

مقایسه کارایی روش‌های نروفازی، شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های آماری در تخمین رسوب معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: بالادست حوضه طالقان)

❖ امین ذرتی پور*؛ استادیار، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان

چکیده

برآورد دقیق میزان رسوب معلق رودخانه‌ها از مسائلی مهم در طراحی مخازن، آلودگی دریاچه‌ها، طراحی کانال‌ها و لایروبی آنها بعد از سیلاب‌ها، تعیین خسارت‌های ناشی از رسوبگذاری و تعیین تأثیرات مدیریت آبخیز است. روش‌های متعددی به منظور برآورد بار معلق رودخانه‌ها وجود دارد. یکی از این روش‌ها، که در حل مسائل مختلف هیدرولوژی رسوب و پیش‌بینی آن کاربرد زیادی دارد، روش‌های نروفازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این مطالعه ارتباط رسوب و دبی لحظه‌ای متناظرش به طور موفقیت‌آمیزی با استفاده از این روش‌ها مدل‌سازی و مورد اعتبارسنجی قرار گرفت. هدف از این تحقیق، کارایی روش‌های نروفازی و شبکه عصبی نسبت به مدل‌های آماری در برآورد رسوب معلق روزانه رودخانه طالقانرود حوزه آبخیز طالقان می‌باشد. نتایج نشان داد، برآوردهای ساختار ANFIS، با میانگین قدرمطلق خطای نسبی، ۱۰۰۶ تن در روز، ضریب همبستگی ۷۷ درصد، میانگین مربعات خطا ۲۶۲۱ تن در روز و ضریب ناش-ساتکلیف ۰/۵۱ نسبت به شبکه عصبی و همچنین برآوردهای شبکه عصبی در مقایسه با مدل‌های آماری از دقت بالاتری برخوردارند. بنابراین روش ادغام شبکه عصبی با قوانین فازی توانسته تغییرات بار رسوبی رودخانه را بر اساس دبی روزانه، بهتر از مدل‌های دیگر برآورد کند. دیگر مزیت این روش حساس نبودن به وجود تعداد معدودی خطا در داده‌های آماری است که همین امر باعث برآورد بهتر مدل شبکه عصبی در مقایسه با مدل آماری شده است. همچنین با بالا رفتن درصد داده‌های آموزش نسبت به داده‌های امتحان، روش نروفازی جواب مناسبتری می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی فازی، بار معلق رودخانه، شبکه عصبی، روش‌های آماری، طالقان

۱. مقدمه

در اغلب رودخانه‌های طبیعی بخش اعظم رسوبات به صورت بار معلق انتقال می‌یابند. بار معلق به رسوباتی اطلاق می‌شود که درون آب و بالاتر از لایه بستر در حرکت هستند و بدلیل وزن کم‌شان، توسط جریان آب براحتی حمل شده و به دلیل مؤلفه‌های رو به بالای جریان‌های متلاطم برای مدت زمان قابل ملاحظه‌ای به حالت معلق باقی می‌مانند [۱]. رسوبات معلق حمل شده توسط رودخانه‌ها مشکلات زیادی از جمله رسوبگذاری در مخازن سدها و کاهش حجم مفید آنها، تغییر مسیر رودخانه به دلیل رسوبگذاری در بستر آنها، کاهش ظرفیت عبور کانال‌ها و تأسیسات انتقال آب و تغییر کیفیت آب به لحاظ مصارف شرب و کشاورزی را به وجود می‌آورند [۱۹]. امروزه برآورد دقیق میزان رسوب معلق در مسائلی از جمله طراحی مخازن، انتقال رسوب، برآورد آلودگی دریاچه، طراحی کانال‌ها و لایروبی آنها بعد از سیلاب‌ها، تعیین خسارت‌های ناشی از رسوبگذاری به محیط‌زیست و تعیین تأثیرات مدیریت آبخیز مورد نیاز است. یکی از روش‌هایی که امروزه در حل مسائل مختلف تخمین بار رسوبی کاربرد زیادی دارد، استفاده از منطق فازی یا روش نورو فازی یا مدل ANFIS^۱ (سیستم فازی تطبیق پذیر مبتنی بر شبکه عصبی) و شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ می‌باشد [۹] و ارتباط رواناب و رسوب به طور موفقیت‌آمیزی با استفاده از این روش شبیه‌سازی شده است. همچنین به‌عنوان ابزاری نیرومند برای حل مسائل مختلف آب‌های سطحی و زیرزمینی استفاده شده است [۸]. در تحقیقی به‌منظور پیش‌بینی بار رسوبی حوزه‌ای در ایالت کبک کانادا از روش شبکه عصبی استفاده شد و نتایج آن با برآوردهای رگرسیون مقایسه شد. در این مطالعه از ویژگی‌های ژئومرفولوژی حوزه از قبیل نسبت انشعاب، ضریب مساحت، ضریب طول کانال و ضریب پستی و بلندی در برآورد بار رسوبی استفاده و بیان شد که استفاده از این داده‌ها موجب افزایش دقت برآوردها در هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون شده است

[۱۰]. در تحقیقی میزان رسوب معلق رودخانه‌ای در هندوستان با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی با الگوهای یادگیری متفاوت مدلسازی شد و نتایج نشان داد که انتشار خطا، بهترین الگوی یادگیری شبکه عصبی در مسائل هیدرولوژی است [۱۷]. در تحقیقی دیگر از دو مدل شبکه عصبی برای برآورد میزان رسوب معلق و مقایسه نتایج آنها با روش رگرسیونی استفاده شد. به طوری که در مدل اول فقط از دبی به‌عنوان ورودی مدل استفاده کردند و در مدل دوم پارامترهای ژئومرفولوژی منطقه را نیز به همراه دبی در ورودی مدل بکار بردند و نتیجه گرفتند که شبکه عصبی برآورد مناسبی از رسوب معلق ارائه می‌دهد و نیز استفاده از پارامترهای ژئومرفولوژی می‌تواند نتایج مدل را بهبود بخشد [۱۳]. روش منحنی سنج رسوب برای تخمین بار رسوب معلق دوره ۵۰ ساله رودخانه پیرل انجام شد، که منحنی سنج رسوب و نیز میزان بار رسوبی وارده به مخزن سد با زمان تغییر می‌کند [۱۸]. در یک بررسی ارتباط بین دبی آب و غلظت رسوب معلق در بالادست رودخانه زرد چین در فصول سیلابی طی یک دوره ۳۵ ساله برقرار شد، که معادله چندگانه با توان ۳ را برای برازش مناسب منحنی سنج رسوب معرفی کرد [۵]. محققانی نیز به ارزیابی کارایی ضرایب اصلاحی در بهینه‌سازی منحنی سنج رسوب در حوضه سد کمال صالح پرداختند و نتیجه گرفتند که فاکتور اصلاحی β در منحنی سنج حدوسط دسته‌ها توانست به خوبی اختلاف بین مقادیر برآوردی و مشاهده‌ای را در دبی‌های بالا کم کند و منحنی سنج حدوسط با فاکتور اصلاحی FAO در مقایسه با سایر منحنی‌های سنج عملکرد بهتری در برآوردی رسوب دبی‌های سیلابی داشته است [۱۱]. همچنین میزان رسوبات معلق دو رودخانه سیاه و شور آمریکا را با استفاده از چهار مدل SRC^۳، NF^۴، MLR^۴ و ANN برآورد و پس از مقایسه با مقادیر مشاهداتی نتیجه

^۱ Adaptive Network Fuzzy Inference System

^۲ Artificial Neural Network

^۳ Neuro-Fuzzy

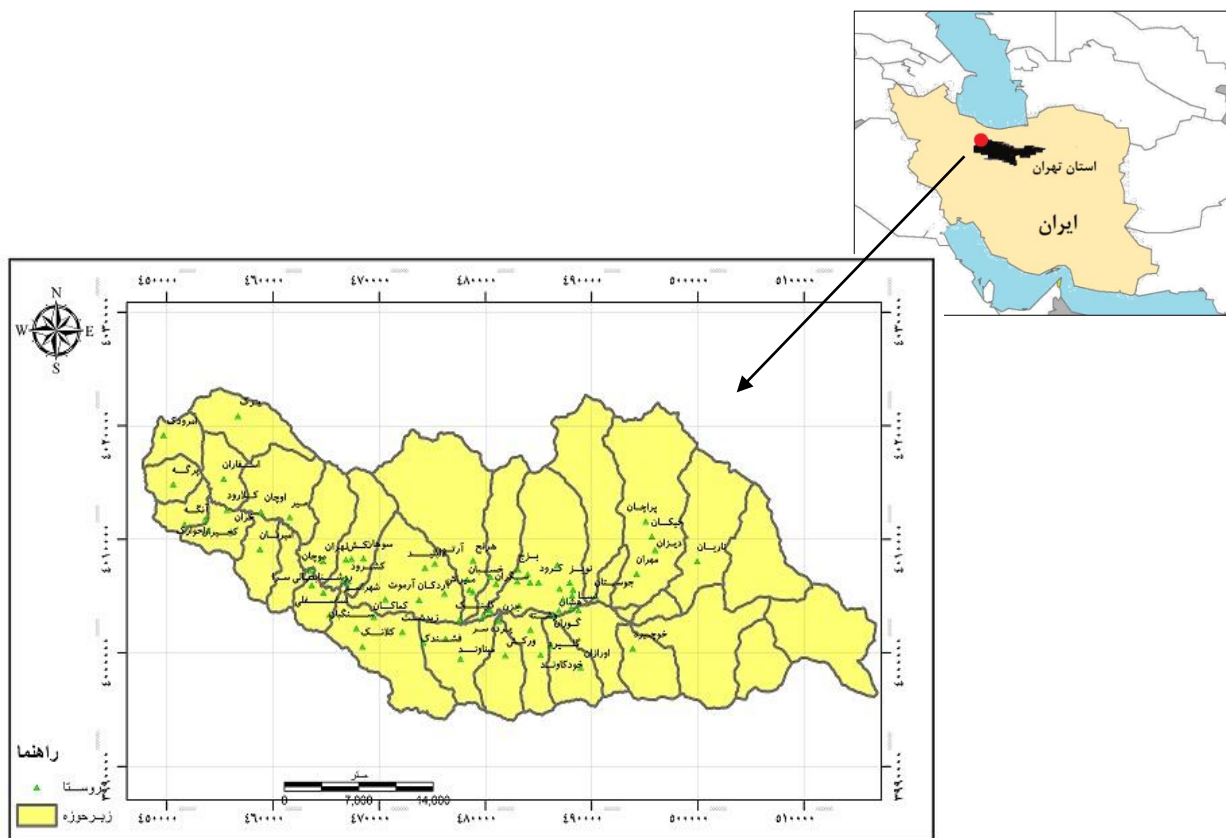
^۴ Multi Linear Regression

۲. روش‌شناسی

۱.۲. منطقه مورد بررسی

منطقه مورد مطالعه قسمتی از حوزه آبخیز طالقان است که بخش سراب و میانی طالقان را دربر گرفته و خروجی آن بر روی ایستگاه هیدرومتری گلینک می‌باشد. حوزه آبخیز طالقان یکی از شاخه‌های آبخیز سفید رود به‌شمار می‌رود که در دامنه رشته‌کوه البرز و در بخش شمال‌شرقی استان تهران واقع شده است. وسعت منطقه مورد مطالعه ۸۰۴۲۸/۸۲ هکتار و محیط آن ۱۵۱/۳ کیلومتر می‌باشد که بین عرض‌های شمالی $36^{\circ} 17' 45''$ تا $36^{\circ} 45' 93''$ ، $20'$ و 36° و طول‌های شرقی $50^{\circ} 39' 33''$ تا $50^{\circ} 26' 5''$ و $11'$ و 51° واقع شده است. در شکل (۱)، موقعیت و محدوده کلی منطقه مورد مطالعه ارائه شده است.

گرفتند که مدل‌های ANN و فازی عصبی برآوردهای دقیقتری را نسبت به مدل‌های SRC و رگرسیونی دارند [۱۴]. در مطالعه‌ای "برآورد رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در حوزه آبخیز جامیشان استان کرمانشاه، نتیجه‌گیری شد که شبکه عصبی مصنوعی نتایج قابل قبولی را برای شبیه‌سازی بار معلق در ایستگاه حیدرآباد ارائه می‌کند، به طوری که در مقایسه با منحنی سنج سوب از دقت بالاتری برخوردار است [۴]. بنابراین با توجه به مطالعات انجام شده هدف این تحقیق بررسی کارایی روش نوروفازی و شبکه عصبی برای برآورد میزان رسوبات معلق روزانه با استفاده از مقادیر دبی همزمان آنها می‌باشد. بدین منظور از این روش برای مدلسازی تغییرات بار معلق استفاده شده و نتایج آن با روش‌های متداول (رگرسیون خطی، روش فائو و روش حد وسط دسته‌ها) مقایسه شده است.



شکل ۱. موقعیت و محدوده حوزه آبخیز طالقان

۲.۲. روش پژوهش

داده‌های استفاده شده در این مطالعه مربوط به سال‌های ۱۳۵۰ تا ۱۳۸۵ ایستگاه هیدرومتری گلینک طالقان می‌باشد. ابتدا آمار رسوب به همراه دبی لحظه‌ای و تاریخ کامل آن از سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۸۰ از مرکز تحقیقات منابع آب تهیه و بعد برای استفاده از نمونه‌برداری‌های جدید ایستگاه، بقیه آمار موجود از سال ۱۳۸۰ تا آذر ۱۳۸۵، از اداره آب منطقه‌ای قزوین گرفته شد. سپس کلیه داده‌ها چندین بار مورد بررسی قرار گرفته، داده‌های ناقص و ناهمگون حذف شدند (نمونه‌گیری‌هایی که فاقد غلظت رسوب و بعضی دیگر فاقد دبی لحظه‌ای بودند). در نهایت حدود ۱۴۷۸ داده نمونه‌برداری شده و به صورت میدانی در ایستگاه گلینک بدست آمد.

۱.۲.۲. آماده سازی داده‌ها

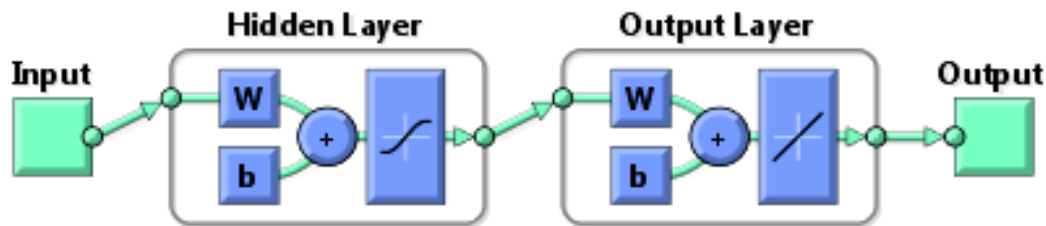
بعد از حذف داده‌های ناقص و بازسازی مجموعه کلی داده‌ها، ۱۵ درصد از سال‌های آماری اندازه‌گیری شده دبی - رسوب در ایستگاه به صورت تصادفی، به منظور ارزیابی کارایی روش‌های نوروفازی و شبکه عصبی و مقایسه نتایج آنها با روش‌های هیدرولوژیکی برآورد رسوب معلق، کنار گذاشته شد (لازم به یادآوری است که نمونه‌های کنار گذاشته شده به صورت تصادفی باید بیانگر جامعه آماری باشند، به کلام دیگر میانگین و انحراف از معیار داده‌های کنار گذاشته شده به میانگین و انحراف از معیار جامعه آماری داده‌های مورد استفاده نزدیک باشد). همچنین ۱۵ درصد داده‌ها نیز برای انجام آزمون اعتبارسنجی^۱ مدل‌ها کنار گذاشته و در نهایت با ۷۰ درصد داده‌ها مدل‌های مذکور اجرا شدند. نمودارهای مربوط به آمار کل داده‌ها، داده‌های اجرا (۷۰ درصد)، داده‌های ارزیابی (۱۵ درصد) و داده‌های اعتبارسنجی (۱۵ درصد) داده‌ها در شکل ۴ و ۵ آورده شده است.

۳.۲. شبکه عصبی مصنوعی

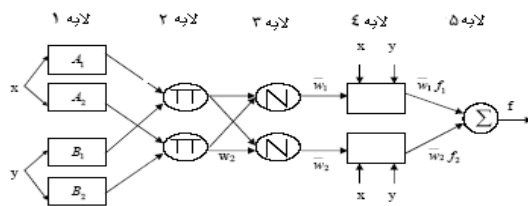
شبکه عصبی مصنوعی یک روش شبیه سازی است که از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. قدرت بالای عملکرد سیستم‌های بیولوژیکی ناشی از طبیعت موازی برنامه‌ریزی نرون‌های آنها می‌باشد. به طوری که یک شبکه عصبی مصنوعی این ساختار را با توزیع شبیه سازی در واحدهای پردازشگر کوچک و ساده به هم پیوسته انجام می‌دهد. نقش اصلی یک نرون بیولوژیکی عمل جمع ورودی‌های خود تا جایی است که مجموع ورودی‌های آن از حدی که به آن آستانه می‌گوییم تجاوز نکند و آنگاه تولید یک خروجی می‌باشد [۸].

در یک نرون مصنوعی کمیت‌های اسکالر p و α به ترتیب ورودی و خروجی به نرون می‌باشند. ورودی اسکالر p قبل از اینکه وارد هسته اصلی عنصر پردازشگر شود وزن دار شده، یعنی در ضرب w ضرب می‌شود و تولید w_p می‌کند. ورودی دیگر به نرون مقدار ثابت یک می‌باشد که در بایاس ضرب شده و بعد با w_p جمع می‌شود. در مرحله آخر نرون برای تولید خروجی α از تابع فعال‌سازی F بهره می‌گیرد که این تابع می‌تواند پله‌ای، سیگموئید و... باشد. در یک نرون α و b هر دو پارامترهای اسکالر تبدیل‌پذیر نرون می‌باشند و تابع فعالیت نیز توسط طراح انتخاب می‌گردد. در واقع ایده اصلی شبکه عصبی تبدیل‌پذیر بودن پارامترهای آن (بایاس و وزن‌های ارتباطی بین نرون‌ها) بوده که این پارامترها می‌توانند طوری تنظیم شوند که انتظار مورد نظر را تأمین کنند (شکل ۲). بنابراین با استفاده از آموزش شبکه می‌توانیم این پارامترها را برای انجام کار مورد نظر خود تعدیل کنیم [۸]. لازم به ذکر است که بهترین نوع شبکه عصبی بر اساس مرور منابع انجام شده و تابع الگوریتم شبکه و تعداد لایه پنهان و نرون‌های آنها بر اساس آزمودن به روش سعی و خطا توسط نرم‌افزار مربوطه (Neuro Solutions Software's) تعیین می‌گردد [۴ و ۱۴].

¹ Validation



شکل ۲. شبکه عصبی پیشخور پس انتشار خطا



شکل ۳. ساختار ANFIS با دو ورودی

۱.۳.۲. استانداردسازی داده‌ها

عمل استاندارد سازی مطابق رابطه روبرو انجام شده

است:

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

X : معرف داده مشاهده شده، X_{\max} و X_{\min} : به ترتیب

حداقل و حداکثر داده‌ها و X_n : داده استاندارد شده است.

لازم به یادآوری است که قبل از انجام عملیات استانداردسازی داده‌ها، بعلت نرمال نبودن داده‌های اصلی دبی و رسوب لحظه‌ای ایستگاه با گرفتن لگاریتم داده‌ها اقدام به نرمال‌سازی نمونه‌ها کردیم. سپس استانداردسازی آنها انجام شد. برنامه نویسی آماری و انجام عملیات‌های پیش‌بینی در این مطالعه با استفاده از نرم‌افزار برنامه نویسی مطلب (*MATLAB7.5*) انجام شد.

۴.۲. ساختار انفیس (ANFIS)

مدل ANFIS (سیستم فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه عصبی)^۱ اولین بار توسط ژانگ ۱۹۹۳ معرفی شد (شکل ۳). این مدل یک سیستم فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و برای فرایند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس انتشار خطا و حداقل مربعات خطا استفاده می‌کند [۱۵].

۵.۲. روش‌های متداول هیدرولوژیکی

در روش‌های منحنی‌های سنجه، تعداد محدودی از آمار دبی جریان برای دوره زمانی مورد نظر برون‌یابی می‌شود. این رابطه معمولاً به صورت یک تابع توانی است و از آن به عنوان منحنی سنجه رسوب یاد می‌شود. همانطوری که ذکر شد این رابطه یا بین غلظت رسوب معلق و دبی جریان و یا بین دبی رسوب معلق و دبی جریان برقرار می‌شود. اگر غلظت متوسط رسوب معلق در یک مقطع عرضی رودخانه برابر با C باشد و این غلظت معرف غلظت رسوب معلق رودخانه در عرض یک روز در یک ایستگاه معین باشد می‌توان دبی رسوب معلق را بر حسب تن در روز از رابطه زیر محاسبه کرد.

$$Q_s = 0.0864C \cdot Q_w \quad (1)$$

در این رابطه Q_s دبی رسوب معلق بر حسب تن در روز و Q_w دبی جریان آب متناظر بر حسب m^3/s با غلظت C و خود بر حسب میلی‌گرم در لیتر است. برای تعیین پارامترهای منحنی سنجه رسوب (a , b) معمولاً مدل رگرسیونی خطی را که تبدیل لگاریتمی منحنی

¹ Adaptive Network Fuzzy Inference System

معین به تعدادی دسته تقسیم شده و برای دبی متوسط هر دسته، دبی رسوب متوسط اندازه‌گیری شده همان دسته تعیین شد و در آخر منحنی سنج رسوب با استفاده از آنها به روش حداقل مربعات بدست آمد. این روش ارزش بیشتری به دبی‌های سیلابی که مسئول حمل قسمت اعظم رسوب هستند می‌دهد، و چون میزان خطای ناشی از تبدیل لگاریتمی به تعداد و پراکنش نقاط در نمودار منحنی سنج رسوب بستگی دارد و از آنجایی که در روش همبستگی بین متوسط دسته‌ها، تعداد نقاط به حداقل می‌رسد، بنابراین خطای ناشی از تبدیل لگاریتمی تا حدود زیادی کاهش می‌یابد.

۳.۵.۲. روش فائو

فائو پیشنهاد می‌کند که خط رگرسیون منحنی سنج رسوبی که با بکار بردن لگاریتم اعداد بدست می‌آید و از نقطه X میانگین لگاریتم دبی‌های رسوب مشاهده شده و Y میانگین لگاریتم دبی‌های جریان در طول دوره آماری است عبور می‌کند، استفاده نشود، بلکه از یک خط موازی با آن که از نقطه میانگین (\bar{Q}_s, \bar{Q}_w) عبور می‌کند، استفاده شود. \bar{Q}_s میانگین دبی جریان مشاهده‌ای و \bar{Q}_w میانگین دبی‌های رسوب معلق مشاهده‌ای در طول دوره آماری است، فائو بجای ضریب a در رابطه فوق \hat{a} را بشرح زیر توصیه کرده است [۱۸].

$$a' = \frac{\bar{Q}_s}{\bar{Q}_w^b} \quad (3)$$

روش فائو بطور کلی تحت تأثیر پرآبی‌های رودخانه قرار دارد و داده‌های استثنايي و بزرگ تأثیر تعیین‌کننده‌ای در ضریب کمی دارند. علت این موضوع محدود بودن تغییرات دبی جریان آب نسبت به تغییرات بار معلق رودخانه است که باعث می‌شود مقدار Q_s به صورت قابل ملاحظه‌ای نسبت به مقدار Q_w افزایش یابد.

سنجه رسوب لازم دارد، بکار می‌رود. بطور معمول داده‌های غلظت یا دبی رسوب و دبی جریان متناظر آنها به یک محور مختصات دو لگاریتمی منتقل شده و بهترین خط برازش با استفاده از روش حداقل از میان این داده‌ها عبور داده می‌شود. در این حالت b شیب خط برازش و a عبارت است از: فاصله محل تقاطع بهترین خط برازش با محور قائم تا مبدا مختصات [۲].

۱.۵.۲. منحنی سنج یک خطی

در این روش داده‌های موجود اندازه‌گیری جریان Q_w (دبی لحظه‌ای به مترمکعب در ثانیه) و دبی رسوب Q_s (غلظت رسوب معلق به تن در روز) به محور مختصات لگاریتمی منتقل شده و بهترین خط برازش بر مبنای حداقل مربعات از میان آنها عبور داده می‌شود، با توجه به نظر بیشتر محققان [۹] رابطه رگرسیونی زیر استخراج می‌گردد که به منحنی سنج رسوب معروف شده است. از آنجا که منحنی فوق در محورهای لگاریتمی به صورت خط مستقیم نمایش داده می‌شود به روش خطی معروف شده است.

$$Q_s = aQ_w^b \quad (2)$$

۲.۵.۲. روش حدوسط دسته‌ها (روش همبستگی بین

متوسط دسته‌ها)

در این روش برای هر دسته Q_w (هر گذر حجمی)، متوسط بار معلق نمونه‌های واقع شده در همان دسته را برآورد می‌کنند. بدین ترتیب دبی‌هایی را که در آنها نمونه‌گیری غلظت انجام شده، مدنظر قرار داده و آنها را براساس حجم جریان (از کوچک به بزرگ) مرتب می‌کنند، سپس این آمارها به دسته‌هایی تقسیم می‌شوند. در مرحله بعد بین دبی متوسط هر دسته و دبی رسوب متوسط نمونه‌های رسوب واقع شده در دسته جریان، رابطه رگرسیونی برقرار می‌کنند، که دارای ضریب همبستگی بالایی (نسبت به ضریب همبستگی معادله اولیه) هستند. در این روش دبی‌های جریان با یک نمو

۶.۲. معیارهای اعتبارسنجی

به منظور ارزیابی نتایج مدل شبکه عصبی و مقایسه آن با برآوردهای رگرسیونی، از معیارهای میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطای نسبی (MAE)، ضریب تعیین (R^2)، ضریب همبستگی (R) و انحراف معیار استفاده می‌شود.

۱.۶.۲. معیار میانگین مجذور مربعات خطا یا RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z^*(xi) - z(xi))^2} \quad (۴)$$

۲.۶.۲. معیار میانگین قدر مطلق خطای نسبی (MAE)

بهترین روش، دارای کمترین خطاست، یعنی هر چه میزان خطا پایین‌تر باشد آن روش بهتر است.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |z^*(xi) - z(xi)| \quad (۵)$$

۳.۶.۲. معیار ضریب ناش - ساتکلیف (NS)

معیار ضریب ناش - ساتکلیف یا خطای حداکثر، که از منفی بی نهایت تا ۱ متغیر است. در صورتی که مقدار آن برابر با صفر یا کمتر از آن شود بیانگر این است که میانگین مشاهده‌ای بهتر از مقدار برآوردی توسط مدل است و اگر مقدار آن برابر با ۱ شود تطابق کامل بین دبی‌های مشاهده‌ای و برآوردی برقرار می‌باشد [۱۲]. به طوری که در آن Q_i^o دبی رسوب مشاهده‌ای (تن در روز) و Q_i^e دبی رسوب برآوردی (تن در روز) و Q_{mean} متوسط دبی مشاهده‌ای است.

$$NS = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^e)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_{mean}^o)^2} \right] \quad (۶)$$

۴.۶.۲. انحراف از معیار روش‌ها

انحراف از معیار نشان‌دهنده دقت روش‌هاست.

$$STDVE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (۷)$$

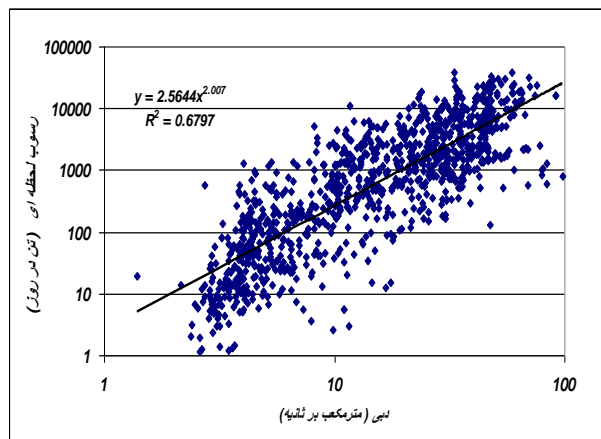
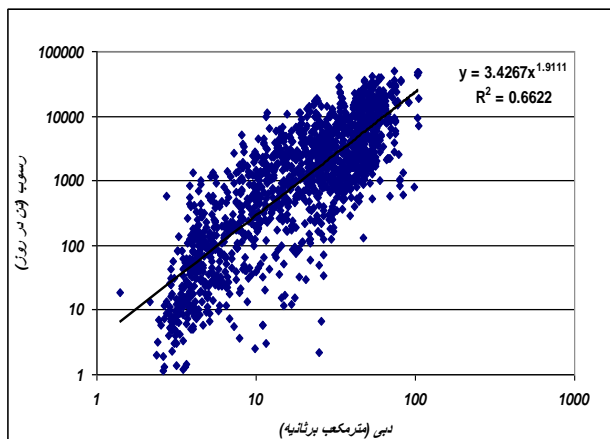
۳. نتایج

با توجه به نتایج حاصل از اجرای روش‌های مختلف برآورد بار معلق رودخانه، برآورد هریک از روش‌ها با مقادیر داده‌های مشاهده شده‌ای مقایسه و مورد اعتبارسنجی قرار گرفتند. بنابراین هریک بطور جداگانه به شرح شکل‌های ۴ و ۵ آورده شده است.

نتایج حاصل از اجرای روش‌های هیدرولوژیکی برآورد بار معلق رودخانه که عبارتند از روش یک خطی، روش فائو و روش حدوسط دسته‌ها به همراه مقادیر صحت‌سنجی آنها در شکل‌های (۶ تا ۸) آورده شده است. به علاوه اینکه مقادیر چهار معیار تعیین خطای روش، در جدول‌های زیرین نمودارها اضافه شد.

نتایج حاصل از اجرای روش شبکه عصبی مصنوعی در تخمین بار رسوب لحظه‌ای در مرحله واسنجی مدل به صورت جدول زیر ارائه شد. لازم به ذکر است که بهترین شبکه با تعداد دو لایه پنهان در این روش با ۱۳ نرون عصبی طراحی گردید. نتایج کلیه معیارهای ارزیابی داده‌های مذکور در روش شبکه عصبی در جدول (۱) آورده شده است.

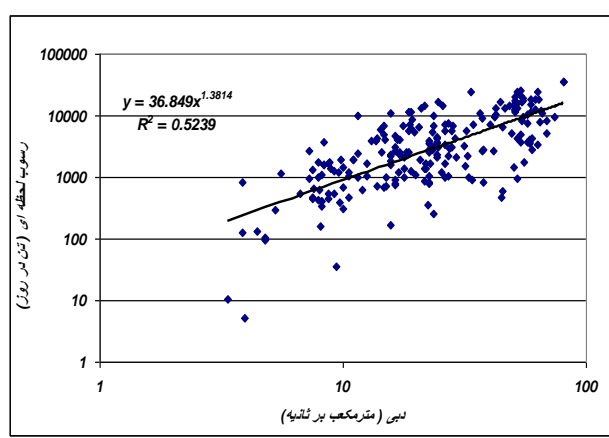
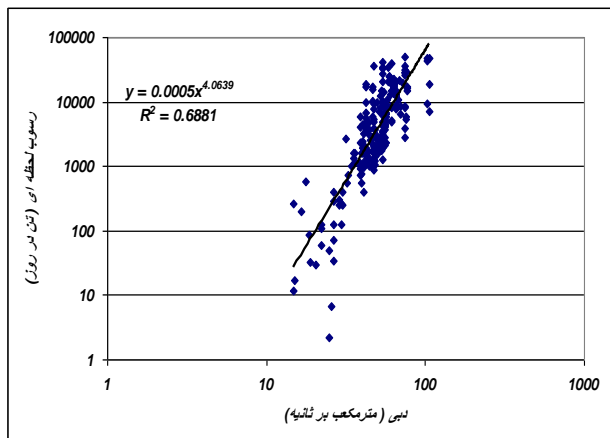
سپس در مرحله اعتبارسنجی، نتایج روش شبکه عصبی با آزمودن تست داده‌ها با ۱۵ درصد داده‌های کنار گذاشته شده به صورت زیر انجام شد. سپس از داده‌های برآورد شده در مدل شبکه عصبی، عملیات آنتی لگاریتم انجام شد. در نهایت داده‌های مشاهده شده با داده‌های خروجی مدل شبکه عصبی مقایسه و به صورت نمودار زیر اعتبارسنجی شد (شکل ۹).



پارامتر آماری	دبی (m3/s)	رسوب (ton/day)
ماکزیمم	۹۸/۱	۳۹۱۶۷/۶
مینیمم	۱/۳۹	۱/۱۲۹
انحراف معیار	۱۷/۳۴	۵۲۲۲/۶

پارامتر آماری	دبی (m3/s)	رسوب (ton/day)
ماکزیمم	۱۰۵/۵	۵۰۸۵۰
مینیمم	۱/۳۹	۱/۱۳
انحراف معیار	۲۰/۳۸	۶۶۹۲/۵

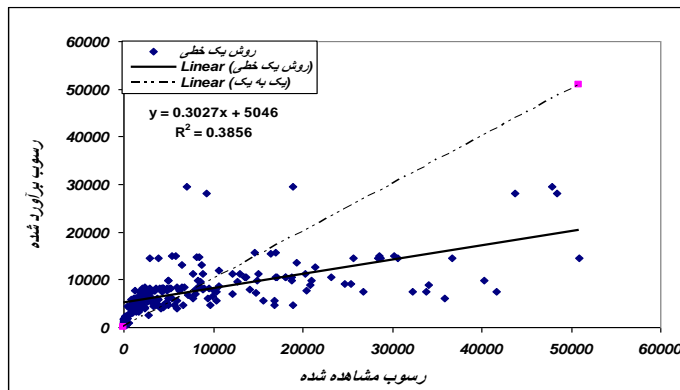
شکل ۴. (راست و چپ) - نمودار تغییرات داده‌های کل و داده‌های آموزشی دبی لحظه‌ای و بار رسوب معلق ایستگاه گلینک



پارامتر آماری	دبی (m3/s)	رسوب (ton/day)
ماکزیمم	۸۱	۳۶۳۷۲/۹
مینیمم	۳/۳۴	۵/۱
انحراف معیار	۱۸/۸۹	۶۴۱۱

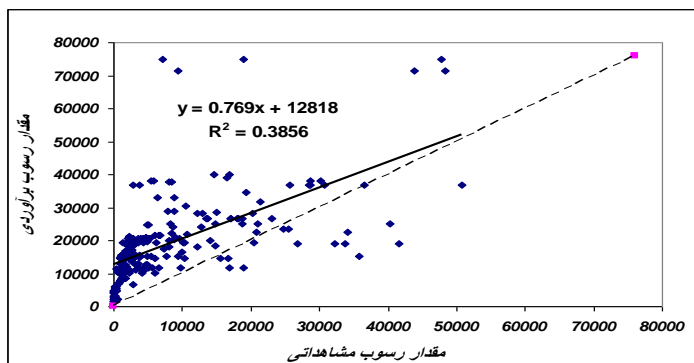
پارامتر آماری	دبی (m3/s)	رسوب (ton/day)
ماکزیمم	۱۰۵/۵	۵۰۸۵۰/۸
مینیمم	۱۴/۸۱	۲/۱۵
انحراف معیار	۱۶/۴	۱۰۳۰۵/۴

شکل ۵. (راست و چپ) - نمودار تغییرات داده‌های امتحان و داده‌های اعتبارسنجی دبی لحظه‌ای رودخانه و دبی رسوب معلق گلینک



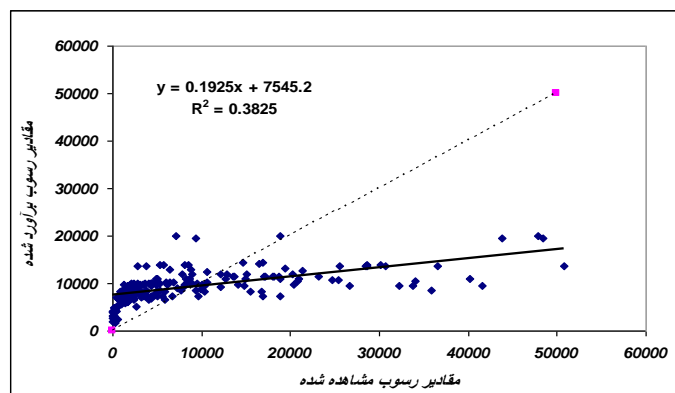
مقدار	معیار تعیین خطا
۸۰۸۴	MAE
۸۱۹۶	RMSE
۰/۶۲	R
۰/۳۶۴	NS

شکل ۶. نمودار مقایسه نتایج مقادیر برآورد شده روش یک خطی با داده‌های مشاهده شده



مقدار	معیار تعیین خطا
۱۲۲۰۲	MAE
۱۵۰۰۴	RMSE
۰/۶۲	R
۰/۳۲۲	NS

شکل ۷. نمودار مقایسه نتایج مقادیر برآورد شده روش فائو با داده‌های مشاهده شده

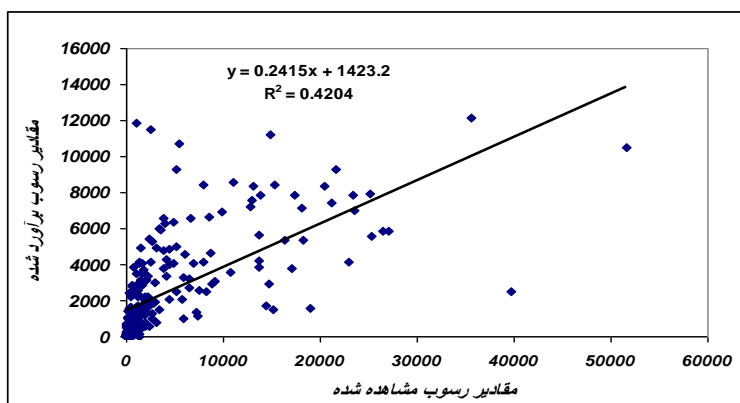


مقدار	معیار تعیین خطا
۶۵۸۳	MAE
۸۷۵۱	RMSE
۰/۶۲	R
۰/۳۷۲	NS

شکل ۸. نمودار مقایسه نتایج مقادیر برآورد شده روش حدوسط دسته‌ها با داده‌های مشاهده شده

جدول ۱. ویژگی‌های واسنجی بهترین مدل شبکه عصبی

مقادیر	بهترین پارامتر
۲	تعداد لایه پنهان
۱۳	تعداد نرون
۱۰۰۰	Epoch (تعداد امتحان)
۰/۰۲۳۶	کمترین خطای شبکه MSE
MLP	نوع شبکه عصبی
Sigmoid -Back propagation	تابع الگوریتم
۰/۰۰۱	ضریب یادگیری
Momentum	نوع گشتاور

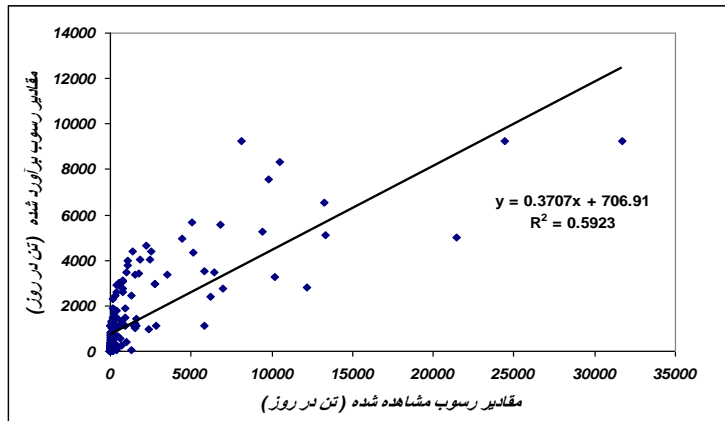


مقدار	معیار تعیین خطا
۲۹۵۶	MAE
۶۳۵۶	RMSE
۰/۶۵	R
۰/۴۲۴	NS

شکل ۹. نمودار مقایسه نتایج مقادیر برآورد شده روش شبکه عصبی MLP با داده‌های مشاهده شده

از نرم‌افزار برنامه نویسی مطلب به گونه‌ای اجرا شد که ۸۵ درصد داده‌ها بمنظور عمل آموزش (Train) داده‌ها و ۱۵ درصد بقیه به‌عنوان امتحان (Test) در نظر گرفته شد که نسبت به مقادیر با نسبت‌های دیگر (۷۰ درصد و ۳۰ درصد، ۹۰ درصد و ۱۰ درصد) جواب مناسبتری داد. در جدول (۲) مشخصات بهترین الگوریتم بدست آمده در برآورد بار معلق و همچنین مشخصات روش (ANFIS) استفاده شده در مدل آورده شده است.

در روش نروفازی ابتدا واسنجی مدل و تولید تابع هدف برای برآورد مقدار رسوب معلق انجام شد، آنگاه نتایج حاصل از واسنجی مدل و تولید بهترین الگوریتم نروفازی و تابع عضویت در جدول (۲) نشان داده شده است. سپس از داده‌های نهایی مدل نروفازی، آنتی لگاریتم گرفته شد. در نهایت داده‌های مشاهده شده با داده‌های خروجی مدل انفیس مقایسه و اعتبارسنجی شد. نتایج اعتبارسنجی مدل در شکل (۱۰) آورده شده است. روش نروفازی با ساختار انفیس (ANFIS) با استفاده



نوع خطا	مقدار
MAE	۱۰۰۶
RMSE	۲۶۲۱
R	۰/۷۷
NS	۰/۵۱

شکل ۱۰. نمودار مقایسه نتایج مقادیر برآورد شده روش نروفازی (ANFIS) با داده‌های مشاهده شده

جدول ۲. نوع تابع و ویژگی‌های بهترین تابع واسنجی شده در روش نروفازی

مشخصه	ویژگی
مثلثی (Triangular) نوع Constant	بهترین نوع تابع عضویت
۳	تعداد تابع عضویت (MF)
۲۰۰	تعداد Epoch
Hybrid (هیبرید)	روش اپتیمایز سازی
۰/۱۶۵	Test Average Error
Grid Partition	Generate fits

نسبی (MAE) ۱۰۰۶ تن در روز و ضریب همبستگی (R) ۷۷ درصد، میانگین مربعات خطا (RMSE) ۲۶۲۱ تن در روز و ضریب معیار ناش-ساتکلیف ۰/۵۱، نسبت به روش‌های شبکه عصبی و روش‌های هیدرولوژیکی برآورد بار معلق مناسب‌تری دارد.

هر چند طبق یافته‌های این تحقیق روش یک‌خطی به‌عنوان روشی مناسب برآزش داده نشد ولی یافته‌های محققان [۱۵] نشان داد این روش با اعمال ضرایب اصلاحی توانسته در برخی از ایستگاه‌ها به‌عنوان روش مناسب معرفی شود. این محقق در این رابطه روش یک-خطی با اعمال ضریب اصلاحی MVUE را روش مناسب

۴. بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق نشان داده شد، برآوردهای روش نروفازی نسبت به شبکه عصبی و همچنین برآوردهای شبکه عصبی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی و روش‌های متداول هیدرولوژیکی برآورد بار معلق از دقت و صحت بالاتری برخوردار بوده، به‌طوری‌که روش ادغام شبکه عصبی با قوانین فازی توانسته است تغییرات بار رسوبی رودخانه را بر اساس دبی روزانه، بهتر از مدل‌های دیگر برآورد کند. از مشاهده و مقایسه بین چهار معیار تعیین خطا در بخش نتایج می‌توان نتیجه‌گیری کرد که روش نروفازی (ANFIS) با میانگین قدر مطلق خطای

شبکه عصبی تولید می‌کند. این تحقیق با نتایج حاصل از مطالعه [۴، ۱۳ و ۱۸] که کارایی مدل ANN را در برآورد بارکف و بار کل رودخانه‌ها تأیید کرده است و دقت روش ANN را در برآورد رسوبات معلق بیشتر از روش منحنی سنجه دانسته است، مطابقت دارد (جمله‌بندی نامفهوم است). لازم به ذکر است که طبق نتایج این تحقیق، شبکه عصبی فازی اغلب به دلیل جبران کم‌تخمینی روش‌های منحنی سنجه، موجب افزایش کارایی مدل می‌شوند. هرچند که نمی‌توان این ضرایب را به‌عنوان یک قاعده کلی در تمام ایستگاه‌ها پیشنهاد کرد. به‌طوری‌که روش مناسب هر ایستگاه منحصر به فرد تعیین می‌شود.

همانگونه که ملاحظه شد در این مطالعه تنها از پارامترهای دبی آب و دبی رسوب استفاده شده است که معمولاً در دسترس هستند ولی ممکن است به دلیل عواملی همانند تعداد کم برداشتها و برداشتهای کم در سیلاب‌های حداکثر، داده‌ها از دقت مناسبی برخوردار نباشند. بدیهی است عوامل دیگری از قبیل بارندگی، درصد پوشش گیاهی و پارامترهای ژئومورفولوژیکی نیز تأثیر بسزایی در میزان رسوب خروجی از حوزه دارند. بنابراین با استفاده از این عوامل به‌عنوان ورودی‌های مدل می‌توان دقت برآوردها را افزایش داد و اطلاعات مفیدتری را برای مدیریت مناسبتر حوزه آبخیز در اختیار قرار داد.

سپاسگزاری

نویسنده از مساعدت و حمایت معاونت پژوهشی دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان به سبب حمایت از طرح به شماره ۹۲۱/۵۴ کمال تشکر و قدردانی را می‌نماید.

برای ایستگاه‌های مورد مطالعه خود معرفی کرد. بنابراین می‌توان چنین نتیجه گرفت که شرایط محلی منطقه بالادست ایستگاه و نیز جامعه آماری که با توجه به آن نمونه‌برداری انجام شده و در نهایت منحنی سنجه رسوب بر اساس آن نمونه‌ها ترسیم می‌گردد تأثیر زیادی در دقت منحنی‌های مذکور و انتخاب روش مناسب دارد. در مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل هیدرولوژیکی می‌توان در زمان کوتاه‌تر و با دقت نسبتاً بالاتری به روابط میان دبی آب و رسوب دست یافت. دیگر مزیت این روش حساس نبودن آن به وجود تعداد معدودی خطا (خطای نمونه برداری) در داده‌های آماری است که همین امر باعث برآورد بهتر مدل شبکه عصبی در مقایسه با مدل هیدرولوژیکی شده است. نتایج حاصل با نتایج بدست آمده از مطالعه [۹ و ۱۹] همخوانی دارد. همچنین نتیجه‌گیری شد با بالا رفتن درصد داده‌های آموزش و یادگیری (Train) نسبت به داده‌های امتحان و آزمایش (Test)، روش نروفازی جواب مناسبتری می‌دهد. البته از بین روش‌های هیدرولوژیکی برآورد بار معلق روش حدوسط دسته‌ها با مقدار خطای نسبی کمتر و ضریب همبستگی بالاتر نتایج قابل قبول‌تری برآورد می‌کند. نتایج این مورد با نتایج حاصل از تحقیق [۱۳ و ۱۹] همخوانی دارد.

در نهایت این مطالعه نشان‌دهنده کارایی و توان مدل تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) و مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رابطه دبی و رسوب بار معلق روزانه در ایستگاه گلینک طالقان رود است. ضمناً مشخص شد مدل ANFIS توانایی بیشتری را نسبت به مدل ANN دارد. روش نروفازی با ادغام روش شبکه عصبی مصنوعی MLP با قوانین فازی، انعطاف‌پذیری بیشتری برای تعیین وزن‌های سیناپسی انجام می‌دهد، بنابراین نتایج قابل اعتمادتری نسبت به بقیه روش‌ها و حتی روش

References

- [1] Agrowal, A., Singh, R.D., Mishra, S.K., Bhung, P.K.(2004). ANN-based sediment yield models for Vamsadhara River Basin (India), *Water SA*, Vol. 31(1), 95-100.
- [2] Aznarte, L., Beni'tez Sa'nchez, M.J., Lugilde, N., Linares Ferna'ndez D.(2007). Forecasting airborne pollen concentration time series with neural and neuro-fuzzy models. *Expert Systems with Applications*, 32 (2). 1218–1225.
- [3] Coulibaly, P., Hache M., Fortin, V., and Bobee B.(2005). Improving Daily Reservoir Inflow Forecasts with Model Combination. *Hydrology Engineering Journal*, 10(2), 91-99.
- [4] Dastorani, M., Huges, Str., Talebi, A. (2012). Suspended sediment estimation using Artificial Neural Network (Case Study: Jamyshan watershed in Kermanshah). *The third year of watershed management Journal*, 6: 61-75.
- [5] Fan, X.L., Shi, C.X., Zhou, Y.Y. and Shao, W. (2012). Sediment rating curves in the Ningxia-Inner Mongolia reaches of the upper Yellow River and their implications. *Quaternary International*, xxx, 1-11.
- [6] Jain, A., Kumar, A.M. (2007). [Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting](#). *Applied Soft Computing Journal*, 7 (2).585 -592.
- [7] Kerem, H. (2006), generalized regression neural network in modeling river sediment yield, *Advances in Engineering Software*. Vol. 37, 63–68.
- [8] Kisi.O.,Karahan.M.E. and Sen .Z. (2006). River suspended sediment modeling using a fuzzy logic approach. *Journal of hydrological processes*. 20 (1). 4351–4362.
- [9] Memarian Khalilabad, H., Zakikhani, S., Feiznia, S. (2006). River suspended sediment yield investigation by MLP neural network, a case study of the Bar River, Neyshaboor, Iran, *International Symposium on Sediment Dynamics and the Hydro-morphology of Fluvial Systems*, poster report Booklet, pp. 65-70, Dundee, Scotland.
- [10] Murat, A., Cigizoglu, H.K. (2007). Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydro meteorological data, *Environmental Modeling*, Vol. 22, 2-13.
- [11] Najafi. N. E., Mardian, M., Varvani. J., Vahedbordi. S. (2011). The Effectiveness comparison of modified coefficients for optimizing suspended sediment curve (Case study: Kamal Saleh dam basin), *water and Soil conservation researches Journal*, 18 (2), 105-122.
- [12] Nash, J. E. and Sutcliffe, J.V. (1970). River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principles, *J. Hydrology*, 10 (3): 282-290.
- [13] Sarangi, A., Bhattacharya, A.K. (2005). Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from Banha Watershed in India, *Agricultural Water Management*, Vol. 78, 195–208.
- [14] Rajae, T., S. A. Mirbagheri, M. Z. Kermani, & V. Nourani. (2009). Daily suspended sediment concentration simulation using ANN and neuro-fuzzy models. *Science of The Total Environment*, 407 (17): 4916-4927.
- [15] Varvani, J., Najafinejad, A., Mirmoeemi., A. (2008). Corrected sediment rating curves using a minimum variance unbiased. *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, Natural Resources Supplement, 15 (1): 150-161.
- [16] Wang, W., Gelder, P., Vrijling. J. K. (2005). Improving daily stream flow forecasting by combining ARMA and ANN models. *International conference on innovation advances and implementation of flood forecasting technology*. Troms. Norway.
- [17] Yang, C.T., Marsooli, R., Aalami, M.T. (2009). Evaluation of total load sediment transport formulas using ANN, *International Journal of Sediment Research*, 24 (3): 274-286.
- [18] Zhang, W., Xiaoyan, W., Jinhai, Z., Yuliang, Z. and Zhang, Y. (2012). Estimating suspended sediment loads in the Pearl River Delta region using sedimentrating curves. *Continental Shelf Research*, 38: 35–46.

- [19] Zoratipour, A., Mahdavi, M., Hakimkhani, Sh. and ShamsAlmaali, N. (2009). Selecting the best fitting hydrological method and sampling method to estimating suspended Load River (Case study: Taleghan Watershed Iran, *Journal of Natural Resources of Iran*, 79-81 (in Farsi, English abstract).