دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

برآورد رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز جامیشان استان کرمانشاه)

م. ت. دستورانی[۱]، خ. عظیمی فشی[۲]، ع. طالبی[۳] و م. ر. اختصاصی[۳]

۱- دانشیار دانشگاه یزد (در حال حاضر مامور در دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست دانشگاه فردوسی مشهد)،
نویسنده مسئول: mdastorani@yazduni.ac.ir
۲ و ۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد و دانشیار دانشگاه یزد
تاریخ دریافت: ۹۰/۶/۲۳ تاریخ پذیرش: ۹۱/۵/۱۷

چکیده

پدیده‌های فرسایش و انتقال رسوب در رودخانه‌ها یکی از مهمترین و پیچیده‌ترین موضوعات مهندسی رودخانه می‌باشد. این پدیده‌ها اثرات ویژه‌ای روی شاخص های کیفی آب، کنش کف بستر و کناره های رودخانه داشته و همچنین خسارات جبران ناپذیری به طرح های عمرانی آب وارد می‌نماید. پیش‌بینی دقیق میزان رسوب رودخانه‌ها اهمیت قابل توجهی در مدیریت منابع آب و طراحی و ساخت و همچنین برنامه ریزی در بهره برداری از سازه‌های آبی دارد. در این تحقیق سعی گردیده است که کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رسوب معلق مورد ارزیابی قرار گیرد. با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (مدل پرسپترون چند لایه) رسوب معلق در ایستگاه هیدرومتری حیدرآباد روی رودخانه جامیشان پیش‌بینی گردیده و نتایج با منحنی سنجه رسوب مورد مقایسه قرار گرفته است و مزایا و معایب هر یک از این روشها تجزیه و تحلیل شده است. براساس نتایج بدست آمده شبکه عصبی مصنوعی نتایج قابل قبولی را جهت شبیه‌سازی بار معلق در ایستگاه حیدرآباد ارائه می‌کند، بطوریکه در مقایسه با منحنی سنجه رسوب از دقت بالاتری برخوردار است. مقدار R^2 که از شبکه عصبی بدست آمده برابر با حدود ۰/۹۲ و R^2 که از منحنی سنجه رسوب بدست آمده برابر با حدود ۰/۸۳ است. البته لازم به ذکر است که شبکه عصبی نیز نقاط اوج را به درستی پیش‌بینی نمی‌کند که این از نقاط ضعف نوع مدل بشمار می رود.

واژه‌های کلیدی: رسوب معلق، شبکه عصبی مصنوعی، حوزه آبخیز جامیشان، منحنی سنجه رسوب

مقدمه

فرسایش و رسوبگذاری بعنوان یک فرآیند تشدید شونده، منجر به از دست رفتن خاک حاصلخیز کشاورزی و ایجاد خسارت جبران ناپذیر به طرح‌های عمرانی آب از جمله انباشت رسوبات در پشت سدها و کاهش حجم مفید آنها، تخریب سازه ها، خسارت به سواحل و بنادر، کاهش ظرفیت و افزایش هزینه نگهداری

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

کانال‌های آبیاری و غیره می‌گردد. از سویی حمل رسوب روی شاخص‌های کیفی آب به لحاظ شرب و کشاورزی تاثیرگذار است لذا برآورد مقدار رسوب در پروژه‌های حفاظت خاک، طراحی و اجرای سازه‌های آبی، آبخیزداری و نیز بهره‌برداری از منابع آب مورد نیاز است (۱). در این زمینه مدل‌های ریاضی و فرمول‌های تجربی متعددی مورد استفاده قرار گرفته که البته برخی از آنها به دلیل پیچیدگی و نیاز به تعداد زیاد پارامترهای ورودی در بسیاری از موارد امکان استفاده از آنها وجود ندارد. همچنین به علت محدودیتهایی که برخی مدلهای استفاده شده از جمله مدلهای رگرسیونی از خود نشان داده اند، در سال‌های اخیر دسته دیگری از مدلهای غیر خطی تحت عنوان مدلهای هوش مصنوعی همچون شبکه های عصبی که مبتنی بر فرآیند یادگیری از طریق داده های اندازه گیری شده می باشند نیز در زمینه های مختلف مرتبط با هیدرولوژی و هیدرولیک از جمله پیش بینی میزان رسوب بکار گرفته شده است (۱۴). شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان عضوی از خانواده هوش مصنوعی کماکان در مدلسازی و پیش بینی بارش، جریان و رسوب مورد استفاده قرار گرفته و اغلب نتایج مناسبی نیز ارائه نموده است. شبکه های عصبی مصنوعی با الهام از مغز انسان و دستیابی به دانش نهفته در داده‌ها روابط موجود بین آنها را بدست آورده و توانایی تعمیم در مواردی که مدل با آن مواجه نشده را دارد. در این روش‌ها مدل با استفاده از یک دسته سری داده‌ها آموزش می‌بیند و با استفاده از اطلاعات حاصل از داده‌ها، وزن‌های شبکه تعیین می‌شوند (۲). بهینه شدن این وزنها منجر به یادگیری فرآیند توسط مدل و امکان تعمیم آن به شرایط جدید است. همانگونه که اشاره شد شبکه عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلفی از علوم مرتبط با آب از جمله رسوب معلق مورد استفاده قرار گرفته است. آردیکلیوگلو و همکاران (۳) از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد رسوبات معلق استفاده کردند. آنها از دو الگوریتم متفاوت شبکه عصبی برای این کار بهره گرفتند و نتایج حاصله را با رگرسیون خطی چندگانه (MLR) مقایسه کردند و اعلام نمودند که شبکه عصبی نوع پیشخور[1] نتیجه بهتری را نشان می دهد. در تحقیق دیگری که توسط فیرات و گانکر (۵) انجام گرفت از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد عمق کنش اطراف پایه‌های پل‌ها استفاده شد. حمیدی و کایالپ (۷) از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد میزان رسوبات معلق در رودخانه دجله استفاده کردند. همچنین زو و همکاران (۱۵) از شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی ماهیانه جریان رسوبات معلق استفاده کردند. این مطالعه در رودخانه لانگچوان‌جیانگ که از زیر حوزه‌های حوزه آبخیز یانگ تسه کشور چین می‌باشد انجام گرفته است. در ابتدا از چهار عامل اقلیمی شامل متوسط دمای ماهیانه، بارندگی، تبخیر و رطوبت به عنوان ورودی استفاده شده است. پس از بررسی اولیه مشخص شد که بارندگی و دما در این زمینه تاثیر بیشتری دارد. نتایج حاصل از شبکه عصبی با روش رگرسیون خطی (MLR)[2] مورد مقایسه قرار گرفت که نتایج شبکه عصبی

1- Feedforward

2- Multiple linear regression

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

نسبت به روش رگرسیون خطی از دقت بیشتری برخوردار بود. در سال‌های اخیر نیز در داخل کشور از شبکه عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلف استفاده شده است که در ادامه به برخی از آنها اشاره می‌شود. در تحقیقی که توسط کرمی و همکاران (۸) انجام گرفته از شبکه عصبی برای پیش‌بینی کیفیت آب رودخانه کارون استفاده شده است که شبکه دارای ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) بوده و این تحقیق نشان داد که شبکه توانایی بالایی در پیش‌بینی کیفیت آب رودخانه کارون دارد. در مطالعه دیگری که توسط مساعدی و همکاران (۱۱) انجام گرفت از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد رسوب انتقالی در ایستگاه تمر واقع در گرگانرود استفاده شد. ساختار شبکه پرسپترون بوده که در مقایسه با منحنی سنجه رسوب نتایج بهتری را ارائه داد. عباسی شوشتری و کاشفی‌پور (۱) از شبکه عصبی برای برآورد بار معلق (مطالعه موردی ایستگاه اهواز) استفاده کردند که از سه پارامتر دبی، عرض سطح آب و بارندگی روز قبل برای شبیه‌سازی استفاده و در مقایسه با روش USBR نتایج دقیق‌تری بدست آمد. در مطالعه‌ای که توسط نایینی و همکاران (۱۲) صورت گرفت برای تخمین غلظت رسوبات معلق از شبکه عصبی استفاده شد. نوع شبکه پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا بوده که برای آموزش و آزمون شبکه از داده‌های رودخانه‌های می سی سی پی و کلرادو استفاده کردند. ورودی‌هایی که برای شبکه انتخاب شده شامل دبی جریان، قطر متوسط ذرات (d_{50}) و شیب کف بستر بود. پس از آنالیز حساسیت مشخص شد که دبی جریان تاثیر بیشتری در میزان رسوبات معلق دارد. این تحقیق کارآیی و توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان غلظت رسوبات معلق را نمایش داد. ملسی و همکاران (۹) مقدار رسوب معلق در رودخانه‌های می سی سی پی، میسوری و ریوگراند آمریکا را به کمک مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون چند لایه) برآورد نمودند. در این تحقیق از داده‌های روزانه و هفتگی بارش، دبی روز مربوطه و روز قبل و رسوب روز قبل جهت پیش بینی رسوب معلق روز مربوطه استفاده گردید. نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با نتایج مدل رگرسیون خطی چند متغیره و مدل آریما مقایسه شد. نتایج پیش بینی روزانه بهتر از پیش بینی هفتگی بود و خروجی مدل شبکه عصبی به مراتب از دقت بالاتری نسبت به نتایج مدلها بود. رجایی و همکاران (۱۳) در تحقیقی کارآیی مدلهای شبکه عصبی مصنوعی، مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی، رگرسیون چند متغیره و منحنی سنجه رسوب را جهت برآورد رسوب معلق روزانه در یکی از رودخانه های ایالات متحده آمریکا مورد بررسی قرار دادند. نتایج کارآیی بهتر مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی را نسبت به مدلهای دیگر نشان داد.

هدف از این تحقیق ارزیابی کارآیی روش شبکه عصبی در برآورد رسوبات معلق در ایستگاه هیدرومتری حیدرآباد روی رودخانه جامیشان استان کرمانشاه می‌باشد. نوع شبکه‌ای که استفاده شده پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا است. در این راستا

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

نتایج شبکه عصبی مصنوعی با نتایج حاصل از منحنی سنجه رسوب که یک روش سنتی شناخته شده در این زمینه است مقایسه گردید. لازم به ذکر است که هرچند در سالهای اخیر تحقیقاتی در خصوص برآورد رسوبات معلق با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در نقاط مختلف جهان و ایران انجام شده است ولی بدیهی است که کارآیی این روش در نقاط مختلف و براساس تعداد و نوع داده های موجود متفاوت خواهد بود و زمانی میتوان قضاوت مطمئنی در خصوص کارآیی آن داشت که تحقیقات کافی در نقاط مختلف با شرایط اقلیمی و زمینی و نیز نوع و تعداد داده‌ها و همچنین انواع مختلف شبکه های عصبی صورت پذیرد. تفاوت عمده تحقیق حاضر با تحقیقات قبلی نیز علاوه بر شرایط اقلیمی و منطقه‌ای، نوع داده‌های ورودی مورد استفاده است که علاوه بر دبی آب (که در اغلب تحقیقات استفاده شده) داده های بارش (به اشکال مختلف شامل روزانه، تجمعی و نیز حقیقی و نرمال شده) به عنوان ورودی مد نظر بوده است.

مواد و روش‌ها

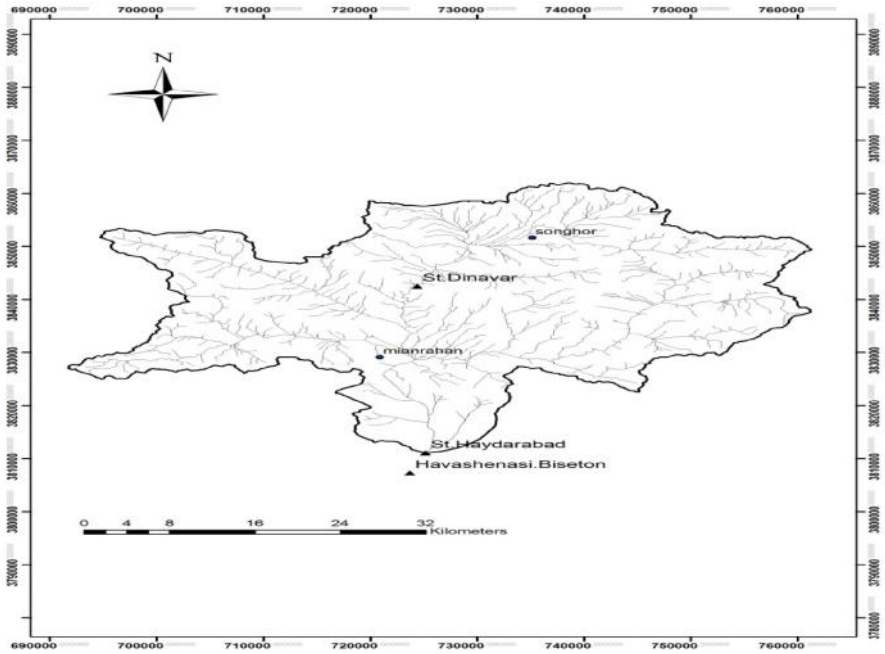
منطقه مورد مطالعه:

مطالعه حاضر روی داده‌های ایستگاه هیدرومتری حیدرآباد انجام شده که در خروجی حوزه آبخیز رودخانه جامیشان با مساحت ۱۷۱۹ کیلومتر مربع در محدوده طول جغرافیایی ´۰۴ °۴۷ تا ۵۲ °۴۷ و عرض جغرافیایی ´۲۵ °۳۴ تا ´۵۲ °۳۴ بین سه شهرستان سنقر، بیستون و صحنه در استان کرمانشاه قرار گرفته است. این رودخانه یکی از رودخانه‌های دائمی استان بوده و به رودخانه گاماسیاب می‌ریزد. شکل ۱ نمایی از محدوده این حوزه را نشان می‌دهد.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یکی از واریته های هوش مصنوعی است که هرچند بصورت ناقص و کلی همانند مغز انسان عمل می نماید. در واقع یک شبکه عصبی مصنوعی ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی به نام نرون تشکیل شده است که برای حل یک مسأله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. این نرونها با مثال (داده های مشاهداتی) فرآیند مسئله را یاد می‌گیرند. به عبارت دیگر با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را، به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. در واقع شبکه عصبی مصنوعی یک مدل ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط ریاضی غیرخطی برای درون‌یابی را دارد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]



شکل ۱- نمایی از موقعیت و شکل حوزه آبخیز جامیشان.

شبکه‌های عصبی مصنوعی اساسا توسط یک سری محدود از داده‌های واقعی آموزش می بینند و چنانچه پارامترهای موثر بر پدیده مورد بررسی به صورت صحیح انتخاب و به شبکه داده شوند می‌توان انتظار داشت که جواب‌های منطقی از شبکه دریافت نمود. شبکه عصبی مصنوعی شامل قسمت‌های زیر می‌باشد (۴):

۱- لایه ورودی: در این لایه، ورودی‌ها به دنیای خارج متصل شده‌اند. این لایه اساسا یک لایه کشنده می باشد که در آن ورودیها پس از دریافت بگونه‌ای ساده به لایه بعدی شبکه متصل شده‌اند. در این لایه هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد.

۲- لایه پنهان: لایه‌ای است که در آن پردازش انجام می‌شود. شبکه می‌تواند یک یا بیشتر از یک لایه میانی داشته باشد. تعداد این لایه‌ها و تعداد گره‌ها در هر لایه توسط طراح و اغلب طی فرایند آزمون و خطا بدست می‌آید.

۳- لایه خروجی: در این لایه، خروجی‌ها به دنیای خارج متصل می‌شوند و در آن بردارهای خروجی، نگاشت و استقرار می‌یابند.

اغلب از قانون یادگیری پس انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون (MLP) استفاده می‌شود. به عبارتی توپولوژی شبکه‌های MLP با قانون یادگیری پس انتشار خطا تکمیل می‌شود. شبکه‌های عصبی عموما از قدرت برون‌یابی خوبی برخوردار نیستند به همین دلیل در انتخاب الگوی آموزشی باید این نکته مدنظر قرار گیرد. برای این منظور، پیش از آغاز کار شبکه عصبی، الگوها را به دو دسته الگوی آموزشی و الگوی آزمون تقسیم می‌کنند. الگوهای آموزشی بایستی تا حد امکان کل فضای داده‌ها

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

را پوشش دهند تا یادگیری بهتری حاصل شود. بدیهی است که تعداد بیشتر الگوهای آموزشی قابلیت تعمیم شبکه را بالا می‌برد. هر چند آموزش، فرآیندی است که در طول زمان نسبتا طولانی انجام می‌پذیرد ولی پس از تعمیم به سرعت می‌تواند به ازای هر ورودی، خروجی متناظر با آن را ارائه نماید (۱۲).

داده‌ها و روش‌های مورد استفاده

در این تحقیق از آمار و اطلاعات موجود در ایستگاه هیدرومتری حیدرآباد و ایستگاه هواشناسی بیستون استفاده شده است. به این منظور از ۲۲۳ داده متناظر دبی جریان و دبی رسوب که به طور همزمان اندازه‌گیری شده‌اند و داده‌های بارش روزانه استفاده شد.

در روش شبکه عصبی برای آموزش شبکه ابتدا تعدادی از داده‌ها که معرف شرایط مسئله باشد را برای آموزش انتخاب کرده و بقیه داده‌ها جهت آزمون عملکرد شبکه آموزش دیده بکار می‌رود. نکته مهم در انتخاب داده‌های آموزش آن است که گستره وسیعی از انواع داده‌ها را در بگیرد. در این تحقیق ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان داده های آموزشی استفاده شد و بقیه ۲۰ درصد جهت آزمون کارایی مدل شبکه عصبی بکار گرفته شد (۱۵). یک نکته مهم در آموزش شبکه‌های عصبی نرمال سازی داده‌ها قبل از استفاده در مدل می‌باشد. این عمل خصوصا وقتی دامنه تغییرات ورودیها زیاد باشد کمک شایانی به آموزش بهتر و سریعتر مدل می کند. اصولا وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می شود (۱۵). برای نرمال سازی داده های تحقیق از رابطه (۱) استفاده شده است:

$$X_n = \left(\frac{X - X_{min}}{X - X_{max}}\right) \qquad (۱)$$

در این رابطه: X معرف داده مشاهده شده، X_{min} و X_{max} به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار داده‌های مشاهده شده و X_n داده نرمال شده می‌باشد.

پس از انتخاب داده‌های آموزش و آزمون اقدام به طراحی شبکه عصبی گردید. برای انجام مدلسازی شبکه عصبی از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. از تعداد ۲۲۳ داده موجود ۱۷۸ داده به عنوان داده های آموزشی و ۴۵ داده برای آزمون بکار برده شده است. جهت رسیدن به ساختار مناسب شبکه عصبی مصنوعی، مدلهای مختلف با تعداد لایه مخفی و تعداد گره های مختلف طراحی و آزمون شده و نتایج مربوطه مورد مقایسه قرار گرفت. جدول ۱ ارزیابی نتایج تعدادی از این مدلها را نشان می دهد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

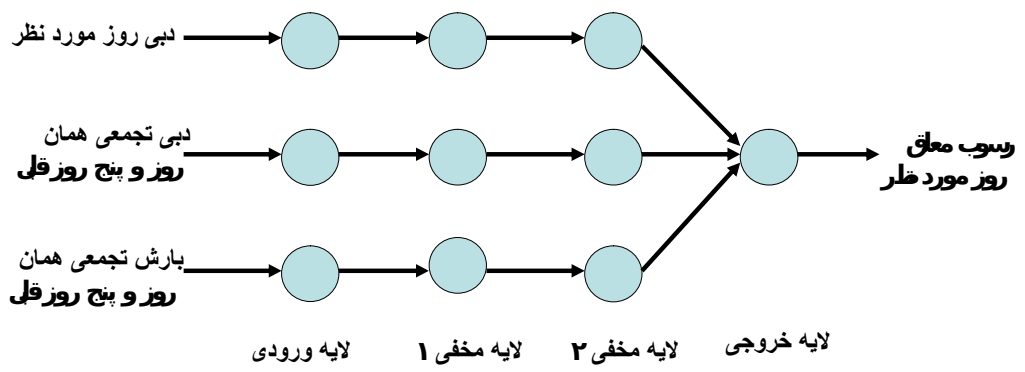
جدول ۱- مشخصات تعدادی از مدلهای شبکه عصبی مصنوعی بررسی شده جهت انتخاب ساختار مناسب شبکه

تعداد لایه پنهان	تعداد گره	تعداد دور	R^2	r^2	RMSE	bias	rmse
۲	۱	۳۰۰۰	۰/۸۳۰۴	۰/۳۴۸۴	۳۵۷/۶۸	-۰/۹۱۵۹	۰/۲۶۵۲
۲	۲	۱۰۰۰	۰/۷۱۷۷	۰/۲۲۴۲	۶۷۰/۱۲	-۰/۸۶۳۱	۰/۷۶۹۱
۲	۲	۲۰۰۰	۰/۷۸۸۶	۰/۱۹۲۳	۷۲۱/۱۹	-۰/۷۲۲۹	۱/۷۱۶۶
۲	۲	۳۰۰۰	۰/۸۲۶۹	۰/۳۶۹۹	۳۵۷/۳۴	-۰/۹۱۶۲	۰/۴۱۲۹
۲	۳	۲۰۰۰	۰/۹۱۹۳	۰/۵۲۵۷	۲۱۷/۷۲	-۰/۹۳۸۲	۰/۲۶۵۲
۲	۳	۳۰۰۰	۰/۸۴۸۳	۰/۴۱۳۴	۳۰۲/۴۶	-۰/۹۲۵۲	۰/۳۵۲۸
۲	۴	۱۰۰۰	۰/۶۳۷۶	۰/۱۷۵۲	۷۹۸/۲۳	-۰/۸۵۵۷	۰/۸۱۹۱
۲	۴	۲۰۰۰	۰/۸۱۰۷	۰/۳۷۰۳	۳۵۲/۲۹	-۰/۹۱۸۲	۰/۳۹۹۹
۲	۵	۳۰۰۰	۰/۴۵۴۷	۰/۲۹۸۱	۸۴۱/۳	-۰/۹۸۵۲	۰/۰۴۹۸
۲	۶	۳۰۰۰	۰/۸۳۸۴	۰/۳۷۵۵	۳۵۲/۴	-۰/۹۱۶۴	۰/۴۱۱۵
۲	۷	۱۰۰۰	۰/۷۹۹۷	۰/۲۶۳۷	۲۵۲/۸	-۰/۵۲۴۷	۱/۰۳۹۶

همانگونه که جدول ۱ نشان می دهد انتخاب تعداد متفاوت گره‌ها در لایه میانی تاثیر قابل توجه روی کیفیت نتایج مدل داشته است بطوریکه به عنوان مثال مقادیر R^2 وr^2 به ترتیب از حدود ۰/۴۵ و ۰/۳۰ در مدل با ۵ گره به حدود ۰/۹۲ و ۰/۵۳ در مدل با ۳ گره افزایش یافته که نشان دهنده که نشان دهنده افزایش قابل ملاحظه صحت نتایج با تغییر تعداد گره در لایه میانی از ۵ به ۳ است. لازم به ذکر است که تعداد مناسب لایه پنهان دو عدد بوده و تعداد دورها جهت رسیدن به نتیجه نهایی نیز از ۱۰۰۰ تا ۳۰۰۰ متفاوت بوده است. در رابطه با تعداد گره ها (نرونها) در لایه های پنهان نیز بعد از این بررسی‌ها مشخص شد که بهینه‌ترین حالت زمانی است که تعداد گره ها در لایه پنهان سه گره باشد و در این حالت است که پارامترهای آماری گویای بهترین نتیجه هستند.

پس از ساخت و آزمون ساختارهای مختلف شبکه و ارزیابی نتایج بدست آمده، ساختار نهایی شبکه عصبی مورد استفاده برای این تحقیق نوع پرسپترون چند لایه و متد آموزشی پس انتشار خطا انتخاب گردید که با نرم‌افزار MATLAB شبیه‌سازی شده است. لایه ورودی، ورودی‌های شبکه که شامل دبی آب، بارش تجمعی (بارش همان روز که دبی برداشت شده بعلاوه پنج روز قبل) و دبی تجمعی (دبی روز برداشت بعلاوه دو روز قبل) را دریافت کرده و لایه خروجی دبی رسوب را نتیجه می‌دهد. شکل ۲ ساختمان شبکه عصبی استفاده شده در این تحقیق را نشان می دهد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]



شکل ۲ - ساختمان شبکه عصبی استفاده شده در تحقیق.

جهت ارزیابی نتایج حاصل از مدلهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج نهایی با مقادیر مشاهده شده از پنج پارامتر آماری به شرح زیر استفاده گردید:

(۲)

$$R^2 = \frac{\sum((x_{est} - \bar{x}_{est}) \times (x_{obs} - \bar{x}_{obs}))}{\sqrt{(\sum(x_{est} - \bar{x}_{est})^2) \times (\sum(x_{obs} - \bar{x}_{obs})^2)}}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(x_{obs} - x_{est})^2}{n}} \quad (۳)$$

$$r^2 = 1 - \frac{\sum(x_{obs} - x_{est})^2}{\sum(x_{est} - \bar{x}_{obs})^2} \quad (۴)$$

$$bias = \frac{\sum y_i}{n} - 1 \quad (۵)$$

$$rmse = \sqrt{\frac{\sum(y_i - 1)^2}{n}} \quad (۶)$$

$$y_i = \frac{x_{est}}{x_{obs}} \quad (۷)$$

در این روابط x_{obs} مقادیر مشاهده‌ای (اندازه‌گیری شده)، x_{est} مقادیر برآوردی حاصل از شبکه عصبی، $\bar{x}obs$ میانگین مقادیر مشاهده‌ای، $\bar{x}_{est}$ میانگین مقادیر برآوردی و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

R^2 همبستگی بین داده‌ها را نشان می‌دهد و هرچه مقدار آن بیشتر بوده و به ۱ نزدیک تر باشد یعنی اینکه بین داده‌های مشاهده‌ای و برآوردی همبستگی بیشتری وجود دارد. RMSE بیانگر آن است که مقادیر برآوردی چقدر از مقادیر مشاهده‌ای انحراف دارند و هرچه که مقدار آن کمتر باشد نشان‌دهنده آن است که انحراف بین داده‌ها کمتر بوده و نتایج دقیق تر است. ضریب نش (r^2) یک شاخص آماری است که نسبت تطابق در مدل‌های هیدرولوژی را نشان می‌دهد. مقدار این شاخص بین یک و منفی بینهایت است. زمانی که به یک نزدیک شود بیانگر

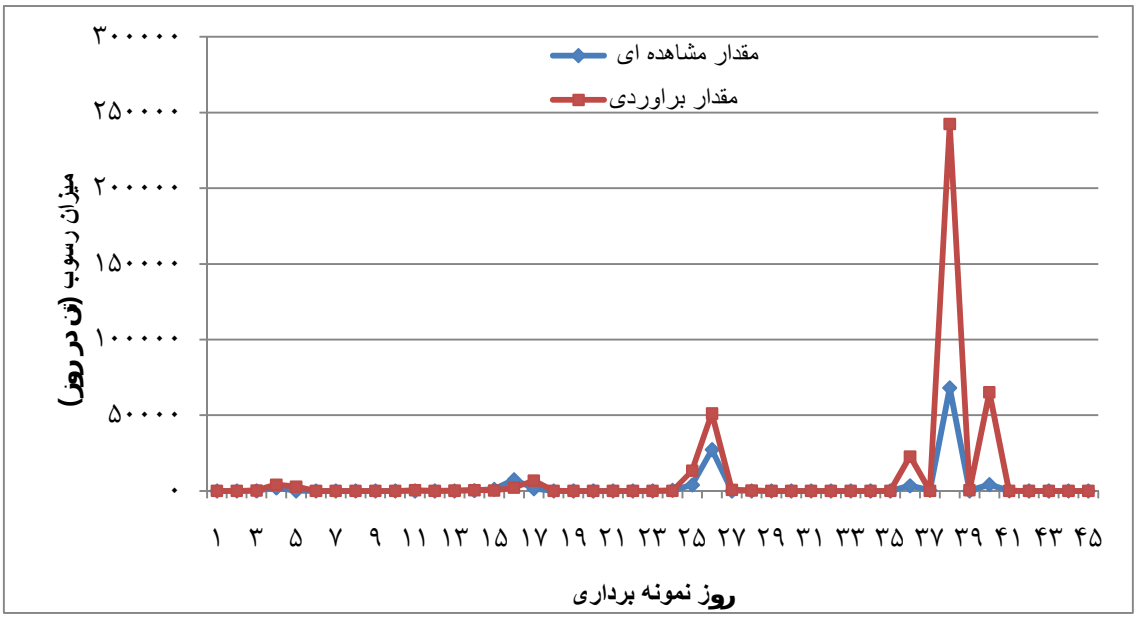
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

کارایی بهتر مدل است، اگر صفر شود یعنی مدل با میانگین داده‌ها مطابقت دارد و زمانی که منفی شود میانگین داده‌ها از مدل کاراتر می‌باشد. هدف از bias در اینجا اریبی نسبی است، هر گاه میانگین نسبت مقادیر برآورد شده به مقدار مشاهده شده برابر یک شود مقادیر برآوردی نااریب هستند در غیراینصورت اریب می باشند. اریبی نسبی معیاری برای ارزیابی کارایی برآوردهای ما است که هر چه اریبی نسبی به صفر نزدیکتر باشد برآوردها دقیق تر هستند. ضمنا مقادیر اریبی نسبی در بازه ($+\infty$ و $-\infty$) قرار می‌گیرد. منظور از rmse در این مطالعه ریشه (جذر) میانگین توان دوم خطای نسبی است که معادل با جذر میانگین توان دوم اختلاف یک با نسبت مقادیر برآورد شده به مقادیر مشاهده شده است. rmse نیز همانند bias (اریبی نسبی) معیاری برای ارزیابی کارایی برآوردها است. هرچه این مقدار به صفر نزدیکتر باشد برآوردها کاراتر هستند از طرفی هر چه x_{est} به x_{obs} نزدیکتر باشد x_{est}/x_{obs} به یک نزدیکتر می‌شود در نتیجه مقدار خطا به صفر نزدیک شده و بالطبع rmse نیز کوچک تر می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت که برآورد ها مناسب تر بوده است. ضمنا بازه این پارامتر بین صفر تا $+\infty$ می‌باشد.

نتایج و بحث

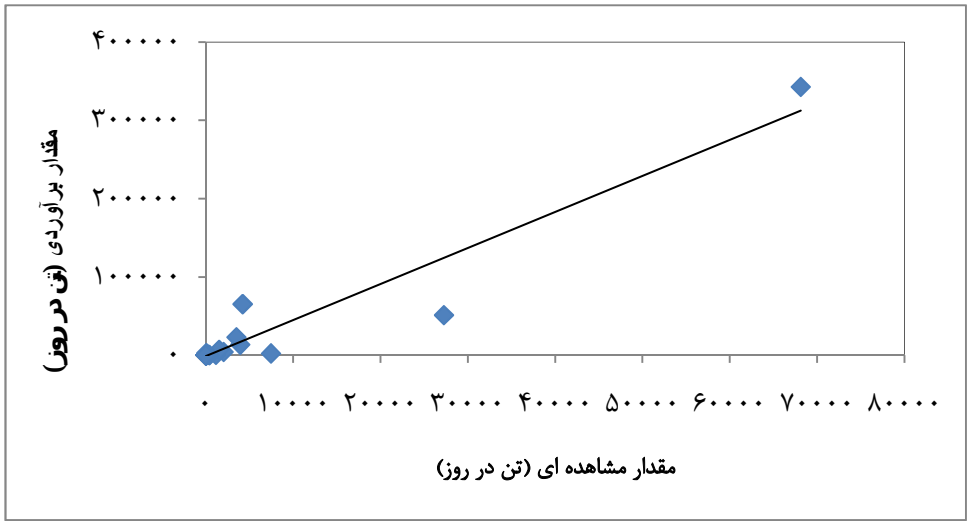
نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی:

نتایج حاصل از مدل نهایی شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق برای داده های مرحله آزمون به همراه داده های مشاهداتی مربوطه در اشکال ۳ و ۴ نمایش داده شده است.



شکل ۳- نتایج حاصل از شبیه سازی رسوب معلق توسط شبکه عصبی (در مرحله آزمون) در مقابل مقادیر مشاهداتی.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]



شکل ۴- نمودار نقطه ای نتایج حاصل از شبیه سازی رسوب معلق توسط شبکه عصبی (در مرحله آزمون) در مقابل مقادیر مشاهداتی.

همانگونه که شکل ۳ نشان می‌دهد شبکه عصبی نقطه اوج اصلی را به مراتب بیشتر از مقدار مشاهده‌ای برآورد کرده است. در سایر نقاط اوج نیز شبکه عصبی برآوردی کمتر و یا بیشتری از مقادیر مشاهده‌ای دارد که این می‌تواند یکی از ضعف‌های شبکه عصبی در برآورد رسوبات معلق باشد. به عبارتی شبکه عصبی رسوب معلق مربوط به دبی های پایه و نرمال را به خوبی شبیه سازی کرده است، ولی در شبیه سازی رسوب در مواقع سیلابی چندان موفق نبوده است. اگر این نتایج را با سایر تحقیقات انجام گرفته در ایران و سایر کشورها مقایسه کنیم خواهیم دید که شبکه عصبی مصنوعی اغلب نقاط اوج را کمتر و یا بیشتر از مقادیر مشاهده‌ای برآورد می‌کند. نائینی و همکاران (۱۲) از شبکه عصبی برای برآورد رسوبات معلق استفاده کردند که نتایج آنها نیز این موضوع را نشان می‌دهد. در مطالعه دیگری زو و همکاران (۱۵) نیز از شبکه عصبی برای برآورد رسوبات معلق استفاده کرده‌اند. نتایج آنها نیز نشان داد که شبکه های عصبی مصنوعی در برآورد رسوب مربوط به دبی های کم و متوسط بسیار مناسب عمل کرده ولی در رابطه با مدلسازی مقادیر اوج توفیق چندانی نداشته است.

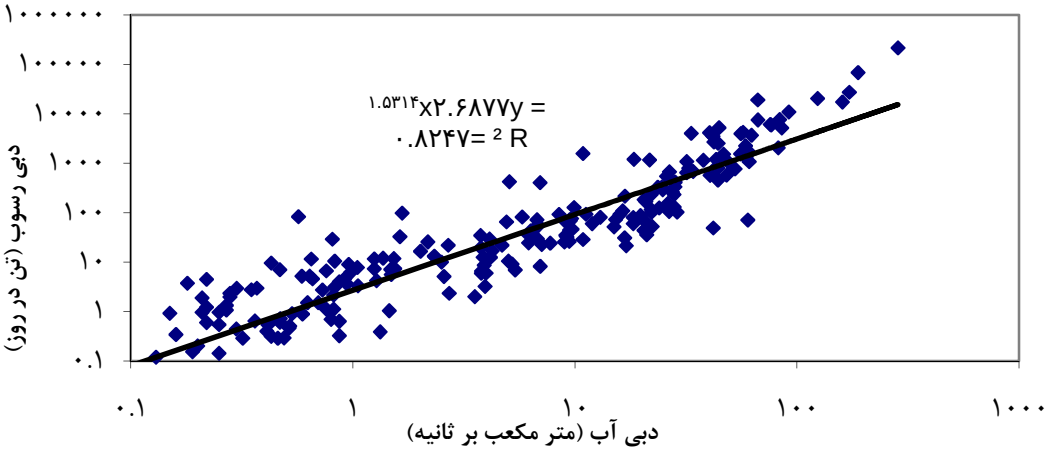
نتایج حاصل از منحنی سنجه رسوب:

در ادامه تحقیق حاضر جهت مقایسه نتایج شبکه عصبی با نتایج روش مرسوم منحنی سنجه رسوب اقدام به برآورد رسوب با این روش گردید. در روش منحنی سنجه رسوب معمولا یک رابطه رگرسیونی بین داده‌های متناظر دبی جریان و دبی رسوب استخراج میشود. سپس بر اساس این رابطه مقدار دبی روزانه رسوب معلق در روزهایی که غلظت رسوب اندازه‌گیری نشده است برآورد می گردد.

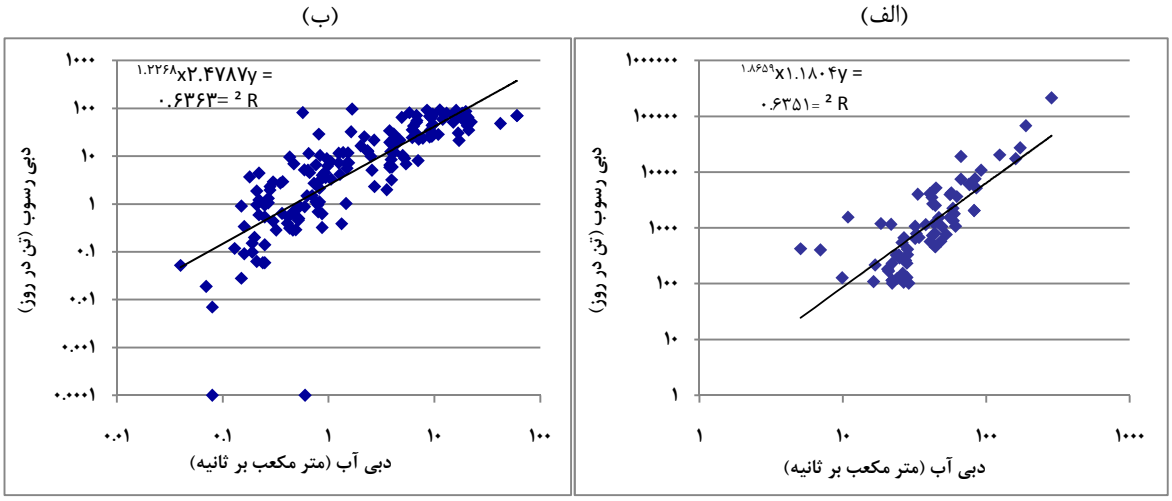
در این تحقیق داده‌های دبی و رسوب مربوط به روزهایی که در مدلسازی شبکه

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

عصبی جهت آموزش استفاده شده بود روی یک دستگاه مختصات رسم گردید تا منحنی سنجه رسوب مربوطه حاصل گردد. خط و معادله مربوط به این حالت نشان دهنده رابطه نسبتا مناسب دبی و رسوب معلق می باشد (شکل ۵). شکل ۶ خط و معادله مربوط به منحنی سنجه رسوب را برای حالت کم آبی (الف) و پر آبی (ب) نشان میدهد.



شکل ۵- منحنی سنجه رسوب حاصل از داده‌های آموزشی.

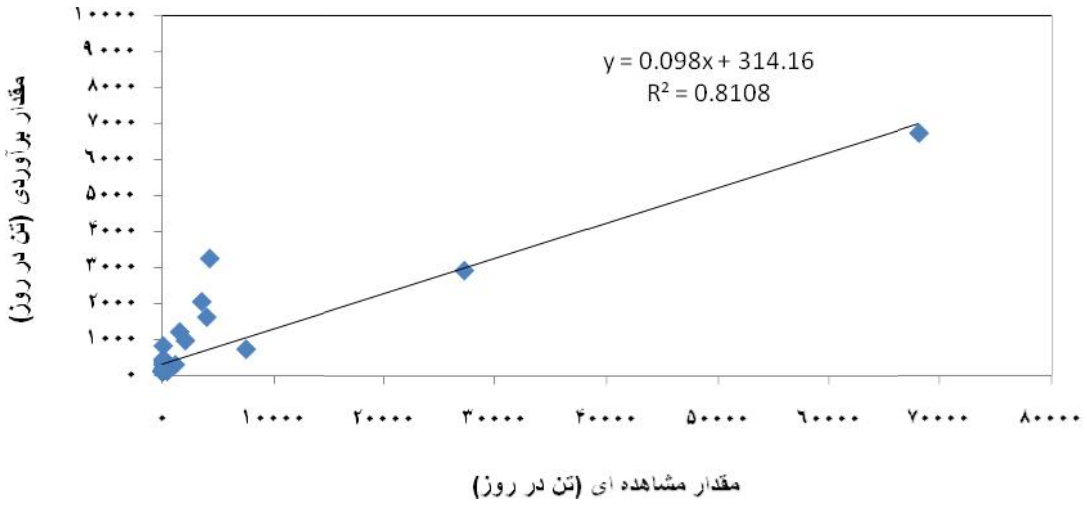


شکل ۶- منحنی سنجه حاصل از داده‌های آموزشی برای دو حالت کم آبی (الف) و پر آبی (ب).

پس از بدست آوردن معادله خط در روش منحنی سنجه رسوب، داده‌های دبی جریان مربوط به روزهایی که در مرحله آزمون (در شبکه عصبی) استفاده شده در این معادله قرار داده می‌شود. بدین صورت که تک‌تک داده‌های دبی مرحله آزمون (همانطوری که قبلا گفته شد تعداد داده‌های آزمون ۴۵ داده می‌باشد)، در معادله حاصل از منحنی سنجه رسوب به جای x قرار می‌گیرند و رسوب متناظر مربوطه محاسبه می گردد. در شکل (۷) مقادیر رسوب

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

برآورد شده (براساس منحنی سنجه رسوب) در برابر مقادیر اندازه‌گیری شده قرار گرفته‌اند. مقایسه اشکال ۴ و ۷ که به ترتیب نتایج شبکه عصبی و روش مرسوم سنجه رسوب را در مقابل داده های مشاهده ای نشان میدهد، برتری نسبی روش حدید شبکه عصبی را در مقایسه با روش منحنی سنجه رسوب نمایان می نماید. این نتایج با نتایج نائینی و همکاران (۱۲) و نیز نتایج زو (۱۵) که روش شبکه عصبی را جهت برآورد رسوب معلق مناسب ارزیابی کرده اند سازگار است.



شکل ۷- نمودار مقادیر رسوب معلق برآوردی (براساس منحنی سنجه رسوب) در مقابل مقادیر مشاهده‌ای.

در این تحقیق از سه پارامتر بعنوان ورودی استفاده شد و مدل با آنها مورد شبیه‌سازی قرار گرفت. شبکه عصبی مصنوعی نتایج قابل قبولی را جهت شبیه‌سازی بار معلق در ایستگاه حیدرآباد ارائه می‌کند، بطوریکه در مقایسه با منحنی سنجه رسوب نتایج بهتری را نشان می‌دهد. همانطوری که در بخش‌های قبلی ذکر شده است R^2 که از شبکه عصبی بدست آمده برابر با حدود ۰/۹۲ و R^2 که از منحنی سنجه رسوب بدست آمده برابر با حدود ۰/۸۳، که این میزان برتری در مقایسه با منحنی سنجه رسوب تقریبا برابر با ۹ درصد می‌باشد. همانطوری که از نمودارهای حاصل از شبیه‌سازی مشخص است شبکه عصبی نقاط اوج را به درستی پیش‌بینی نمی‌کند که این از نقاط ضعف شبکه عصبی می باشد.

تشکر و قدردانی

از سازمان آب منطقه‌ای، اداره کل منابع طبیعی و اداره کل هواشناسی استان کرمانشاه به خاطر همکاری و مساعدت لازم در جمع‌آوری اطلاعات و آمار مربوطه تشکر و قدردانی می گردد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

منابع

1. Abbasi Shoshtari, S. and M. Kashefipoor. 2006. Estimation of suspended sediment using artificial neural networks (Case study: Ahwaz station), 7th international river engineering conference, Ahwaz, Iran. 813 pp.
2. Amjadi, N., Introducing intelligence systems. 2002. Semnan University press. 300 pp.
3. Ardiclioglo, M., O. Kisi and T. Haktanir. 2007. Suspended sediment prediction using two different feed-forward back-propagation algorithms. Canadian Journal of Civil Engineering, 34(1): 120-125.
4. Dastorani, M.T. and H. Afkhami. 2011. Evaluation of the application of artificial neural networks on drought prediction in Yazd (Iran), Journal of Desert, 16 (1): 39-49.
5. Firat, M. and M. Gunger. 2009. Generalized regression neural networks and feed forward neural networks for prediction of scour depth around bridge piers, Advance in Engineering Software, 40: 731-737.
6. Ghazanfari, M. and J. Arkat. 2004. Artificila neural networks (principals and applications) (first edition), Iran University of Science and Technology Press. 320 pp.
7. Hamidi, N. and N. Kayaalp, 2008, Estimation of the amount of suspended sediment in the Tigris river using artificial neural networks. Clean, 36(4): 380- 386.
8. Karami, M., M. Kashefipoor, H. Moazed and H. Foroghi. 2006. Prediction of Karoon river water quality using artificial neural networks, 7th international river engineering conference, Ahwaz, Iran. 813 pp.
9. Melesse, A.M., S. Ahmad, M.E. McClain, X. Wang and Y.H. Lim. 2011. Suspended sediment load prediction of river systems: An artificial neural network approach. Agricultural Water Management, 98(5): 855-866.
10. Montazer, G., M. Zaker Moshfegh and M. Ghodsian. 2002. Intelligence estimation of Bazaft river sediment using artificial neural networks, 7th international river engineering conference, Ahwaz, Iran. 813 pp.
11. Mosaedi, A., M. Jalali and M. Najafi Hajivar. 2006. Estimation of sediment transport in Tamr hydrometery station using artificial neural networks, 7th international river engineering conference, Ahwaz, Iran. 813 pp.
12. Naeini, S.T., M. Montazeri Namin, M. Mohammad Zamani and F. Soltani. 2008. Sensitivity analysis of the artificial neural networks activation function in suspended sediment prediction, 4th Iran national civil engineering conference, Tehran University. 6199 pp.
13. Rajaee, T., V. Nourani, M. Zounemat-Kermani and O. Kisi. 2011. River suspended sediment load prediction: Application of ANN and wavelet conjunction model, Hydrologic Engineering, 16(8): 613-627.
14. Rezapour, O.M., L.T. Shui and D. Bin Ahmad. 2010. Review of artificial neural network model for suspended sediment estimation. Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 4(8): 3347-3353.
15. Zhu, Y.M., X.X. Lu and Y. Zhou. 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment. Geomorphology, 84: 111-125.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]

Estimation of Suspended Sediment Using Artificial Neural Network (Case Study: Jamishan Watershed in Kermanshah)

M.T. Dastorani[1], Kh. Azimi Fashi[2], A. Talebi[3] and M.R. Ekhtesasi[3]

1- Associate Professor, Yazd University (Now in Faculty of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad), (Corresponding author: mdastorani@yazduni.ac.ir)
2 and 3- Former M.Sc. Student and Associate Professor, Yazd University
Received: September 14, 2011 Accepted: August 07, 2012

Abstract

Erosion and sediment transport in the rivers is one of the most important and complicated subjects in river engineering. These phenomena have specific effects on water quality, bed and bank scouring as well as considerable damages to water related structures and projects. Therefore, precise prediction of river sediment plays an important role in water resources management and planning as well as design and construction of hydraulic structures. In this research it has been tried to evaluate the efficiency of artificial neural networks in prediction of suspended sediment. Using multi-layer perceptron neural network suspended sediment of Heydarabad station on Jamishan river of Kermanshah has been predicted, and the results have been compared to those of sediment rating curve method. Then the strengths and limitations of these methods have been analysed. According to the results, ANN has presented acceptable predictions in Heydarabad station suspended sediment simulation in comparison to the sediment rating curve method. The values of R^2 for the results of ANN and the sediment rating curve methods are respectively 0.92 and 0.83. However, it must be mentioned that ANN is also not able to predict the peak values with acceptable accuracy, which can be a weakness of this model.

Keywords: Suspended sediment, Artificial neural networks, Jamishan watershed, Sediment rating curve

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2025-12-19]