

## کاربرد سنجش از دور و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین غلظت رسوب معلق رودخانه (مطالعه موردی: رودخانه کارون)

زینب ملائی<sup>۱</sup>، جواد ظهیری<sup>۱\*</sup>، سعید جلیلی<sup>۱</sup>، محمدرضا انصاری<sup>۲</sup> و ایوب تقی‌زاده<sup>۳</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۰/۲۰؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۵/۲۳)

### چکیده

بازتاب طیفی سنجش از راه دور اندازه‌گیری شده توسط سنسورهای ماهواره‌ای، یک جایگزین سریع و رویکرد اقتصادی برای ارزیابی غلظت رسوب معلق در اقیانوس‌ها، دریاها، رودخانه‌ها و آب‌های ساحلی است. بر همین اساس در این تحقیق از ترکیب اطلاعات به‌دست آمده از تصاویر ماهواره‌ای و یک مدل شبکه عصبی پایه شعاعی، جهت برآورد غلظت بار معلق رودخانه‌ای استفاده شد. داده‌های میدانی غلظت رسوب معلق، دبی جریان و بازتاب باند یک و نسبت بازتاب باند دو به یک سنجنده مادیس، به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی معرفی شدند، همچنین یک مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای ایجاد ارتباط میان غلظت رسوب معلق و بازتاب رسیده به سنجنده استفاده شد. در نهایت نتایج حاصل از شبکه عصبی با نتایج حاصل از رگرسیون و منحنی سنجه رسوب مقایسه شد. براساس نتایج به‌دست آمده، مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی باند یک و دبی جریان با RMSE برابر ۰/۱۹، عملکرد بهتری را نسبت به دو روش رگرسیون و منحنی سنجه رسوب با RMSE به‌ترتیب برابر ۰/۲۱ و ۰/۲۹ دارا است.

واژه‌های کلیدی: غلظت رسوب معلق، سنجنده مادیس، شبکه عصبی پایه شعاعی، رگرسیون خطی

۱. گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان

۲. گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان

۳. گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز

\*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: j.zahiri@ramin.ac.ir

## مقدمه

فهم الگوی فرسایش، انتقال و رسوب‌گذاری یک عامل بسیار مهم در مطالعه رودخانه‌های بزرگ است، زیرا رسوبات نقش عمده‌ای در تکامل ژئومورفولوژی کانال‌ها و دشت‌های سیلابی و چرخه بیوژئوشیمی بازی می‌کنند. علاوه بر این تغییرات کمیت و کیفیت رسوب رودخانه‌ها می‌تواند تغییرات قابل توجهی در طیف گسترده‌ای از سیستم‌های زیست‌محیطی داشته باشد (۱۵). برای مطالعه تغییرات زیست‌محیطی رسوبات از قبیل تغییرات مورفولوژی رودخانه‌ها، تغییرات کیفیت آب و اثرات منفی بر محیط زیست آبریزان لازم است، انتقال رسوب معلق در رودخانه‌ها به دقت نظارت شود (۱۸). برای مقابله با مشکلات ایجاد شده، در ابتدا بایستی طبیعت و چگونگی حرکت رسوب شناخته شود و سپس عوامل مؤثر در فرسایش شناسایی شوند و در نهایت میزان مواد رسوبی منتقل شده دقیقاً تعیین و محاسبه شود تا بتوان از آن در طراحی سازه‌های آبی بهره برد (۵). علاوه بر این نظارت رسوب معلق برای مدیریت و حفاظت محیط زیست حیاتی است (۱۲). بار رسوب معلق رودخانه‌ای، به‌طور معمول با اندازه‌گیری مستقیم یا به‌کارگیری منحنی سنج رسوب انجام می‌شود. اندازه‌گیری به روش مستقیم، اگرچه مطمئن‌ترین روش اندازه‌گیری غلظت رسوبات معلق بوده، ولی این روش اغلب زمان‌بر و پرهزینه است (۷). در روش منحنی سنج رسوب، از طریق داده‌های آب‌سنجی و رسوب‌سنجی و با توجه به اینکه دبی رسوب تابعی از دبی جریان است، رابطه رگرسیونی بین این دو استخراج می‌شود که به منحنی سنج رسوب معروف است. هرچند دبی رسوب در رودخانه تابعی از دبی جریان است، ولی این عامل تنها عامل مؤثر بر دبی رسوب نیست، بلکه عواملی همچون شیب حوضه، پوشش گیاهی، جنس بستر، شدت بارندگی و... نیز دخیل هستند. بر این اساس، تعیین دبی رسوب با استفاده از ایسن روش عموماً همراه با خطا است (۴). سنجش از دور، علم و هنر کسب اطلاعات از پدیده‌ها و اجسام بدون تماس با آنها است. به‌عبارت دیگر با عکس‌العمل پدیده‌ها به نور، به چستی آنها پی برده

می‌شود (۶). استفاده از سنجش از دور برای ارزیابی پارامترهای کیفی آب به‌وضوح توانایی اندازه‌گیری‌های سینوپتیک، مکرر و ارزان توسط هواپیماها و فضاپیماها را نشان می‌دهد، در نتیجه بازتاب طیفی سنجش از راه دور اندازه‌گیری شده توسط سنسورهای ماهواره‌ای، می‌تواند یک جایگزین سریع و یک رویکرد اقتصادی برای ارزیابی غلظت رسوب معلق ((Suspended Sediment Concentration (SSC) در اقیانوس‌ها، دریاها، رودخانه‌ها و آب‌های ساحلی باشد (۱۴). از جمله عواملی که در میزان بازتاب طیفی آب نقش دارند، میزان غلظت و اندازه ذرات رسوبی معلق در آب و همچنین حضور و تمرکز مواد آلی و غیر آلی معلق و عمق آب است. مواد آلی رنگی موجود در آب باعث کاهش طیف نور در باندهای آبی و سبز می‌شوند (۸). در صورتی که در این تحقیق از باند قرمز و مادون قرمز نزدیک استفاده شده است. به‌منظور تعیین غلظت رسوب معلق از تابش خروجی از سطح آب و بازتاب شده به سنجنده، در ابتدا باید رابطه انتقال تابش بین ویژگی‌های اپتیکی آب و تابش‌های اندازه‌گیری شده توسط سنجنده به‌صورت تئوری شناخته شود. به‌طور تجربی، رابطه انتقال از طریق مقایسه میدانی با داده‌های هم‌زمان ماهواره‌ای بعد از حذف تأثیر اتمسفر مدل می‌شود. تحلیل رگرسیونی یک روش تجربی مرسوم برای مدل‌سازی تابع انتقال است. با این حال تحلیل رگرسیونی در مدل‌سازی توابع غیر خطی محدودیت‌هایی دارد (۸). این مسأله به این خاطر است که تغییرات میزان غلظت، رسوب در آب بسیار پیچیده بوده و ممکن است در یک کلاس غلظت به‌عنوان مثال (۲۰ تا ۴۰۰ میلی‌گرم)، از رابطه خطی و از ۴۰۰ میلی‌گرم به بالا از رابطه غیر خطی پیروی کند (۶). مطالعات نشان داده‌اند هر تابعی بدون در نظر گرفتن میزان پیچیدگی اش می‌تواند به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان شبیه‌سازی شود (۸). شبکه عصبی مصنوعی (ANN) یکی از دستاوردهایی است که با الگوبرداری از شبکه عصبی مغز انسان قادر است پدیده‌های پیچیده و ناشناخته را به‌خوبی بررسی کند (۱۰) و روابط پیچیده و غیر خطی که برای مدل کردن با روش‌های معمولی دشوار هستند

معلق مربوط به ایستگاه آب‌سنجی اهواز (یکی از ایستگاه‌های آب‌سنجی رودخانه کارون) و تصاویر سنجنده مادیس استفاده شد. داده‌های غلظت رسوب و دبی جریان مربوط به سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۴ بود که به‌منظور مطابقت با دوره زمانی داده‌های سنجنده مادیس، از اطلاعات مربوط به سال (۲۰۱۵-۲۰۰۰) میلادی استفاده شد. داده‌های دبی جریان و غلظت رسوب از سازمان آب و برق خوزستان جمع‌آوری شده است.

سنجنده مادیس بر روی ماهواره‌های ترا و آکوا نصب شده است. این سنجنده با دارا بودن ۳۶ باند قادر است اطلاعات دریافتی از سطح زمین را در محدوده طیفی ۴/۰ تا ۴/۱۴ میکرومتر و با عرض پوشش ۲۳۴۰ کیلومتر ثبت کند. قدرت تفکیک مکانی باندهای مذکور از ۲۵۰ تا ۱۰۰۰ متر متغیر است (۱). در این مطالعه از تصاویر سنجنده مادیس بر روی ماهواره ترا، استفاده شد که به‌صورت روزانه و متشکل از داده‌های بازتاب سطحی در دو باند قرمز (۶۲۰ تا ۶۷۰ نانومتر) و مادون قرمز نزدیک (۸۴۱ تا ۸۷۶ نانومتر)، با قدرت تفکیک‌پذیری مکانی ۲۵۰ متر در دسترس هستند. بر روی این تصاویر پیش‌پردازش‌های مقدماتی مانند تصحیحات هندسی، رادیومتری و اتمسفری انجام شده است. روش معمول تخمین غلظت رسوب معلق از طریق سنجش از دور، ایجاد ارتباط میان بازتابش سنجش از دوری اندازه‌گیری شده توسط سنجنده و غلظت رسوب معلق سطحی ستون آب است. برای استخراج بازتاب مربوط به هر باند از نرم‌افزار ENVI5.1 استفاده شد. در این پژوهش از نسبت‌گیری طیفی بین بازتاب باندهای قرمز و مادون قرمز نیز برای تخمین غلظت رسوب معلق استفاده شد. در نسبت‌گیری باندهای مقادیر درجه روشنایی یک باند طیفی به باند طیفی قابل انطباق دیگر تقسیم می‌شود که با هدف متمایز ساختن تفاوت‌هایی که توسط تغییرات روشنایی در تک باندها ممکن نیست، به کار می‌رود (۳). تعداد ۲۳۰ تصویر منطبق با زمان نمونه‌برداری از سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۹۴ بارگذاری شد که بعد از حذف تصاویر دارای شرایط ابری و داده‌های پرت غلظت رسوب معلق، تعداد ۱۰۱ تصویر باقی ماند و بررسی شد.

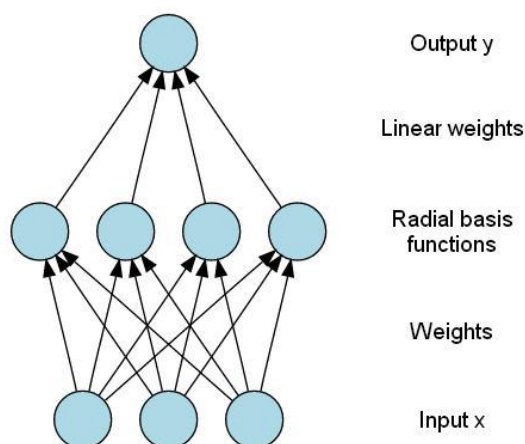
را آموزش دهد (۱۳). از جمله تحقیقات صورت گرفته در این زمینه می‌توان به تاگ و همکاران اشاره کرد (۱۷). آنها با استفاده از داده‌های سنجنده TM لندست OIL و اندازه‌گیری در محل به بررسی تغییرات مکانی غلظت رسوب معلق ناشی از پل خلیج Hang Zhao در آب‌های ساحلی شرق دریای چین پرداختند و به این نتیجه رسیدند که در دو طرف پل تفاوت قابل توجهی در میزان غلظت رسوب معلق در آب است. مریدنژاد و همکاران، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تصاویر سنجنده مادیس و داده‌های میدانی غلظت رسوب معلق در سواحل جنوبی دریای خزر، به تخمین غلظت رسوب معلق پرداختند (۱۴). آنها به این نتیجه رسیدند که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تصاویر سنجنده مادیس جهت نظارت بر رسوب معلق در سواحل دریای خزر مناسب است. هدف از تحقیق حاضر، نشان دادن توانایی تصاویر ماهواره‌ای سنجنده مادیس و شبکه عصبی مصنوعی پایه شعاعی (Radial Basis Function (RBF)) در بررسی غلظت رسوب معلق است.

## مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه رودخانه کارون در محل ایستگاه اهواز واقع در مختصات ۴۵ درجه و ۳۵ دقیقه و ۲۳ ثانیه طول جغرافیایی شرقی و مختصات ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه و ۹ ثانیه عرض جغرافیایی شمالی است. رودخانه کارون با طول ۹۵۰ کیلومتر، پرآب‌ترین و بزرگ‌ترین رودخانه ایران است و تنها رودی است که بخشی از آن قابل کشتی‌رانی است. مساحت حوضه آبخیز این رودخانه ۶۶۳۵۲ کیلومتر مربع، متوسط ارتفاع آن ۱۵۳۷ متر و شیب متوسط آن ۲۴ درصد است. پهنای این رودخانه در قسمت‌های کوهستانی بین ۲۵ تا ۴۰ متر و در دشت بالادست اهواز ۲۵۰ الی ۴۰۰ متر بوده و ژرفای آن در حوالی اهواز به پنج الی هفت متر می‌رسد.

## داده‌های مورد استفاده

در این تحقیق از داده‌های دبی جریان روزانه و غلظت رسوب



شکل ۱. ساختار شبکه RBF

### بازبینی داده‌ها

فضای ورودی و یک فضای با بعد بزرگ‌تر برقرار می‌کند و نقش مهمی در تبدیل الگوی غیر خطی به الگوی تفکیک‌پذیر خطی دارد. لایه خروجی نیز مجموع وزن‌دار توابع هسته‌ای در لایه پنهان است که یک خروجی خطی تولید می‌کند. معادله کلی شبکه RBF به صورت زیر است:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (w_i \Phi \|x - x_i\|) \quad [1]$$

در این معادله  $m$  تعداد نرون‌های لایه پنهان،  $w_i$  وزن نرون‌های لایه پنهان،  $x_i$  بردار مرکز نرون‌ها، علامت  $\| \cdot \|$  نماد تابع فاصله در فضای  $R_n$  و  $\Phi$  تابع فعال‌ساز در لایه پنهان است. تابع فعال‌ساز مورد استفاده در شبکه RBF تابع گوسی به فرم زیر است که در آن  $\delta_i$  فاکتور عرض هسته  $\delta_i$  و علامت  $\| \cdot \|$  نماد تابع فاصله در فضای  $R_n$  است.

$$\Phi(\|x - x_i\|) = e^{-\frac{\|x - x_i\|}{\delta_i}} \quad [2]$$

برای پیاده‌سازی شبکه RBF از نرم‌افزار متلب استفاده شد. ورودی‌های استفاده شده در این شبکه عصبی، باند یک (باند قرمز =  $b_1$ )، نسبت بازتاب ( $b_2/b_1$ ) همراه با دبی جریان و خروجی شبکه نیز غلظت رسوب معلق معرفی شد. برای دستیابی به یک مدل صحیح، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت صحت‌سنجی مدل استفاده شدند.

در این تحقیق ابتدا تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از نرم‌افزارهای ENVI5.1 و ARCGIS10.1 بازبینی شدند و در صورت وجود شرایط ابری و سایر اشکالات رادیومتریک از محاسبات حذف شدند، سپس پیکسل موردنظر انتخاب و مقادیر بازتاب سطحی رودخانه از آن پیکسل استخراج شد و مورد استفاده قرار گرفت. برای انتخاب پیکسل مناسب مواردی نظیر عرض رودخانه، قدرت تفکیک مکانی سنجنده و مختصات جغرافیایی ایستگاه، مورد توجه قرار گرفت، همچنین داده‌های غلظت رسوب معلق نیز با استفاده از نرم‌افزار SPSS بازبینی شد و داده‌های پرت و مشکوک از محاسبات کنار گذاشته شدند، پس از آن نرمال بودن داده‌ها، با استفاده از آزمون آماری SPIRO-WILK مورد ارزیابی قرار گرفته و با توجه به عدم نرمال بودن داده‌ها به مبنای لگاریتم طبیعی تبدیل شدند.

شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق، شبکه RBF بوده که از توابع پایه شعاعی به‌عنوان توابع فعال‌ساز استفاده می‌کند. خروجی این شبکه یک ترکیب خطی از توابع پایه شعاعی برای پارامترهای ورودی نرون‌ها است. ساختار اصلی شبکه RBF متشکل از سه لایه بوده که در شکل (۱) ارائه شده است.

لایه ورودی شامل ورودی‌های شبکه بوده و در آن هیچ‌گونه پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه پنهان یک رابطه غیر خطی بین

$$DR = \log \frac{SSC_{pr}}{SSC_{me}} \quad [6]$$

$$RMSE = \sqrt{DR^2} \quad [7]$$

در روابط بالا N تعداد مشاهدات، SSCme غلظت رسوب مشاهداتی و SSCpr غلظت رسوب محاسباتی است. ضریب R<sup>2</sup> مقداری بین صفر و یک است که هرچه به یک نزدیکتر باشد، نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است. در این پژوهش دقت عملکرد مدل‌ها به صورت درصد مقادیر DR که بین ۰/۱- و ۰/۱+ می‌باشد، تعریف شده است.

### نتایج و بحث

برای بررسی همبستگی داده‌ها و معنادار بودن آنها، تجزیه و تحلیل همبستگی پیرسون بین داده‌های SSC و بازتاب باندهای یک و دو سنجنده مادیس، نسبت باندی و دبی جریان صورت گرفت. در ابتدا داده‌های مربوط به تمام دوره‌ها به‌عنوان ورودی در نظر گرفته شدند که همبستگی پایینی میان مقادیر بازتاب باندی و غلظت واقعی مشاهده شد. بر همین اساس و با توجه به مطالعات گذشته، شش ماه اول سال، به‌عنوان دوره خشک و شش ماه پایانی سال، به‌عنوان دوره مرطوب در نظر گرفته شد.

طبق جدول (۱) بیشترین همبستگی برای فصل مرطوب میان SSC با باند یک، نسبت بازتاب و دبی جریان است که در سطح یک درصد همبستگی میان آنها معنادار است. از آنجا که همبستگی میان باند دو و غلظت رسوب معلق پایین است، باند دو در فصل مرطوب از محاسبات کنار گذاشته شد. منحنی بازتاب طیفی آب، کاهش عمومی در بازتاب را در نتیجه افزایش طول موج نشان می‌دهد، به‌طوری‌که در فرسرخ نزدیک، بازتاب آب صاف و عمیق می‌تواند صفر فرض شود، هرچند بازتاب آب تحت تأثیر حضور و تمرکز مواد آلی و غیرآلی معلق در آب متفاوت است (۲)، بنابراین چنین استدلال می‌شود که همبستگی پایین میان غلظت رسوب معلق و باند دو مادیس می‌تواند به دلیل جذب بالای باند مادون قرمز توسط آب

در مدل رگرسیونی ابتدا همبستگی بین انعکاس آب و دبی جریان (متغیر مستقل) و غلظت رسوب معلق (متغیر وابسته) در طول دوره آماری بررسی شد و معنی‌دار بودن آن مورد ارزیابی قرار گرفت و پس از آن به‌عنوان روشی برای تخمین غلظت رسوب معلق استفاده شد. رگرسیون آماری روشی برای گزینش مناسب‌ترین رابطه بین متغیر وابسته و متغیر مستقل است و تابعی که ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته را بیان می‌کند، تابع رگرسیون نامیده می‌شود. در این تحقیق از نرم‌افزار SPSS جهت یافتن تابع رگرسیون استفاده شد.

از متداول‌ترین روش‌های تخمین بار رسوب معلق، ایجاد ارتباط میان داده‌های دبی رسوب با دبی جریان است. این رابطه منحنی سنجه رسوب نامیده می‌شود و شکل کلی آن به‌صورت رابطه (۳) است:

$$Q_s = aQ_w^b \quad [3]$$

a و b ضرایب ثابت معادله، Q<sub>w</sub> دبی جریان برحسب مترمکعب بر ثانیه و Q<sub>s</sub> دبی رسوب معلق برحسب تن در روز است و از رابطه (۴) به‌دست می‌آید:

$$Q_s = 0.0864 C_m Q_w \quad [4]$$

C<sub>m</sub> در رابطه بالا غلظت رسوب معلق برحسب میلی‌گرم بر لیتر است. مقادیر a و b برای رودخانه‌های متفاوت از طریق معادله رگرسیون خطی بین لگاریتم دبی رسوب و لگاریتم دبی جریان تعیین می‌شود. در این پژوهش ابتدا بار رسوب از طریق روش منحنی سنجه رسوب با استفاده از رابطه شماره (۳) به‌دست آمد و سپس با استفاده از رابطه (۴)، دبی رسوب اندازه‌گیری شده به غلظت رسوب معلق، تبدیل می‌شود.

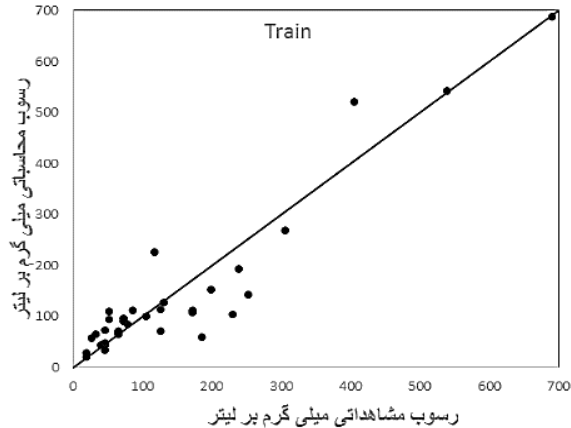
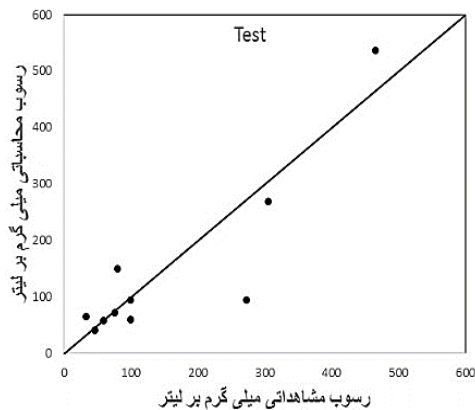
برای ارزیابی عملکرد مدل‌های به‌دست آمده در مرحله آموزش و آزمون شبکه عصبی و مقایسه آن با نتایج به‌دست آمده از منحنی سنجه از پارامترهای ضریب تعیین (R<sup>2</sup>)، نسبت اختلاف (DR) و مجذور میانگین مربع خطا (RMSE) استفاده شد. این پارامترها به‌صورت روابط ۵، ۶ و ۷ تعریف می‌شوند:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (SSC_{me} - \overline{SSC}_{pr})^2}{\sum (SSC_{me} - \overline{SSC}_{me})^2} \quad [5]$$

جدول ۱. نتایج تجزیه و تحلیل همبستگی پیرسون برای فصل مرطوب

Q	b <sub>2</sub> /b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	b <sub>1</sub>	SSC	پارامترهای آماری
۰/۶۶*	-۰/۵۳*	-۰/۱۷	۰/۵*	۱*	ضریب همبستگی پیرسون
۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۲۷۸	۰/۰۰۱		ضریب معناداری SSC
۴۳	۴۳	۴۳	۴۳	۴۳	تعداد نمونه

\* همبستگی در سطح یک درصد (دو دنباله) معنادار است



شکل ۲. همبستگی رسوب مشاهداتی و محاسباتی در مراحل آموزش و صحت‌سنجی شبکه عصبی (باند یک و دبی)

به‌ازای ۱۷ نرون و برای شبکه عصبی پایه شعاعی با ورودی نسبت بازتاب باند یک به باند دو سنجنده مادیس و دبی جریان به‌ازای ۱۲ نرون به‌دست آمد، همچنین نتایج حاصل با روش منحنی سنجه رسوب که به‌طور گسترده برای تخمین رسوب معلق مورد استفاده قرار می‌گیرد، مقایسه شد. در این پژوهش داده‌ها به‌طور تصادفی به دو دسته، آموزش (۸۰ درصد) و صحت‌سنجی (۲۰ درصد) تقسیم شدند. سپس رابطه رگرسیونی مناسب با استفاده از داده‌های آموزش میان دبی جریان (متغیر مستقل) و غلظت (متغیر وابسته) به‌صورت رابطه (۹) به‌دست آمد:

$$Q_s = 0.7178 Q_w^{0.8391} \quad [9]$$

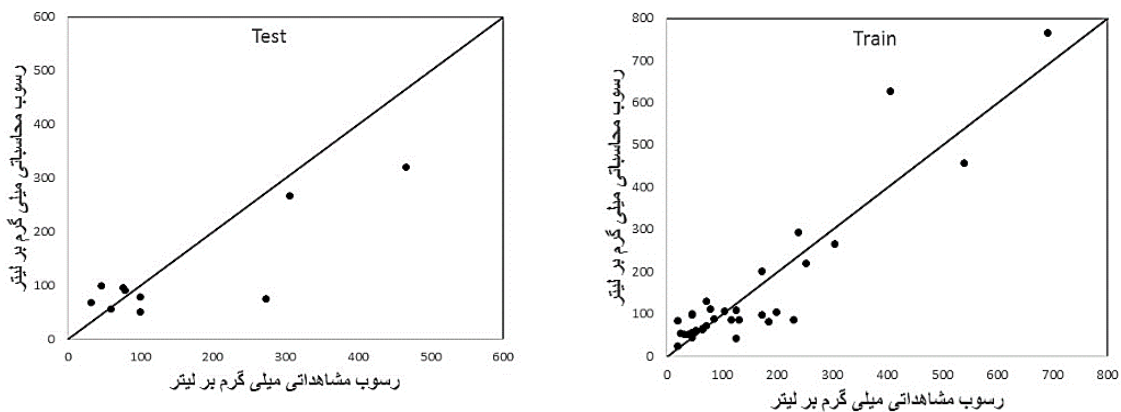
سپس رابطه به‌دست آمده توسط داده‌های صحت‌سنجی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل از روش سنجنش از دور و منحنی سنجه رسوب در شکل‌های (۲) تا (۵) آمده است. با توجه به نمودارهای بالا هرچه پراکندگی داده‌ها در اطراف

باشد. هنگامی که غلظت رسوب معلق به‌عنوان متغیر وابسته و باند یک تصاویر سنجنده مادیس، نسبت بانندی و دبی جریان به‌عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته شد، رابطه رگرسیونی ارائه شده برای تخمین غلظت رسوب معلق بعد از خارج شدن از حالت لگاریتمی به‌صورت رابطه (۸) به‌دست آمد:

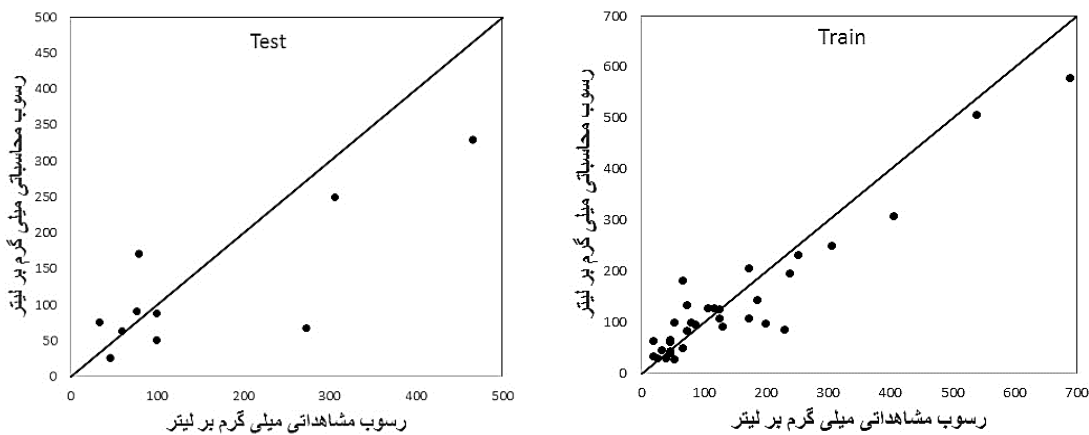
$$SSC = Q_w^{0.3041} u \quad [8]$$

$$u = 0.984 + 6/14 b_1 - 0.831 \frac{b_2}{b_1}$$

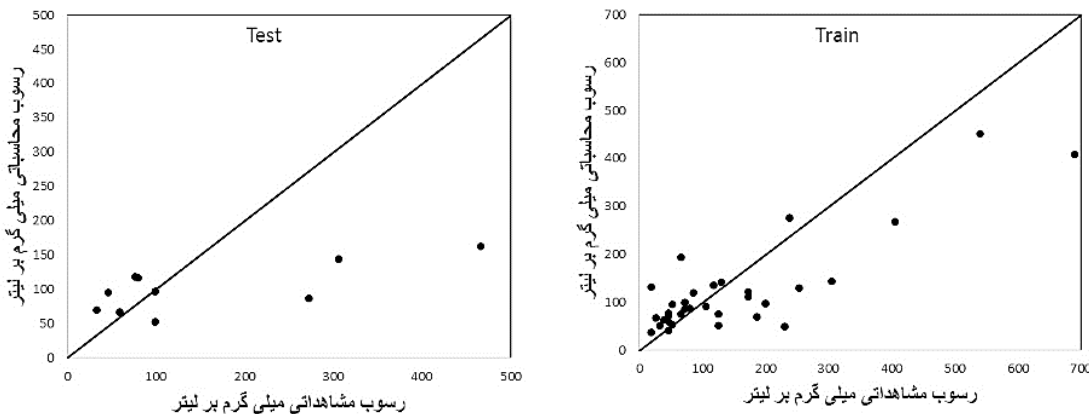
در معماری شبکه عصبی از یک شبکه عصبی سه لایه (یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی) و تابع محرک گوسی استفاده شد. در مرحله آموزش شبکه عصبی که بازتابندگی باند یک تصاویر مادیس و نسبت بانندی همراه با دبی جریان به‌عنوان ورودی شبکه و غلظت بار معلق به‌عنوان خروجی شبکه معرفی شد، سعی شد با تغییر تعداد نرون‌های لایه مخفی، بهترین مدل تعیین گردد. پاسخ مناسب برای شبکه عصبی پایه شعاعی با ورودی بازتاب باند یک و دبی جریان



شکل ۳. همبستگی رسوب مشاهداتی و محاسباتی در مراحل آموزش و صحت‌سنجی شبکه عصبی (نسبت بازتاب و دی)



شکل ۴. همبستگی رسوب مشاهداتی و محاسباتی در مراحل آموزش و صحت‌سنجی رابطه رگرسیونی



شکل ۵. همبستگی رسوب مشاهداتی و محاسباتی در مراحل آموزش و صحت‌سنجی منحنی سنجه رسوب

تصاویر سنجنده مادپس دارای پراکندگی بهتری در اطراف خط ۴۵ درجه هستند که این نشان‌دهنده برتری روش سنجش از

خط ۴۵ درجه بیشتر است نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل است. بر این اساس نتایج حاصل از شبکه عصبی و رگرسیون به‌همراه

جدول ۲. نتایج ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی، رگرسیون و منحنی سنجه

مدل	ورودی	تابع محرک	تعداد نرون	$R^2$	RMSE
شبکه عصبی RBF	آموزش	گوسی	۱۷	۰/۸۸	۰/۱۹
	تست			۰/۷۹	۰/۲۱
شبکه عصبی RBF	آموزش	گوسی	۱۲	۰/۸۴	۰/۲۲
	تست			۰/۷۳	۰/۲۶
مدل رگرسیون	آموزش			۰/۸۹	۰/۱۹
	تست			۰/۶۶	۰/۲۸
منحنی سنجه رسوب	آموزش			۰/۷۲	۰/۲۹
	تست			۰/۵	۰/۳

نمونه‌برداری از بازتاب نور از سطح آب که تحت تأثیر غلظت رسوبات در سطح آب است، استفاده می‌شود.

در جدول (۳) علاوه بر  $R^2$  و RMSE از ضریب نسبت اختلاف (DR) نیز برای برآورد دقت مدل‌ها استفاده شده است. در این جدول، براساس DRهای ارائه شده، شبکه عصبی RBF با ورودی بانند یک و دبی جریان دارای بیشترین دقت (۸۸ درصد) نسبت به مدل‌های دیگر است. در نتیجه می‌توان این مدل را به‌عنوان روشی سریع و رویکردی اقتصادی جهت تخمین غلظت رسوب معلق معرفی کرد. این مطالعه با تحقیقات پارک و همکاران (۱۵)، مرید نژاد و همکاران (۱۴) و تانگ و همکاران (۱۷) که با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به مطالعه در جهت تخمین غلظت رسوب معلق پرداختند هم‌خوانی دارد. آنها بیان کردند، رابطه‌ای قوی میان غلظت رسوب معلق و بازتاب تصاویر ماهواره‌ای موجود است.

مقادیر DR بزرگتر از صفر نشان‌دهنده درصدی از مقادیر محاسباتی است که رسوب را بیشتر از مقادیر مشاهداتی نشان می‌دهد. با توجه به اهمیت غلظت رسوب معلق و در نظر گرفتن ضریب اطمینان جهت پروژه‌های مهندسی رودخانه، می‌توان نتیجه گرفت که براساس هیستوگرام شکل (۶) در ایستگاه اهواز در مدل منحنی سنجه، مقادیر دارای DR بزرگتر از صفر، ۵۴ درصد داده‌ها را به خود اختصاص داده است و پس از آن به ترتیب مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی نسبت

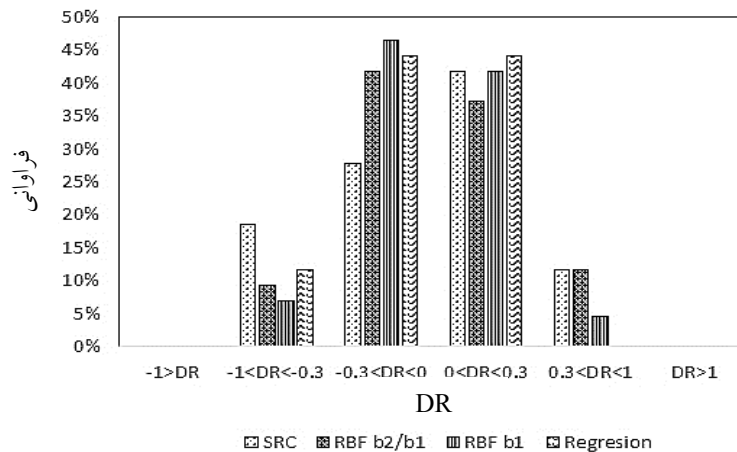
دور نسبت به منحنی سنجه رسوب است. از طرف دیگر در بررسی نتایج حاصل از شبکه عصبی RBF با دو مدل رگرسیون و منحنی سنجه، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از شبکه عصبی به‌همراه تصاویر سنجنده مادیس، در برآورد غلظت رسوب معلق دارای دقت بیشتری نسبت به دو مدل دیگر است.

در این تحقیق علاوه بر نمودارهای همبستگی، همچنین از روش تحلیل آماری نیز برای ارزیابی مدل‌های ارائه شده استفاده شده است که نتایج آن در جدول (۲) آمده است. با توجه به جدول (۲) در میان مدل‌های شبکه عصبی، مدل با ورودی بانند یک و دبی جریان دارای بالاترین  $R^2$  و کمترین RMSE نسبت به مدل با ورودی نسبت بانندی و دبی است، همچنین در مقایسه نتایج مدل‌های شبکه عصبی و روش رگرسیون هر دو مدل شبکه عصبی دارای نتایج بهتری از مدل رگرسیون هستند. دلیل این امر این است که شبکه عصبی می‌تواند روابط پیچیده و غیر خطی غلظت رسوب در رودخانه‌ها را بهتر برآورد کند. از طرفی در مقایسه روش‌های سنجنش از دور با منحنی سنجه مشاهده می‌شود که روش منحنی سنجه دارای  $R^2$  و RMSE کمتری نسبت به این روش‌ها است که این نشان‌دهنده برتری روش سنجنش از دور نسبت به منحنی سنجه است. یکی از دلایل این برتری این است که در روش منحنی سنجه فقط از دبی جریان در روز نمونه‌برداری استفاده می‌شود، در صورتی‌که در روش‌های شبکه عصبی و رگرسیون، علاوه بر دبی روز



جدول ۳. نتایج ارزیابی دقت مدل‌های تخمین غلظت معلق رسوب

مدل	ورودی	$DR < -0.3$	$-0.3 < DR < 0$	$0 < DR < 0.3$	$0.3 < DR < 1$	$DR > 1$	دقت
شبکه عصبی RBF	Q, b1	۷	۴۷	۴۲	۵	۸۸	
شبکه عصبی RBF	Q, b2/b1	۹	۴۲	۳۷	۱۲	۷۹	
مدل رگرسیون	Q, b1, b2/b1	۱۲	۴۴	۳۵	۹	۷۹	
منحنی سنجه رسوب	Q	۱۹	۲۸	۴۲	۱۲	۷۰	



شکل ۶. نمودار مقایسه ضریب DR برای مدل‌های مختلف در ایستگاه اهواز

توجه به نتایج به دست آمده می‌توان مدل شبکه عصبی با ورودی باند یک و دبی جریان را به عنوان یک روش دقیق جهت برآورد غلظت رسوب معلق معرفی کرد.

### سپاسگزاری

بدین وسیله از سازمان آب و برق خوزستان به دلیل کمک و مساعدت در جمع‌آوری آمار و اطلاعات مربوطه، تشکر و قدردانی می‌شود.

باندی و دبی با ۴۹ درصد، مدل شبکه عصبی با ورودی باند یک و دبی با ۴۷ درصد و مدل رگرسیون با ۴۴ درصد به ترتیب در اولویت دوم و سوم و چهارم قرار دارند. با توجه به اهمیت اندازه‌گیری رسوب در مواقع سیلابی در زمینه مدیریت رودخانه و همچنین با توجه به نمودار شکل‌های (۳) تا (۵) که نشان می‌دهد، مدل شبکه عصبی با ورودی باند یک و دبی جریان، مقادیر غلظت رسوب اوج را بسیار بهتر از مدل‌های دیگر ارزیابی می‌کند، می‌توان از این اختلاف چشم‌پوشی کرد. با

### منابع مورد استفاده

۱. امیدوار، ج.، س. نوری. ۱۳۹۳. راهنمای کاربردی نرم‌افزارهای سنجش از دور. انتشارات صحرا. مشهد.
۲. امینی، ج. ۱۳۸۸. پردازش کامپیوتری تصاویر سنجش از دور. انتشارات دانشگاه تهران. تهران.
۳. دستورانی، م.، خ. عظیمی فشی، ع. طالبی، و م. اختصاصی. ۱۳۹۱. برآورد رسوب معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز جامیشان استان کرمانشاه). پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز ۶: ۷۴-۶۱.
۴. رنگزن، ک.، م. فتاحی مقدم، ع. صابری، ن. حسینی زارع و پ. موبد. ۱۳۹۱. برآورد کیفیت آب رودخانه کارون محدوده اهواز

- توسط داده‌های زمینی، طیف سنج فیلداسپک ۳ و داده‌های فراطیفی سنجنده هایپریون. مجله زمین‌شناسی کاربردی پیشرفته ۴: ۹۱-۱۰۸.
۵. شعبانی، م. ۱۳۸۸. مقایسه میزان کارایی شبکه عصبی و مدل‌های رگرسیونی، منحنی سنجه در برآورد رسوب معلق روزانه. مجله مهندسی و مدیریت آبخیز ۱(۱): ۲۴۷-۲۴۰.
۶. شفاعی بجنستانی، م. ۱۳۸۷. هیدرولیک رسوب. انتشارات دانشگاه چمران، اهواز.
۷. صابری، ک.، آ. بوستانی و س. ر. خدانشناس. ۱۳۸۹. استفاده از فن سنجش از دور در یافتن نقاط دارای رسوب در رودخانه. نهمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه تربیت مدرس.
۸. طباطبایی، م.، ک. شاهدی و ک. سلیمانی. ۱۳۹۱. مدل شبکه عصبی مصنوعی برآورد غلظت رسوب معلق رودخانه‌ای به کمک تصاویر سنجنده مادیس (مطالعه موردی ایستگاه هیدرومتری ملاتانی - رودخانه کارون). نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی) ۲۷(۱): ۲۰۴-۱۹۳.
۹. کاظم‌زاده، م.، ع. ایوب‌زاده و ع. مدیرنژاد. ۱۳۹۱. برآورد غلظت رسوب معلق آب‌های سطحی با غلظت بالا با استفاده از تکنیک سنجش از دور. ششمین کنگره ملی و نمایشگاه تخصصی مهندسی محیط زیست. تهران.
۱۰. معصومی، ح.، س. ر. الوانکار و ف. نجاتی. ۱۳۹۰. برآورد رسوب رودخانه با استفاده از امکانات سنجش از دور. ششمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه سمنان. سمنان.
۱۱. نظری، م.، ه. قاسمیه، س. ج. ساداتی‌نژاد و ع. ولی. ۱۳۹۳. بررسی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بارش-رواناب و مقایسه آن با رگرسیون چندمتغیره، مطالعه موردی: رودخانه بابل رود. فصلنامه بین‌المللی پژوهشی تحلیلی منابع آب و توسعه ۳(۳): ۱۳۳-۱۱۹.
12. Jerome, J., R. Bukata and J. Miller. 1996. Remote sensing reflectance and its relationship to optical properties of natural waters. *International Remote Sensing* 17: 3135-3155.
13. Min, J. E., J. H. Ryu, S. Lee and S. H. Son. 2012. Monitoring of suspended sediment variation using landsat and MODIS in the saemangeum coastal area of Korea. *Marine Pollution Bulletin* 64: 382-390
14. Moridnejad, A., H. Abdullah and S. K. Alavipanah. 2013. Applying artificial neural networks to estimate suspended sediment concentrations along the southern coast of the Caspian Sea using MODIS images. *Arabian Journal of Geosciences* 8: 891-901.
15. Park, E. and E. M. Latrubesse. 2014. Modeling suspended sediment distribution patterns of the Amazon River using MODIS data. *Remote Sensing of Environment* 147: 232-242.
16. Sravanthi, N., I. V. Ramana, P. YunusAli, M. Ashraf, M. M. Ali and A. C. Narayana. 2013. An algorithm for estimating suspended sediment concentrations in the coastal waters of India using remotely sensed reflectance and its application to coastal environments. *International Journal of Environmental Research* 7(4): 841-850.
17. Tang, D. and C. Yingli. 2015. An Investigation of spatial variation of suspended sediment concentration induced by a bay bridge based on landsat TM and OLI data. *Journal Advances in Space Research* 5: 293-303.
18. Wang, J. J. and C. C. Lu. 2009. Estimation of suspended sediment concentrations using terra MODIS: An example from the lower Yangtze river, china. *Journal of science of the Total Environment* 408(5): 1131-1138.

## Estimating Suspended Sediment Concentration Using Remote Sensing and Artificial Neural Network (Case Study: Karun River)

Z. Mollae<sup>1</sup>, J. Zahiri<sup>1\*</sup>, S. Jalili<sup>1</sup>, M. R. Ansari<sup>2</sup> and A. Taghizadeh<sup>3</sup>

(Received: January 9-2017 ; Accepted: August 14-2017)

### Abstract

Spectral Reflectance of suspended sediment concentration (SSC) remotely sensed by satellite images is an alternative and economically efficient method to measure SSC in inland waters such as rivers and lakes, coastal waters, and oceans. This paper retrieved SSC from satellite remote sensing imagery using radial basis function networks (RBF). In-situ measurement of SSC, water flow data, as well as MODIS band 1 and band ratio of band 2 to 1 were the inputs of the RBF. A multi-regression method was also used to make a relationship between the in-situ data and the water reflectance data retrieved from MODIS bands. The results showed that RBF had the best SSC prediction error (RMSE=0.19), as compared to the multi-regression and sediment rating curve methods, with the RMSE of 0.29 and 0.21, respectively.

**Keywords:** Suspended sediment concentration, MODIS, RBF, Regression method

1. Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture and Rural Engineering, Khuzestan Agricultural Sciences and Natural Resources University, Ahvaz, Iran.

2. Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, Khuzestan Agricultural Sciences and Natural Resources University, Ahvaz, Iran.

3. Department of GIS and RS, Faculty of Earth Sciences, Chamran University, Ahvaz, Iran.

\*: Corresponding Author, Email: j.zahiri@ramin.ac.ir