applied Geomorphology* (V.1, Water Erosion). Tehran University Publications, 688. (In Persian)
- Beiranvand, N., Sepahvand, A. & Haghizadeh, A. (2023). Suspended sediment load modeling by machine learning algorithms in low and high discharge periods. *Water and Soil Management and Modeling*, 3(2), 50-66 (In Persian). <https://doi.org/10.22098/mmws.2022.11262.1115>
- Bonakdar, L. & Etemad Shahidi, A. (2011). Predicting wave run-up on rubble-mound structures using M5 model tree. *Ocean Engineering*, (38), 111-118. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2010.09.015>
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machin Learning*, 24(2), 123-140.
- Farrokhzadeh, B., Azarakhshi, M., Mahdavi, M. & Selajgh, A. (2008). Regional survey of sediment gauge curve in different climates of Iran. *Journal of Faculty of Natural Resources*, 61(1), 1-12 (In Persian).
- Girolamo, A.M.D., Pillo, R.D., Porto, A.L., Todisco, M.T. & Barca, E. (2018). Identifying a reliable method for estimating suspended sediment load in a temporary river system. *CATENA*, 165, 442-453. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.02.015>
- Honrabakhsh A., Niazi A., Soltani Kopaei S. & Tahmasabi P. (2018). Modeling the relationship between sedimentation rate and hydrological and environmental characteristics of the basin. *Quantitative Geomorphology Research*, 8(1), 117-197(In Persian).
- Hostache, R., Hissler, C., Matgen, P., Guignard, C. & Bates, P. (2014). Modelling suspended-sediment propagation and related heavy metal contamination in floodplains: a parameter sensitivity analysis. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(9), 3539-3551. <https://doi.org/10.5194/hess-18-3539-2014>
- Ildam, A.R. & Panah, M. (2021). Optimizing the most suitable model for estimating the suspended sediment of Hamedan's Shineh Dam River. *Hydrogeomorphology*, 8(27), 37-57. <https://doi.org/10.22034/GMPJ.2020.122214>
- Javidan, S., Taghi Sattari, M., Karimzadeh, P. & Mehrabi, A. (2022). Performance Analysis of Hydrological and Data Based models in Estimation of Suspended Sediment Rate. *Environment and Water Engineering*, 8(2), 468-480. <https://doi.org/10.22034/jewe.2021.305599.1632>
- Jung, B.M., Fernandes, E.H., Möller, O.J. & García-Rodríguez, F. (2020). Estimating Suspended Sediment Concentrations from River Discharge Data for Reconstructing Gaps of Information of Long-Term Variability Studies. *Water*, 12(9), 1-15. <https://doi.org/10.3390/w12092382>
- Norouzi, A., Pajouhesh, M., Abdollahi, Kh. & Esmali Ouri, A. (2021). Estimating the Suspended Sediment Load and Evaluating the Homogeneity and Heterogeneity of Water and Sediment. *Journal of Eco-Hydrology*, 7(4), 1099-1112. <https://doi.org/10.22059/IJE.2020.304694.1345>
- Kumar, S. & Rastogi, R.A. (1987). A conceptual catchment model for estimating suspended sediment flow. *Journal of Hydrology*, 95,155-163. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(87\)90122-3](https://doi.org/10.1016/0022-1694(87)90122-3)
- Mirzaei, M.R., Arab Khodri, M., Faiz Nia, S. & Ahmadi, H. (2005). Comparison of estimation methods of suspended sediment in rivers. *Iranian Journal of Natural Resources*, 58(2), 301-315(In Persian).
- Moradinezhad, A., Davoodmaghami, D. & Moradi, M. (2020). Investigating the effectiveness of methods for estimating the suspended sediment load of Qara Chai River. *Journal of Biology and Water Engineering*, 5(4), 328-338. <https://doi.org/10.22034/jewe.2020.211925.1341>
- Naseri, F., Azari, M. & Dasarani, M.T. (2020). Optimizing the coefficients of the sediment gauge equation using genetic algorithm. *Scientific-Research Quarterly of Irrigation and Water Engineering*, 9(35), 82-98.
- Nourani, V., Gokcekus, H. & Gelete, G. (2020). Estimation of suspended sediment load using artificial intelligence-based ensemble model. *Hindawi Complexity*, 19 pages. <https://doi.org/10.1155/2021/6633760>
- Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(1), 217-222.

- <https://doi.org/10.1080/01431160412331269698>
- Pal, M. & Deswal, S. (2010). Modelling pile capacity using Gaussian process regression. *Computer. Geotechnical*, 37, 942-947. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2010.07.012>
- Prasad, A.M., Iverson, L.R. & Liaw, A. (2006). Newer classification and regression tree techniques: Bagging and random forests for ecological prediction. *Ecosystems*, 9(2), 181-199.
- Quinlan, J.R. (1992). Learning with continuous classes. in Proceedings of the 5th Australian joint Conference on Artificial Intelligence. *Hobart 16-18 November*, 343-348
- Ampomah, R., Hosseiny, H., Zhang, L., Smith, V. & Sample-Lord, K. (2020). A Regression-Based Prediction Model of Suspended Sediment Yield in the Cuyahoga River in Ohio Using Historical Satellite Images and Precipitation Data. *Water*, 12(881), 1-18. <https://doi.org/10.3390/w12030881>
- Rovira, A., Alcaraz, C. & Ibanez, C. (2012). Spatial and temporal dynamics of suspended load at-acrosssection: The lowermost Ebro River, *Water Research*, 46(11), 3671-3681. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2012.04.014>
- Samadianfard, S., Salarifar, M., Javidan, S. & Mikaeili, F. (2020). Estimation of Daily Reference Evapotranspiration in Humid Climates Using Data-Driven Methods of Gaussian Process Regression, Support Vector Regression and Random Forest. *Environment and Water Engineering*, 6(4), 360-373(In Persian). <https://doi.org/10.22034/jewe.2020.241690.1394>
- Satari, M.T., Rezazadeh Joodi, A., Safdari, F. & Ghahremanzadeh, F. (2016). Evaluation of the performance of M5 tree model and support vector regression methods in river suspended sediment modeling. *Journal of water and soil resources protection*, 6(1), 109-123.
- Sepahvand, A., Sihag, P., Singh, B. & Zand, M. (2018). Comparative evaluation of infiltration models. *KSCE Journal*, 22, 4173-4184. <https://doi.org/10.1007/s12205-018-1347-1>
- Sepehvand, A., Nazari Samani, A., Mohammadian, H., Ahmadi, H. & Faiz Nia, S. (2020). Seasonal changes of dissolved sediment and determining the dissolution rate of calcareous formations. *Watershed Science and Engineering of Iran*. 14(48), 21-32 (In Persian). <https://doi.org/20.1001.1.20089554.1399.14.48.4.1>
- Sepehvand, A. & Azizi Najafkali, Z. (2019). Suspended sediment modeling using Gaussian process and multi-layer perceptron models. *15th National conference on Watershed Management Sciences and Engineering of Iran*, 15, 1-6 (in Persian).
- Shahinejad, B., Shahrokhi, S.H. & Yousefi, H. (2022). Estimation of suspended sediment using M5 non-parametric models and multivariate spline adaptive regression (MARS). *Journal of Irrigation and Water Engineering of Iran*, 46, 16-34. <https://doi.org/10.22125/IWE.2021.142020>
- Sutter, R., Verhoeven, R. & Krein, R. (2001). Simulation of sediment transport during flood events, laboratory work and field experiments. *Hydrological Sciences*, 46(4), 599-610. <https://doi.org/10.1080/02626660109492853>
- Taleb Bidokhti, N., Shahoui S., Behnia A., Behbodhi F., Sadeghi S.H.R., Malek A. & Sharifi F. (2003). Specialized Culture of Erosion and Sedimentation. *UNESCO Publications*, 999 pp (In Persian).
- Varwani, J., Faiz-nia, S., Mahdavi, M. & Arab Khodri, M. (2002). Regional analysis of suspended sediment using regression equation in Gorgan River watershed. *Journal of Natural Resources of Iran*, 55(1), 35-47 (In Persian).
- Wang, Y. & Witten, I.H. (1997). Inducing model trees for continuous classes. *Proceedings of the 9th European Conference on Machine Learning*. Prague, Czech Republic: Springer.
- Yang, D., Zhang, X., Pan R., Wang, Y. & Chen, Z. (2018). A novel Gaussian process regression model for state-of-health estimation of lithium-ion battery using charging curve. *Journal of Power Sources*, 384, 387-39. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2018.03.015>
- Zhang, W., Wei, X., Zheng, J., Zhu, Y. & Zhang, Y. (2012). Estimating suspended sediment loads in the Pearl River Delta region using sediment rating curves.

- Geomorphology*, 185, 27–38.
<https://doi.org/10.1016/j.csr.2012.02.017>
- Zoratipour, A., Mahdavi, M., Khaliqi Sigaroudi, S., Seljakeh, A.F. & Shamsalmaali N. (2008). Investigating the effect of sediment classification on the improvement of hydrological methods of extracting the suspended load of rivers. *Journal of Faculty of Natural Resources*, 44, 819-809(In Persian).
- Zounemat-Kermani, M., Kişi, Ö., Adamowski, J. & Ramezani Charmahineh, A. (2016). Evaluation of data driven models for river suspended sediment concentration modeling. *Journal of Hydrology*, 535, 457-472.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.012>