ارزیابی دقت شبکه های عصبی مصنوعی در برآورد قطر رسوبات بار بستر توسط نرم‌افزار STE

رضاتیموری[۱*]، امیر احمد دهقانی[۲]

۱- دانشجوی دکتری گروه مهندسی آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

۲- دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

آدرس رایانامه نویسنده رابط R.Teimourey@hwstr.ir

خلاصه

یکی از مسائل و مشکلاتی که در رابطه با بهره برداری از منابع آبی اهمیت خاصی پیدا نموده، مسئله رسوب می‌باشد. رسوب، تولید نهایی فرسایش است که به‌وسیله آب، باد، یخ و نیروی ثقل حمل می گردد. دامنه تغییرات اندازه رسوبات از ذرات کلوئیدی تا قلوه سنگ‌های بزرگ می باشد و از نظر شکل ظاهری از کاملا گرد تا تیز گوشه تغییر می کنند. حمل بار رسوبی در مسیرهای آبرفتی بطور وسیعی مورد مطالعه قرار گرفته است و روابط متفاوتی براساس اطلاعات آزمایشگاهی یا صحرایی ارائه شده است. تمامی روش های هیدرولیکی ارائه شده برای برآورد بار رسوبی نیاز به اندازه قطر ذرات رسوبی داشته و برای این منظور یکی از مشکلات برآورد بار رسوب را میتوان اندازه گیری قطر رسوبات دانست. از طرفی با توجه به پیشرفت الگوریتم ها و روش های هوش مصنوعی در علوم مهندسی می توان با استفاده از روش هایی همچون شبکه های عصبی مصنوعی، برآورد خوبی از قطر رسوبات انجام داد و موجب کاهش زمان و هزینه های ناشی از اندازه گیری و افزایش دقت و اطمینان در تخمین ها شد. در این تحقیق با استفاده از قابلیت تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی در نرم افزار توسعه یافته STE ، اقدام به تعلیم و ارزیابی این شبکه ها در رودخانه های استان گلستان و مازندران شده است. نتایج نشان داد تعلیم و استفاده از این شبکه ها میتواند با دقت قابل توجهی اندازه رسوبات در حال حمل توسط جریان را پیشبینی کرده و به تخمین دقیق تر بار رسوب کمک کند.

کلمات کلیدی: برآورد قطر رسوبات، دانه بندی بار بستر، روش‌های هوشمند، شبکه های عصبی مصنوعی، نرم افزار STE

۱. مقدمه

به کلیه ذرات سنگی و معدنی که در اثر جریان آب از جایی به‌جایی دیگر منتقل شده‌اند یا در حال انتقال هستند، رسوب گفته می شود. معمولا رسوباتی که در مجاری طبیعی آبی در حال حرکت هستند یا از طریق فرسایش حوزه های بالادست به آبراهه ها منتقل می شوند و یا منشأ آنها از بدنه و کف خود مجرای آبی است. رسوباتی که از بدنه و یا بستر مجرای آبی تحویل جریان می شود، بسته به مشخصات هیدرولیکی و اندازه دانه ها، به دو صورت بار معلق و یا بار بستر طبقه بندی می شوند. بار بستر یا همان بار تماسی قسمتی از بار رسوبی است که در تماس دایم با کف مجرای آبی است و نسبت به ذرات بار معلق درشت تر هستند. مهندسین هیدرولیک طی دو قرن اخیر، حرکت مواد رسوبی در رودخانه ها را مورد بررسی قرار داده اند، چرا که رفتار مواد رسوبی، در هیدرولیک رودخانه و تغییر مورفولوژی آن حایز اهمیت است. بنابراین حمل بار رسوبی در مسیرهای آبرفتی بطور وسیعی مورد مطالعه قرار گرفته است و روابط متفاوتی براساس اطلاعات آزمایشگاهی یا صحرایی ارائه شده است. تمامی روش های هیدرولیکی ارائه شده برای برآورد بار رسوبی نیاز به اندازه قطر ذرات رسوبی داشته و برای این منظور یکی از مشکلات برآورد بار رسوب را میتوان اندازه گیری قطر رسوبات دانست. برآورد مقدار مواد رسوبی که یک جریان مشخص قادر به حمل آن است یکی از موضوعات اصلی تحقیقات رسوب می باشد که در بسیاری از پروژه های مهندسی همچون برنامه ریزی و طراحی منابع ذخیره آب، مورفولوژی و تغییرات بستر رودخانه، برآورد رسوب سالیانه برای آبگیرهای رودخانه، طراحی و نگهداری کانال های آبیاری پایدار، حفاظت سواحل، لایروبی کانال ها و غیره حائز اهمیت می‌باشد. در مقایسه با شاخه های دیگر علم هیدرولیک، پیشرفت انجام‌شده در زمینه انتقال رسوب بسیار کمتر بوده است و دلیل آن مشکلات، هزینه ها و زمان زیاد لازم جهت انجام اندازه گیری ها و ارتباط پیچیده تعداد زیادی از پارامترهای رسوب و جریان آب است که تداخل و تأثیر متقابل آن‌ها فرموله کردن پدیده انتقال را مشکل می سازد. توزیع اندازه ذرات رسوب از فاکتورهای

کلیدی رسوب محسوب شده و بسیاری از ویژگی های مربوط به رسوبات از جمله ویژگی های هیدرولیکی و ویژگی های مرتبط با فرسایش و قابلیت انتقال آنها را تحت تأثیر قرار می دهد. با توجه به روابط هیدرولیکی اندازه رسوبات نقش بسزایی در تعیین تنش برشی وارده به بستر و جداره رودخانه داشته و همچنین قطر رسوبات پارامتری اساسی جهت تعیین ظرفیت حمل جریان می باشد. لذا بدیهی است که برای مشخص سازی لحظه حرکت یک ذره رسوبی با توجه به یک جریان مشخص نیاز به اندازه قطر آن ذره خواهد بود. همچنین پارامتر هایی همچون رینولدز برشی، سرعت سقوط ذرات، زبری کف و ... کاملا به قطر رسوبات وابسته بوده و بدون اندازه‌گیری و برآورد اندازه رسوبات، تخمین بار رسوب با استفاده از روش‌های هیدرولیکی میسر نخواهد شد. با افزایش دقت در انجام اندازه گیری ها و یا برآورد های این پارامتر شاهد افزایش دقت در تخمین بار رسوبی خواهیم بود. اندازه ذرات رسوب غالبا به صورت یک تابع ریاضی و تحت عنوان توزیع اندازه ذرات PSD[1] توصیف شده و بر این اساس اندازه ذرات در مقابل فراوانی نسبی و یا فراوانی تجمعی آنها ترسیم و مدلهای مربوط به توزیع اندازه ذرات بر آن برازش میابند. هدف از برازش مدل مناسب بر داده های توزیع اندازه ذرات، به دست آوردن تابعی پیوسته از اندازه در مقابل فراوانی است تا به کمک آن بتوان درونیابی دقیقتری بین داده‌های نقاط اندازه گیری شده به دست آورد [۴]. از این رو معرفی و استفاده از مدل های کارآمدتر میتواند در برآورد هر چه دقیق تر بار رسوبی اهمیت ویژه‌ای داشته باشد.

با توجه به پیشرفت رایانه ها و الگوریتم های هوشمند، جهت افزایش دقت برآورد ها می توان از این روش ها کمک گرفت و با محاسبه و تخمین اندازه رسوبات در حال حمل به صورت بار بستر و معلق و استفاده از این مقادیر در روش های هیدرولیکی به جای استفاده از دانه بندی مواد کف، میتوان برآورد بار رسوبی را با دقت بیشتری انجام داد. طی دهه‌های اخیر، مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به ابزاری جهت پیش‌بینی تبدیل شده و نتایج قابل قبولی در زمینه‌های مختلف از خود نشان داده است. مدل شبکه عصبی مصنوعی با الهام از سیستم عصبی انسان، نوعی هوش مصنوعی است که از طریق معرفی عملکرد یک سیستم دینامیکی، آموزش یافته و در مواردی که مدل با آن قبلاً مواجه نشده است، مورد استفاده قرار می‌گیرد. اصلی ترین مزیت نگرش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های کلاسیک این است که شبکه عصبی مصنوعی نیازی به توضیح صریح مکانیزم فرایندها از قبیل مفاهیم هیدرولیکی را ندارد[۷] . این مسأله باعث شده است که در دهه اخیر پژوهشگران مختلف به سمت استفاده از روش های هوشمند مانند شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) روی آورند. کاربرد ANN اولین بار توسط French در سال۱۹۹۲ در مسائل مرتبط با منابع آب مطرح شد [۲].

فتح الهی و ترابی پوده (۱۳۹۳) روش های برآورد بار رسوبی کل در رودخانه‌های حوضه دریاچه ارومیه را بررسی و با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی مقایسه کردند. نتایج آنها نشان داد که تنها روش بگنولد با دقت تقریبی ۴۹ درصد، در رودخانه سیمینه رود جواب نزدیکتری به واقعیت را نسبت به سایر روابط دارد. در ادامه، با آموزش از شبکه عصبی مصنوعی جهت برآورد بارکل رسوبی با استفاده از داده های صحرائی استفاده کردند. نتایج حاصل از این قسمت نشان نیز نشان داد که از شبکه عصبی نیز می‌توان به عنوان یک ابزار قدرتمند در تعیین بار رسوبی در رودخانه‌ها استفاده کرد[۳].

وو و همکاران (۲۰۰۴) با استفاده از داده های اندازه گیری شده به بررسی محاسبه بار معلق با استفاده از اندازه هر ذره[2] و محاسبه بارمعلق با استفاده از اندازه قطر d50 بار رسوبی معلق و مواد کف پرداختند. نتایج نشان داد مقادیر بدست آمده با استفاده از داده های مختلف وابستگی زیادی با پارامتر $\sigma_g = \sqrt{d_{84}/d_{16}}$ داشته و مقدار بار معلق اندازه گیری شده برای هر اندازه ذره، رابطه ای معکوس با اندازه ذره دارد. همچنین رابطه ای برای محاسبه اندازه قطر d50 بار رسوبی معلق با استفاده از دو پارامتر σ_g و اندازه قطر d50 مواد کف از دیگر دست آورد های این تحقیق می باشد[۱۳].

هو و همکاران (۲۰۱۰) با استفاده از حل معادله پخشیدگی در عرض کانال مرکب، توزیع غلظت رسوب معلق در عرض یک کانال آزمایشگاهی را به خوبی شبیه سازی نمودند. اغلب مطالعات پژوهشگران مختلف در زمینه انتقال رسوب رودخانه کارون به منظور شبیه سازی وضعیت رسوب گذاری یا فرسایش در طول رودخانه بوده است. در این ارتباط عباسی (۲۰۰۷) به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی، ظرفیت رسوب معلق عبوری از ایستگاه های هیدرومتری اهواز و فارسیات را محاسبه نموده و وضعیت رودخانه کارون در این فاصله را رسوب گذار عنوان نمود[۱].

تیموری و دهقانی (۲۰۱۹) با توسعه نرم افزاری کاربردی با قابلیت هایی نظیر استفاده از مدل شبه دو بعدی شیونو ونایت و الگوریتم های هوشمند ژنتیک با هدف افزایش دقت در تخمین بار رسوبی، اقدام به بررسی دقت ۳۴ روش در برآورد بار بستر در رودخانه های استان گلستان و رودخانه بابلرود در استان مازندران کرده و نشان دادند با استفاده از نرم افزار توسعه داده شده و مدل شبه دو بعدی شیونو و نایت روش توقالتی در رودخانه بابلرود و روش یانگ برای رودخانه چهل چای در استان گلستان بهترین برآورد ها را به همراه داشته و این نرم افزار با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مدل شبه دو بعدی قادر به افزایش دقت در برآورد بار بستر با روش های نام برده بوده است[۱۰] ,[۱۱].

مهنتا و همکاران (۲۰۲۰) تخمین بار رسوبی را با استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی در حوضه رودخانه سند، هند انجام دادند. در این تحقیق سه سناریو به منظور ارزیابی بار رسوبی در نظر گرفته شد و بارندگی، دما و رطوبت به عنوان ورودیهای مدل در نظر گرفته شدند[۶].

---

[1] Particle size distribution
[2] Size Fractions

تیموری و دهقانی (۲۰۲۰) با توسعه نرم افزار STE به بررسی و ارزیابی دقت ۱۲ مدل مختلف برآورد آستانه حرکت رسوبات در ۳۰ روش برآورد بار بستر پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد بهترین روش برای محاسبه بار بستر در رودخانه زارم رود واقع در استان مازندران روش ساماگا و همکاران ۱۹۸۶ و تعیین آستانه حرکت رسوبات با استفاده از روش گونچاروف ۱۹۶۴ است که در این حالت روش نام برده قادر به تخمین ۴۲ درصد از داده ها در بازه نسبت ناجوری نیم تا دو با نسبت ناجوری متوسط ۱.۵ می باشد[۱۲].

نگاهی به سوابق تحقیق نشان می‌دهد علی رقم اهمیت اندازه قطر رسوبات در حال حمل توسط جریان در مدلسازی های هیدرولیکی و همچنین پیشرفت خوب رایانه ها و روش های هوشمند و دقت خوب آن ها در امر تخمین و پیشبینی مقادیر، هنوز نرم افزاری که بتواند مقادیر اندازه گیری شده، هیدرولیکی و ابتدایی را در عرض رودخانه ها دریافت، تحلیل، محاسبه و دسته بندی کند و شبکه های عصبی مصنوعی جهت تخمین دقیق بار رسوبی و اندازه قطر رسوبات ارائه دهد وجود نداشته و لذا در این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار توسعه یافته (STE) شبکه های عصبی مصنوعی با استفاده از ۸۳ داده اندازه گیری شده در ۵ رودخانه ی استان گلستان و رودخانه بابلرود واقع در استان مازندران مورد تعلیم و ارزیابی قرار گرفته است.

۲. مواد و روش ها

۲-۱ – نرم‌افزار STE

با توجه به پیچیدگی‌های زیاد محاسبات هیدرولیکی و هیدرولیک رسوب و همچنین پارامترهای مختلف مورد نیاز در این محاسبات، تعداد دفعات تکرار این محاسبات برای داده‌های مختلف رسوبی در ایستگاه‌ها و رودخانه‌های مختلف و از همه مهم تر اهمیت دقت و اجتناب از اشتباهات محاسباتی، نیاز به استفاده از کامپیوتر و برنامه‌های کامپیوتری را محسوس تر می کند لذا توسعه نرم‌افزاری کاربردی و کاربر پسند با هدف راحت تر کردن دسته بندی داده های ورودی، محاسبه پارامترهای اولیه مورد نیاز (مانند شعاع هیدرولیکی جریان ، شیب انرژی ، اطلاعات دانه بندی و غیره)، محاسبات هیدرولیکی و برآورد بار رسوبی (بستر،معلق و کل) و از همه مهم تر بالا بردن دقت و اجتناب از خطا های محاسباتی همراه با کم کردن زمان مورد نیاز برای محاسبات می باشد.

با استفاده از کامپیوتر و نرم افزار های کامپیوتری به راحتی قادر به حل عددی معادله مدل شبه دو بعدی شیونو ونایت که با انتگرال گیری عمقی از معادله ناویه- استوکس در شرایط جریان ماندگار حاصل شده است، خواهیم بود و تغییرات سرعت طولی جریان در عرض رودخانه قابل محاسبه شده و با استفاده از روش های مختلف بر آورد بار رسوب قادر به مدلسازی نرخ حرکت بار رسوبی در عرض رود خانه ها خواهیم شد.

نرم افزار Sediment Transport Estimator(STE) که با زبان VB.NET در محیط Microsoft Visual Studio تنظیم و برنامه نویسی شده است قابلیت ها و امکانات زیر را برای کاربران خود فراهم می کند:

- ایجاد فایل های دیتابیس برای هر پروژه با پسوند (accdb.) که اطلاعات ذخیره شده در این نوع فایل هم از طریق خود نرم‌افزار و هم از طریق نرم‌افزار Microsoft Access قابل فراخوانی و اصلاح می باشند
- محاسبه بار رسوبی به هر دو سبک هیدرولیکی و هیدرولوژیکی

بخش محاسبات هیدرولیکی در نرم افزار STE امکانات زیر را برای کاربران خود فراهم می کند:

- تحلیل داده های رسوبی و محاسبه قطر رسوبات
- بررسی سطح مقطع رودخانه و محاسبه تمامی پارامتر های مربوطه
- محاسبه شیب انرژی با استفاده از مدل ها مختلف
- تخمین دبی جریان و ارائه منحنی دبی اشل با استفاده از ۷ مدل تک بعدی و یک مدل شبه دو بعدی شیونو ونایت
- بهینه سازی پارامتر های مدل شبه دو بعدی شیونو و نایت با استفاده از داده های اندازه گیری شده و الگوریتم هوشمند ژنتیک
- برازش خطوط رگرسیونی و تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی با استفاده از داده های اندازه گیری شده برای برآورد دقیق تر دبی جریان در رودخانه مورد بررسی
- برآورد بار بستر با استفاده از ۵۶ رابطه هیدرولیکی
- برآورد بار معلق با استفاده از ۱۵ رابطه هیدرولیکی
- برآورد بار کل با استفاده از ۲۲ رابطه هیدرولیکی
- مجهز به ۱۷ روش مختلف برای تعیین تنش برشی در کف
- مجهز به ۳۹ روش برای تعیین آستانه حرکت رسوبات یکنواخت و ۶ روش نیز برای تعیین آستانه حرکت رسوبات غیر یکنواخت

- مجهز به ۲۲ روش مختلف برای محاسبه سرعت سقوط
- مجهز به روش های هوشمند برای پیدا کردن بهترین ترکیب از مدل ها جهت افزایش دقت محاسبات
- محاسبه توزیع بار رسوب در عرض رودخانه
- محاسبه پارامتر های نسبت ناجوری و خطای محاسباتی، ارائه گزارش برای تک تک روش ها و معرفی بهترین روش در رودخانه مورد مطالعه
- افزایش دقت در برآورد بار رسوب با استفاده از روش های ذیل :

۱) ضرایب کالیبراسیون ۲) تلفیق معادلات و ایجاد روابط جدید ۳) اصلاح معادلات ۴) تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی یک بعدی و دو بعدی

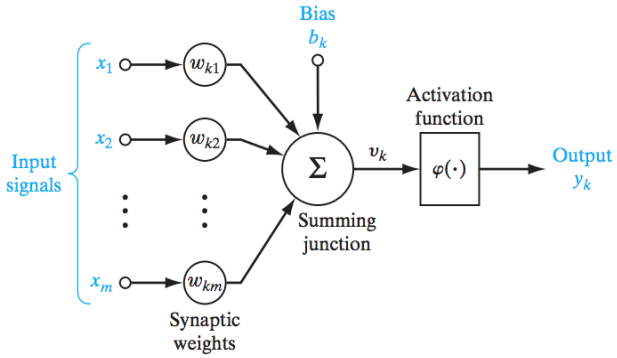
اطلاعات بیشتر در سایت www.ste.hwstr.ir

۲-۲ – شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) یا Artificial Neural Networks و به عبارت دیگر سیستم های اتصالگر، سیستم های محاسبه کننده ای هستند که از شبکه های عصبی زیستی الهام گرفته شده اند. شبکه عصبی مصنوعی را به اختصار گاهی ANN نیز می‌نامند. شبکه های عصبی مصنوعی انواع مختلفی دارند. در این تحقیق از شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون استفاده شده است.

۲-۲-۱- مدل های شبکه عصبی – پرسپترون

پرسپترون[1] قدیمی ترین مدل شبکه های عصبی است که اولین بار در سال ۱۹۵۸ توسط Frank Rosenblatt ارائه شد[۹]. پرسپترون ساده ترین مدل شبکه های عصبی است. یک پرسپترون، یک نرون (یا همان واحد محاسباتی) است که برابر با شکل۱ می تواند از یک تا چندین ورودی، یک پردازشگر و تنها یک خروجی داشته باشد. در این ساختار به ترتیب n ورودی x1,x2,x3,...,xn در وزن های w1,w2,w3,…,wn ضرب شده و سپس توسط تابع زیگما مجموع حاصل ضرب های ورودی در وزن بدست آمده و مقدار بدست آمده به تابع فعال سازی ارسال می شود. هر تابع فعال سازی[2] در شبکه های عصبی یک عدد را دریافت می کند و سپس یک عملیات ریاضی را بر روی این عدد انجام می دهد. پس از توسعه مدل پرسپترون، محققان برای شبیه سازی مسایل پیچیده از تعدادی لایه پنهان در ساختار شبکه عصبی استفاده کردند و مدل پرسپترون چند لایه توسعه داده شد.



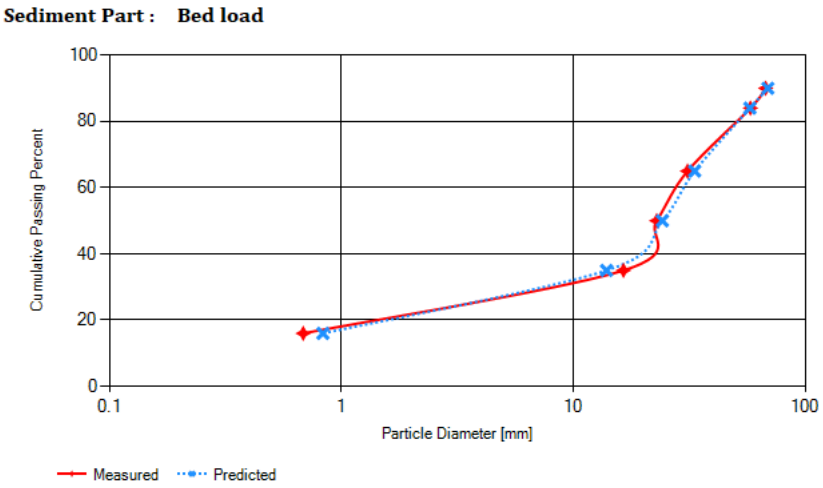
شکل ۱- ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

در این تحقیق برای لایه های پنهان از تابع فعالسازی Leaky ReLU و در لایه خروجی از تابع فعالسازی Linear استفاده شده است.

۲-۲-۲- شبکه های عصبی مصنوعی مورد استفاده برای تخمین اندازه قطر رسوبات در نرم افزار STE

این شبکه ها، شبکه های عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون هستند که با استفاده از داده های هیدرولیکی اندازه گیری شده در رودخانه اعم از سرعت جریان، عمق جریان، قطر رسوبات مواد کف و ... تعلیم داده شده و خروجی اصلی آن ها قطر رسوبات بار رسوبی بستر یا معلق است. این شبکه ها قادر به ارائه خروجی به تعداد ۷ مشخصه دانه بندی اعم از D16 , D35 , D50 , D65 , D84 , D90 و DA به انتخاب کاربر می باشد. شکل۲ خروجی یک شبکه عصبی برآوردگر اندازه قطر رسوبات در مقابل مقادیر اندازه گیری شده را نشان می دهد.

[1] Perceptron
[2] Activation Function



شکل ۲- خروجی شبکه عصبی مصنوعی

۲-۲-۳- ورودی های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین اندازه قطر رسوبات در نرم افزار STE

در این نرم افزار برای این شبکه ها ورودی های مختلفی قابل انتخاب است. با توجه به اینکه در این نرم افزار امکان ایجاد پارامترهای دلخواه توسط کاربران وجود دارد، در این تحقیق ورودی های شبکه عصبی مصنوعی تعلیم داده شده به صورت جدول ۱ انتخاب شده است. نرم افزاری کمکی با نام IM4STE[1] نیز به منظور استفاده سریع تر و راحت تر از شبکه های عصبی مصنوعی در برآورد دقیق تر بار رسوب با حمایت وزارت علوم، تحقیقات و فناوری و با مساعدت پارک علم و فناوری گلستان تحت عنوان گرنت جوانه توسعه یافته است. در این نرم افزار کاربران با ورود مستقیم مقادیر، شبکه های مورد نظر را تعلیم داده و برای تخمین میزان رسوب از آن استفاده می کنند.

جدول ۱ - پارامتر های ورودی شبکه عصبی مصنوعی در تحقیق حاضر

شماره ورودی	پارامتر	فرمول محاسبه (توزیع مقادیر در مقطع عرضی)
۱	نسبت سرعت برشی به سرعت برشی آستانه حرکت رسوبات	$\pi_1 = u_*/u_{*cr}$
۲	نسبت سرعت برشی به سرعت سقوط جریان	$\pi_2 = V/\omega_s$
۳	عدد فرود جریان	$\pi_3 = V/\sqrt{gh}$
۴	لگاریتم نسبت شعاع هیدرولیکی به اندازه قطر d50 از مواد کف رودخانه	$\pi_4 = \log\frac{R}{d_{50m}}$
۵	لگاریتم نسبت شعاع هیدرولیکی به اندازه قطر d90 از مواد کف رودخانه	$\pi_4 = \log\frac{R}{d_{90m}}$

لازم به ذکر است در محاسبه پارامتر های جدول ۱، مدل انتخابی برای محاسبه تنش برشی، رابطه لگاریتمی سرعت کولگان[2]، برای محاسبه تنش برشی آستانه حرکت رسوبات از مدل کارستنز[3] ۱۹۶۶ و برای محاسبه سرعت سقوط ذرات از مدل زانک[4] ۱۹۷۷ استفاده شده است.

در این نرم افزار خروجی های متفاوتی برای شبکه های عصبی مصنوعی قابل انتخاب است. خروجی انتخاب شده در این تحقیق، لگاریتم نسبت شعاع هیدرولیکی به اندازه قطر ذرات بار بستر می باشد. جهت افزایش دقت شبکه های عصبی در این نرم افزار، خروجی های این شبکه ها به توان عددی (a) خواهد رسید که توسط الگوریتم هوشمند ژنتیک محاسبه می شود.

$$\begin{bmatrix} Output1 = & \left(\log\frac{R}{d_{50bl}}\right)^a \\ Output2 = & \left(\log\frac{R}{d_{90bl}}\right)^a \end{bmatrix} = ANN(\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4, \pi_5) \qquad (۱)$$

[1] Intelligence Methods for Sediment Transport Estimation
[2] Keulegan Logarithmic Relation
[3] Carstens
[4] Zanke

۲-۳- پارامترهای مورد استفاده در تعلیم و ارزیابی شبکه های عصبی مصنوعی برای تخمین اندازه قطر رسوبات در نرم افزار STE

ضریب تبیین (R^2)

ضریب تبیین یا ضریب تعیین قدرت توضیح دهندگی مدل را نشان می‌دهد. ضریب تبیین نشان می‌دهد که چند درصد از تغییرات متغیر وابسته توسط متغیرهای مستقل توضیح داده می‌شود.

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{mean})(P_i - P_{mean})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{mean})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(P_i - P_{mean})^2}}\right]^2 \quad (۲)$$

مجموع اختلاف بین لگاریتم مقدار اندازه گیری شده و محاسبه شده

$$Error = \sum_{i=1}^{n}|(\log P_i) - (\log O_i)| \quad (۳)$$

ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - P_i)^2}{n}} \quad (۴)$$

خطای نسبی (Er)

$$Er = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i)^2}} \quad (۵)$$

خطای کل (Total Error)

$$Total\ Error = \sum_{i=1}^{n}|O_i - P_i| \quad (۶)$$

P_i و O_i به ترتیب مقادیر پیشبینی شده و مشاهده شده توسط مدل در یک نقطه، O_{mean} و P_{mean} به ترتیب میانگین مقادیر مشاهده شده و پیشبینی شده توسط مدل، n تعداد نقاط است.

۲-۴- تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی در نرم افزار STE

در این نرم افزار برای تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی از الگوریتم هوشمند ژنتیک استفاده می شود. برای این منظور پارامتر هایی که باید مشخص شوند از جمله وزن ها، بایاس، فعال بودن یا نبودن[1] هر نرون و ... به صورت ژن در افراد جمعیت الگوریتم ژنتیک قرار گرفته، در ابتدا مقادیری تصادفی تولید شده مطابق تابع هزینه بهینه شده و بهترین جواب انتخاب خواهد شد. در این نرم افزار تابع هزینه برای تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی به ترتیب موارد زیر نوشته شده و در تنظیمات نرم افزار توسط کاربر قابل انتخاب است :

۱) حداقل سازی فاصله ضریب تبیین (R^2) با یک.

۲) حداقل سازی مجموع اختلاف بین لگاریتم مقدار اندازه گیری شده و محاسبه شده

۳) حداقل سازی خطای نسبی

در این تحقیق حداقل سازی مجموع اختلاف بین لگاریتم مقدار اندازه گیری شده و محاسبه شده برای تعلیم انتخاب شده است.

۲-۵ – منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق بر اساس نتایج پورحسین قادی (۱۳۹۳) ۱۳ داده اندازه گیری شده در ۱۳ مقطع عرضی از ۳ بازه با نام‌های انارستان، درون کلاً غربی و کلاریکلا در رودخانه بابلرود و همچنین بر اساس نتایج طرح تحقیقاتی امید و همکاران (۱۳۸۸) ۷۰ داده اندازه گیری شده در رودخانه های سوسرا، قره سو، خرمالو، نرماب و چهل‌چای، استفاده شد [۵], [۸].

[1] Dropout

جدول ۲ - اطلاعات هیدرولیکی و هندسی داده ها

سرعت جریان (متر بر ثانیه)	شعاع هیدرولیکی (متر)	دبی (متر مکعب بر ثانیه)	عرض سطح آزاد آب (متر)	قطر (d_{50}) بار بستر میلیمتر	قطر (d_{90}) بار بستر میلیمتر	قطر (d_{50}) مواد کف میلیمتر	قطر (d_{90}) مواد کف میلیمتر	شیب سطح انرژی
بیشینه								
1.421	0.346	9.7	18.96	11	60	13	50	0.0142
کمینه								
0.211	0.262	0.2	2.91	0.98	3.9	16	40	0.0018

۳. نتایج و بحث

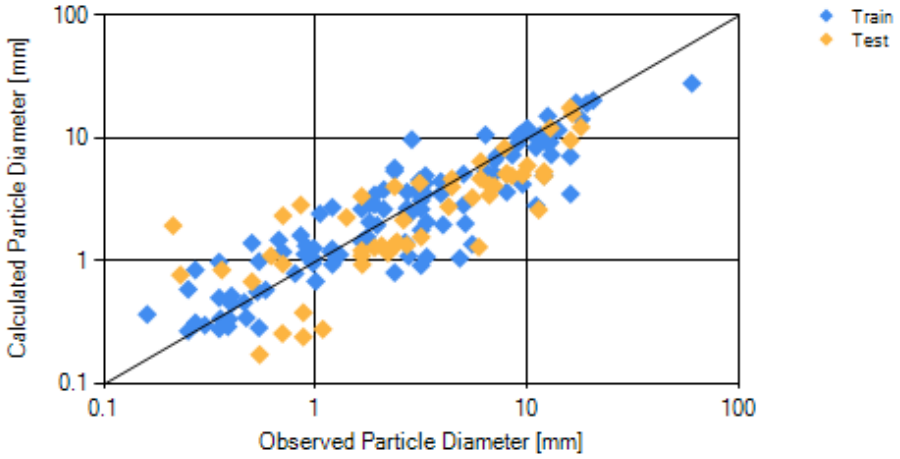
پس از تحلیل داده های رسوبی، تعیین اندازه قطر های مختلف و انجام محاسبات هیدرولیکی و مشخص سازی پارامتر های هیدرولیکی اعم از مساحت سطح مقطع، محیط خیس شده و ... توسط نرم افزار STE ، با استفاده از ۵۴ داده مربوط به ۴ رودخانه سوسرا، قره سو، خرمالو و نرماب فرآیند آموزش در مدت زمان ۱۰ دقیقه انجام شد. با استفاده ۲۹ داده باقی مانده از رودخانه های چهل چای و بابلرود شبکه عصبی مصنوعی تعلیم داده شده مورد آزمون قرار گرفت. نتایج داده های آموزش مطابق جدول ۲ و نتایج داده های آزمون مطابق جدول ۳ و شکل ۳ می باشد.

جدول ۲- مقادیر خطا و ضرایب ارزیابی مدل مربوط به داده های آموزش

نام رودخانه	تعداد داده ها d50,d90	بزرگترین خطا (میلی متر)	متوسط خطا (میلی متر)	خطای کل (میلی متر)	ضریب تبیین (R^2)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	خطای نسبی (Er)
قره سو	24	3.748	0.447	10.72	0.82	0.98	0.72
خرمالو	32	32.07	2.587	82.78	0.89	6.077	0.442
نرماب	26	3.054	0.902	23.46	0.93	1.28	0.207
سوسرا	26	12.49	2.774	72.13	0.86	4.28	0.595
کل داده ها	108	32.07	1.677	189.09	0.917	3.99	0.45

جدول ۳- مقادیر خطا و ضرایب ارزیابی مدل مربوط به داده های آزمون

نام رودخانه	تعداد داده ها d50,d90	بزرگترین خطا (میلی متر)	متوسط خطا (میلی متر)	خطای کل (میلی متر)	ضریب تبیین (R^2)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	خطای نسبی (Er)
چهل چای	32	7.112	1.89	60.51	0.83	2.71	0.47
بابلرود	26	13.42	3.68	93.1	0.8	5.8	0.61
کل داده ها	58	13.42	2.69	153.61	0.82	6.6	0.56



شکل ۳- تغییرات مقادیر محاسبه شده (آموزش و آزمون) بر حسب مقادیر اندازه گیری شده قطر رسوبات بر حسب میلی متر

با توجه به جدول ۲ و ۳ و شکل ۳ ، شبکه عصبی مصنوعی تعلیم داده شده توسط نرم افزار STE قادر است اندازه قطر رسوبات بار رسوبی بستر را با ضریب تبیین ۰/۹۱۷ ، خطای متوسط ۱/۶۷ میلی متر و خطای نسبی ۰/۴۵ در رودخانه های انتخاب شده جهت تعلیم برآورد کند. این در حالی است که برای تعداد ۵۸ داده از دو رودخانه چهل چای و بابلرود که به عنوان آزمون و صحت سنجی مدل انتخاب شده اند و در فرآیند تعلیم شرکت نداشته اند، اندازه قطر رسوبات بار بستر با ضریب تبیین ۰/۸۲ ، خطای متوسط ۲/۶۹ میلی متر و خطای نسبی ۰/۵۶ برآورد شده است. باتوجه به این مسئله که رودخانه های چهل چای، سوسرا، خرمالو، نرماب و بابلرود همگی رفتار ها و شرایط هیدرولیکی متفاوت و همچنین اندازه قطر مواد کف متفاوتی داشته اند، مقادیر خطا و ضرایب ارزیابی بدست آمده نشان می دهد که این شبکه ها در تخمین اندازه قطر رسوبات باربستر از دقت قابل توجهی برخوردار می‌باشند.

۴. نتیجه گیری

در این تحقیق، توانایی نرم افزار توسعه یافته STE در تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون مورد ارزیابی و دقت برآورد اندازه قطر رسوبات باربستر در رودخانه ها توسط شبکه های عصبی مصنوعی این نرم افزار مورد بحث و بررسی قرار گرفت. نتایج این تحقیق نشان داد استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی دقت خوبی را در تخمین اندازه قطر رسوبات باربستر ارائه داده و موجب افزایش دقت در برآورد باربستر خواهد شد. شبکه عصبی مصنوعی تعلیم داده شده در این تحقیق که با استفاده از ۱۰۸ داده مربوط به ۴ رودخانه سوسرا، قره سو، خرمالو و نرماب آموزش داده شده است، قادر به تخمین اندازه قطر رسوبات بار رسوبی بستر با ضریب تبیین ۰/۸۹ ، خطای متوسط ۲ میلی متر و خطای نسبی ۰/۴۹ برای ۱۶۶ داده از رودخانه های مورد مطالعه در تحقیق حاضر می باشد. از این تحقیق می توان نتیجه گرفت با تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی جهت برآورد اندازه قطر رسوبات می توان ضمن کاهش هزینه های اندازه گیری باعث افزایش دقت در تخمین و بررسی بار رسوبی شده و در مواقعی که قطر رسوبات بستر نامعلوم است از انجام فرضیات و استفاده از قطر دانه بندی مواد کف یا معلق در مدلسازی هیدرولیکی بار رسوبی بستر اجتناب کرده و دقت برآورد ها را به میزان قابل توجهی افزایش داد و جهت مطالعه دقیق تر پدیده های ناشی از انتقال رسوبات بهره برد. همچنین این تحقیق نشان داد با تعلیم شبکه های عصبی مصنوعی برای برآورد اندازه قطر رسوبات در یک رودخانه می توان از آن شبکه ها در رودخانه هایی که رفتار هیدرولیکی مشابهی داشته باشند، با دقت قابل توجهی استفاده نمود.

۵. مراجع

1. Abbasi, S. (2007). *Prediction of suspended sediment of Karun river using artificial neural network*, M.Sc. Thesis in Water Engineering, Shahid Chamran University.

2. Dehghani, A. A., Zanganeh, M. E., Mosaedi, A. A. F., & Kouhestani, N. (2009). Comparison of suspended sediment estimation by artificial neural network and sediment rating curve methods (case study: Doogh river in Golestan province). *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, 16(1-A).

۳. فتح الهی، سیاوش و ترابی پوده، حسن،۱۳۹۳،ارزیابی روش های برآورد بار رسوب کل در رودخانه های حوضه دریاچه ارومیه و مقایسه آن با نتایج حاصله از شبکه عصبی مصنوعی،همایش ملی تغییرات اقلیم و مهندسی توسعه پایدار کشاورزی و منابع طبیعی،همدان.

4. Gupta, A. Yan, D. (2006). Mineral processing design and operation: an introduction. Elsevier, Amsterdam.

5. Haddadchi, A, Omid, M.H, Dehghani, A.A. (2011). Assessment of bed-load prediction based on sampling in a gravel bed river. *J. Hydrodynamics*, 24(1):145-151

6. Mohanta, N. R., Biswal, P., Kumari, S. S., Samantaray, S., & Sahoo, A. (2021). Estimation of Sediment Load Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System at Indus River Basin, India. *In Intelligent Data Engineering and Analytics*, Springer, Singapore. 427-434.

7. Pereira Filho, A.J. and dos Santos, C.C. (2006). Modeling a densely urbanized watershed with an artificial neural network, weather radar and telemetric data. *Journal of Hydrology*, 317, 31-48.

8. Poorhossein Ghadi, M. (2015). Bed Load Transport Mechanism in Babolroud River. *M.Sc. Thesis in Department of Water Structure, Isfahan University of Technology*.

9. Rosenblatt, F. (1958). *The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain*. Psychological review, 65(6), 386.

10. Teimourey, R., Dehghani, A. (2019). *Assessment of bed load estimators in rivers of Golestan province by developing applied software (STE).* Amirkabir Journal of Civil Engineering.

11. Teimourey, R., Dehghani, A. (2020). Comparison of Different Methods for Estimating Bed Load using developed software of STE (case study: Babolroud River). *Journal of Water and Soil Conservation*, 27(1), 229-236.

۱۲.تیموری، رضا و دهقانی، امیراحمد،(۱۳۹۹)،بررسی تاثیر روش های مختلف تعیین آستانه حرکت رسوبات در مدل های مختلف برآورد بار بستر با استفاده از نرم افزارSTE ،نوزدهمین کنفرانس هیدرولیک ایران،مشهد.

13. Wu, B., A. Molinas, and P. Y. Julien (2004). Bed-material load computations for sediment mixtures. J. Hydr. Engr., ASCE, 130(10):1002–12.