

مدل سازی تخمین میزان رسوب رودخانه به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی

(نمونه موردی: رودخانه گلرود)

داریوش ابوالفتحی - دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی، دانشگاه محقق اردبیلی

عقیل مددی* - دانشیار ژئومورفولوژی، دانشگاه محقق اردبیلی

دکتر صیاد اصغری - دانشیار ژئومورفولوژی، دانشگاه محقق اردبیلی

پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۲/۰۵ تأیید نهایی: ۱۳۹۷/۰۶/۲۱

چکیده

رسوبات رودخانه ای به دو صورت منتقل میشوند: یا این مواد درون جریان آب غوطه ور هستند و همراه با آب در حرکت می باشند که به آنها مواد رسوبی معلق گفته میشود و میزان مواد رسوبی معلق را که در واحد زمان از یک مقطع رودخانه عبور کند، بار معلق مینامند، یا اینکه به یکی از صور لغزش، غلتیدن، پرش حرکت مینمایند که به آنها بار بستر می گویند. شبکه عصبی مصنوعی روشی است که بر پایه شبیه سازی عملکرد مغز انسان برای حل مسایل متنوع آرایه و از لایه های نرون ورودی، خروجی و میانی و وزنه‌های مربوط به مقادیر ورودی و بایاس و تابع تحریک تشکیل شده است. منطقه مورد مطالعه در این پژوهش حوضه آبریز رودخانه گلرود است. این منطقه در شهرستان بروجرد، در استان لرستان در غرب ایران واقع شده است، پژوهش حاضر از نوع کاربردی ست. بدین صورت که، ابتدا مشخصات زیرحوضه های این رودخانه استخراج شده است این مشخصات شامل مشخصات فیزیکی زیرحوضه ها از جمله مساحت، محیط و طول آبراهه ها و مشخصات مربوط به دبی رودخانه و میزان رسوب آن است. در ادامه با روش های رگرسیون خطی چند متغیره، شبکه عصبی پیش خور چندلایه (MLP) و شبکه عصبی برپایه تابع شعاعی (RBF) به مدل سازی تخمین رسوب پرداخته شده است. پس از محاسبه شاخص های RMSE و MAE با توجه به این امر که هرچقدر میزان این شاخص ها کمتر باشد مقدار پیش بینی 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 میدهد. از سوی دیگر با توجه به مقدار شاخص R2 که برای سه مدل محاسبه شده است دقت تخمین مدل به مقدار 0.409 ، برای مدل MLP محاسبه شده است، مقدار R2 برای این مدل برابر 0.88 است. پس از مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP، مدل شبکه مصنوعی RBF نتایج بهتری ارائه می دهد. در این مدل مقدار R2 برابر است با 0.4 که نشان دهنده دقت تخمین حدود نصف مدل MLP است. و در رتبه سوم نیز مدل رگرسیون خطی چند متغیره با مقدار R2 برابر با 0.3 قرار دارد. مدل رگرسیون خطی نیز به علت این امر که تنها روابط خطی بین متغیر ها را در نظر می گیرد دارد بیشترین میزان خطا است.

واژگان کلیدی: گلرود، شبکه عصبی، تخمین رسوب، رگرسیون خطی، MLP، RBF

مقدمه

در طراحی و ساخت سازه‌های آبی نظیر سدها و همچنین مدیریت پروژه های منابع آب، آگاهی از مقدار کمی بار رسوب معلق رودخانه ها امری ضروری است. رسوبات رودخانه ای به دو صورت منتقل میشوند: یا این مواد درون جریان آب غوطه ور هستند و همراه با آب در حرکت می باشند که به آنها مواد رسوبی معلق گفته می‌شود و میزان مواد رسوبی معلق را که در واحد زمان از یک مقطع رودخانه عبور کند، بار معلق می‌نامند، یا اینکه به یکی از صور لغزش، غلتیدن، پرش حرکت می‌نمایند که به آنها بار بستر می‌گویند (شفاعی بجستان، ۱۳۷۳) روش اندازه گیری بار معلق که بر پایه اندازه گیری غلظت رسوب معلق و دبی جریان استوار است، روشی مطمئن ولی مستلزم اندازه گیری پیوسته می‌باشد که معمولاً تنها برای رودخانه‌های مهم و دائمی مقدور می‌باشد (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۸). رسوبات معلق حمل شده توسط رودخانه‌ها ممکن است سبب کاهش ظرفیت مفید مخازن سدها گردند (Nakato, 1990). از نظر کیفیت آب، رسوبات موجود در آب (بصورت معلق و یا بار بستر) سبب انتقال آلاینده هائی نظیر آفت کش ها، مواد غذائی و سایر مواد شیمائی در آب می شوند. بنابراین آگاهی از زمان واقعی توزیع رسوب و برآورد دقیق آن برای کنترل سطح آلودگی در رودخانه ها و مخازن سدها امری ضروری است (Lopes, Ffolliott, & Baker, 2001). بار رسوب معلق رودخانه ای بطور معمول با اندازه گیری مستقیم غلظت رسوب معلق یا با بکارگیری منحنی سنج رسوب انجام می‌شود. همچنین دقت منحنی سنج رسوب به دلیل برآورد زیاد (در مقادیر کم رسوب رودخانه) یا برآورد کم (در مقادیر زیاد رسوب رودخانه) پائین بوده و لذا از کارائی لازم برخوردار نیستند (Walling & Webb, 1988). همچنین اندازه گیری به روش مستقیم، اگر چه مطمئن ترین روش اندازه گیری غلظت رسوبات معلق است با این همه این روش، اغلب زمان بر و پر هزینه است. شبکه عصبی مصنوعی روشی است که بر پایه شبیه سازی عملکرد مغز انسان برای حل مسایل متنوع ارایه و از لایه های نرون ورودی، خروجی و میانی و وزنه‌های مربوط به مقادیر ورودی و بایاس و تابع تحریک تشکیل شده است. از قابلیت‌های شبکه عصبی مصنوعی میتوان به مواردی مانند محاسبه یک تابع معلوم، تقریب یک نگاشت نامعلوم، شناسایی الگو، پردازش سیگنال و یادگیری اشاره کرد (انجمن مهندسان عمران آمریکا، ۲۰۰۰). از معایب روشهای شبکه عصبی نیز این است که تابعی در اختیار قرار نمی دهد که بتوان از آن بهصورت صریح استفاده نمود. مطالعات زیادی در زمینه رسوب با استفاده از شبکه عصبی انجام نشده است (Govindaraju & Ramachandra, 2000; Sarangi & Bhattacharya, 2005). شبکه های عصبی پس انتشار خطای رو به جلو (پیش خور) با داشتن توابع غیر خطی سیگموئیدی، دارای قابلیت انعطاف پذیری زیاد بوده و می توانند در تقریب زدن یک تابع، یافتن رابطه بین ورودی و خروجی و نظایر آن بسیار کارآمد باشند. در هیدرولوژی، با توجه به اغتشاش حاکم بر داده های رواناب-رسوب، استفاده از این شبکه ها، بسیار توصیه شده است (Flood & Kartam, 1994). ولی در مطالعه ای که توسط ولی و همکاران در سال ۱۳۸۹ به منظور پیش بینی بار رسوب معلق حوضه اسکندری در حوزه آبخیز زاینده رود، عملکرد دو نوع شبکه عصبی مصنوعی (ژئومورفولوژیکی و غیر ژئومورفولوژیکی) و دو نوع مدل رگرسیونی (توانی و غیر خطی چندگانه) را مورد بررسی قرار داد. در این مطالعه، بهترین نتایج پیش بینی مربوط به روش شبکه عصبی مصنوعی ژئومورفولوژیکی با ضریب تعیین ۰٫۹۸ و جذر میانگین خطای ۴٫۴۹ بوده است (ولی، معیری، رامشت، & موحدی نیا، ۱۳۸۹). سارانگی و بیها تاچاریا در سال ۲۰۰۵ درحوزه آبخیز Banha هندوستان، با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی، دبی رسوب را برآورد نموده و نتیجه گرفتند که مدل شبکه عصبی از دقت بیشتری برخوردار است (Sarangi & Bhattacharya, 2005). در تحقیقی دیگر اکبرپور و حامدافتخار در سال ۱۳۸۵ عملکرد دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون را برای پیش بینی میزان دبی رسوب حوضه اهرچای در استان آذربایجان شرقی بررسی و نتیجه گیری نمودند که مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا کارائی بهتری را نسبت به مدل رگرسیون نشان می‌دهد (اکبرپور & حامدافتخار، ۱۳۸۵). (ژو و همکاران ۲۰۰۷) با مطالعه

برروی رودخانه لانگچوانگ جینگ در چین به برآورد موفق بار معلق رسوب به وسیله روش شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها نشان دادند که میتوان از شبکه های عصبی مصنوعی به منظور برآورد بار رسوب استفاده کرد. دقت تخمین این برآورد برای منطقه مورد مطالعه آن‌ها توسط شاخص R2 در حدود ۰,۷۸ بود.

(جوادی و همکاران ۲۰۱۵) در مقاله ای به مقایسه روش تخمین رسوب رودخانه با استفاده از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و SVM در ایران پرداختند. سپس خروجی این مدل ها را با مدل های تجربی مقایسه کرده و در نهایت شاخص های RMSE و R را برای مقایسه این مدل ها استفاده کردند. نتایج نشان داد که در مدل SVM تخمین بهتری نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی زده می‌شود. میزان RMSE برای این مدل ۷۵ بوده است.

(سمکل و همکاران ۲۰۱۶) به تخمین میزان رسوب در رودخانه شیوان در تایوان پرداختند. در این پژوهش مدل شبکه عصبی مصنوعی و روش منحنی سنج رسوب مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی MLP توانست تخمین مناسبی از میزان رسوب با مقدار R برابر با ۰,۹۷ ارائه دهد (Tfwala & Wang, 2016).

آفان و همکاران (۲۰۱۶) نیز در حوضه رودخانه جوهو به تخمین میزان بار رسوب رودخانه پرداختند. در این پژوهش دو مدل شبکه عصبی RBF و FFNN مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت مشخص شد که مدل FFNN عملکرد بسیار بهتری نسبت به مدل RBF نشان می‌دهد. میزان شاخص R در این پژوهش برای مدل FFNN برابر با ۰,۹۲ و میزان RMSE آن برابر با ۲۶ بدست آمد در صورتی که در مدل RBF میزان R برابر ۰,۸۶ و RMSE برابر ۳۲ شد (Afan et al., 2015).

جمع بندی سابقه های پژوهش نشان داد که روشهای رگرسیونی استاتیک از دقت بالایی جهت برآورد دبی بار معلق رسوبات برخوردار نبوده اند. همچنین در سال های اخیر تمرکز مدل های پیش بینی از سمت رگرسیون خطی به سمت مدل هاش شبکه عصبی تغییر کرده است. بیشتر محققین در این سال ها به ارائه مقایسه بین مدل های گوناگون شبکه عصبی پرداخته اند و همچنین در مدل سازی های نهایی خود سعی در استفاده از عوامل مربوط به مورفولوژی حوزه در مدل نهایی به منظور افزایش دقت وصحت مدل نهایی بوده اند.

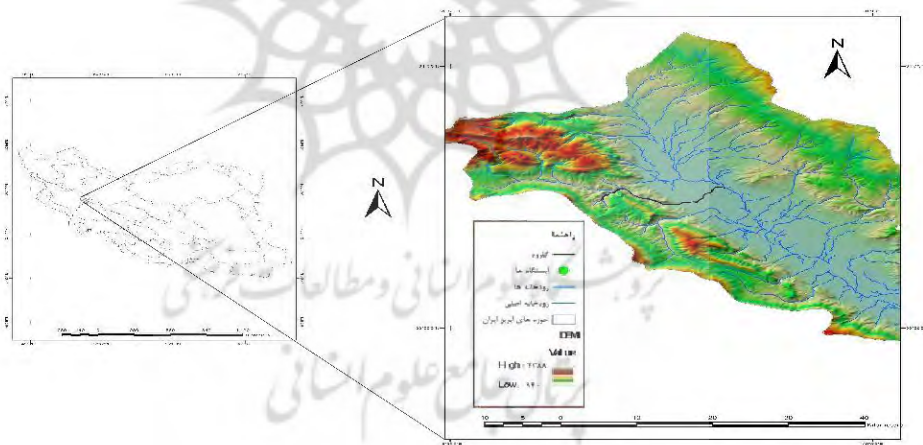
با توجه به اینکه رودخانه های آبریز دز و بخصوص رودخانه های دشت سیلاخور (ونایی و گل رود) بروجرد از سرشاخه های کارون هستند و بر روی رودخانه دز، سد دز، احداث شده و سد دیگری (سد بختیاری) در بالادست سد دز در حال احداث است و با توجه به رسوب خیزی بالای این دو رودخانه در نتیجه عواملی از قبیل حساسیت خاک جنس زمین، شیب و ساختمان زمین و ... و سیلابی بودن دشت سیلاخور باعث فرسایش زیاد در اراضی شرقی و شمال شرقی شده و سبب رسوب زیاد در پشت سدهای مذکور شده و به تاسیسات هیدرولیک و سازه های آبی خسارت وارد می‌کند و همچنین باعث تغییر بستر رودخانه ها در نتیجه رسوب گذاری شده است در سه دهه اخیر مساله خشکسالی و نابودی اراضی طبیعی، از بین بردن اراضی طبیعی (تپه های اطراف شهر) توسط کشاورزان و شخم زدن غیر اصولی در بالادست این رودخانه موجب نابودی پوشش گیاهی و افزایش دبی رسوب شده است. با توجه به فرسایش زیاد و دبی رسوب بالا در این منطقه ضرورت مطالعه و تحقیق جامع و کمی با یک مدل پذیرفته شده دقیق و علمی را ایجاب می‌کند.

انتقال رسوب و رسوب گذاری، پیامدهایی چون ایجاد جزایر رسوبی در مسیر رودخانه و در نتیجه کاهش ظرفیت انتقال جریان های سیلابی، کاهش عمر مفید سدها و ظرفیت ذخیره مخازن، خوردگی تاسیسات سازه های رودخانه ای و وارد شدن خسارات به ابنیه آبی و مزارع، رسوب گذاری در کف کانال و بسیاری مسایل و مشکلات دیگر را در بردارد. همچنین با توجه به اصول برداشت مصالح رودخانه ای و لزوم اطلاع از میزان رسوبات حمل شده توسط جریان رودخانه در طراحی سازه های رودخانه ای، ضرورت بررسی و مطالعه روش های مختلف برآورد بار رسوب رودخانه ها به روشی تبیین می‌شود.

بنابراین در این پژوهش، استفاده از به کارگیری روش شبکه عصبی مصنوعی و در نظر گرفتن رفتار دینامیکی بار معلق رسوب و در نظر گرفتن دبی جریان روزهای پیشین به عنوان متغیر مؤثر، ارزیابی شده است.

مواد و روش ها منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش حوضه ابریز رودخانه گلرود است. این منطقه در شهرستان بروجرد، در استان لرستان در غرب ایران واقع شده است. حوضه مزبور بین طول های ۴۸,۳۰ تا ۴۸,۵۵ درجه و عرض های ۳۳,۴۵ تا ۳۴,۰۰ درجه واقع شده است. رودخانه گلرود آب حوضه ای به مساحت ۷۰ کیلومترمربع را تخلیه می کند. ارتفاع متوسط این حوضه ۲۳۵۰ متر است. این رود از سرچشمه های متعدد در روستای ونایی در غرب این شهرستان نشأت می گیرد و در غرب شهر بروجرد در مجاورت تپه چغا از سمت شمال شاخه ای دیگر دریافت می کند. در محدوده دشت سیلاخور در منطقه دورود-بروجرد، تعداد ۸ ایستگاه بنام های دورود-تیره، دورود- ماربره، دره تخت-ماربره، ونائی-گله رود، بیاتون، رحیم آباد، سازمان آب و تپه چغا وجود دارد. در حوضه رودخانه گلرود به منظور تخمین میزان رسوب رودخانه از دو ایستگاه ونایی و سازمان آب استفاده شده است. موقعیت این دو ایستگاه نسبت به رودخانه گلرود و زیرحوضه های مربوط به آن در شکل شماره ۱ نشان داده شده است. در جدول شماره ۱ یک نیز مشخصات دو ایستگاه مربوطه آورده شده است.



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه و ایستگاه مورد بررسی

جدول ۱: مشخصات ایستگاه های هواشناسی واقع در محدوده مطالعاتی و پیرامون محدوده مطالعاتی

ردیف	کد ایستگاه	نام ایستگاه	حوضه آبریز رودخانه	مشخصات جغرافیایی			سال تأسیس	نوع ایستگاه
				طول	عرض	ارتفاع		
۱	۲۳۳۹۱۳۰۱۴	سازمان آب(بروجرد)	چالان	۴۵-۴۸	۵۴-۳۳	۱۵۶۰	۱۳۵۵	باران سن ج
۲	۲۳۳۹۱۳۰۱۵	ونائی	چالان چولان	۳۵-۴۸	۵۴-۳۳	۲۰۰۰	۱۳۴۸	باران سن ج

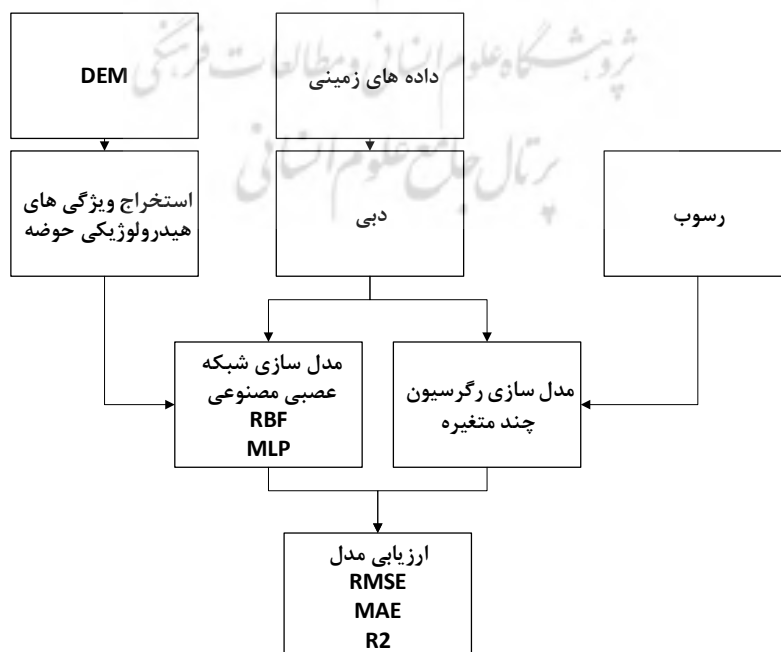
داده‌های دبی رودخانه و میزان رسوب این دو ایستگاه از سال ۱۳۵۰ و ۱۳۵۵ موجود می‌باشد و تا سال ۱۳۹۱ به طور منظم جمع‌آوری شده است که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است.

داده‌های مورد استفاده

در این تحقیق از آمار دبی لحظه‌ای - رسوب لحظه‌ای ثبت شده مربوط به دوره آماری سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۹۱ استفاده شده است. این آمار شامل دبی لحظه‌ای روزانه به مترمکعب بر ثانیه و رسوب روزانه لحظه‌ای به تن در روز است که به صورت همزمان اندازه‌گیری شده‌اند. ویژگی‌های مورفولوژیکی حوضه شامل مساحت، طول رودخانه و محیط آن به کمک نرم افزار ArcGIS و پارامترهای ژئومورفولوژیکی حوضه با استفاده از خصوصیات طبیعی حوضه بر اساس دستورالعمل سینگ و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از افزونه Arc Hydro که بر روی نرم افزار فوق نصب می‌شود، محاسبه گردیده است.

روش پژوهش

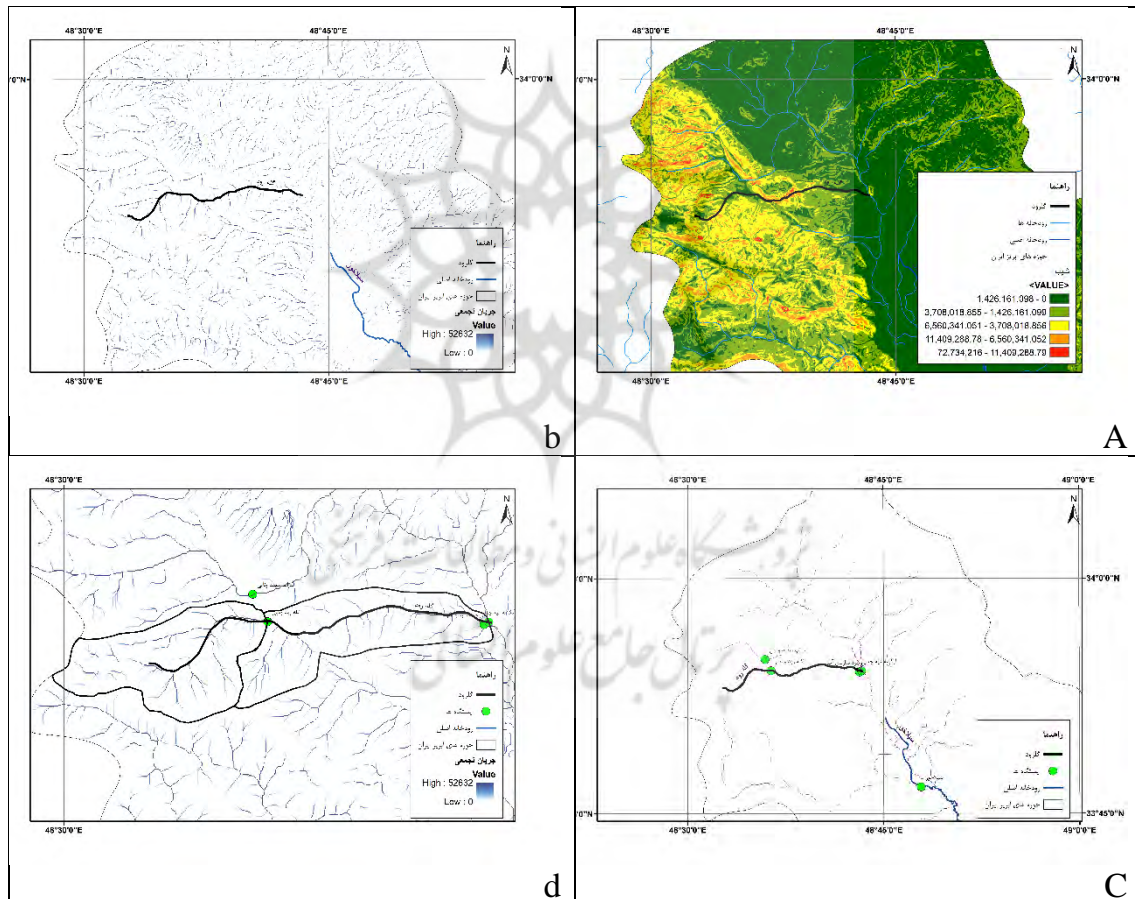
در این پژوهش در قدم نخست با استفاده از نرم افزار ArcGIS و افزونه Arc Hydro محدوده حوزه ابریز رودخانه گلود استخراج شده است. سپس پارامترهای مورد نیاز برای مدل سازی از این حوزه استخراج شده است. این پارامترها شامل دو دسته پارامترهای مربوط به مورفولوژی رودخانه و پارامترهای مربوط به مورفولوژی حوزه ابریز هستند. در ادامه داده‌های مربوط به دبی و رسوب که از ایستگاه‌های زمینی تهیه شده است پیش پردازش شده برای ورود به نرم افزار SPSS آماده سازی شده است. مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی (MLP) و رگرسیون خطی در نرم افزار SPSS انجام شده است. پس از مدل سازی و پیش بینی داده‌ها اعتبارسنجی آن‌ها در نرم افزار Excel انجام پذیرفته است. در شکل ۲ روند انجام این پژوهش در قالب یک نمودار آورده شده است.



شکل ۲: روند کلی انجام پژوهش

در انتخاب متغیرهای ورودی مدل بایستی متغیرهای نسبتاً مستقل، اثرگذار و قابل دسترس تعیین شوند. از جمله این متغیرها می‌توان به مشخصات فیزیکی حوضه اشاره کرد. این امر موجب جلوگیری از افزایش بدون دلیل عامل‌ها (ورودی‌ها) و افزودن بر پیچیدگی‌های مدل، با داده‌های جمع‌آوری شده موجود می‌شود. به عبارت دیگر با افزایش تعداد ورودی‌ها، لزوماً تعداد بیشتری داده نیز مورد نیاز است. تغییر خروجی مدل تنها دبی رسوب در روز است. داده‌ها بر اساس رویه معمول برای آموزش، آزمون و اعتبارسنجی مدل به سه بخش مجزا از هم تقسیم می‌شوند. قسمت اعظم آن‌ها برای آموزش منظور شده و بخش کوچکی نیز برای آزمون و اعتبارسنجی مدل اختصاص داده می‌شوند. داده‌های منظور شده برای آزمون و اعتبارسنجی در آموزش شبکه شرکت داده نمی‌شوند.

به منظور استخراج خصوصیات زیر حوزه‌های منطقه در فاز نخست با استفاده از لایه ارتفاعی DEM ماهواره استر و ابزار Arc Hydro به ترتیب لایه‌های مربوط به آبراهه‌های منطقه، جریان تجمعی، شیب و در نهایت حوزه ابریز مورد نظر برای هر ایستگاه مشخص شد. در شکل ۳ این نقشه‌ها به ترتیب آورده شده است.



شکل ۳: نقشه‌های (a) شیب منطقه، (b) جریان تجمعی، (c) شبکه آبراهه استخراج شده از DEM و (d) زیرحوزه‌های استخراج شده برای هر ایستگاه

در نهایت با استفاده از نرم افزار ArcGIS پارامترهای محیط، مساحت، میانگین شیب، طول رودخانه، حداکثر و میانگین ارتفاع منطقه محاسبه شد. و در مرحله بعد همبستگی بین این پارامترها با میزان رسوب هر ایستگاه برای دو زیرحوزه مشخص شده محاسبه گردید.

مدل سازی آماری

در این بخش دو روش مدل سازی آماری برای تخمین میزان رسوب رودخانه اجرا شده است. روش نخست روش مدل سازی به روش رگرسیون خطی چند متغیره است. روش دوم شبکه عصبی مصنوعی است که در آن دو مدل MLP و RBF اجرا شده است. در این مدل ها پارامتر وابسته میزان رسوب جریان در نقاط اندازه گیری است و سایر پارامترها از جمله میزان دبی، مساحت حوزه، طول رودخانه و .. به عنوان پارامترهای پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته است.

مدل سازی به روش رگرسیون خطی چند متغیره

در این حالت به منظور ارائه مدلی مبنی بر داده های اقلیمی به منظور تخمین میزان رسوب از مدل رگرسیون خطی چند متغیره استفاده شده است. نتایج حاصل از این مدل برای هر کدام از حالات زیر آورده شده است. مدل کلی در این حالت به صورت رابطه ۱ است.

جهت تاثیر دادن پارامترهای ژئومورفولوژی بر روی دبی لحظه‌ای و ارتباط غیرخطی بین این متغیرهای مستقل با رسوب لحظه‌ای، از روش ماریس^۱ استفاده شده است.

$$S = aR\sqrt{Ff} + bR\sqrt{Df} + cR\sqrt{Rf} + d$$

در معادله ماریس(معادله فوق) a, b, c, d ضرایب معادله Ff, Rf, Df به ترتیب مساحت هر زیر حوزه، میانگین حوزه، میانگین شیب، میزان طول رودخانه و S میزان بار رسوب هستند.

- (۱) $Sediment = \alpha + \beta(Discharge) + \gamma(Area) + \delta(Slope) + \varepsilon(lenght) + (AvrgElev) +$
 که در آن به ترتیب Discharge میزان دبی جریان، Area میزان مساحت هر زیر حوزه، Slope میانگین شیب هر زیر حوزه، length میزان طول رودخانه، Avg Elv میانگین ارتفاع زیرحوزه، است. همچنین ضرایب ها $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varepsilon$ و α, β ضرایب خط برازش شده با توجه به مقادیر این پارامترها و میزان رسوب ایستگاه های مربوطه است. پس از اجرای این مدل در نرم افزار SPSS مدل نهایی تولید شده است (SPSS Inc, 2007).
 رابطه شماره ۲ نتایج مربوط به مدل رگرسیون خطی استخراج شده به منظور تخمین میزان رسوب را نشان می‌دهد.

(۲)

$$Sediment = 19258.789 + 299.859(Discharge) + 21.743(Area) + 2.965(Slope) + 18.394(lenght) + 12.640(AvrgElev)$$

ارزیابی مدل

یکی از مهم‌ترین موارد مطالعات پارامترهای حوزه ابریز، شناخت روابط موجود بین متغیرهای مورد مطالعه است. روابط آماری متعددی برای شناخت رابطه بین متغیرها وجود دارد که هم به صورت معادلات خطی و هم به صورت معادلات غیر خطی بیان می‌شود. برخی از فرضیات لازم برای استفاده از رگرسیون چندگانه خطی بدین صورت است:
 تعداد مشاهدات باید بیشتر از تعداد متغیرهای مستقل باشد.

ارتباط خطی یا نزدیک به خطی در بین متغیرهای مستقل وجود داشته باشد.

یکی از معیارهایی که در بیشتر پژوهش‌ها جهت ارزیابی به کار می‌رود تعیین ضریب همبستگی یا ضریب همبستگی

R^2 است. این معیار از رابطه ۴ محاسبه می‌شود.

$$R^2 = RSS/TSS$$

RSS: مجموع مربعات رگرسیون

TSS: مجموع مربعات کل

^۱ Multivariate Adaptive Regression Spline(MARS)

این معیار تنها نشان‌دهنده نسبتی از مجموع مربعات کل است که معمولاً $R^2 \times 100$ را محاسبه کرده و آن را به صورت درصد نشان می‌دهد. ریشه دوم R^2 را ضریب همبستگی چندگانه می‌گویند. ضریب همبستگی ابزاری آماری برای تعیین نوع و درجه رابطه یک متغیر کمی با متغیر کمی دیگر است. همبستگی بین دو متغیر تصادفی X و Y به صورت رابطه ۵ تعریف می‌شود:

$$Corr(x, y) = \frac{Cov(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad 5$$

در رابطه بالا σ انحراف معیار و $Cov(x, y)$ کواریانس بین دو متغیر X و Y است. همبستگی بین مقادیر ذکر شده توسط نرم افزار SPSS محاسبه شده است.

RMSE ریشه توان دوم خطاها به منظور محاسبه میزان تفاوت بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده در مدل استفاده شده است. این شاخص هم به خطاهای تصادفی و هم به خطاهای سیستماتیک حساسیت دارد. برای محاسبه این پارامتر از رابطه ۶ استفاده می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (predict - Ground)^2} \quad 6$$

که در آن، n برابر با تعداد کل داده ها، Predict برابر با مقدار پیش بینی شده توسط مدل و Ground برابر با مقدار داده های زمینی است. این شاخص هرچه قدر کمتر باشد نشان دهنده صحت بهتر مدل نهایی است. MAE میانگین خطاهای مطلق یکی از پر استفاده ترین شاخص ها برای نشان دادن میانگین خطاها است. به منظور محاسبه این شاخص از رابطه ۷ استفاده شده است.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |predict - Ground| \quad 7$$

با توجه به جدول شماره ۴ اختلاف مقادیر واقعی از مقادیر اندازه گیری شده در مدل LMP عدد ۳۰۰، در مدل RBF عدد ۱۷۳، در مدل رگرسیون خطی ۱۴۵ و مقدار واقعی عدد ۳۱۷ می باشد که قابل چشم پوشی بوده و این نشان دهنده قوت و میزان دقت مدل MLP می باشد.

بحث

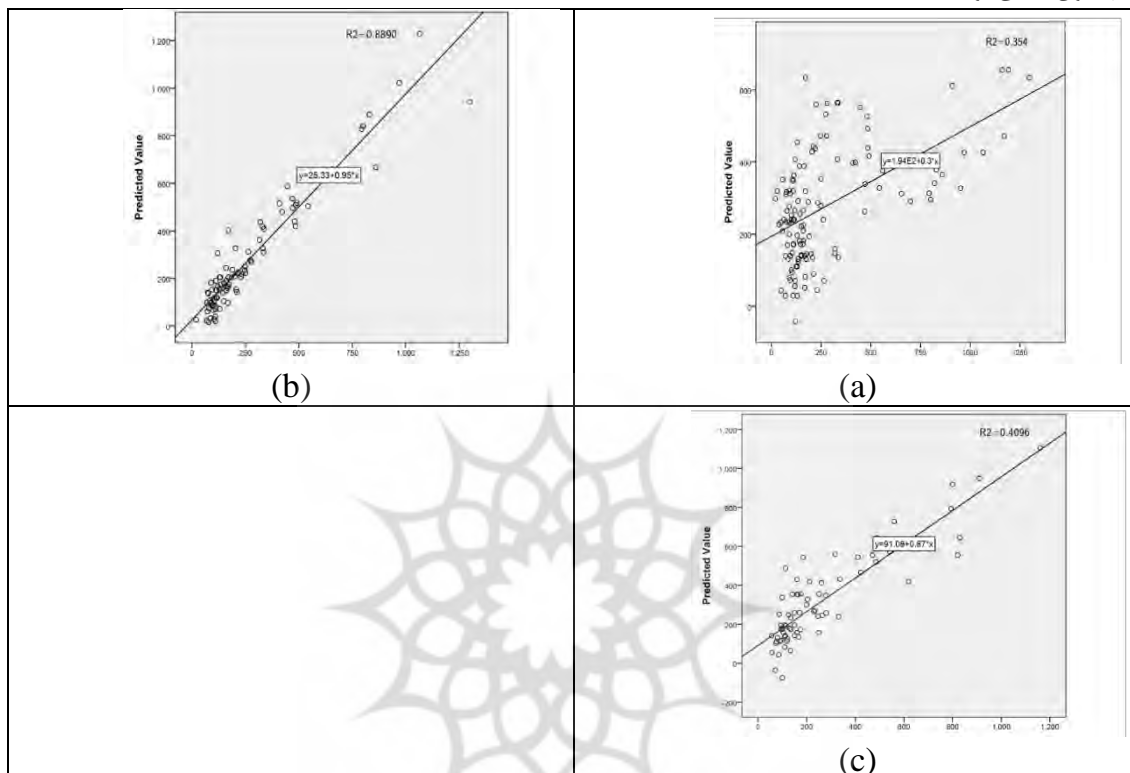
همانگونه که در بخش روش تحقیق آورده شده است به منظور مدل سازی تخمین بار رسوب در ابتدا بایستی همبستگی بین داده های ورودی مدل مورد بررسی قرار بگیرد. در جدول شماره ۲ همبستگی بین داده های ورودی نسبت به داده های رسوب آورده شده است. همانگونه که این جدول نشان می دهد بیشترین میزان همبستگی بین میزان بار رسوب در مقیاس معنادار با دبی جریان با مقدار ۰٫۶۷۵ است. در مرحله دوم بیشترین همبستگی با میزان شیب حوزه با مقدار ۰٫۲۶۴ و سپس با طول رودخانه با مقدار ۰٫۲۵۸ است. پس از آن که متغیرهای حوزه مشخص شدند و میزان همبستگی آنها با رسوب منطقه بدست آمد بایستی در یک مدل رگرسیون خطی و مدل شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شوند که بتوان میزان رسوب را تخمین زد.

جدول ۲: همبستگی بین داده های ورودی مدل نسبت به داده های رسوب

دبی جریان	مساحت حوزه	محیط حوزه	میانگین ارتفاع	شیب	طول رودخانه
***۰٫۶۷۵	***۰٫۱۶۹	۰٫۱۳۹	۰٫۱۶۹	۰٫۲۶۴	۰٫۲۵۸

*** دارای رابطه معنادار است.

پس از مدل سازی داده ها توسط دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی مقدار رسوب برای هر سال محاسبه توسط این مدل ها محاسبه شده است و مقادیر شاخص های MAE و RMSE برای آنها محاسبه شده است. در شکل ۵ نمودار پراکندگی بین داده های واقعی با داده های تخمین زده شده توسط مدل های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی آورده شده است.



شکل ۵: نمودار پراکندگی داده های واقعی و داده های پیش بینی شده توسط هر مدل، (a) مدل رگرسیون خطی چند متغیره، (b) مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP و (c) مدل شبکه عصبی RBF

در جدول شماره ۳ نیز مقادیر مربوط به شاخص های MAE و RMSE آورده شده است. این دو شاخص نشان دهنده این امر است که میزان اختلاف مقادیر پیش بینی شده با مقادیر واقعی چه مقدار است. همانگونه این که این جدول نشان می دهد میزان شاخص RMSE برای مدل رگرسیون خطی بیشتر از سایر مدل ها است. مدل MLP نیز کمترین میزان را دارد.

جدول ۳: مقادیر شاخص های MAE، RMSE و R^2

ردیف	مدل	MAE	RMSE	R^2
۱	رگرسیون خطی	۷۶.۰۹۲۰۲	۱۶۱.۳۴۹۹	۰.۳۵۴
۲	MLP	۴۹.۵۲۸	۹۰.۴۴۹۲۳	۰.۸۸۹
۳	RBF	۸۵.۷۷۶	۱۵۴.۱۳۸۸	۰.۴۰۹

جدول ۴: جدول مشخصات آماری مدل های اجرا شده شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره

مدل	میانگین	میانه	مد	انحراف معیار
رگرسیون چند متغیره	۲۵۸ ۵۵	۲۴۱ ۸۷	۲۵۸	۱۴۵ ۰۲۸
MLP	۴۱۶ ۹	۲۵۵	۳۰۰ ۹۷۹	۳۰۰ ۹۷۹
RBF	۳۶۹ ۲۵	۶۰۹	۱۷۳ ۳۷۳	۱۷۳ ۳۷۳
مقادیر واقعی	۳۸۶ ۱۵	۲۶۱	۱۲۰	۳۱۷ ۳۴۸

در جدول شماره ۴ داده های آماری مربوط به موارد تخمین زده شده و موارد موجود آورده شده است. این داده ها شامل میانگین، میانه، مد و انحراف معیار داده های پیش بینی شده توسط سه مدل شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره و داده های واقعی میزان بار رسوب در ایستگاه های زمینی است. بر اساس این جدول مدل MLP دارای میانگینی برابر با ۴۱۶٫۹ است که در حدود ۳۱ واحد با مقدار واقعی تفاوت دارد. این تفاوت برای مدل RBF کمتر است و در نهایت مدل رگرسیون چندگانه بیشترین تفاوت میانگین داده ها را به خود اختصاص می دهد. در مورد شاخص میانه مدل MLP دارای میانه نزدیکتری به مقادیر واقعی است. شاخص مد که نشان دهنده داده های با بیشترین تکرار در مجموعه آماری است، برای مقادیر واقعی عدد ۱۲۰ و برای مدل RBF عدد ۱۷۳ است که نزدیکترین مقدار به مقدار واقعی محسوب میشود. بر اساس نتایج این جدول می توان ذکر کرد که مدل MLP با وجود ارائه مقادیر عددی RMSE کمتر ولی پراکندگی بیشتری را در کل داده ها موجب می شود. از سوی دیگر داده های مربوط به این امر از روی مقادیر انحراف معیار نیز قابل مشاهده است به صورتی که نزدیکترین میزان انحراف معیار به مقادیر واقعی را مدل MLP دارا است.

نتیجه گیری

تاکنون به منظور تخمین میزان رسوب رودخانه ها مدل های پیش بینی مختلفی استفاده شده است. برخی از این مدل ها با ترکیب پارامترهای مختلف فیزیکی حوزه، اقلیمی و حتی خروجی تصاویر ماهواره ای به تخمین میزان رسوب پرداخته اند. مدل های شبکه عصبی مصنوعی امروزه به طور گسترده ای در پیش بینی مدل های جغرافیایی کاربرد دارند. در این پژوهش سه مدل شبکه عصبی مصنوعی RBF، شبکه عصبی مصنوعی MLP و مدل رگرسیون خطی چند متغیره به منظور تخمین رسوب رودخانه استفاده شده است.

پس از محاسبه شاخص های RMSE و MAE با توجه به این امر که هرچه قدر میزان این شاخص ها کمتر باشد مقدار پیش بینی شده به مقادیر واقعی نزدیکتر است بنابراین مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP دقت بهتری را نسبت به دو مدل دیگر در تخمین میزان رسوب منطقه نشان میدهد. از سوی دیگر با توجه به مقدار شاخص R^2 که برای سه مدل محاسبه شده است دقت تخمین مدل به مقدار ۰٫۴۰۹ برای مدل MLP محاسبه شده است، مقدار R^2 برای این مدل برابر ۰٫۸۸ است. پس از مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP، مدل شبکه مصنوعی RBF نتایج بهتری ارائه می دهد. در این مدل

مقدار R^2 برابر است با ۰,۴ که نشان دهنده دقت تخمین حدود نصف مدل MLP است. و در رتبه سوم نیز مدل رگرسیون خطی چند متغیره با مقدار R^2 برابر با ۰,۳ قرار دارد.

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. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌های رگرسیونی و .. اشاره کرد. همانگونه که در این پژوهش نیز مشخص شد مدل‌های رگرسیونی چند متغیره توانایی تخمین بار رسوب را با دقت بالایی ندارند. در پیشینه تحقیق نیز همواره این مدل‌ها دارای صحت و درصد همبستگی پایینی با داده‌های زمینی هستند. 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 (Güneralp et al., 2013; P. T. M & C, 2008; M. V. M, 2007; Tfwala & Wang, 2016). در این پژوهش نیز دو مدل شبکه عصبی MLP و RBF مورد مطالعه قرار گرفت. مدل MLP توانست داده‌های رسوب را با دقت بهتری نسبت به سایر مدل‌ها تخمین بزند. بنابراین می‌توان امکان سنجی استفاده از مدل‌های شبکه عصبی پیشخور را در تخمین بار رسوب تأیید کرد. برطبق سری‌های زمانی موجود، برآورد دقیق‌تر نیاز به دوره‌های طولانی مدت دارد و همچنین در نظر داشتن تغییرات آب و هوایی را در این تحقیقات می‌تواند به بهبود نتایج و صحت و دقت پیش‌بینی میزان رسوب کمک کند. از سوی دیگر در نظر گرفتن پارامترهای مربوط به جنس خاک منطقه و قابلیت نفوذ آب در خاک برای هر زیرحوزه می‌تواند در بهبود نتایج موثر باشد. نتایج این پژوهش نشان داد که تغییر در مقدار تولید رسوب معلق با تعداد و شدت وقایع رواناب رابطه معنی‌داری دارد. از بین مشخصات فیزیکی حوزه مساحت حوزه و طول رودخانه اصلی جز عوامل دیگری هستند که در تخمین میزان رسوب پایین دست رودخانه اثر گذار است.

همچنین می‌توان از مدل‌های شبکه عصبی recurrent با توجه به این امر که ایستگاه‌ها در امتداد ایستگاه‌های دیگر هستند در مطالعات بعدی که در این زمینه انجام می‌شود استفاده کرد. علاوه بر این ترکیب داده‌های تصاویر ماهواره‌ای با توجه به این که از دوره‌های گذشته نیز این داده‌ها در اختیار کاربران قرار دارد می‌تواند به ارائه مدل‌های با دقت بیشتر منجر شود.

منابع

- ابوالفضل، اکبرپور، حامدافتخار، خ. ۱۳۸۵. مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون در پیش‌بینی آورد رسوب در حوضه اهرچای آذربایجان شرقی. اولین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهید چمران اهواز، دانشکده مهندسی علوم آب.
- ولی، عباسعلی؛ رامشت، محمدحسین. ۱۳۸۹. تحلیل مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی پیش‌بینی رسوب معلق مطالعه موردی حوضه آبخیز اسکندری واقع در حوضه آبریز زاینده رود، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی سال چهل و دوم، شماره ۷۱، صص ۲۴۷-۲۴۴.
- شعبانی، محمد. ۱۳۸۸. مقایسه میزان کارایی شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی در برآورد رسوب معلق روزانه، مهندسی مدیریت و آبخیز، سال سوم، شماره ۴، صص ۲۴۷-۲۴۰.
- ولی، عباسعلی؛ رامشت، محمدحسین؛ سیف، عبدالله. ۱۳۹۰. مقایسه کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون برای پیش‌بینی بار رسوب جریان مطالعه موردی حوزه آبخیز سمندگان، جغرافیا و برنامه ریزی محیطی، سال بیست و دوم، شماره ۴، صص ۳۴-۱۹.
- همایون فقیه و همکاران. ۱۳۹۴. بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار معلق رودخانه با استفاده از داده‌های دسته‌بندی شده، مجله محیط زیست و مهندسی آب، سال اول، شماره ۱۰، صص ۶۴-۵۱.
- طهمورث، محمد. ۱۳۸۶. مقایسه دقت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی ژئومورفولوژی (GNNS) و رگرسیونی (RM)

در برآورد رسوب طالقان رود، پژوهش های آبخیزداری، سال بیست و دوم، شماره ۳، صص ۲۷-۱۹.

- Abolvaset, N., and Shahradsfar, S. 2006. **Investigation the effect of river water level oscillation on suspended sediment using Artificial Neural Networks** (Application in the Ahar River Watershed in Satarkhan Dam). 7th International River Engineering conference. Shahid Chamran University, Ahwaz, Iran, Pp: 235-243.
- Avarideh, F., Banihabib, M., and Tahershamsi, A. 2001. **Application of ANN for Estimation of Sediment Load in Rivers**. 3rd Iranian Hydraulic Conference, Tehran University, Iran, Pp: 178-186. (IRPersian)
- Afan, H. A., El-Shafie, A., Yaseen, Z. M., Hameed, M. M., Wan Mohtar, W. H. M., & Hussain, A. (2015). **ANN Based Sediment Prediction Model Utilizing Different Input Scenarios**. *Water Resources Management*, 29(4), 1231–1245. <https://doi.org/10.1007/s1169-014-0870-1>
- Demir, G., Ozdemir, H., Ozcan, H. K., Ucan, O. N., & Bayat, C. (2010). **an artificial neural network-based model for short-term predictions of daily mean PM10 concentrations**. *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 11(3), 1163–1171.
- Doxaran, D., Froidefond, J. M., Castaing, P., & Babin, M. (2009). **Dynamics of the turbidity maximum zone in a macrotidal estuary (the Gironde, France): Observations from field and MODIS satellite data**. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 81(3), 321–332. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2008.11.013>
- Flood, I., & Kartam, N. (1994). **Neural Networks in Civil Engineering. I: Principles and Understanding**. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 8(2), 131–148. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0887-3801\(1994\)8:2\(131\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0887-3801(1994)8:2(131))
- Gong, B., Im, J., & Mountrakis, G. (2011). **An artificial immune network approach to multi-sensor land use/land cover classification**. *Remote Sensing of Environment*, 115(2), 600–614. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.10.005>
- Govindaraju, R. S., & Ramachandra, A. (2000). **Artificial Neural Networks in Hydrology**. *Artificial Neural Networks in Hydrology*, 36(April), 337. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-9341-0>
- Güneralp, İ., Filippi, A. M., Hales, B. U., I, G., M, F. A., & U, H. B. (2013). **River-flow boundary delineation from digital aerial photography and ancillary images using Support Vector Machines**. *GIScience & Remote Sensing*, 50(1), 1. <https://doi.org/10.1080/15481603.2013.778560>
- Lopes, V. L., Ffolliott, P. F., & Baker, M. B. (2001). **Impacts of Vegetative Practices on Suspended Sediment from Watersheds of Arizona**. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 127(1), 41–47. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2001\)127:1\(41\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2001)127:1(41))
- M, P. T., & C, S. L. (2008). **Rivwidth: A Software Tool for the Calculation of River Widths from Remotely Sensed Imagery**. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5, 70.
- Mirbagheri, S., and Rajaei, T. 2006. **Improvement of suspended load prediction by artificial neural networks**. 7th International Civil Engineering Conference. Tarbiat Modares Univ., Tehran, Iran, 2006, Pp: 435-443. (In Persian)
- Mirbagheri, S.A., and Rajaei, T. 2004. **Use of ANN in Estimation of Suspended Sediment Load of Zohre River**. 1st International Conference of Civil Engineering, Tehran University, Iran, 2004, Pp: 45-53. (In Persian)
- M, M. V. (2007). **An Automated GIS Procedure for Delineating River and Lake Boundaries**. *Transactions in GIS*, 11, 213.
- Nakato, T. (1990). **Tests of Selected Sediment-Transport Formulas**. *Journal of Hydraulic Engineering*, 116(3), 362–379. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1990\)116:3\(362\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1990)116:3(362))
- Rajaei, T., Mirbagheri, S.A., Bodaghpour, S., and Zoneamat Kermani, M. 2007. **Use of ANN in order of Modeling of Nonlinear Time series of Suspended Sediment Load in**

- Rivers. 6th Iranian Hydraulic Conference. Shahrekord University, Iran. (In Persian)*
- Sarangi, A., & Bhattacharya, A. K. (2005). **Comparison of Artificial Neural Network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India.** *Agricultural Water Management*, 78(3), 195–208.
 - SPSS Inc. (2007). *SPSS Advanced Statistics 17.0. Statistics*, 189.
 - Tfwala, S. S., & Wang, Y. M. (2016). **Estimating sediment discharge using sediment rating curves and artificial neural networks in the Shiwen River, Taiwan.** *Water (Switzerland)*, 8(2). <https://doi.org/10.3390/w8020053>
 - Walling, D. E., & Webb, B. W. (1988). **The reliability of rating curve estimates of suspended sediment yield: some further comments.** *Sediment Budgets (Proceedings of the Porto Alegre Symposium)*, (174), 337–350.
 - 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: 111-125.

