

۰/۹۹ و میانگین مرتعات خطا ۰/۰۰۰۰۰۹ به عنوان مناسب‌ترین مدل‌سازی انتخاب شد.

واژه‌های کلیدی: تعیین ترکیب ورودی، رگرسیون گام به گام، الگوریتم ژنتیک، آزمون گاما، نرم‌افزار Wingamma، ضریب گاما.

مقدمه

هر ساله هزاران تن مواد جامد از سطح حوزه‌های آبخیز توسط آب شسته شده و از محلی به محل دیگر انتقال می‌یابد. به طوری که در سال بیش از ۲۰ میلیارد تن رسوب توسط رودخانه‌های جهان انتقال و در آب‌های ساکن تهذیب می‌گردد و در سال نیز بالغ بر ۱۰۰ میلیون مترمکعب از گنجایش سدهای مخزنی در ایران نیز به خاطر رسوب گذاری کاسته می‌شود کاظمی [۶]. کشور ما با دارا بودن رودخانه‌های متعدد پتانسیل بالایی جهت ایجاد سد در نقاط مختلف دارد که در موارد متعددی بهره‌وری مخزن سد به واسطه انباشتگی رسوبات کاهش یافته و یا اصلاً غیر قابل استفاده شده است. از طرفی همه ساله سیل در نقاط مختلف کشور باعث ایجاد خسارت‌های فراوانی می‌گردد، که علت پدید آمدن سیل در موارد قابل توجهی، کاهش یافتن ظرفیت حمل آب توسط مقطع رودخانه به دلیل انباشتگی رسوبات می‌باشد نظم آرا [۹]. لذا بررسی پدیده رسوب و برآورد رسوب حمل شده توسط رودخانه اهمیت خاصی خواهد داشت و گسترش شیوه‌های نوین تخمین رسوب که دارای سهولت کاربرد باشند در این میان نقش مهمی خواهد داشت. همچنین مواد رسوبی موجود در رودخانه‌ها بر عمر مفید سدها و دوره بهره‌برداری از تأسیسات مربوط، ظرفیت انهار، کانال‌های آبیاری، تونلهای آبرسانی و تغییر بستر در کناره‌های رودخانه اثر مستقیمی گذارد. عملیات تخلیه رسوبات پشت سدها، تنها با صرف هزینه‌های گذاف امکان پذیر بوده و گاهی این هزینه برابر با هزینه احداث یک سد در بالا دست می‌باشد. لذا با آگاهی از میزان مواد خروجی یک حوزه برای آن اعتبار اختصاص یافته و به صورت بهینه هزینه می‌شود و از هزینه‌های مجدد جلوگیری خواهد شد ذریت پور [۱۶]. به طور کلی پدیده فرسایش و انتقال رسوب از پیچیده‌ترین مسایل هیدرودینامیکی است که تعیین دقیق معادلات حاکم بر آن به دلیل تأثیرات پارامترهای مختلف، به آسانی میسر نیست. همچنین بسیاری از روابط و تکنیک‌های فعلی تخمین رسوب بر اساس روابط

شبیه‌سازی بار رسوبی متعلق با استفاده از مدل تلفیقی عصبی- فازی با ترکیبات ورودی مختلف (مطالعه موردی: ایستگاه سیرا- سد کرج)

محسن یوسفی^۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۷/۲۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۰۷/۲۲

چکیده

به منظور اجرای برنامه‌های حفاظت خاک و کاهش رسوب‌زایی، همچنین محاسبه و طراحی دقیق حجم سد در احداث سدهای مخزنی، ارزیابی و برآورد میزان تولید رسوب در حوزه آبخیز بالادست سد، ضروری است. به طور کلی پدیده فرسایش و انتقال رسوب از پیچیده‌ترین مسایل هیدرودینامیکی است که تعیین دقیق معادلات حاکم بر آن به دلیل تأثیرات متغیرهای مختلف، به آسانی میسر نیست. هدف از این پژوهش شبیه‌سازی بار رسوبی متعلق با استفاده از مدل تلفیقی عصبی- فازی می‌باشد. و به این منظور لازم است ابتدا ترکیبات ورودی مختلف با استفاده از روش‌های رگرسیون گام به گام، مدل الگوریتم ژنتیک و آزمون گاما تعیین و سپس مناسب‌ترین ترکیب به عنوان ورودی مدل انتخاب گردید. داده‌های ایستگاه سیرا سد کرج در بازه زمانی ۱۳۹۰-۱۳۵۳ (۳۷) سال) مورد استفاده قرار گرفت به نحوی که ۱۵ متریک به عنوان ورودی و یک متغیر به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد مدل عصبی- فازی در حالت استفاده از تعداد داده‌های آموزشی مناسب و ترکیب منتخب الگوریتم ژنتیک به مناسب‌ترین مدل‌سازی دست یافت. نکته لازم به ذکر این است که در حالت استفاده از تمام متغیرهای ورودی، مدل‌سازی مناسبی در مدل عصبی- فازی انجام نشد. لذا استفاده از روش‌های تعیین ترکیب ورودی مناسب ضروری به نظر می‌رسد. در نهایت مدل الگوریتم ژنتیک به عنوان مناسب‌ترین روش و رگرسیون گام به گام در مرتبه دوم و آزمون گاما در مرتبه سوم به عنوان روش‌های مناسب تعیین ترکیب ورودی مدل عصبی- فازی انتخاب شدند. همچنین مدل عصبی- فازی در حالت استفاده از ترکیب منتخب الگوریتم ژنتیک در شبیه‌سازی بار رسوبی متعلق با ضریب همبستگی

۱- کارشناس ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه بزد، Mohsenyosefi67@gmail.com

ایستگاه بر روی رودخانه کومبرلندر در ایالات متحده داده‌های رسوب و جریان روزانه را از سال ۱۹۷۲ تا ۱۹۸۹ برای آموزش و آزمون مدل ANFIS استفاده کردند و قابلیت ANFIS را در مدل‌سازی رسوبات معلق با استفاده از معیار آماری ضریب همبستگی، ریشه میانگین مریع خطأ و ضریب کارآیی تأیید نمودند. نوری و همکاران [۱۰] در مطالعه‌ای به ارزیابی پارامترهای وروودی به منظور پیش‌بینی جریان آبراههای ماهانه در مدل بردار پشتیبان با استفاده از روش‌های تجزیه مؤلفه اصلی و گاما تست پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که تعیین ترکیب وروودی با استفاده از روش‌های نامبرده، مدل بردار پشتیبان را توسعه داده و نتایج مناسب‌تری را ارایه می‌نماید. هنگ و سواتساکی [۴] در مطالعه‌ای به تخمین رسوب معلق با استفاده از شبکه عصبی پرداختند. نتایج ایشان نشان‌دهنده مناسب بودن شبکه عصبی و توانایی افزایش کارآیی مدل با استفاده از اطلاعات کلیدی است. در نهایت تحقیقات مذکور نشان‌دهنده مناسب بودن مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد بار رسوبی معلق می‌باشد.

با توجه به اهمیت تولید رسوب معلق و همچنین کمبود امکانات موجود در ایستگاه‌های هیدرومتری برای تعیین مقدار رسوب واقعی، این مطالعه با هدف آزمون مدل تلفیقی عصبی - فازی در برآورد میزان رسوب بار معلق انجام گردید و مقدار رسوب‌دهی برآورده این روش با مقدار مشاهدهای در ایستگاه‌های هیدرومتری مقایسه شد. همچنین مدل عصبی - فازی با استفاده از ترکیبات مختلف وروودی با روش‌های مختلف تعیین ترکیب وروودی مورد بررسی قرار گرفت و همچنین تعیین تعداد داده‌های مناسب آموزشی و آزمون با استفاده از آزمون M-Test تعیین شد.

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد مطالعه

ایستگاه هیدرومتری و رسوب‌سنجه وروودی سد کرج سیرا نامیده می‌شود. حوزه مورد مطالعه دارای طول جغرافیایی "۵۱°۰'۰۰" وعرض جغرافیایی "۳۶°۰'۱۸" است. مساحت حوزه ۷۱۶ کیلومترمربع، ارتفاع محل خروج ۱۸۰۰ متر، طول شاخه اصلی رودخانه ۴/۶۴ کیلومتر و متوسط زمان تمرکز ۷/۴ ساعت است. اندازه‌گیری‌های دبی جریان در این ایستگاه از سال ۱۳۳۳ و نمونه‌برداری بار معلق رودخانه در آن از سال ۱۳۴۶ آغاز شده است. زیرشاخه سیرا از ارتفاعات ناز و کهار واقع در قسمت شمال غربی حوضه و زیرشاخه شهرستانک از دامنه‌های شمالی ادامه خط الرأس کوه‌های توچال [۳۹۶۰ متر] سرچشمه می‌گیرند. این حوزه دارای رودخانه‌های دائمی و پر آبی است که رودخانه‌های مهم آن از ارتفاعات بلند سرچشمه می‌گیرد. بیشترین حجم جریان سالانه این رودخانه در فصل بهار است که حدود ۵۹ درصد از حجم سالانه را دارد. شکل ۱ نشان‌دهنده موقعیت منطقه مورد مطالعه است.

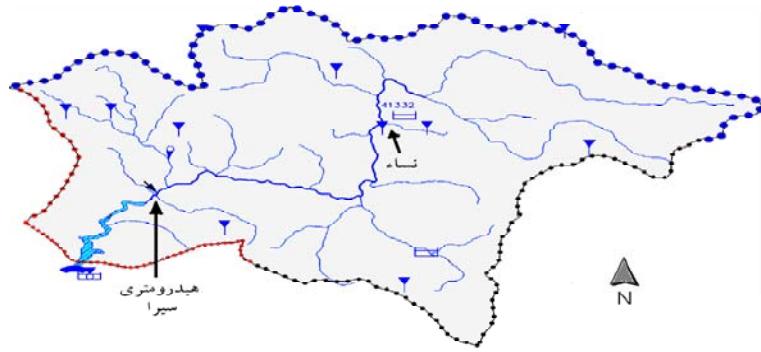
داده‌های مورد استفاده در مطالعه

متغیرهای موجود در این پژوهش برای شبیه‌سازی بار رسوبی

خطی بین متغیرها استوار است که به خوبی رفتار پیچیده و واقعی رسوب را پیش‌بینی می‌کنند آبراهات و وايت [۱]. بنابراین استفاده از مدل‌های غیرخطی مثل شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN) و درخت تصمیم (DT) یک راه حل مناسب برای مدل‌سازی رفتار رسوب به نظر می‌رسد. فرآیند بدست آوردن یک رابطه برای تخمین میزان رسوب، به طور اساسی یک مسئله غیرخطی است و هوش مصنوعی به عنوان ابزاری توانمند در حل اینگونه مسائل به شمار می‌آیند.

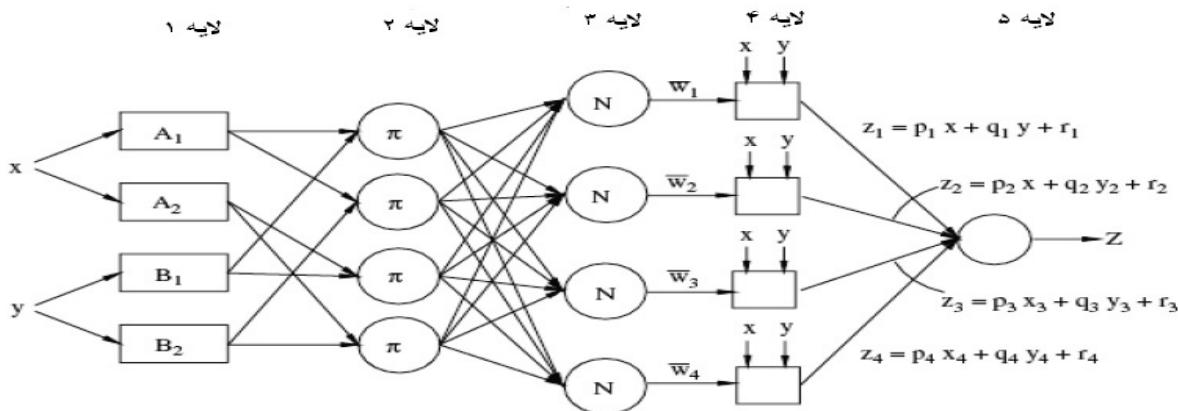
مدل‌های هوش مصنوعی ابزاری است که قابلیت پاسخ‌گویی به مسائل پیچیده و غیر خطی را دارد و از آنجایی که در علوم دیگر از جمله برق و الکترونیک که اساساً شامل مسائل غیر خطی هستند به خوبی از عهده حل مسائل برآمده است لذا پای این ابزار جدید به علوم مهندسی آب و منابع طبیعی که جزء پدیده‌های غیر خطی و پیچیده هستند، باز شده است. جواب‌های منطقی و قابل قبولی که در این زمینه با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی بدست آمده، ما را بر آن داشت که دید خود را به ورای روش‌های سنتی و متداول گسترش دهیم و در صدد استفاده از هوش مصنوعی برای حل مسائل رسوب برآییم.

معیری و همکاران [۸] در مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی عصبی تلفیقی و منحنی سنجه رسوب در برآورد رسوبات معلق در رودخانه آجی چای به این نتایج دست یافتند که مدل عصبی فازی نسبت به شبکه عصبی و منحنی سنجه از دقت بالاتری برخوردار است. جوان اجدادی و محمودیان شوستری [۵] با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تلفیقی، بهترین ساختار شبکه برای برآورد رسوب رودخانه بالخلی چای - ایستگاه اردبیل، روش پیشنهادی استفاده از شبکه ANFIS می‌باشد و مقایسه نتایج سیستم استنتاجی فازی - عصبی تلفیقی با ساختار پیشنهادی و نتایج واقعی نشان داد که مدل شبکه فازی - عصبی تلفیقی در برآورد بار رسوب از دقت خوبی برخوردار است. بابانژاد [۲] در مطالعه‌ای از الگوریتم رتیک در سیستم‌های تلفیقی فازی - عصبی به منظور برآورد رسوب در رودخانه استفاده کرد و نتایج پژوهش او نشان داد که سیستم‌های تلفیقی نسبت به مدل‌های آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی از دقت و انعطاف‌پذیری بالاتری برخوردار می‌باشند. سیدیان و همکاران [۱۲] در مطالعه‌ای به بررسی تأثیر پارامتر محاسباتی زمان متمرکز بر تخمین بار رسوب با استفاده از تکیک عصبی فازی به این نتایج دست یافتند، در صورتی که دبی و بار رسوب روز قبل م وجود باشد ترکیب دبی، دبی روز قبل و زمان تمرکز روز قبل می‌تواند بهترین نتیجه را در تخمین بار رسوب روزانه ارائه دهد. رجایی و همکاران [۱۱] در مطالعه‌ای از شبکه‌ی عصبی مصنوعی، عصبی - فازی، رگرسیون غیرخطی و منحنی سنجه رسوب برای برآورد رسوب معلق در دو رودخانه در آمریکا استفاده نمودند که در این تحقیق واریته‌های هوش مصنوعی نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌ها ارائه نمودند. شیری و همکاران [۱۴] از روش سیستم استنتاج فازی عصبی (ANFIS) برای مدل‌سازی بار رسوب معلق روزانه در دو



شکل ۱- شبکه رودخانه‌ای و ایستگاه‌های واقع در حوضه آبریز کرج حامد انسانیت [۳]

Figure 1. River network and location station in Karaj basin



شکل ۲: ساختار مدل سیستم تلفیقی عصبی فازی سیدیان [۱۲].

Figure 2. Structure neuro-fuzzy fusion model

عصبی خصوصیات محاسباتی ویژه‌ای دارند که آنها را برای مسایل خاصی مناسب می‌سازد. برای مثال در حالیکه شبکه‌های عصبی برای تشخیص الگو خوب هستند، برای شرح این که چطور تصمیم‌گیری می‌کنند خوب نیستند. سیستم‌های فازی که می‌توانند با اطلاعات مبهم استدلال کنند برای این کار یعنی تشریح چگونگی تصمیم‌سازی مناسبند اما بطور خودکار نمی‌توانند قوانینی را که برای این تصمیم‌گیری استفاده می‌کنند را بدست آورند. این محدودیت‌ها یک نیروی محرك اصلی در پشت ایده ایجاد سیستم‌های ترکیبی هوشمند بود که دو یا بیشتر از دو فن در یک روش ترکیب شوند تا این که بر محدودیت‌های هر یک از این فنون بتوان غلبه کرد هانگ [۷].

مدل استنتاج تلفیقی عصبی- فازی یک شبکه چند لایه پیشخور^۱ می‌باشد که از الگوریتم یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی برای نگاشت فضای ورودی به فضای خروجی استفاده می‌کند. برای ساده‌سازی فرض می‌کنیم سیستم استنتاجی مورد نظر دارای دو ورودی x, y و یک خروجی z می‌باشد. ساختار مدل ANFIS به صورت شماتیک در شکل ۲ نشان داده شده است.

تعیین ترکیب بردارهای ورودی

وقتی که تعداد پارامترهای ورودی افزایش می‌یابد ارزیابی کلیه

معلم حوزه سیرا- سد کرج عبارتند از: روز نمونه‌برداری، دبی روز نمونه‌برداری، دبی روز قبل، دبی دو روز قبل، دبی سه روز قبل، اشل، دبی متناظر رسوب، بارش روز نمونه‌برداری، بارش روز قبل، بارش دو روز قبل، بارش سه روز قبل، دبی جمع دو روز، دبی جمع سه روز، بارش جمع دو روز و بارش جمع سه روز، دبی لحظه‌ای (لحظه برداشت رسوب) به عنوان ورودی و رسوب لحظه‌ای به عنوان خروجی. داده‌ها در بازه زمانی ۱۳۵۳-۱۳۹۰ (۳۷ سال) که شامل ۲۵۶۴ داده متناظر دبی و رسوب می‌باشد، مورد استفاده قرار گرفت. این داده‌ها با استفاده از رابطه (۱) در بازه ۰/۹-۰/۱ استانداردسازی شده و همچنین بعد از نرمال نمودن، به صورت تصادفی مرتب شد.

$$T = T_{\min} + (T_{\max} - T_{\min}) \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (1)$$

T = مقادیر نرمال شده داده‌های واقعی، X = داده‌های رسوب مشاهده شده واقعی، X_{\max} و X_{\min} کمینه و بیشینه داده‌های واقعی، T_{\max} و T_{\min} بیشینه و کمینه داده‌های هدف که در اینجا به ترتیب ۰/۹ و ۰/۱ است.

مدل تلفیقی عصبی- فازی

سیستمی هوشمند پیوندی که از ترکیب منطق فازی و شبکه‌های عصبی تشکیل شده است، در حال اثبات کردن تأثیراتشان در یک پهنه وسیعی از مسایل دنیای واقعی هستند. منطق فازی و شبکه‌های

1- back propagation

تعیین می شود. به طور مثال اگر چهار پارامتر ورودی داشته باشیم، در نرم افزار ۱۱۱۱ نمایش داده می شود. اگر هر کدام از آها تبدیل به ۰ شود یعنی پارامتر متناظر با آن در ترکیب ورودی وجود ندارد.

نتایج و بحث

انتخاب ترکیب مناسب از پارامترهای ورودی یکی از مهمترین مراحل ساخت و طراحی هر گونه مدل ریاضی و هوشمند است و تعیین ترکیب ورودی بسیار وقت گیر است. اگر فرض شود a پارامتر ورودی بر قوع پدیدهای مؤثر باشند تعداد $1^{*}2$ ترکیب معنی دار از پارامترهای ورودی بوجود می آید که در این مطالعه شامل ۳۲۷۶۶ ترکیب ورودی می باشد. بنابراین هنگامی که عوامل مؤثر بر پدیدهای بطور قابل ملاحظه ای زیاد باشد با استفاده از روش های مختلف میتوان ترتیب میزان اهمیت پارامترهای ورودی و بهترین ترکیب از میان تمام ترکیب های ممکن را بدست آورد.

بر اساس روش رگرسیون گام به گام در مرحله نخست بارندگی روز قبل مهمترین پارامتری است که برای ورود به مدل انتخاب می شود. زیرا مطابق با مقادیر ضریب همبستگی ساده (دو به دو) پارامترهای مستقل آمده است، پارامتر بارندگی روز قبل دارای بیشترین مقدار ضریب همبستگی با رسوب بار معلق به مقدار ۹۹۳٪ می باشد. بنابراین وقتی به مدل اضافه می شود مقدار ضریب تبیین را به ۰/۸۱ می رساند. در گام بعدی پارامتر دبی جمع سه روز با بیشترین مقدار F نسبت به سایر پارامترهای مستقل باقی مانده، به مدل اضافه می شود که باعث افزایش این ضریب به عدد ۰/۸۲ می شود. اضافه نمودن پارامترها تا جایی ادامه پیدا می نماید که میزان ضریب تبیین افزایش یابد و در صورت ثابت ماندن یا کاهش یافتن ضریب تبیین، اضافه نمودن پارامترها به مدل متوقف می شود. بنابراین ترکیب ورودی حاصل از روش رگرسیون گام به گام به روش پیشرو از پارامترهای ورودی بارندگی روز قبل، دبی جمع سه روز، روز، بارندگی جمع دو روز، دبی سه روز قبل، دبی جمع دو روز، بارندگی دو روز قبل، دبی متناظر رسوب به منظور مدل سازی رسوب بار معلق استفاده می نماید. برای محاسبات مربوط به آزمون رگرسیون گام به گام از نرم افزار Minitab 16 استفاده شد.

در این مرحله از مطالعه با استفاده از آزمون گاما و مدل الگوریتم ژنتیک در نرم افزار Wingamma ترکیب ورودی تعیین شد. روش آزمون گاما و الگوریتم ژنتیک با استفاده از شاخص های آماری مقدار گاما، خطای استاندارد، شبیب، نسبت V و ضریب همبستگی برای هر ترکیب ورودی تعیین می شود. در این روش ها ترکیب های ورودی مختلف تا جایی ادامه می یابد که خطای استاندارد و ضریب همبستگی بزرگ ترین مقدار، ضریب گاما، شبیب و معیار بدون بعد نسبت V که دارای مقادیری بین بازه ۰ و ۱ می باشند و هر چه این مقدار به صفر نزدیک تر باشد نمایانگر دقت بالای مدل برای یافتن خروجی های مطلوب از ورودی هاست شریفی و همکاران [۱۳]. در آزمون گاما

رگرسیون های ممکن به حجم محاسبات زیادی نیاز دارد. بنابراین روش های مختلفی ایجاد شده است که تنها تعداد کمی از مدل های رگرسیون دارای زیر مجموعه ای از متغیرها را در یک زمان بررسی می کنند. این روش ها به طور معمول به روش های نوی گام به گام معروف هستند. در روش رگرسیون گام به گام پیشرونده که بر اساس مدل رگرسیون خطی بنا نهاده شده است، مدل رگرسیون ساده را برای هریک از پارامترهای مستقل، برآش داده و برای هر مدل رگرسیون ساده آماری مقدار آماره F را محاسبه می کنند. آن متغیر مستقلی که دارای مقدار F بزرگتر است، برای افزودن به مدل انتخاب می شود. چنانچه F مربوط به این متغیر مستقل انتخاب شده از Fa(۲-n,1) بزرگ تر باشد، آنگاه متغیر مستقل مربوطه به مدل افزوده می شود، در غیر این صورت افزودن این متغیر مستقل به مدل چندان مفید نخواهد بود. سرانجام مجموعه ای که با افزودن پارامتر مستقل دیگر در سطح a افزایش معنی داری در آماره F ایجاد نشود، به عنوان بهترین ترکیب ورودی برای مدل سازی انتخاب می گردد یوسفی [۱۵].

آزمون گاما یک مدل سازی غیرخطی و ابزاری جهت آنالیز می باشد که اجازه می دهد رابطه بین ورودی و خروجی ها در یک مجموعه داده های عددی مورد امتحان قرار گیرد. این آزمون می تواند کمترین مقدار قابل محاسبه میانگین مربعات خطای برای هر مدل ارائه دهد و به کمک آن می توان ترکیب مناسب از پارامترهای ورودی برای مدل سازی داده های خروجی و ایجاد یک مدل هموار را بررسی نمود.

گاماتست با فرض عدم قطعیت و پذیرش مقدار خطای در بدست آوردن خروجی از روی ورودی بخارا پیچیدگی و غیرخطی بودن پدیده های مدل سازی این خطای را به صورت رابطه ۲ بین مجموعه داده های ورودی و خروجی با تابع f نشان می دهد.

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) + r \quad (2)$$

که در آن f نمایانگر تابع همواری است که برای مدل سازی داده ها استفاده می شود و r نشان دهنده متغیر تصادفی است که برای نمایش خطای بکار می رود. مقدار آماره گاما برابر عرض از مبدأ خط رگرسیون ایجاد شده است که معادله ای این خط در رابطه ۳ آورده شده است.

$$\gamma = A\delta + \Gamma \quad (3)$$

الگوریتم ژنتیک نیز مانند روش گاما از کمترین مقدار گاما برای تعیین بهترین ترکیب استفاده می کند. با این تفاوت که در این روش نیاز نیست تمام ترکیب ها را به صورت دستی برای مدل ایجاد کنیم بلکه مدل به طور خودکار ترکیب های مختلف را مدنظر قرار می دهد. الگوریتم ژنتیک یک روش هوش مصنوعی که بر پایه تکامل داروین بناء نهاده شده است به منظور تعیین ترکیب ورودی با استفاده از پارامترهای مختلف می باشد.

در نرم افزار WinGamma پارامترهای ورودی به ترتیب با ۱

جدول ۱- نمونه‌ای از نتایج آزمون گاما و انتخاب مناسب‌ترین ترکیب ورودی

Table 1. Sample from Gamma Test result and select most appropriate combinations

ضریب همبستگی Correlation coefficient	V Rate V	نسبت V Standard error	خطای استاندارد Standard error	شیب Gradient	گاما Gamma	ترکیب ورودی Combinations type
84.0	15.0	67.1	86.1	31.5	100100011001100	
88.0	11.0	11.1	38.2	07.4	011010010001001	
95.0	04.0	02.9	2	62.1	011000000011101	
87.0	12.0	02.3	65.1	52.4	101010111011100	

جدول ۲- نمونه‌ای از نتایج الگوریتم ژنتیک و انتخاب مناسب‌ترین ترکیب ورودی

Table 2. Sample from Genetic Algorithm result and select most appropriate combinations

ضریب همبستگی Correlation coefficient	V Rate V	خطای استاندارد Standard error	شیب Gradient	گاما Gamma	ترکیب ورودی Combinations type
0.999	0.0008	0.0001	04.0	2.01	010000111111110
0.996	003.0	0.0001	02.0	85.7	001101111110011
98.0	01.0	0.0001	03.0	7.3	011110011101100
97.0	02.0	56.9	02.0	11.5	001101111110111

جدول ۳- ضریب همبستگی و مجدد میانگین مربعات خطای ترکیبات ورودی مختلف

Table 3. Correlation coefficient and root mean square error different combinations

مجدول میانگین مربعات خطای Root mean square error	ضریب همبستگی Correlation coefficient	نوع ترکیب ورودی Combinations type
0.017	0.56	تمام پارامترهای ورودی All parameters input
0.011	0.83	آزمون گاما آزمون گاما
0.017	0.67	الگوریتم ژنتیک Genetic algorithm
0.016	0.77	رگرسیون گام به گام Stepwise regression

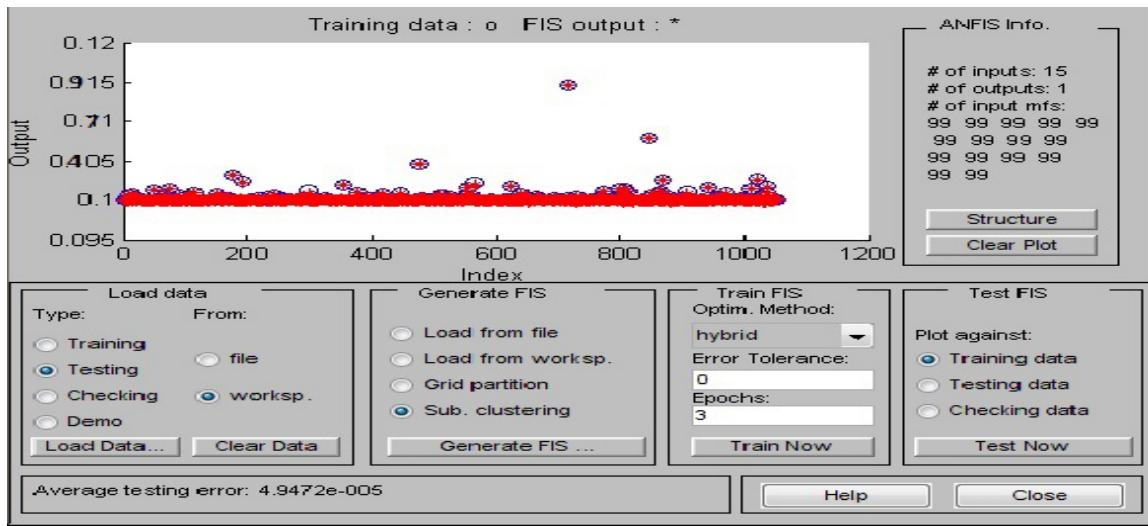
مقدار حداقل خطای قابل قبول برابر با صفر و روش بهینه‌سازی به صورت ترکیبی در نظر گرفته شد.

به منظور مدل‌سازی بار رسویی معلق با استفاده از مدل عصبی- فازی ابتدا تعداد داده‌های آموختش ۲۰۵۲ داده (۸۰ درصد) و ۲۱۵ داده (۲۰ درصد) به عنوان داده‌های تست با استفاده از روش آزمون و خطای در تمام ترکیب‌های ورودی در نظر گرفته شد. ابتدا تمام پارامترهای ورودی بدون اعمال روش‌های تعیین ترکیب ورودی به مدل ارایه شد. سپس ورودی مدل بر اساس روش‌های تعیین ترکیب ورودی رگرسیون گام به گام، آزمون گاما و الگوریتم ژنتیک تعیین شد و مدل‌سازی بر اساس چهار سناریوی بالا انجام شد. نتایج در جدول ۳ ارایه شده است.

همانطور که در جدول ۳ نشان داده شده است آزمون گاما، رگرسیون گام به گام و الگوریتم ژنتیک به ترتیب مناسب‌ترین روش‌ها به منظور تعیین ترکیب ورودی معرفی شده‌اند و نسبت به تمام پارامترهای ورودی، مدل‌سازی مناسبی انجام نشد. به عبارتی

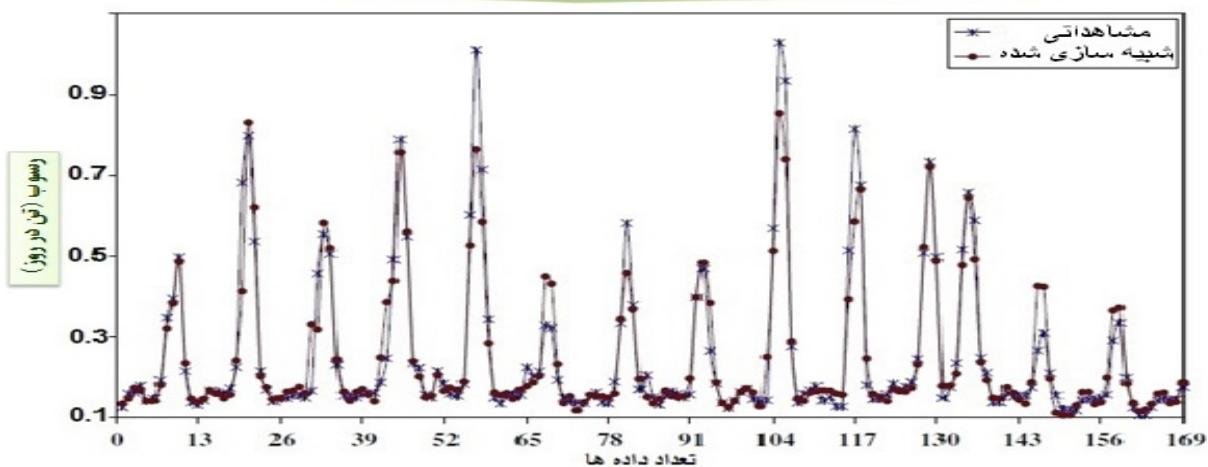
ترکیب ۱۱۰۰۰۰۰۱۱۰۱، شامل دبی روز قبل، بارندگی سه روز قبل، دبی جمع دو روز، دبی جمع سه روز و بارندگی جمع سه روز تعیین شد و مابقی پارامترها از ترکیب کنار گذاشته شد. همچنین ترکیب منتخب مدل الگوریتم ژنتیک ۱۱۱۱۱۱۱۱۰، شامل دبی متناظر رسوب، بارندگی روز قبل، بارندگی دو روز قبل، بارندگی سه روز قبل، دبی جمع دو روز، دبی جمع سه روز و بارندگی جمع دو روز تعیین شد. نتایج به طور خلاصه در جدول ۱ و ۲ ارایه شده است.

سپس بعد از تعیین ترکیب ورودی مدل تلفیقی عصبی- فازی با استفاده از رگرسیون گام به گام، آزمون گاما و الگوریتم ژنتیک به مدل‌سازی بار رسویی معلق پرداخته شد. تعداد دور تکرار در سیستم عصبی- فازی در این مطالعه ۵۰ دور تنظیم شد که آزمون و خطای نشان می‌دهد این میزان تکرار برای تمام موارد تست شده مناسب می‌باشد.تابع عضویت مورد استفاده از نوع گوسی، منطق فازی از نوع سوگنو و فازی سازی با استفاده از روش کلاسترینگ تعیین شد.



شکل ۳-آموزش مدل عصبی- فازی در حالت استفاده از تمام ورودی‌ها

Figure 3. Train neuro-fuzzy model in using from all inputs



شکل ۴- مقایسه داده‌های برآورده شده و مشاهداتی با استفاده از مدل تلفیقی عصبی- فازی

Figure 4. compare estimated and observation data with use from neuro-fuzzy model

گرفته شده توسط مدل ۹۹تابع عضویت گوسی است. میزان تعداد داده‌های آموزش مناسب در مدل عصبی- فازی در حالت استفاده از تمام پارامترهای ورودی ۱۰۵۲ داده به عنوان داده‌های آموزش و مابقی به عنوان داده‌های تست و اعتبارسنجی استفاده شد. به عبارتی دیگر تعداد داده‌های آموزش به مقدار ۱۰۰۰ داده کم شد و مدل مناسب‌تری ایجاد شد.

مدل ساخته شده با استفاده از ترکیب ورودی منتخب الگوریتم رنگیک به صورت تصادفی دارای تعداد ۱۲۷تابع عضویت از نوع گوسی می‌باشد. تعداد داده‌های آموزش ۱۳۳ داده است که در ترکیب ورودی منتخب الگوریتم رنگیک به تعداد داده کمی به منظور آموزش مدل عصبی- فازی مورد نیاز است. همچنین مدل ساخته شده با استفاده از ترکیب ورودی منتخب آزمون گاما به صورت تصادفی دارای تعداد ۳۶تابع عضویت از نوع گوسی و تعداد داده‌های آموزش ۵۲ داده می‌باشد. مدل ساخته شده با استفاده از ترکیب

دیگر طبق جدول ۳، هر چه تعداد ورودی در مدل‌سازی عصبی- فازی کمتر باشد مدل از دقت بالاتری برخوردار است به این صورت که آزمون گاما به دلیل استفاده از شش ورودی نسبت به روش انتخاب ترکیب ورودی رگرسیون گام به گام که شامل هشت ورودی می‌باشد، مناسب‌تر است. اما در کل مدل‌سازی مناسبی در برآورد بار رسوبی معلق انجام نشد لذا برآن شدیم تا با تغییر تعداد داده‌های آموزشی و تست با توجه به تعداد ورودی متفاوت مدل‌سازی مناسب‌تری انجام شود. به این منظور تعداد داده‌های آموزشی و تست با استفاده از روش آزمون و خطأ در مدل انجام شد و تا زمانی تعداد داده‌های آموزش دستکاری می‌شوند تا میزان مجازور مربعات خطأ به کمترین حالت برسد و داده‌های ورودی با داده‌های خروجی مدل کاملاً متنطبق باشند. شکل ۳ نشان‌دهنده آموزش مدل در مناسب‌ترین حالت مدل‌سازی می‌باشد. در مناسب‌ترین مدل‌سازی انجام شده با استفاده از تمام ورودی‌ها، تعداد تابع عضویت در نظر

جدول ۴- مدل سازی بار رسوبی معلق با استفاده از تعداد مناسب داده های آموزشی و آزمون
Table 4. Suspended sediment load modeling with use from some data appropriate train and test

مجدور میانگین مربعات خطأ Root mean square error	ضریب همبستگی Correlation coefficient	نوع ترکیب ورودی Combinations type
0.000049	0.99	تمام پارامترهای ورودی All parameters input
0.00001	0.97	آزمون گاما Gamma test
0.000009	0.99	الگوریتم ژنتیک Genetic algorithm
0.000012	0.89	رگرسیون گام به گام Stepwise regression

که داده های بلندمدت در دسترس نمی باشد می توان از مدل عصبی- فازی (فن داده کاوی) با بازه آماری کوتاه تر نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمود. مدل عصبی- فازی با استفاده از تعداد تابع عضویت گوسی مناسب و فازی سازی روابط بین ورودی ها و خروجی معرفی شده به مدل، دارای توانایی شبیه سازی روابط بسیار پیچیده بار رسوبی معلق می باشد.

منابع

1. Abrahart, R.J. And White, S.M., 2001. Modeling sediment transfer in Malawi: Comparing backpropagation neural network solutions against a multiple linear regression benchmark using small data set. Phys Chem Earth B, 26(1):19-24.
2. Babanezhad, T. 2012. Use from genetic algorithm in ANFIS technique to scope estimate sediment at river, 9th conference international river engineer Ahwaz, Chamran university. (in Persian)
3. Hamed Ensaneyat, N. 2012. Simulation runoff with use from PSO algorithm on optimization basin watershed models, Msc Thesis, Water engineering, Azad university, science and research, 157pp. (in Persian)
4. Heng, S. and Suetsugi, T. 2013. Using Artificial Neural Network to Estimate Sediment Load in Ungauged Catchments of the Tonle Sap River Basin, Cambodia, Journal of Water Resource and Protection, 5, 111-123.
5. Javanajdadi, M. and Mahmodian Shoshtari, M. 2010. Estimate suspended load with use from artificial neural network and Anfis system and compare with result Anishtayn method (case study: Balekhlechay river), 3th conference management water resource. (in Persian)
6. Kazemi, Y. 2005. Estimate rate bed load to suspended load in Alborz center rivers (case study: Taleghan and Jajroad

منتخب رگرسیون گام به گام دارای تعداد ۲۸۷ تابع عضویت از نوع گوسی و تعداد داده های آموزش در این مرحله ۵۲ داده می باشد. با توجه به مباحث اشاره شده در بالا می توان به این نتیجه اشاره کرد که با کمتر شدن تعداد پارامترهای ورودی میزان تعداد داده های آموزش نیز در مدل عصبی- فازی کاهش می یابد و بدین ترتیب می توان مدل سازی مناسب تری را ارایه نمود. همانطور که در جدول ۴ نشان داده شده در مدل عصبی- فازی با تعیین تعداد داده های آموزشی و آزمون مناسب با تعداد ورودی، نتایج مدل به منظور شبیه سازی بار رسوبی معلق از دقت بالایی برخوردار است. شکل ۴ نشان دهنده نمودار مقایسه ای بین داده های مشاهداتی و شبیه سازی بار رسوبی معلق با استفاده از مدل عصبی- فازی است.

نتیجه گیری

هنگامی که عوامل مؤثر بر پدیده های بطور قابل ملاحظه ای زیاد باشد با استفاده از روش های مختلف می توان بهترین ترکیب از میان تمام ترکیب های ممکن را بدست آورد. انتخاب ترکیب مناسب از پارامترهای ورودی یکی از مهمترین مراحل ساخت و طراحی هر گونه مدل ریاضی و هوشمند است. مدل الگوریتم ژنتیک به عنوان مناسب ترین روش تعیین ترکیب ورودی برای مدل سازی تعیین شد و آزمون گاما در مرتبه دوم و رگرسیون گام به گام به عنوان سومین روش مناسب برای تعیین ترکیب ورودی مدل عصبی- فازی تعیین شد. همچنین همانطور که انتظار می رفت مدل عصبی- فازی با استفاده از تمام پارامترهای ورودی مدل سازی مناسبی انجام نشد. لذا توصیه می شود هنگام استفاده از مدل به دلیل جعبه سیاه بودن باید از روش های تعیین ترکیب ورودی قبل از استفاده نمودن مدل عصبی- فازی، استفاده نمود. نتایج با مطالعات سیدیان [۱۲]، جوان اجدادی و شوشتاری [۵]، معیری و همکاران [۸]، هنگ و سواتساکی [۷]، نوری و همکاران [۱۰] و شیری و همکاران [۱۴] یکسان می باشد. تعیین داده های آموزش و تست در مدل عصبی- فازی با تعداد پارامترهای ورودی رابطه مستقیم دارد و هر چه تعداد پارامترهای ورودی کمتر باشد بر اساس آن باید تعداد داده های آموزش نیز کمتر شود. به بیان دیگر می توان این گونه مطرح نمود که در پدیده هایی

Persian)

13. Sharifi Darani, H. Dastorani, M. Talebi, A. and Moghadamniya, A., 2009. Survey application artificial neural network and ANFIS techniques at rain-runoff modelling in Zayandehrood basin, Msc Thesis, faculty natural resource and desert, Yazd university. (in Persian)
14. Shiri, J. Sadraddini, A. Ashraf and Nazemi, A. H. 2010. Suspended Sediment modeling using adaptive neuro fuzzy inference system, 8th International River Engineering Conference Shahid Chamran University, 26-28 Jan. Ahwaz. (in Persian)
15. Yosefi, M. 2013. Nomination best method input combination artificial neural network to scope select wind parameters in forecast phenomenal dust storm (case study: Yazd province), Journal range and desert research Iran. (in Persian)
16. Zoratipoor, A. 2007. compare Hydrologic methods estimate load suspended rivers (case study: Taleghan river), Msc Thesis, faculty natural resource, Tehran university. (in Persian)

rivers), Msc Thesis, Tehran university. (in Persian)

7. Kyung Hong, S. 2002. Fuzzy Logic based closed-Loop strapdown attitude system for unmanned aerial vehicle (UAV). Journal of Hydrology.
8. Moayeri, M.M. Nickpoor, M.R. Hossenzadeh Dalir, A. and Farsadizadeh, D. 2010. Compare artificial neural network, Anfis and curve sediment in estimate sediment load rivers (case study: Ajichay river), journal science water and soil, volume 1/20, N2. (in Persian)
9. Nazmara, H. 2006. Forecast suspended load river by artificial neural network (case study: Ajichai river), Msc Thesis, Tabriz university. (in Persian)
10. Noori, R. Karbassi, A.R. Moghaddamnia, A. Han, D. Zokaei-Ashtiani, M.H. Farokhnia, A. and Ghafari Gousheh, M. 2011. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction, Journal of Hydrology, 401, 177–189.
11. Rajaee, T. Mirbagheri, S.A. and Kermani, M.Z. 2009. Daily suspended sediment concentration simulation using ANN and neuro-fuzzy models. Science of the total environment, 407: 4916-4927.
12. Seydeyan, S.M. and Farasati, M. 2012. Survey effect time concentration account parameters in estimate sediment load with use from ANFIS technique, 9th conference international river engineer Ahwaz, Chamran university. (in Persian)