

برآورد رسوب معلق در حوضه آبریز قره‌سو استان اردبیل با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی RBF و MLP

صیاد اصغری سراسکانرود* - استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی.
احسان قلعه - دانشجوی دکتری گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی.
فریبا اسفندیاری درآباد - استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی.
بتول زینالی - استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی.

پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۳/۲۱ تأیید نهایی: ۱۴۰۲/۱۱/۱۴

چکیده

فرسایش به وسیله آب، جدی‌ترین شکل تخریب زمین در بسیاری از نقاط جهان به ویژه در مناطق خشک و نیمه خشک است که در آن میزان تشکیل خاک معمولاً کمتر از میزان فرسایش آن می‌باشد. در این تحقیق کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به دو روش تابع شعاع محور (RBF) و پرسپترون چند لایه (MLP) در تخمین رسوب معلق در حوضه قره‌سو استان اردبیل مورد بررسی قرار گرفت. در این مطالعه از داده‌های ۳۸۳۴ رسوب روزانه ثبت شده مربوط به دوره آماری سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۹۹ استفاده شد. به منظور بررسی همبستگی بین متغیرها برای ورود به عملیات مدل‌سازی از روش همبستگی پیرسون استفاده گردید و جهت پیش‌بینی و مدل‌سازی رسوب در حوضه موردنظر از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج نشان می‌دهد که انتخاب تعداد ۳ نرون در لایه پنهان با داده‌های ارزیابی، آموزش و جدانگه داشته شده به ترتیب با مقادیر ۲۶۱۸، ۷۰۱ و ۵۱۵ برای مدل RBF و تعداد ۸ نرون در لایه پنهان با داده‌های ارزیابی، آموزش و جدانگه داشته شده به ترتیب با مقادیر ۲۵۹۲، ۷۰۹ و ۵۳۳ برای مدل MLP، بیشترین دقت پیش‌بینی را دارا می‌باشند. بطوریکه دقت پیش‌بینی در مدل RBF با ضریب همبستگی $R^2=0/941$ و $RMSE=65/002$ و در مدل MLP با ضریب همبستگی $R^2=0/917$ و $RMSE=88/244$ می‌باشد. با توجه به مشکلات اندازه‌گیری رسوبات بار کف و اریب زیاد ناشی از محاسبه بار بستر به عنوان درصدی از بار معلق، می‌توان توصیه نمود که از مدل شبکه عصبی مصنوعی RBF به عنوان یک روش قدرتمند، سریع و با دقت بالا برای تخمین رسوب استفاده شود. همچنین نتایج حاضر ضمن معرفی عوامل تاثیرگذار بر میزان تولید رسوب در حوزه مورد مطالعه، می‌تواند برای برآورد رسوب به مناطق فاقد آمار تعمیم داده شود.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، روش RBF، روش MLP، قره‌سو.

مقدمه

رسوبی که شامل ذرات جامد منتقل شده توسط آب باشد، رسوب معلق نامیده می‌شود (کیم و ایوانف^۱، ۲۰۱۴). به عبارتی دیگر بار رسوب عبارت است از جریان خروجی کل رسوب از حوضه آبریز یا حوضه زهکشی در مقطع عرضی در دوره زمانی معین (حجازی و برومند، ۱۳۹۳). این بار معمولاً بر حسب وزن در واحد زمان و در واحد سطح بیان می‌گردد و عموماً مبتنی بر اندازه‌گیری بار رسوبی معلق است. ذرات خاک‌هایی که از بستر طبیعی خود جدا می‌شوند همگی همراه با جریان آب به حرکت در نیامده بلکه قسمتی دوباره در جای دیگر ته نشین می‌شود. آن چه همراه آب حرکت می‌کند بار رسوب یا میزان تولید رسوب گفته می‌شود (لی و همکاران^۲، ۲۰۰۶). مکانیسم انتقال رسوب در یک سیستم رودخانه‌ای یک فرآیند پیچیده و غیرخطی است که شامل تأثیر متقابل پارامترهای زمین‌شناسی و هیدرولوژیکی متفاوت در مکان و زمان است. انتقال رسوب پیامدهایی در مدیریت منابع آب، کاربری اراضی، مخاطرات سرزمینی و آسیب به سازه‌های مهندسی ناشی از تکامل مورفولوژیکی بستر رودخانه را دارد. هر ساله مقدار زیادی خاک از سطح حوضه‌های کشورمان توسط عوامل مختلف خصوصاً آب به محل دیگر انتقال یافته و ضمن محدودسازی منابع آب و خاک مشکلات اقتصادی زیادی را به بار می‌آورد (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۸). در اغلب رودخانه‌ها بخش اعظم رسوبات به صورت بار معلق انتقال می‌یابند. رسوبات جمع شده توسط رودخانه‌ها مشکلات زیادی از جمله رسوب‌گذاری در مخازن سدها و کاهش حجم مفید آن‌ها، تغییر مسیر رودخانه به دلیل رسوب‌گذاری در بستر آن‌ها، کاهش ظرفیت عبور کانال‌ها و تأسیسات انتقال آب و تغییر کیفیت آب به لحاظ شرب و کشاورزی را به وجود می‌آورند (آوریده و شمسی، ۱۳۸۰). با این حال، هیچ مدل تجربی مستقیم یا غیرمستقیمی توسعه یافته برای ارزیابی این فرآیند مورد پذیرش جهانی قرار نگرفته است (آبرهات و همکاران، ۲۰۰۸) و نیاز روزافزونی برای توسعه رویکردهای تجربی حداقلی وجود دارد که به ویژگی‌های حوضه آبریز، عوامل اقلیمی و شرایط پیشین پاسخ دهند. از این رو انتقال رسوب از جنبه‌های مختلف مورد توجه مهندسين قرار گرفته و روش‌های مختلفی برای برآورد آن به کار گرفته شده است. یکی از روش‌های برآورد رسوب معلق، شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. شبکه عصبی مصنوعی یک مکانیسم محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن‌ها، یک سری اطلاعات جدید را ارائه دهد (داوسون و همکاران^۳، ۲۰۰۲). نظر به اینکه ساختار مغز انسان توانایی بسیار بالایی در پردازش اطلاعات پیچیده، غیرخطی و موازی را دارد، بنابراین در شبکه عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه اعصاب بدن ساخته شود (باخریسا و همکاران^۴، ۲۰۱۳) تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد و یک پهنه‌بندی از یک فضای چند متغیره با اطلاعات دریافتی را به وجود آورد (لی و همکاران، ۲۰۰۶). شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای به صورت موازی ساخته می‌شوند. در طبیعت، ساختار شبکه‌های عصبی از طریق نحوه اتصال بین اجزا تعیین می‌شود. بنابراین می‌توان یک ساختار مصنوعی از شبکه‌های طبیعی ساخت و با تنظیم مقادیر هر اتصال تحت عنوان وزن اتصال نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین نمود. تاکنون مطالعات متعددی در خصوص تخمین رسوب معلق با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام شده است. از جمله مصفایی و همکاران (۱۳۹۶) در مطالعه‌ای به برآورد بار کف رودخانه‌ها با دو روش رسوب سنج و شبکه عصبی مصنوعی در ۵ ایستگاه در ۴ استان کشور پرداختند. نتایج نشان داد که در تمامی ایستگاه‌ها با افزایش مقادیر دبی جریان، رسوبات بار کف نیز افزایش می‌یابد. همچنین در تمام ایستگاه‌ها شاخص مجذور میانگین مربعات خطا برای مدل شبکه عصبی مصنوعی کمتر از سایر مدل‌ها است. ابوالفتحی و همکاران (۱۴۰۱) در پژوهشی به ارزیابی مدل‌های تخمین میزان رسوب رودخانه با روش شبکه عصبی مصنوعی و

1. Kim and Ivanov

2. Lee et al

3. Dawson et al

4. Boukhrissa

رگرسیون چند متغیره در رودخانه گلرود استان لرستان پرداختند. نتایج تحقیق نشان داد که پس از محاسبه شاخص‌های RMSE و MAE با توجه به این امر که هرچه قدر میزان این شاخص‌ها کمتر باشد، مقدار پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی نزدیکتر است بنابراین با توجه به شواهد حاصله مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP دقت بهتری را نسبت به دو مدل دیگر در تخمین میزان رسوب منطقه نشان داد. از سوی دیگر با توجه به مقدار شاخص R^2 که برای سه مدل محاسبه شده است دقت تخمین مدل به مقدار $0/409$ برای مدل MLP محاسبه شده است، مقدار R^2 برای این مدل برابر $0/88$ است. سامانتاری و گاس^۱ (۲۰۱۸) به ارزیابی غلظت رسوب معلق با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در منطقه سالبهاتا در کشور هند پرداختند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با مجموعه داده‌های مختلف به عنوان ورودی برای پیش‌بینی غلظت رسوب، دارای محدوده خطایی قابل قبول می‌باشد. همچنین مدل NNFIT بهترین تکنیک برای ارزیابی غلظت رسوب با شبیه‌سازی‌های مختلف R^2 و RMSE است و نتایج قابلیت استفاده برای توسعه مدل در شرایط جغرافیایی، ژئومورفولوژیکی، هیدرولوژیکی و هیدرولیکی مشابه را دارد. واگا و همکاران^۲ (۲۰۲۲) از یک روش مبتنی بر شبکه عصبی برای مطالعه یخ‌های دریایی مملو از رسوب در قطب شمال استفاده کردند. نتایج مطالعه نشان داد که مقایسه بخش‌های یخ رسوب‌شده به دست آمده از دو رویکرد شبکه عصبی مصنوعی و روش حداقل مربعات، عملکرد برتر شبکه عصبی را برای پردازش نشان می‌دهد.

هدف از مطالعه حاضر، تخمین رسوب معلق در ۱۳ زیرحوضه رودخانه قره‌سو استان اردبیل با استفاده از داده‌های رسوب معلق روزانه ثبت شده در ایستگاه‌های رسوب‌سنجی در طی یک دوره آماری ۵۰ ساله (۱۳۵۰-۱۳۹۹) و مدل‌سازی با روش شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. از نظر نوآوری می‌توان اشاره کرد که در اکثر مطالعات انجام گرفته در این زمینه، به بررسی و مقایسه کارایی شبکه عصبی مصنوعی با سایر روش‌ها از جمله رگرسیون چند متغیره، حداقل مربعات و ... پرداخته شده است که همه مطالعات انجام شده به برتری شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش‌ها اشاره دارند. در حالی که در تحقیق حاضر، به مقایسه کارایی مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی از جمله روش تابع شعاع محور^۳ (RBF) و پرسپترون چندلایه^۴ (MLP) پرداخته شده است. همچنین قابل ذکر است که تمامی مطالعات انجام شده در این زمینه از نرم‌افزارهایی مانند Matlab و ... استفاده گردیده است که در این مطالعه برای اولین بار از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین رسوب معلق با استفاده از نرم‌افزار SPSS انجام گردیده است.

روش تحقیق

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز قره‌سو به عنوان یکی از زیرحوضه‌های حوضه آبریز ارس در مختصات جغرافیایی $31^{\circ} 47'$ تا $48^{\circ} 47'$ طول شرقی و $47^{\circ} 47'$ تا $52^{\circ} 38'$ عرض شمالی واقع گردیده است. این حوضه با مساحت ۷۴۸۷ کیلومتر مربع قسمت مرکزی استان اردبیل را شامل شده و بخش کوچکی از آن نیز در محدوده استان آذربایجان شرقی قرار گرفته است که رشته کوه صلوات در شمال، رشته کوه سبلان در غرب، رشته تالش در شرق و ادامه رشته بزغوش در جنوب این حوضه آبریز را محدود کرده‌اند (شکل ۱). رودخانه قره‌سو بلندترین و پرآب‌ترین رود داخلی استان اردبیل محسوب می‌شود که از ارتفاعات تالش در شرق اردبیل سرچشمه گرفته و در مسیر خود ضمن عبور از دشت اردبیل، آب‌های جاری این منطقه را جمع کرده و به رودخانه ارس می‌ریزد. منطقه مطالعاتی در تقسیم‌بندی زمین‌شناسی ایران در زون البرز- آذربایجان جای گرفته است.

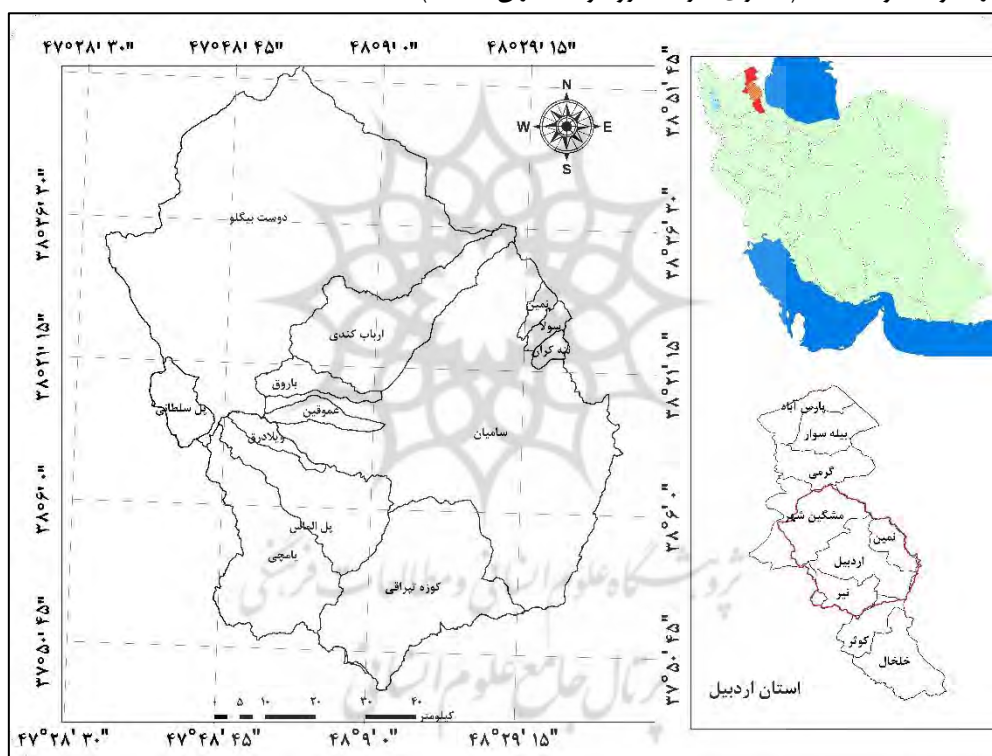
1. Samantaray & Ghose

2. Waga et al

3. Radial Basis function

4. Multilayer Perceptron

نخستین حرکات تکتونیکی که در تشکیل ناهمواری‌های منطقه موثر واقع شده در آخر کرتاسه (حرکت لارامید) رخ داده است. سه واحد آبرفتی کواترنری یعنی واحدهای Qal، Qt2 و Qt1 منطبق بر بستر و دشت سیلابی رودخانه قره‌سو و بخش‌هایی از دشت اردبیل می‌باشند. استان اردبیل به دلیل تنوع توپوگرافی و توده‌هواهای ورودی از تنوع اقلیمی زیادی برخوردار می‌باشد. بارش‌های اصلی منطقه مطالعاتی در فصول بهار و تابستان عمدتاً در اثر عبور جریان‌های عرض‌های میانی و کم فشار سودانی اتفاق می‌افتد. میانگین بارش در منطقه مورد مطالعه از حداقل ۲۶۷ میلیمتر در اراضی پست منطقه مطالعاتی (دشت اردبیل) تا حداکثر ۵۱۱ میلیمتر در ارتفاعات سبلان متغیر است. متوسط ارتفاع حوضه قره‌سو ۱۷۶۵ متر می‌باشد. مرتفع‌ترین نقطه حوضه قره‌سو قله سبلان با ارتفاع مطلق ۴۸۱۱ متر از سطح آزاد دریاهاست. کم‌ارتفاع‌ترین نقطه حوضه نیز در مصب رودخانه (در محل الحاق به رودخانه ارس) در حدود ۷۶۰ متر می‌باشد. بخش عمده‌ی ناهمواری‌های حوضه رودخانه قره‌سو مربوط به ارتفاعات سبلان در جنوب غرب حوضه، ارتفاعات باغ‌روداغ در جنوب شرق و ارتفاعات بزقوش در جنوب حوضه است (اصغری سراسکانرود و همکاران، ۱۴۰۰).



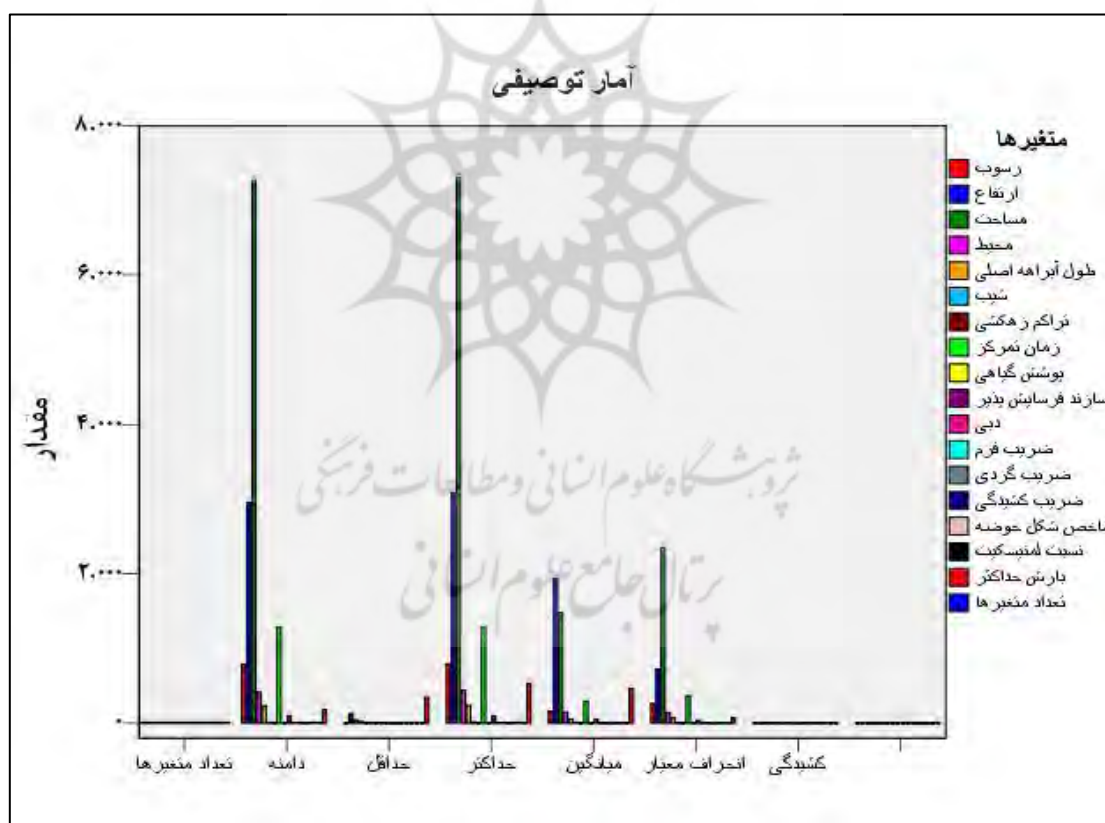
شکل ۱: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه آمار و اطلاعات ۱۷ متغیر در ۱۳ زیرحوضه رودخانه قره‌سو که توسط سازمان آب منطقه‌ای استان اردبیل استخراج گردیده بود، از این سازمان اخذ گردیده و آمار توصیفی داده‌های مورد استفاده در این مطالعه در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱: آمار توصیفی داده‌های اخذ شده از سازمان آب منطقه‌ای

متغیر	دامنه	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	کشی‌دگی
رسوب	۷۹۳/۶۵	۰/۵۱	۷۹۴/۱۶	۱۵۹/۴۹	۲۶۵/۱۲۸۹	۱/۸۰۳
ارتفاع	۲۹۵۶/۴۴	۱۲۸	۳۰۸۴/۴۴	۱۹۳۳	۷۲۳/۷۴۹۲	-۰/۹۸۹
مساحت	۷۲۷۱	۴۰	۷۳۱۱	۱۴۷۹/۵	۲۳۵۲/۶۷۸۵	۱/۷۴۵
محیط	۴۱۶/۴۲	۲۴/۳۵	۴۴۰/۷۷	۱۴۸/۰۷	۱۴۳/۷۹۱۸	۱/۱۵۱
طول آبراهه اصلی	۱۳	۲/۷۱	۲۳۸/۷	۵۶/۱۸۳۳	۶۹/۱۵۳۱	۱/۸۵۶

شیب	۱۶/۱	۳/۵	۱۹/۶	۱۱/۶۴۳۳	۴/۱۹۵۲	۰/۳۵
تراکم زهکشی	۱/۴۹	۰/۰۴	۱/۵۳	۰/۵۰۹۲	۰/۴۱۲۹	۱/۶۴۱
زمان تمرکز	۱۲۸۵/۴۴	۸/۲۶	۱۲۹۳/۷	۲۹۶/۳۱	۳۶۷/۵۱۰۸	۱/۹۹۸
پوشش گیاهی	۱/۰۲	۰/۵۱	۰/۵۳	۰/۱۱۶	۰/۰۹۵۰	۰/۷۰۷
سازند فرسایش پذیر	۹۹/۹۵	۰/۰۵	۱۰۰	۴۹/۰۶۷۷	۳۸/۵۴۷۳	۰/۱۰۳
دبی	۹/۹۵	۰/۰۸	۱۰/۰۳	۲/۵۴۸۲	۳/۰۴۱۰	۱/۳۹۶
ضریب فرم حوضه	۱۲/۷۲۹۹	۰/۰۶۹۴	۱۲/۷۹۹۳	۱/۴۳۷۵	۳/۴۵۸۳	۳/۴۵۱
ضریب گردی	۰/۵۴۴۸	۰/۳۰۲۴	۰/۸۴۷۳	۰/۴۷۹۶	۰/۱۲۳۲	۲/۲۹۶
ضریب کشیدگی	۶/۹۱۴۲	۰/۰۰۴۰	۶/۹۱۸۲	۱/۴۴۱۰	۲/۳۹۱۷	۱/۶۴
شاخص شکل حوضه	۱۴/۳۱۷۳	۰/۰۷۸۱	۱۴/۳۹۵۴	۴/۵۷۱۷	۴/۳۴۸۴	۱/۳۳۶
نسبت لمنیسکیت	۳/۵۷۹۳	۰/۰۱۹۵	۳/۵۹۸۸	۱/۱۴۲۹	۱/۰۸۷۱	۱/۳۳۶
بارش بیشینه	۱۸۰/۴۱	۳۴۷/۴۸	۸۹/۵۲۷	۴۶۳/۹	۷۱/۴۱۲۷	۰/۷۱۸



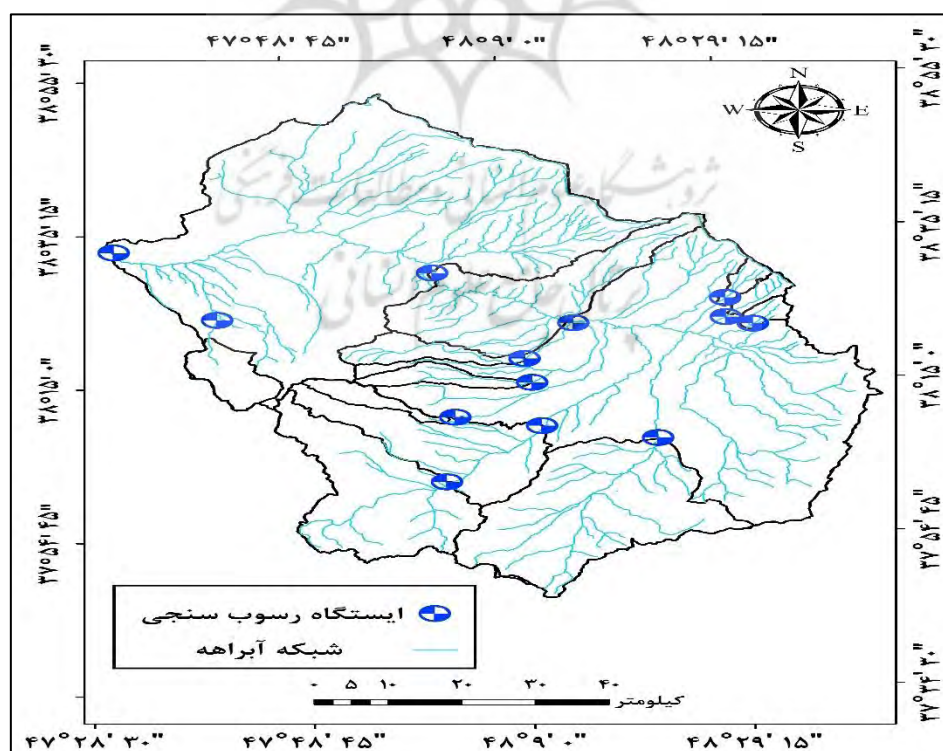
شکل ۲: نمودار آمار توصیفی داده‌های اخذ شده از سازمان آب منطقه‌ای

برای بررسی مورفولوژی منطقه مورد مطالعه از نقشه‌های توپوگرافی به مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ منطقه مورد مطالعه رقومی سازمان جغرافیایی نیروهای مسلح جهت صحت‌سنجی مرزبندی حوضه‌ها و جهت مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی از داده‌های ۳۸۳۴ رسوب روزانه ثبت شده در ۱۳ ایستگاه رسوب‌سنجی در زیرحوضه‌های مورد مطالعه (جدول ۲) در طی یک دوره آماری ۵۰ ساله مربوط به دوره آماری سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۹۹ استفاده گردید. در انتخاب این پایه زمانی مشترک، معیارهای کامل بودن، طول کافی داده‌ها و استفاده از آخرین داده‌های در دسترس مدنظر قرار گرفت. سپس نرمال بودن و همبستگی بین داده‌های اخذ شده، ارزیابی گردیده و جهت انجام مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به دو روش تابع شعاع محور (RBF)

و پرسپترون چند لایه (MLP) در نرم‌افزار SPSS استفاده شد. شکل ۳ موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه را نمایش می‌دهد.

جدول ۲: مشخصات ایستگاه‌های واقع در محدوده مطالعاتی

نام ایستگاه	عرض		طول	
	جغرافیایی	UTM	جغرافیایی	UTM
عمو قین	۳۸-۱۵-۰۷	۲۵۳۰۲۷	۴۷-۱۰-۴۰	۴۲۳۷۴۱۲
پل الماس	۳۸-۰۹-۱۲	۲۵۳۶۵۷	۴۸-۱۱-۱۹	۴۲۲۶۷۵۸
کوزه تپراقی	۳۸-۰۷-۲۸	۲۶۹۱۹۶	۴۸-۲۲-۰۱	۴۲۲۲۸۹۲
پل سلطان	۳۸-۴۱-۳۸	۷۳۲۵۸۳	۴۷-۴۱-۳۸	۴۲۵۳۵۷۴
دوست بیگلو	۳۸-۳۲-۵۷	۷۲۱۲۰۹	۴۷-۳۲-۰۲	۴۲۷۰۰۲۶
سولا	۳۸-۲۳-۱۴	۲۸۰۲۹۵	۴۸-۲۹-۰۴	۴۲۵۱۷۶۵
نمین	۳۸-۲۵-۴۵	۲۸۰۴۵۹	۴۸-۲۹-۰۵	۴۲۵۶۴۳۶
سامیان	۳۸-۲۲-۴۹	۲۵۹۴۹۷	۴۸-۱۴-۴۸	۴۲۵۱۶۰۲
ویلادرق	۳۶-۵۴-۱۱	۲۴۲۰۵۸	۱۹-۴۸-۰۳	۴۲۲۹۵۷۸
باروق	۳۸-۱۸-۱۴	۲۵۲۳۸۱	۴۸-۱۰-۰۳	۴۲۴۳۳۰۲
ننه کران	۳۸-۱۳-۲۳	۲۸۳۸۳۰	۴۸-۳۱-۴۰	۴۲۴۹۹۳۰
ارباب کندی	۳۸-۲۹-۳۸	۲۴۱۲۰۰	۴۸-۰۱-۵۹	۴۲۶۴۹۶۳
یامچی	۳۸-۰۱-۶۰	۲۳۹۸۹۶	۴۸-۰۲-۱۰	۴۲۱۳۸۸۵



جهت بررسی ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته نیاز به بررسی ضریب همبستگی و برای محاسبه ضریب همبستگی نیاز به یک شاخص دیگر به نام کوواریانس می‌باشد. یعنی ابتدا باید کوواریانس را محاسبه و سپس بر اساس میزان کوواریانس ضریب همبستگی را محاسبه نمود. کواریانس از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$\text{COV}(X,Y) = E[(X-E(X))(Y-E(Y))] = E[(XY) - E(X)E(Y)] \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه X متغیر مستقل و Y متغیر وابسته می‌باشد. ضریب همبستگی نیز با رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$\text{رابطه (۲)} \quad \text{ضریب همبستگی} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)\text{Var}(Y)}}$$

در این رابطه نیز X متغیر مستقل و Y متغیر وابسته می‌باشد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس استنباط بر سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است (نورانی و همکاران، ۱۳۹۹). شبکه عصبی مصنوعی یک مکانیسم محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن‌ها، یک سری اطلاعات جدید را ارائه دهد. نظر به اینکه ساختار مغز انسان توانایی بسیار بالایی در پردازش اطلاعات پیچیده، غیرخطی و موازی را دارد، بنابراین در شبکه عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه اعصاب بدن ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد و یک پهنه‌بندی از یک فضای چند متغیره با اطلاعات دریافتی را به وجود آورد (طهمورث و همکاران، ۱۳۸۸). شبکه عصبی از سه لایه ورودی، میانی و خروجی تشکیل شده است. الف) لایه ورودی^۱: شامل نرون‌هایی است که اطلاعات را دریافت کرده و بدون پردازش منتقل می‌کنند. ب) لایه میانی یا لایه پنهان^۲: شامل تعدادی نرون متغیر است که تعداد بهینه آنها برای حداقل شدن خطا از طریق آزمایش و تکرار تعیین می‌شود، همچنین کار پردازش اطلاعات در این لایه انجام می‌گیرد. ج) لایه خروجی^۳: نتایج حاصل از لایه میانی را به خارج منتقل می‌کند و تعداد آن بسته به نوع مسئله فرق می‌کند و به جواب‌های متصور برای مسئله بستگی دارد. همچنین برای وزن‌دهی به داده‌ها جهت میزان تاثیرگذاری در انجام مدل‌سازی، داده‌ها به سه نوع طبقه‌بندی می‌شوند. از جمله: الف) داده‌های ارزیابی^۴: شامل داده‌های ثبت شده‌ای است که در آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. داده‌های ارزیابی یک مجموعه مستقل از داده‌های ذخیره شده است که جهت پیدا کردن خطاهای رخ داده در حین مدل‌سازی استفاده می‌گردد و این امر از انجام تکرار بیش از حد جلوگیری می‌نماید. ب) داده‌های تست^۵: جهت ساخت مدل می‌بایست بخشی از موارد موجود در مجموعه داده‌ها را به داده‌های تست، تخصیص دهیم. ج) نمونه‌های جدا نگه داشته شده^۶: مجموعه مستقل دیگری از داده‌های ذخیره شده است که برای ارزیابی نهایی شبکه عصبی استفاده می‌شود. خطای نمونه جدا نگه داشته شده تخمین درستی را از قابلیت پیش‌بینی مدل می‌دهد، زیرا خود این نمونه‌ها در ساخت مدل استفاده نمی‌گردند.

شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)

این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نرون‌ها یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند و این همان چیزی است که در بسیاری از مسائل مهندسی به عنوان راه حل اصلی مطرح می‌شود. توپولوژی این شبکه‌ها با قانون پس انتشار خطا روندی است که توسط آن ماتریس وزن‌ها و بردارهای بایاس شبکه تنظیم می‌شوند. الگوریتم پس انتشار

1. Input layer

2. Hidden layer

3. Output layer

4. Training

5. Test

6. Hold Out

خطا از دو مسیر تشکیل یافته است، مسیر اول مسیر رفت می‌باشد که در این مسیر بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه پنهان به لایه خروجی انتشار می‌یابد و بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی پاسخ واقعی شبکه پرسپترون چند لایه را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه که شامل ماتریس‌های وزن‌ها و بردار بایاس می‌باشند ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. مسیر دوم، مسیر برگشت می‌باشد که در این مسیر عکس مسیر رفت پارامترهای شبکه تغییر یافته و تنظیم می‌شوند (سیگیز اوغلو^۱، ۲۰۰۴).

شبکه تابع شعاع محور (RBF)

یکی از مهمترین گونه‌های شبکه عصبی، تابع شعاع مدار (RBF) می‌باشد. این شبکه با توجه به کاربردهای متنوع به یکی از معروفترین شبکه‌های عصبی تبدیل شده است و مهمترین رقیب پرسپترون چندلایه محسوب می‌شود. این شبکه‌ها بیشترین الهام را از تکنیک‌های آماری طبقه‌بندی الگوها گرفته‌اند. معماری اصلی RBF متشکل از یک شبکه سه لایه می‌باشد. لایه ورودی فقط یک لایه کشنده است و در آن هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه دوم یا لایه پنهان، یک انطباق غیرخطی ما بین فضای ورودی و یک فضا (معمولاً) با بعد بزرگتر برقرار می‌کند که در آن الگوها به صورت تفکیک‌پذیر خطی درمی‌آیند. سرانجام لایه سوم، جمع وزنی را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند. در صورتی که از RBF برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی ای مفید خواهد بود ولی در صورتی که نیاز باشد طبقه‌بندی الگوها انجام شود، آنگاه یک محدود کننده سخت یا یک تابع سیگموئید را می‌توان بر روی عصب‌های خروجی قرار داد تا مقادیر خروجی ۰ یا ۱ تولید شوند. خصوصیت منحصر به فرد RBF پردازشی است که در لایه پنهان انجام می‌گیرد. ایده اصلی آن است که الگوهای فضای ورودی، تشکیل خوشه دهند. در صورتی که مراکز این خوشه‌ها مشخص باشد، می‌توان فاصله از مرکز خوشه را اندازه گرفت. به علاوه این اندازه‌گیری فاصله به صورت غیرخطی انجام می‌گیرد، لذا در صورتی که الگویی در ناحیه مجاور مرکز یک خوشه قرار داشته باشد مقداری نزدیک به ۱ تولید می‌شود. در خارج از این ناحیه، مقدار به دست آمده به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد. نکته مهم آن است که این ناحیه به صورت شعاعی در اطراف مرکز خوشه متقارن است. بنابراین تابع غیرخطی به صورت تابع شناخته شده شعاع مدار در می‌آید (سیگیز اوغلو، ۲۰۰۶).

معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه

به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از روش‌ها و مدل‌های به کار برده شده در روش شبکه عصبی مصنوعی، برای هر مدل، عمل چیدن تصادفی ردیف انجام شد. سپس ۷۰ درصد از ردیف‌های هر ستون برای آموزش (واسنجی) و ۳۰ درصد برای آزمون (صحت‌سنجی) شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفتند. برای حصول اطمینان از روند مدلسازی، اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل‌های تدوین شده و همچنین مقایسه مدل‌ها در حالت‌های مختلف از دو معیار RMSE و R^2 به شرح ذیل استفاده گردید (غلامی و همکاران، ۱۳۸۷). مقدار RMSE از صفر تا بی‌نهایت متغیر بوده و هرچه به صفر نزدیکتر باشد، عملکردی بهتری دارد. همچنین مقدار R^2 از صفر تا یک متغیر است که هر چه مقدار آن به یک نزدیکتر باشد، نشان دهنده عملکرد بهتر مدل است.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(obs-pre)^2}{n}} \quad \text{جزر میانگین مربعات خطا (RMSE)}$$

¹. Cigizoglu

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{obs} - \overline{\text{obs}})(\text{pre} - \overline{\text{pre}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\text{obs} - \overline{\text{obs}})^2 \sum_{i=1}^n (\text{pre} - \overline{\text{pre}})^2}} \quad (\text{ضریب همبستگی } (R^2))$$

در روابط فوق، obs مقادیر مشاهده‌ای^۱ و pre مقادیر پیش‌بینی شده^۲ و N تعداد کل داده‌ها در هر مرحله از آزمون‌های آموزش و آزمایش است (ابوالفتحی و همکاران، ۱۳۹۷).

بحث و یافته‌ها

در این مطالعه رسوب معلق ثبت شده (۳۸۳۴ مورد) در دوره آماری موردنظر به عنوان متغیر وابسته و دبی جریان به عنوان متغیر مستقل به تفکیک هر زیرحوضه در نظر گرفته شد و جهت بررسی همبستگی بین متغیر مستقل با متغیر وابسته از روش همبستگی پیرسون^۳ استفاده شد. با توجه به ماتریس همبستگی متغیرها (جدول ۲) مشاهده می‌شود که زیرحوضه باروق دارای بیشترین همبستگی و زیرحوضه‌های ارباب کندی و پل الماس دارای کمترین همبستگی می‌باشند. ولی در مجموع تمامی زیرحوضه‌ها از همبستگی و سطح معنی‌داری بسیار خوبی جهت استفاده در مدل‌سازی برخوردار می‌باشند.

جدول ۲: همبستگی بین رسوب معلق در زیرحوضه‌های مورد مطالعه با دبی جریان

زیرحوضه‌ها	تعداد آمار ثبت شده	پیرسون	
		همبستگی	سطح معنی‌داری
عموقین	۱۸۰	۰/۶۱۳**	۰/۰۰۰
ارباب کندی	۱۶۲	۰/۳۲۱	۰/۰۰۰
باروق	۱۵۹	۰/۸۴۵**	۰/۰۰۰
دوست بیگلو	۷۷۶	۰/۶۴۲*	۰/۰۰۰
کوزه توپراقی	۲۶۳	۰/۷۷۵**	۰/۰۰۰
نمین	۲۱۶	۰/۶۵۴*	۰/۰۰۰
ننه کران	۱۴۴	۰/۵۴۳*	۰/۰۰۰
پل الماس	۵۶۰	۰/۳۲۱	۰/۰۰۰
پل سلطانی	۲۵۱	۰/۶۷۱*	۰/۰۰۰
سامیان	۳۴۰	۰/۶۴۱*	۰/۰۰۰
سولا	۱۸۶	۰/۶۰۱*	۰/۰۰۰
ویلادرق	۳۰۴	۰/۴۰۷	۰/۰۰۰
یامچی	۲۹۳	۰/۷۸۷**	۰/۰۰۰

جهت اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی و دستیابی به توپولوژی مناسب و بهینه، شبکه‌ای سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی مشخص گردید. با استفاده از داده‌های موجود و روش آزمون و خطا مشخص گردید که با تغییر مقادیر داده‌های ارزیابی، تست و جدا نگه داشته شده هر یک از نرون‌های لایه‌های پنهان و خروجی، مقدار شاخص خطاهای ارزیابی مدل، کمترین مقدار را نشان می‌دهد. جدول ۳ مقدار تقسیم‌بندی^۴ داده‌های ارزیابی، تست و جدا نگه داشته شده را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۳، در مدل RBF مقدار تقسیم‌بندی برای داده‌های ارزیابی، تست و جدا نگه داشته شده ۱۶، ۴، ۳ انتخاب گردید که دارای کمترین خطا بوده و هر کدام به ترتیب ۶۸/۳، ۱۸/۳ و ۱۳/۴ درصد

1. Observed

2. Predicted

3. Pearson

4. Partitions

بر روی مدل‌سازی تأثیرگذار بوده‌اند. این مقادیر برای روش MLP ۳۰، ۸، ۶ بوده که دارای سهم تأثیرگذاری به ترتیب ۶۷/۶، ۱۸/۵ و ۱۳/۹ درصد می‌باشند.

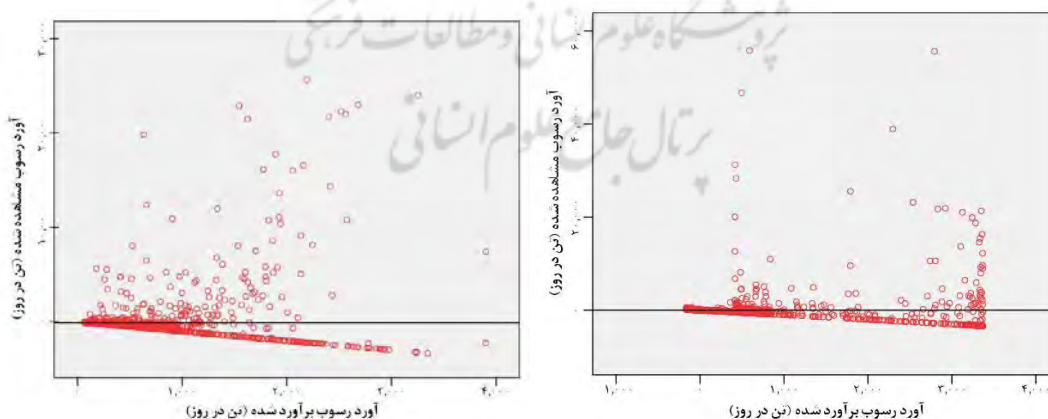
جدول ۳: مقادیر وزن‌دهی به هر مدل

مدل MLP		مدل RBF		
Partition%	Partition	Partition%	Partition	
۶۷/۶	۳۰	۶۸/۳	۱۶	داده ارزیابی
۱۸/۵	۸	۱۸/۳	۴	داده تست
۱۳/۹	۶	۱۳/۴	۳	داده جدا نگه داشته شده

پس از مدل‌سازی داده‌ها توسط دو مدل شبکه عصبی مصنوعی (MLP و RBF) مقدار رسوب برای هر سال توسط این مدل‌ها پیش‌بینی شد و مقادیر شاخص‌های R^2 و RMSE نیز برای آنها محاسبه گردید. جهت تعیین تعداد نرون در لایه پنهان، در جدول ۴ مقادیر نرون‌های این لایه با آزمون و خطا مورد ارزیابی قرار گرفت که با توجه به نتایج، انتخاب تعداد ۴ نرون برای مدل RBF و تعداد ۳ نرون برای مدل MLP، بیشترین دقت پیش‌بینی را هم در داده‌های ارزیابی و هم در داده‌های تست نشان می‌دهد. دقت پیش‌بینی در مدل RBF با ضریب همبستگی $R^2=0.941$ و $RMSE=65/002$ نسبت به مدل MLP با $R^2=0.917$ و $RMSE=88/244$ می‌باشد. در شکل ۴ نمودار پراکندگی بین داده‌های واقعی با داده‌های تخمین زده شده توسط مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی آورده شده است.

جدول ۴: مقدار خطا و داده‌های انتخاب شده مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

مدل	تعداد داده جدا نگه داشته شده	تعداد داده تست	تعداد داده ارزیابی	تعداد نرون در لایه پنهان	RMSE	R^2
RBF	۵۱۴	۷۰۰	۲۶۲۰	۴	۶۵/۰۰۲	۰/۹۴۱
MLP	۵۳۴	۷۰۸	۲۵۹۲	۳	۸۸/۲۴۴	۰/۹۱۷



شکل ۴: مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده رسوب معلق با استفاده از روش RBF (سمت چپ) و روش MLP (سمت راست)

در مقایسه کارایی مدل‌ها، هرچه نتایج پیش‌بینی شده به داده‌های مشاهداتی نزدیکتر باشند، کارایی مدل مطلوب‌تر است. در جدول شماره ۵ داده‌های آماری مربوط به مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی رسوب روزانه آورده شده است. این داده‌ها شامل میانگین، مد و انحراف معیار داده‌های پیش‌بینی شده توسط دو مدل شبکه عصبی تابع شعاع محور (RBF) و پرسپترون چند لایه (MLP) و داده‌های واقعی میزان بار رسوب در ایستگاه‌های زمینی می‌باشد. بر اساس

این جدول مقدار میانگین مقادیر واقعی برابر با $4/636$ می‌باشد که این مقدار برای مدل RBF برابر با $4/367$ و برای مدل MLP برابر با $3/534$ می‌باشد که نشان دهنده دقت بهتر در مدلسازی و نزدیک بودن مقدار مدل RBF به مقدار واقعی است. در مورد شاخص میانه و شاخص مد که نشان دهنده داده‌های با بیشترین تکرار در مجموعه آماری است، برای مقادیر واقعی به ترتیب اعداد $4/117$ و $3/246$ و برای مدل RBF به ترتیب اعداد $4/425$ و $4/213$ می‌باشد که نزدیکترین مقدار به مقدار واقعی محسوب می‌شود.

جدول ۵: مشخصات آماری مدل‌های اجرا شده شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر واقعی (تن در روز)

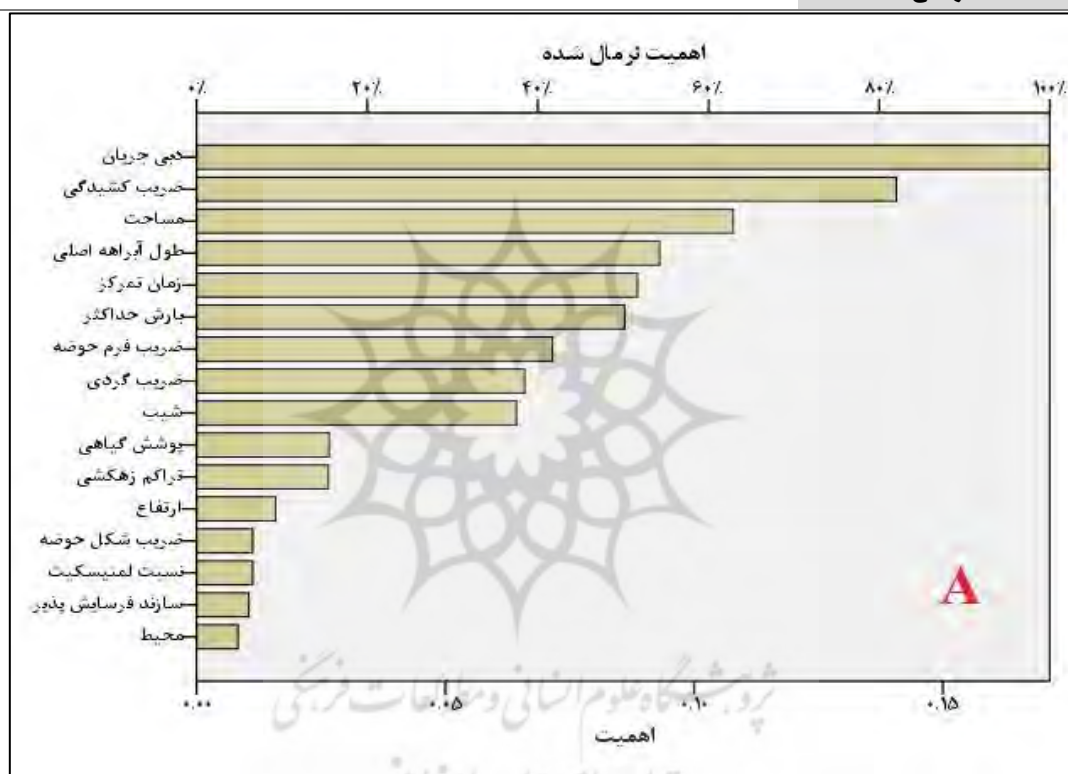
مدل	مد	میانه	میانگین	انحراف معیار
RBF	$4/213$	$4/425$	$4/367$	$6/242$
MLP	$5/731$	$5/097$	$3/534$	$7/730$
مقادیر واقعی	$3/246$	$4/117$	$4/636$	$5/697$

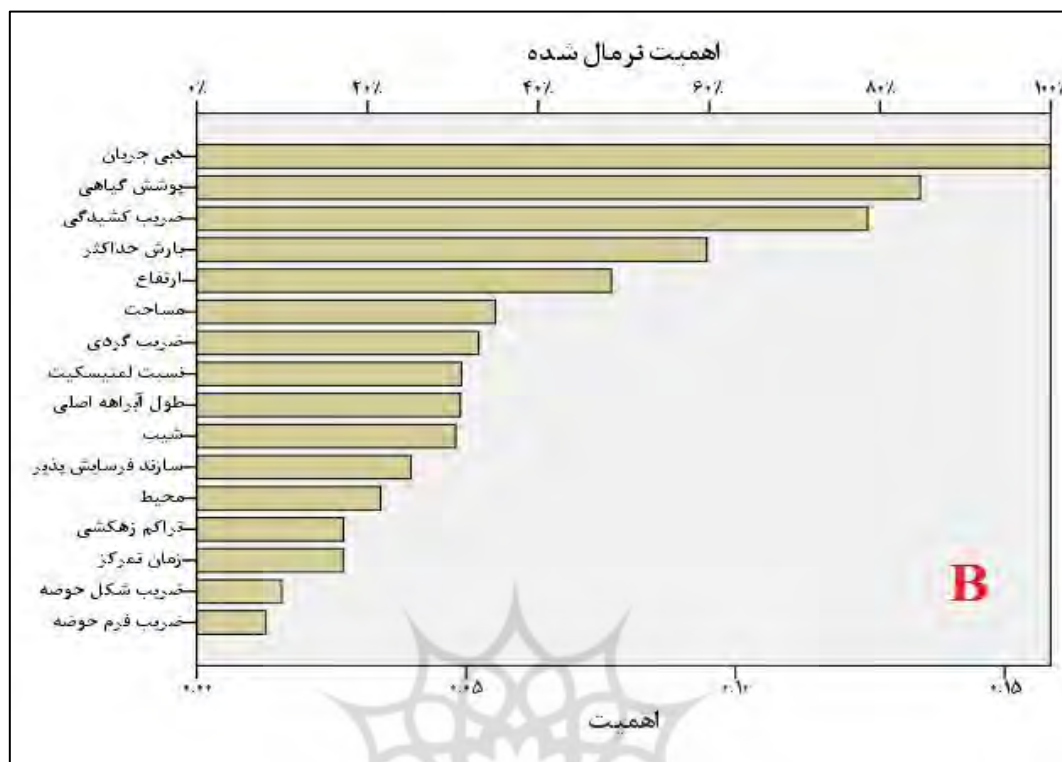
در نهایت پس از مدلسازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به دو روش تابع شعاع محور (RBF) و پرسپترون چند لایه (MLP) در نرم‌افزار SPSS و با در نظر گرفتن رسوب معلق ثبت شده (۳۸۳۴ مورد) در دوره آماری موردنظر به عنوان متغیر وابسته و دبی جریان به عنوان متغیر مستقل، در گام بعدی جهت اعتبارسنجی بیشتر و دقت در عملیات مدلسازی، تمامی متغیرهای اخذ شده (۱۷ متغیر) از شرکت آب منطقه‌ای استان اردبیل در مدلسازی جهت مشخص نمودن تأثیرگذارترین متغیرها در تخمین میزان رسوب معلق استفاده شدند که رسوب معلق به عنوان متغیر وابسته و مابقی متغیرها (۱۶ متغیر) به عنوان متغیر مستقل مشخص گردیدند و میزان تأثیرگذاری هر متغیر در تخمین میزان رسوب معلق در زیرحوضه‌های مورد مطالعه مشخص گردید. مطابق جدول ۶ و شکل ۵ در هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی، دبی جریان بیشترین (۱۰۰٪) تأثیر و اهمیت در تخمین میزان رسوب در منطقه مورد مطالعه را دارد. بعد از متغیر دبی جریان، متغیرهای ضریب کشیدگی، مساحت، طول آبراهه اصلی، زمان تمرکز و بارش حداکثر به ترتیب با $82/9$ ، $54/3$ ، $51/7$ و $50/2$ درصد در مدل RBF در رده‌های بعدی بیشترین اهمیت در تخمین میزان رسوب معلق قرار دارند. در مدل MLP بعد از دبی جریان که بیشترین تأثیر را دارد، متغیرهای پوشش گیاهی با $84/7$ درصد، ضریب کشیدگی با $78/6$ درصد، بارش حداکثر با $59/7$ درصد، ارتفاع با $48/5$ درصد و مساحت به 35 درصد به ترتیب در رده‌های بعدی قرار دارند. در مدل RBF، متغیرهای محیط حوضه و سازند فرسایش‌پذیر با $4/8$ و $6/1$ درصد و در مدل MLP، متغیرهای ضریب فرم حوضه و ضریب شکل حوضه با $8/1$ و 10 درصد کمترین میزان اهمیت و تأثیرگذاری در تخمین میزان رسوب در منطقه مورد مطالعه را دارند.

جدول ۶: میزان اهمیت متغیرهای مورد استفاده بر تخمین میزان رسوب معلق

متغیر	مدل RBF		مدل MLP	
	اهمیت	اهمیت نرمال شده (%)	اهمیت	اهمیت نرمال شده (%)
دبی جریان	$0/172$	۱۰۰	$0/159$	۱۰۰
پوشش گیاهی	$0/027$	$15/5$	$0/134$	$84/7$
سازند فرسایش‌پذیر	$0/011$	$6/1$	$1/040$	$25/1$
مساحت	$0/108$	$62/9$	$0/055$	۳۵
شیب	$0/064$	$37/5$	$0/048$	$30/3$
محیط	$0/008$	$4/8$	$0/034$	$21/5$
طول آبراهه اصلی	$0/093$	$54/3$	$0/049$	$30/9$
بارش حداکثر	$0/086$	$50/2$	$0/095$	$59/7$

نسبت لمنیسکیت	۰/۰۱۱	۶/۶	۰/۰۴۹	۳۱
شکل حوضه	۰/۰۱۱	۶/۶	۰/۰۱۶	۱۰
ضریب گردی	۰/۰۶۶	۳۸/۵	۰/۰۵۲	۳۳
فرم حوضه	۰/۰۷۲	۴۱/۷	۰/۰۱۳	۸/۱
ضریب کشیدگی	۰/۱۴۱	۸۲	۰/۱۲۵	۷۸/۶
تراکم زهکشی	۰/۰۲۶	۱۵/۴	۰/۰۲۷	۱۷/۲
زمان تمرکز	۰/۰۸۹	۵۱/۷	۰/۰۲۷	۱۷/۱
ارتفاع	۰/۰۱۶	۹/۳	۰/۰۷۷	۴۸/۵





شکل ۵: میزان اهمیت متغیرهای مورد استفاده بر تخمین میزان رسوب معلق (A: مدل RBF و B: مدل MLP)

نتیجه‌گیری

تاکنون به منظور تخمین میزان رسوب رودخانه‌ها مدل‌های پیش‌بینی مختلفی استفاده شده است. برخی از این مدل‌ها با ترکیب پارامترهای مختلف فیزیکی حوضه، اقلیمی و حتی خروجی تصاویر ماهواره‌ای به تخمین میزان رسوب پرداخته‌اند. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی امروزه به طور گسترده‌ای در پیش‌بینی مدل‌های جغرافیایی کاربرد دارند. در این پژوهش از قابلیت دو مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی تابع شعاع محور (RBF) و پرسپترون چند لایه (MLP) برای مدل‌سازی و پیش‌بینی رسوب رودخانه قره‌سو در استان اردبیل استفاده شد. پس از مدل‌سازی داده‌ها توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی مقدار رسوب برای هر سال توسط این مدل‌ها پیش‌بینی شد و مقادیر شاخص‌های R^2 و RMSE نیز برای آنها محاسبه گردید. دقت پیش‌بینی در مدل RBF با ضریب همبستگی $R^2=0/941$ و $RMSE=65/002$ نسبت به مدل MLP با $R^2=0/917$ و $RMSE=88/244$ بیشتر بوده و عملکرد بهتری را در تخمین رسوب معلق در حوضه مورد مطالعه داراست. همچنین مقدار میانگین مقادیر واقعی برابر با $4/636$ بوده که این مقدار برای مدل RBF برابر با $4/367$ می‌باشد. این پژوهش نشان داد که در تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه روش RBF برآوردهای دقیق‌تری از رسوب معلق را نسبت به مدل MLP ارائه می‌نماید. البته با توجه به وجود روابط پیچیده بین دبی جریان و رسوب معلق، در هر ایستگاه هیدرومتری می‌بایست مدل مناسب را برای برآورد دقیق‌تر این متغیر تعیین نمود ولی با توجه به دقت بالاتر برآوردهای مدل RBF در ۱۳ ایستگاه مورد مطالعه، توصیه می‌شود در شرایط نبوده داده‌های مورد نیاز، از این مدل جهت برآورد رسوب معلق استفاده شود. در مطالعات انجام شده چه در ایران چه در خارج از کشور تاکنون مدل‌های مختلفی برای تخمین بار رسوب معلق در رودخانه‌ها پیشنهاد شده است. در سال‌های اخیر مدل‌های شبکه عصبی گوناگونی برای این منظور توسط محققین ارائه شده است. این مدل‌ها توانایی تخمین بار رسوب را در حدود ۸۰ الی ۹۵ درصد بنا به منطقه مورد مطالعه و تعداد پارامترهای جانبی مورد استفاده دارا هستند. بنابراین می‌توان امکان‌سنجی استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را در تخمین بار رسوب تأیید کرد. از جمله این مطالعات انجام شده، ابوالفتحی و همکاران (۱۴۰۱) در

تحقیقی به برآورد رسوب معلق به دلیل رسوب‌خیزی بالای رودخانه‌های ونایی و گل‌رود در حوضه سیلاخور بروجرد پرداختند. در این مطالعه داده‌های ۳۴۱ سیلاب ثبت شده ۴۰ ساله و شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره استفاده شد. یافته‌ها نشان داد پس از محاسبه شاخص‌های RMSE و MAE، مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP دقت بهتری را در تخمین میزان رسوب منطقه نشان داده و پس از مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP، مدل رگرسیون خطی چند متغیره نتایج بهتری ارائه می‌دهد. همچنین در مطالعه‌ای محمدی (۱۳۹۸) به ارائه مدل بهینه برآورد میزان رسوب معلق بر اساس دبی جریان بر روی ایستگاه‌های هیدرومتری بالادست رودخانه هلیل رود پرداخت. نتایج حاصل از 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 به عنوان بهترین روش برای شبیه‌سازی میزان بار رسوب معلق به شمار می‌آیند. در مطالعه‌ای دولت‌کردستانی و همکاران (۱۳۹۷) با استفاده از روش عصبی-فازی و شبکه عصبی مصنوعی به تخمین میزان رسوب در حوضه آبخیز گرو پرداختند. نتایج حاصل از پیش‌بینی رسوب معلق نشان داد که بهترین پیش‌بینی با ضریب همبستگی ۰/۹۶، ضریب کارایی ۰/۹۵ و میانگین مربعات خطای ۱۲/۴۷۸۹ میلی‌گرم بر لیتر مربوط به الگوی ورودی ۲ با متغیرهای ورودی دبی جریان روز جاری و تاخیر دبی جریان روزانه تا ۱ روز قبل از مبدا زمانی پیش‌بینی و تاخیر رسوب معلق روزانه تا ۱ روز قبل از مبدا زمانی پیش‌بینی می‌باشد.

منابع

- ابوالفتحی، د.، مددی، ع. و اصغری، ص.، ۱۳۹۷. مدل سازی تخمین میزان رسوب رودخانه به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی (نمونه موردی: رودخانه گلرود)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۷(۲)، صص ۲۰۸-۱۹۶.
- ابوالفتحی، د.، مددی، ع. و اصغری، ص.، ۱۴۰۱. مدلسازی تخمین میزان رسوب رودخانه به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی (رودخانه ونایی)، تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، ۲۲(۶۶)، صص ۵۶-۴۱.
- اصغری سراسکانرود، ص.، مددی، ع.، باشکوه، ز.، قلعه، ا.، ۱۴۰۰. بررسی الگو و دینامیک رودخانه قره‌سو اردبیل محدوده پل سامیان تا سد سبلان. هیدروژئومورفولوژی ۸(۲۷)، ۳۵-۱۹.
- آوریده، ب.، و شمسی، م.، ۱۳۸۰. کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین دبی رسوب رودخانه‌ها، سومین کنفرانس هیدرولیک، تهران، صص ۳۶۷-۳۶۶.
- حجازی، ا. و برومند، ر.، ۱۳۹۳. تحلیلی بر ارزیابی علل فرسایش و برآورد میزان رسوب در حوضه‌های کوهستانی مناطق نیمه خشک (مورد: حوضه آبریز فاروب رومان نیشابور)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۳(۱)، صص ۱۴۶-۱۲۸.
- دهقانی، ا.، زنگانه، م.، مساعدی، ا. و کوهستانی، ن.، ۱۳۸۸. مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی مصنوعی، علوم کشاورزی و منابع طبیعی، سال ۱۶، شماره ۱، صص ۲۷۶-۲۶۶.
- دولت‌کردستانی، م.، نوحه‌گر، ا. و جانی زاده، س.، ۱۳۹۷. ارزیابی کارایی مدل‌های شبکه عصبی-فازی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رسوب معلق روزانه (مطالعه موردی: حوضه آبخیز گرو)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۴(۴)، صص ۱۳۰-۱۲۰.
- طهمورث، م.، احمدی، ح. و عسکری، م.، ۱۳۸۸. مقایسه دقت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی ژئومورفولوژی (GANNs) و رگرسیونی (RM) در برآورد رسوب طالقان رود، پژوهش‌های آبخیزداری، سال ۲۲، شماره ۸۴، صص ۲۷-۱۹.
- غلامی، ل.، صادقی، ح.، خالدی درویشان، ع. و تلوری، ع.، ۱۳۸۷. مدلسازی رسوب ناشی از رگبارها با استفاده از متغیرهای باران و رواناب، علوم و صنایع کشاورزی، ۲۲(۲)، صص ۲۷۱-۲۶۳.
- محمدی، ص.، ۱۳۹۸. شبیه‌سازی بار رسوب معلق با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، عصبی-فازی و منحنی سنج رسوب در حوزه آبخیز هلیل‌رود، مهندسی و مدیریت آبخیز، ۱۱(۲)، صص ۴۶۶-۴۵۲.

- مصفايي، ج.، صالح پورجم، ا. و طباطبائي، م.، ۱۳۹۶. مقایسه کارایی مدل سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار کف رودخانه‌ها. جغرافیا و پایداری محیط، ۷(۳)، صص ۳۳-۴۴.
- نورانی، ب.، سلماسی، ف. و قربانی، م.، ۱۳۹۹. مدلسازی و تخمین نیروی بالابرنده وارد بر سدهای وزنی با استفاده از روشهای المتن محدود و شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم وال، مهندسی عمران امیرکبیر، ۵۲(۷)، صص ۱۵۹۵-۱۶۰۸.
- Abrahart, R.J., See, L.M., Heppenstall, A.J., & White, S.M. (2008). Neural network estimation of suspended sediment: potential pitfalls and future directions, *Practical hydroinformatics*, 4(16), 139-161.
- Boukhrissa, Z.A., Khanchoul, K., Le Bissonnais, Y., & Tourki, M. (2013). Prediction of sediment load by sediment rating curve and neural network (ANN) in El Kebir catchment, Algeria, *Journal of Earth System Science*, 122(5), 1303-1312.
- Cigizoglu, H.K. (2004). Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multilayer perceptrons, *Advances in Water Resources*, 27(2), 185-195.
- Cigizoglu, H.K., & Kisi, Ö. (2006). Methods to improve the neural network performance in suspended sediment estimation, *Journal of Hydrology*, 317(3-4), 221-238.
- Dawson, C.W., Harpham, C., Wilby, R.L., & Chen, Y. (2002). Evaluation of artificial neural network techniques for flow forecasting in the River Yangtze, China, *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 6(4), 619-626.
- Jongho, K., & Ivanov, Y.V. (2014). On the Non uniqueness of Sediment Yield at the Catchment Scale: The Effects of Soil Antecedent Conditions and Surface Shield, *Water Resources Research*, 50(2), 1025-1045.
- Lee S., Ryu J.H., Lee M.J., & Won J.S. 2006. The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghung, Korea, *Mathematical Geology*, 38(2), 199-220.
- Shadkani, S., Abbaspour, A., Samadianfard, S., Hashemi, S., Mosavi, A., & Band, S. (2021). Comparative study of multilayer perceptron-stochastic gradient descent and gradient boosted trees for predicting daily suspended sediment load: The case study of the Mississippi River, U.S., *International Journal of Sediment Research*, 36(4), 512-523.
- Waga, H., Eicken, H., Light, B., & Fukamachi, Y. (2022). A neural network-based method for satellite-based mapping of sediment-laden sea ice in the Arctic, *Remote Sensing of Environment*, 270(112861), 1-19.