

جغرافیا و توسعه شماره ۴۹ زمستان ۱۳۹۶

وصول مقاله: ۱۳۹۵/۰۳/۱۴

تأیید نهایی: ۱۳۹۶/۰۳/۱۷

صفحات: ۸۱-۹۶

ارزیابی کارایی مدل درختان تصمیم‌گیری در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ای مطالعه موردی: حوضه رودخانه میمه

دکتر امیرحسین حلبیان^۱، دکتر مجید جاوری^۲، زینب اکبری^۳، گلبار اکبری^{۴*}

چکیده

به دلیل اهمیت و نقش پدیده انتقال رسوب در مبحث حوضه‌های آبریز، از جمله ساماندهی رودخانه‌ها که به منظور مهار فرسایش و رسوب‌گذاری و یا تثبیت بستر و دفع سیلاب انجام می‌گیرد، آگاهی و تعیین میزان رسوب حمل شده توسط رودخانه از دیرباز مورد توجه قرار گرفته است. هدف از انجام این تحقیق، تعیین کارایی مدل درختان تصمیم‌گیری (به‌عنوان یکی از روش‌های داده کاوی) در برآورد رسوبات معلق رودخانه میمه است. داده‌های مورد استفاده شامل دبی رسوب و دبی آب است که به‌صورت متناظر برداشت شده بود و همچنین بارش و دبی‌های روزانه مربوط به دوره آماری از سال ۱۳۴۷-۱۳۴۶ تا سال ۱۳۸۹-۱۳۸۸. پس از پردازش داده‌ها، تعداد ۵۵۴ رکورد که آمار دبی و رسوب متناظر آنها موجود بود، انتخاب و نتایج به‌دست آمده با روش مرسوم منحنی سنجه رسوب مقایسه شد. برای مقایسه نتایج از معیارهای آماری R ، $RMSE$ ، MAE و r^2 و $Bias$ استفاده شده است. سپس برای بررسی تأثیر بارش‌ها و دبی‌های روزانه در دقت برآورد رسوب توسط مدل درختی، در گام دوم داده‌های مربوط به بارش و دبی‌های روزانه به مدل اضافه گردید. بر اساس نتایج به دست آمده، مدل درخت تصمیم‌گیری نتایج قابل قبولی را در جهت شبیه‌سازی بار معلق در ایستگاه مورد مطالعه ارائه کرده است. به‌طوری‌که بر اساس معیارهای MAE ، $RMSE$ ، r^2 و $Bias$ درخت تصمیم‌گیری نسبت به منحنی سنجه رسوب با خطای کمتری رسوبات را برآورد کرده است. همچنین نتایج بیانگر این مطلب است که ورود داده‌های بارش و دبی روزانه تغییر زیادی در نتایج ایجاد نکرده و میزان رسوبات با دبی‌های متناظر بیشترین همبستگی را دارد.

کلیدواژه‌ها: رسوب معلق، داده کاوی، درخت تصمیم‌گیری، منحنی سنجه رسوب، الگوریتم CART، رودخانه میمه.

مقدمه

رودخانه‌ها علاوه بر رسوب‌گذاری مواد دیگری را از بالادست حوضه‌های آبخیز به سمت پایین با خود حمل می‌کنند که برآورد و اطلاع از وضعیت آنها از لحاظ محیطی دارای اهمیت فراوانی است. از دیدگاه زیست‌محیطی، نقش رسوبات معلق در انتقال عناصر غذایی، سموم و آلاینده‌ها در سال‌های اخیر بیشتر مورد توجه قرار گرفته و ارزش و اهمیت داده‌های رسوب معلق و برآورد صحیح آنها را دو چندان کرده است. تعیین مقدار رسوب حمل‌شده توسط رودخانه‌ها از جنبه‌های مختلف دارای اهمیت است. رسوب حمل شده توسط جریان آب عامل مهمی در شکل‌گیری ساختارهندسی و خصوصیات ریخت‌شناسی رودخانه‌ها تلقی می‌شود. هرگونه کاهش و یا افزایش بار رسوبی رودخانه پیامدهای مختلفی از جمله وقوع پدیده کف‌کنی^۱ و یا ترافازی^۲، تغییر دانه‌بندی مصالح و نیمرخ طولی^۳ آن را در پی دارد (Culberston, 1967:82). در عین حال، از آنجایی که رودخانه‌ها همواره با پدیده فرسایش و انتقال رسوب مواجه هستند؛ انتقال رسوب و رسوب‌گذاری پیامدهایی همچون کاهش ظرفیت انتقال جریان‌های سیلابی، کاهش عمر مفید سدها و ظرفیت ذخیره مخازن، خوردگی تأسیسات سازه‌های رودخانه‌ای و وارد شدن خسارات به ابنیه آبی و مزارع، رسوب‌گذاری در کف کانال و بسیاری مسائل و مشکلات دیگر را دربر دارد؛ لذا در طرح‌های مهندسی با هدف بهره‌برداری از منابع آب رودخانه نظیر تأسیسات تنظیم و انحراف جریان، سدهای مخزنی و ایستگاه‌های پمپاژ، بار رسوبی رودخانه از جمله عوامل مهم و تأثیرگذار در تعیین مشخصه‌های

هندسی سازه و عمر مفید آنها تلقی می‌شود. بدین ترتیب، با توجه به این که رژیم جریان و به تبع آن رژیم رسوب در حوضه‌های آبریز ثابت نیست؛ بنابراین همچنان که با پیش‌بینی جریان می‌توان نسبت به مدیریت بهتر تقاضا در ماه‌های آبی اقدام کرد؛ ارزیابی دبی رسوب نیز می‌تواند کمک شایانی در پیش‌بینی رسوب تجمع‌یافته پشت سازه‌های آبی و به‌ویژه سدها و تعیین حجم مرده مخازن در ماه‌های آبی باشد و با اتخاذ تمهیدات به‌موقع، مدیریت تخلیه به‌هنگام رسوب را تا حدی تسهیل کند (ستاری و همکاران، ۱۳۹۵: ۱۱۰). در ساماندهی رودخانه‌ها نیز که به‌منظور مهار فرسایش و رسوب‌گذاری و یا تثبیت بستر و دفع سیلاب انجام می‌گیرد، آگاهی از میزان رسوب حمل‌شده توسط رودخانه و تأثیرپذیری آن از اقدامات حفاظتی ضروری است. همچنین موارد عدیده‌ای از طراحی تأسیسات انتقال آب، شبکه‌های آبیاری، حوضچه‌های ترسیب، تصفیه‌خانه‌های آب و نظایر آن را می‌توان برشمرد که همگی با مسأله رسوب رودخانه ارتباط نزدیک دارند (راهنمای محاسبه بار رسوب معلق و بستر رودخانه، ۱۳۹۱: ۱). به‌لحاظ اهمیت و نقش پدیده انتقال رسوب در عرصه‌های مختلف مهندسی، تعیین کمیّت بار رسوبی از دیرباز مورد توجه متخصصان مسائل رودخانه‌ای قرار گرفته و روش‌ها و روابط گوناگونی معرفی شده است. بر اساس بررسی‌های انجام گرفته، تاکنون بیش از سی معادله انتقال رسوب توسط محققان مختلف ارائه شده است، ولی به‌لحاظ پیچیدگی‌های حاکم بر فرایند انتقال، امکان معرفی یک معادله جهانی برای تعیین بار رسوبی رودخانه‌ها میسر نبوده است (jansen, 1983:12). بار معلق رسوبی رودخانه‌ها معمولاً از طریق اندازه‌گیری مستقیم یا معادلات تجربی تعیین می‌شود. گرچه اندازه‌گیری مستقیم از درجه اعتبار زیادی برخوردار

معلوم اطلاق می‌شود. روش‌های نوین داده‌کاوی به دنبال کشف الگوهای پنهان بین داده‌ها بوده و از انعطاف‌پذیری بالایی نیز برخوردار می‌باشد. این ابزارها علاوه بر توانایی پذیرش متغیرهای ورودی مختلف می‌توانند با حداقل پارامترهای اندازه‌گیری شده نیز با دقت قابل‌قبولی تغییرات متغیر مورد نظر را پیش‌بینی کنند. جذابیت روش درخت تصمیم‌گیری به عنوان یکی از روش‌های داده‌کاوی به دلیل توانایی آنها در حل مسائل غیرخطی، بسیار موثری، حجیم و دارای خطا می‌باشد. همچنین این مدل‌ها توانایی یادگیری و حل مسائل فازی و تشخیص الگوها را نیز دارا هستند (میثاقی و محمدی، ۱۳۸۳: ۴).

پیشینه پژوهش

در پژوهش‌های مختلف و در زمینه‌های متعددی از روش درخت تصمیم‌گیری استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر به صورت موضوعی اشاره کرد:

تیفور و همکاران^۲ (۲۰۰۳) در مطالعه‌ای اقدام به بررسی قابلیت‌های الگوریتم منطق فازی در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های فیزیکی برای پیش‌بینی مقدار بار رسوب جریان آب در مواقع سیلابی کردند. این تحقیق بر روی دامنه ساختگی و در مقیاس آزمایشگاهی انجام شده است. نتایج در این آزمایش نشان داد که الگوریتم فازی در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های فیزیکی بهتر می‌تواند با استفاده از داده‌های شدت بارش و درصد شیب اقدام به پیش‌بینی متوسط بار رسوبی انتقال یافته کند.

همچنین باتاچاریا و همکاران^۳ (۲۰۰۷) از دو روش یادگیری ماشینی، شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های درختی برای مدل‌سازی انتقال بارکل و بارکف استفاده کردند. بر اساس نتایج مدل‌های یادگیری ماشینی

است؛ ولی بسیار پرهزینه بوده و نمی‌تواند برای سطح وسیعی از رودخانه مورد استفاده قرار گیرد. با این حال اکثر معادلات برآوردکننده بار معلق رسوبی نیازمند داده‌های دبی و رسوب حاصل از اندازه‌گیری‌ها می‌باشند (Ozturk et al, 2001:644). در مجموع، روش‌های تخمین میزان رسوب را می‌توان در دو گروه دسته‌بندی کرد (اکبری و همکاران، ۱۳۹۲: ۱۱۰). رویکرد روش‌های سری اول، ایجاد مدل‌های ریاضی با توجه مفاهیم فیزیکی انتقال ذرات و حل معادلات هیدرودینامیک رسوب به همراه حل میدان جریان است. با توجه به این که روش‌های مزبور به داده‌های متنوعی نیازمند بوده و حتی اگر مدلی ریاضی نیز تبیین شود، دسترسی به داده‌های لازم در اکثر موارد به‌آسانی امکان‌پذیر نخواهد بود؛ محققان در جستجوی راه‌های عملی برای پیش‌بینی رسوب برآمده‌اند و تلاش آنها باعث ایجاد روش دیگری موسوم به روش "منحنی سنج" رسوب شده است. همچنین بسیاری از روابط و تکنیک‌های فعلی تخمین رسوب براساس روابط خطی بین متغیرها استوار است که به‌خوبی رفتار پیچیده و واقعی رسوب را پیش‌بینی نمی‌کنند (Abrahart & White, 2001:19). لذا استفاده از مدل‌های غیرخطی مانند "درخت تصمیم" به‌عنوان ابزاری توانمند، راه‌حل مناسبی برای مدل‌سازی رفتار واقعی رسوب به‌نظر می‌رسد (حجه‌بخش، ۱۳۹۰: ۳۲). اگرچه در اکثر مطالعاتی که در زمینه برآورد بار معلق انجام شده است، روش مرسوم منحنی سنج مورد استفاده قرار گرفته؛ ولی در سال‌های اخیر، ابزارهای داده‌کاوی^۱ نیز وارد عرصه پژوهش شده است.

داده‌کاوی به‌عنوان یکی از شاخه‌های علوم بین‌رشته‌ای به فرایند جستجو و کشف مدل‌های گوناگون، مختصرسازی و اخذ مقادیر از مجموعه‌ای از داده‌های

طریق آموزش درخت آزمایش کردند. طبق نتایج به دست آمده توسط هیتوشی سایتو و همکاران (۲۰۰۹) درخت تصمیم در ارزیابی فرایندها مفید بوده و دقت مناسبی در جهت تخمین احتمال وقوع زمین لغزش‌های آتی دارد.

کینگ‌هی و همکاران^۳ (۲۰۱۲) و ثاقب‌یان و همکاران^۴ (۲۰۱۴) از مدل درخت تصمیم به منظور ارزیابی کیفیت آب رودخانه چانگ‌چیانگ و ایالت متحده آمریکا استفاده کردند و نشان دادند که الگوریتم پیشنهادی به خوبی می‌تواند در مقیاس وسیع برای مجموعه داده‌های بزرگ کارآمد و مناسب باشد.

در زمینه پیش‌بینی بارش و میزان سیلاب، سالوماتین و یان‌پنگ^۵ (۲۰۰۴) از مدل درختی (الگوریتم M5) برای پیش‌بینی سیلاب رودخانه هوای^۶ بهره گرفته و عملکرد آن را با شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه مقایسه کردند. نتایج نشان داد که در عین اینکه عملکرد هر دو مدل در پیش‌بینی قابل قبول است، اولاً درخت مدل بسیار قابل فهم‌تر است و دید کلی درباره روابط میان مشخصات هیدرولوژیکی ارائه می‌دهد. ثانیاً آموزش درخت مدل بسیار سریع‌تر از شبکه عصبی مصنوعی است. دستورانی و همکاران (۱۳۹۱) به منظور پیش‌بینی بارش و ارزیابی وضعیت خشکسالی در ایستگاه سینوپتیک یزد از روش درخت تصمیم استفاده کردند و شبیه‌سازی‌ها را در چهار حالت بررسی کردند. آنان در تمام شبیه‌سازی‌ها از متغیرهای بارش قبلی، دمای متوسط، دمای ماکزیمم، رطوبت سرعت باد و جهت باد در مقیاس ماهانه به عنوان متغیرهای مستقل مدل استفاده و میزان بارش ۱۲ ماه قبل از وقوع را پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد که بر اساس معیارهای آماری مختلف، مدل درخت تصمیم‌گیری به‌خصوص در شرایطی

دقت بیشتری نسبت به دیگر روش‌ها داشته و از بین مدل‌های یادگیری ماشینی، مدل درختی کمترین خطا را نشان داده است.

اکبری و همکاران (۱۳۸۹) نیز رسوبات معلق رودخانه دینور واقع در استان کرمانشاه را با استفاده از دو روش درختان تصمیم‌گیری و منحنی سنج رسوب شبیه‌سازی کردند و جهت ارزیابی این دو مدل از معیارهای آماری استفاده کردند. نتیجه این مطالعه نشان از برتری مدل درختی نسبت به روش مرسوم منحنی سنج داشت.

حجه‌بخش و همکاران (۱۳۹۰) در تحقیقی با عنوان برآورد بار رسوب بستر با استفاده از روش درخت تصمیم‌گیری رگرسیونی و مقایسه با روش‌های تجربی به این نتیجه رسیدند که درخت تصمیم در برآورد رسوبات بستر دارای دقت بیشتر است.

در رابطه با ارزیابی انواع فرسایش، خیر و همکاران^۱ (۲۰۰۸) برای پیش‌بینی توزیع خاک و سنگ بستر مستعد فرسایش خندقی (گالی) از روی شکل و فراوانی گالی‌ها در لبنان از مدل درخت تصمیم لینک شده با GIS استفاده کردند. پنج بار اعتبارسنجی مدل هرس شده نشان داد که ویژگی‌های گالی شامل شکل و اندازه قطعه بریده شده، فراوانی شبکه، انواع مئاندر و مساحت حوضه می‌تواند مبین ۸۰٪ واریانس در خصوصیات خاک باشد. به‌طور کلی آنان دقت نقشه خاک/سنگ را ۸۷٪ تخمین زدند.

همچنین هیتوشی سایتو و همکاران^۲ (۲۰۰۹) از این مدل آماری برای آنالیز حساسیت زمین لغزش در منطقه وسیع کوهستان‌های آکایشی ژاپن استفاده کردند. آنها با مقایسه استعداد زمین لغزش و وقوع زمین لغزش‌های واقعی و تعیین رابطه بین وقوع زمین لغزش و توپوگرافی، مدل درخت‌های تصمیم‌گیری را مورد ارزیابی قرار داده و استعداد زمین لغزش را از

3- Qing He et al
4- Saghebian et al
5- Solomatine and Yungpeng
6-Huai

1- Kheir et al
2- Hitoshi Saito et al

واسنجی و صحت‌سنجی تقسیم شدند. با استفاده از مدل درخت تصمیم M5 و بر اساس تقسیم‌بندی عمق نسبی، جریان چهار معادله خطی برای محاسبه دبی پیشنهاد شد.

با توجه به موارد فوق و نظر به اهمیت تولید رسوب معلق در حوضه‌های آبخیز، این پژوهش با هدف ارزیابی کارایی مدل درختان تصمیم‌گیری رگرسیونی در برآورد رسوبات معلق حوضه رودخانه میمه و مقایسه مقدار رسوبات برآورد شده توسط این روش با نتایج حاصل از روش مرسوم منحنی سنج رسوب انجام شده است.

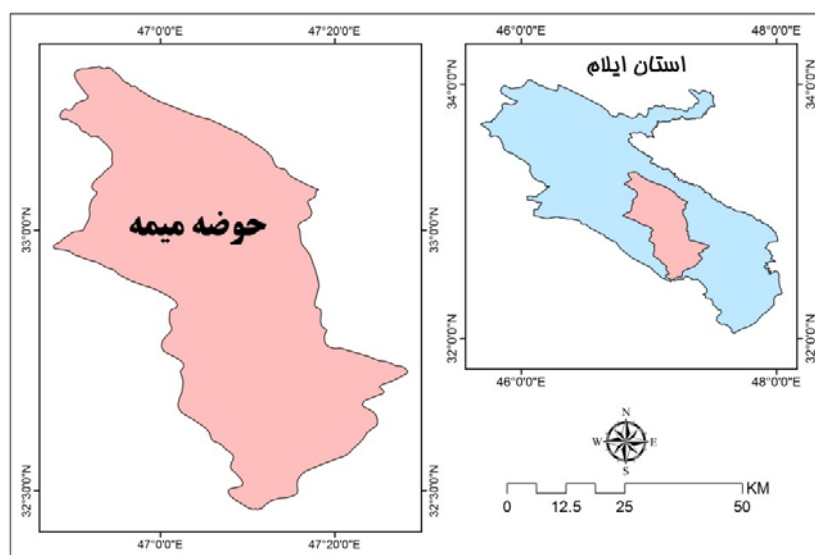
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبخیز رودخانه میمه ایلام با وسعتی برابر ۲۷۰۵۱۸/۷۲ هکتار در بخش جنوب باختری کشور در موقعیت جغرافیایی "۴۱°، ۴۴'، ۴۶" تا "۳۰°، ۳۰'، ۴۷" طول‌خاوری و "۳۱°، ۲۷'، ۳۲" تا "۱۹°، ۱۱'، ۳۳" عرض شمالی واقع شده است. منطقه مطالعاتی از بخش شمالی به حوزه آبخیز رودخانه سیمره، از بخش خاوری به حوزه آبخیز رودخانه دویرج، از بخش باختری به حوزه آبخیز رودخانه‌های چنگوله، کلالی، قافله‌جا، نصریان، لوبیتر، درازبیشه، آب‌جلال (رودخانه‌های مرزی غرب کشور) و از بخش جنوبی به اراضی پایاب رودخانه میمه در داخل کشور عراق محدود می‌گردد. در شکل شماره ۱ موقعیت عمومی محدوده مطالعاتی نشان داده شده است. بر اساس تجزیه و تحلیل اطلاعات آمار ۱۲ ایستگاه سینوپتیک، ۷ ایستگاه کلیماتولوژی، ۱۷ ایستگاه تبخیرسنجی، ۱۷۲ ایستگاه باران‌سنجی و ۱۱ ایستگاه باران‌سنج ذخیره‌ای واقع در درون و برون منطقه مطالعاتی انجام شده است که از این تعداد یک ایستگاه سینوپتیک، ۱ ایستگاه کلیماتولوژی، ۳ ایستگاه تبخیرسنجی، ۱۲ ایستگاه باران‌سنجی و ۳ ایستگاه باران‌سنجی ذخیره‌ای در منطقه واقع شده است.

که از میانگین متحرک پنج ساله داده‌ها استفاده شود، دارای توانایی مناسبی در پیش‌بینی میزان بارش است. محجوبی (۱۳۸۶) با استفاده از مدل‌های درختی، ارتفاع موج شاخص را پیش‌بینی کرده و در این راستا از الگوریتم CART که یکی از معروف‌ترین روش‌های ساخت درخت تصمیم رگرسیونی می‌باشد، استفاده کرد. وی با استفاده از اطلاعات میدانی باد و موج ثبت شده نکاء در سال‌های ۱۹۸۹-۱۹۸۸، درخت تصمیم رگرسیونی را ساخته، مدل ایجاد شده را مورد ارزیابی قرار داد و نتایج آن را با روش شبکه‌های عصبی مصنوعی مقایسه کرد. نتایج نشان داد که درخت‌های تصمیم به‌عنوان ابزاری جدید، در پیش‌بینی پارامترهای امواج دریا عملکردی قوی دارد.

سبزیان‌پور و همکاران (۱۳۸۷) از مدل درخت‌های تصمیم رگرسیونی و الگوریتم CART برای تخمین عمق نهایی آبستگي در پایه‌های پل استفاده کردند. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل ۱۱ سری داده آزمایشگاهی در شرایط آب‌زالال بودند. پارامترهای اندازه‌گیری شده آزمایشگاهی شامل قطر متوسط ذرات (d_{50})، قطر (d)، عمق آب (y)، سرعت متوسط جریان (u)، سرعت بحرانی (u_c) و عمق آبستگي (ds) بوده که از پارامترهای مذکور برای ساخت و ارزیابی مدل درخت رگرسیونی استفاده شده است. نتایج نشان داد که مدل درخت‌های تصمیم رگرسیونی با دقت بیشتری نسبت به مدل‌های تجربی عمل می‌کند. ظهیری و قربانی (۱۳۹۲) برای شبیه‌سازی جریان دبی در مقاطع مرکب از مدل درخت تصمیم استفاده کردند. آنها از متغیرهای بدون بُعد عمق نسبی جریان، پارامتر کوهپرنس و نسبت دبی محاسباتی کل به دبی مقطع لبریز رودخانه به عنوان متغیرهای ورودی و نسبت دبی واقعی جریان به دبی مقطع لبریز به عنوان متغیر خروجی استفاده کردند. برای این کار ۴۰۰ داده دبی-اشل از ۳۰ مقطع مرکب آزمایشگاهی و رودخانه‌ای جمع‌آوری شده و به دو گروه داده‌های



شکل ۱: موقعیت محدوده مطالعاتی در استان

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

نتایج مطالعات نشان می‌دهد که ۸۴/۱ درصد بارندگی‌ها در شش ماهه اول سال آبی رخ می‌دهد، علی‌رغم این که بارندگی‌های ماهانه از آذر تا اسفندماه توزیع نسبتاً یکسانی دارد؛ ولی در ماه اسفند و آذر بیشترین بارندگی‌ها اتفاق می‌افتد. به عبارت دیگر رژیم بارندگی منطقه مطالعاتی مدیترانه‌ای است، به طوری که ۰/۱ بارندگی‌ها در فصل تابستان اتفاق می‌افتد. همچنین بر اساس این مطالعات، متوسط بارندگی کل منطقه ۴۲۱/۸ میلی‌متر برآورد شده است که از این میزان با استفاده از روش کوتاین بیش از ۳۰۸ میلی‌متر آن تبخیر می‌شود.

داده و روش‌شناسی

به منظور ساخت و ارزیابی مدل درختان تصمیم‌گیری در جهت برآورد رسوبات معلق، از آمار ایستگاه هیدرومتری و هواشناسی جاده دهلران واقع در حوضه رودخانه میمه، استفاده شد. داده‌های مورد استفاده شامل دبی رسوب و دبی آب که به صورت متناظر برداشت شده بود و همچنین بارش و دبی‌های روزانه مربوط به دوره آماری از سال ۱۳۴۷-۱۳۴۶ تا سال

۱۳۸۹-۱۳۸۸ است. پس از پردازش داده‌ها، تعداد ۵۵۴ رکورد که آمار دبی و رسوب متناظر آنها موجود بود، انتخاب شد و نتایج به دست آمده با روش مرسوم منحنی سنج رسوب مقایسه شد. برای این منظور از معیارهای آماری ضریب همبستگی (R)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و همچنین ضریب‌نش (R^2) و انحراف (Bias) و روابط (۵-۱) استفاده شده است. در این روابط O و p به ترتیب مقادیر مشاهده شده و برآورد شده، \bar{O} و \bar{p} میانگین مقادیر مشاهده شده و شبیه‌سازی شده و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد. سپس برای بررسی تأثیر بارش‌ها و دبی‌های روزانه در دقت برآورد رسوب توسط مدل درختی، در گام دوم داده‌های مربوط به بارش و دبی‌های روزانه به مدل اضافه شد. لازم به ذکر است که برای هر حالت، از ۲/۳ داده برای آموزش و ۱/۳ باقی‌مانده برای آزمون مدل به کار گرفته شد. همچنین، از آنجا که داده‌های رسوب (به عنوان متغیر هدف) از نوع داده‌های پیوسته بوده، درخت ایجاد شده از نوع رگرسیونی خواهد بود.

۱۳۸۹-۱۳۸۸ است. پس از پردازش داده‌ها، تعداد ۵۵۴ رکورد که آمار دبی و رسوب متناظر آنها موجود بود، انتخاب شد و نتایج به دست آمده با روش مرسوم منحنی سنج رسوب مقایسه شد. برای این منظور از معیارهای آماری ضریب همبستگی (R)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و همچنین ضریب‌نش (R^2) و انحراف (Bias) و روابط (۵-۱) استفاده شده است. در این روابط O و p به ترتیب مقادیر مشاهده شده و برآورد شده، \bar{O} و \bar{p} میانگین مقادیر مشاهده شده و شبیه‌سازی شده و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد. سپس برای بررسی تأثیر بارش‌ها و دبی‌های روزانه در دقت برآورد رسوب توسط مدل درختی، در گام دوم داده‌های مربوط به بارش و دبی‌های روزانه به مدل اضافه شد. لازم به ذکر است که برای هر حالت، از ۲/۳ داده برای آموزش و ۱/۳ باقی‌مانده برای آزمون مدل به کار گرفته شد. همچنین، از آنجا که داده‌های رسوب (به عنوان متغیر هدف) از نوع داده‌های پیوسته بوده، درخت ایجاد شده از نوع رگرسیونی خواهد بود.

داده و روش‌شناسی

به منظور ساخت و ارزیابی مدل درختان تصمیم‌گیری در جهت برآورد رسوبات معلق، از آمار ایستگاه هیدرومتری و هواشناسی جاده دهلران واقع در حوضه رودخانه میمه، استفاده شد. داده‌های مورد استفاده شامل دبی رسوب و دبی آب که به صورت متناظر برداشت شده بود و همچنین بارش و دبی‌های روزانه مربوط به دوره آماری از سال ۱۳۴۷-۱۳۴۶ تا سال

یک درخت تصمیم را از آن استنتاج می‌کند. سپس درخت می‌تواند به صورت مجموعه قوانینی برای پیش‌بینی نتیجه ویژگی‌های معلوم استفاده شود. مجموعه داده‌های اولیه که درخت به وسیله آن ایجاد می‌شود، به عنوان داده‌های آموزشی شناخته می‌شوند (Rodney, 2005: 6).

در شکل ۲ نمونه‌ای از یک درخت تصمیم ساده نشان داده شده است. فن درخت تصمیم‌گیری در دو فاز اجرا می‌شود: ساختن درخت و هرس کردن درخت (Hansen, 1996: 1078). جدولی از داده‌ها برای ایجاد درخت تصمیم‌گیری که در آن متغیرهای ویژه‌ای به عنوان توصیف‌کننده و یک متغیر برای پاسخ تعیین می‌شود، تشکیل می‌گردد. توصیف‌کننده‌ها برای ساخت درخت استفاده می‌شوند که این متغیرها داده‌ها را تقسیم خواهند کرد و متغیر پاسخ برای راهنمایی این که کدام متغیر انتخاب و در چه مقداری تقسیم صورت گیرد استفاده خواهد شد. یک درخت تصمیم مجموعه داده‌ها را به مجموعه‌های کوچک‌تر و کوچک‌تر تجزیه می‌کند. معیارهای مختلفی برای تجزیه و ایجاد شکاف و تولید درخت تصمیم وجود دارد؛ ولی از آنجا که تحقیق حاضر به استفاده از درختان تصمیم رگرسیونی پرداخته، معیار مورد استفاده در این درختان که "انحراف حداقل مربعات" (LSD)^۲ نام دارد، تشریح می‌شود. این معیار به صورت رابطه (۶) تعریف می‌شود:

$$SS(t) = \sum_{i=1}^{N_t} (y_i(t) - \bar{y}(t))^2 \quad ۶$$

Nt: تعداد رکوردها (داده‌ها) در گره برگ t.

$y_i(t)$: مقدار خروجی (متغیر هدف در گره برگ).

$y(t)$: میانگین مقادیر متغیر هدف برای همه گره‌ها.

حال متغیر ورودی S زمانی بهترین متغیر برای ایجاد شاخه در گره t است که مقدار $Q(s, t)$ در رابطه (۷) را

$$R = \frac{\sum (o_i - \bar{o})(p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum (o_i - \bar{o})^2 \sum (p_i - \bar{p})^2}} \quad ۱$$

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2}{n} \right)^{1/2} \quad ۲$$

$$r^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2} \right) \quad ۳$$

$$MAE = \frac{\sum |o_i - p_i|}{n} \quad ۴$$

$$Bias = \bar{p} - \bar{o} \quad ۵$$

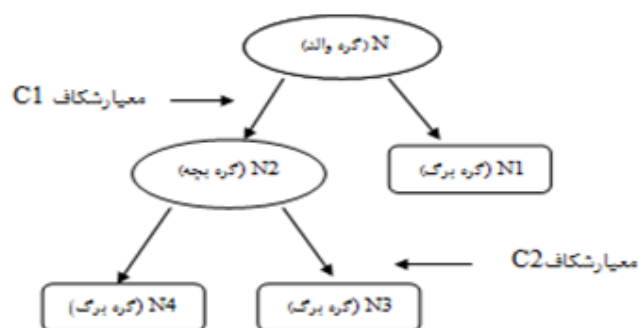
درخت تصمیم‌گیری^۱ از نسل جدید تکنیک‌های داده کاوی به شمار می‌آیند که از آنها می‌توان هم برای کشف و استخراج دانش از یک پایگاه داده و هم برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی استفاده کرد. درختان تصمیم قادر به تولید توصیفات قابل درک برای انسان، از روابط موجود در یک مجموعه داده‌ای هستند و می‌توانند برای دسته‌بندی و پیش‌بینی (رگرسیونی) به کار روند (Mitchell, 1997: 52). مدل‌های مختلفی از درخت تصمیم در داده کاوی وجود دارد، الگوریتم درختان رگرسیونی و طبقه‌بندی (CART) نمونه‌ای از آنها است که اولین بار توسط بریمن و همکاران (۱۹۸۴) پیشنهاد شد. درخت‌های تصمیم تولید شده توسط CATR اکیداً دودویی، شامل دو شاخه برای هر گره تصمیم هستند. این روش یک روش طبقه‌بندی است که از داده‌های ثبتي برای ساخت اصطلاحاً درختان تصمیم استفاده می‌کند. آنگاه درختان تصمیم برای طبقه‌بندی داده‌های جدید استفاده می‌شود (Roman, 2004: 7). در حقیقت درختان تصمیم استقرایی مجموعه‌ای از داده‌های معلوم را می‌گیرد و

بیشینه کند.

بنابراین قبل از استفاده از آنها برای طبقه‌بندی داده جدید باید بهینه‌سازی شوند. بهینه‌سازی درخت به معنای انتخاب اندازه صحیح درخت، برش گره‌های بی‌اهمیت و حتی زیر درختان است. برای این کار سعی می‌شود میزان برآزش بیش از حد را در مرحله آموزشی به حداقل رساند (Mehta, 1996: 25).

$$Q(S,t) = SS(t) - SS(t_R) - SS(t_L) \quad 7$$

که در آن $SS(t_R)$ و $SS(t_L)$ به ترتیب میزان $SS(t)$ در شاخه سمت راست و سمت چپ گره t است. درختان ایجاد شده ممکن است که نتایج بسیار پیچیده‌ای را ناشی شوند و شامل صدها سطح شوند؛



شکل ۲: ساختار درخت تصمیم‌گیری

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

جدول ۲: مقادیر حداقل، حداکثر و میانگین پارامترهای مختلف (داده‌های آزمون)

پارامتر	حداقل	حداکثر	میانگین	واحد
دبی رسوب (Q_s)	۰/۶۱۶	۲۰۸۰۴۴۱	۵۳۶۸۲/۴	Ton/day
دبی آب (متناظر با رسوب) (Q_w)	۰/۱۰۲	۴۸۷/۴۱	۱۹/۵۵	m^3/s
دبی روزانه (Q)	۰/۱۰۲	۵۱۷	۱۸/۳۱	m^3/s
بارندگی (T)	۰	۹۰	۲/۷۴	mm

مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۳

نخست با استفاده از داده‌های دبی آب و دبی رسوب متناظر از سری پارامترهای آموزشی، منحنی سنجه رسوب را ترسیم کرده (شکل ۳) و با استفاده از معادله به دست آمده و مقادیر دبی آب متناظر با برداشت رسوب، مقادیر رسوب مربوط به داده‌های آزمون برآورد شد. شکل ۴ میزان همبستگی بین مقادیر برآورد شده و مشاهده شده را نشان می‌دهد.

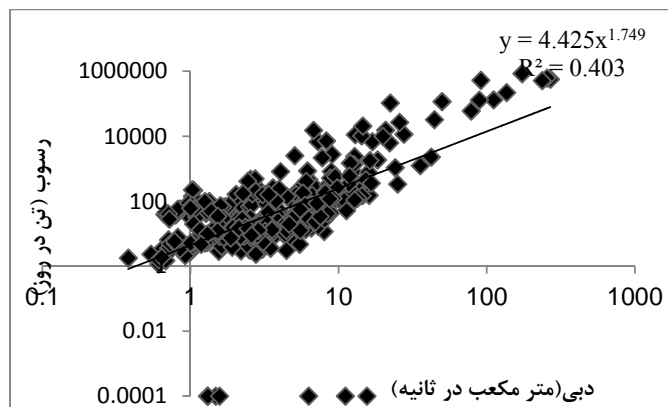
بحث

ابتدا مجموعه داده‌ها به دو قسمت آموزش و آزمون تقسیم شد که به ترتیب شامل ۳۶۵ و ۱۸۹ داده بود. اطلاعات بیشتر درباره مورد مجموعه داده‌های آموزش و آزمون در جداول ۱ و ۲ آورده شده است:

جدول ۱: مقادیر حداقل، حداکثر و میانگین پارامترهای مختلف (داده‌های آموزش)

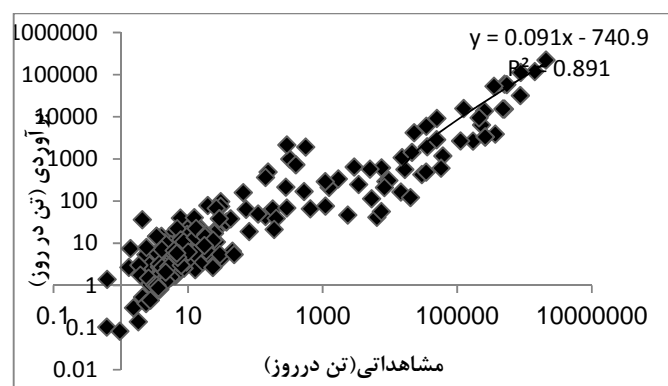
پارامتر	حداقل	حداکثر	میانگین	واحد
دبی رسوب (Q_s)	۰/۰۰۰۱	۸۴۸۷۵۳/۸	۱۳۴۶۸/۷۴	Ton/day
دبی آب (متناظر با رسوب) (Q_w)	۰/۳۸	۲۶۸/۷	۹/۴۶	m^3/s
دبی روزانه (Q)	۰/۳۵	۱۷۱/۶۹	۸/۳۳	m^3/s
بارندگی (T)	۰	۴۵	۴/۷۵	mm

مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۳



شکل ۳: منحنی سنجه رسوب

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

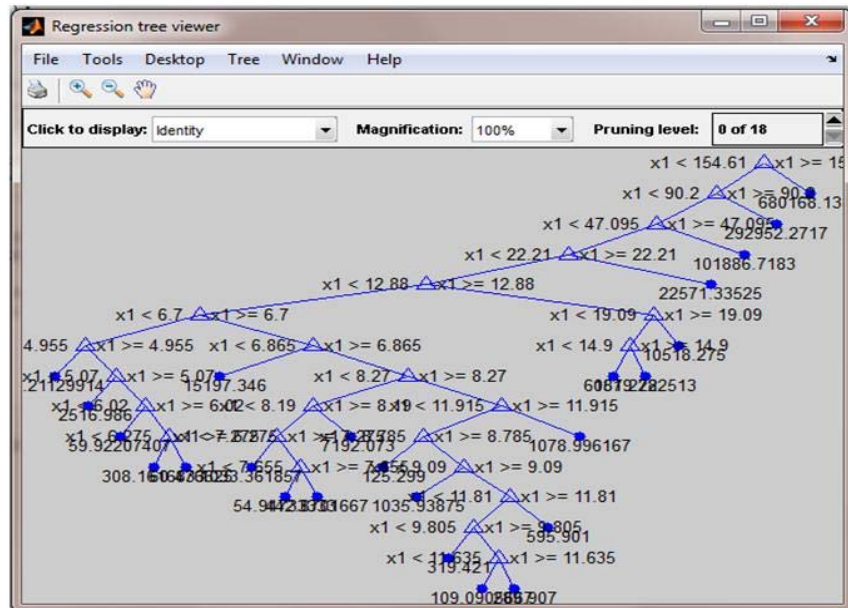


شکل ۴: میزان همبستگی بین مقادیر برآوردی به وسیله منحنی سنجه و مقادیر مشاهداتی

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

مقادیر برآورد شده توسط درخت تصمیم‌گیری رگرسیونی و مقادیر مشاهداتی را نشان می‌دهد. مقایسه شکل‌های شماره ۴ و شماره ۷ نشان می‌دهد که میزان R^2 محاسبه شده در روش منحنی سنجه رسوب برابر با $0/89$ بوده؛ در صورتی که در روش درخت تصمیم‌گیری رگرسیونی R^2 برابر با $0/71$ بوده است. بر این اساس منحنی سنجه رسوب نتیجه بهتری ارائه کرد که با نتایج مطالعه اکبری و همکاران (۱۳۸۹) نیز مطابقت دارد. در ادامه، با استفاده از پارامترهای مختلف آماری R ، r^2 ، $RMSE$ ، $BIAS$ ، MAE دو روش مورد مقایسه قرار گرفتند که نتایج در جدول ۳ نشان داده شده است.

در ادامه برای ایجاد درخت تصمیم از دو پارامتر دبی آب و دبی رسوب متناظر استفاده شد. سپس بر روی درخت ایجاد شده که درخت حداکثر (شکل ۵) نامیده می‌شود، عملیات هرس برای جلوگیری از پدیده بیش برآزش صورت گرفت. در این مرحله درخت ایجاد شده به منظور حذف شاخه‌ها و زیرشاخه‌های اضافه‌ای که منجر به ظهور خطا در مرحله آزمون می‌شود، مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که درخت ایجاد شده نیاز به حذف هیچ شاخه و زیر شاخه‌ای نداشته و درخت اولیه کمترین خطا را در برآورد نشان می‌دهد. در نهایت با استفاده از درخت ایجاد شده (شکل ۵) که بخشی از قواعد و قوانین ایجاد آن در قالب شکل ۶ آورده شده است، میزان رسوب برای هر ورودی دبی متناظر برآورد شد. شکل ۷ میزان همبستگی بین



شکل ۵: درخت تصمیم ایجاد شده با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش (دبی و رسوب متناظر)

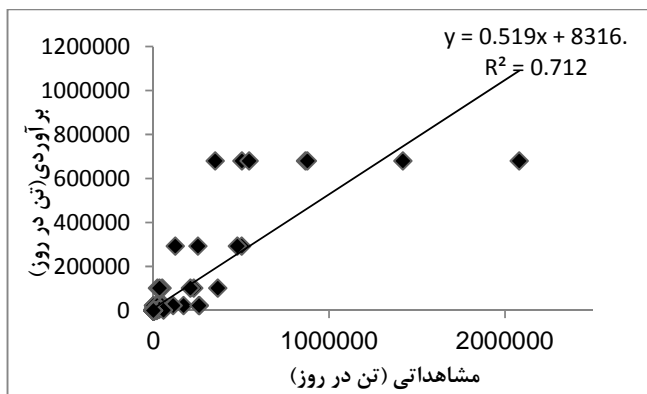
تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

Decision tree for regression

- 1 if $x_1 < 154.61$ then node 2 else node 3
- 2 if $x_1 < 90.2$ then node 4 else node 5
- 3 fit = 680168
- 4 if $x_1 < 47.095$ then node 6 else node 7
- 5 fit = 292952
- 6 if $x_1 < 22.21$ then node 8 else node 9
- 7 fit = 101887
- 8 if $x_1 < 12.88$ then node 10 else node 11
- 9 fit = 22571.3
- 10 if $x_1 < 6.7$ then node 12 else node 13
- 12 if $x_1 < 19.09$ then node 14 else node 15
- 12 fit = 10518.3
- 13 if $x_1 < 4.955$ then node 16 else node 17
- 16 fit = 43.2113
- 17 if $x_1 < 5.07$ then node 22 else node 23
- 17 fit = 15197.3
- 19 if $x_1 < 8.27$ then node 24 else node 25
- 19 fit = 6087.22

شکل ۶: قواعد و قوانین ایجاد درخت تصمیم

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳



شکل ۷: میزان همبستگی بین مقادیر برآورد شده به وسیله درخت تصمیم‌گیری و مقادیر مشاهداتی تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

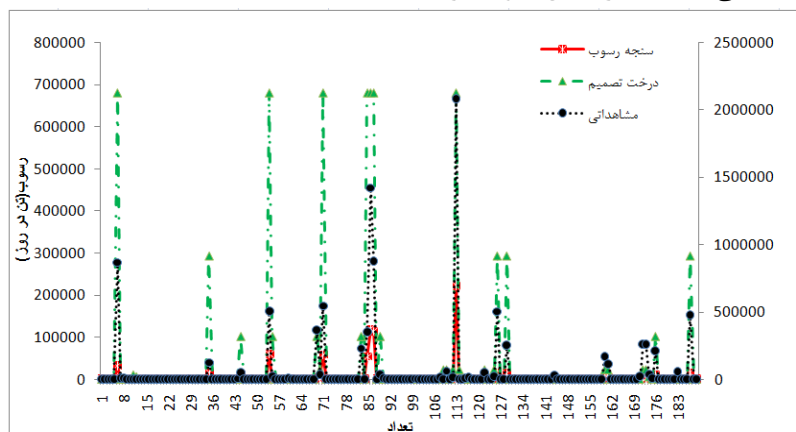
جدول ۳: مقادیر معیارهای مختلف خطا در برآورد بار معلق برای داده‌های آزمون (متغیر وروری دبی متناظر)

پارامتر	R	r ²	RMSE	MAE	BIAS
منحنی سنجه	۰/۹۴۳۹	۰/۱۲۲۸	۶/۸۰۳۴e+۰۰۵	۴/۹۵۴۴e+۰۰۴	-۴/۹۴۸۷e+۰۰۴
درخت تصمیم	۰/۸۴۳۸	۰/۶۵۲۶	۲/۴۰۱۷e+۰۰۵	۲/۹۳۸۴e+۰۰۴	-۱/۷۴۷۰e+۰۰۴

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۳

بسیار کمتر از مقدار مشاهداتی برآورد می‌کند؛ درحالی که مدل درخت تصمیم مقدار رسوبات را بهتر از روش منحنی سنجه و نزدیک‌تر به مقادیر مشاهداتی پیش‌بینی می‌کند. این موضوع در مواقع سیلابی نمود بیشتری داشته که با نتایج مطالعات اکبری و همکاران (۱۳۸۹) و طالبی و همکاران (۱۳۹۲) نیز سازگار است.

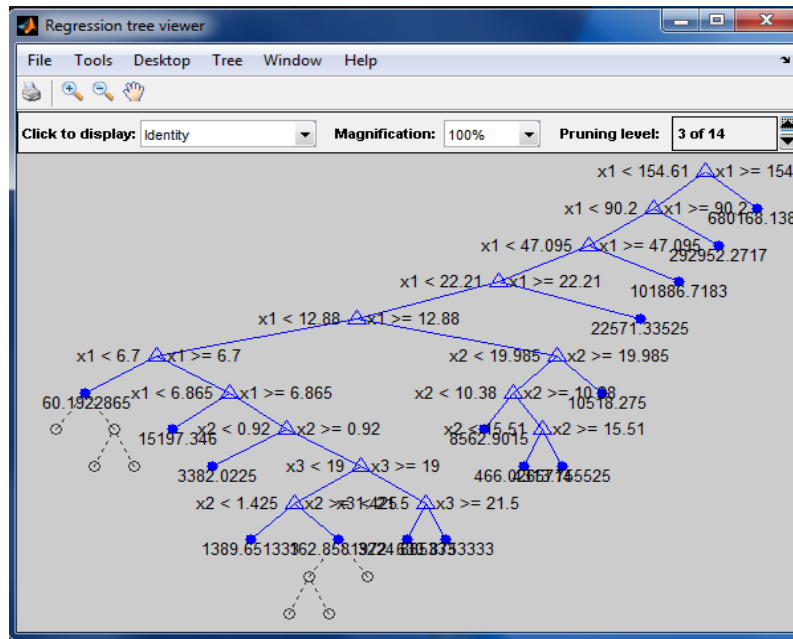
همانطور که در جدول نیز نشان داده شده است، مقادیر به دست آمده برای تمامی پارامترهای خطا جز متغیر R، مدل درخت تصمیم‌گیری را برتر از روش منحنی سنجه رسوب نشان می‌دهد. همچنین مقایسه مقادیر مشاهداتی و مقادیر برآورد شده به وسیله هر دو روش که در شکل ۸ نشان داده شده است، آشکار می‌سازد که روش منحنی سنجه، بار معلق حوضه را



شکل ۸: سری زمانی مقادیر مشاهداتی و مقادیر برآوردی به وسیله منحنی سنجه و درخت تصمیم تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

خطا در هر سطح هرس شده نشان داد که این دو متغیر تأثیر چندانی در دقت برآورد رسوب به وسیله مدل مذکور نداشته است؛ اما به طور کلی و با توجه به جدول (۴) هرس درخت در سومین سطح نسبت به سطوح دیگر خطای کمتری را در برآورد نشان می‌دهد.

در ادامه، با توجه به قابلیت مدل درختی در پذیرش پارامترهای ورودی متعدد، با استفاده از دو متغیر دبی و بارندگی روزانه علاوه بر دبی متناظر با رسوب، درخت تصمیم‌گیری حداکثر با ۱۴ شاخه (سطح) ترسیم و برای حذف شاخه‌های اضافی به هرس درخت ایجاد شده، اقدام شد (شکل ۹). اندازه‌گیری پارامترهای



شکل ۹: درخت تصمیم هرس شده با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش (دبی و رسوب متناظر، بارش و دبی روزانه) تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۳

جدول ۴: مقادیر معیارهای مختلف خطا در برآورد بار معلق برای داده‌های آزمون

(متغیر ورودی دبی متناظر، بارش و دبی روزانه)

پارامتر	R	r ²	RMSE	MAE	BIAS
درخت حداکثر با داده‌های دبی و باران	۰/۸۴۳۹	۰/۶۵۳۷	۲/۶۷۳۸e+۰۰۵	۲/۹۳۲۱e+۰۰۴	-۱/۷۳۶۱e+۰۰۴
هرس درخت در سطح ۳	۰/۸۴۳۹	۰/۶۵۳۷	۲/۳۸۶۶e+۰۰۵	۲/۹۳۲۱e+۰۰۴	-۱/۷۳۶۰e+۰۰۴
هرس درخت در سطح ۴	۰/۸۴۳۹	۰/۶۵۳۷	۲/۳۸۶۹e+۰۰۵	۲/۹۳۲۳e+۰۰۴	-۱/۷۳۶۲e+۰۰۴
هرس درخت در سطح ۵	۰/۸۴۳۹	۰/۶۵۳۷	۲/۳۸۷۱e+۰۰۵	۲/۹۳۲۴e+۰۰۴	-۱/۷۳۶۳e+۰۰۴
هرس درخت در سطح ۶	۰/۸۴۳۹	۰/۶۵۳۷	۲/۳۸۷۳e+۰۰۵	۲/۹۳۲۴e+۰۰۴	-۱/۷۳۶۵e+۰۰۴

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۳

نتیجه

مدل‌سازی بار رسوب معلق در رودخانه‌ها به سبب تأثیر آن بر طراحی بهینه و عملکرد مناسب سازه‌های آبی نظیر مخازن، سدها و کانال‌ها و نیز تغییرات مرفولوژیکی رودخانه‌ها اهمیت زیادی دارد. با توجه به اهمیت تولید رسوب معلق و همچنین کمبود امکانات موجود در ایستگاه‌های هیدرومتری برای تعیین مقدار رسوب واقعی، این پژوهش با هدف ارزیابی کارایی مدل درختان تصمیم‌گیری رگرسیونی به عنوان یکی از ابزارهای داده کاوی و گزینه‌ای جدید در برآورد رسوبات معلق حوضه رودخانه میمه و مقایسه مقدار رسوبات برآورد شده توسط این روش، با نتایج حاصل از روش مرسوم منحنی سنجه رسوب صورت گرفته است. نتایج نشان داد که میزان همبستگی مقادیر برآورد شده در منحنی سنجه رسوب با مقادیر مشاهداتی ($R=0/94$) بیشتر از میزان همبستگی مقادیر برآورد شده به وسیله روش درخت تصمیم‌گیری رگرسیونی ($R=0/84$) بوده است. این درحالی بوده است که بر اساس سایر معیارهای آماری نتایج برآورد شده به وسیله درخت تصمیم‌گیری بهتر و با خطای کمتری نسبت به روش مرسوم منحنی سنجه رسوب بوده است. به گونه‌ای که جذر میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا، ضریب نش و میزان انحراف در روش منحنی سنجه رسوب به ترتیب برابر با 680340 ، 49544 ، $0/12$ و -49487 و در روش درخت تصمیم‌گیری رگرسیونی به ترتیب برابر با 240170 ، 29384 ، $0/65$ و -17470 بوده است. در این رابطه، حجم داده‌های مورد استفاده و جامع بودن آنها برای یادگیری درخت تصمیم تأثیر مستقیم داشته است. همچنین مقایسه نتایج نشان داد که دقت

برآورد روش درخت تصمیم‌گیری بخصوص در مواقع سیلابی، نمود بیشتری داشته است. ورود متغیرهای بارش و دبی روزانه به مدل درختی نشان داد که به طور کلی تغییرات چشم‌گیری در دقت برآورد رسوبات با روش مذکور صورت نگرفته است که این مطلب نشان می‌دهد از بین متغیرهای ورودی مختلف، دبی متناظر همبستگی بیشتری با مقادیر رسوب داشته است. این موضوع با نتایج مطالعات اکبری و همکاران (۱۳۸۹) و طالبی و همکاران (۱۳۹۲) همخوانی دارد که معتقدند که دبی متناظر بیشترین تأثیر را بر میزان رسوبات داشته است. در مجموع این پژوهش حکایت از دقت برآورد روش درخت تصمیم‌گیری در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ای و کارایی بیشتر آن نسبت به منحنی سنجه رسوب دارد. به عبارت دیگر، مدل درخت تصمیم، رسوبات معلق رودخانه‌ای حوضه مطالعاتی را در مقایسه با روش منحنی سنجه بهتر و نزدیک‌تر به مقادیر مشاهداتی پیش‌بینی می‌کند. در عین حال، از آنجایی که درخت تصمیم برآورد را بر مبنای قوانین خاصی انجام می‌دهد؛ در مواقعی که آمار رسوبات معلق در حوضه‌ها ثبت نشده است، می‌توان با ورود سایر پارامترهای اندازه‌گیری شده از قبیل دبی و بارش به مدل، میزان رسوب را برآورد کرد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود برای واسنجی دقیق‌تر مدل درختان تصمیم‌گیری، این مدل در چند حوضه با شرایط اقلیمی مختلف و ایستگاه‌های متفاوت اجرا شده و در صورت اثبات دقت این مدل در برآورد رسوبات معلق بتوان آن را به عنوان یک روش پایه در مطالعات هیدرولوژی معرفی کرد.

منابع

- اکبری، زینب؛ علی طالبی؛ بهار اکبری (۱۳۸۹). برآورد رسوبات معلق رودخانه با استفاده از مدل درختان تصمیم‌گیری (مطالعه موردی حوضه آبخیز حیدر آباد کرمانشاه)، اولین همایش ملی توسعه منابع آب دانشگاه آزاد اهواز.
- حجه‌بخش، پریسا (۱۳۹۰). برآورد بار رسوب بستر با استفاده از روش درختان تصمیم‌گیری رگرسیونی و مقایسه با روش‌های تجربی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده منابع طبیعی. دانشگاه یزد.
- دستورانی، محمدتقی؛ اعظم حبیبی‌پور؛ محمدرضا اختصاصی؛ علی طالبی؛ جواد محجوبی (۱۳۹۱). بررسی کارایی مدل درخت تصمیم را در پیش‌بینی بارش (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک یزد)، مجله تحقیقات منابع آب. سال هشتم. شماره ۳. صفحات ۲۷-۱۴.
- سبزیان‌پور، علی؛ جواد محجوبی؛ ابراهیم جباری (۱۳۸۷). پیش‌بینی عمق آبستتگی در پایه‌های استوانه‌ای شکل با استفاده از درخت‌های رگرسیونی و مقایسه آن با روش‌های تجربی، هفتمین کنفرانس هیدرولیک ایران.
- ستاری، محمدتقی؛ علی رضازاده‌جودی؛ فروغ صفدری؛ فراز قهرمانزاده (۱۳۹۵). ارزیابی عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان در مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه، نشریه حفاظت منابع آب و خاک. سال ششم. شماره ۱. صفحات ۱۲۴-۱۰۹.
- طالبی، علی؛ زینب اکبری (۱۳۹۲). بررسی کارایی مدل درختان تصمیم‌گیری در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ای (مطالعه موردی حوضه سد ایلام)، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی. علوم آب و خاک. سال هفدهم. شماره ۶۳. صفحات ۱۲۱-۱۰۹.
- ظهیری، عبدالرضا؛ خلیل قربانی (۱۳۹۲). شبیه‌سازی دبی جریان در مقاطع مرکب به کمک مدل درخت تصمیم M5، مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. جلد بیستم. شماره سوم. صفحات ۱۳۲-۱۱۳.
- محجوبی، جواد (۱۳۸۶). پس‌بینی پارامترهای امواج ناشی از باد با استفاده از درخت‌های تصمیم‌گیری و مقایسه آن با شبکه عصبی، دانشگاه علم و صنعت، دانشکده عمران، ۱۲۰ص.
- معاون برنامه‌ریزی و نظارت راهبردی ریاست جمهوری (۱۳۹۱). راهنمای محاسبه بار رسوب معلق و بستر رودخانه، نشریه شماره ۵۹۰. ۱۵۸ص.
- میثاقی، فرهاد؛ کورش محمدی (۱۳۸۳). پیش‌بینی تغییرات کیفیت آب رودخانه زاینده‌رود با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، دومین کنفرانس ملی دانشجویی منابع آب و خاک.
- Abrahart, R.J., White, S.M. (2001). Modeling sediment transfer in Malawi: Comparing backpropagation neural network solutions against a multiple linear regression benchmark using small data set. *Phys Chem Earth B*. 26 (1): 19-24.
- Bhattacharya, B., Price, R.K & D. P. Solomatine (2007). Machine learning approach to modeling sediment transport. *Journal of Hydraulic Engineering*. 133(4), 440-450.
- Culberston, D. M (1967), "Scour and fill in alluvial channels", U.S Geological Survey. 58 pp.
- Hansen M. Dubayah R. and DeFries R (1996). Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers: *International Journal of Remote Sensing*. Volume 17(5): 1075-1081.
- Hitoshi Saito, Daichi Nakayama and Hiroshi Matsuyama. (2009). Comparison of landslide susceptibility based on a decision-tree model and actual landslide occurrence: The Akaishi Mountains, Japan, *geomorphology* August, 108-121.
- Jansen, P.P (1983). Principles of river engineering, Pitman Pub. Inc., England.

- Rodney J. Woolf (2005). Data mining using matlab. bachelore of engineering. University of Southern Queensland Faculty of Engineering & Surveying, PP: 125.
- Roman Timofeev (2004). Classification & regression trees(CART),Theory and applications. CASE-Center of Applied Statistics & Economics Humboldt University, Berlin.40 pp.
- Saghebian, S. M; Sattari, M; Mirabbasi, R; Mahesh Pal (2014). Ground water quality classification by decision tree method in Ardebil region, Iran,Arabian Journal of Geosciences.7, 4767-4777.
- Solomatine, D. P. Yunpeng, X (2004). M5 Model Trees & Neural Networks:Application to Flood Forecasting in the Upper Reach of the Huai River in China, Journal of Hydrologic Engineering 9 (6), 491-501.
- Tayfur, G., S. Ozdemir, Vijay P. Singh (2003). Fuzzy logic algorithm for runoff-induced sediment transport from bare soil surfaces, Advances in Water Resources 26, 1249-1256.
- Kheir, B. F., Chorowicz, J., Chadi Abdallah, Damien Dhont (2008). Soil and bedrock distribution estimated from gully form and frequency: A GIS-based decision-tree model for Lebanon. Geomorphology 93, 482-492.
- Mehta M. Agrawal R. and Rissanen J (1996). SLIQ: A fast scalable classifier for data mining: Proceeding of the Fifth International Conference on Extending Database Technology, Avignon, France. 1057:18-32.
- Mitchell.T. M., (1997). Machine Learning, McGraw-Hil Since engineering/ math.432 pp.
- Ozturk, F., Apaydin, H. and Walling, D.E (2001). Suspended sediment loads through flood events for streams of Sakarya Basin. Journal of Engineering Environment, 25, 643-650.
- Qing He, Zhi Dong, Fuzhen Zhuang, Tianfeng Shang, Zhongzhi Shi (2012). Parallel Decision Tree with Application to Water Quality Data Analysis.Advances in Neural Networks-ISNN 2012. Lecture Notes in Computer Science, Vol 7368, 2012, PP: 628-637

