

شد. نتایج بخش اندازه‌گیری میدانی و آزمایشگاهی نشان داد که در تمام اندازه‌گیری‌ها میزان دبی و رسوب زیرحوضه جنوبی با عملیات آبخیزداری اجرا شده بیش از زیرحوضه شمالی بدون اجرای عملیات آبخیزداری بود. علاوه بر این نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌ها نشان داد که در زیرحوضه‌های شمالی و جنوبی، مدل GP-RBF دارای بهترین نتایج بوده که این نتایج برای بخش آزمایش زیرحوضه شمالی با توجه به معیارهای ارزیابی C.C، RMSE، MAE و NSE به ترتیب برابر ۰/۹۵۰۹، ۰/۰۶۷، ۰/۰۴۱ و ۰/۹۲۴ و همچنین در بخش آزمایش زیرحوضه جنوبی مقدار این معیارها به ترتیب برابر ۰/۹۶۶، ۰/۰۴۸، ۰/۰۳۷ و ۰/۹۳۲ است و به‌عنوان بهترین مدل انتخاب شد. تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی مدل GP-RBF نشان داد که دبی جریان خروجی مهم‌ترین ویژگی ورودی در پیش‌بینی رسوب معلق خروجی برای هر دو زیرحوضه شمالی و جنوبی بود.

**کلیدواژه‌ها:** استان لرستان، حوضه قلعه‌گل، عملیات آبخیزداری، مدل‌های هوش مصنوعی، بار رسوب‌معلق.

#### مقدمه

در دهه‌های اخیر افزایش جمعیت و رویکرد جوامع بشری به الگوهای مصرف گرایانه، نیاز به آب و مواد غذایی در بسیاری مناطق جهان، باعث بروز مشکلات بسیاری شده که به دنبال آن میزان بهره‌برداری و استفاده از منابع طبیعی افزایش یافته است. با این افزایش سریع جمعیت جهان میزان بهره‌برداری بی‌رویه انسان از زمین و طبیعت افزایش یافته و در نتیجه باعث تخریب هر چه بیش‌تر و سریع‌تر زمین و طبیعت شده است. انسان‌ها برای تأمین نیازهای آبی خود به بهره‌برداری از عرصه‌های منابع طبیعی روی آوردند. این بهره‌برداری‌ها در بیش‌تر موارد چنان سریع، نامعقول و منفعت‌طلبانه بود که باعث برهم زدن نظم و تعادل سیستمی حوزه‌های آبخیز می‌شود که این یکی از مشکلات بسیار مهم قرن بیست و یکم خصوصاً در کشورهای جهان سوم و همچنین ایران است [۴، ۱۳، ۱۷، ۲۲، ۲۸، ۳۳، ۳۶ و ۴۱]. فرسایش خاک یکی از خطرات جدی و معضلات انسان متمدن امروزی به شمار می‌رود [۲۶]. که یکی از مهم‌ترین و پیچیده‌ترین موضوعات مهندسی رودخانه نیز است. این پدیده‌ها اثرات ویژه‌ای روی شاخص‌های کیفی آب، کنش کف بستر و کناره‌های رودخانه داشته و همچنین خسارات جبران‌ناپذیری به

## استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی رسوب معلق در حوضه‌های با اجرای عملیات آبخیزداری (منطقه مورد مطالعه: حوضه قلعه‌گل استان لرستان)

نسرین بیرانوند<sup>۱</sup>، علیرضا سپه‌وند<sup>۲\*</sup>، بهرام میردریکوند<sup>۱</sup>، حسین زینی‌وند<sup>۳</sup>  
و هوشنگ محمدیان<sup>۱</sup>

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۱۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۲۹

DOI: 10.22034/17.63.25

#### چکیده

در سال‌های اخیر عملیات اجرایی زیادی از نظر کنترل سیل، فرسایش و رسوب در زمینه‌های تحقیقاتی، مطالعاتی و اجرایی آبخیزداری انجام شده است. لذا این تحقیق با هدف استفاده از برخی مدل‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی رسوب‌معلق خروجی دو زیرحوضه شمالی و جنوبی حوزه آبخیز قلعه‌گل استان لرستان انجام شد. در این تحقیق برای اندازه‌گیری رسوب‌معلق و جریان خروجی هر دو زیرحوضه، در زمان شروع بارندگی تا پایان بارندگی و رسیدن ارتفاع جریان رودخانه به دبی پایه، اندازه‌گیری سرعت جریان و نمونه‌برداری از بار رسوب‌معلق و جریان خروجی به‌صورت مستقیم و میدانی از زیرحوضه‌ها انجام گرفت. در ادامه از الگوریتم‌های یادگیری GP (با دو کرنل PUK و RBF، MLP) و RF برای مدل‌سازی رسوب‌معلق استفاده شد. داده‌های ورودی مدل‌ها شامل داده‌های هم‌زمان دما، بارش و دبی جریان و داده خروجی شامل رسوب‌معلق خروجی بود. در این تحقیق برای مدل‌سازی در مرحله آموزش ۷۰ درصد داده‌ها و در مرحله آزمایش ۳۰ درصد باقی‌مانده مورد استفاده قرار گرفتند. در نهایت برای مقایسه نتایج مدل‌های مختلف و انتخاب بهترین مدل، از معیارهای سنجش خطای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی (C.C) و میانگین مربعات خطا (MAE) استفاده

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، ایران.  
۲- استادیار گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، ایران. Sepahvand.a@lu.ac.ir  
۳- دانشیار گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، ایران.

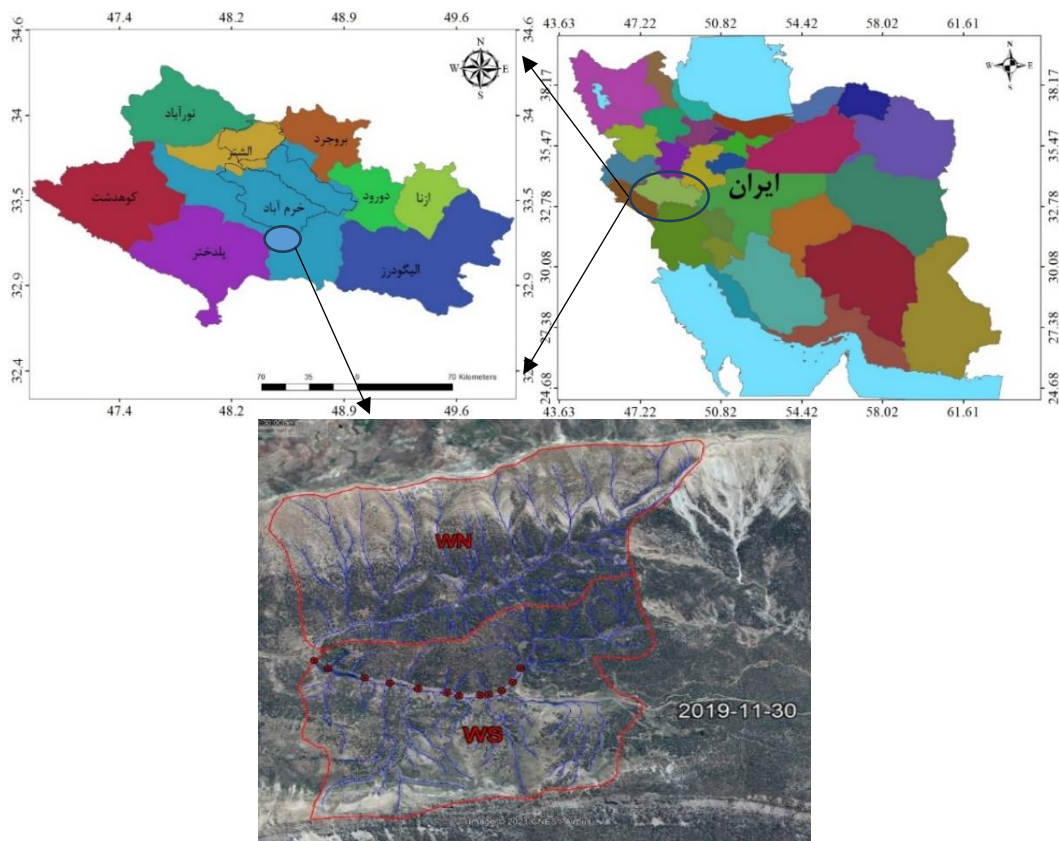
طرح‌های عمرانی آب وارد می‌نماید و پیش‌بینی دقیق میزان رسوب حاصل از آن اهمیت قابل توجهی در مدیریت منابع آب، طراحی و ساخت و هم‌چنین برنامه‌ریزی در بهره‌برداری از سازه‌های آبی دارد [۴۲]. تحلیل بار رسوب معلق (SSL) اساس شناخت روند فرسایش و رسوب رودخانه و حوزه آبخیز است. تشدید فرسایش، منجر به از دست دادن خاک حاصلخیز کشاورزی به همراه مواد غذایی مفید مانند رس و مواد آلی شده که این مواد در رسوبات به همراه عناصر و فلزات سنگین حمل شده و باعث آلودگی آب خواهند شد [۹ و ۲۵]. فرسایش خاک به دو صورت طبیعی و تشدید (در اغلب موارد عامل ایجاد فرسایش تشدید انسان است) ایجاد می‌شود و شامل فرایندهای غیرخطی و پیچیده است. در نظر گرفتن تمامی عوامل تأثیرگذار بر روی فرایند فرسایش و در نتیجه، اندازه‌گیری و برآورد رسوب بسیار دشوار است [۳ و ۴۷]. بنابراین با توجه به عدم اطمینان در شناخت فرایندهای موثر بر فرسایش و رسوب‌دهی در مدل‌سازی SSL یک حوزه آبخیز، به جای تمرکز برای ارائه رابطه‌ای کمی، توجه به پاسخ حوزه آبخیز در مقابل عوامل ورودی به آن (نظیر متغیر دینامیک حوزه آبخیز مانند بارش) حائز اهمیت است [۴۳]. رسوب معلق به‌عنوان یکی از اجزای مهم عملکرد هیدرولوژیکی، ژئومورفولوژیکی و اکولوژیکی حوزه‌های آبخیز و عامل اصلی کاهش کیفیت آب رودخانه‌ها شناخته شده است [۴۵]. بار رسوبی رودخانه یکی از مهم‌ترین پارامترها در مدیریت پروژه‌های هیدرولیکی شاخص وضعیت خاک و فرسایش حوزه آبخیز است [۵۰]. ارزیابی و پیش‌بینی حجم رسوبات معلق به‌منظور اجرای برنامه‌های حفاظت خاک و کاهش رسوب‌زایی و هم‌چنین محاسبه و طراحی دقیق حجم سدهای رسوب‌گیر و مخزنی و به‌طورکلی در زمینه پایداری منابع آبی و مدیریت محیط زیست ضرورت دارد [۳۷ و ۵۱]. پدیده فرسایش و انتقال رسوب از فرایندهای پیچیده هیدرودینامیکی است که به دلیل دخالت فاکتورهای مختلف شبیه‌سازی رفتاری آن به آسانی میسر نیست [۴۹]. داده‌های بار رسوب معلق، از نظر کمیت و کیفیت دچار مشکل هستند. مشکلات در دسترس نبودن داده‌های بار رسوب معلق، مربوط به تعداد کم اندازه‌گیری‌ها، با توجه به هزینه زیاد، خرابی تجهیزات موجود در ایستگاه‌های آب‌سنجی و یا کمبود نیروی متخصص و مشکلات کیفی در ارتباط با دقت پایین اندازه‌گیری‌های انجام شده (به ویژه در دبی پایین) است. در صورتی که حجم زیادی از رسوب در دبی بالا حمل می‌شود [۴۳]. به دلیل مشکلات کمی و کیفی داده‌ها در اندازه‌گیری مستقیم، از روش‌های مدل‌سازی و برآورد آن در حوزه‌های آبخیز استفاده می‌شود. یکی از این روش‌ها، روش‌های هوشمند پردازش داده‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که به دلیل تحلیل اطلاعات با روشی مشابه مغز انسان، داشتن قدرت تعمیم‌دهی، عدم نیاز به یک مدل ریاضی از پیش تعیین شده و توانایی آموزش و

یادگیری می‌تواند در تخمین بار رسوب معلق مورد استفاده قرار گیرد. مدل‌های توسعه یافته از این شبکه‌ها قادرند، در شرایطی که داده‌ها از کیفیت و کمیت مناسبی برخوردار نیستند، هنوز هم کارآمد و دارای قدرت تعمیم‌دهی باشند. با پیشرفت‌های صورت گرفته در علم هوش محاسباتی استفاده از مدل‌های پیچیده‌تر و تکامل یافته‌تر در مطالعات رسوب مرسوم شد. به طوری که زونمات و همکاران [۵۱] به مدل‌سازی غلظت رسوب معلق براساس مدل‌های داده محور پرداختند. آنان در مطالعه خود مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، SVR و منحنی سنجه رسوب را مورد مقایسه قرار دادند. نتایج بر اساس معیارهای ارزیابی در این مدل‌ها نشان داد که مدل‌های ANN و SVR به ترتیب ۲۳ درصد و ۱۸ درصد بهبود در پیش‌بینی و ۱۸ درصد و ۱۵ درصد بهبود در برآورد بیش از مدل‌های سنتی داشته است و مدل SVR با تابع RBF دارای عملکرد مناسب‌تری به منظور پیش‌بینی بار رسوب معلق است. عباسپور و حقی‌آبی [۱] برای برآورد بار رسوب معلق در ایستگاه هیدرومتری چمن‌انجیر در لرستان، روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب را با داده‌های دبی روزانه و دبی رسوب روزانه مورد مقایسه قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی دارای قدرت بیشتری در برآورد دبی رسوب با میانگین مربعات خطای پایین‌تر (۰/۰۱۸۷) در مقایسه با منحنی سنجه رسوب بود. با توجه به سابقه پژوهش و ارائه نتایج متفاوت در زمینه کارایی روش‌های مختلف الگوریتم‌های یادگیری، هدف از این پژوهش، مدل‌سازی رسوب معلق در دو زیرحوضه دارای اقدامات اجرا شده آبخیزداری و بدون اجرای اقدامات آبخیزداری با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری و ارزیابی میزان کارایی هرکدام از این الگوریتم‌ها در مدل‌سازی رسوب معلق، با استفاده از داده‌های مشاهداتی به دست آمده از نمونه برداری، در دو زیرحوضه از حوضه قلعه گل بود. هم‌چنین با توجه به مشکلات نمونه‌برداری رسوب معلق، استفاده از مدل‌ها برای تخمین رسوب رودخانه باعث کاهش هزینه برای تخمین رسوب معلق خروجی از حوزه آبخیز می‌شود.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

زیر حوضه‌های مورد مطالعه بخشی از حوضه قلعه گل در استان لرستان هستند. حوضه قلعه گل با مختصات جغرافیایی ۲۱°۴۸' تا ۱°۳۳' ۴۸° طول شرقی و ۳۳°۱۵' تا ۳۳°۲۱' ۱۵° عرض شمالی در بخش مرکزی استان لرستان واقع شده است (شکل ۱). زیر حوضه‌های مورد مطالعه به نام‌های شمالی (WN<sup>2</sup>) و جنوبی (WS<sup>3</sup>) به ترتیب با مساحت ۵۷۴ و ۵۰۲ هکتار در سر شاخه‌های حوضه قلعه گل مطابق شکل ۱ مشخص شدند. حوضه جنوبی دارای اقدامات آبخیزداری اجرا شده از قبیل بندهای سنگی ملاتی است، اما بندهای



شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه روی نقشه استان لرستان و ایران  
Fig. 1. Geographical Location of the study area, Lorestan province, Iran

رگبار به فواصل زمانی مشخص و همزمان با اندازه گیری سرعت جریان با استفاده از مولینه و تعیین دبی جریان، نمونه گیری رسوب توسط ظروف دو لیتری و به روش انتگراسیون عمقی [۱۲، ۱۳، ۲۷ و ۳۴] انجام شد. از هر مخزن دو لیتری، یک ظرف یک لیتری پس از مخلوط آب و رسوب برای آنالیز رسوبات گرفته شد. برای اندازه گیری غلظت رسوب از روش تخلیه آب استفاده شد [۳۴ و ۴۶]. در این روش، ظرف یک لیتری مخلوط آب و رسوب را به مدت ۴۸ ساعت به حالت سکون نگه داشته و سپس به آرامی اقدام به تخلیه آب بالای رسوبات شد. بعد از خالی کردن آب اضافی، رسوبات موجود در کف ظرف را شسته و از کاغذ صافی عبور داده شد تا رطوبت رسوب به حداقل برسد سپس رسوبات در آون در دمای ۱۰۵ درجه سانتی گراد به مدت ۲۴ ساعت خشک شد [۹، ۲۳، ۲۷، ۳۴، ۳۵ و ۴۸]. با توزین نمونه های کاغذ صافی همراه رسوب و کسر نمودن وزن کاغذ صافی، وزن رسوب نمونه برحسب گرم در لیتر محاسبه شد [۲۷] و سپس غلظت کل رسوبات در هر رگبار به دست آمد [۹ و ۲۳]. همچنین مقدار کل رسوب، از طریق ضرب حجم کل رواناب در غلظت رسوب برآورد شد [۴۸]. در ادامه داده ها جهت استفاده در فرآیند مدل سازی بر اساس رابطه ۱ نرمان سازی شدند.

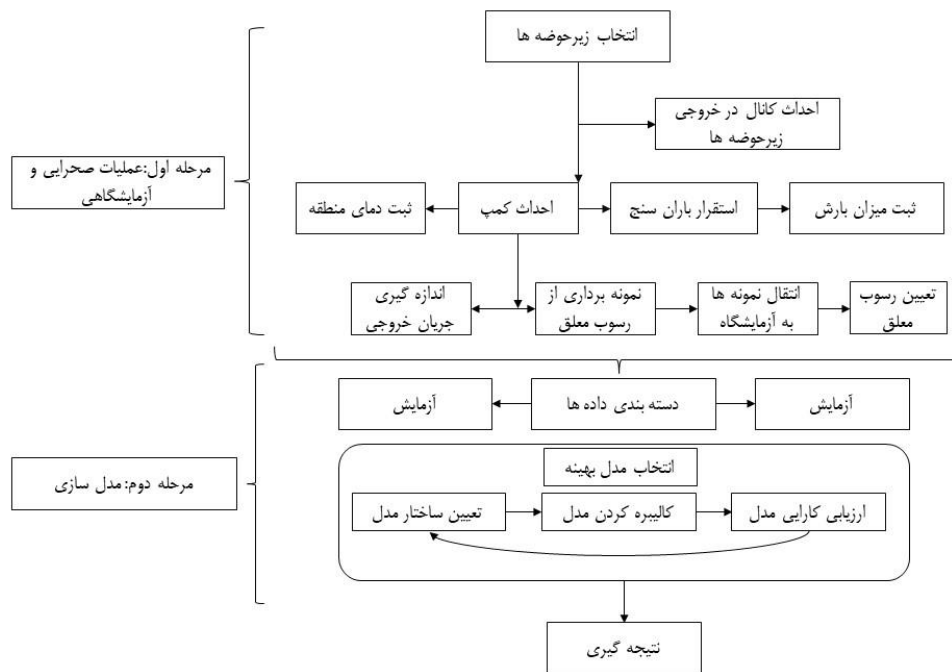
$$X_{new} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

که در آن:  $X_{new}$  داده نرمال شده در محدوده صفر تا ۱،  $X$  مقدار

سنگی ملاتی اجرا شده در حوضه شمالی در حین بارش و سیلاب فروردین ماه ۱۳۹۸، تخریب شدند.

### روش انجام کار

این تحقیق در دو زیر حوضه از سرشاخه های حوضه قلعه گل مطابق با روندنمای شکل ۲ انجام شد. در این تحقیق، با توجه به اینکه در زیرحوضه های مورد مطالعه ایستگاه هیدرومتری موجود نبود، برای بررسی و اندازه گیری پارامترهای هیدرولوژیکی به روش مستقیم و مطابق زیر عمل شد. ابتدا در خروجی هر دو زیرحوضه با اجرای عملیات آبخیزداری و بدون اجرای عملیات آبخیزداری برای اندازه گیری نمونه های رسوب و حجم جریان، اقدام به احداث کانال مطابق شکل ۳ شد. قبل از وقوع بارندگی در منطقه حاضر شده و با ایجاد کمپ صحرائی، از زمان شروع بارندگی تا پایان آن در هر دو زیرحوضه اندازه گیری سرعت جریان و نمونه برداری از بار معلق انجام گرفت (سیلاب روزهای ۱۳۹۹/۰۹/۱۰، ۱۳۹۹/۰۹/۲۶ و ۱۳۹۹/۱۲/۲۲). بازه زمانی برای نمونه گرفتن از مواد بار معلق، با توجه به تغییر ارتفاع رواناب و همچنین تغییر غلظت انتخاب شد. برداشت اطلاعات دبی و رسوب تا تمام شدن رگبار و رسیدن ارتفاع جریان رودخانه به دبی پایه ادامه یافت. لازم به یادآوری است که میزان بارندگی منطقه با نصب یک باران سنج اندازه گیری شد. در این تحقیق روش نمونه برداری به این صورت بود که در هر



شکل ۲. فلوجارت مراحل انجام تحقیق

Fig. 2. Flow chart of research

تصادفی دارای توزیع نرمال چند متغیره است. فرآیندهای گوسی، توزیعات گوسی چند متغیره را به بعدیت نامتناهی توسعه می دهند. به طور رسمی، یک فرآیند گوسی داده‌های را تولید می کند که در طول این طیف قرار دارد به طوری که هر زیرمجموعه متناهی دامنه یک توزیع گوسی چند متغیره را دنبال می کند [۲]. 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 ورودی‌ها هستند [۶].

### مدل جنگل تصادفی (RF)

مدل RF یک تکنیک یادگیرنده فعال است که توسط Breiman در ۱۹۹۶ ارائه شده است. این مدل (RF) توسعه یافته از مدل طبقه‌بندی و رگرسیون درختی (CART) است. روش CART روشی است که داده‌ها را به طور تکراری برای به دست آوردن ارتباط بین متغیر پاسخ و متغیرهای مستقل و انجام تخمین جداسازی می کند. در روش RF برخلاف سایر روش‌های درختی که تعداد محدودی درخت ترسیم می کنند، صدها یا هزاران درخت طبقه‌بندی تولید می شود. این روش یک روش یادگیری گروهی است و برای طبقه‌بندی با ساختن تعداد درختان زیاد عمل می نماید [۸]. اساس روش‌های یادگیرنده گروهی این است که گروهی از یادگیرنده‌های ضعیف، مجموعه‌های از یادگیرنده‌های قوی را تشکیل می دهند. روش RF با استفاده از آنالیز حساسیت، اهمیت متغیرها در مدل‌سازی را نیز تعیین می کند. RF به روش میانگین کاهش حداقل (MDA)، قادر به ارائه اهمیت متغیرهای مورد استفاده در فرآیند مدل‌سازی است. در روش MDA، مقادیر درست متغیرها با مقادیری که به طور تصادفی برای هر درخت

داده مشاهده‌ای،  $X_{min}$  کم ترین مقدار داده مشاهده‌ای و  $X_{max}$  بیشترین مقدار داده مشاهده‌ای است.

در ادامه برای مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری و تعیین بهترین مدل، از مدل‌های فرآیند گوسی<sup>۱</sup> (GP)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه<sup>۲</sup> (MLP)، و جنگل تصادفی<sup>۳</sup> (RF)، استفاده شد. همچنین در اجرای مدل‌های GP از دو کرنل RBF و PUK استفاده شد. در این تحقیق پارامترهای دما، بارش و دبی جریان به عنوان پارامترهای ورودی و دبی رسوب معلق به عنوان پارامتر خروجی مدل‌سازی استفاده شده است. داده‌های استفاده شده در این تحقیق شامل ۵۲ داده ثبت شده در طول ۳ رگبار هستند که بر اساس زمان اندازه‌گیری، ۷۰ درصد (تعداد ۳۶ عدد برای هر پارامتر یعنی داده‌های رگبارهای ۱۳۹۹/۰۹/۱۰ و ۱۳۹۹/۰۹/۲۶) به عنوان بخش آموزش مدل و ۳۰ درصد باقیمانده (تعداد ۱۶ داده برای هر پارامتر یعنی داده‌های رگبار ۱۳۹۹/۱۲/۲۲) برای بخش آزمایش مدل در نظر گرفته شده است [۲۹]. لازم به ذکر است که این داده‌ها در خروجی هر دو زیرحوضه شمالی و جنوبی در طول رگبارها ثبت شدند.

### فرآیند گوسی (GP)

روش یادگیری ماشینی غیرپارامتری قوی جهت ایجاد مدل‌های احتمال گرایانه جامع از مسائل دنیای واقعی است. فرآیندی تصادفی است که از مقادیر تصادفی در هر نقطه در یک دامنه زمانی یا مکانی تشکیل شده است به طوری که هر یک از متغیرهای تصادفی دارای توزیع نرمال هستند. به علاوه، هر مجموعه متناهی از این متغیرهای

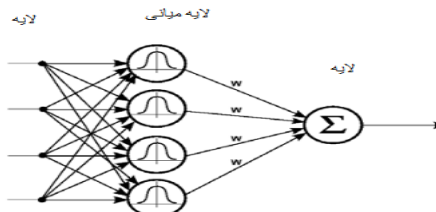
1. Gaussian processes
2. Multi-Layer Perceptron
3. Random Forest





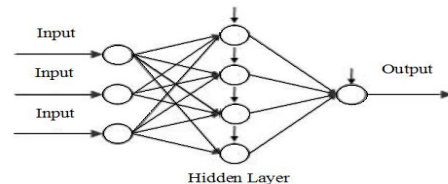
شکل ۳- کانال احداث شده در خروجی زیرحوضه جنوبی (A) و شمالی (B)

Fig. 3. Outlet chanal of the North (A) and Suth (B) sub-watersheds



شکل ۵- ساختار شبکه عصبی توابع پایه شعاعی (RBF)

Fig. 5. Structure of Neural Network by RBF kernel



شکل ۴- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

Fig. 4. Structure of Multilayer Perceptron neural Network

در این روش اغلب تابع انتقال در لایه میانی و تابع گوسین در لایه خروجی تابع خطی است [۱۱]. عموماً آموزش شبکه RBF به دو بخش تقسیم می‌شود. بخش اول یادگیری بدون نظارت است که با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی، پارامترهای توابع پایه با استفاده از اطلاعات ورودی تعیین می‌شود. بخش دوم که یادگیری با نظارت است و وزن بین لایه میانی و خروجی با استفاده از روش‌های کاهش شیب و رگرسیون خطی تعیین می‌شود. یکی از تفاوت‌های شبکه پرسپترون چند لایه و توابع پایه شعاعی این است که در شبکه پرسپترون چند لایه، مجموع وزن‌دار نرون‌های رسیده به نرون لایه میانی به‌عنوان ورودی توابع تحریک در نظر گرفته می‌شود ولی در شبکه‌های توابع پایه شعاعی فاصله هر الگو با بردار مرکز هر نرون در لایه میانی به‌عنوان ورودی تابع تحریک شعاعی محاسبه می‌شود. شکل ۵ ساختار شبکه عصبی توابع پایه شعاعی را نشان می‌دهد.

#### معیارهای سنجش خطا

در این تحقیق از پارامترهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق<sup>۲</sup> (MAE)، ضریب تبیین<sup>۳</sup> (CC) و ضریب ناش-ساتکلایف<sup>۴</sup> (NSE) برای ارزیابی دقت مدل‌های نفوذ استفاده شد (رابطه‌های ۲ تا ۴). از بین مدل‌های مذکور مدلی که از ضریب همبستگی بالاتر، ریشه میانگین مربعات خطا و خطای مطلق نزدیک به صفر باشد به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برای تعیین ضرایب نفوذپذیری در تیمارهای مختلف بافت خاک مورد نظر انتخاب شد.

تولید شده است جایگزین می‌شود و اگر این جایگزینی اثری روی خطای اندازه‌گیری نداشته باشد اهمیت آن کم است و اگر مقدار خطای اندازه‌گیری افزایش یابد، آن متغیر مهم است [۶ و ۸].

#### شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

در یک دهه گذشته تمایل به استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در بین هیدرولوژیست‌ها به شدت افزایش یافته است که از آن جمله می‌توان به تحقیقات هسو و همکاران [۲۱] و کیسی [۲۴] و بسیاری دیگر اشاره کرد. همگی این محققین به قدرتمند بودن این روش برای مدل‌سازی پدیده‌های مختلف به‌ویژه پدیده‌های غیرخطی اذعان کرده‌اند. از جمله ساختارهای مهم شبکه‌های عصبی، پرسپترون چندلایه (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا است. این الگوریتم به خوبی قادر به تقریب توابع دلخواه است [۲۰]. مبانی نظری این الگوریتم همان مبانی نظری روش‌های معمول مبتنی بر مشتقات جزئی گوس-نیوتون و نیوتون-رافسون است. در این شبکه از یک لایه ورودی جهت اعمال ورودی‌های مسئله، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی که نهایتاً پاسخ‌های مسئله را ارائه می‌نماید، استفاده می‌شود. برای کار با شبکه عصبی مصنوعی ابتدا باید پارامترهای تاثیرگذار بر خروجی مورد نظر، به‌عنوان لایه‌های ورودی به شبکه داده شوند و سپس تعدادی نقاط تعلیمی در اختیار شبکه قرار بگیرد، تا شبکه با استفاده از این نقاط میزان تاثیر هر یک از لایه‌های ورودی را تعیین نماید [۱۰]. در شکل ۴ ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نمایش داده شده است.

#### شبکه‌های تابع پایه شعاعی (RBF)

شبکه‌های تابع پایه شعاعی از نوع شبکه‌های پیشرو همراه با یک لایه میانی هستند که برای اولین بار در سال ۱۹۸۸ معرفی شدند.

1. Root Mean Square Error
2. Mean absolute error
3. Correlation Coefficient
4. Nash Sutcliffe

از مدل‌های استفاده شده برای مدل‌سازی رسوب معلق خروجی زیرحوضه‌های شمالی و جنوبی را نشان می‌دهد.

جدول ۴ بهترین نتیجه بخش آموزش و آزمایش مدل‌های استفاده شده با توجه به معیارهای ارزیابی را در زیر حوضه شمالی و جنوبی نشان داده است. مطابق نتایج این جدول مشخص شد که هر یک از مدل‌ها در بخش آموزش و آزمایش چه عملکردی از خود نشان داده‌اند که مطابق نتایج همه مدل‌ها عملکرد بسیار خوبی را در بخش‌های آموزش و آزمایش، برای داده‌های مربوط به هر دو زیرحوضه‌های شمالی و جنوبی از خود نشان داده‌اند.

مقایسه نتایج مربوط به مدل‌های GP-RBF، GP-PUK، MLP و RF نشان داد که در زیر حوضه شمالی مدل GP با کرنل RBF در بخش آموزش با میزان ضریب تبیین، ریشه میانگین مربعات خطا، خطای مطلق و ضریب ناش-ساتکلیف به ترتیب برابر ۰/۹۵۸، ۰/۰۳، ۰/۰۱۹ و ۰/۹۵۷، و در بخش آزمایش با MAE، RMSE، C.C و NSE به ترتیب برابر ۰/۹۵۰۹، ۰/۰۶۷، ۰/۰۴۱ و ۰/۹۲۴ به عنوان بهترین مدل برای تخمین میزان رسوب معلق انتخاب شد. همچنین نتایج نشان داد که در زیر حوضه جنوبی مدل GP با کرنل RBF در بخش آموزش با میزان MAE، RMSE، C.C و NSE به ترتیب برابر ۰/۹۶۷، ۰/۰۲۸، ۰/۰۱۶ و ۰/۹۶۵، و در بخش آزمایش با ضریب تبیین، ریشه میانگین مربعات خطا، خطای مطلق و ضریب ناش-ساتکلیف به ترتیب برابر ۰/۹۶۶، ۰/۰۴۸، ۰/۰۳۷ و ۰/۹۳۲ به عنوان بهترین مدل برای تخمین میزان رسوب معلق انتخاب شد. همچنین مدل MLP با کم‌ترین ضریب همبستگی و بیش‌ترین خطا در مرحله آموزش و آزمایش به عنوان ضعیف‌ترین مدل برای تخمین میزان رسوب معلق خروجی در هر دو زیرحوضه شمالی و جنوبی انتخاب شد. در نهایت با توجه به نتایج به دست آمده مشخص شد که مدل GP با کرنل RBF در زیر حوضه جنوبی با اجرای عملیات آبخیزداری دارای عملکرد بهتری برای تخمین میزان رسوب معلق نسبت به زیرحوضه شمالی بدون اجرای عملیات آبخیزداری بوده است. شکل‌های ۶ و ۷ پراکنش داده‌های مشاهداتی و تخمینی مدل‌ها در مراحل آموزش و آزمایش زیرحوضه‌های شمالی و جنوبی را نشان می‌دهند. همچنین شکل‌های ۸ تا ۱۱ نمودار کارایی و تغییرات خطای مدل GP-RBF در مرحله‌ی آموزش و آزمایش برای هر دو زیر حوضه شمالی و جنوبی را نشان می‌دهند.

جدول ۵ تحلیل حساسیت برای یافتن پارامترهای ورودی مهم در تخمین میزان رسوب معلق خروجی زیرحوضه‌های شمالی و جنوبی انجام شد. مطابق نتایج این جدول برای تحلیل حساسیت مدل GP-RBF را نسبت به پارامترهای ورودی برای تخمین میزان رسوب معلق خروجی هر دو زیرحوضه شمالی و جنوبی، نشان داد که در زیر حوضه شمالی مدل GP-RBF با حذف دبی جریان ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و خطای مطلق مدل به ترتیب برابر ۰/۱۴، ۰/۳۵۹ و ۰/۲۵۳ است که حساسیت بیشتری را نسبت به حذف سایر پارامترها از خود نشان داده است، همچنین در

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

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |H - F|}{n} \quad (3)$$

$$CC = \frac{n \sum HF - (\sum H)(\sum F)}{\sqrt{n(\sum H^2) - (\sum H)^2} \sqrt{n(\sum F^2) - (\sum F)^2}} \quad (4)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_i (H-F)_i^2}{\sum_i (H-\bar{H})^2} \quad (5)$$

در روابط فوق، F مقدار برآورد شده، H مقدار مشاهده شده،  $\bar{H}$  میانگین مقادیر مشاهده شده و n تعداد داده‌های اندازه‌گیری نفوذ است.

در نهایت بعد از انتخاب بهترین مدل، از روش حذفی برای تحلیل حساسیت مدل استفاده شد. به این صورت که پارامترهای ورودی یکی یکی حذف شدند و در هر مرحله کارایی مدل مورد ارزیابی قرار گرفت و ورودی که بیشترین تغییر را در کارایی مدل ایجاد کرد به عنوان تاثیرگذارترین پارامتر برای تخمین رسوب معلق انتخاب شد.

## نتایج

جدول ۱ نتایج مربوط به دبی اوج، رسوب اوج و رسوب کل اوج به تفکیک روزهای بارندگی (۱۳۹۹/۰۹/۱۰، ۱۳۹۹/۰۹/۲۶ و ۱۳۹۹/۱۲/۲۲) را در زیرحوضه‌های WN و WS نشان می‌دهد. مطابق نتایج این جدول، در زیرحوضه شمالی و جنوبی بیشترین دبی اوج به ترتیب با مقدار ۵۰۹/۱۲ و ۶۴۱/۶ لیتر بر ثانیه در بارش روز ۱۳۹۹/۱۲/۲۲ مشاهده شده است. علاوه بر این بیشترین دبی رسوب اوج آبراهه زیرحوضه شمالی به مقدار ۳/۴۰ گرم بر ثانیه در بارش روزهای ۱۳۹۹/۰۹/۱۰ و ۱۳۹۹/۱۲/۲۲ و در زیرحوضه جنوبی با مقدار ۴/۱۱ گرم بر ثانیه در بارش روز ۱۳۹۹/۰۹/۱۰ بوده است. همچنین مطابق نتایج جدول ۲ مشخص شد که بیشترین حجم رواناب و رسوب خروجی حوضه‌های شمالی و جنوبی به ترتیب با میزان ۵۸۹۲/۵ و ۶۴۳۵/۴ مترمکعب در رگبار روز ۱۳۹۹/۱۲/۲۲ اتفاق افتاده است. لازم به ذکر است که بیشترین میزان بارش در رگبار روز ۱۳۹۹/۰۹/۱۰ اتفاق افتاده است. جدول ۲ خصوصیات آماری پارامترهای ورودی و خروجی را در مرحله آموزش و آزمایش مربوط به زیرحوضه‌های شمالی و جنوبی را نشان می‌دهد. مطابق نتایج این جدول مشخص شد که حداکثر و حداقل رسوب خروجی در بخش آموزش برای زیرحوضه شمالی به ترتیب برابر صفر و ۸۲۹/۸۹ گرم بر ثانیه و در زیر حوضه جنوبی به ترتیب برابر صفر و ۹۸۹/۲ گرم بر ثانیه است. همچنین در بخش آزمایش مدل، حداکثر و حداقل رسوب خروجی در زیرحوضه شمالی برابر صفر و ۱۷۳۱/۹۹ گرم بر ثانیه و در زیرحوضه جنوبی به ترتیب برابر صفر و ۱۸۳۷/۵۹ گرم بر ثانیه هستند. جدول ۳ پارامترهای بهینه مربوط به هر یک

جدول ۱ دبی اوج، رسوب اوج و رسوب کل اوج به تفکیک روزهای بارندگی

Table 1 . Peak discharge, peak sediment and total peak sediment in different of percepitation

WN				Sub-Watershed
بارش (میلی متر) Precipitation (mm)	کل حجم رواناب (مترمکعب) Total volume of runoff (m <sup>3</sup> )	رسوب اوج (گرم بر لیتر) (g/Lit)Peak Sediment	دبی اوج (لیتر بر ثانیه) (Lit/s) Peak discharge	تاریخ Date
55	4487.5	3.40	243.95	1399/09/10
45	4474.7	2.69	175.49	1399/09/26
49	5892.5	3.40	509.12	1399/12/22
WS				Sub-Watershed
بارش (میلی متر) Precipitation (mm)	کل حجم رواناب (مترمکعب) Total volume of runoff (m <sup>3</sup> )	رسوب اوج (گرم بر لیتر) (g/Lit)Peak Sediment	دبی اوج (لیتر بر ثانیه) (Lit/s) Peak discharge	تاریخ Date
55	4331.8	4.11	240.64	1399/09/10
45	6260.2	2.13	258.96	1399/09/26
49	6435.4	2.86	641.60	1399/12/22

جدول ۲- خصوصیات آماری داده‌های مرحله آموزش و مرحله آزمایش

Table 3 Characteristics of the inputs parameters for train and test stage

آموزش								
WS			WN			پارامتر		
رسوب (گرم بر ثانیه) (g/s) Sediment	دبی (لیتر بر ثانیه) Discharge (L/S)	بارش (میلی متر) Precipitation (mm)	دما (درجه سانتی گراد) (°C)Temperature	رسوب (گرم بر ثانیه) (g/s) Sediment	دبی (لیتر بر ثانیه) Discharge (L/S)	بارش (میلی متر) Precipitation (mm)	دما (درجه سانتی گراد) (°C)Temperature	پارامتر Parameter
0	22.56	0	5.8	0	15.62	0	6	Minimum
989.20	258.96	3.75	14.6	829.9	243.95	3.75	14.6	Maximum
250.71	123.53	3.09	9.76	96.09	110.24	3.41	10.11	Average
252.77	69.69	1.35	2.95	197.17	55.48	0.94	2.86	SD
آزمایش								
WS			WN			پارامتر		
رسوب (گرم بر ثانیه) (g/s) Sediment	دبی (لیتر بر ثانیه) Discharge (L/S)	بارش (میلی متر) Precipitation (mm)	دما (درجه سانتی گراد) (°C)Temperature	رسوب (گرم بر ثانیه) (g/s) Sediment	دبی (لیتر بر ثانیه) Discharge (L/S)	بارش (میلی متر) Precipitation (mm)	دما (درجه سانتی گراد) (°C)Temperature	پارامتر Parameter
0	11.2	0	4	0	15.10	0	4.9	Minimum
1837.59	641.6	4.9	13.4	1731.99	509.11	4.9	13.4	Maximum
441.63	192.58	3.5	6.13	480.34	187.77	3.76	6.175	Average
610.35	175.38	2.29	2.38	563.96	128.25	2.14	2.37	SD

جدول ۳- پارامترهای بهینه مدل‌های مختلف

Table 3 Primary parameters for different methods

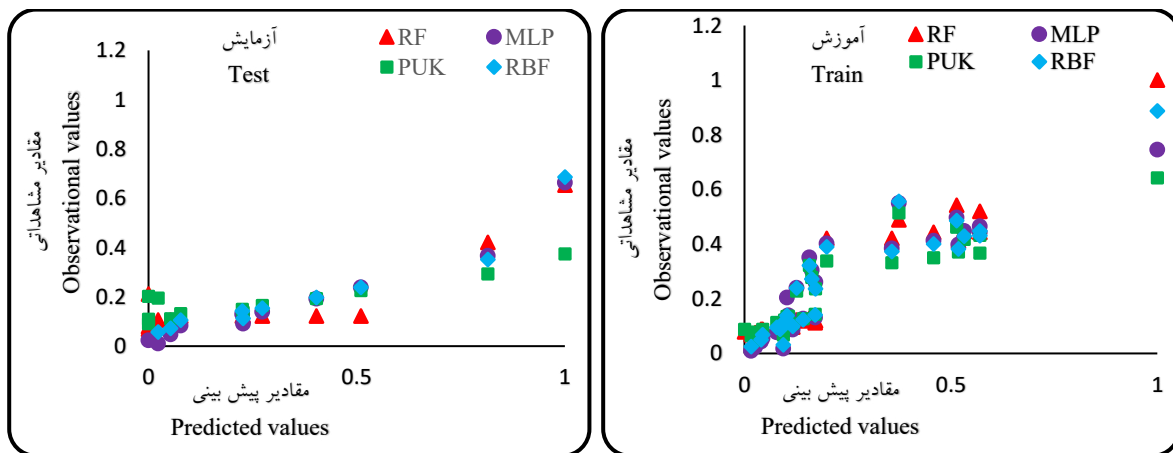
پارامتر بهینه	مدل
Optimal parameters	Model
L 0.9 -N 0 -K- O 1.5 -S 1.2 -C 250007” -S 1	GP-PUK
L 0.01 -N 1 -K -C 250007 -G 0.001” -S 1	GP-RBF
L 0.01 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a	MLP
P 100 -I 10 -num-slots 2 -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -depth 2	RF
WS	
L 1.0 -N 0 -O 1.0 -S 1.2 -C 250007” -S 1	GP-PUK
L 0.3 -N 1 -K -C 250007 -G 0.1” -S 1	GP-RBF
L 0.3 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a	MLP
P 100 -I 100 -num-slots 1 -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -depth 2	RF

Table 4. Forecasting performance indices of GP-PUK، GP-RBF، MLP، RF models for train and test Dataset

مدل Model	آموزش Train				آزمایش Test			
	C.C	RMSE	MAE	NSE	C.C	RMSE	MAE	NSE
	GP-PUK	0.91	0.070	0.056	0.908	0.916	0.098	0.076
GP-RBF	0.958	0.03	0.019	0.957	0.9509	0.067	0.041	0.9241
MLP	0.872	0.09	0.68	0.868	0.914	0.088	0.062	0.868
RF	0.9697	0.063	0.044	0.962	0.942	0.064	0.047	0.903

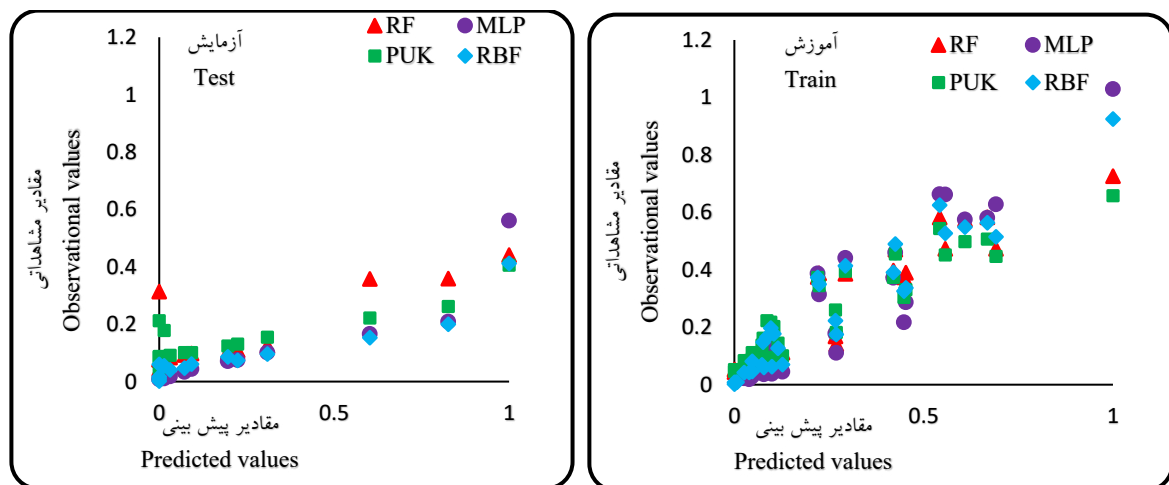
  

WS								
مدل Model	آموزش Train				آزمایش Test			
	C.C	RMSE	MAE	NSE	C.C	RMSE	MAE	NSE
	GP-PUK	0.9057	0.09	0.068	0.855	0.817	0.144	0.104
GP-RBF	0.967	0.028	0.016	0.965	0.966	0.0489	0.037	0.932
MLP	0.918	0.072	0.052	0.905	0.908	0.095	0.039	0.898
RF	0.931	0.071	0.044	0.908	0.949	0.084	0.048	0.917



شکل ۶- پراکنش داده‌های مشاهده‌ای و تخمینی مدل‌های مختلف در بخش آموزش و آزمایش زیرحوضه WN

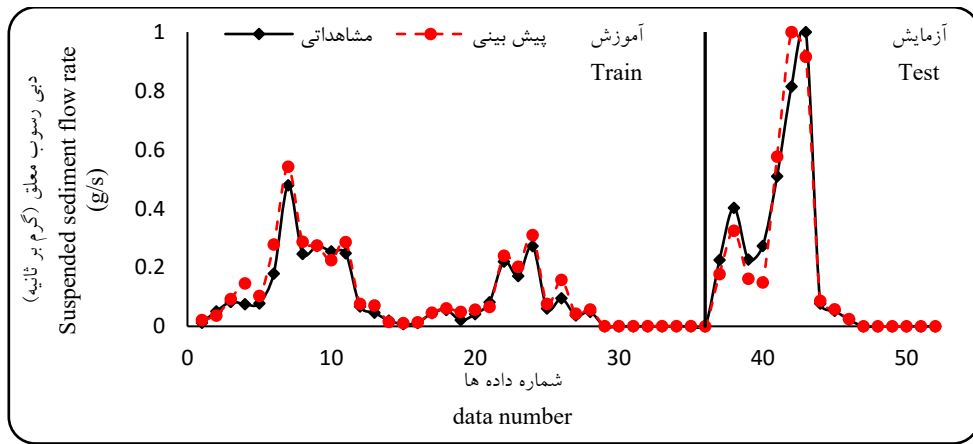
Fig. 6. Performance of GP\_RBF, GP\_PUK, MLP and RF models during training and testing stages in WN



شکل ۷- پراکنش داده‌های مشاهده‌ای و تخمینی مدل‌های مختلف در بخش آموزش و آزمایش زیرحوضه WS

Fig. 7. Performance of GP\_RBF, GP\_PUK, MLP and RF models during training and testing stages in WS

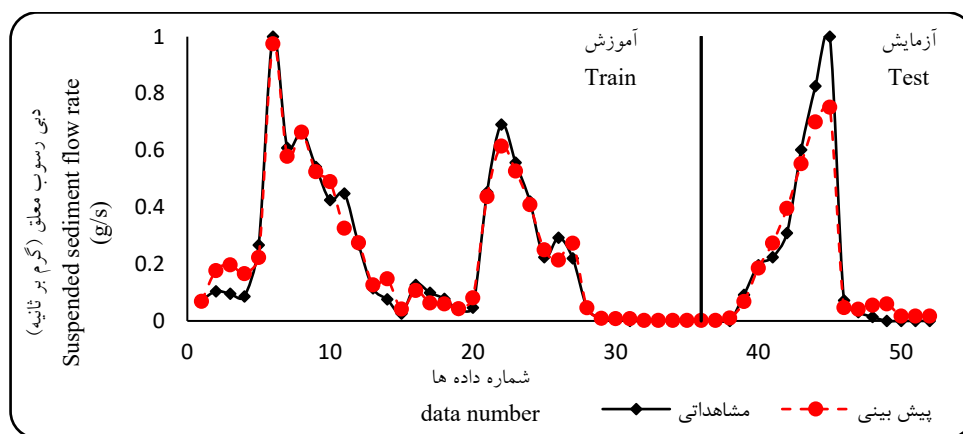




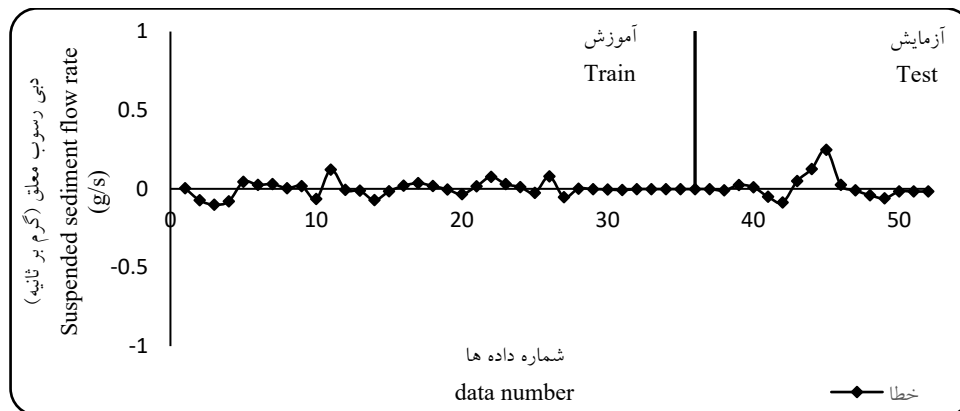
شکل ۸- نمودار کارایی مدل GP-RBF در مرحله‌ی آموزش و آزمایش زیر حوضه WN.  
 Fig. 8. Performance of GP-RBF models during training and testing stages in WN.



شکل ۹- نمودار تغییرات خطای مدل GP-RBF در مرحله‌ی آموزش و آزمایش زیر حوضه WN.  
 Fig. 11. The graph of the errors changes for the GP-RBF model in the training and testing phase of the WN



شکل ۱۰- نمودار کارایی مدل GP-RBF در مرحله‌ی آموزش و آزمایش زیر حوضه WS.  
 Fig. 10. Performance of GP-RBF models during training and testing stages in WS.



شکل ۱۱- نمودار تغییرات خطای مدل GP-RBF در مرحله‌ی آموزش و آزمایش زیر حوضه WS

Fig. 11. The graph of the errors changes for the GP-RBF model in the training and testing phase of the WS

جدول ۵- تحلیل حساسیت مدل GP-RBF

Table 5. sensitivity analysis of GP-RBF model

WN				
C.C	RMSE	MAE	پارامتر حذف شده Input parameter removed	پارامتر استفاده شده Input combination
0.041	0.067	0.95	-	T, R, Q
0.113	0.15	0.94	T	R, Q
0.136	0.198	0.95	R	T, Q
0.253	0.359	0.14	Q	T, R
WS				
0.038	0.048	0.966	-	T, R, Q
0.091	0.168	0.98	T	R, Q
0.167	0.274	0.94	R	T, Q
0.229	0.312	0.29	Q	T, R

زیرحوضه جنوبی با اجرای عملیات آبخیزداری بوده است. دلیل این امر را می‌توان متأثر از خصوصیات فیزیوگرافیکی زیرحوضه جنوبی خصوصاً شکل حوضه که به دایره نزدیک است، دانست که این نتایج نشان‌دهنده عدم تأثیر مثبت عملیات آبخیزداری اجرا شده در کاهش جریان سطحی است. علاوه بر این رسوب‌زائی بالای سازندهای منطقه باعث کاهش عمر مفید سازه‌ها شده است که این عامل هم باعث تأثیر کم سازه‌های آبخیزداری بر کاهش جریان سطحی بوده است. همچنین عدم اجرای عملیات بیولوژیکی و بیومکانیکی در سطح حوضه یکی از دلایل اصلی کاهش تأثیر مثبت سازه‌های آبخیزداری بر جریان سطحی بوده است. به عنوان یک اصل کلی، برای افزایش کارایی سازه‌های آبخیزداری، بایستی اجرای صحیح سازه‌های مکانیکی از آبراهه‌های رتبه یک به سمت آبراهه اصلی مد نظر قرار گیرد و عملیات بیولوژیکی در سطح حوضه همزمان با اجرای عملیات مکانیکی انجام شود. میردربکوند و همکاران [۲۹] و نجفی‌نژاد و همکاران [۳۲] با ارزیابی اقدامات بیولوژیکی و مکانیکی به طور جداگانه، مشاهده کردند که تأثیر اقدامات بیولوژیکی روی دبی سیلابی حوضه رامیان بسیار بیشتر از تأثیر اقدامات مکانیکی است که با نتایج این تحقیق همخوانی دارد زیرا در این تحقیق تأثیر اجرای عملیات مکانیکی بدون اجرای عملیات بیولوژیکی، کم بوده

زیرحوضه جنوبی با حذف دبی جریان معیارهای ارزیابی مدل دچار بیشترین تغییر شدند که نشان از حساسیت مدل نسبت به پارامتر دبی جریان است.

### بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی حجم رسوبات معلق رودخانه به منظور اجرای برنامه‌های حفاظت‌آب و خاک و همچنین محاسبه و طراحی دقیق حجم سدهای رسوب‌گیر و مخزنی و به طور کلی در زمینه پایداری منابع آبی و مدیریت محیط زیست ضرورت دارد. از این رو با توجه به مشکلات اندازه‌گیری مستقیم میزان رسوب خروجی از حوضه‌ها، استفاده از مدل‌های مختلف از جمله مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، روشی مناسب جهت صرفه‌جویی در منابع مالی و زمان برای تخمین میزان رسوب معلق خروجی حوضه‌ها است. لذا بر اساس ضرورت و اهمیت اندازه‌گیری رسوب معلق خروجی از حوضه‌های آبخیز، هدف این تحقیق، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای تخمین بار رسوب معلق خروجی از دو زیر حوضه شمالی و جنوبی حوزه آبخیز قلعه گل استان لرستان بود. نتایج این تحقیق نشان داد که تقریباً در همه رگبارها دبی اوج جریان خروجی در زیرحوضه شمالی بدون اجرای عملیات آبخیزداری کمتر از

رسوب و نیز افزایش نفوذپذیری خاک سطح حوضه جهت تغذیه سفره‌های آب زیرزمینی و همچنین افزایش کارایی مدل‌ها برای تخمین رسوب معلق در خروجی حوضه باشیم. همچنین با توجه به نتایج به‌دست آمده از این پژوهش می‌توان از مدل فرآیند گوسی (GP) با کرنل RBF برای صرفه‌جویی در هزینه و زمان برای بحث حفاظت آب و خاک و تخمین رسوب معلق خروجی از حوضه‌ها استفاده کرد. همچنین می‌توان برای اجرای مدیریت بهتر در رابطه با کمیت و کیفیت آب‌های سطحی، این مدل‌ها برای تخمین رسوبات معلق ایستگاه‌های مجاور فاقد آمار دارای شریط زمین‌ساختی و هیدرولوژیکی یکسان در سطح منطقه مورد استفاده قرار گیرند و نتایج قابل اعتمادی در رابطه با رسوب معلق ارائه دهند.

## منابع

1. Abbaspour, B. and A.H. Haghiabi. 2015. Comparing the estimation of suspended load using two methods of sediments rating curve and artificial neural network, a case study: Cham Anjir Station, Lorestan Province. *Journal of Environmental Treatment Techniques*, 3(4): 215-222.
  2. Asadi, M. Fathzadeh, A. and Taghizadeh Mehrjerdi, R. 2017. Optimization suspended load estimation models by using geomorphometric parameters and attribute reduction technique. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 48(3):669-678 (In persian).
  3. Azamathulla, H.M. Cuan, Y.C. Ghani, A.A. and Chang, C.K. 2013. Suspended sediment load comparative study among soft computing techniques. *Computers and Geosciences*, 43(2): 73-82.
  4. Azari, M. Sadeghi, S.H.R. and Tellvari, A.R. 2011. Evaluation of the impact of watershed management projects on flood chrematistic using combination of HEC-HMS and HEC-RAS model in GIS. *Journal of Watershed Science and Engineering in Iran*, 5(15), 69-72. (In persian).
  5. Barzegari Benadkoki, F. Faqihi, Sh.R. and Dasarani, M.T. 1401. Development and evaluation of the technology of measuring the concentration of suspended sediments in water environments by optical measurement method. Document system and national library of the Islamic Republic of Iran. Amirkabir University of Technology, 54(5): 20.
  6. Biranvand, N. Sepehvand, A. and Haqizadeh, A. 2021. Meteorological drought prediction using REEP Tree and Gaussian process models. The 16th Iran Watershed Science and Engineering Conference. Faculty of Agriculture, Shiraz University. March 17 and 18. Page 14. (In persian).
  7. Biranvand, N. Sepehvand, A. Haqizadeh, A. 2021. Modeling suspended sediment using machine learning algorithms in periods
- است. در بخش تحلیل رسوب خروجی از حوضه‌ها مشخص شد که به غیر از رگبار مورخه ۱۳۹۹/۰۹/۱۰، در بقیه رگبارها میزان رسوب اوج زیرحوضه شمالی بدون اجرای عملیات مکانیکی آبخیزداری بیشتر از زیرحوضه جنوبی با اجرای عملیات آبخیزداری بود، که این نتیجه نشان‌دهنده تأثیر مثبت عملیات مکانیکی آبخیزداری بر روی رسوب خروجی زیرحوضه جنوبی بوده است. این موضوع با نتایج عفاری و همکاران [۱۸] که حاکی از اثر مثبت عملیات آبخیزداری بر روی رسوب بوده است همخوانی دارد. به طور کلی نتایج نشان داد که اجرای عملیات مکانیکی آبخیزداری برخلاف اینکه بر روی خصوصیات سیلاب دارای تأثیر کم بودند اما بر روی میزان رسوب خروجی حوضه دارای تأثیر مثبت بوده‌اند و باعث کاهش رسوب خروجی از حوضه جنوبی شده‌اند. در بخش دیگر پژوهش حاضر به مدل‌سازی مدل‌های GP-PUK, RF, MLP و GP-RBF برای تخمین رسوب معلق خروجی از زیرحوضه‌ها پرداخته شد. باتوجه به معیارهای ارزیابی مدل‌ها در زیرحوضه شمالی، همه مدل‌ها در بخش آموزش نتایج بسیار خوبی از خود نشان داده‌اند و در بخش آزمایش نیز نتایج همه مدل‌ها نتایج خوبی و قابل قبول بوده است. با مقایسه نتایج مدل‌ها، مشخص شد که مدل GP-RBF نسبت به سایر مدل‌ها نتایج بهتری داشته است. همچنین در زیرحوضه جنوبی همانند زیرحوضه شمالی، مدل GP-RBF دارای بهترین عملکرد در تخمین میزان رسوب معلق خروجی بود. نتایج به دست آمده از این تحقیق با نتایج تحقیق [۱۶]، [۵] و [۳۰]، همخوانی ندارد، زیرا آن‌ها در تحقیق خود به این نتیجه رسیدند که مدل MLP دارای بهترین کارایی در تخمین رسوب معلق بود. همچنین نتایج تحقیق حاضر با نتایج [۳۹] و [۷] مطابقت نداشت، زیرا آن‌ها در مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری، به ترتیب مدل M5 و مدل GP-PUK را به عنوان مدل برتر انتخاب نمودند. در بخش نتایج مربوط به تحلیل حساسیت مدل GP-RBF در هر دو زیرحوضه شمالی و جنوبی مشخص شد که با حذف دبی جریان، معیارهای ارزیابی کارایی مدل دچار بیشترین تغییر شدند که نشان از حساسیت مدل نسبت به این پارامتر است. اما توجه به پارامتر زمان در تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که با حذف پارامتر زمان در حوضه شمالی بدون اجرای عملیات آبخیزداری، کارایی مدل را کاهش می‌دهد در صورتی که حذف پارامتر زمان در حوضه جنوبی با اجرای عملیات آبخیزداری، دقت و کارایی مدل را برای تخمین رسوب معلق خروجی افزایش داده است. این نشان می‌دهد که پارامتر زمان در حوضه جنوبی با توجه به تأثیر عملیات اجرایی آبخیزداری در رابطه با رسوب خروجی دچار تغییر شده است، یعنی باعث تأخیر در هم‌زمانی پارامترهای دیگر شده است. به طور کلی سازه‌های مکانیکی آبخیزداری بایستی در سطح یک حوضه به همراه اجرای عملیات بیولوژیکی در بالاترین نقطه حوضه تا پایین‌ترین نقطه آن هم‌زمان اجرا شوند تا شاهد کارایی بیشتر عملیات اجرایی آبخیزداری در رابطه با کاهش فرسایش، کاهش سیلاب، کاهش

neural network application in landslide hazard zonation in the Venezuelan Andes. Abstracts of 15th International Conference on Geomorphology, Tokyo, Japan, 23-28.

21. Hsu, S.M. NI, C.F. and Hung, P.F. 2002. Assessment of three infiltration formulas based on model fitting and Richards equation. *Journal of Hydrology Engineering*. 7(5): 373-379.

22. Keesstra, S. Pereira, P. Novara, A. Brevik, E.C. Azorin-Molina, C. ParrasAlcántara, L. Jordán, A. and Cerdà, A. 2016. Effects of soil management techniques on soil water erosion in apricot orchards. *Science Total Environment*, 551–552:357–366.

23. Khazaei, M. Sadeghi, S.H.R. Mirnia, S.Kh. and Yzdani Moghadam, E. 2012. Effect of forest degradation on soil nutrient loss and sediment in Kojoor forest watershed. *Journal of Natural Ecosystems of Iran*, 3(2), 1-12. (In persian).

24. Kisi, O. 2012. Modeling discharge-suspended sediment relationship using least square support vector machine. *Journal of hydrology*, 456, pp.110-120. (In persian).

25. Kisi, O. and Shiri. J. 2012. River suspended sediment estimation by climatic variables implication: prediction of river systems: GEP approach. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(9): 3469-3480.

26. Maghsoudi, M. Shamsipour, A.A. Nurbakhsh, S.F. and Yazdan Panah Asrami, M. 2011. Analyzing and evaluating the potentials and strategies of ecotourism development in Maranjab region. *Journal of Geographical Studies of Dry Areas*. (7)2: 21-45. (In persian).

27. Mahdavei, M. (2013). *Applied Hydrology* (2 Edition). University of Tehran, 8, 441 Pp. (In persian).

28. Melaku, N.D. Renschler, C.S. Holzmann, H. Strohmeier, S. Bayu, W. Zucca, C. Ziadat, F. and Klik, A. 2018. Prediction of soil and water conservation structure impacts on runoff and erosion processes using SWAT model in the northern Ethiopian highlands. *Journal of Soils Sediments*, 18, 1743–1755.

29. Mirdrikund, B. Sepehvand, A. and Zinivand, H. 2021. Evaluation of the effect of watershed management operations on the quantitative characteristics of flow and suspended sediment in Qala-Gol watershed of Lorestan province. (4) 74: 851-866. (In persian).

30. Mosavi, A.H. Shadkani, S. Abbaspour, A. Samadianfard, S. Hashemi, S. and Bandd, SH. 2020. A comparative study of stochastic gradient descent-multilayer perceptron and slope trees for predicting daily suspended load: a case study of the Mississippi River in the United States. *International Journal of Sediment Research*. Journal Pre-proof. (In persian).

of low and high water (case study: Kashkan watershed). *Water and Soil Management Modeling Journal*. Volume 3. Number 2. Pages 50-65. (In persian).

8. Breiman, L. 1996. "Bagging predictors." *Mach. Learn.*, 24(2), 123–140. doi:10.1007/BF00058655.

9. Chen, X.Y. and Chau, K.W. 2016. A hybrid double feed forward neural network for suspended Published June 15th 2012 by Taylor and Francis, 316 pages.

10. Díaz-Álvarez, A. Serradilla, F. Naranjo, J.E. Anaya, J. and Jiménez, F. 2014. Modeling the driving behavior of electric vehicles using smartphones and neural networks. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*.6(3): 44-53.

11. Dibike, Y.B. Solomatine, D. and Abbott, MB. 1999. On the encapsulation of numerical hydraulic models in artificial neural network. *Journal of Hydraulic Research*, 37(2). 147-161.

12. Ebrahimi, M. Asadi, H. Sharifi, A. and Ebrahimi, E. 2019. The Study of Temporal and Spatial Changes of Suspended Sediment Particles' Size Distribution in Pasikhan River in Guilan Province. *Journal of Water and Soil*, 33(2), 229-243. (In persian).

13. Edwards, T.K. and Glysson, G.D. 1999. *Field Methods for Measurement of fluvial Sediment*. USGS Open-file Report 1–97 p.

14. Erkossa, T. Wudneh, A. Desalegn, B. and Taye, G. 2015. Linking soil erosion to on-site financial cost: lessons from watersheds in the Blue Nile basin. *Solid Earth* 6(2), 765–774.

15. Fathizad, H., Karimi, H. and Tavakoli, M. 2016. Role of Sensitivity of Erosion the Geological Formations at Erosion rate and Sediment Yield. *Journal of Watershed Management Research*, 7(13), 193-208. (In persian).

16. Flamaki, A., Eskandari, M., Baghlani, A. and Ahkadi, S.A. 2012. Modeling the sediment load of entire rivers using artificial neural networks. *Journal of water and soil resources protection*. second year. Number three. Page 14-24. (In persian).

17. Ganasri, B.P. and Ramesh, H. 2015. Assessment of soil erosion by RUSLE model using remote sensing and GIS—a case study of Nethravathi Basin. *Geosci Front*, 7, 953–961.

18. Ghafari, G. Ahmadi, H. Bahmani, A. and Nazari Samani A.A. 2017. Investigating the performance of watershed management projects in Kan-Sulqan watershed. *Range and Watershed*, 70(1), 169-180. (In persian).

19. Girmay, G. Sing, B.R. Nyssenand, j. and Borrosen, T. 2009. Runoff and sediment-associated nutrient losses under different land uses in Tigray, Northern Ethiopia. *Journal of Hydrology*, (376), 70–80.

20. Gomez, H. Kavzoglu, T. Mather, P. 2002. Artificial

42. Tasarani M. T. Azimi Fashi K. Talebi A. Ekheda M.R. 2018. Estimating suspended sediments using artificial neural network, a case study: Jamishan watershed, Kermanshah province, Watershed Management Research Journal, 3(3): 61-74. (In persian).
43. Tayfur, G. 2012. Soft computing in water resources engineering, artificial neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms. WIT Press, Southampton, England, UK, 267 pages.
44. Tokar AS, Markus M. 2000. Precipitation-runoff modeling using artificial neural networks and conceptual models. Journal of Hydrology Engineering, 5: 156-161.
45. USEPA. 2000. The Quality of Our Nation's Waters. A Summary of the National Water Quality Inventory: 1998 Report to Congress, Office of Water, 841-S-00-001, Washington, DC., 19 p.
46. Walling, D.E. Collins, A.L. Sickingabula, H.A. and Leeks, G.J.L. 2001. Integrated Assessment of Catchment Suspended Sediment Budgets: A Zambian Example. Land Degradation and Development, 12, 367-415.
47. White, S.M. 2004. Sediment supply and transfer. In: Neural Networks for Hydrological Modeling. sediment load estimation. Water Resources Management, 30: 2179-2194.
48. Yan, Q. Lei, T. Yuan C. Lei, Q. Yang, X. Zhang, M., Su G. and Leping, A. 2015. Effects of watershed management practices on the relationships among rainfall, runoff, and sediment delivery in the hilly-gully region of the Loess Plateau in China. Geomorphology, 228, 735-745.
49. Zhang, W. Wei, X. Zheng, J. Zhu, Y. and Zhang, Y. 2012. Estimating suspended sediment loads in the Pearl River Delta region using sediment rating curves. Geomorphology 185 :27-38.
50. Zhu, Y.M. Lu, X.X. and Zhou, Y. 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: an example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. Geomorphology, 84(1):111-125.
51. Zounemat-Kermani, M. Kişi, O. Adamowski, J. and Ramezani-Charmahineh, A. 2016. Evaluation of data driven models for river suspended sediment concentration modeling. Journal of Hydrology, 535:457-472.
31. Nabi Por, E. Vafah Khah, M. and Moradi, H. R. 2014. Effect of watershed management operations on flood characteristics. Journal of Water and Soil Science, 18(67), 199-212. (In persian).
32. Najafi Nejad, A. Tellvari, A.A. and Tajiki, M. 2018. Evaluation of the effect of watershed management measures on flooding in Ramyan basin using HEC-HMS model. Iranian Water Researches Journal, 12(3(Serial Number 30)), 19-26. (In persian).
33. Nigussie, Z. Tsunekawa, A. Haregeweyn, N. Adgo, E. Nohmi, M. Tsubo, M. Aklog, D. Meshesha, D.T. and Abele S. 2017. Farmers' perception about soil erosion in Ethiopia. Land Degradation Development, 28(2), 401-411.
34. Noor, H. and Sadeghi, S.H.R. 2011. Instantaneous Unit Sediment Graph Modeling. Iran-Water Resources Research, 7(4), 62-70.
35. Putjaroon, W. and Pongewn, K. 1987. Amount of Runoff and Soil Losess from Various Landuse Sampling Plots in Province. Thailand, in: Proceeding of Forest Hydrology and watershed management August 1987, IAHS-AISH, Publication, 22, 167-198.
36. Rahimi, M. Soufi, M. and Ahmadi, H. 2012. Evaluation of Watershed Measures with WOCAT Program in Dejkord Basin. Journal of Water and Soil, 26(1), 1-10. (In persian).
37. Rajaei, T. 2011. Wavelet and ANN combination model for prediction of daily suspended sediment load in rivers. Science of the total environment, 409(15):2917-2928. (In persian).
38. Sepehvand, A. Azizi Najafgholi, Z. 2019. Suspended sediment modeling using Gaussian process and multi-layer perceptron. The 15th National Conference of Iran Watershed Science and Engineering, Sari, <https://civilica.com/doc/1255428>. (In persian).
39. Shahinejad, B. Shahrokhi, S.H. Yousefi, H. 1400. Estimation of suspended sediment using M5 non-parametric models and multivariate spline adaptive regression (MARS) (case study: Tir-Marbare rivers of Lorestan). Scientific Journal of Irrigation and Water Engineering of Iran, Year 12, Number 46, 16-34. (In persian).
40. Soleimani, L. Derikund, B. and Sepehvand, A. 2022. Permeability modeling in different classes of soil texture using learning algorithms, Watershed Research, 35(4), 1-15. (In persian).
41. Taguas, E.V. Guzmán, E. Guzmán, G. Vanwalleghem, T. and Gómez, J.A. 2015. Characteristics and importance of rill and gully erosion. Cuadernos de Investigación Geográfica, 41-20.



## Application of Artificial Intellegint Models for Suspended Sediment Load (SSL) Modeling in Watersheds With Management Operations (Case study: Ghaleh Gol Watershed, Lorestan province)

N. Beiranvand<sup>1</sup>, A. Sepahvand\*<sup>2</sup>, B. Mir derikvand<sup>1</sup>, H. Zeinivand<sup>3</sup>, H. Mohammadian<sup>1</sup>

Received: 03-01-2023

Accepted: 19-05-2023

### Abstract

In recent years, extensive practices have been done on flood control, erosion and sediment in the fields of research and implementation of watershed management. The present study was carried out for the modeling of Suspended Sediment Load (SSL) by artificial intelligent models in two subwatersheds in Ghaleh Gol watershed in Lorestan province, Iran. In this research, the flow velocity was measured and the SSL was sampled directly from the beginning of the rainfall events until the end of them. In this study, four soft computing techniques, GP-PUK, GP-RBF, MLP and RF were used to predict the SSL in study area. Total data set consists of temperature, rain, discharge and suspended sediment load that 70 percent of the entire dataset was used in a training stage of the soft computing techniques and 30 percent was used for testing the models. Finally, the models' accuracy was assessed using three performance evaluation parameters, which were Correlation Coefficient (C.C.), Root Mean Square Error (RMSE), Maximum Absolute Error (MAE) and Nash-Sutcliffe model efficiency (NSE). The obtained results suggest that the GP-RBF model (with C.C= 0.9509, RMSE= 0.067, MAE= 0.041 and NSE=0.924 in North watershed and with C.C= 0.966, RMSE= 0.048, MAE= 0.037 and NSE=0.932 in South watershed) is more accurate to estimate the SSL as compare to the GP-PUK, RF and MLP for the given study area. Thus, GP-RBF was found to be the most suitable model for modelling Suspended Sediment Load (SSL) in the study area. Also, sensitivity analysis concludes that the discharge is the most effective parameter for the estimation of Suspended Sediment Load (SSL).

**Keywords:** Lorestan province, Ghaleh Gol watershed, Watershed Management Operations (WMO), Artificial Intelligent Models (AIM), Sediment Suspended Load (SSL).

1. PhD student, Department of Range and Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Iran.

2. Assistant Professor, Department of Range and Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Iran.

3. Associate Professor, Department of Range and Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Iran. \*Corresponding Author Email: Sepahvand.a@lu.ac.ir