[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]

[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

ارزیابی برآورد رسوب با استفاده از روش‌های منحنی سنجه و شبکه عصبی با تلفیق پارامترهای مورفولوژیکی حوزه (مطالعه موردی حوزه باغ عباس)

مهدی حیات زاده [*۱]، جواد چزگی [۱] ومحمدتقی دستورانی [۲]

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۹/۳ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۲/۲۰)

چکیده

از آنجا که توسعه برنامه‌های مهار آب‌های سطحی ملزم به‌دستیابی دقیق رفتارهای جریان و میزان رسوبات آن می‌باشد لذا کمبود ایستگاه‌های اندازه‌گیری رسوب و فقدان آمار کامل رسوب، از جمله دلایل ارزیابی صحیح در شبیه‌سازی رفتار جریان‌ها و رسوبات آنهاست. از جمله مواردی که در یک حوزه آبخیز از هم تأثیر می‌پذیرند خصوصیات مورفولوژیکی حوزه و بار رسوبی جریان‌های آن می‌باشد. لذا آگاهی از میزان این ارتباط به‌منظور مدیریت و ساماندهی جریان در پایین‌دست حوزه حائز اهمیت می‌باشد. در تحقیق حاضر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های رگرسیونی سنجه رسوب براساس داده‌های ۱۳۶ واقعه دبی جریان و رسوب متناظر آن و همچنین پارامترهای مورفولوژیکی به پیش‌بینی بار رسوبی حوزه باغ عباس اقدام گردیده است. بدین‌منظور در گام نخست برای پیش‌بینی بار رسوب از دو روش مذکور، فقط از داده‌های جریان استفاده گردیده و در گام بعدی خصوصیات مورفولوژیکی حوزه از قبیل ضریب شکل و ضریب فشردگی حوزه به مدل‌ها اضافه شده است. نتایج به‌دست آمده از این تحقیق نشان می‌دهد که با به‌کارگیری شبکه عصبی از نوع پرسپترون چندلایه (MLP) با الگوریتم لونبرگ-مارکوارت و تابع تحریک از نوع تانژانت سیگموید با دو لایه مخفی و ۴ نرون در هر لایه، می‌توان با دقت مناسبی میزان دبی بار معلق رسوب را برآورد نمود. همچنین دقت نتایج به‌دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی به‌مراتب از دقت روش منحنی سنجه بالاتر می‌باشد. در ارزیابی روش‌های شبکه NGANN, GANN و رگرسیونی SRC, MARS، به‌ترتیب میزان ضریب همبستگی ۰/۹۴، ۰/۹۳، ۰/۷۶۷ و ۰/۷۶۶ و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) به‌ترتیب ۰/۴۵، ۰/۴۹، ۲/۳ و ۲/۳ و ضریب نش- ساتکلیف (NS) به‌ترتیب ۰/۷۱، ۰/۵۸، ۰/۲۷ و ۰/۲۳ محاسبه گردید. بنابراین کاراترین روش از بین مدل‌های چهارگانه مذکور، شبکه عصبی مصنوعی همراه با داده‌های مورفولوژیکی حوزه (GANN) می‌باشد. ضمناً براساس یافته‌های تحقیق اضافه نمودن پارامترهای ژئومورفولوژیکی در روش سنجه رسوب تأثیر چندانی بر روی کارایی این مدل ندارد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، منحنی سنجه رسوب، روش مارس (MARS)، حوزه باغ عباس

۱. گروه آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

۲. گروه آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد

*: مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: mhayatzadeh@gmail.com

مقدمه

فرسایش و رسوب‌گذاری یک رفتار مخرب در مراتع، اراضی کشاورزی و رودخانه‌ها است که منجر به از دست رفتن خاک حاصلخیز کشاورزی به‌صورت کاهش توان تولیدی و تخریب خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک و اعمال خسارت هنگفت در طرح‌های منابع آب همچون تخریب و تغییر ابعاد کانال‌های آبیاری می‌شود، از سوی دیگر رسوب انتقال یافته توسط یک رودخانه به مخازن، ظرفیت ذخیره آنها را کاهش داده و بر آب قابل استفاده برای نیروگاه‌های برق، آبیاری و کاربردهای صنعتی و خانگی تأثیرگذار است (۲). انتقال رسوب و رسوب‌گذاری، پیامدهایی چون ایجاد جزایر رسوبی در مسیر رودخانه و در نتیجه 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 در بر دارد. همچنین با توجه به اصول برداشت مصالح رودخانه‌ای و لزوم اطلاع از میزان رسوبات حمل شده توسط جریان رودخانه در طراحی سازه‌های رودخانه‌ای، ضرورت بررسی و مطالعه روش‌های مختلف برآورد بار رسوب رودخانه‌ها به روشنی تبیین می‌شود (۶). با توجه به اهمیت و حساسیت امر مهار آب‌های سطحی خصوصاً در کشور ما که اکثر رودخانه‌های مناطق مختلف، فصلی بوده و کمبود آبی که در پهنه وسیعی از کشور وجود دارد، مدل‌سازی رفتار رودها برای برنامه‌ریزی‌های بلندمدت و استفاده بیشتر و بهتر از پتانسیل آنها ضروری است. بنابراین لازمه توسعه برنامه‌های مهار آب‌های سطحی دستیابی دقیق به رفتارهای جریان و میزان رسوبات آن است. کمبود ایستگاه‌های اندازه‌گیری رسوب، جدید بودن بیشتر ایستگاه‌ها، قرار گرفتن بیشتر رودها در مناطق خشک، وضعیت بحرانی برداشت آب‌های زیر زمینی دلایل اهمیت و ضرورت ارزیابی صحیح در خصوص برآورد، پیش‌بینی و شبیه‌سازی رفتار جریان‌ها و رسوبات آنهاست (۱۱). همواره آنالیز سری‌های زمانی روی بار معلق رسوب برای یک ایستگاه با ترسیم منحنی بار معلق-دبی جریان صورت می‌گیرد، ولی مطالعات اخیر حاکی از آن است که شبکه عصبی مصنوعی (Artificial neural network) ابزاری قدرتمند و دقیق در مورد مسائل غیرخطی و پیچیده از جمله پدیده رسوب می‌باشد و در اکثر موارد جواب‌های منطقی و قابل اعتمادی نسبت به منحنی سنجه رسوب (Sediment rating curve) ارائه می‌دهد (۷). کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی اولین بار توسط فرنچ در سال ۱۹۹۲ در بحثهای مربوط به منابع آب بیان گردید و از آن پس به طور چشمگیری در این زمینه از آن استفاده می شود (۱۷).در سال‌های اخیر تمایل زیادی نسبت به بررسی امکان استفاده از سیستم‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌وجود آمده است. سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی با تکیه بر داده‌ها و قابلیت انعطاف‌پذیری بالا با برقراری اوزان مختلف به ارتباطات عصبی در جریان فرآیند یادگیری قادراست جوابگوی مسائل مبهم و پیچیده باشد (۱۲). به‌خصوص مسائلی که به سادگی با روابط ریاضی قابل بیان نیستند. به‌طورکلی امروزه از جمله روش‌های کارآمد که استفاده فراوانی در علوم مربوط به هوا وآب دارد، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است که به عقیده محققان امر، علت اصلی مقبولیت و استفاده روزافزون آن، قدرت و سرعت بالا در شبیه‌سازی فرآیندهایی است که درک و شناخت درستی از آن وجود نداشته و یا بررسی آنها با دیگر روش‌های موجود، بسیار دشوار و وقت‌گیر است. می‌توان اظهار داشت، مدل شبکه عصبی مصنوعی، مدلی قوی با توانمندی بالاست که می‌توان با دیدگاهی مثبت در پیش‌بینی مسائل اقلیمی هیدرولوژیک به آن نگریست به‌خصوص آنجا که این شبکه، قادر است قانون حاکم بر داده‌ها، حتی داده‌های مغشوش را استخراج نماید و در ضمن نیازی به توضیح صریح طبیعت فرآیندها به‌صورت ریاضی دارد (۵).

پیشینهٔ تحقیق

با گسترش روزافزون کاربرد مدل‌های رایانه‌ای در سال‌های اخیر، استفاده از مدل‌های ضمنی متکی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی، به‌طور گسترده‌ای در مطالعات مربوط به پیش‌بینی پارامترهای مختلف منابع آب مورد استفاده قرار گرفته و محققان

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

مختلف بر دقت بالای این روش در مقایسه با روابط تجربی و رگرسیونی تأکید نموده‌اند (۱۵،۱۹). می‌دانیم که با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده بار معلق رسوب و به کمک معادله سنجه رسوب می‌توان مقدار رسوب انتقالی را برآورد کرد. از آنجایی که استفاده از روش‌های معادله سنجه رسوب همواره با خطای زیادی همراه است. بنابراین لزوم استفاده از روشی هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مقدار بار معلق احساس می‌شود (۱).

به‌طورکلی روش‌های برآورد بار معلق رودخانه‌ها را می‌توان به دو دسته تقسیم نمود. روش‌های مبتنی بر قوانین دینامیک و مکانیک سیالات که اغلب توسط متخصصان علم هیدرولیک ارائه و به روش‌های هیدرولیکی برآورد بار معلق شهرت یافته‌اند و روش‌های مبتنی بر اندازه‌گیری مستقیم و تحلیل‌های آماری که بیشتر توسط صاحب‌نظران علم هیدرولوژی توصیه و تحت عنوان روش‌های هیدرولوژیکی برآورد بار معلق نامیده می‌شوند (۳).

در این زمینه سیگیزولا (۱۴) اقدام به برآورد بار معلق در رودخانه‌ای در انگلستان با استفاده از روش ANN و منحنی سنجه نمود. نتایج او نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به ارائه اطلاعاتی حتی در مورد ساختار وقایع همچون پدیده پسماند در رابطه دبی و رسوب تحت تأثیر شرایط پیشین است.

گوین داراجو و زانگ (۱۸) با طراحی یک شبکه عصبی سه لایه براساس خصوصیات فیزیوگرافی دو حوزه در هند هیدروگراف واحد جریان را شبیه‌سازی نمودند و ضریب تشخیص بالاتر این روش را عامل برتری آن نسبت به روش معمول محاسبه ابعاد هیدروگراف برشمردند و ضمن معرفی روش شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان روش مطلوب به ویژگی‌های آن از جمله قابلیت به‌کارگیری داده‌های ژئومورفولوژیکی حوزه در برآورد جریان مستقیم آن اشاره نمودند.

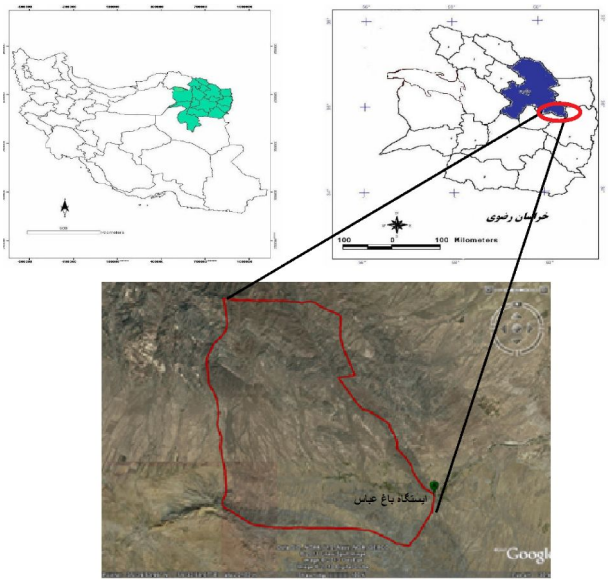
باتاچاریا و همکاران (۱۳) مدل‌سازی رسوب منتقل شده توسط جریان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقادیر واقعی به‌دست آمده از فلوم و عرصه را مورد بررسی قرار داده و کارایی مطلوب‌تر شبکه‌ها را از روش‌های رایج برآورد رسوب به کمک فلوم و روش‌های برآورد از عرصه، گزارش نمودند.

سگیز ولا و آلپ (۱۶) با به‌کارگیری دو الگوریتم آموزش برای رسوب حوزه آبریز جانیاتا FFBP (Feed forward back propagation) و GRNN (Generalized regression neural networks) در آمریکا و مقایسه نتایج به‌دست آمده با روش‌های متداول منحنی سنجه رسوب و رگرسیون خطی چند متغیره دریافتند که به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه رسوب کاملا بر روش‌های مذکور برتری دارد. ژو و همکاران (۲۱) با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی رسوبات معلق ماهانه را در رودخانه لانگ شوان چیان واقع در حوزه بالادست رودخانه یانگ تسه در چین مدل‌سازی نمودند و نشان دادند هنگامی که متغیرهای ورودی و تأثیر تأخیر (Lag) زمانی آنها به‌طور صحیح به‌عنوان متغیرهای ورودی وارد مدل شوند، ANN دقت نسبتاً بالاتری را در مقایسه با روش‌های رگرسیونی چندمتغیره داشته و نیز این روش مقادیر دبی حد (حداکثر و حداقل) را نزدیک‌تر به واقعیت برآورد می‌کند.

نتایج تخمین بار رسوبی رودخانه گرگانرود توسط مساعدی و همکاران (۹) نشان دادند که خطای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به طور متوسط نصف خطای مدل‌های منحنی سنجه رسوب می‌باشد. نجفی و همکاران (۱۰) با تخمین و مقایسه بار رسوب معلق رودخانه زاینده‌رود با استفاده از مدل شبکه عصبی MLP (Multi-layer Perceptron) و روش‌های GRNN و رگرسیون آماری نشان دادند که نتایج حاصل از مدل MLP در مقایسه با این روش‌ها، تطابق بیشتری با مقادیر اندازه‌گیری شده دارد. فیض‌نیا و همکاران (۸) با برآورد بار معلق روزانه در حوزه آبخیز زرد رامهرمز خوزستان با استفاده از روش‌های شبکه عصبی و رگرسیون نشان دادند که مدل شبکه عصبی دقت بالاتری را در برآورد بار معلق روزانه دارد.

ااعلمی و همکاران (۱) از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی چند ایستگاهه بارمعلق رسوب ایستگاه آخولا بر روی

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]



شکل ۱. موقعیت حوزه آبخیز رودخانه فریمان و ایستگاه سنجش دبی و رسوب باغ عباس

رودخانه آجی‌چای استان آذربایجان‌شرقی استفاده نمودند مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با منحنی سنجه رسوب نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بهتری در تخمین پدیده رسوب ایستگاه آخولا نسبت به روش‌های دیگر دارد که دال بر توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی پدیده‌های خطی از جمله مسأله رسوب است. هدف از این پژوهش توسعه مدل‌سازی با بهره‌گیری از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به کمک عوامل ژئومورفیک و غیرژئومورفیک و مقایسه عملکرد آنها با روش‌های رگرسیونی و منحنی سنجه رسوب، در حوزه رودخانه‌ای مورد مطالعه است. تا ضمن پیش‌بینی میزان رسوب حوزه توسط مدل‌ها و مقایسه مقادیر محاسبه شده با مقادیر مشاهده شده مزیت نسبی آنها تبیین گردد.

مواد و روش‌ها

مشخصات و موقعیت منطقه مورد مطالعه

ایستگاه باغ عباس با حوزه آبریز رودخانه فریمان دارای وسعتی معادل ۲۸۱/۱۲ کیلومترمربع در محدوده عرض شمالی ″۰۱ ′۳۳ °۳۵ تا ″۱۰ ′۴۱ °۳۵ و محدوده طول شرقی ″۵۴ ′۳۴ °۵۹ تا ″۱۱ ′۴۴ °۵۹ گسترده شده است. این منطقه در استان خراسان رضوی از شمال شرق به شهر فریمان (حدود ۱۵ کیلومتری) متصل می‌گردد. ارتفاع متوسط حوزه ۱۹۹۳/۹۶ متر با شیب متوسط ۱۶/۹۲ و طول آبراهه اصلی ۲۳/۵۵ کیلومتر می‌باشد. در شکل ۱ موقعیت حوزه مورد مطالعه در منطقه نشان داده شده است.

در این تحقیق از آمار پارامترهای ۱۳۶ حادثه سیلاب ثبت شده ۴۰ ساله مربوط به دوره آماری سال ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۶، استفاده شده است. این پارامترها شامل دبی لحظه‌ای روزانه به مترمکعب بر ثانیه و رسوب روزانه متناظر به تن در روز می‌باشد. خصوصیات طبیعی حوزه به کمک نرم افزار Arc Gis و پارامترهای ژئومورفولوژیکی حوزه با استفاده از خصوصیات طبیعی حوزه براساس دستورالعمل سینگ و همکاران (۲۰) محاسبه گردیده است. عوامل طبیعی و پارامترهای ژئومورفولوژیکی حوزه در جدول۱ ارائه شده است. در این تحقیق ضریب شکل حوزه و ضریب فشردگی از جمله پارامترهایی هستند که به‌عنوان ورودی به شبکه اعمال گردیدند.

روش تحقیق

ابتدا آزمون حذف داده‌های پرت به کمک محاسبه شاخص

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

جدول ۱. پارامترهای ژئومورفولوژیکی حوزه آبخیز باغ عباس

ردیف	پارامتر	واحد	مقدار
۱	ضریب شکل:FF	بدون بعد	۰/۵
۲	معکوس ضریب شکل NB	بدون بعد	۱/۹۷
۳	ضریب فشردگی:GF	بدون بعد	۱/۴۸
۴	طول مستطیل معادل	بدون بعد	۳۶۷۹۰/۵۱
۵	عرض مستطیل معادل	بدون بعد	۷۶۴۱/۱۱
۶	زمان تمرکز (کرپیچ)	ساعت	۲/۶
۷	زمان تمرکز (ویلیامز)	ساعت	۶/۱۴

باقی‌مانده استیودنت (R student) در نرم افزار SPSS انجام گرفت که در نتیجه آن دو داده پرت شناسایی و حذف گردید. جهت نرمال‌سازی داده‌ها از روش لگاریتم‌گیری داده‌ها استفاده گردید. سپس مجموعه داده‌ها به دو گروه آموزش و آزمون تقسیم شدند. ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش (Training data) یا واسنجی و ۳۰ درصد داده‌ها برای صحت سنجی (Testing data) یا آزمون مدل‌ها اختصاص یافت. مرحله بعد شامل مدل‌سازی به کمک داده‌های آموزش است که پس از طراحی مدل‌ها با داده‌های آزمون و کل داده‌ها مدل‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت.

مدل های آماری طراحی شده به دو شیوه الف- رگرسیون ساده که به روش منحنی سنجه رسوب Sediment Rating Curves (SRC) معروف است. ب- مدل آماری در نتیجه تأثیر پارامترهای ژئومورفولوژی بر روی دبی لحظه‌ای طراحی گردیده است و ارتباط غیرخطی بین این متغیرهای مستقل با رسوب لحظه‌ای محاسبه و با استفاده از آنالیز رگرسیون از بین پارامترهای به‌کار گرفته شده، پارامترهای تأثیرگذار انتخاب شده است. این روش به اختصار به روش مارس Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) معروف است.

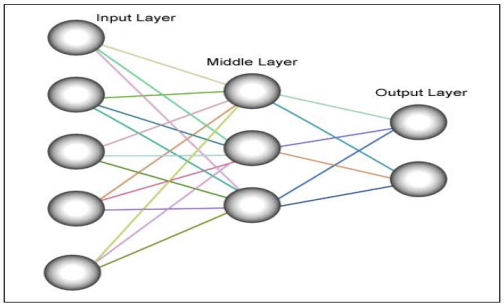
$$s = aR^{\sqrt{Ff}} + bR^{\sqrt{Df}} + cR^{\sqrt{Rf}} + d \qquad [۱]$$

a,b,c,d ضرایب معادله. Ff ,Rf, Df به‌ترتیب ضریب شکل حوزه، تراکم زهکشی و ضریب ناهمواری، R میزان رواناب لحظه‌ای و S میزان بار رسوب می‌باشد.

در این روش بردار دبی با استفاده از به توان‌رسانی پارامترهای ژئومرفولوژی به تعدادی متغیر مستقل تبدیل شده سپس با استفاده از آنالیز رگرسیون چندمتغیره به کمک روش متوالی (Enter) پارامترهای مدل تعیین شده است. بنابراین یک مدل مناسب چندمتغیره ژئومورفولوژیکی طراحی می‌شود. به عبارت دیگر در این روش هریک از پارامترهای ژئومورفولوژی حوزه که به‌صورت یک داده نقطه‌ای هستند با تلفیق شدن در یک بردار داده نظیر آمار سیلاب به یک بردار داده جدید تبدیل می‌شوند و بردارهای جدید تولید شده مبنای رگرسیون چندگانه قرار گرفته و مدل مناسب حاصل می‌شود.

شبکه‌های عصبی طراحی شده در این پژوهش بسته به نوع داده‌های ورودی به دو نوع تقسیم شدند نوع اول شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با استفاده از دبی و رسوب لحظه‌ای است. در این نوع شبکه دبی لحظه‌ای به‌عنوان عناصر ورودی و میزان رسوب لحظه‌ای به‌عنوان خروجی سیستم طراحی شده است. این شبکه به اختصار شبکه عصبی غیر ژئومورفولوژیNGANN (Non Geomorphologic Artificial Neural Network) نامیده شده است. نوع دوم شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با استفاده از عناصر به‌کار رفته در روش مارس تغذیه شده است و به‌دلیل تأثیر پارامترهای ژئومورفیک این شبکه به اختصار GANN (Geomorphologic Artificial Neural Network)

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]



شکل ۲. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

نامیده شده است.

هریک از انواع مختلف شبکه‌های عصبی در زمینه‌ای به‌خصوص، قابلیت بهتری نسبت به سایر انواع دیگر دارند لیکن برای عمل تقریب تابع، شبکه‌های عصبی چند لایه مناسب‌ترین می‌باشند. ساختار شبکه عصبی، ورودی‌های اعمال شده، تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های لایه‌ها، نحوه آموزش و تعداد بردارهای خروجی هر شبکه در ارزیابی عملکرد مدل مؤثر است. ترکیب‌های گوناگون در پارامترهای ورودی و تعداد لایه‌های مخفی برای رسیدن به یک خروجی مطلوب معماری شبکه قلمداد می‌شود. در این شبکه‌ها ورودی مؤثر هر نرون، حاصل ضرب خروجی نرون‌های لایه قبل در وزن‌های میان آن نرون‌ها است.

نرون‌های لایه اول اطلاعات را گرفته و از طریق اتصالات مربوطه به نرون‌های لایه مخفی منتقل می‌کنند. در لایه مخفی پس از محاسبه ورودی مؤثر هر نرون، این ورودی از یک تابع محرک گذرانده می‌شود. برای این کار توابع مختلفی ارائه شده است که گرایش بیشتر محققان به استفاده از توابع محرک کران‌دار می‌باشد که مشهورترین آنها تابع سیگموئید است.

در شبکه‌های از نوع انتشار برگشتی قاعده مشخصی برای انتخاب لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نرون‌ها در لایه پنهان وجود ندارد. در حقیقت انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه پنهان و همچنین تعداد لا یه‌های پنهان با توجه به نوع مساله تغییر می‌کند.

در حل مسائل هیدرولوژی، با توجه به تغییرات شدید داده‌ها، اغتشاش حاکم بر داده‌ها استفاده از شبکه‌های از نوع پس انتشار خطا به‌دلیل قابلیت انعطاف‌پذیری بالا با معماری منطبق بر تجربه و آزمون و خطا استفاده می‌شود. با توجه به عدم وجود ثبات در ایجاد و توسعه شبکه عصبی مصنوعی تجربیات موفق قبلی می‌تواند مفید واقع شود. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده شده است و تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های لایه‌های مخفی به روش آزمون و خطا و مقایسه عملکرد خطای آنها انتخاب شده‌اند. شکل۲برای ارزیابی نتایج عملکرد مدل‌های طراحی شده از مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) و ضریب نش- ساتکلیف (NS) بین بردار مشاهده شده و بردار پیش‌بینی شده بهره‌گیری شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_o - y_f)}{\sum y_o^2 - \frac{\sum y_f^2}{n}} \qquad [2]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=0}^{n}(y_o - y_f)^2}{NP}} \qquad [3]$$

در روابط (۲ و۳) yo: مقادیر مشاهده شده y_f مقادیر پیش‌بینی شده P: تعداد متغیرهای خروجی و n: تعداد داده‌ها می‌باشد. ضریب نش- ساتکلیف (NS) اختلاف نسبی مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد و مقدار این فاکتور بین یک تا منفی بی نهایت تغییر می‌کند. مقدار بیشتر ۰/۵۰ از این فاکتور نشان‌دهنده شبیه‌سازی خوب توسط مدل است فرمول آن عبارت است از:

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{obs} - Q_{sim})_i^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs}})^2} \qquad [4]$$

که در آن Qobs مقادیر اندازه‌گیری شده رسوب، Qsim مقادیر

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

جدول ۲. پارامترهای آزمون ANOVA در روش SRC

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.	Model
Regression	۳۹۶۴۷۸۴/۲	۱	۳۹۶۴۷۸۴/۲	۱۹۱/۷	۰/۰۰۰[a]	Enter
Residual	۲۷۹۱۸۰۳/۲	۱۳۵	۲۰۶۸۰			
Total	۶۷۵۶۵۸۷/۴	۱۳۶				

a. Predictors: (Constant), input_DEBI

جدول ۳. پارامترهای آزمون ANOVA در روش MARS

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.	Model
Regression	۳۹۷۱۲۳۹/۵	۲	۱۹۸۵۶۱۹/۸	۹۵/۵	۰/۰۰۰[a]	Enter
Residual	۲۷۸۵۳۴۷/۹	۱۳۴	۲۰۷۸۶/۲			
Total	۶۷۵۶۵۸۷/۴	۱۳۶				
Xcc					۰/۲۲۴	
Xcs					۰/۰۱۶	

a. Predictors: (Constant), Q^cc, Q^cs

شبیه‌سازی شده رسوب، Qobs متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده رسوب می‌باشد.

یافته‌های تحقیق

نتایج آزمون بهترین رابطه برازش در روش SRC (منحنی سنجه) با مقایسه ضرایب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطا بهترین تابع برازش بین دو متغیر دبی لحظه‌ای و رسوب متناظر از نوع تابع خطی انتخاب شده است. در این تحقیق از آزمون ANOVA به‌عنوان آماره‌ای جهت تعیین معنی‌دار بودن رابطه رگرسیونی انتخاب شده تا در مرحله بعدی در صورت معنی‌دار بودن آزمون (sig کمتر از ۰/۰۵) میزان تأثیر ورودی‌های معادله در میزان رسوب برآوردی تعیین گردد. جداول ۲ و ۳نتایج آزمون در دو روش SRC و MARS و معنی‌دار بودن هر دو روش در سطح اعتماد ۹۵ درصد نشان می‌دهد. جدول (۳) معنی‌دار بودن پارامتر ضریب شکل حوزه در خروجی رگرسیون را نشان می‌دهد. رابطه سنجه SRC در این تحقیق به‌صورت رابطه (۵) می‌باشد.

$$y=۱۲۶/۵۱۵x+ ۳/۳۰۸ \quad [۵]$$

که در رابطه (۵) x دبی جریان بدون پارامترهای مورفولوژیکی و y دبی رسوب می‌باشد.

نتایج آنالیز رگرسیون چندمتغیره MARS ژئومورفولوژیکی و انتخاب مدل مناسب به شرح جدول (۳) است. در این جدول نتایج انتخاب مدل مناسب تبیین شده است. مشخصات ارزشیابی مدل نهایی شده به کمک آماره‌های ضریب همبستگی، ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق گزارش شده است. رابطه (۶) رگرسیون دو متغیره الگو گرفته از معادله مارس در این تحقیق می‌باشد.

$$y=۳۰/۵۷۷x_{cc} + ۱۳۰/۸۷۱x_{cs} – ۸/۷۵۱ \quad [۶]$$

در رابطه (۶) X_{cc} به‌عنوان مقادیر $R^{\sqrt{cc}}$ می‌باشد. R: دبی لحظه‌ای جریان و cc پارامتر ضریب فشردگی حوزه می‌باشد. X_{cs} نیز پارامتر $R^{\sqrt{cs}}$ بوده که R دبی لحظه‌ای جریان و cs نیز ضریب شکل حوزه می‌باشد.

در این تحقیق مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

جدول (۴) نتایج ارزیابی مدل‌های مختلف برآورد رسوب معلق جریان حوزه باغ عباس

Model	Input	RMSE	NS	R^2	R	MAE
GANN	R^{sc},R^{cc}	۰/۴۵۱	۰/۷۱	۰/۸۸	۰/۹۴	۰/۳۸
NGANN	R (دبی جریان)	۰/۴۸۸	۰/۵۸	۰/۸۶	۰/۹۳	۰/۴
MARS	R^{sc},R^{cc}	۲/۳۳۷	۰/۲۷	۰/۵۸۸	۰/۷۶۷	۰/۵۹
SRC	R (دبی جریان)	۲/۳۳۸	۰/۲۳	۰/۵۸۷	۰/۷۶۶	۰/۸

چندلایه (MLP) با الگوریتم لونبرگ مارکوارت با دو لایه مخفی برای شبیه‌سازی دبی رسوب انتخاب گردید. با توجه به این‌که یکی از اهداف تحقیق مقایسه روش‌های NGANN و GANN است. بنابراین، ساختار و توابع عملکردی آنها ثابت فرض شده است تا بتوان تأثیر ورودی‌های دو مدل را در شرایط یکسان با یکدیگر مقایسه کرد.

نتایج حاصل از مدل‌سازی آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی و عملکرد هر مدل در جدول ۴ارائه شده است. نتایج تأثیر عوامل ژئومورفولوژی منتج به انتخاب دو ضریب شکل و ضریب فشردگی حوزه با استفاده از آمار دبی و استنباط ارتباط بین دو متغیر مستقل فوق‌الذکر با میزان رسوب توسط روش MARS بررسی شده است.

نتیجه‌گیری و بحث

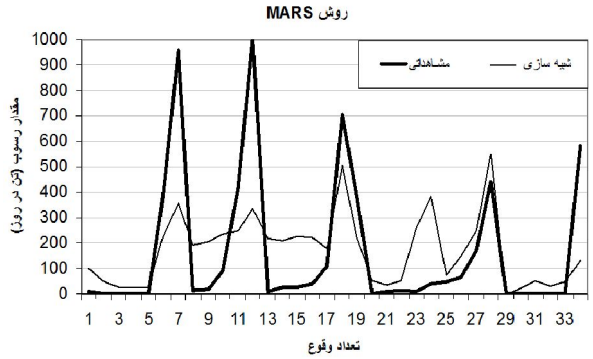
در این تحقیق عملکرد مدل‌های مختلف به کمک فاکتورهای RMSE و R^2 و میانگین خطای مطلق (MAE) مورد ارزیابی قرار گرفته است. این مقادیر مزیت نسبی مدل‌ها را نشان می‌دهند. بیشترین ضریب تبیین معنی‌دار و کمترین میزان خطای RMSE و MAE بهترین روش را معرفی می‌نماید. بنابراین، ارزش برآوردی روش‌ها به‌ترتیب SRC, MARS,NGANN GANN با میزان ضریب تبیین ۰/۸۸, ۰/۸۶, ۰/۵۸ و ۰/۵۸ و نتایج سایر آزمون‌ها در جدول (۴) مشخص گردیده است.

نتایج به‌دست آمده از این تحقیق نشان می‌دهد که با به‌کارگیری شبکه عصبی از نوع پرسپترون چندلایه و تابع تحریک از نوع تانژانت سیگموید، می‌توان با دقت بالایی میزان دبی بار معلق رسوب را پیش‌بینی نمود و دقت نتایج به‌دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی به‌مراتب از دقت روش منحنی سنجه با و بدون دسته بندی داده‌ها بالاتر است که با تحقیق دهقانی و همکاران (۴) و جلالی و همکاران (۳) مطابقت دارد. در این تحقیق با توجه به یکسان بودن داده‌های ورودی مدل‌های MARS و GANN می‌توان علت وجود اختلاف در نتایج ارزشیابی مدل‌ها را در نوع مدل به‌کارگرفته جستجو نمود. بنابراین می‌توان کارایی بالاتر شبکه عصبی مصنوعی ژئومورفولوژیکی را نسبت به مدل رگرسیونی ژئومورفولوژیکی به‌خوبی استنتاج نمود که با نتایج ولی و همکاران (۱۱) مطابقت دارد.

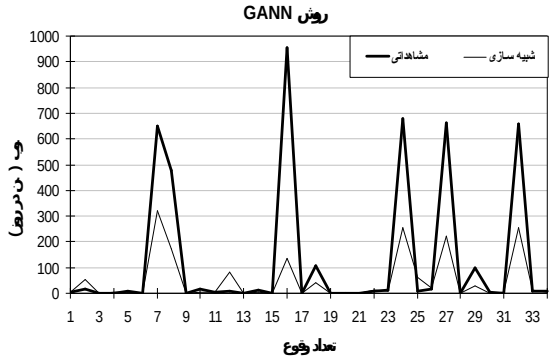
در این تحقیق حاصل مقایسه نتایج مدل‌های MARS و SRCکه اختلاف معنی‌داری در پیش‌بینی دبی رسوب نداشتند را می‌توان به پایین بودن ضریب فشردگی و ضریب شکل منطقه مورد مطالعه نسبت داد که با نتایج ولی و همکاران(۱۱) مغایرت داشت.

مقایسه نتایج روش‌های آماری و نتایج شبکه‌های عصبی کارایی بهتر مدل‌های شبکه عصبی را در برآورد رسوب لحظه‌ای روزانه بیان می‌کند. علت تفاوت بین عملکرد بهتر شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های آماری را می‌توان در قابلیت تخمین و پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تقریب غیرخطی با حجم کم داده‌ها جستجو نمود. این درحالی‌است که عملکرد و دقت روش‌های رگرسیونی به شدت

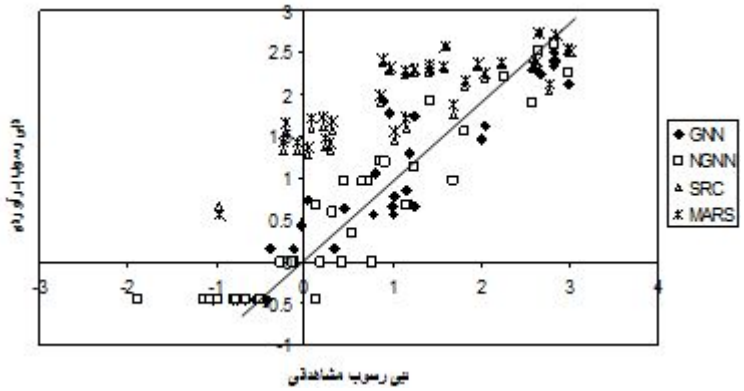
[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]



شکل ۳. مقایسه مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده رسوب در روش مارس



شکل ۴. مقایسه مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده رسوب در روش GANN



شکل ۵. تغییرات مقادیر نرمال مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده رسوب معلق برای داده‌های آزمون در روش‌های مختلف.

از حجم نمونه تبعیت می‌کند و حجم کم نمونه‌ها می‌تواند عامل محدودیت مد ل‌های آماری گردد.

مقایسه شکل‌های ۳ و ۴نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی دارای روند بهتری در شبیه‌سازی داده‌های رسوب نسبت به روش سنجه رسوب می‌باشد.

در شکل ۵نیز مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و منحنی‌های سنجه در مقابل مقادیر مشاهده شده نشان داده شده، این شکل تشخیص چشمی عملکرد مدل‌های مختلف برآورد با رسوب روزانه را آشکار می‌سازد. همان‌طورکه از شکل ۵مشخص است، نتایج به‌دست آمده از شبکه عصبی حول خطی با زاویه ۴۵ درجه به‌خوبی پراکنده شده است، که این نشان خطای کمتر شبکه عصبی در پیش‌بینی رسوب نسبت به مدل‌های رگرسیونی می‌باشد.

نتیجه‌گیری نهایی تحقیق معرفی و ارائه مدل طراحی شده شبکه عصبی مصنوعی به کمک پارامترهای ژئومورفولویکی حوزه آبخیز رودخانه مزبور است. این مدل از نوع پرسپترون چند لایه (MLP) با الگوریتم لونبرگ-مارکوارت با دو لایه مخفی و ۴ نرون در هر لایه بوده و قابلیت پیش‌بینی و شبیه‌سازی بار رسوب جریان را با کمترین محدودیت دارا است. در کل بر طبق یافته‌های این تحقیق مدل شبکه عصبی مصنوعی قابلیت خوبی را از خود در پیش‌بینی رسوب نشان می‌دهد و این کارایی با دخیل شدن پارامترهای مورفولوژیکی حوزه افزون می‌گردد.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

منابع مورد استفاده

۱. اعلمی، م.، و. نورانی، ح. نظم آرا. ۱۳۸۸. قابلیت شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی چند ایستگاهه بار معلق در مقایسه با روش منحنی رسوب. مجله دانش آب و خاک ۱۹(۲): ۵۵-۴۵.

۲. تلوری، ع.، ن. بیرودیان و ا. منوچهری. ۱۳۸٦. مدل‌سازی تغییرات زمانی رسوب مطالعه موردی حوزه آبریز گاران در کردستان. فصلنامه پژوهش و سازندگی در منابع طبیعی، شماره ۷۵، ص ۷۰-٦۴.

۳. جلالی. م.، ک. سلیمانی. ۱۳۸۶. برآورد بار معلق رسوب ایستگاه هیدرومتری آبلونکارود با استفاده از منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی. چهارمین همایش ملی علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، کرج، ص ۱۱۲۴-۱۱۱۵.

۴. دهقانی، ا، ا.، م. ا. زنگانه، ا. مساعدی و ن. کوهستانی. ۱۳۸۸. مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی رودخانه دوغ استان گلستان). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی ۱٦(۱): ص ۱۲.

۵. دهقانی، ا.، ر. احمدی. ۱۳۸۷. تخمین آبدهی حوزه های آبخیز فاقد آمار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. اولین کنفرانس بین المللی بحران آب. وزارت علوم، تحقیقات و فناوری - دانشگاه زابل، ص ٦.

٦. داننده مهر، ع.، ا. علیانی، م. قربانی. ۱۳۸۰. پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ای بر مبنای دبی جریان با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک. پژوهش‌های آبخیزداری، شماره ۸۸، ص ۵۴-۴۴.

۷. طلوعی، س.، ع. حسین زاده دلیر. ۱۳۹۰. تخمین زمانی و مکانی بار معلق رودخانه آجی‌چای با استفاده از زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی. نشریه دانش آب و خاک، جلد ۲۱، شماره ۴، ص ۱۰۴-۹۴.

۸. فیض نیا، س.، ح. محمد عسگری و م. معظمی. ۱۳۸٦. بررسی کارآیی روش شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوب معلق روزانه (بررسی موردی حوزه آبخیز زرد رامهرمز، استان خوزستان)، فصلنامه منابع طبیعی دانشگاه تهران، دوره ٦۰، شماره ۴، ۱۲۱۰-۱۱۹۹.

۹. مساعدی، ا.، ا. محمدی، ع. نجفی نژاد. ۱۳۸۵. بهینه‌سازی روابط دبی جریان و دبی رسوب معلق در ایستگاه‌های منتخب رودخانه گرگان‌رود. نشریه منابع طبیعی ایران ۵۹ (۲): ۳۴۲- ۳۳۱.

۱۰. نجفی، ن.، م. حیدرپور و م. کیخایی. ۱۳۸۵. بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی بارش و رواناب. اولین همایش منطقه‌ای بهره‌برداری بهینه از منابع آب حوزه‌های کارون و زاینده‌رود، شهرکرد.

۱۱. ولی. ع.، م. رامشت. ۱۳۹۰. مقایسه کارآیی مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون برای پیشبینی بار رسوب جریان حوزه آبخیز سمندگان. مجله جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، شماره پیاپی ۴۴، شماره ۴. ۱۵ص.

12. ASCE. 2000. Artificial neural networks in hydrology. Hydrology applications. J. Hydro. Engin. 5: 124-136.
13. Bhattacharya, B., R. K. Price and D. P. Solomatine. 2005. Data-driven modeling in the context of sediment transport. Physics and Chemistry of the Earth 30: 297-302.
14. Cigizoglu, H. 2002. Suspended sediment estimation for rivers using artificial neural networks and sediment rating curves. Turkish j. Eng. Env. Sci. 26(1): 27-36/
15. Cigizoglu, H. K. 2004. Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi layer perceptrons. Advances in Water Resources 27: 185-195.
16. Cigizoglu, H. K. and M. Alp. 2006. Generalized regression neural network in modeling river sediment yield. J. Advance in engineering software 37: 63-68.
17. French, M. N., W. F. Krajewski and R. R. Cuykendall. 2003. Rainfall forecasting in space and time using artificial neural network. J. Hydro. 137(1): 41-31.
18. Govindaraju, R. S., A. RamachandraRao. 2000. "Artificial Neural Networks in Hydrology", Kluwer Academic Publisher, pp329.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]

19. Picoet, C., B. Hingray and J. C. Olivry. 2001. Empirical and conceptual modeling of the suspended sediment dynamics in large tropical African River: The Upper Niger River Basin. J. Hydrol. 250: 19-39.
20. Singh PK., V. Kumar, RC. Purohit, M. Kothari, PK. Dashora. 2009. Application of principal component analysis in grouping geomorphic parameters for hydrologic modeling. Water Resour Manage 23(3): 25-339
21. Zhou, Y., X. X. Lu, Y. Huang. Y. M. Zhu. 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the upper Yangtze catchment, China. Geomorphology 84: 111-125.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-14]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1394.19.72.19.9]
[DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.19.72.19]