نشریه حفاظت منابع آب و خاک، سال دهم، شماره دو، زمستان ۱۳۹۹

ISSN 2251-7480

مدلسازی برآورد میزان رسوب معلق رودخانه پسیخان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی درخت تصمیم

سید سامان میرفلاح نصیری [۱]، ابراهیم امیری [۲*]، محبوبه شادابی بجند [۳]

۱) دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان، ایران

۲) استاد گروه مهندسی آب، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان ایران

۳) دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان، ایران

* (نویسنده مسئول: eamiri57@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۷/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰٤/۱۱

چکیده:

برآورد میزان رسوبات حمل شده در رودخانه‌ها براثر فرسایش عامل مهمی برای مدیریت پروژه‌های آب‌شناختی و بوم‌شناختی است. شبکه عصبی مصنوعی به دلایل عمده ازجمله برخورداری از توانایی تشخیص الگو، رابطه خوب بین ورودی و خروجی و نیاز به تعداد داده‌های ورودی کم‌تر در پیش‌بینی میزان رسوب معلق دارای اهمیت فراوانی است. بر این اساس پژوهش حاضر اقدام به مدل‌سازی برآورد میزان رسوب معلق رودخانه پسیخان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی درخت تصمیم M5 کرده است. میزان رسوب در رودخانه‌ها تابع پارامترهای زیادی از هندسه رودخانه، هیدرولیک جریان و خصوصیات رسوب است. به همین دلیل در این تحقیق سعی شده است ابتدا بابی بعد سازی پارامترهای مؤثر بر ظرفیت حمل رسوب، تعداد پارامترهای مؤثر کاهش یابد. نتایج نشان داد که درخت تصمیم ساخته‌شده اولیه یعنی درخت M5 نیاز به هرس ندارد و دارای کاربرد مناسب می‌باشد. برای بررسی میزان دقت مدل پیش‌بینی از سه پارامتر ضریب تعیین (R^2)، متوسط خطای نسبی (ME) و میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. مقادیر به‌دست‌آمده برای این سه پارامتر به ترتیب برابر با ۰/۸۵۱، ۱۰۳۷/۶۴ و ۹۴۱/۳۲ به دست آمد که نشان‌دهنده مناسب بودن این سه پارامتر است. همچنین مقایسه میزان رسوب معلق به‌دست‌آمده از مدل درخت تصمیم با داده‌های اندازه‌گیری رودخانه پسیخان نشان داد که میزان ضریب تعیین برابر با ۰/۸۹۵۳ به دست آمد که یک مقدار بسیار مناسب است. نتایج نشان داد که این مدل در پیش‌بینی میزان رسوب معلق در رودخانه پسیخان از کارایی مؤثری برخوردار است.

کلید واژه‌ها: درخت تصمیم، رسوب معلق، رودخانه پسیخان، شبکه عصبی مصنوعی، مدلسازی

مقدمه

فرسایش و رسوب‌گذاری به‌عنوان یک فرآیند تشدید شونده، منجر به از دست رفتن خاک حاصلخیز کشاورزی و ایجاد خسارت جبران‌ناپذیر به طرح‌های عمرانی آب ازجمله انباشت رسوبات در پشت سدها و کاهش حجم مفید آن‌ها، تخریب سازه‌ها، خسارت به سواحل و بنادر، کاهش ظرفیت و افزایش هزینه نگهداری کانال‌های آبیاری و غیره می‌گردد. از سویی حمل رسوب روی شاخص‌های کیفی آب به لحاظ شرب و کشاورزی تأثیرگذار است لذا برآورد مقدار رسوب در پروژه‌های حفاظت خاک، طراحی و اجرای سازه‌های آبی، آبخیزداری و نیز بهره‌برداری از منابع آب موردنیاز است (Sadegh *et al.*,2018). هرساله هزاران تن خاک از سطح حوضه‌های آبخیز توسط آب شسته شده و از محلی به محل دیگر انتقال می‌یابد.

به‌طوری‌که در سال بیش از ۲۰ میلیارد تن رسوب توسط رودخانه‌های جهان انتقال می‌یابد و در آب‌های ساکن ته‌نشین می‌گردد. در ایران نیز سالانه بالغبر ۱۰۰ میلیون مترمکعب از گنجایش سدهای مخزنی به خاطر رسوب‌گذاری کاسته می‌شود (Pan *et al.*, 2018). کشور ایران با دارا بودن رودخانه‌های متعدد پتانسیل بالایی جهت ایجاد سد در نقاط مختلف دارد که در موارد متعددی بهره‌وری مخزن سد به‌واسطه انباشتگی رسوبات کاهش‌یافته و یا به‌طورکلی غیرقابل استفاده‌شده است. از طرفی همه‌ساله سیل در نقاط مختلف کشور باعث ایجاد خسارت‌های فراوانی می‌گردد، که علت پدید آمدن سیل در موارد قابل‌توجهی کاهش یافتن ظرفیت حمل آب توسط مقطع رودخانه به دلیل انباشتگی رسوبات می‌باشد (Diop *et al.*, 2018). متأسفانه رودخانه‌ها باوجود مزیت‌های فراوان، دارای مخاطراتی نیز می‌باشند که البته این مخاطرات تا حدودی توسط انسان به‌صورت جدی تشدید شده‌اند. از مهم‌ترین مخاطرات رودخانه‌ها، وقوع سیلاب و فرآیندهای فرسایش و رسوب‌گذاری است. با تخریب جنگل‌ها و پوشش گیاهی مناطق بالادست رودخانه، احداث نامناسب سازه‌های مختلف در طول و عرض رودخانه، دخالت‌های بدون ضابطه در رودخانه (برداشت شن و ماسه، مستقیم سازی مسیر رودخانه، تصرف بستر و حریم رودخانه و ...)، هم‌اکنون رسوب‌گذاری و فرسایش در اکثر رودخانه‌های کشور به یک معضل جدی تبدیل‌شده است (Alcayaga *et al.*, 2018). لذا بررسی پدیده رسوب و برآورد رسوب حمل شده توسط رودخانه اهمیت خاصی خواهد داشت. در خصوص مسئله پیش‌بینی آورد رسوب، عموماً با استفاده از مدل‌های فیزیکی هیدرولیکی روابط تجربی متعددی به‌دست‌آمده است. این روابط که بر اساس قوانین دینامیک و هیدرولیک استوارند، مطابق با خصوصیات هیدرولیک جریان، همانند دبی، سرعت، سطح مقطع و عمق جریان، دانه‌بندی و قطر ذرات رسوب، وزن مخصوص، لزجت و دمای آب به‌دست‌آمده‌اند، درحالی‌که برخی از این اطلاعات (مانند دانه‌بندی مواد بستر و یا دست‌کم اندازه) در بسیاری از ایستگاه‌های هیدرومتری کشور برداشت نمی‌شوند و این امر استفاده از این روابط را دچار مشکل می‌کند. لذا استفاده و گسترش شیوه‌های نوین تخمین رسوبی که علاوه بر دقت کافی دارای سهولت کاربرد باشند در این میان نقش مهمی خواهد داشت. با توجه به اهمیت این موضوع، در سال‌های گذشته روش‌ها و مدل‌های مختلفی توسط محققان و متخصصان امر جهت ارزیابی، پیش‌بینی و تخمین رسوبات ارائه‌شده است. ازجمله این روش‌ها می‌توان بهروش‌های یادگیری ماشین از قبیل شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش نوین درختان تصمیم‌گیری مدل‌های درختی که مبتنی بر اصول یادگیری می‌باشد، اشاره کرد. درختان تصمیم ابزاری است که قابلیت پاسخگویی به مسائل پیچیده و غیرخطی را دارد و ازآنجایی‌که در علوم دیگر ازجمله برق و الکترونیک که اساساً شامل مسائل غیرخطی هستند به‌خوبی از عهده حل مسائل برآمده است لذا کم‌کم پای این ابزار جدید به علوم مهندسی آب و منابع طبیعی که جزء پدیده‌های غیرخطی و پیچیده هستند نیز بازشده است (Lopes *et al.*, 2019). پژوهش‌های مختلفی توسط محققین در پیش‌بینی میزان رسوب رودخانه‌ها انجام‌شده است. (Zanganeh et al., 2016) با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک، بار رسوب بستر رودخانه کورا در کشور مالزی را برآورد نمودند. آن‌ها به این منظور، دبی وزنی بار بستر را به‌صورت تابعی از چهار پارامتر دبی جریان، شیب طولی رودخانه، قطر متوسط رسوبات و پارامتر شیلدز قراردادند. درنهایت یک رابطه خطی به‌عنوان بهترین مدل برای تخمین دبی بار بستر این رودخانه به کمک روش برنامه‌ریزی ژنتیک استخراج شد. در پژوهشی دیگر، داننده مهر و همکاران (Danandeh et al., 2015) با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک، بار معلق رودخانه لیقوان چای در حوضه دریاچه ارومیه را استخراج کردند. نتایج حاصل از این تحقیق،

حاکی از دقت بالای برنامه‌ریزی ژنتیک در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی و کارایی آن در پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها می‌باشد. Chang و همکاران (۲۰۱٦) با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی عصبی و روش برنامه‌ریزی ژنتیک، بار کل رسوب برای سه رودخانه در کشور مالزی را محاسبه نموده و با مقادیر اندازه‌گیری شده مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک بهترین دقت را داشته و شبکه عصبی نیز دارای عملکرد خوبی می‌باشد. همچنین Walling و همکاران (۲۰۱۷) با ارائه یک رابطه صریح بین غلظت رسوب معلق در رودخانه ماسه‌ای و پارامترهای بدون بعد هیدرولیک جریان و رسوب رودخانه به کمک روش برنامه‌ریزی ژنتیک، دقت آن را نسبت به مقادیر آزمایشگاهی بررسی نمودند. نتیجه نشان داد که رابطه پیشنهادی دارای دقت بهتری نسبت به روابط تجربی انتقال می‌باشد. برای اولین بار Quinlan. 1992 مدل درخت تصمیم موسوم به M5 را برای پیش‌بینی داده‌های پیوسته ارائه نمود. این مدل، برخلاف مدل‌های درخت تصمیم معمول که کلاس یا رده‌های گسسته را به‌عنوان خروجی ارائه می‌نمایند، یک مدل خطی چندمتغیره را برای داده‌ها در هر گره از مدل درختی می‌سازد. تشکیل ساختار مدل‌های درخت تصمیم‌گیری شامل مراحل ایجاد درخت و هرس کردن آن است. همچنین آقایان معتمدی و نظام خیاوی در سال ۱۳۹٤ رسوبات معلق رودخانه درهرود را با استفاده از مدل درختی M5 تخمین زده اند. سالار جزی و همکاران (۱۳۹۸)، طی گزارش طرح پژوهشی به تحلیل کارایی مدل های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و مدل درخت تصمیم M5 در تخمین بار رسوب معلق روزانه پرداختند.

Bhattacharya و Solomatine (۲۰۱٦) از درختان تصمیم‌گیری در مطالعات رسوب استفاده کردند، آن‌ها در مطالعه خود از دو روش یادگیری ماشینی[1]، شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های درختی جهت مدل‌سازی انتقال بار کل و بارکف استفاده کرده‌اند و مدل‌های انتقال بارکف را با مدل‌های بگنولد، اینشتین، پارکر و همکاران و وان ریجن، و مدل انتقال بار کل را با مدل‌های وایت وایکر، بگنولد، انگلیند و هانسون و وان ریجن ازنظر میانگین درصد خطا و نسبت مقادیر انتقال اندازه‌گیری شده و محاسبه شده مقایسه کرده‌اند. طبق نتایجی که آن‌ها گرفته‌اند مدل‌های یادگیری ماشینی دقت بیشتری نسبت به دیگر روش‌ها داشته و از بین مدل‌های یادگیری ماشینی، مدل درختی کمترین خطا را نشان داد.

هدف از انجام این پژوهش بررسی و مدل‌سازی برآورد میزان رسوب رودخانه پسیخان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی درخت تصمیم می‌باشد. جنبه نوآوری پژوهش توجه به این موضوع است که تاکنون از شبکه عصبی درخت تصمیم در جهت مدل‌سازی و تخمین مطمئن میزان رسوب رودخانه‌های استان گیلان استفاده‌نشده است.

مواد و روش‌ها

منطقه موردمطالعه

رودخانه پسیخان یکی از رودخانه‌های مستقل حوضه آبریز دریای خزر بوده و پرآب‌ترین رودخانه حوضه تالاب انزلی می‌باشد. دو شاخه اصلی و کوهستانی آن رود سیاهمزگی و امامزاده ابراهیم که هر رو از ارتفاعات کوه لانه برهنه که دارای ارتفاعی حدود ۲۷٦۷ متر است سرچشمه می‌گیرد. طول رودخانه پسیخان از سرچشمه سیاهمزگی تا تالاب انزلی ۹٤/٤۵ کیلومتر است. وسعت حوضه آبریز حدود ۷۳۵ کیلومتر می‌باشد. تقریباً نیمی از حوضه آبریز رودخانه را مناطق هموار و دشت که عمدتاً نیز دارای کاربری کشاورزی می‌باشد و نیمی دیگر در بالادست، مناطق کوهستانی و دارای کاربری غالب جنگل و مراتع متراکم تشکیل می‌دهد. حوضه رودخانه پسیخان و زیر حوضه آن در محدوده مختصات جغرافیایی

[1] Machine learning

´۸ ° ٤٩ تا ´٣٤ ° ٤٩ طول شرقی و ´٥٤ ° ٣٦ تا ´٢٧ ° ٣٧ عرض شمالی قرارگرفته است. ضریب شکل گراولیوس حوضه پسیخان ۱/۵۷ می‌باشد. همچنین کل رودخانه پسیخان حدوداً دارای شیب متوسط وزن ۳/۵۸ ٪ است. رودخانه در بازه کوهستان و کوهپایه عمدتاً از رخنمون‌های سنگی دوران پرکامبرین دوران اول و دوران دوم عبور می‌کند. در بازه دشتی نیز، عمدتاً از مخروط افکن‌های قدیم، ماسه‌ای دریایی قدیم و جدید، نهشته دلتایی و ماسه‌های ساحلی عبور می‌کند. موقعیت رودخانه پسیخان در شکل ۱ نشان داده‌شده است.

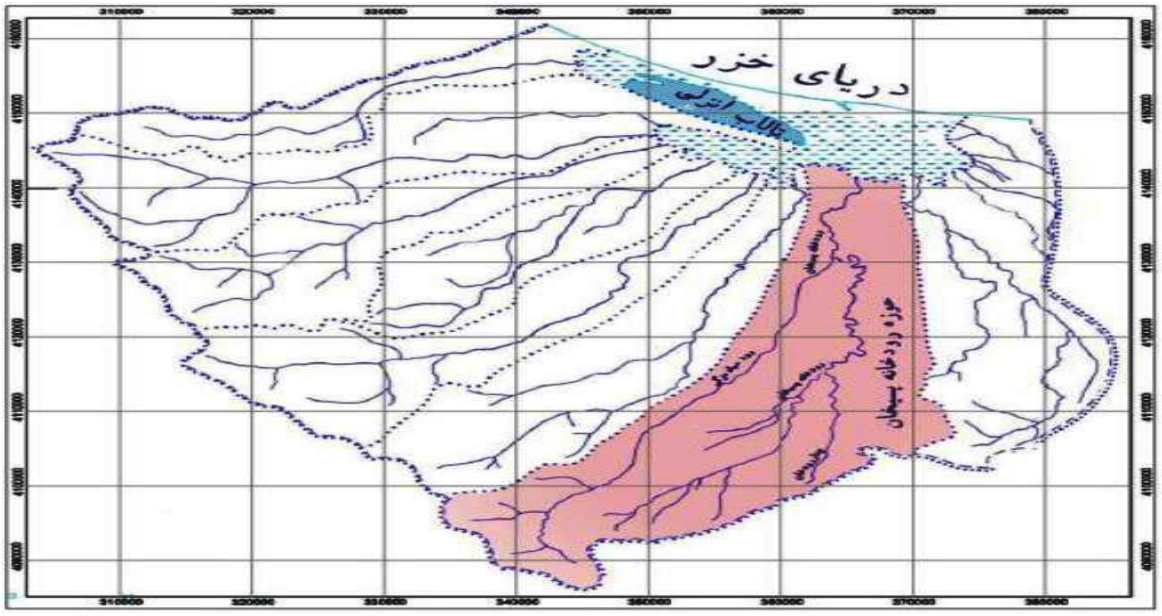
شبکه عصبی مصنوعی درخت تصمیم

درخت‌های تصمیم روشی برای نمایش یک سری از قوانین هستند که منتهی به یک رده یا مقدار می‌شوند. درخت‌های تصمیم به کمک جداسازی متوالی داده‌ها به یک سری گروه مجزا تشکیل‌شده و سعی می‌شود در فرآیند جداسازی، فاصله بین گروه‌ها افزایش یابد. ساختار یک مدل درختی شامل ریشه، گره‌های داخلی و برگ می‌باشد. از مدل‌های درخت تصمیم در حل بسیاری از مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده‌شده است.

در مرحله ساختن درخت، از یک الگوریتم استنتاجی یا معیار تقسیم انشعاب برای تولید یک درخت تصمیم استفاده می‌شود. معیار تقسیم برای الگوریتم مدل M5، ارزیابی انحراف معیار مقادیر کسی است که به‌عنوان کمیتی از خطا به یک گره می‌رسد و کاهش مورد انتظار در این خطا را به‌عنوان نتیجه‌ی آزمون هر صفت در آن گره محاسبه می‌نماید. کاهش انحراف معیار [1] (SDR) از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$SDR=sd(T)-\sum \frac{|Ti|}{|T|} sd(T_i)$$ معادله (۱)

که T بیانگر یک سری نمونه‌هایی است که به گره می‌رسد، T_i بیانگر نمونه‌هایی است که نامین خروجی سری پتانسیلی رادارند و sd بیانگر انحراف معیار است. به دلیل فرآیند انشعاب، داده‌های قرارگرفته در گره‌های فرزند، انحراف معیار کمتری نسبت به گره مادر داشته و بنابراین خالص‌تر هستند. پس از حداکثر سازی تمامی



شکل ۱. موقعیت رودخانه پسیخان[1]

[1] Standard Deviation Reduction

انشعاب‌های ممکن، M5 صفتی را انتخاب می‌کند که کاهش مورد انتظار را بیشینه نماید. این تقسیم اغلب ساختار شبه درختی بزرگی را تشکیل می‌دهد که باعث بیش برازش می‌گردد. برای غلبه بر مسئله‌ی بیش برازش، درخت تشکیل‌شده بایستی هرس شود. این کار با جایگزینی یک درخت فرعی با یک برگ انجام می‌شود. بنابراین، مرحله دوم در طراحی مدل درختی شامل هرس نمودن درخت رشد یافته و جایگزینی درختان فرعی با توابع رگرسیونی خطی است. این تکنیک تولید مدل درختی، فضای پارامترهای ورودی را به نواحی یا زیر فضاهای کوچک‌تر تقسیم نموده و در هرکدام از آن‌ها، یک مدل رگرسیونی خطی برازش می‌دهد. بعدازاینکه مدل خطی به دست آمد برای کمینه کردن خطای تخمین با حذف کردن پارامترها، ساده‌سازی مدل انجام می‌شود. در مدل M5 از یک جستجوی حریصانه برای حذف متغیرهایی که مشارکت کمی در مدل‌دارند، استفاده می‌شود. البته گاهی اوقات همه متغیرها حذف‌شده و فقط یک مقدار ثابت باقی می‌ماند (Quinlan,1992).

داده‌ها و روش‌های مورداستفاده

میزان رسوب در رودخانه‌ها تابع پارامترهای زیادی از هندسه رودخانه، هیدرولیک جریان و خصوصیات رسوب است. به همین دلیل در این تحقیق سعی شده است ابتدا با بی‌بعد سازی پارامترهای مؤثر بر ظرفیت حمل رسوب، تعداد پارامترهای مؤثر کاهش یابد. با انجام این کار، روابط ساده‌تر و دقیق‌تری برای محاسبه دبی رسوب در رودخانه‌ها ارائه و پیشنهاد شود. بنابراین بر اساس بی بعدسازی متغیرهای ورودی و خروجی، رابطه بدون بعد زیر قابل‌استفاده است (Tuttle-Raycraft et al., 2017):

$$q_s^* = f\left[R_* . F_r . \frac{w_s}{ku_*} . w_{s*} . \tau_*\right] \quad \text{معادله (۲)}$$

پارامترهای بودن بی‌بعد فوق به‌صورت زیر قابل‌محاسبه هستند:

۱- عدد رینولدز برشی R_* (آستانه حرکت رسوب):

$$R_* = \frac{u_* d}{v} \quad \text{معادله (۳)}$$

۲- عدد فرود F_r:

$$F_r = \frac{V}{\sqrt{gh}} \quad \text{معادله (٤)}$$

۳- عدد راس(نحوه انتقال رسوب):

$$Rouse = \frac{W_s}{ku_*} \quad \text{معادله (٥)}$$

٤- سرعت سقوط بدون بعد w_{s*} :

$$w_{s*} = \frac{w_s}{\sqrt{\frac{gd(\rho_s-\rho)}{\rho}}} \quad \text{معادله (٦)}$$

٥- تنش بدون بعد شیلدز τ_* (معیار آستانه حرکت رسوب)

$$\tau_* = \frac{\tau_b}{(\rho_s-\rho)gd} \quad \text{معادله (٧)}$$

٦- نرخ انتقال رسوب بدون بعد:

$$q_s^* = \frac{q_s}{d\sqrt{\frac{gd(\rho_s-\rho)}{\rho}}} \quad \text{معادله (٨)}$$

نرخ انتقال رسوب بدون بعد به ازای نسبت‌های انتقال رسوبات به صورت بار بستر است که نسبت به تمامی پارامترهای بی بعد داری حساسیت هستند زیرا تمامی پارامترها نشان دهنده ویژگی‌های رسوب هستند

به‌منظور ساخت و ارزیابی مدل درختان تصمیم‌گیری در برآورد رسوبات معلق از آمار ایستگاه رسوب سنجی سازمان آب منطقه‌ای استان گیلان استفاده شد. این داده‌ها شامل مقادیر دبی و رسوب ماهانه رودخانه پسیخان مربوط به دوره آماری از سال ۱۳۸۲ تا ۱۳۹٤ می‌باشد. برای ارزیابی دقت نتایج مدل استفاده‌شده در این تحقیق، از شاخص‌های آماری معتبری از قبیل ضریب تعیین (R^2)، متوسط خطای نسبی (ME) و میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. این معیارها از روابط ریاضی زیر قابل‌محاسبه می‌باشند (Tuttle-Raycraft et al.,2017):

معادله (۹) $$R^2=\frac{[\sum_{i=1}^{n}(X_i-X)(Y_i-Y]^2}{\sum_{i=1}^{n}(X_i-X)^2(Y_i-Y)^2}$$

معادله (۱۰) $$ME=\frac{\sum_{i=1}^{n}(\frac{Y_i-X_i}{Y_i})}{n}\times 100$$

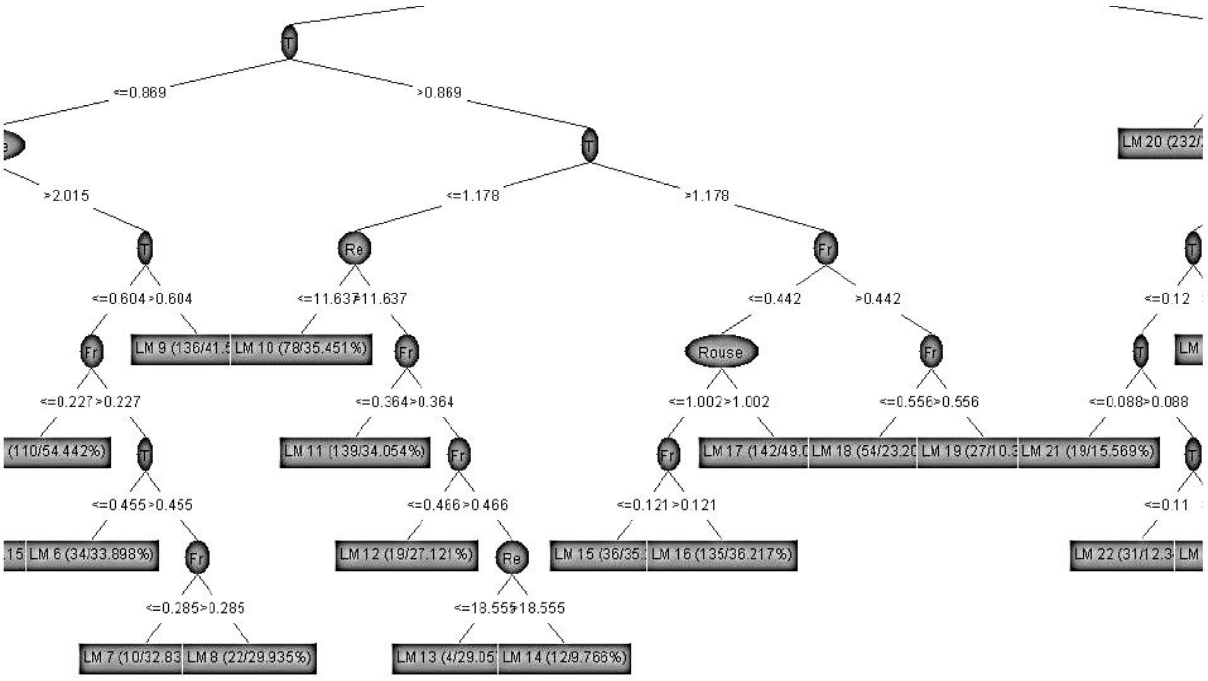
معادله (۱۱) $$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-Y_i)^2}{n}}$$

که در این روابط X_i داده‌های واقعی، Y_i داده‌های محاسباتی، X و Y به ترتیب میانگین دادهای واقعی و محاسباتی و n تعداد نمونه‌های ارزیابی می‌باشد.

نتایج و بحث

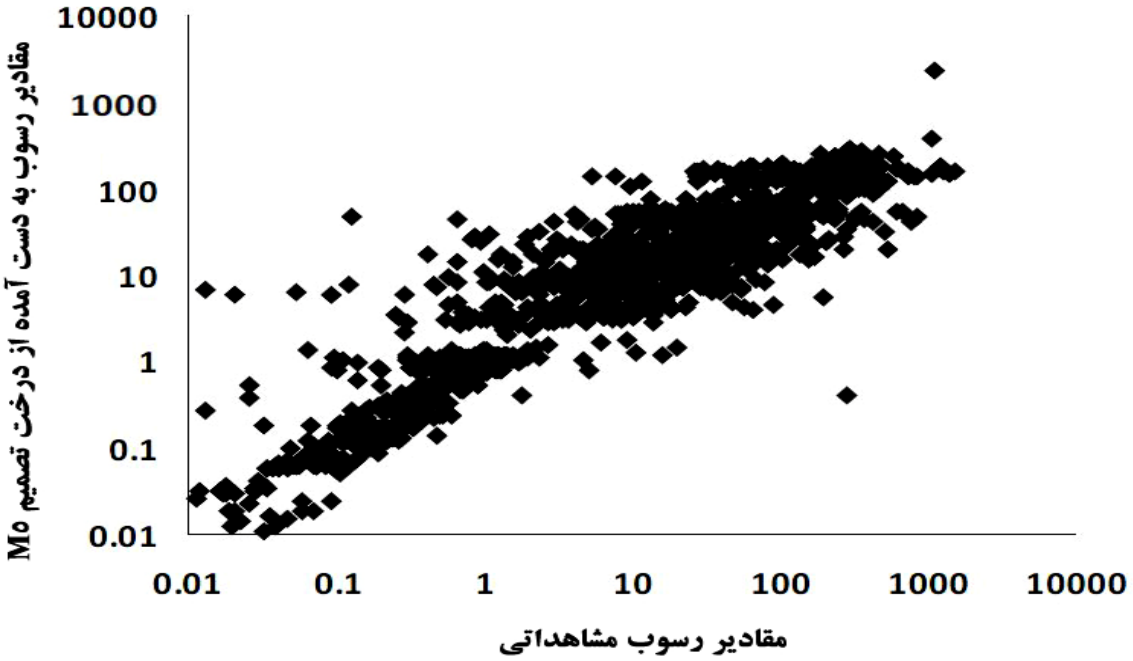
در مرحله اول، جهت ایجاد درخت تصمیم از دو پارامتر دبی آب و دبی رسوب متناظر استفاده گردیده است. سپس بر روی درخت ساخته‌شده که درخت حداکثر نامیده می‌شود که در شکل ۲ نشان داده‌شده است. عملیات هرس جهت جلوگیری از پدیده بیش برازش[1] صورت گرفته است. در این مرحله درخت ایجادشده جهت حذف شاخه‌ها و زیرشاخه‌های اضافه‌ای که منجر به ظهور خطا در مرحله آزمون می‌شود موردبررسی قرارگرفته است. نتایج نشان داده که درخت ساخته‌شده نیاز به حذف هیچ شاخه و زیرشاخه‌ای نداشته و درخت اولیه کمترین خطا را در برآوردنشان داده است. درنهایت با استفاده از درخت نهایی که همان شکل ۲ است میزان رسوب برای هر ورودی دبی متناظر برآورد شده است.

در شکل ۳ واسنجی نتایج به‌دست‌آمده از روش مدل درخت تصمیم M5 در مقایسه با داده‌های مشاهداتی ارائه‌شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج این روش دارای خطای کمتری است. در این نمودار، پراکندگی داده‌ها حول نقاط مرکزی بسیار کم است و این مسئله بیانگر مطابقت بهتر نتایج محاسباتی با داده‌های واقعی دبی رسوب بدون بعد است. همچنین در این مدل، به ازاء دبی‌های رسوب مشاهداتی با غلظت زیاد، نتایج محاسباتی دبی رسوب نیز دارای غلظت بالایی بوده و همخوانی خوبی با واقعیت دارند.



شکل ۲. نمودار درخت تصمیم M5 برای برآورد رسوب معلق رودخانه پسیخان[1]

[1] Overfitting



شکل۳. واسنجی نتایج روش مدل درخت تصمیم M5 در مقایسه با داده‌های مشاهداتی

در مدل درخت تصمیم اجراشده در این تحقیق و به ازای داده‌های ورودی، معادلات رگرسیونی خطی استخراج‌شده است که ۵ معادله اصلی ابتدایی استخراج شده عبارت‌اند از:

(۱) $Log(q_s^*)$= -0.0046Re + 2.8569Fr-0.6911Rouse+0.3126T*+ 1.8120

(۲) $Log(q_s^*)$= -0.0089Re + 0.7619Fr-0.4429Rouse+2.1013T*+ 0.9874

(۳) $Log(q_s^*)$= -0.0732Re + 1.3025Fr-0.9476Rouse+1.10136T*- 3.4109

(٤) $Log(q_s^*)$= -0.0109Re + 2.0975Fr-0.8016Rouse+0.66876T*- 3.7069

(٥) $Log(q_s^*)$= -0.0072Re + 0.8416Fr-0.7003Rouse+1.2098T*- 1.2497

(٦) $Log(q_s^*)$= -0.0430Re + 3.056Fr-0.4862Rouse+2.4366T*- 2.3869

در جدول ۱ مقادیر معیارهای مختلف خطا در برآورد میزان رسوب معلق در مدل درخت تصمیم M5 نشان داده‌شده است. همان‌طور که در جدول ۱ نشان داده‌شده است، مقادیر به دست آماده برای تمامی پارامترهای خطا، مدل درخت تصمیم‌گیری را بسیار مناسب نشان می‌دهد و مقدار خطای این مدل در مقدار عددی کمی می‌باشد.

جدول ۱. مقادیر معیارهای مختلف خطا در برآورد میزان رسوب معلق در مدل درخت تصمیم M5

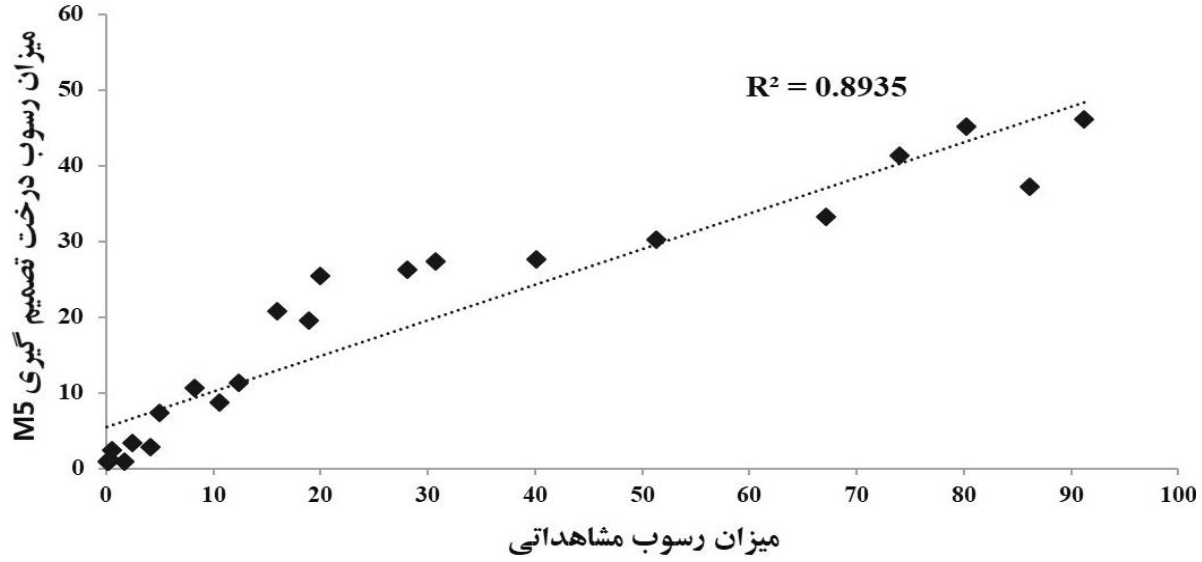
پارامترهای موردبررسی	R^2	ME	RMSE
مقادیر در درخت تصمیم	۰/۸۵۱	۱۰۳۷/٦٤	۹٤۱/۳۲

در شکل ٤ اعتبارسنجی نتایج روش مدل درخت تصمیم M5 در رودخانه پسیخان گزارش‌شده است. این نمودار درواقع مقایسه میزان رسوب معلق به‌دست‌آمده از مدل درخت تصمیم با داده‌های اندازه‌گیری رودخانه پسیخان است. این نتایج به کمک رابطه بدون بعد و

معادلات خطی به‌دست‌آمده‌اند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود این روش دارای ضریب تعیین بالایی(۰/۸۹۳۵) بوده و از این نظر دارای اعتبار بیشتری است.

نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش نشان داد که مدل درخت تصمیم دارای میزان خطای کمتری می‌باشد. حکیم خانی و عرب خدری (Arab Khadri and Hakim Khani, 2016) با استفاده از تحلیل رگرسیونی و در نظر گرفتن ترکیبات مختلف داده‌ها، روابطی را برای برآورد تولید رسوب معلق در حوضه دریاچه ارومیه ارائه دادند. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از پژوهش این دو محقق با پژوهش حاضر نشان داد که این مدل دارای مقدار خطای کمتری نسبت به مدل پژوهش این محققین است. (Wisser et al., 2016) و همکاران با بررسی کارایی مدل درخت تصمیم در برآورد بار رسوب بستر و کل رسوب به این نتیجه رسید که این مدل به همراه روش شبکه عصبی دارای دقت بهتری نسبت به روش‌های تجربی انتقال بار رسوب بستر می‌باشند. در صد داده‌های محاسباتی قرارگرفته به نسبت بار رسوبی نسبت مقدار محاسباتی بار رسوبی به مقدار مشاهداتی) ۰/۵ تا ۲ برابر برای روابط انگلوند هانسن، ون راین، بگنولد و اکرز وایت به ترتیب ٤٤، ٦٠، ٣٤ و ٤٢ است، درحالی‌که این نسبت درخت تصمیم ٦٢ می‌باشد که بیانگر دقت بیشتر مدل درخت تصمیم است. این در حالی است که خطای مطلق مدل درخت تصمیم در برآورد رسوب در هر دو حالت داده‌های آزمایشگاهی و رودخانه‌ای کمتر از مدل شبکه‌های عصبی است. به‌طورکلی پژوهشگران نتیجه گرفت که دقت روش‌های نوین شبکه عصبی و درخت تصمیم نسبت به روش‌های هیدرولیکی موجود بیشتر بوده و این افزایش دقت برای داده‌های صحرایی مشخص‌تر است.

در پژوهشی دیگر، Javernick و همکاران(۲۰۱۸) در پژوهش خود بیان داشتند که در صورت وقوع هر وضعیتی از فرسایش، انتقال و ته‌نشینی رسوبات، مشکلات و معضلات عدیده‌ای در سیستم رودخانه اتفاق می‌افتد. با وقوع فرسایش در بستر و بدنه رودخانه، عرض و عمق رودخانه افزایش‌یافته و رودخانه به سمت اراضی ساحلی عقب‌نشینی خواهد کرد. همچنین در صورت وجود سازه در این محل، ممکن است فرسایش حالت پس‌رونده پیداکرده و با زیر شویی سازه، آن را تخریب نماید. با فرسایش مصالح در بازه‌های کوهستانی، رسوبات مناطق پایین‌دست تأمین‌شده و مشکلاتی نیز برای این بازه‌ها



شکل(٤): اعتبارسنجی میزان رسوب معلق به‌دست‌آمده از مدل درخت تصمیم با داده‌های اندازه‌گیری رودخانه پسیخان

به وجود خواهد آمد. انتقال رسوب هم ممکن است توأم با مشکلات زیادی برای سیستم رودخانه باشد و باعث کاهش کیفیت آب رودخانه برای مصارف شرب و ...)، انتقال مواد آلاینده و فلزات سنگین همراه با آب، صدمه به توربین و تجهیزات نیروگاهی، افزایش کدورت آب رودخانه و اختلال در زندگی جانوران و گیاهان و .... شود. ته‌نشینی رسوبات نیز باعث ایجاد جزایر رسوبی در رودخانه و کاهش کیفیت آب (از طریق کاهش سرعت و نهایتاً کاهش ظرفیت خود پالایی رودخانه)، کاهش ظرفیت آبگذری رودخانه و افزایش خطر سیل گیری اراضی شهری و روستایی، اختلال در تردد کشتی‌ها و لزوم انجام عملیات لایروبی رودخانه، پر شدن مخازن سدها و کاهش حجم مفید سد، کاهش ظرفیت انتقال آب در کانال‌های آبیاری و سرریز شدن جریان از دیواره‌های کانال و تخریب آن، اختلال در عملکرد دهانه‌های آبگیر و ایستگاه‌های پمپاژ، اختلال در عملکرد سازه‌های تنظیم آب در شبکه‌های آبیاری، افزایش رشد علف‌های هرز در کانال و افزایش ضریب زبری مانینگ می‌شود.

نتیجه‌گیری

برآورد رسوب یکی از ارکان مدیریت حوزه‌های آبخیز می‌باشد. به همین جهت تاکنون تلاش‌های زیادی برای طراحی مدل‌های پیش‌بینی کننده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام‌شده است. بر این اساس پژوهش حاضر اقدام به مدل‌سازی برآورد میزان رسوب معلق رودخانه پسیخان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی درخت تصمیم کرده است. میزان رسوب در رودخانه‌ها تابع پارامترهای زیادی از هندسه رودخانه، هیدرولیک جریان و خصوصیات رسوب است. به همین دلیل در این تحقیق سعی شده است ابتدا با بی‌بعد سازی پارامترهای مؤثر بر ظرفیت حمل رسوب، تعداد پارامترهای مؤثر کاهش یابد. نتایج نشان داد که درخت تصمیم ساخته‌شده اولیه یعنی درخت M5 نیاز به هرس ندارد و دارای کاربرد مناسب می‌باشد. برای بررسی میزان دقت مدل پیش‌بینی از سه پارامتر ضریب تعیین (R^2)، متوسط خطای نسبی (ME) و میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. مقادیر به‌دست‌آمده برای این سه پارامتر به ترتیب برابر با ۰/۸۵۱، ۱۰۳۷/٦٤ و ۹٤۱/۳۲ به دست آمد که نشان‌دهنده مناسب بودن این سه پارامتر است. همچنین مقایسه میزان رسوب معلق به‌دست‌آمده از مدل درخت تصمیم با داده-های اندازه‌گیری رودخانه پسیخان نشان داد که میزان ضریب تعیین برابر با ۰/۸۹۵۳ به دست آمد که یک مقدار بسیار مناسب است.

منابع

سالاری جزی. م، قربانی. خ، احمدیانفرو ا، ۱۳۹۸، تحلیل کارایی مدل های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و مدل درخت تصمیم M5 در تخمین بار رسوب معلق روزانه، دانشکده علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

معتمدی خیاوی, فرید و خسرو نظام خیاوی، ۱۳۹٤، استفاده از مدل درختی M5 در تخمین رسوبات معلق رودخانه درهرود، دومین کنفرانس ملی توسعه پایدار در علوم جغرافیا و برنامه ریزی، معماری و شهرسازی، بصورت الکترونیکی، مرکز راهکارهای دستیابی به توسعه پایدار.

Alcayaga, H.A., Mao, L., Belleudy, P., 2018. Predicting the geomorphological responses of gravel-bed rivers to flow and sediment source perturbations at the watershed scale: an application in an Alpine watershed. Earth Surf. Process. Landf. 43, 894–908.

Arab Khadri, M., Hakim Khani, Sh., And Khojini, A., 2016, Necessity of revision of conventional methods for estimating suspended load of rivers, 5th River Engineering Seminar, Ahvaz, 437-429.

Bhattacharya, B., and Solomatine, D.P. 2016. Machine learning in sedimentation modelling, Neural Networks, 19: 208 –214.

Chang, C.K., Azamathulla, H.Md., Zakaria, N.A.,Ab Ghani,A. 2016.Appraisal of soft computing echniques in prediction of total bed material load in tropical rivers, J. Earth Syst. Sci. 121(1), 125–133.

Danandeh Mehr,A, Aliyayi,A and Ghorbani,M. 2015, Suspension Suspension Risks Forecasting Based on Fluid Flow Using Genetic Planning. Watershed Research (Research and Development), No. 88, p. 54-44.[in persian]

Diop, L., Bodian, A., Djaman, K., Yaseen, Z.M., Deo, R.C., El-Shafie, A., Brown, L.C., 2018. The influence of climatic inputs on stream-flow pattern forecasting: case study of Upper Senegal River. Environ. Earth Sci. 77, 182.

Javernick, L.A., Redolfi, M., Bertoldi, W., 2018. Evaluation of a numerical model's ability to predict bed load transport observed in braided river experiments. Adv. Water Resour. 115, 207–218. https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2018.03.012.

Lopes, C.L., Bastos, L., Caetano,M., Martins, I., Santos, M.M., Iglesias, I., 2019. Development of physical modelling tools in support of risk scenarios: a new framework focused on deep-sea mining. Sci. Total Environ. 650, 2294–2306.

Miller, K.A., Thompson, K.F., Johnston, P., Santillo, D., 2018. An overview of seabed mining including the current state of development, environmental impacts, and knowledge gaps. Front. Mar. Sci. 4, 418.

Pan, Y., Chen, J., Zhou, H., Tam, N.F.Y., 2018. Changes in microbial community during removal of BDE-153 in four types of aquatic sediments. Sci. Total Environ. 613–614, 644–652.

Quinlan, J. R. 1992. Learning with continuous classes. Proceedings of Fifth Australian joint conference on artificial intelligence, Singapore, pp. 343–348.

Sadegh, M., Majd, M. S., Hernandez, J., and Haghighi, A. T. The quest for hydrological signatures: Effects of data transformation on bayesian inference of watershed models. Water Resources Management (2018), 1 – 15.

Tuttle-Raycraft, S., Morris, T.J., Ackerman, J.D., 2017. Suspended solid concentration reduces feeding in freshwater mussels. Sci. Total Environ. 598, 1160–1168.

Walling, D.E., and D.W. Webb. 2017. The reliability of suspended sediment load data, In: Erosion and sediment transport (Proc. of Florence Symp), IAHS. Publ., No. 133, pp. 177-194.

Wisser, D., Frolking, S., Hagen, S., Bierkens, F.P.M., 2016. Beyond peak reservoir storage? A global estimate of declining water storage capacity in large reservoirs. Water Resour. Res. 49, 5732–5739.

Zangane, Z., Ab. Ghani, Abu Hasan, Z. 2011. Prediction of bed load transport in Kurau River based on genetic programming. 3rd International Conference on Managing Rivers in the 21st century, Malaysia.

ISSN 2251-7480

Modeling Estimation of Suspended Sediment Rate in Pasikhan River Using Decision Tree Artificial Neural Network

Seied saman Mir Fallah Nasiri [1], Ebrahim Amiri [2*] and Mahboubeh Shadabi Bojand [3]

1) PhD student, Department of Water Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad University, Lahijan, Iran.
2) Professor, Department of Water Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad University, Lahijan, Iran.
3) PhD student, Department of Water Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad University, Lahijan, Iran.
*Corresponding author email: eamiri57@yahoo.com

Received: 01-07-2020 Accepted: 14-01-2021

Abstract

Accurate estimation of sediment transport in rivers due to erosion is an important factor for the management of hydrological and ecological projects. Artificial neural networks are of great importance for many reasons, such as the ability to detect patterns, the good relationship between input and output, and the need for less input data to predict suspended sedimentation. Accordingly, the present study attempts to model the estimation of suspended sediment content in the Pasikhan River using the artificial neural network of the M5 decision tree. The amount of sediment in rivers is subject to many parameters of river geometry, hydraulic flow and sediment properties. For this reason, in this study, it has been tried to reduce the number of effective parameters by first dimensioning the effective parameters on sediment transport capacity. The results showed that the initial decision tree, the M5 tree, does not require pruning and is suitable for use. Three parameters of determination coefficient (R2), mean relative error (ME) and mean squared error (RMSE) were used to evaluate the accuracy of the prediction model. The obtained values for these three parameters were 0.851, 1037.64 and 941.32, respectively, indicating the suitability of these three parameters. Comparison of suspended sediment yield from decision tree model with Pasikhan River measurement data showed that the coefficient of determination was 0.8953 which is a very good value. The results showed that this model is effective in predicting suspended sediment content in the Pasikhan River.

Keywords: Decision tree, Suspended sediment, Psikhan river, Artificial neural network, modeling.