

مدل‌سازی نرخ فرسایش و رسوب رودخانه سجاسرود قبل و بعد از ساخت سد گلابر با الگوریتم‌های یادگیری ماشین

صیاد اصغری سراسکانرود*: دانشیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل

حسن مظفری: دانشجوی دکتری، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل

فریبا اسفندیاری: استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۰/۹

تاریخچه مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۹/۱۸)



20.1001.1.22517812.1401.12.2.12.9

چکیده

احداث سد بر روی رودخانه‌ها هم در بالادست و هم در پایین‌دست، به تغییرات ژئومورفولوژی و زیست‌محیطی گسترده‌ای منجر می‌شود. در همین راستا برای ارزیابی اثرات سد گلابر در دوره قبل و بعد از ساخت سد، از روش‌های یادگیری ماشین استفاده شد. برای دسترسی به داده‌های موردنیاز این پژوهش نیز از مدل‌های رقومی ارتفاعی تصاویر ماهواره‌ای استر به صورت سری زمانی استفاده شد. ابتدا از طریق مدل GCD، تغییرات حجمی میزان فرسایش و رسوب در پایین‌دست سد محاسبه شد. سپس از داده‌های حاصل از این مدل به عنوان متغیر هدف در کنار لایه‌های نه‌گانه ژئومورفومتری و بارش و رواناب به عنوان داده‌های پیش‌بین، برای پیاده کردن الگوریتم‌های یادگیری ماشین به سه روش رگرسیون خطی چندگانه، درخت تصمیم و جنگل تصادفی استفاده شد. از هفتاد درصد داده‌ها برای مدل‌سازی و از سی درصد آنها برای ارزیابی در نرم‌افزار برنامه‌نویسی R استفاده شد. نتایج مدل‌سازی نشان داد که بهره‌برداری از سد، در میزان فرسایش و رسوب بستر رودخانه به شدت اثرگذار بود که در مدل RF سری زمانی اول، ضریب همبستگی و خطای RMSE به ترتیب ۰/۷۷ و ۰/۸۷ به دست آمد. اما برای دوره بعد از بهره‌برداری از سد، این ارقام به ترتیب ۰/۷۱ و ۰/۸۹ بود. نقشه‌های تولیدشده با روش درخت تصمیم نیز روند فرسایش و رسوب را در بستر رودخانه در هر دو دور سری زمانی به خوبی مدل‌سازی کرد، اما خروجی مدل رگرسیون خطی دقت کافی نداشت. برای ارزیابی اجمالی الگوریتم‌های یادگیری ماشین علاوه بر ارزیابی با داده‌های آزمایشی خود مدل‌ها، با نتایج میانگین کلی برخی از شاخص‌های مورفومتری رودخانه مانند تعداد پیچانرود، زاویه مرکزی، طول کانال و شاخص سینوزیته نیز ارزیابی شد.

واژگان کلیدی: رسوب، سجا سرود، فرسایش، یادگیری ماشین، GCD.

۱- مقدمه

رودخانه‌ها از اشکال پویای طبیعت است که در مقاطع زمانی ویژه و در مکان‌های مختلف، ویژگی‌های متفاوتی را در زمینه عوامل محیطی از خود نشان می‌دهد. سدها از جمله مهم‌ترین ساختارهای دست‌ساز انسانی در طول رودخانه است که می‌تواند تغییرات عمده‌ای را در رودخانه و در نهایت، در کل حوضه زهکشی پدید آورد (Esfandyari et al, 2020). جریان رودخانه‌ای یکی از مهم‌ترین منابع آبی است که در مصارف مختلف اهمیت دارد و روند تغییرات آن در مدیریت منابع آب ضروری است. از طرفی، جریان رودخانه‌ای توسط سدها، انحراف‌ها، جریان‌های برگشتی و توسعه شهری تحت تأثیر قرار می‌گیرد و به مسائل مختلفی از جمله وقوع خشکسالی، کاهش آب‌دهی و مسائل زیست‌محیطی منجر می‌شود (Amini et al, 2019).

سدها سازه‌های انسانی است که با هدف تولید برق، کنترل سیل و تهیه آب برای کشاورزی و مراکز شهری ساخته می‌شود. امروزه تعداد خیلی کمی از رودخانه‌های بزرگ و کوچک به‌صورت کنترل نشده باقی مانده‌اند. آنچه از نظر ژئومورفولوژیکی اهمیت دارد، تغییراتی است که در عملکرد فرایندهای فرسایشی در پایین‌دست رودخانه بعد از احداث سد رخ می‌دهد (Esmaeili and Hosseinzadeh, 1394). این تغییرات مورفولوژیکی به بعد از احداث سد محدود نمی‌شود، بلکه حاصل تغییر در عملکرد فرایندهای فرسایشی و نهشته‌گذاری در حوضه‌های زهکشی است که چهره حوضه و کانال‌ها را در محدوده نزدیک به سد احداث شده کاملاً دگرگون می‌کند (Esmaeili and Hosseinzadeh, 1394). سدها هیدرولوژی و مورفولوژی پایین‌دست رودخانه‌ها را تغییر می‌دهند (Williams and Wolman, 1984)؛ به‌طور معمول جریان‌های اوج، کاهش و جریان‌های پایه، افزایش می‌یابد و هر دو مورد مذکور در طول مسیر رودخانه و مجرا رخ می‌دهد (Graf, 2006 & Petts and Pratts, 1983). یک محرک مهم برای چنین تغییرات کانالی در پایین‌دست، «اثر آب شفاف» است که از گیر افتادن رسوبات در مخزن سدها ناشی می‌شود (Kondolf, 1997). از آن‌جا که جریان‌های آزادشده در پایین‌دست کم‌بار است، رودخانه‌ها «گرسنه رسوب» هستند و در نتیجه، می‌توانند به تخریب بستر و فرسایش ساحل رودخانه بپردازند و تا زمانی که ظرفیت انتقال رسوب در پایین‌دست از طریق شستشوی بستر رودخانه فراهم باشد، همچنان این امر ادامه خواهد یافت (Brandt, 2000). تنظیمات جانبی یا مجرا اغلب شامل تغییر در الگوهای شریانی و سینوسی است (Kondolf and Swanson, 1993). در نواحی نیمه‌خشک، تأثیرات ژئومورفولوژیکی ریخت‌شناسانه سدها بسیار شاخص است. این ساختارهای دست‌ساز انسانی با وجود مزایایی که در تنظیم جریان رودخانه‌ها و کاستن از بزرگی و فرکانس وقوع سیلاب‌ها دارد، رژیم‌های مصنوعی را از جریان آب در پایاب رودخانه‌ها پدید می‌آورد و در مسیر انتقال رسوبات از سراب‌ها، آشفستگی‌هایی ایجاد می‌کند. تغییرات در عملکرد فرایندهای ژئومورفولوژیکی با افزایش لغزش‌ها، به عمق رفتن بستر جریان و تغییر در آرایش جریان رودخانه‌ها و به‌طور کلی، تغییر در فرایندهای فرسایشی و نهشته‌گذاری در پلایاب و سراب سدها جلوه‌گر می‌شود (Bayati et al, 2009). نتایج بررسی‌هایی که در محدوده‌های مختلف صورت گرفته‌است، نشان می‌دهد که تغییرات ناشی از احداث سدها در بخش‌های مختلف دنیا بسیار مهم است، اما مقایسه تغییرات رخ داده در قسمت‌های مختلف حاکی از این است که پیامدهای ناشی از احداث سازه‌های آبی در محدوده‌های نیمه‌خشک به‌مراتب بیش از سایر مناطق است (Lorang and Aggett, 2005 & Korup, 2005 & karslan et al, 2005) در حوضه‌های زهکشی

مناطق نیمه‌خشک به علت واکنش‌های زمانی کوتاه‌مدت رودخانه‌ها برای انطباق با شرایط جدید، تغییرات در بستر رودخانه‌ها سریع است. از نظر تغییرات جریان و رسوب رودخانه‌ها، سدها اغلب به عنوان اصلی‌ترین نوع تأثیر انسان بر دستگاه‌های رودخانه‌ای شناخته می‌شود و می‌تواند جریان آب و رسوب‌ها را کاهش دهد که به تغییراتی در مجراهای بالادست و پایین‌دست رودخانه منجر شود (Poepl et al, 2013).

در زمینه تأثیر ساخت سد بر هیدروژئومورفولوژی رودخانه‌ها، پژوهش‌های زیادی در مجامع علمی دنیا انجام شده‌است؛ از جمله پژوهش‌های Sanyal (2017)، Smith and Mohrig (2017)، Cucchiario و همکاران (2018)، Adeogun و همکاران (2018) که همه آنها بر تأثیر سد در مورفولوژی بستر رودخانه تأکید کردند. در ایران نیز مطالعات متعددی در این زمینه انجام شده‌است که از جمله آنها می‌توان به تحقیقات Fasahat و همکاران (2014)، Nayyeri (2015)، Azarang و همکاران (2016)، Sharifi Kia و همکاران (2017)، Azam Tayyebi و همکاران (2017)، Asghari Saraskanrood and Piroozi (2021) اشاره کرد که در آن به تأثیرات سد در مورفولوژی و دبی رودخانه‌ها و به تغییرات کاربری و فرسایش و رسوب در بستر رودخانه پرداخته شده‌است. Esfandiyari و همکاران (2019)، تغییر شاخص‌های هیدرولوژیک جریان تحت تأثیر احداث سد را در رودخانه‌های زرينه‌رود و ساروق‌چای در دوره آماری ۱۳۹۱-۱۳۳۴ بررسی کردند و نتیجه گرفتند که سدهای احمدآباد، گوگردچی، نوروز لو و شهید کاظمی در جریان طبیعی رودخانه‌های زرينه‌رود و ساروق‌چای اثرگذار بوده و به تغییر شاخص‌ها در دوره‌های مورد مطالعه منجر شده‌است. Esfandiyari و همکاران (2019) نیز به بررسی اثرات احداث سد بوکان بر روی شاخص‌های هیدرولوژیک مبتنی بر منحنی تداوم جریان (FDC) در رودخانه زرينه‌رود در دوره‌های قبل از احداث سد (۱۳۵۰-۱۳۳۴) و بعد از احداث آن (۱۳۹۱-۱۳۵۱) پرداختند. ایشان نتیجه گرفتند که دبی اوج جریان رودخانه در دوره بعد از احداث سد، هیجده درصد کاهش و مقدار متوسط دبی در فصل تابستان افزایش یافت.

در زمینه استفاده از مدل GCD¹ در ژئومورفولوژی، Wheaton و همکاران (2009) تغییرات ژئومورفولوژی رودخانه فشی در اسکاتلند را با مدل GCD و روش استنتاج فازی بررسی و تحلیل کردند. سپس میزان تغییرات حجم فرسایش و رسوب پنج کیلومتر از رودخانه را از طریق روش DOD محاسبه کردند و نتیجه گرفتند که رودخانه بازه‌های خاصی گرفتار تغییرات ریختی بوده‌است. Favalli و همکاران (2010) از طریق تصاویر لیدار، تغییرات ناشی از جریان گدازه کوه آتشفشانی آتنا را در طول ۲۴ ساعت شبانه‌روز از طریق مدل GCD رصد و تغییرات حجمی و مساحتی آن را محاسبه کردند. در پژوهشی دیگر، James و همکاران (2012) به آشکارسازی تغییرات گالی‌ها و رودخانه‌ها با استفاده از نقشه‌های تاریخی و تفاوت DEM با مدل GCD پرداختند. در تحقیقی دیگر، Williams (2012) رویکرد تولید DEM و رفع خطاهای آن را از طریق آماری برای تولید DOD مناسب و برآورد میزان تغییرات فرسایش و رسوب را با یک مثال شرح داد و مقایسه اجمالی را بین روش‌های قدیمی برآورد تغییرات حجمی با فناوری جدید به نمایش گذاشت و نتیجه گرفت که اگر DEM‌ها به‌طور اصولی تولید شود، مدل GCD یکی از باصرفه‌ترین و دقیق‌ترین مدل‌های ژئومورفولوژی تلقی خواهد شد. Croke و همکاران (2013) از طریق تصاویر لیدار، تغییرات فاجعه‌بار سیل کوئینزلند استرالیا را از نظر میزان رسوب‌گذاری و فرسایش در سال ۲۰۱۱ از طریق مدل GCD و DOD

¹ Geomorphology Change Detection

محاسبه کردند. توزیع تغییر ارتفاع (ECD^1)، ده متر کاهش ارتفاع را در مساحتی نزدیک به صد کیلومتر مربع در ناحیه سیل‌زده نشان داد. در پژوهش دیگری Cavalli و همکاران (2017)، به ارزیابی فرسایش و رسوب در حوضه‌های کوهستانی (گادریا²، استرم³ و دره ونوستا⁴) واقع در آلپ شرقی ایتالیا را از طریق DOD حاصل از مدل DTM انجام دادند. Kaliraj و همکاران (2017)، به تحلیل تغییرات حجمی در سواحل جنوب غربی کانیا کومری واقع در جنوب کشور هند پرداختند. آنها ابتدا نقشه ژئومورفولوژی منطقه مورد مطالعه را ترسیم کردند. سپس با تولید DEM از تصاویر استر و SRTM از طریق مدل GCD، تغییرات رسوب و فرسایش هر یک از لندفرم‌ها را مشخص کردند. Eltner و همکاران (2018)، فرسایش خاک ناشی از بارش‌های سیل‌آسا در منطقه آندلس اسپانیا بین دو دوره زمانی را از طریق مدل GCD و لیدار بررسی و تحلیل و تغییرات ژئومورفولوژی ناشی از بارش‌ها را محاسبه کردند.

یادگیری ماشینی (ML) تقریباً در هر رشته‌ای برای حل طیف وسیعی از وظایف و مسائل با داده‌های ساختاریافته و بدون ساختار از جمله رگرسیون، خوشه‌بندی، طبقه‌بندی و پیش‌بینی به روشی پر کاربرد تبدیل شده است. یادگیری ماشینی به‌عنوان یک ابزار قدرتمند و مؤثر در زمینه‌های مختلف رشته‌ای و حوزه‌های کاربردی که از جنبه‌های فضایی ضروری است؛ از جمله طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین (Zhang et al, 2018)، شناسایی مقطعی (Law et al, 2020) رشد شهری (Guan et al, 2005)، مدیریت حوادث (Reschet et al, 2018)، کشاورزی و پیش‌بینی عملکرد محصول (Masjedi and Crawford, 2020)، ظهور و گسترش بیماری‌های عفونی (Adhikari et al, 2019)، طبقه‌بندی ابر نقاط (Zhao et al, 2018)، تعامل فضایی (Yan and Thill, 2009)، درون‌یابی فضایی (Rigol et al, 2001)، پیش‌بینی مکانی (Deng et al, 2017 & Wu et al, 2021) و غیره را می‌توان نام برد. در ژئومورفولوژی نیز در زمینه‌های مختلف از این ابزار به‌طور گسترده در زمینه‌های مدیریت محیط و مخاطرات طبیعی استفاده می‌شود؛ از جمله Sattari and Safdari (2016)، مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه را با استفاده از مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان انجام دادند. Huang و همکاران (2021)، تأثیر سد سه دره چین را بر سطح آب دریاچه پویانگ در مقیاس روزانه بر اساس یادگیری ماشینی بررسی کردند. آنها نتیجه گرفتند که مسدود شدن یا آزاد شدن آب در سه دره در لحظات خاص، به تغییرات بزرگی در سطح دریاچه پویانگ منجر شده است. آن‌ها از بین سه مدل مورد استفاده برای مدل‌سازی، مدل شبکه‌های عصبی پیچشی یا هم‌گشتی (CNN) برای مدل‌سازی مناسب تشخیص داده شد. استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی در جغرافیا و ژئومورفولوژی کم و بیش در سال‌های اخیر در حال گسترش است، ولی برای فرسایش و رسوب ناشی از تأثیرات سد، به‌صورت سری زمانی خیلی کم کار شده است. یادگیری ماشینی به شکل رگرسیونی با داده‌های پیوسته و طبقه‌بندی با داده‌های گسسته بیشتر رایج است. هدف این پژوهش، مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات میزان فرسایش و رسوب در بستر رودخانه سجاسرود از سرشاخه‌های اصلی رودخانه قزل‌اوزن است که با استفاده از مدل GCD و الگوریتم‌های یادگیری ماشینی انجام شده است.

¹ Elevation Change Distribution

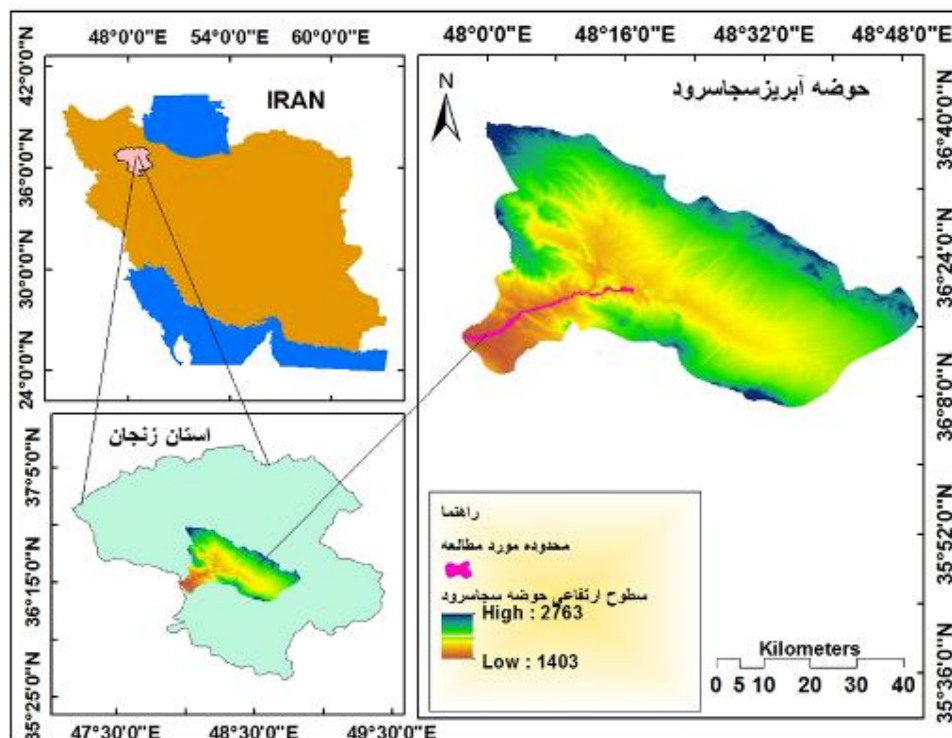
² Gatria

³ Strimm

⁴ Venosta

۲- منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز سجا سرود در شمال غرب ایران و جنوب استان زنجان، بین عرض‌های ۳۶ درجه و ۷ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۳۰ دقیقه شمالی، طول‌های جغرافیایی ۴۸ درجه و ۱۶ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۵۰ دقیقه شرقی قرار دارد (شکل ۱). بر اساس مطالعات انجام‌شده، این حوضه حدود ۲۴۹۴ کیلومترمربع وسعت دارد که ۱۲۹۸ کیلومترمربع آن را نهشته‌های آبرفتی و بقیه را ارتفاعات تشکیل داده‌اند. دشت‌ها در این حوضه آبریز به صورت تپه‌ماهوری، دره‌ای و ناهموار است که توسط ارتفاع‌های بلند یا نهشته‌های پلیوپلئوستوسن کم ارتفاع از هم جدا می‌شوند. رودخانه سجا سرود از سمت شرق و از دشت مزیدآباد سرچشمه می‌گیرد و با روند شرقی — غربی پس از عبور از شهر سجا در پایاب روستای ینگگی کند، به رودخانه قزل‌اوزن می‌ریزد. این محدوده با ارتفاع متوسط ۱۶۵۰ متر، از غرب به کوه‌های ماه‌نشان، از شمال به کوه‌های سلطانیه و از جنوب به کوه‌های قیدار محدود می‌شود. پست‌ترین نقطه با ارتفاع ۱۴۰۳ متر، در محل برخورد سجا سرود به رودخانه قزل‌اوزن و مرتفع‌ترین نقطه به ارتفاع ۲۶۰۰ متر، در جنوب منطقه قرار دارد. میانگین درجه حرارت سالانه در ایستگاه باران‌سنجی حلب (شکل ۱) واقع در جنوب غربی حوضه آبریز سجا سرود، ۱۱/۵ درجه سانتی‌گراد (برای دوره آماری نوزده ساله) است. متوسط بارندگی سالیانه در این ایستگاه نیز ۳۹۰/۹۲ میلی‌متر است. بیشترین بارش در فروردین ماه با میزان ۶۷/۶ و کمترین میزان آن در شهریور به میزان ۲/۱ میلی‌متر رخ داده است. نوع اقلیم حوضه آبریز بر اساس مدل دمارتن، نیمه‌خشک و آمبرژه نیمه‌خشک سرد است (Rezaei Moghadam et al, 2017).



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

۳- مواد و روش

روش تحقیق در این پژوهش از نظر هدف، کاربردی و از نظر ماهیت، پیمایشی و تحلیلی است. برای اجرای مدل GCD، مراحل کلی زیر (شکل ۲) به ترتیب انجام شد. در ادامه هم صحت‌سنجی این مدل و توان بسیار بالای مدل‌های یادگیری ماشین به روش رگرسیونی صورت گرفت؛ بدین صورت که با استفاده از مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و دخالت دادن نقشه‌های ژئومورفومتری و سایر لایه‌های مؤثر، نقشه‌های فرسایش و رسوب بستر رودخانه قبل و بعد از ساخت سد ترسیم شد.



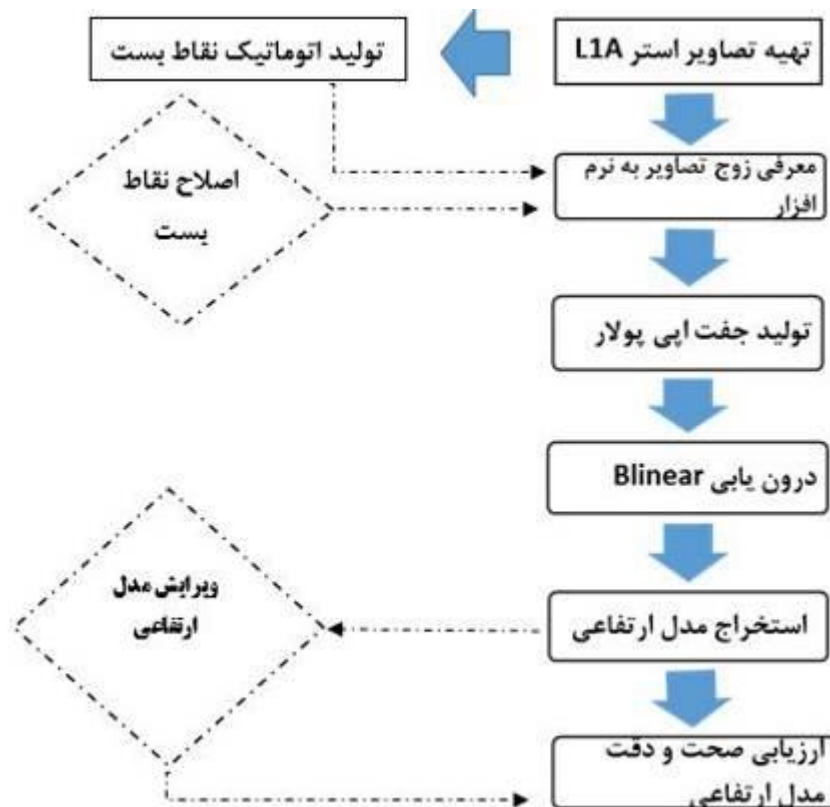
شکل ۲: فلوچارت مراحل کلی اجرای تحقیق

برای تهیه DEM موردنیاز برای اجرای مدل GCD، از تصاویر باندهای مادون قرمز نزدیک زوج استریو 3N، 3B سری L1A و L1B استر با مشخصات و تاریخ‌های اشاره شده در جدول ۱ استفاده شد.

جدول ۱: مشخصات زوج تصویر در نظر گرفته شده برای استخراج مدل رقومی ارتفاع

تاریخ اخذ تصویر	قدرت تفکیک (متر)	بیضوی مبنا	سیستم تصویر	محدوده طیفی
۱۳۸۲/۰۶/۲۷	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3N(0.78–0.86 μm)
۱۳۸۲/۰۶/۲۷	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3B(0.78–0.86 μm)
۱۳۸۶/۰۴/۱۳	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3N(0.78–0.86 μm)
۱۳۸۶/۰۴/۱۳	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3B(0.78–0.86 μm)
۱۳۹۲/۰۵/۰۵	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3N(0.78–0.86 μm)
۱۳۹۲/۰۵/۰۵	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3B(0.78–0.86 μm)
۱۳۹۸/۰۵/۳۱	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3N(0.78–0.86 μm)
۱۳۹۸/۰۵/۳۱	۱۵	WGS84	UTM, Zone north, ۳۹	3B(0.78–0.86 μm)

پردازش‌های موردنیاز به ترتیب (شکل ۳) برای تولید مدل رقومی ارتفاع در محیط نرم‌افزار ENVI 5.3 انجام شد؛ برای این منظور، از تکنیک‌های خودکار انطباق تصویر — که به‌طور معمول شامل جمع‌آوری نقاط کنترل زمینی^۱ و تعیین ارزش پارالاکس برای هر پیکسل با کل تصویر است — استفاده شد. از دو روش برای انطباق تصاویر زوج استریو استفاده می‌شود که در روش اول با استفاده از نقاط کنترل زمینی، بین دو تصویر چپ (3B) و راست (3N) انطباق صورت می‌گیرد. خروجی نهایی مدل رقومی ارتفاع نیز مطلق خواهد بود و تمام نقاط به یک نقطه مرجع زمینی ارجاع داده می‌شود. در این روش، نقاط کنترل زمینی توسط کاربر با استفاده از نقشه‌های توپوگرافی یا موقعیت‌یاب زمینی تهیه می‌شود. در روش دوم اگر انطباق بین دو تصویر تنها با استفاده از نقاط بست^۲ صورت گرفته باشد، خروجی به‌صورت مدل رقومی ارتفاع نسبی خواهد بود و نقاط به کم ارتفاع‌ترین نقطه موجود در تصویر ارجاع داده می‌شود. مدل رقومی ارتفاع بر اساس اصول فتوگرامتری هم خطی استخراج می‌شود. در ابتدا، زوج تصویر در یک نقطه مشترک منطبق می‌شود که این عمل توسط نقاط کنترل زمینی با نقاط بست صورت می‌گیرد. فرض بر این است که هر گونه اختلاف موقعیتی در امتداد مسیر حرکت ماهواره به علت پارالاکس است. اختلاف پارالاکس اندازه‌گیری شده همراه با اطلاعات مداری ماهواره موقعیت مداری و ارتفاع مداری، به ارتفاع مطلق یا نسبی تبدیل می‌شود. در این تحقیق از روش دوم — که در آن نقاط بست دو تصویر به‌صورت اتوماتیک بر هم منطبق می‌شود — استفاده شد. مراحل تولید اتوماتیک DEM، به ترتیب طبق (شکل ۳) در محیط نرم‌افزار Envi 5.3 در چندین گام انجام شد.

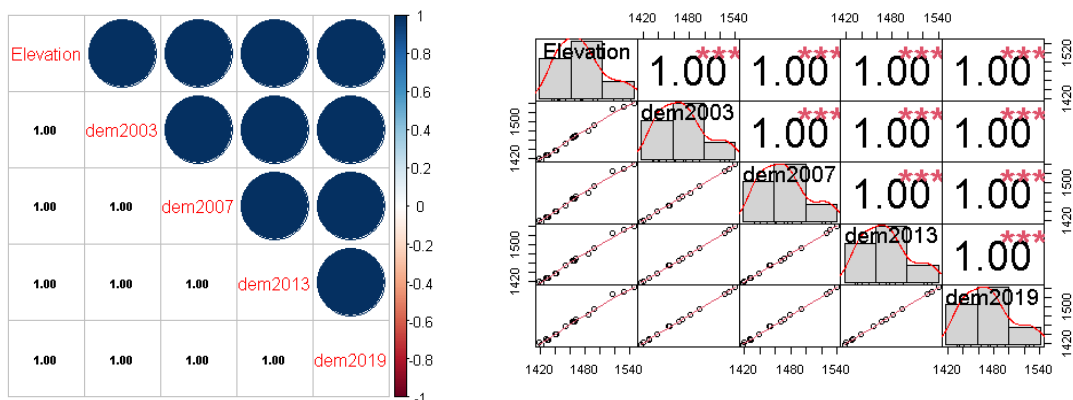


شکل ۳: فلوجارت تولید DEM از تصاویر زوج استریو ماهواره استر در نرم‌افزار انوی

¹ Ground Control Point

² Tie Point

DEM های تولیدشده برای سال‌های قبل و بعد ساخت سد، خطاهای جزئی هندسی و ارتفاعی دارد که باید قبل از تولید DOD اصلاح شود. مرحله اول اصلاح، در زمان تولید DEM در نرم‌افزار ENVI انجام شد. در مرحله دوم، در نرم‌افزار ARCGIS و از طریق روش‌های درون‌یابی به حذف خطاهای ارتفاعی پرداخته شد و مرحله سوم در پردازش نهایی DEM ها توسط الحاقیه GCD انجام شد. برای اطمینان از دقت مدل‌های رقومی چند زبلنه از طریق زبان برنامه‌نویسی R، میزان همبستگی بین داده‌های GPS با DEM های چند زمانه (شکل ۴) و کتابخانه Metrics میزان خطای آنها محاسبه شد. برای محاسبه میزان خطاها و همبستگی داده‌های مدل ابتدا از طریق بازدید میدانی و با استفاده از دستگاه GPS، پنجاه نقطه از کل مسیر بستر رودخانه (شکل ۵) به عنوان نقاط ارتفاعی ثبت شد. ارزش پیکسلی DEM های چهارگانه نیز با استفاده از نقاط ارتفاعی حاصل از دستگاه GPS استخراج شد. پس از تولید فایل اکسل جدول اطلاعاتی در ARCGIS، این جدول به محیط زبان برنامه‌نویسی R وارد و خطاهای موردنیاز برای بررسی میزان همبستگی، صحت و دقت DEM ها شامل انحراف مطلق میانگین (MAD)، مجذور خطای میانگین (MSE)، مجذور خطای ریشه دوم میانگین (RMSE) و درصد خطای مطلق میانگین (MAPE) با استفاده از کتابخانه METRICE جدول ۲ محاسبه شد. داده‌های مربوط به همبستگی‌ها (شکل ۴ و جدول ۲) نشان داد که دقت و صحت DEM های تولیدشده برای اجرای مدل GCD، اعتبار قابل‌قبولی دارد.



شکل ۴: همبستگی بین داده‌های ارتفاعی دستگاه GPS و مدل‌های رقومی ارتفاعی چند زمانه



شکل ۵: برداشت نقاط ارتفاعی بستر رودخانه با دستگاه GPS

جدول ۲: سنجش میزان دقت مدل‌های رقمی ارتفاعی چهارگانه ماهواره‌ای استر

DEM سال	DEM2003	DEM2007	DEM2013	DEM2019
MAD ¹	۰/۸۵	۱/۰۶	۱/۰۵	۱/۰۹
MSE ²	۱/۳۴	۱/۹۳	۱/۸۶	۱/۸۹
RMSE ³	۱/۱۶	۱/۳۹	۱/۳۶	۱/۳۷
MAPE ⁴	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۶۵	۰/۰۰۰۶۴	۰/۰۰۰۶۶

در سال‌های اخیر در کشور ما برای ارزیابی تغییرات ناشی از احداث سد در پایین‌دست رودخانه، بیشتر از روش‌های مورفومتری استفاده شده است. روش GCD بر پایه محاسبات آماری و مدل‌سازی بر اساس استنتاج فازی، ضمن حذف و کاهش خطاهای DEM های سری زمانی اختلاف سطح بین آنها را محاسبه می‌کند و فقدان قطعیت‌ها را کاهش می‌دهد.

¹ Mean-Absolute Deviation

² Mean Squared Error

³ Root Mean Squared Error

⁴ Mean Absolute Percent Error

¹DOD حاصل تفاضل دو یا چند DEM تهیه‌شده از تصاویر ماهواره‌ای، پهپاد، لایدار، پردازش‌های زمینی از طریق GPS و سایر روش‌هاست که دید ترکیبی را به وجود می‌آورد. رویکرد DOD، نقشه رقوم ارتفاعی زمان اول (شکل ۶) را از نقشه رقوم ارتفاعی زمان بعدی کم می‌کند (Wheaton et al, 2009). در مدل GCD به تغییرات حجمی بیشتر توجه می‌شود که در آن دو DEM — که یک مختصات هندسی مشابه دارند — از یکدیگر تفریق می‌شوند تا موزاییکی از تغییرات ژئومورفولوژیکی را نشان دهند. در نرم‌افزار GCD و اکستنشن (الحاقیه) GIS آن، محاسبات آماری و کارشناسی دقیق به همراه دخالت دادن لایه‌های مؤثر تعیین می‌شود و تعریف آستانه‌گذاری توسط کاربر خطاهای محاسباتی به حداقل می‌رسد؛ بنابراین، روشی بسیار مناسب برای ارزیابی تغییرات لندفرم‌های ژئومورفولوژی است.

$$\delta E = Z_2 - Z_1 \quad \text{رابطه ۱}$$

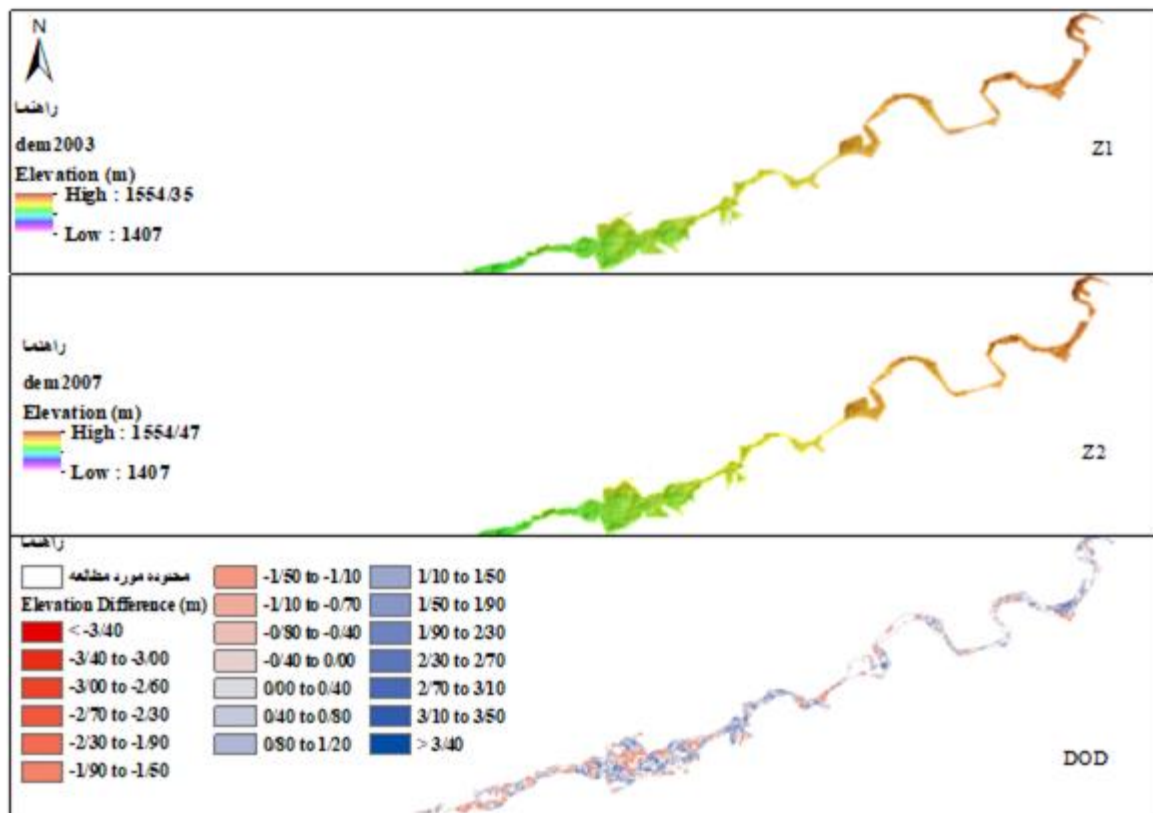
که در آن، δE تغییرات ارتفاعی را نشان می‌دهد، Z_2 مدل رقوم ارتفاعی جدید و Z_1 مدل رقوم ارتفاعی قدیمی است. مجموع تغییر کل در DOD (δE)، کل تغییرات حجمی بین دو دوره را نشان می‌دهد. مقادیر منفی و مثبت روی یک نقشه DOD (شکل ۶) به ترتیب فرسایش و رسوب را نشان می‌دهد. کاربرد معادله ۱ فرض می‌کند که هر دو DEM نماینده واقعی اشکال ژئومورفولوژی است (Williams, 2012)، ولی همیشه رابطه ۱ نمی‌تواند بدون خطا باشد. این مشکل زمانی که به صورت میدانی و آزمایشگاهی صحت‌سنجی شود، احتمالاً حاوی مؤلفه‌های خطای عمودی رابطه ۲ خواهد بود (Wheaton et al, 2009).

$$Z_{\text{Actual}} = Z_{\text{DEM}} \pm \delta z \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن Z_{Actual} مقدار ارتفاع حقیقی است؛ بنابراین، لازم است آنالیز خطا صورت گیرد تا این اطمینان ایجاد شود که یک DOD قابل‌اعتماد است (Williams, 2012)، ولی در مدل‌های رقوم ارتفاعی چند زمانه تاریخی در مدل GCD، چندین روش برای کاهش خطاهای DOD از جمله حداقل سطح تشخیص، خطاهای انتشاریافته، تعیین آستانه احتمالی و استنتاج فازی در نظر گرفته شده است که در این پژوهش از روش مدل خطاهای انتشاریافته^۲ استفاده شد. روش خطاهای انتشاریافته همانند مدل حداقل سطح تشخیص است؛ با این تفاوت که نقشه‌های خطاهای DEM ها را نیز در برآورد میزان تغییرات حجم رسوب و فرسایش دخالت می‌دهد. این امر به کاهش میزان فقدان قطعیت در مدل‌های رقوم و افزایش صحت و دقت مدل GCD منجر می‌شود. در ضمن این روش، نقشه GCD را بدون آستانه‌گذاری محاسبه می‌کند؛ بنابراین، برای مدل‌سازی یادگیری ماشین از خروجی این مدل استفاده شد.

¹ Dem of Difference

² Propagated Errors



شکل ۶ یک نمونه DOD حاصل از اجرای مدل GCD بر اساس روش حداقل سطح تشخیص برای مدل‌های رقومی ارتفاعی ۲۰۰۳-۲۰۰۷

برای کمی‌سازی خطا در DEM ها، فرض می‌شود که خطاهای سلول‌های شبکه‌ای از توزیع نرمالی با میانگین صفر تبعیت می‌کند؛ بنابراین، خطای کلی DEM را می‌توان با انحراف استاندارد^۱ بیان کرد. Haas و همکاران (2015) نشان دادند که فقدان قطعیت تکرار شده (δ_{DOD}) در DOD را می‌توان با استفاده از یک تکرار خطای گاوسی^۲ محاسبه کرد:

$$\delta_{DOD} = \sqrt{(\delta z_{NEW})^2 + (\delta z_{OLD})^2} \quad \text{رابطه ۳}$$

که در آن، δz_{new} و δz_{old} به ترتیب خطاهای جداگانه در DEM_{new} و DEM_{old} است. در این فرمول فرض می‌شود که فقدان قطعیت DoD از نظر فضایی یکنواخت است و این فرض برآورد خطای حجم کلی تمام n سلول شبکه‌ای با اندازه سلول C در DoD را ممکن می‌سازد (Xiang et al, 2018).

$$\delta_{DOD} \sqrt{NC^2} \quad \text{رابطه ۴}$$

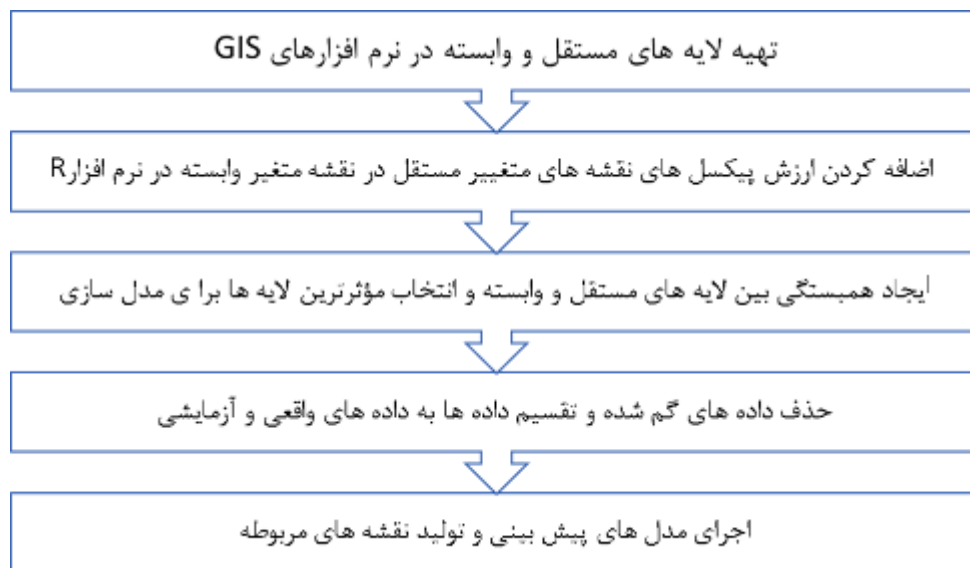
مدل خطاهای انتشاریافته: مدل خطاهای انتشاریافته از طریق رابطه‌های ۳ و ۴ شکل گرفته‌است. این روش در اصل با اضافه کردن نقشه خطای هر DEM در کنار نقشه‌های چند زمانه مدل رقومی ارتفاعی، گامی مؤثر در افزایش دقت

¹ Standard deviation

² Gaussian error propagation

¹DOD تولیدی و کاهش فقدان قطعیت فراهم می‌کند. نقشه‌های خطای چند زمانه هم از طریق الحاقیه GCD و هم از طریق روش درونیابی کریجینگ قلیل تولید است. در این تحقیق از روش کریجینگ در نرم‌افزار ARCGIS برای ایجاد نقشه خطای DEM ها (شکل ۷) استفاده شد. به این دلیل از بین چهار روش مدل GCD، از روش خطاهای انتشار یافته استفاده شد که نقشه‌های خروجی این روش بدون آستانه‌گذاری قابل دستیابی است و نقشه‌ای واحد برای هر سری زمانی حاصل می‌شود و با هدف اصلی این پژوهش — که استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین با دخالت دادن لایه‌های ژئومورفومتری مهم و لایه‌های بارش و رواناب شکل گرفته — کاملاً سازگار است.

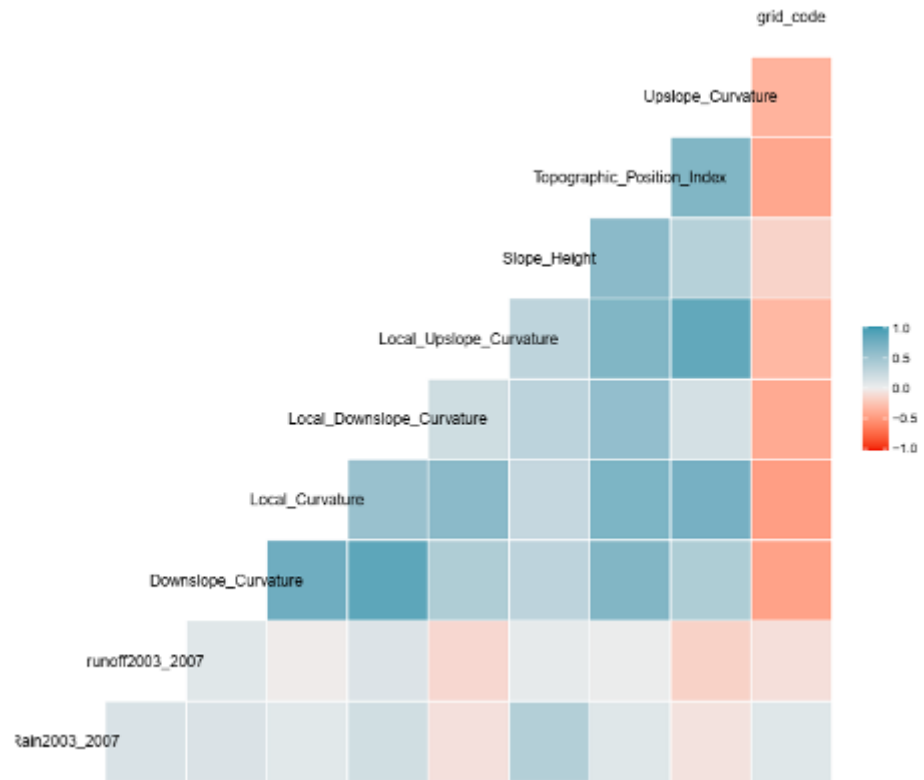
برای تولید نقشه‌های پیش‌بینی و پیاده کردن یادگیری ماشین، از چندین متغیر مستقل و یک متغیر وابسته که همان نقشه GCD مرحله قبلی است، استفاده شد. ابتدا نقشه خطاهای انتشار یافته به لایه و کتوری نقطه‌ای تبدیل شد. نقشه‌های ژئومورفومتری تولید شده در نرم‌افزار SAGA به همراه نقشه‌های رواناب و بارش به عنوان متغیرهای مستقل (جدول ۳)، برای دو دوره قبل و بعد از ساخت سد در ماشین لرنینگ به کار گرفته شد. مراحل اجرای مدل در نرم‌افزار R به ترتیب (شکل ۷) انجام شد.



شکل ۷: فلوچارت مراحل اجرای مدل‌سازی در نرم‌افزارهای GIS و R

همبستگی بین لایه‌های مستقل و وابسته: از بین دهه‌ها نقشه ژئومورفومتری حاصل از مدل‌های رقومی ارتفاعی چند زمانه در نرم‌افزار SAGA و GIS، به علت اینکه از بستر اصلی رودخانه در پردازش‌ها استفاده شده بود، نقشه‌های جدول ۳ بهترین همبستگی (شکل ۸) را با نقاط فرسایش و رسوب حاصل از مدل GCD داشت. بنابراین، نقشه‌های جدول ۳ برای مدل‌سازی رگرسیونی در یادگیری ماشین به کار گرفته شد. بر اساس همبستگی پیرسون (شکل ۸) به جز لایه بارش، بقیه لایه‌های متغیر مستقل با نقاط فرسایش و رسوب (متغیر وابسته) همبستگی نامستقیمی (معکوس) داشت.

¹ - Dem of Difference



شکل ۸: همبستگی پیرسون بین لایه‌های مستقل و وابسته

بر اساس متغیرهای جدول ۳ و مراحل اجرای تحقیق (شکل ۷)، ابتدا داده‌ها در محیط برنامه‌نویسی R به دو گروه داده‌های واقعی هفتاد درصد و آزمایشی سی درصد تقسیم شد. سپس مدل‌سازی با سه روش رگرسیون خطی چندگانه، درخت تصمیم و جنگل تصادفی صورت گرفت. در نهایت ضمن تولید نقشه‌های رستری حاصل از مدل‌های سه گانه برای دوره‌های زمانی قبل و بعد از ساخت سد، میزان ضریب همبستگی و RMSE آنها برای مقایسه نقشه‌ها و سنجش دقت آنها محاسبه شد.

جدول (۳) متغیرهای مستقل و وابسته مورد استفاده مدل یادگیری ماشین

متغیر وابسته	متغیرهای مستقل
	نقشه رواناب
	نقشه بارش
	نقشه شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)
	نقشه انحنای محلی (Local Curvature)
نقاط فرسایش و رسوب حاصل از مدل	نقشه انحنای شیب محلی (Local Downslope Curvature)
GCD بر اساس روش خطاهای انتشار یافته	ارتفاع شیب (Slope Height)
	انحنای شیب کم (Downslope Curvature)
	انحنای شیب بالا (Upslope Curvature)
	انحنای شیب‌های بالا محلی (Local upslope Curvature)

رگرسیون خطی چندگانه: استفاده از روش‌های چند متغیره این امکان را فراهم می‌سازد که به‌صورت هم‌زمان به تحلیل و بررسی چند متغیر هدف موردنظر و ارتباط بین آنها پرداخته شود. برای به دست آوردن نتایج دقیق و مطلوب در این روش‌ها به استفاده از نمونه‌های دقیق و فراوان نیاز است؛ چراکه این روش‌ها حساسیت بالایی در برابر اطلاعات نادرست دارد و ممکن است خطاهای غیرقابل‌قبولی را در نتایج به وجود آورد. بنابراین در روش رگرسیون، رابطه بین متغیرها به‌صورت تابعی از متغیر وابسته است که متغیرهای مستقل را پیش‌بینی می‌کند (Zadmehr and Farrokhian, 2020). حالت کلی رگرسیون خطی چندگانه به‌صورت معادله ۵ است که در آن Y متغیر پیش‌بینی شونده، x_1 تا x_n متغیرهای پیش‌بینی کننده و a و b ضرایب ثابت معادله است.

$$Y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad \text{رابطه ۵}$$

در این پژوهش، Y نقشه نقاط فرسایش و رسوب در بستر رودخانه، x_1 تا x_n نقشه‌های متغیر مستقل (جدول ۳) است که شامل نقشه‌های ژئومورفومتری و نقشه‌های بارش و رواناب در دوره‌های مورد مطالعه می‌باشد.

مدل درخت تصمیم: روش درخت تصمیم، یک مدل تخمینی و ارزیابی و یکی از پرکاربردترین ابزارها و روش‌ها در طبقه‌بندی و خوشه‌بندی داده‌ها در کاربردهای مختلف داده کاوی است (Nourani et al, 2016). درختان تصمیم‌گیری از نسل جدید تکنیک‌های داده کاوی به شمار می‌رود که در دو دهه اخیر توسعه زیادی یافته‌است. از این تکنیک‌ها، هم می‌توان برای کشف و استخراج دانش از یک پایگاه داده و هم برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی استفاده کرد. درختان تصمیم‌گیری به دو نوع درختان طبقه‌بندی شده و رگرسیونی تقسیم می‌شوند؛ به‌طوری که اگر متغیر پاسخ، مقداری گسسته داشته باشد به آن درخت طبقه‌بندی شده می‌گویند و زمانی که درخت مقادیر پیوسته را پیش‌بینی کند نوع رگرسیونی را به آن نسبت می‌دهند (Omidvar et al, 2014). در این پژوهش، از الگوریتم داده کاوی درخت تصمیم رگرسیونی به‌عنوان یکی از انواع درختان تصمیم برای پیش‌بینی میزان فرسایش و رسوب در دوره قبل و بعد از ساخت سد استفاده شده‌است. ساختار این درختان بر سه اصل استوار است:

۱. مجموعه‌ای از سؤالات به شکل $x \leq d$? که در آن X یک متغیر مستقل و d یک مقدار ثابت است و جواب هر سؤال بله یا خیر است.

۲. بهترین معیار شاخه زدن برای انتخاب بهترین متغیر مستقل برای ایجاد شاخه جدید.

۳. ایجاد آمار خلاصه برای گره انتهایی (Breiman et al, 1984)

معیارهای متفاوتی برای ایجاد شاخه و تولید درخت تصمیم وجود دارد، اما از آنجا که در پژوهش حاضر از درخت تصمیم رگرسیونی استفاده شده‌است؛ معیار مورد استفاده در این مدل، انحراف حداقل مربعات (LSD^1) نام دارد که این معیار به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$SS(t) = \sum_{i=1}^{N_t} (y_i(t) - \bar{y}(t))^2 \quad \text{رابطه ۵}$$

¹ Least squares deviation

N_{tt} تعداد رکوردها (داده‌ها) در گره برگ t ، $Y_i(t)$ مقدار خروجی (متغیر هدف در گره برگ)، $\bar{Y}(t)$ میانگین مقادیر متغیر هدف برای همه گره‌ها است، حال متغیر ورودی S زمانی بهترین متغیر برای ایجاد شاخه در گره t است که مقدار $Q(s,t)$ را بیشینه کند.

$$Q(s,t) = ss(t) - ss(tR) - SS(tL) \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن، $ss(tR)$ و $SS(tL)$ به ترتیب میزان $ss(t)$ در شاخه سمت راست و سمت چپ گره t است (Mozaffari et al, 2016).

برای اجرای مدل رگرسیونی درخت تصمیم بعد از تقسیم داده به دو گروه واقعی و آزمایشی، مدل روی داده‌های واقعی آموزش داده شد و برای اعتبارسنجی نیز از داده‌های آزمایشی استفاده شد.

مدل جنگل تصادفی (RF^1): مدل RF یک تکنیک یادگیرنده فعال است که توسط Breiman (2001) ارائه شده است. این مدل RF توسعه یافته از مدل طبقه‌بندی و رگرسیون درختی $CART$ است. روش $CART$ روشی است که داده‌ها را به طور تکراری برای به دست آوردن ارتباط بین متغیر پاسخ و متغیرهای مستقل و اجرای تخمین جداسازی می‌کند. $CART$ یک درخت تصمیم دودویی است که گوناگونی را به عنوان معیار انشعاب قرار می‌دهد و برای این کار از معیار شاخص جینی یا شاخص آنتروپی استفاده می‌کند. این روش درخت را با مینیمم‌سازی خطای تخمینی رده‌بندی نادرست هرس می‌کند و برای متغیرهای پیوسته کاربرد دارد. با توجه به اینکه داده‌های این تحقیق از نوع پیوسته بود، از این شیوه درخت تصمیم استفاده شد.

۴- یافته‌ها (نتایج)

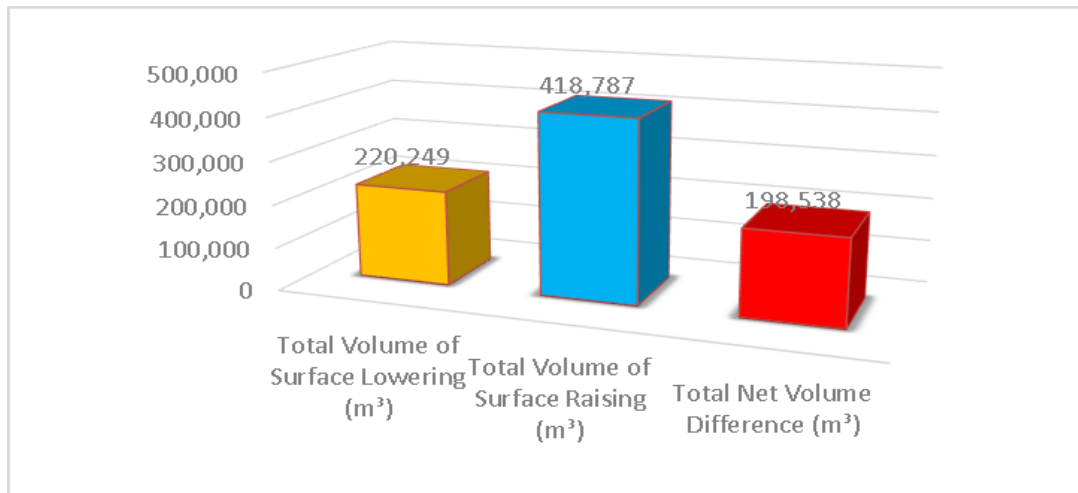
نتایج و یافته‌های مدل GCD با روش خطاهای انتشار یافته در مدل‌های رقومی چند زمانه (PROPAGATED ERRORS)²

در این روش، تعیین حد آستانه دیگر مطرح نیست. خروجی مدل تغییرات ژئومورفولوژی بستر رودخانه در روش خطای انتشار یافته^۳ در (شکل ۹) نشان می‌دهد که بین سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۰۷ که مرحله قبل از ساخت سد است، میزان رسوب‌گذاری در بستر رودخانه تقریباً دو برابر فرسایش بود که با خروجی میزان رواناب (شکل ۱۰) انطباق کامل داشت. این روند (شکل ۱۱) بعد از احداث و بهره‌برداری از سد گلابر یعنی بین سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹، میزان فرسایش به شکل تصاعدی کاهش یافت و از حدود ۲۲۰ هزار مترمکعب به ۷۸ هزار مترمکعب رسید که این امر به علت ذخیره آب در پشت سد و کاهش رواناب (اشکال ۱۲ و ۱۳) بود. همان‌طور که شکل ۱۴ نشان می‌دهد با بهره‌برداری از سد، میزان فرسایش و رسوب‌گذاری به صورت کامل روند کاهشی یافت که این امر به کاهش رواناب ناشی از سد در پایین‌دست مربوط می‌شود.

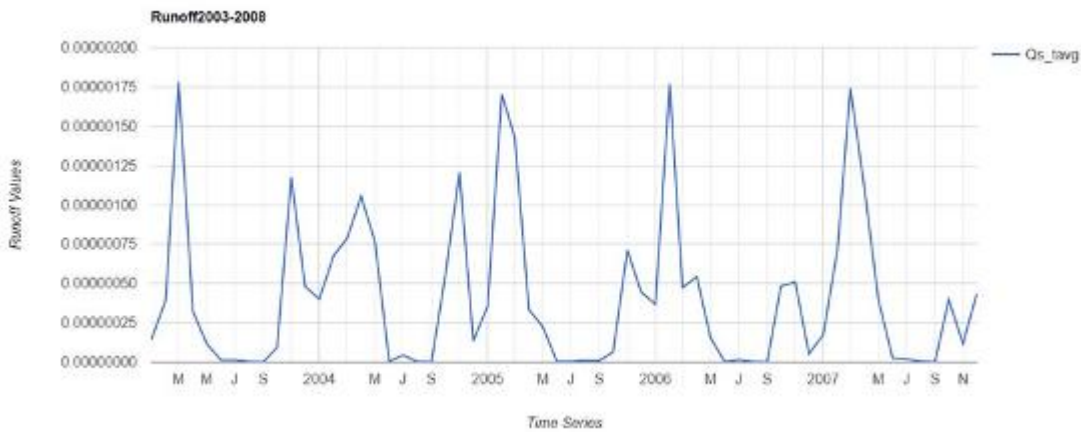
¹ Random forest

² خطاهای منتشر شده (یا انتشار عدم قطعیت) به عنوان اثرات بر روی یک تابع، توسط عدم قطعیت یک متغیر تعریف می‌شود. یک تحلیل آماری، مشتق از محاسباتی است که برای ترکیب عدم قطعیت‌ها از متغیرهای متعدد، به منظور ارائه اندازه‌گیری دقیق عدم قطعیت طراحی شده است.

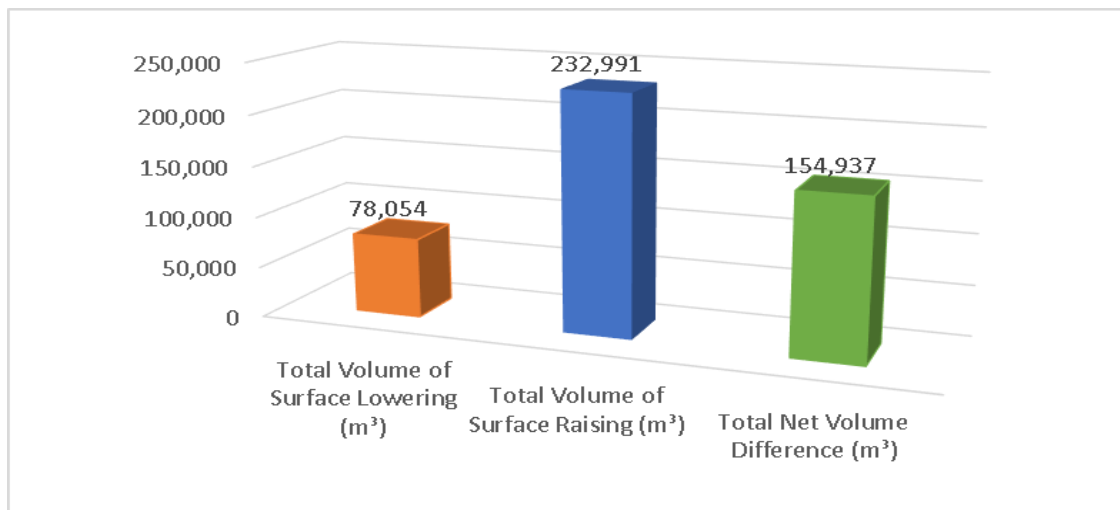
³ Propagated Errors



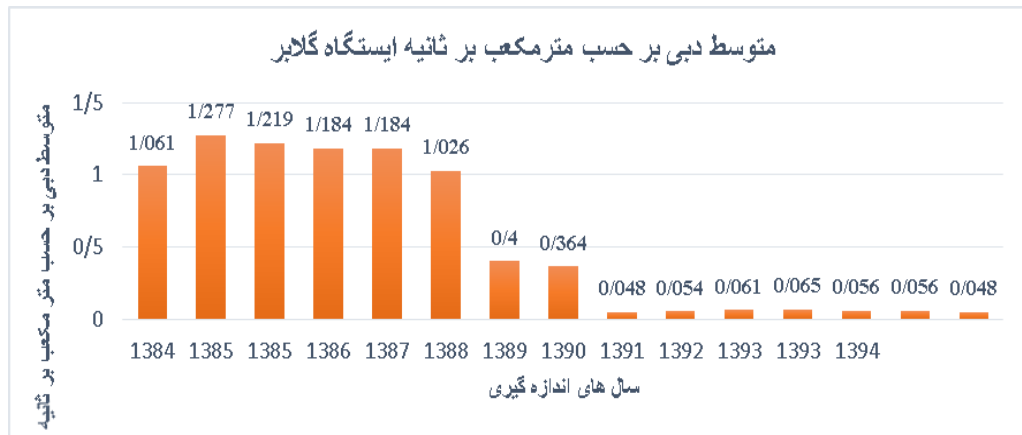
شکل ۹: میزان فرسایش (Lowering) و رسوب (Raising) به مترمکعب در بستر رودخانه با روش خطای انتشار یافته ۲۰۰۳-۲۰۰۷



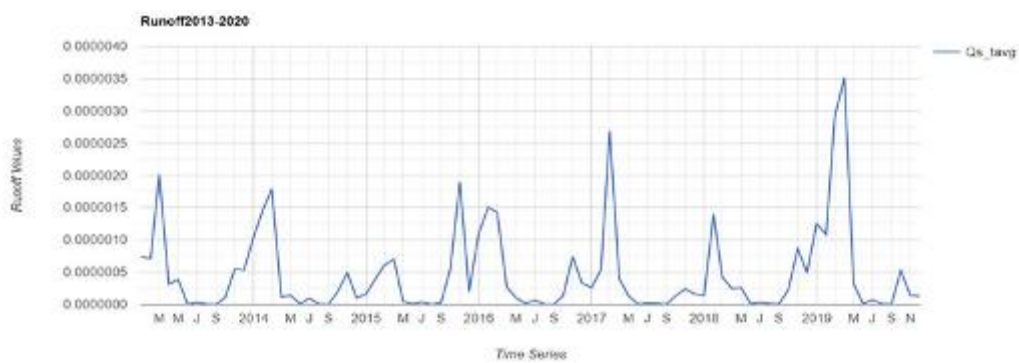
شکل ۱۰: میزان تغییرات رواناب از سال ۲۰۰۳ الی ۲۰۰۷ بر حسب کیلوگرم بر مترمربع در ثانیه (منبع: سامانه گوگل ارث انجین)



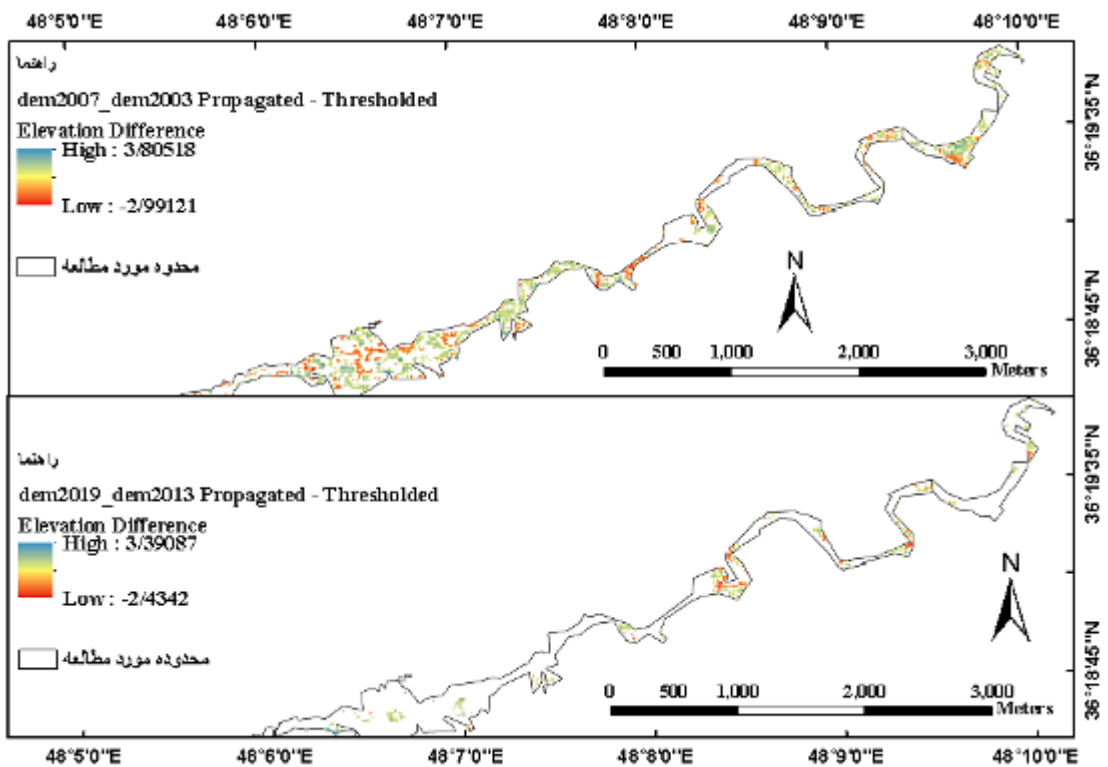
شکل ۱۱: میزان فرسایش و رسوب به مترمکعب در بستر رودخانه با روش خطای انتشار یافته ۲۰۰۳-۲۰۰۹



شکل ۱۲: متوسط دبی رودخانه سجا سرود در پایین دست سد گلابر بین سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۳۹۶ (منبع: سازمان آب منطقه‌ای زنجان)



شکل ۱۳: میزان رواناب از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ بر حسب کیلوگرم بر مترمربع در ثانیه (منبع: سامانه گوگل ارت انجین)



شکل ۱۴: نقشه‌های تشخیص تغییر با مدل خطای انتشار یافته (PROPAGATED ERROR) برای سری‌های زمانی چهارگانه

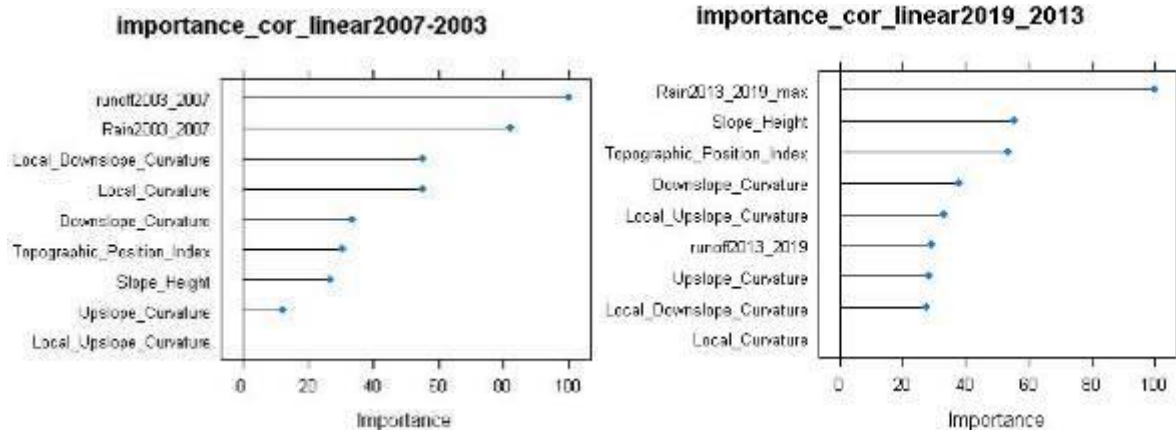
یافته‌ها (نتایج) مدل‌سازی به روش یادگیری ماشین: با توجه به اینکه از داده‌های پیوسته میزان فرسایش و رسوب حاصل از مدل GCD برای روش یادگیری ماشین استفاده شده است، طبیعتاً باید از روش رگرسیونی (پیش‌بینی) برای خروجی مدل‌های یادگیری ماشین استفاده کرد. سه مرحله برای رسیدن به نتیجه یادگیری ماشین طی شد؛ ابتدا مدل‌ها در نرم‌افزار R یک‌به‌یک اجرا و با سی درصد داده‌های آزمایش ارزیابی شد و در نهایت، نقشه‌های مدل‌ها و ضریب همبستگی و خطای Rmse آنها محاسبه شد.

نتایج مدل رگرسیون خطی چندگانه: بعد از اینکه با توجه به اشکال ۸ و ۹، همبستگی بین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و متغیر وابسته مشخص شد، رگرسیون چند متغیره خطی بین این داده‌ها برای هر دو دوره زمانی قبل و بعد از ساخت سد محاسبه شد. ابتدا از طریق توابع خاص در نرم‌افزار R، لایه‌های مهم (شکل ۱۵) به ترتیب اهمیت برای مدل‌سازی مشخص شد. سپس مدل رگرسیونی خطی چندگانه از طریق کد نویسی در R پیاده شد. همان‌طور که در جدول ۴ ملاحظه می‌شود، در سری زمانی اول (۲۰۰۳-۲۰۰۷) هم عرض از مبدأ و هم متغیرهای پیش‌بینی‌به‌جز چند مورد بر مدل تأثیر معنی‌داری داشت و مقدار P-Value آنها کمتر از ۰/۰۵ بود؛ به عبارت دیگر، فرض صفر مبنی بر اینکه عرض از مبدأ و ضریب رگرسیون مساوی با صفر است، رد می‌شود. آماره f با ۵۹/۳ درجه آزادی و مقدار p کلی کمتر از ۰/۰۵ این فرض را که کلیه ضرایب رگرسیون مساوی صفر است، رد می‌کند. با وجود اینکه ضرایب خط رگرسیون معنی‌دار است، ولی مدل رگرسیون به دست آمده قدرت پیش‌بینی متوسطی را نشان می‌دهد. ضریب تعیین و ضریب تعدیل شده به ترتیب با ۰/۲۸ و ۰/۲۷۷۹ به دست آمد که حدوداً ۲۸ درصد واریانس متغیر پاسخ را که نقاط فرسایش و رسوب است، توصیف می‌کند. این نتایج نشان می‌دهد که مدل رگرسیون خطی چندگانه با توجه به غیرخطی بودن متغیرهای مستقل، توانسته است نقاط فرسایش و رسوب را به صورت متوسط پیش‌بینی کند.

در سری زمانی دوم (۲۰۱۳-۲۰۱۹) و در مرحله بعد از ساخت سد مطابق با جدول ۵، متغیرهای عرض از مبدأ، بارش، نقشه انحنا شیب محلی^۱، انحنا شیب‌های بالای محلی^۲ دارای P-Value کمتر از ۰/۰۵، در پیش‌بینی نقشه فرسایش و رسوب مؤثر بودند. بقیه متغیرها به علت کاهش اساسی میزان فرسایش و رسوب ناشی از ساخت سد، در پیش‌بینی مدل کم اثر بودند. در دوره زمانی دوم آماره f با ۳۷/۵۵ درجه آزادی و مقدار $p\text{-value} < 2.2e-16$ این فرض را که تمام ضرایب رگرسیون با صفر مساوی است، رد می‌کند. با وجود اینکه ضرایب خط رگرسیون معنی‌دار است، ولی مدل رگرسیون به دست آمده قدرت پیش‌بینی متوسطی را نشان می‌دهد. ضریب تعیین و ضریب تعدیل شده به ترتیب با ۰/۳۰ و ۰/۲۹ به دست آمد که حدوداً سی درصد واریانس متغیر پاسخ را که نقاط فرسایش و رسوب است، توصیف می‌کند. بنابراین، به علت تأثیر مستقیم سد بر بستر رودخانه و افزایش پوشش گیاهی این بستر، تغییرات کاربری در بستر و اطراف رودخانه تغییرات ژئومورفومتری حاصل از اثرات سدسازی و با توجه به ماهیت مدل‌سازی رگرسیون خطی چندگانه، نقشه‌های تولید شده (شکل ۱۶) دقت بالایی ندارد.

¹ Local Downslope Curvature

² Local upslope Curvature



شکل ۱۵: اولویت‌بندی لایه‌های اثرگذار در مدل‌سازی نقشه فرسایش و رسوب به روش رگرسیون خطی چندگانه

جدول ۴: نتایج مدل برازش شده رگرسیون خطی برای دوره سری زمانی (۲۰۰۳-۲۰۰۷)

p-value	T	انحراف استاندارد	تخمین	متغیرهای مستقل مربوط به سال‌های ۲۰۰۳-۲۰۰۷
۰/۰۰۱	-۴/۴۹۱	۱/۴۸۱	-۶/۶۴۹	عرض از مبدأ
۰/۰۰۱	-۳/۸۳۵	۰/۰۰۰۰۴۲	۰/۰۰۰۰۱۶	نقشه رواناب
۰/۰۰۱	۶/۳۷۱	۰/۰۴۶	۰/۲۹۳	نقشه بارش
۰/۱۲	-۱/۵۶۷	۰/۰۴۵	-۰/۰۷۱	نقشه شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)
۰/۰۰۱	-۴/۸۸۶	۰/۳۶۵	-۱/۷۸۱	نقشه انحنای محلی (Local Curvature)
۰/۰۰۱	-۶/۸۴۷	۰/۴۳۱	-۲/۹۵۲	نقشه انحنای شیب محلی (Local Downslope Curvature)
۰/۶۵	۰/۴۵۲	۰/۰۴۷	۰/۰۲۱	ارتفاع شیب (Slope Height)
۰/۰۳۳	۲/۱۳۸	۰/۶۳۸	۱/۳۶۵	انحنای شیب کم (Downslope Curvature)
۰/۰۰۸	۱/۷۵۴	۰/۶۴۵	-۱/۱۳۱	انحنای شیب بالا (Upslope Curvature)
۰/۳۷	-۰/۸۸۷	۰/۳۵۲	-۰/۳۱۳	انحنای شیب‌های بالا محلی (Local upslope Curvature)

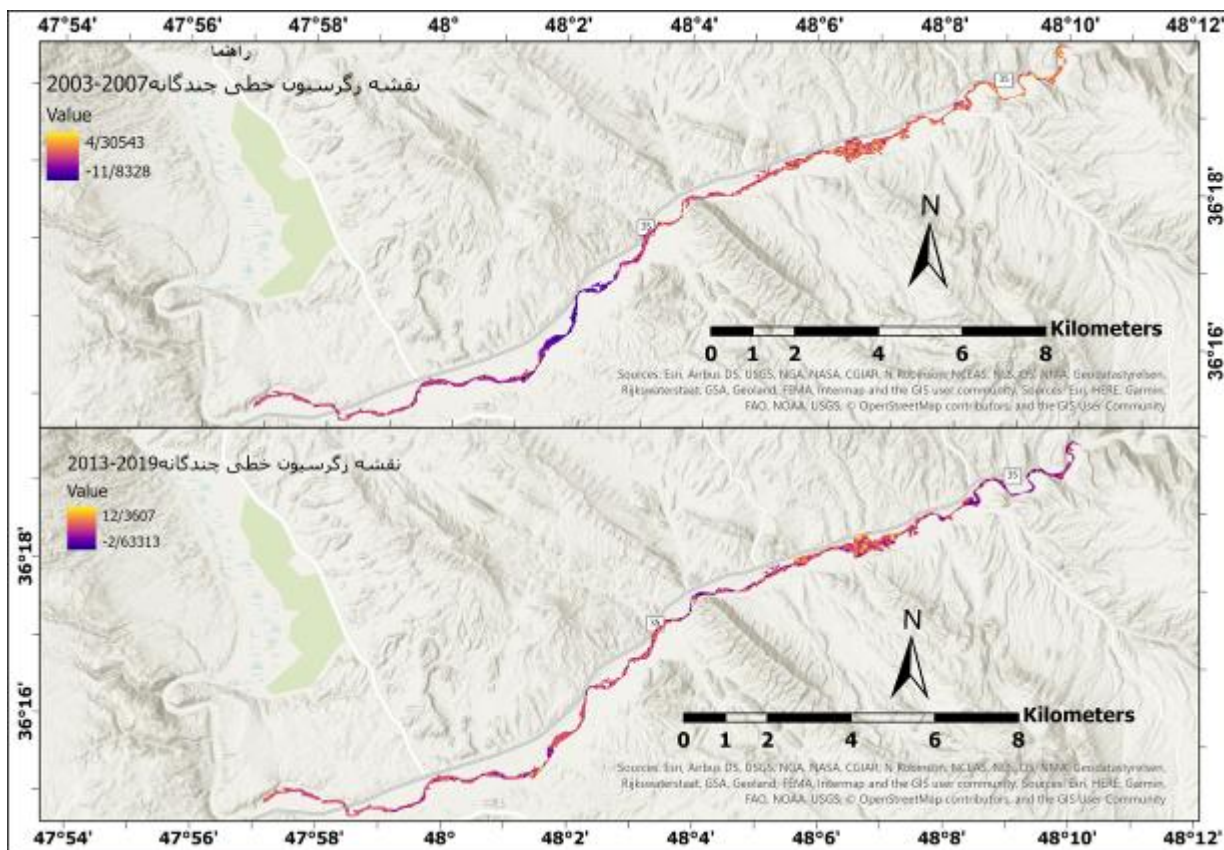
جدول ۵: نتایج مدل برازش شده رگرسیون خطی برای دوره سری زمانی (۲۰۱۳-۲۰۱۹)

p-value	T	انحراف استاندارد	تخمین	متغیرهای مستقل مربوط به سال‌های ۲۰۱۳-۲۰۱۹
۰/۰۰۱	۴/۶۶	۰/۵۴۳	۲/۵۳۲	عرض از مبدأ
۰/۳	۱/۰۳۲	۰/۰۰۰۰۲۵۴	۰/۰۰۰۰۲۶۲	نقشه رواناب
۰/۰۰۴	-۲/۸۸۱	۰/۰۱۹	-۰/۰۵۵	نقشه بارش
۰/۴۴	-۰/۷۷۵	۰/۰۵۲	-۰/۰۴	نقشه شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)
۰/۶۱	۰/۵۰۶	۰/۴۶	۰/۲۳۳	نقشه انحنای محلی (Local Curvature)
۰/۰۰۳	۲/۶۹۶	۰/۵۹	۱/۷۵۲	نقشه انحنای شیب محلی (Local Downslope) Curvature)
۰/۱۵	۱/۴۴۵	۰/۰۵۵	۰/۰۷۹	ارتفاع شیب (Slope Height)
۰/۱۷	۱/۳۷۵	۰/۸۹۲	۱/۲۲۶	انحنای شیب کم (Downslope Curvature)
۰/۳	۱/۰۳۶	۰/۶۵۴	۰/۶۷۷	انحنای شیب بالا (Upslope Curvature)
۰/۰۰۱	۴/۲۰۶	۰/۳۵۳	۱/۴۸۳	انحنای شیب‌های بالا محلی (Local upslope Curvature)

برای بهبود مدل رگرسیون خطی از تابع $\text{Resampling: Bootstrapped}$ استفاده شد. روش بوت استرپ، یک روش نمونه‌گیری مجدد است که برای تخمین آمار بر روی جمعیت با نمونه‌گیری از یک مجموعه داده با جایگزینی استفاده می‌شود. می‌توان از آن برای برآورد آمار خلاصه مانند میانگین یا انحراف استاندارد و غیره نیز استفاده کرد. این روش در یادگیری ماشینی به کار می‌رود تا مهارت مدل‌های یادگیری ماشینی هنگام پیش‌بینی داده‌های موجود در داده‌های آموزشی را بهبود بخشد. با استفاده از این روش میزان R^2 ، $RMSE$ و MAE (جدول ۶) بهبود می‌یابد. مدل رگرسیون خطی در هر دو دوره مورد مطالعه تفاوت معناداری با هم ندارند و قدرت پیش‌بینی متوسطی را از خود نشان می‌دهند. در ادامه، نقشه‌های حاصل از مدل ذکر شده است.

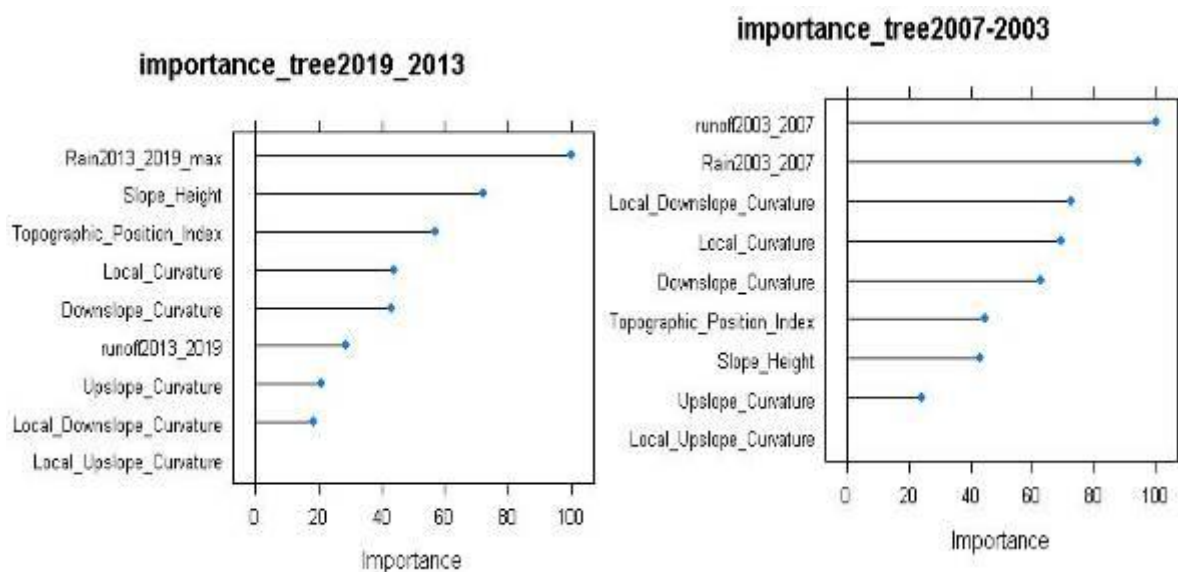
جدول ۶: اعتبارسنجی میزان کارایی و دقت مدل رگرسیون خطی چندگانه در بازه مورد مطالعه

اعتبارسنجی مدل رگرسیون خطی چندگانه سری زمانی ۲۰۱۳-۲۰۱۹		اعتبارسنجی مدل رگرسیون خطی چندگانه سری زمانی ۲۰۰۳-۲۰۰۷	
۰/۴۰	ضریب همبستگی	۰/۵۳	ضریب همبستگی
۰/۴۸	ضریب تعیین (R^2)	۰/۵۱	ضریب تعیین (R^2)
۰/۸۹	RMSE	۰/۹۶	RMSE
۰/۶۳	MAE	۰/۷۲	MAE



شکل ۱۶: نقشه مدل‌سازی رگرسیون خطی چندگانه برای سری زمانی قبل و بعد از ساخت سد

نتایج مدل درخت تصمیم^۱: یادگیری درخت به این شکل است که ابتدا متغیری انتخاب می‌شود که بیشترین تغییر را در آنتروپی ایجاد می‌کند (بیشترین افزایش اطلاعات را دارد) و مجموعه داده بر اساس این متغیر تقسیم می‌شود. سپس همین کار برای هر کدام از زیرمجموعه‌های ایجادشده تکرار می‌شود و تا جایی ادامه می‌یابد که زیرمجموعه‌های به‌دست‌آمده حداقلی از خلوص داشته باشد (شکل ۱۸)؛ بنابراین، ترتیب متغیرها در ساختار یک درخت تصمیم بیانگر میزان اطلاعات نهفته در آنها است (Provost and Fawcett, 2013). درخت تصمیم در مدل‌های مختلفی انجام می‌شود که در این پژوهش از روش CART استفاده شد. به علت تغییرات ژئومورفولوژی حاصل از احداث سد، اولویت متغیرهای پیش‌بین (شکل ۱۷) سری زمانی دوم نسبت به سری زمانی اول تغییر کرده است. برای اعتبارسنجی این مدل از ضریب R2 به همراه خطاهای RMSE و AME استفاده شد. تغییر در ترتیب لایه‌های مؤثر و گره‌های درخت تصمیم با توجه به نتایج مدل GCD کاملاً طبیعی و منطقی است؛ چراکه ساخت سد به‌شدت در میزان فرسایش و رسوب رودخانه در پایین‌دست اثرگذار بوده است. نکته‌ای که قابل تأمل است تأثیر بسیار مؤثر لایه میانگین حداکثر بارش در هر دو بازه مطالعاتی است، ولی لایه رواناب در سری زمانی دوم در اولویت ششم قرار گرفته که کاملاً با خروجی شکل ۱۲ منطبق است و بیانگر کاهش چشمگیر رواناب و میزان فرسایش در رودخانه است. خروجی مدل در قالب نقشه شکل ۱۹ نیز روند اخیر را منعکس می‌سازد. با نگاه عمیق به شکل ۱۹ به‌وضوح می‌توان نتیجه گرفت که در دوره بعد از بهره‌برداری از سد، میزان رسوب‌گذاری افزایش چشمگیری داشته است و در عوض، میزان فرسایش در آبراهه کاهش معناداری را نشان می‌دهد.

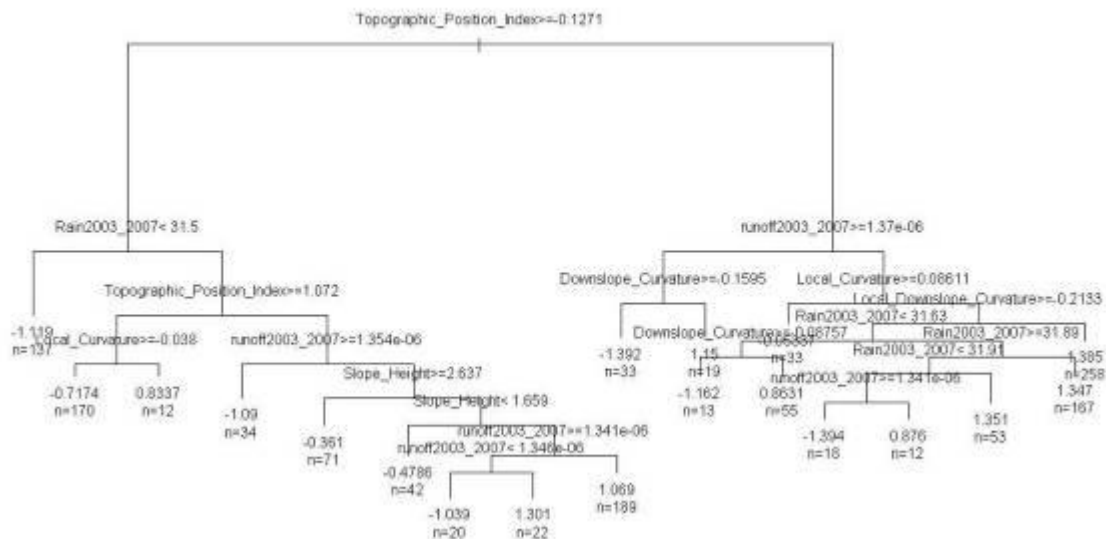


شکل ۱۷: اولویت‌بندی لایه‌های اثرگذار در مدل‌سازی نقشه فرسایش و رسوب به روش درخت تصمیم

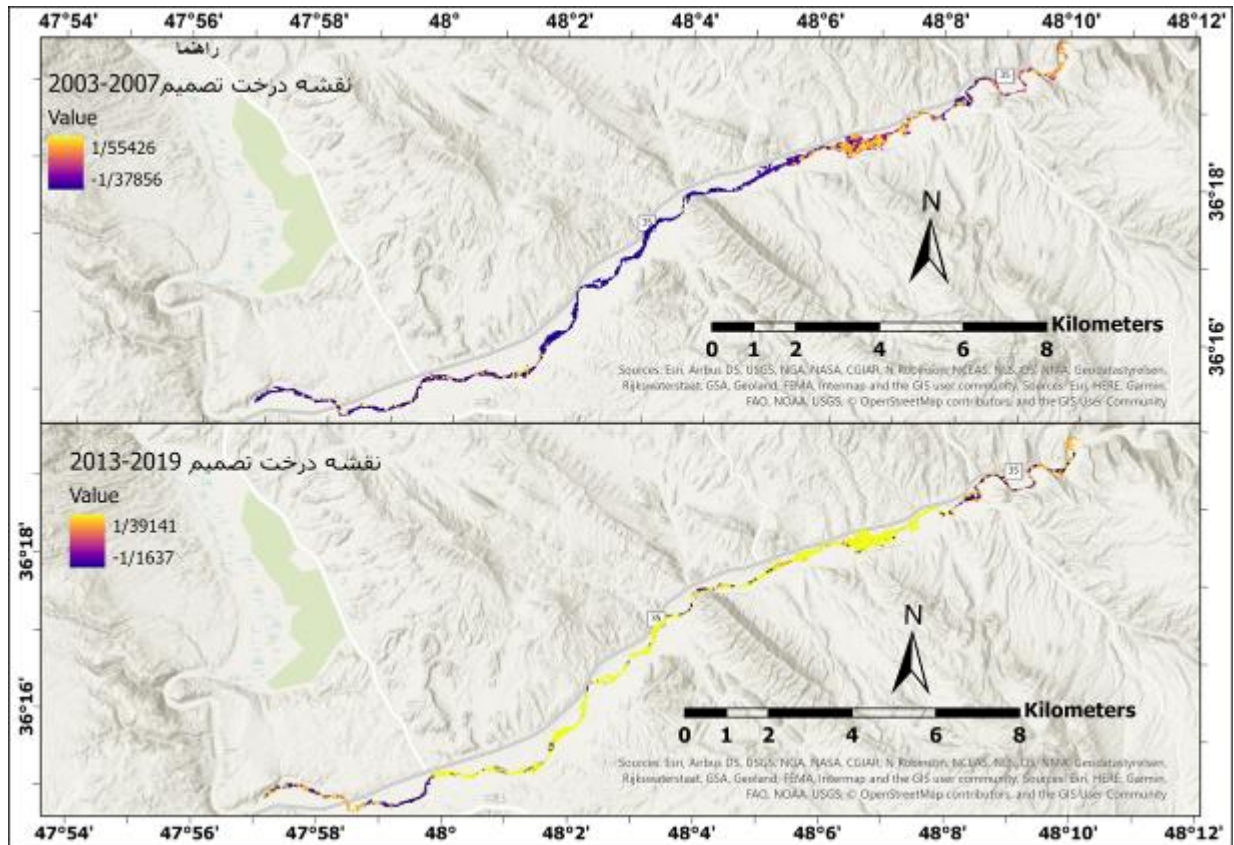
¹ Decision Tree

جدول ۷: اعتبارسنجی میزان کارایی و دقت مدل درخت تصمیم در بازه مورد مطالعه

اعتبارسنجی مدل درخت تصمیم سری زمانی ۲۰۰۳-۲۰۰۷	اعتبارسنجی مدل درخت تصمیم سری زمانی ۲۰۱۹-۲۰۱۳
ضریب همبستگی	۰/۶۰
ضریب تعیین (R2)	۰/۵۱
RMSE	۰/۸۶
MAE	۰/۶۳



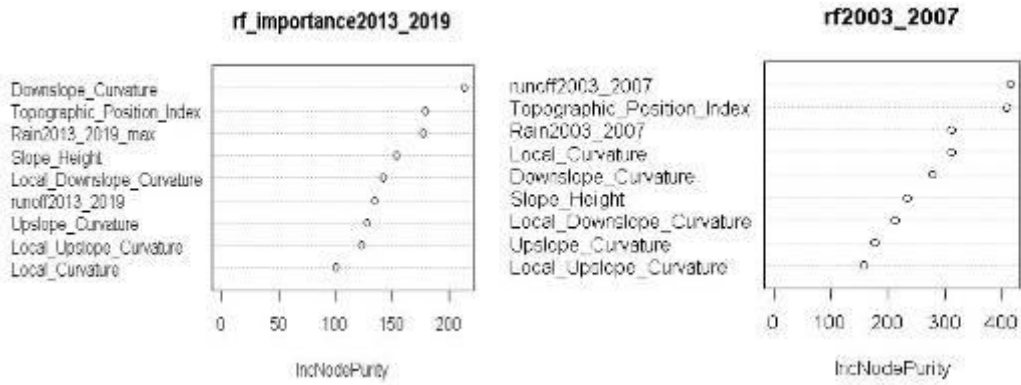
شکل ۱۸: درخت تصمیم ساخته شده به روش CART مربوط به سری زمانی اول



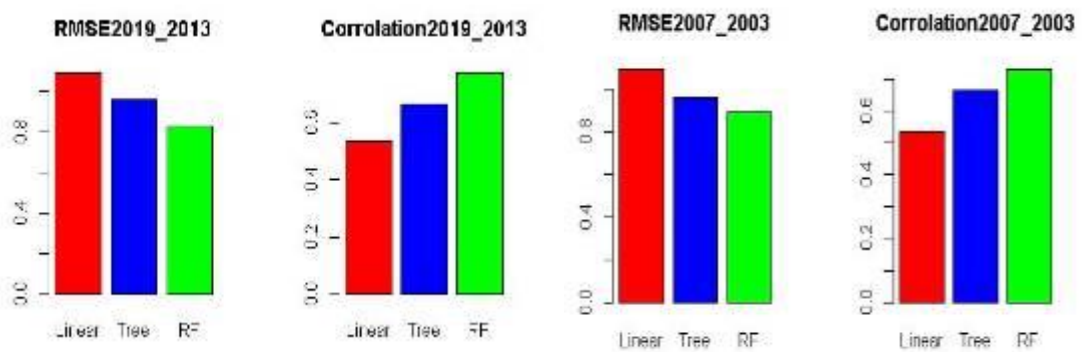
شکل ۱۹: نقشه مدل‌سازی درخت تصمیم برای سری زمانی قبل و بعد از ساخت سد

بر اساس مدل RF و روش شاخص میانگین جینی، مهم‌ترین و مؤثرترین متغیرهای پیش‌بین‌به ترتیب اولویت (شکل ۲۰) مرتب و مدل‌سازی جنگل‌های تصادفی برای دو دوره زمانی قبل و بعد از ساخت سد انجام شد. در دوره قبل از ساخت سد، لایه رواناب سطحی و شاخص TPI در محدوده مورد مطالعه بیشترین وزن و اهمیت را در مدل‌سازی میزان فرسایش و رسوب داشت، ولی در سری زمانی دوم (۲۰۱۳-۲۰۱۹) یعنی بعد از ساخت سد به علت کاهش شدید رواناب در بستر رودخانه، متغیر رواناب در اولویت ششم قرار گرفت و لایه انحنا^۱ شیب‌های کم^۱ جایگاه او را به خود اختصاص داد. در مدل RF در سری زمانی اول، ضریب همبستگی و خطای RMSE به ترتیب ۰/۷۷ و ۰/۸۷ به دست آمد، ولی برای دوره بعد از بهره‌برداری از سد این ارقام به ترتیب ۰/۷۱ و ۰/۸۹ بود. نقشه تولیدی مدل RF (شکل ۲۳) نیز صحت داده‌های شکل ۲۱ را تأیید می‌کند.

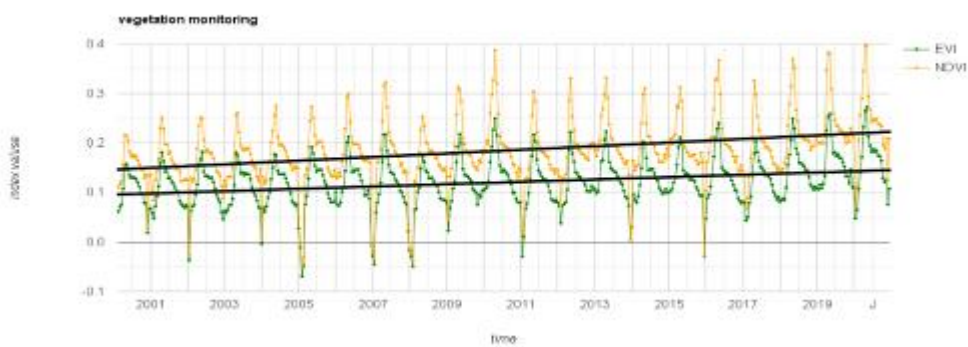
^۱ Downslope Cuvature



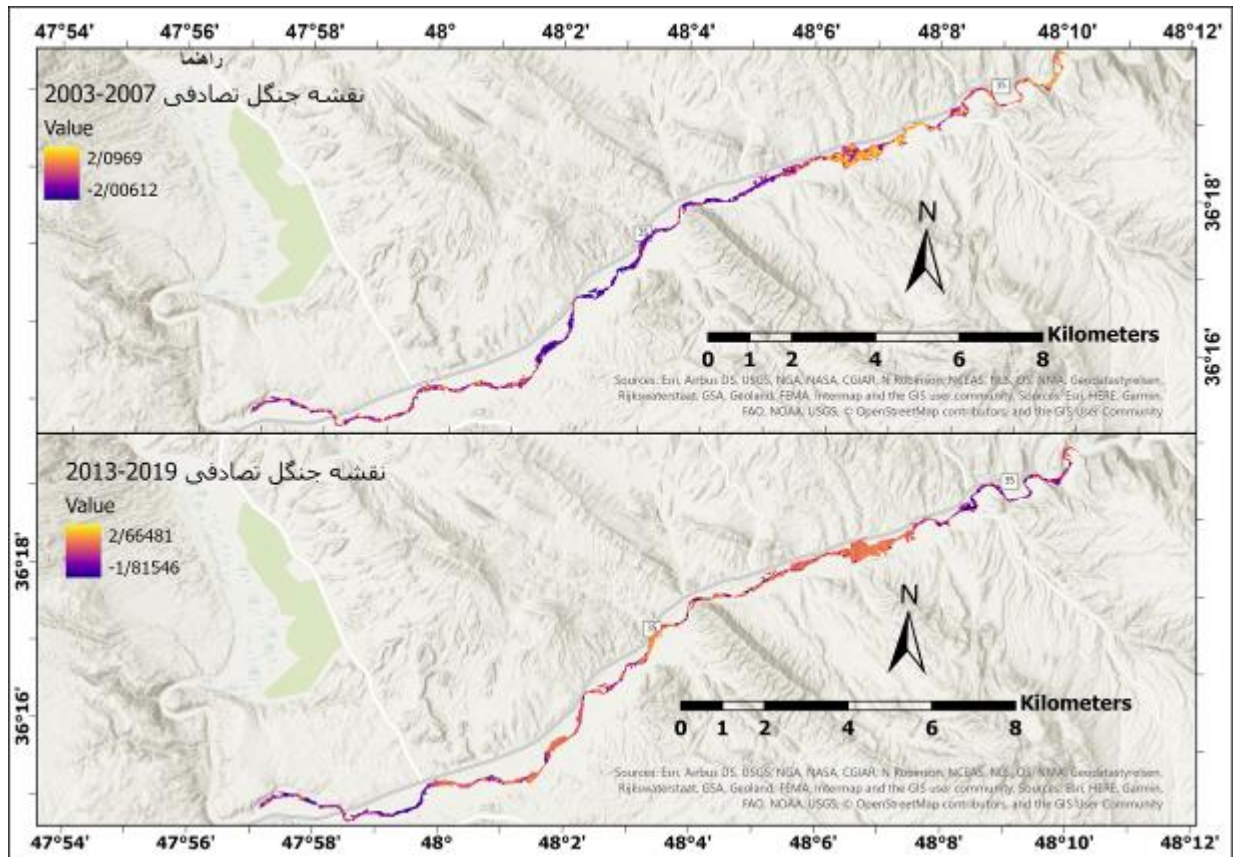
شکل ۲۰: اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر میزان فرسایش و رسوب بستر رودخانه در دوره قبل و بعد از ساخت سد گلابر



شکل ۲۱: میزان خطای RMSE و ضریب همبستگی برای دوره‌های مورد مطالعه قبل و بعد از ساخت سد گلابر



شکل ۲۲: روند تغییرات پوشش گیاهی بستر رودخانه از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۲۰



شکل ۲۳: نقشه مدل‌سازی جنگل تصادفی برای سری زمانی قبل و بعد از ساخت سد

در راستای پاسخ سیستم رودخانه به احداث سد در پایین‌دست در کنار استفاده از روش یادگیری ماشین برگرفته از مدل GCD، از روش‌های کلاسیک مورفومتری رودخانه استفاده شد تا ضمن صحت‌سنجی مدل‌های یادگیری ماشین، تغییرات ژئومورفولوژی رودخانه نیز به‌طور اجمالی تحلیل شود. به علت محدودیت‌ها در این پژوهش، فقط میانگین نتایج حاصل از چندین روش معروف مورفومتری ذکر شد. از برخی پارامترهای مورفومتری مانند تعداد پیچانرود، زاویه مرکزی، شاخص طول رودخانه و شاخص سینوزیته نیز برای بررسی واکنش سیستم رودخانه بعد از بهره‌برداری از سد گلابر استفاده شد. برای این منظور، ابتدا مسیر رودخانه در پایین‌دست سد برای دوره‌های تاریخی ۲۰۰۳ و ۲۰۱۹، از طریق تصاویر ماهواره‌ای لندست استخراج و رقومی‌سازی و به سه بازه مطالعاتی تقسیم شد. برای محاسبه شاخص تعداد پیچانرود و زاویه مرکزی، از نرم‌افزار اتو کد استفاده شد. طبق نتایج حاصل از جدول ۸، هر چند میانگین کلی تعداد پیچانرود بین دو دور زمانی مورد مطالعه تفاوت چندانی نداشت، ولی در بازه اول رودخانه که نزدیک دیواره سد است تعداد پیچانرودها در دوره قبل از ساخت سد (۲۰۰۳) بیش از دوره بعد از ساخت سد (۲۰۱۹) بود. کورنایس در سال ۱۹۸۰ برای بیسان کیفی توسعه و پیشرفت پیچانرودی شدن رودخانه‌های آبرفتی و تمایز آنها از یکدیگر، از معیار زاویه مرکزی استفاده کرد. نتایج محاسبات مربوط به زاویه مرکزی کورنایس نشان داد که در بازه‌های سه‌گانه هر دو دوره مورد مطالعه، الگوی رودخانه‌های شبه‌پیچانرودی بیشترین درصد فراوانی را در پایین‌دست سد گلابر داشت. همچنین این نوع الگوی رودخانه با نوع الگوی سینوسی حاصل از ضریب خمیدگی، همبستگی خوبی را نشان می‌دهد. طبق جدول ۸، میانگین مجموع زاویه مرکزی بازه‌های سه‌گانه در دوره بعد از ساخت سد کاهش معناداری را نسبت به دوره قبل از

ساخت سد نشان داد. میزان تغییرات طول رودخانه (طول کانال) که ناشی از تحولات پیچانرودها از جمله از بین رفتن قوس مئاندرها، مستقیم شدن مسیر جریان به واسطه تغییرات رژیم جریان و فرایندهای فرسایش و رسوب و دخالت‌های انسانی و تغییرات سطح اساس است، محاسبه شد. طول رودخانه بین سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۹ یعنی شانزده سال، حدود چهارصد متر کوتاه‌تر شد که با کاهش تعداد پیچانرودها، بین این دو دوره زمانی همبستگی مستقیمی نشان داد. یکی از دلایل مهم این کاهش طول رودخانه در سری زمانی دوم (۲۰۱۹)، کاهش شدید رواناب ناشی از ساخت سد (شکل ۱۲)، کاهش قدرت فرسایشی رودخانه و مستقیم شدن مسیر جریان است. سینوزیته یا ضریب خمیدگی، پارامتری است که الگوی پیچانرودی (مئاندری) یک رود را نشان می‌دهد و به صورت نسبت طول کانال به طول دره (در یک خط مستقیم) تعریف می‌شود. به طور کلی در سری زمانی دوم (۲۰۱۹)، میزان سینوزیته (ضریب خمیدگی) (جدول ۸) کاهش یافت که با کاهش رواناب رودخانه و افزایش میزان پوشش گیاهی (شکل ۲۲) و تغییرات کاربری زمین در حاشیه رودخانه قابل توجیه است. مطابق با شکل ۱۲، با بهره‌برداری عملی از سد گلابر در سال ۱۳۸۹ دبی رودخانه سجاسرود به شدت کاهش یافت که کاملاً با خروجی مدل ML^۱ و شاخص‌های ژئومورفومتری این پژوهش مانند شاخص پیچانرودی، زاویه مرکزی، ضریب خمیدگی و شاخص طول کانال مطابقت داشت.

جدول ۸: بررسی کلی تغییرات پارامترهای مورفومتری رودخانه سجاسرود در پایین دست سد گلابر

تعداد پیچانرود	زاویه مرکزی	طول کانال	ضریب خمیدگی	
۱۳۰	۱۲۸	۲۶/۲۰۱	۳/۶۳	سال ۲۰۰۳
۱۳۱	۱۱۷/۷۴	۲۵/۷۸	۳/۵۸	سال ۲۰۱۹
۱	-۱۰/۲۶	-۰/۴۲۱	-۰/۰۵	میزان تغییرات

۵- بحث و نتیجه‌گیری

روش‌ها و مدل‌های مختلفی برای برآورد میزان فرسایش و رسوب در رودخانه‌ها ارائه شده است. در سال‌های اخیر مدل‌های جدید و دقیق‌تری به خصوص در تحلیل سری زمانی تحولات رودخانه‌ها شکل گرفته است که از جمله روش‌های جدید می‌توان به مدل GCD و یادگیری ماشینی (ML) اشاره کرد. در این پژوهش برای بررسی تغییرات میزان فرسایش و رسوب ناشی از احداث سد گلابر در دوره قبل و بعد از ساخت آن، ابتدا از مدل GCD تغییرات حجمی فرسایش و رسوب از طریق مدل خط‌های انتشار یافته برآورد و نقشه‌های سری زمانی چندگانه تولید شد. سپس از داده‌های حاصل از این مدل به همراه نقشه‌ها و لایه‌های ژئومورفومتری و داده‌های حداکثر بارش و رولتاب، برای پیش‌بینی دقیق‌تر تأثیر سد بر بستر رودخانه از نظر میزان فرسایش و رسوب و تغییرات ژئومورفولوژی رودخانه، از روش یادگیری ماشینی استفاده شد. الگوریتم‌های به کاررفته در مدل ML شامل رگرسیون خطی چندگانه، درخت تصمیم و جنگل تصادفی بود. مطابق با شکل ۲۳، الگوریتم جنگل تصادفی هم از نظر میزان خطا (RMSE) و هم از نظر دقت و ضریب همبستگی با داده‌های پیش‌بین، نسبت به مدل‌های درخت تصمیم و رگرسیون خطی بهتر عمل کرد و نقشه نهایی تولیدشده با این مدل در هر دو دوره زمانی نیز با ضریب تعیین حدود ۰/۸۵ و میزان P-VALUE کمتر از ۰/۰۵، بهترین

^۱ Machine Learning

ضریب همبستگی را با نقشه GCD نشان داد. بعد از مدل جنگل تصادفی، نقشه‌های حاصل از مدل درخت تصمیم نیز نقشه‌هایی بود که نتایج قابل قبولی را ارائه کرد، ولی مدل رگرسیون خطی چندگانه نتوانست مدل‌سازی مناسبی انجام دهد و نقشه‌های حاصل از این مدل دارای خطای زیاد و دقت ناکافی بود. نتایج نهایی دو مدل درخت تصمیم و جنگل تصادفی با نتایج محققان زیادی در مطالعات داده‌های مربوط به علوم مکانی همسو و هماهنگ بود؛ زیرا داده‌های جغرافیای طبیعی مانند ژئومورفولوژی بیش از نوع پیوسته، غیرخطی و ناپارامتریک بود و با مکانیزم الگوریتم‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی سازگاری بیشتری داشت.

نتایج پارامترهای مورفومتری (جدول ۸) نشان داد که رودخانه در اکثر پارامترها در دوره بعد از بهره‌برداری از سد، روند کاهشی را طی کرد. این روند به‌خصوص در بازه اول که به دیواره سد نزدیک بود، بیشتر دیده می‌شد. در شمارش تعداد پیچان‌رودها بازه اول و سوم در سال ۲۰۰۳ اندکی بیش از سال ۲۰۱۹ بود، ولی در بازه دوم در سال ۲۰۱۹ تعداد پیچان‌رودها افزایش یافت. این مسئله از جریان‌های طغیانی به همراه تغییرات گسترده کاربری زمین در این بازه و افزایش رشد پوشش گیاهی ناشی می‌شود. در کل، تعداد پیچان‌رودها در دوره قبل از ساخت سد بیش از دوره بعد آن بود. در پارامتر زاویه مرکزی که از شاخص‌های مهم تحلیل مورفومتری رودخانه است، بیشترین درصد فراوانی الگوی کانال از نوع شبه پیچان‌رودی و پیچان‌رود توسعه‌نیافته است. میانگین زاویه مرکزی در بازه‌های سه‌گانه به جز بازه سوم در دوره قبل از ساخت سد، بیش از دوره بعد از ساخت بود؛ این بدین معنی است که رودخانه به علت دبی مناسب قبل از ساخت سد، روند تکاملی بهتری را دنبال کرد و قدرت فرسایش و رسوب‌گذاری مؤثرتری داشت. میانگین کل پارامتر طول کانال رودخانه در سال ۲۰۰۳، ۰/۴ کیلومتر بیش از سال ۲۰۱۹ بود. این امر با کاهش قدرت جریان، رشد پوشش گیاهی بستر و افزایش رسوب‌گذاری رودخانه رابطه تنگاتنگی می‌تواند داشته باشد. همچنین ایجاد الگوی پیچان‌رودی توسعه‌یافته در بازه‌های دوره بعد از ساخت سد در سال ۲۰۱۹، با کاهش طول رودخانه رابطه معناداری داشت. ضریب خمیدگی یکی از پارامترهای مهم شناسایی الگوی رودخانه، با میانگین کل ۳/۶۳ بیش از دوره بعد از ساخت سد بود. الگوی رودخانه به جز بازه اول ۲۰۰۳ - که پیچان‌رودی بود - در سایر بازه‌ها در هر دو دوره سینوسی برآورد شد. با کاهش دبی رودخانه به علت ساخت سد، رودخانه توانایی فرسایش کناره‌ها را از دست داد، تکامل پیچان‌رودها متوقف شد و به سمت سینوسی شدن رفت. نتایج پارامترهای مورفومتری با نتایج خروجی‌های مدل GCD و ML همبستگی مثبت خوبی را نشان داد.

منابع

1. Adeogun, A. G.; Ibitoye, B. A.; Salami, A. W.; & G. T. Ighag, 2018. Sustainable management of erosion prone areas of upper watershed of Kainji hydropower dam, Nigeria. *Journal of King Saud University Engineering Sciences*.
2. Adhikari, B.; Xu, X.; Ramakrishnan, N.; & B. A. Prakash, 2019. Epideep: Exploiting embeddings for epidemic forecasting (pp. 577-586). Presented at the Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining.
3. Amini, H.; Esmali-Ouri, A.; Mostafazadeh, R.; Sharari, M.; & M. Zabihi, 2019. Hydrological drought response of regulated river flow under the influence of dam reservoir in Ardabil Province, *Journal of the Earth and Space Physics*, 45(2), 473-486 (In Persian).
4. Asghari Saraskanrood, S., & E. Piroozi., (2021). Investigation of the effects of construction of Sahand dam on the hydrological conditions of the river and analysis of changes in the geometric

- shape of Qaranqoochay canal (from the lower reaches of Sahand dam to Khorasanak village). *E.E.R. Journal*. 11(3), 99-122 (In Persian).
5. Azarang, F.; Telvari, A.; Sedghi, H.; & B. M. Shafai, 2016. Evaluating of Erosion and Sedimentation of Karkheh River at Downstream of Reservoir Dam. (In Persian).
 6. Brandt, S Anders., 2000. Classification of geomorphological effects downstream of dams, *Catena*, 40(4), 375-401. (In Persian).
 7. Breiman, L., 2001. Random forests, *Machine learning*, 45(1), 5-32.
 8. Breiman, L.; Friedman, J.; Olshen, R. A.; & CH. J. Stone, 1984. Classification and regression trees Chapman & Hall, *New York*.
 9. Cavalli, M.; Goldin, B.; Comiti, F.; Brardinoni, F.; & L. Marchi, 2017. Assessment of erosion and deposition in steep mountain basins by differencing sequential digital terrain models, *Geomorphology*, 291, 4-16. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.04.009>
 10. Croke, J.; Todd, P.; Thompson, Ch; Watson, F.; Denham, R.; & G. Khanal, 2013. The use of multi temporal LiDAR to assess basin-scale erosion and deposition following the catastrophic January 2011 Lockyer flood, SE Queensland, Australia, *Geomorphology*, 184, 111-126.
 11. Cucchiaro, S.; Cavalli, M.; Vericat, D.; Crema, S.; Llana, M.; Beinat, A.; ... & F. Cazorzi, 2018. Geomorphic effectiveness of check dams in a debris-flow catchment using multi-temporal topographic surveys, *Catena*, 174. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.11.004>
 12. Deng, M.; Yang, W.; & Q. Liu, Qiliang, 2017. Geographically weighted extreme learning machine: a method for space-time prediction, *Geographical Analysis*, 49(4), 433-450.
 13. Eltner, A.; Maas, H. G.; & D. Faust, 2018. Soil micro-topography change detection at hillslopes in fragile Mediterranean landscapes, *Geoderma*, 313, 217-232. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.10.034>
 14. Esfandyari++ Darabad, Fariba; Mostafazadeh, Raoof; Shahmoradi, Reza; & Nasiri Khiavi, Ali. (2019a). Investigation the Effect of Boukan Dam on Hydrological Indices of Zarrineh River Based on Flow Duration Curve. *Water and Soil Science*, 29(4), 147-159 (In Persian).
 15. Esfandyari Darabad, F.; Mostafazadeh, R.; Shahmoradi, R.; & A. Nasiri Khiavi, (2019b). The Analysis of the Changes of the Hydrological Flow Indices Affected by Dam Construction in Zarrinehrood and Saruqchai Rivers of West Azerbaijan Province, *Hydrogeomorphology*, 6(18), 57-77.
 16. Esfandyari Darabad, F.; Mostafazadeh, R.; Shahmoradi, R.; & A. Nasiri Khiavi, (2020). The Effect of Dam Construction on flood and low flow Indices in South of Lake Urmia, *Journal of Natural Environmental Hazards*, 9(24), 1-14. <https://doi.org/10.22111/jneh.2018.23157.1355> (In Persian).
 17. Esmaeili, R., & M. M. Hosseinzadeh., (2015). River Geomorphology Concepts, Forms and Processes. Tehran: Shahid Beheshti University (In Persian).
 18. Fasahat, V.; Sadatinejad, S. J.; Honarbakhsh, A.; & B. H. Samadi, 2015. Influence of Storage Dam Construction on Downstream Flood Reduction (In Persian).
 19. Favalli, M.; Fornaciai, A.; Mazzarini, F.; Harris, A.; Neri, M.; Behncke, B.; ... & E. Boschi, 2010. Evolution of an active lava flow field using a multitemporal LIDAR acquisition, *Journal of Geophysical Research*, 115(B11). <https://doi.org/10.1029/2010JB007463>
 20. Graf, William, L , 2006. Downstream hydrologic and geomorphic effects of large dams on American rivers, *Geomorphology*, 79(3-4), 336-360.
 21. Guan, Q.; Wang, L.; & K. C. Clarke, 2005. An artificial-neural-network-based, constrained CA model for simulating urban growth, *Cartography and Geographic Information Science*, 32(4), 369-380.
 22. Haas, F.; Hilger, L.; Neugirg, F.; Umstädter, K.; Breitung, Ch.; Fischer, P.; ... & M. Becht, 2015. Quantification and analysis of geomorphic processes on a recultivated iron ore mine on the Italian island Elba using long-time ground-based LIDAR and photogrammetric data by an UAV,

- Natural Hazards and Earth System Sciences*, 3, 6271-6319. <https://doi.org/10.5194/nhessd-3-6271-2015>
23. Huang, SH.; Xia, J.; Zeng, S.; Wang, Y.; & D. She, 2021. Effect of Three Gorges Dam on Poyang Lake water level at daily scale based on machine learning, *Journal of Geographical Sciences*, 31(11), 1598-1614.
 24. James, L. A.; Hodgson, M. E.; Ghoshal, S.; & M. M. Latiolais, 2012. Geomorphic change detection using historic maps and DEM differencing: The temporal dimension of geospatial analysis, *Geomorphology*, 137(1), 181-198.
 25. Kaliraj, S.; Chandrasekar, N.; & K. K. Ramachandran, 2017. Mapping of coastal landforms and volumetric change analysis in the south west coast of Kanyakumari, South India using remote sensing and GIS techniques, *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(2), 265-282.
 26. karslan, S.; Coşkun, S. B.; & B. Taşkın, 2005. Transient analysis of dam reservoir interaction including the reservoir bottom effects, *Journal of Fluids and Structures*, 20, 1073-1084.
 27. Khatibi Tayati, M.; Karami, F.; & D. Mokhtari, 2010. Geomorphological Changes due to the Construction of Mollajig and Sahand Dams on Shoor and Garrangoo Rivers and on Slopes Aspect of Lake's Dams (located at slope of Sahand mountain, NW, IRAN), *Physical Geography Research Quarterly*, 41(68) (In Persian).
 28. Kondolf, G. M., 1997. PROFILE: hungry water: effects of dams and gravel mining on river channels, *Environmental management*, 21(4), 533-551.
 29. Kondolf, G. M., & M. L. Swanson., 1993. Channel adjustments to reservoir construction and gravel extraction along Stony Creek, California, *Environmental Geology*, 21(4), 256-269.
 30. Korup, O., 2005. Geomorphic hazard assessment of landslide dams in South Westland, New Zealand: Fundamental problems and approaches, *Geomorphology*, 167-188.
 31. Law, S.; Seresinhe, CH. I.; Shen, Y.; & M. Gutierrez-Roig, 2020. Street-Frontage-Net: urban image classification using deep convolutional neural networks, *International Journal of Geographical Information Science*, 34(4), 681-707.
 32. Lorang, M. S., & Aggett, G., (2005). Potential sedimentation impacts related to dam removal: Iccle Creek, Washington, U.S.A, *Geomorphology*, 71(1-2), 182-201.
 33. Masjedi, A., & M. M. Crawford., (2020). prediction of sorghum biomass using time series uav-based hyperspectral and lidar data (pp. 3912-3915). Presented at the Igarss 2020-2020 ieee International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE.
 34. Mozaffari, G.; Shafie, SH.; & Z. Tagizadeh, 2016. Evaluate the performance Regression Decision Tree Model in Predicting Drought (Case Study: Synoptic Station in Sanandaj), *Journal of Natural Environmental Hazards*, 4(6), 1-19 (In Persian).
 35. Nayeri, H., 2015. Morphological analysis of Mahabad river channel and the effect of dam construction on it, *Applied Research in Geographical Sciences (Geographical Sciences)*, 15 (37), 155-177 (In Persian).
 36. Nourani, V.; Sattari, M. T.; & A. Molajou, 2016. A hybrid decision tree/association rules approach for long-term precipitation forecasting, *Water and Irrigation Management*, 6(2), 331-346 (In Persian).
 37. Omidvar, K.; Shafie, SH.; & Z. Taghizade, 2014. Assessing the Performance of Decision Tree Model in Predicting Precipitation in Kermanshah Synoptic Station, *Journal of Applied Researches in Geographical Sciences*, 14(34), 89 (In Persian).
 38. Petts, G. E., & J. D. Pratts., (1983). Channel changes following reservoir construction on a Lowland English River. *Catena*. 10(1-2), 77-85.
 39. Poepl, R. E.; Keesstra, S. D.; Keiler, M.; Coulthard, T.; & T. Glade, 2013. Impact of dams, dam removal and dam-related river engineering structures on sediment connectivity and channel morphology of the Fugnitz and the Kaja Rivers (pp. 607-614). Presented at the 5th Symposium on Research in Protected Areas.

40. Provost, F., & T. Fawcett., (2013). Data Science for Business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking. O'Reilly Media, Inc.
41. Resch, B.; Usländer, F.; & C. Havas, 2018. Combining machine-learning topic models and spatiotemporal analysis of social media data for disaster footprint and damage assessment, *Cartography and Geographic Information Science*, 45(4), 362-376.
42. Rezaei Moghadam, M. H.; Nikjoo, M. R.; & V. Kiani, 2017. Quantitative analysis of the morphology of the Sojasrood river channel before and after the construction of Glabar Dam (downstream of the dam) (Master Thesis), Tabriz University, Tabriz (In Persian).
43. Rigol, J. P.; Jarvis, C. H.; & N. Stuart, 2001. Artificial neural networks as a tool for spatial interpolation, *International Journal of Geographical Information Science*, 15(4), 323-343.
44. Sanyal, J., 2017. Predicting possible effects of dams on downstream river bed changes of a Himalayan river with modmorphodynamic elling, *Quaternary International*, 453, 48-62.
45. Sattari, M. T., & F. Safdari., (2016). Performance evaluation of M5 tree model and support vector regression methods in suspended sediment load modeling. *Journal of Soil and Water Resources Conservation*. 6(1), 109-124 (In Persian).
46. Shayna, S., & A. Karam., (2017). River morphological changes analysis caused by Taleqan Dam counteraction-based on remote sensing time deferential data. *The Journal of Spatial Planning*. 21(2), 243-263(In Persian).
47. Smith, V. B., & D. Mohrig., (2017). Geomorphic signature of a dammed Sandy River: The lower Trinity River downstream of Livingston Dam in Texas, USA. *Geomorphology*. 297, 122-136.
48. Tayebi, A.; Faraji, M.; & S. Yousefi Khanghah, 2018. Evaluating effect of marons Dam on the Land use using RS & GIS (case study: Behbahan Maroun' dam), *Journal of Range and Watershed Managment*, 71(2), 419-430 (In Persian).
49. Wheaton, J. M.; Brasington, J.; Darby, S. E.; & D. A. Sear, 2009. Accounting for uncertainty in DEMs from repeat topographic surveys: improved sediment budgets, *Earth Surface Processes and Landforms*, n/a-n/a. <https://doi.org/10.1002/esp.1886>
50. Williams, G. P., & M. G. Wolman., (1984). Downstream effects of dams on alluvial rivers (Vol. 1286). US Government Printing Office.
51. Williams, R., 2012. DEMs of difference, *Geomorphological Techniques*, 2.
52. Wu, S.; Wang, Z.; Du, Z.; Huang, B.; Zhang, F.; & R. Liu, 2021. Geographically and temporally neural network weighted regression for modeling spatiotemporal non-stationary relationships, *International Journal of Geographical Information Science*, 35(3), 582-608.
53. Xiang, J.; Jianping, CH.; Sofia, G.; Tian, Y.; & P. Tarolli, 2018. Open-pit mine geomorphic changes analysis using multi-temporal UAV survey, *Environmental Earth Sciences*, 77, 220. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7383-9>
54. Yan, J., & J. Thill., (2009). Visual data mining in spatial interaction analysis with self-organizing maps. *Environment and Planning B: Planning and Design*. 36(3), 466-486.
55. Zadmehr, H., & A. Farrokhian Firouzi., (2020). Estimating Soil Temperature from Metrological Data Using Extreme Learning Machine, Artificial Neural Network and Multiple Linear Regression Models. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 51(4), 895-906 (In Persian).
56. Zhang, C.; Sargent, I.; Pan, X.; Li, H.; Gardiner, A.; Hare, J.; & P. M. Atkinson, 2018. An object-based convolutional neural network (OCNN) for urban land use classification, *Remote sensing of environment*, 216, 57-70.
57. Zhao, R.; Pang, M.; & J. Wang, 2018. Classifying airborne LiDAR point clouds via deep features learned by a multi-scale convolutional neural network. *International journal of geographical information science*. 32(5), 960-979.

Modeling the Erosion and Sedimentation Rate of Sojasrood River before and after Construction of Golaber Dam with Machine Learning Algorithms

Sayad Asghari Saraskanrood¹: Associate Professor, Department of Natural Geography, Faculty of Social Sciences, Mohaghegh Ardabili University

Hassan Mozaffari: PhD Student, Department of Natural Geography, Faculty of Social Sciences, Mohaghegh Ardabili University, Ardabil

Fariba Esfandiari: Professor, Department of Natural Geography, Faculty of Social Sciences, Mohaghegh Ardabili University

Article History (Received: 2021/12/9

Accepted: 2022/01/9)



20.1001.1.22517812.1401.12.2.12.9

Extended abstract

1- Introduction

Dams are one of the most important human structures along rivers that are constructed with the aim of generating electricity, flood control, and providing water for agriculture and urban centers. Today, very few large and small rivers remain uncontrolled; what is important geomorphologically is the changes that occur in the performance of erosion processes downstream of the river after dam construction. These changes are not limited to after dam construction, but these morphological changes are the result of changes in the performance of erosion and deposition processes in drainage basins, completely transforming the face of the basin and canals in the area close to the constructed dam. Analyzing the geomorphological changes of rivers due to the creation of human facilities such as dams is one of the most important tasks of geomorphologists. This study is done with different models and methods. Among the common methods of the last decade are the GCD model and machine learning. The GCD method is the result of subtracting two digital elevation models at different times, which are produced by different methods of these dams. To analyze the geomorphological changes caused by the construction of the dams in downstream of the river, in addition to using historical dams, machine learning methods can be used for more accurate modeling by involving a variety of effective maps in detecting changes. The main purpose of this study is to apply the machine learning method using the data obtained from the GCD model to generate regression maps due to the impact of dam operation downstream of the river.

2- Methodology

This study was carried out in the Sojasrood River and downstream of Golaber dam. Software and tools used in this research included the following: Arcgis, envi, sagagis software, R software, GCD software and extension, Google Earth Engine system, AutoCAD software, Excel, topographic maps of 1/50000, Elevation digital model and Garmin GPS. Machine learning methods were used to evaluate the effects of Golaber Dam in the period before and after the construction of the dam. In order to access the data required for this research, digital elevation models of stereo pair images of L1A series and L1B satellite ester were used as time series. First, through the GCD model, the volume changes of erosion and sediment downstream of the dam were calculated. Then, the data obtained from this model were used as a target variable along with nine layers of geomorphometry and precipitation and runoff as predictive data to implement machine learning algorithms in three methods of multiple linear

¹ Corresponding Author: S.asghari@uma.ac.ir

regression, decision tree, and random forest. 70% of the data were used for modeling and 30% of the data were used for evaluation in R programming software.

3- Results

Given that continuous data on erosion and sedimentation rates from the GCD model have been used for the machine learning method, naturally, a regression method (prediction) should be used for the output of the machine learning models. Three steps were taken to achieve the result of machine learning. First, the models were run one by one in R software and evaluated with 30% of the experimental data, and finally, the model maps and their correlation coefficient and RMSE error were calculated. Comparison of the output results of multiple linear regression models and decision tree and random forest showed differences in statistical data and time series maps before and after dam construction. Therefore, the output maps of the models before and after the construction of the dam were also different from each other. The main reason for this is a significant reduction in the runoff, land-use changes, increased vegetation of the bed and riverside, which has led to changes in the independent variable research data in the period after the construction of the dam. Although statistically in multiple linear regression, the p-value was less than 0.05, the output of maps of this model were associated with a large error. And the model did not predict the rate of erosion and sediment well. In the multiple linear regression model, the correlation coefficient of the map before the construction of the dam was higher than the period after the construction of the dam. CART method was used for decision tree modeling. The map produced by this method with a correlation coefficient above 0.6 showed better performance compared to the multiple linear regression model. The best method for modeling erosion and sedimentation rates in both periods was the random forest method. This model with a correlation coefficient above 0.7 provided the most accurate prediction in this study.

4- Discussion & Conclusions

Various methods and models have been proposed to estimate the rate of erosion and sediment in rivers. In recent years, new and more accurate models have been formed, especially in the analysis of the time series of river developments. New methods include the GCD model and machine learning (ML). In this study, in order to observe the changes in erosion and sedimentation rate due to the construction of Golaber Dam in the period before and after its construction, first, the GCD model of volumetric erosion and sedimentation changes was estimated through the model of published errors and multiple time series maps were produced. Then, from the data obtained from this model, along with maps and geomorphometric layers and maximum rainfall and runoff data, in order to more accurately predict the impact of the dam on the riverbed in terms of erosion and sedimentation rates and geomorphological changes of the river, machine learning method was used. The results of modeling showed that dam utilization was strongly effective in erosion and sedimentation of river bed and Random Forest algorithm with a correlation coefficient above 70% and RMSE less than the other two models showed the best prediction for both periods before and after dam construction. The maps produced by the decision tree method also modeled the erosion and sedimentation process in the riverbed in both time series analyses well, but the output of the linear regression model was not accurate enough. For an overview of machine learning algorithms, in addition to evaluating the experimental data of the models themselves, the overall average results of some morphometric indices of the river such as number of meanders, center angle, channel length, and Sinuosity index were also evaluated. This comparison showed the accuracy of modeling decision tree and random forest algorithms applied in the present study.

Key Words: Erosion, Sediment, GCD, Machine learning, Sediment, Sojasrood