

## تخمین دبی جامد ورودی به مخزن سد شهریار

کیومرث روشنگر\*<sup>1</sup>، بهزاد روح‌پرور<sup>2</sup> و شهباز حسنی<sup>3</sup>

تاریخ دریافت: 90/10/10 تاریخ پذیرش: 91/08/20

<sup>1</sup> - استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

<sup>2</sup> - دانش آموخته کارشناسی ارشد، سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهر، باشگاه پژوهشگران جوان، اهر، ایران

<sup>3</sup> - دانش آموخته کارشناسی ارشد، مهندسی عمران-آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر

\* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: [roshangari@tabrizu.ac.ir](mailto:roshangari@tabrizu.ac.ir)

### چکیده

ایجاد رواناب سطحی و جریان آب در آبراهه‌ها، کانال‌ها و رودخانه‌ها همواره توأم با فرسایش خاک و حمل مواد رسوبی است. میزان رسوبات وارده به مخزن سد باعث کاهش حجم موثر مخزن و عمر مفید سد گشته و نیز اثرات نامطلوب بر عملکرد تأسیسات خروجی، دریچه‌های سازه‌های وابسته، پایداری و نیز کیفیت آب مخزن دارد. بنابراین برآورد حجم واقعی رسوبات وارده به مخزن از اهمیت بالایی برخوردار است. به دلیل پیچیدگی پدیده فرسایش و انتقال رسوب و نیز تأثیر پارامترهای مختلف بر آن، تعیین معادلات حاکم مشکل بوده و در صورت تعیین مدل ریاضی نیز، از دقت کافی برخوردار نیستند. در این تحقیق از یکسو روش‌های کلاسیک و منحنی سنج رسوب برای پیش‌بینی بار کل رسوب مورد استفاده قرار گرفت. و از سوی دیگر عملکرد روش‌های داده‌گرا و هوش مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی پیش‌خور، شعاع مبنا، رگرسیون تعمیم یافته و نیز مدل فازی عصبی جهت برآورد دبی جامد وارده به مخزن سد شهریار مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصله حاکی از قابلیت و کارایی بالای روش‌های شبکه عصبی و فازی-عصبی و ضعف و عدم توانایی منحنی سنج و روش‌های کلاسیک در برآورد رسوب داشت.

واژه‌های کلیدی: دبی جامد رسوب، رگرسیون تعمیم یافته، شبکه عصبی پیش‌خور، شبکه فازی-عصبی، شعاع مبنا، منحنی سنج رسوب.

## Estimation of Solid Load Inflow to Shahriar Dam Reservoir

K Roushangar<sup>\*1</sup>, B Rouhparvar<sup>2</sup> and SH Hassani<sup>3</sup>

Received: 31 December 2011 Accepted: 10 November 2012

<sup>1</sup>-Assist. Prof., Dept. of Civil Engin., Univ. of Tabriz. Iran

<sup>2</sup>- Former M.Sc. Student, Young Researchers Club, Ahar Branch, Islamic Azad Univ., Ahar, Iran

<sup>3</sup>- Former M.Sc. Student, Islamic Azad Univ., Ahar, Iran

\*Corresponding Author: E-mail: [roshangari@tabrizu.ac.ir](mailto:roshangari@tabrizu.ac.ir)

### Abstract

Soil erosion and sediment transport occur due to surface runoff and flow in channels and rivers. Sediment input rate into dam reservoirs not only decreases effective volume of reservoirs, but also has non desirable influence on intake structures, gates, stability and water quality. Thus, estimation of sediment transport input into reservoirs is an important factor. Due to complexity and effect of different parameters on erosion and sediment transport Phenomenon, the mathematical simulations of sediment transport have not enough accuracy. In this research, for predicting of solid inflow to reservoir of Shahriar dam firstly, sediment rating curve and classic methods are used. Then, the applicability of data driven and artificial intelligent approaches like feed forward, radial basis, generalized regression neural networks and neuro-fuzzy systems are evaluated. Results indicate the high capability and workability of neural network and neuro fuzzy methods and low accuracy of sediment rating curve and classic methods in simulation of sediment transport rate.

**Keywords:** Feed forward neural network, Generalized regression, Neuro-fuzzy systems, Radial basis, Sediment rating curve, Solid load discharge.

### مقدمه

پارامترهای مختلف، به آسانی میسر نبوده و اگر مدلی ریاضی نیز تبیین شود، دسترسی به داده‌های لازم در اکثر موارد به آسانی امکان‌پذیر نخواهد بود. تاکنون روابط گوناگون و متعددی به منظور پیش‌بینی میزان بار کل رسوب رودخانه‌ها ارائه شده است. روابط ارائه شده بدلیل عدم شناخت دقیق و نیز پیچیدگی مکانیزم جابجایی رسوبات در بسیاری از موارد با مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده تطابق نداشته و در مواردی نیز میزان مقادیر محاسبه شده از روابط گوناگون تفاوت معنی‌داری با یکدیگر دارند. طی دهه‌های اخیر مطالعات

بسیاری از فعالیت‌های انسانی سبب تشدید فرآیندهای فرسایش، انتقال و رسوب‌گذاری می‌گردد. یکی از اصلی‌ترین و مهمترین اثرات رسوب‌گذاری، کاهش حجم مفید مخزن و در نتیجه کاهش عمر مفید سد می‌باشد. برای جلوگیری و یا به حداقل رساندن خسارات وارده باید فرآیند فرسایش و انتقال مواد رسوبی را مورد مطالعه قرار گیرد. بطور کلی پدیده فرسایش و انتقال رسوب از پیچیده‌ترین مسائل هیدرودینامیکی است که تعیین دقیق معادلات حاکم بر آن بدلیل تأثیر

پیچیده بسیار مورد توجه قرار گرفته است. شیوه‌ها و تکنیک‌های هوش مصنوعی، در واقع، برای حل آن دسته از مسائل به وجود آمده است که بطور سهل و آسان توسط برنامه نویسی تابعی یا با شیوه‌های ریاضی قابل حل نبوده‌اند. مدل فرآیند انتقال رسوبات در رودخانه‌ها را می‌توان از نوع مدل‌های تصادفی، جعبه سیاه، استوکاستیک یا رگرسیون در نظر گرفت. بدلیل پرهزینه بودن آزمایشات مربوط به نمونه‌برداری رسوبات رودخانه‌ها و همچنین پیشرفت روز افزون کاربرد مدل‌های کامپیوتری در سالهای اخیر، استفاده از مدل‌های جعبه سیاه رونق یافته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>2</sup> (ANN) به عنوان یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی، دارای یک ساختار ریاضی است که توانایی نشان دادن فرایندها و ترکیبات دلخواه غیرخطی جهت ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های هر سیستمی را داراست. این شبکه با داده‌های موجود طی فرایند یادگیری، آموزش دیده و جهت پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار می‌گیرند. سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی<sup>3</sup> (ANFIS) که ترکیب شبکه‌های عصبی و سیستم فازی بر مبنای ریاضیات فازی هستند، می‌توانند جایگزین مناسبی برای مدل‌های دیگر باشند. سیستم استنتاجی فازی-عصبی قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه بندی دارد و همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی را به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی-خروجی می‌دهد. علاوه بر این، می‌تواند تبدیل پیچیده هوش بشری به سیستم‌های فازی را تنظیم کند.

هدف از این تحقیق بررسی قابلیت شبکه‌های عصبی، فازی-عصبی، منحنی سنجه رسوب و روش‌های کلاسیک در برآورد دبی جامد وارده به مخزن سد شهریار می‌باشد.

متنوعی در زمینه برآورد بار رسوبی انجام پذیرفته است. اعلمی و همکاران (1388) از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی چند ایستگاهه بارمعلق رسوب ایستگاه آخولا بر روی رودخانه آجی چای استان آذربایجان شرقی 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. معیری و همکاران (1389) در مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی، فازی-عصبی تطبیقی و منحنی سنجه رسوب در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه آجی‌چای) نشان دادند که منطق فازی-عصبی در مقایسه با شبکه‌های عصبی و منحنی سنجه از دقت بیشتری در برآورد رسوبات معلق رودخانه برخوردار است. نجفی و همکاران (1385) در مقایسه منحنی سنجه رسوب با مدل‌های MLP و GRNN در تخمین رسوبات معلق رودخانه زاینده رود نشان دادند که نتایج حاصل از مدل MLP در مقایسه با روش‌های GRNN و رگرسیون آماری، تطابق بیشتری با مقادیر اندازه‌گیری شده دارد. آرفین و همکاران (2003) از مدل شبکه عصبی و مدل رگرسیونی خطی برای پیش‌بینی میزان رسوبات استفاده نمودند. آنها توانستند بین چهار پارامتر تأثیرگذار بر میزان رسوب و غلظت رسوبات با استفاده از دو روش مذکور روابطی برقرار نمایند. کیشی (2005) با استفاده از منطق فازی توانست میزان رسوبات معلق را با استفاده از داده‌های USGS<sup>1</sup> و با به کارگیری شبکه‌های فازی-عصبی و عصبی پیش‌بینی نماید. بر اساس این تحقیق روش فازی-عصبی انعطاف‌پذیری و تطابق بیشتری با واقعیت پدیده مورد مطالعه دارا بوده است. امروزه سیستم‌های هوشمند به عنوان یکی از شبکه‌های غیرخطی در پیش‌بینی یک چنین پدیده‌های

<sup>2</sup> Artificial Neural Networks

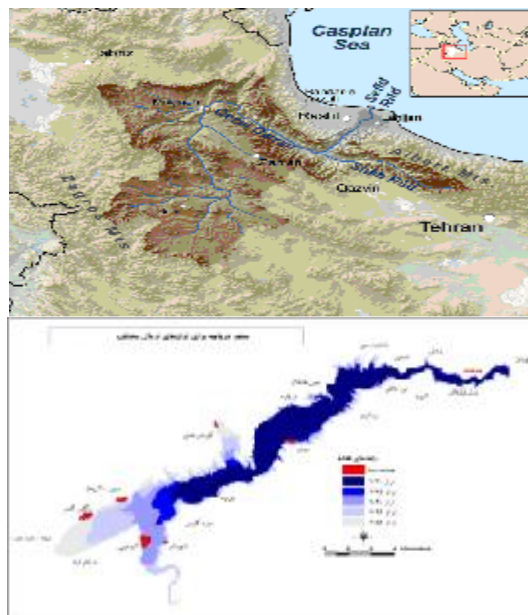
<sup>3</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

<sup>1</sup> United State Geological Survey

## مواد و روش‌ها

## منطقه مطالعاتی

رودخانه قزل اوزن که از ارتفاعات مستور از برف چهل چشمه کردستان واقع در 60 کیلومتری شمال شرق سنندج سرچشمه می‌گیرد پس از طی مسافتی حدود 660 کیلومتر همراه با شاخه شاهرود به پشت سد منجیل می‌ریزد و از آنجا به نام سفیدرود به سمت دریای خزر جریان می‌یابد. سرشاخه‌های قزل اوزن در کردستان، رودخانه‌های هانه گلان و گمرش می‌باشند که در محلی به نام گزمل به یکدیگر پیوسته و قزل اوزن را تشکیل می‌دهند. رودخانه پس از دریافت شاخه‌هایی وارد منطقه دیوان دره می‌گردد و از جنوب این شهر می‌گذرد و به شهرستان بیجار (گروس) می‌رسد؛ در این ناحیه شاخه‌های شهر زوره، کوله، چم زرد، یول کشتی و رودخانه شور آب وارد آن می‌گردند. سد شهریار در 39 کیلومتری شمال شرقی شهرستان میانه بر روی رودخانه قزل اوزن در استان آذربایجان شرقی ساخته شده است.



شکل 1- منطقه مورد مطالعه و ایستگاه مورد استفاده.

ایستگاه واقع در ورودی مخزن واقع بر روی این رودخانه به منظور ارزیابی برآورد بار مواد بستر مورد بررسی قرار گرفته است (شکل 1). اطلاعات ایستگاه استور رودخانه قزل‌اوزن برای سال‌های آبی 75-87 شامل 94 داده از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی تهیه شده و با توجه به پارامترهای اندازه‌گیری شده با استفاده از روابط هیدرولیکی و تئوری  $\pi$  باگینگهام داده‌ها به دو صورت بابتد و بی‌بعد مورد بررسی قرار گرفتند. که پارامترهای بابتد مورد بررسی قرار گرفته بصورت تابع زیر می‌باشد.

$$Q_s = f(Y, Q, V, R, U^*, t) \quad [1]$$

که در آن  $t$ : تنش برشی بستر،  $U^*$ : سرعت برشی،  $Y$ : عمق جریان،  $V$ : سرعت جریان،  $R$ : شعاع هیدرولیکی، و  $Q$ : دبی جریان می‌باشد.

$$t = gRS_f \quad [2]$$

که در آن  $S_f$ : شیب خط انرژی می‌باشد.

$$S_f = \frac{n^2 V^2}{R^{4/3}} \quad [3]$$

که در آن  $n$ : ضریب مانینگ می‌باشد.

$$U^* = \sqrt{gRS} \quad [4]$$

که در آن  $S$ : شیب بستر می‌باشد.

با استفاده از آنالیز ابعادی تابع کلی بار رسوب به صورت زیر تعریف شده است:

$$Q_s = f(Re, Fr, F_g, \hat{t}, \frac{R}{D_{50}}, S_f, \frac{V}{U^*}, \frac{Y}{b}) \quad [5]$$

که در آن  $b$ : عرض مقطع،  $Fr$ : عدد فرود جریان،  $Re$ : عدد رینولدز جریان،  $F_g$ : عدد فرود ذره و  $\hat{t}$ : تنش برشی بی‌بعد را توصیف می‌کنند.

$$\hat{t} = \frac{t}{rV^2} \quad [6]$$

$$F_g = \sqrt{\frac{V}{[g(Gs-1)D_{50}]}} \quad [7]$$

$$Re = \frac{rVY}{m} \quad [8]$$

$$Fr = \frac{V}{\sqrt{gY}} \quad [9]$$

در این تحقیق به صورت موردی رودخانه قزل اوزن و ایستگاه هیدرومتری و رسوب‌سنجی استور به عنوان

شبکه‌های پیش‌خور<sup>1</sup>

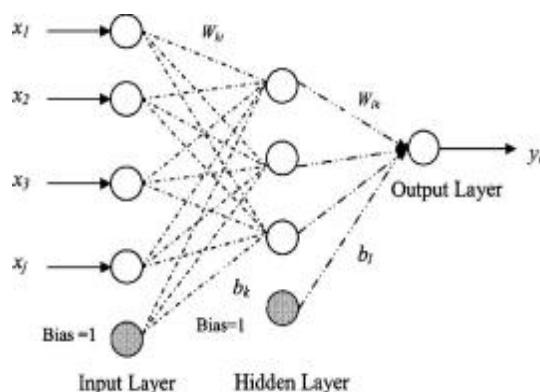
شبکه‌های پیش‌خور مطابق شکل 2 حداقل شامل سه لایه ورودی، خروجی و لایه مخفی است. هر نرون در یک لایه وزن ورودی را از لایه قبلی دریافت کرده آن را به عنوان خروجی نرون در لایه بعدی انتقال می‌دهد. مجموع وزن‌های ورودی اشاره شده توسط معادله (10) محاسبه می‌شود. و این مجموع به وسیله یک تابع غیرخطی (معادله 11) انتقال می‌یابد. نتایج شبکه با نتایج واقعی مقایسه شده و خطای شبکه توسط معادله (12) محاسبه می‌شود. روند آموزش تا زمانی که خطا به مقدار قابل قبولی برسد ادامه می‌یابد.

$$Y_{net} = \sum_{i=1}^n X_i W_i + W_0 \quad [10]$$

$$Y = f(Y_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{net}}} \quad [11]$$

$$J_r = 0.5 \cdot \sum_{i=1}^k (Y_i - O_i)^2 \quad [12]$$

$Y_i$  پاسخ نرون  $i$  تابع متحرک غیرخطی،  $Y_{net}$  مجموع وزن‌های ورودی،  $X_i$  نرون ورودی،  $W_i$  وزن هر نرون ورودی،  $O_i$  مقدار مشاهده شده نرون  $i$ ،  $W_0$  بایاس،  $J_r$  خطای بین مقدار مشاهده شده و پاسخ شبکه می‌باشد (ژانگ و همکاران 1997).



شکل 2- شبکه پیش‌خور.

شبکه‌های شعاع مبنا<sup>2</sup>

شبکه‌های RBF نیازمند نرون‌های بیشتری نسبت به شبکه‌های استاندارد پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا می‌باشند ولی اغلب این شبکه‌ها را می‌توان در زمانی کوتاه‌تر نسبت به زمان مورد نیاز برای شبکه‌های پیش‌خور، آموزش داد. این شبکه‌ها زمانی که بردارهای ورودی فراوانی در دسترس باشد از عملکرد مطلوب‌تری برخوردارند. شکل 3 تصویر شماتیک شبکه RBF را نشان می‌دهد. ورودی‌های یک نرون شعاعی، با سایر نرون‌ها متفاوت است. در نرون شعاعی ورودی‌های تابع انتقال برابر است با بردار فاصله بین وزن‌ها و ورودی‌ها، ضربدر بایاس. لایه ورودی، مقادیر ورودی را به هر یک از گره‌های لایه پنهان ارسال می‌کند. هر یک از گره‌های واقع در لایه پنهان (نرون‌ها) با یک تابع انتقال  $f$  مشخص می‌شوند که سیگنال‌های ورودی را انتقال می‌دهند. برای  $p$  امین الگوی ورودی یعنی  $X^p$  پاسخ  $j$  امین گره پنهان یعنی  $y_j$  برابر است با:

$$y_j = f \left\{ \frac{\|X^p - U_j\|}{2s_j^2} \right\} \quad [13]$$

که در آن  $\|\cdot\|$  برابر نرم اقلیدسی،  $U_j$  مرکز  $j$  امین تابع شعاع مبنا، و  $\sigma$  گستره RBF که شاخص فاصله‌ی شعاعی از مرکز RBF است که در آن مقدار تابع بطور مشخص از صفر متفاوت است. خروجی شبکه با استفاده از مجموع وزندار خطی پاسخ‌های لایه پنهان در هر یک از گره‌های خروجی بدست می‌آید. خروجی  $k$  امین گره در لایه خروجی یعنی  $Z_{pk}$  از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$Z_{pk} = \sum_{j=1}^L y_j w_{kj} \quad [14]$$

که در آن  $w_{kj}$  وزن پیوند بین گره‌های پنهان و خروجی است. متداول‌ترین تابع RBF تابع گوسی می‌باشد. (سودهیرو و جین 2003).

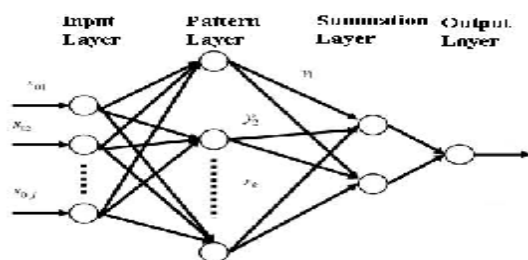
<sup>2</sup> Radial Basis Networks<sup>1</sup>Feed Forward Network

نرون مجموع  $D$  تقسیم می‌کند. پیش‌بینی این شبکه برای یک بردار ورودی  $x$  بصورت زیر است.

$$Y_i = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp[-D(x, x_i)]}{\sum_{i=1}^n \exp[-D(x, x_i)]} \quad [15]$$

$$D(x, x_i) = \sum_{k=1}^m \left( \frac{x - x_{ik}}{S} \right)^2 \quad [16]$$

$y_i$  وزن اتصال بین  $i$  امین نرون در لایه الگو و نرون مجموع  $S$ ،  $n$  تعداد الگوهای آموزش،  $D$  تابع گاوس،  $m$  تعداد عضوهای یک بردار ورودی،  $x_k$  و  $x_{ik}$  بترتیب  $j$  امین عنصر  $x$  و  $x_i$  هستند.  $\sigma$  پارامتر گستره است که مقدار بهینه آن از طریق آزمایش تعیین می‌شود (کیم و همکاران، 2004).



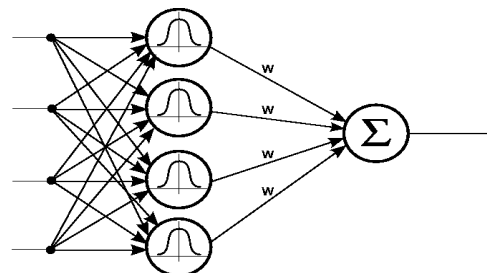
شکل 4- شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته.

#### سیستم استنتاج فازی - عصبی

سیستم استنتاج فازی -عصبی اولین بار در سال 1993 توسط ژانگ (1993) معرفی شد. یادگیری فازی-عصبی دارای عملکردی مشابه با شبکه‌های عصبی می‌باشد. تکنیک‌های یادگیری فازی-عصبی روشی را برای ایجاد یک رویه مدل‌سازی فازی در راستای یادگیری اطلاعات از یک مجموعه داده فراهم می‌آورند. در این راستا از تابع ANFIS استفاده می‌شود. برای ANFIS با دو ورودی، قواعد مبنی بر مدل *sugeno* به صورت زیر است (شکل 5).

$$\text{If } (x \text{ is } A_1) \text{ and } (y \text{ is } B_1) \text{ then } (f_1 = p_1x + q_1y + r_1)$$

$$\text{If } (x \text{ is } A_2) \text{ and } (y \text{ is } B_2) \text{ then } (f_2 = p_2x + q_2y + r_2)$$



شکل 3 - شبکه عصبی شعاع مبنا.

#### شبکه‌های رگرسیونی تعمیم یافته<sup>1</sup>

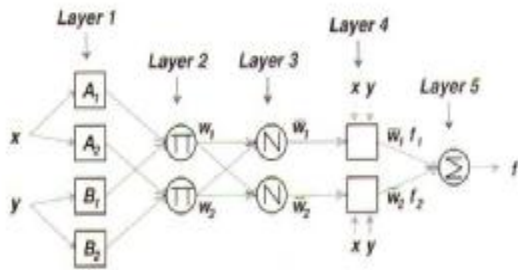
شبکه‌های رگرسیونی تعمیم یافته یک شبکه عصبی شعاع مبنا تغییر یافته است که مبتنی بر پایه رگرسیون شبکه‌هاست (سلیکاگلو 2006، سکیزاگلو و آلپ 2005). شبکه GRNN مانند شبکه‌های پس انتشار به یک روند آموزش تکراری نیاز ندارد. این شبکه ابتدا هر تابع بین بردارهای ورودی و خروجی را تقریب زده، و سپس طراحی تابع تخمین مستقیماً از طریق آموزش داده‌ها انجام می‌گیرد (سکیزاگلو و آلپ 2005). این شبکه مطابق شکل 4 از چهار لایه تشکیل شده است که عبارتند از: لایه ورودی، لایه الگو، لایه مجموع و لایه خروجی. لایه ورودی به لایه الگو متصل بوده و خروجی هر نرون در این لایه یک الگوی آموزش است. لایه الگو به لایه الگو متصل است. هر واحد لایه الگو متصل است به دو نرون در لایه مجموع: نرون مجموع  $S$  و نرون مجموع  $D$  متصل است. در آموزش این شبکه تابع شعاع مبنا و یک تابع خطی متحرک در لایه مخفی و خروجی استفاده شده است. نرون مجموع  $S$  جمع خروجی‌های وزن دار شده لایه الگو را محاسبه کرده در حالی‌که نرون مجموع  $D$  خروجی‌های وزن دار نشدهی نرون‌های الگو را محاسبه می‌کند.

وزن اتصال بین  $i$  امین نرون در نرون مجموع  $S$  و لایه الگو متناظر با مقدار خروجی هدف  $i$  امین ورودی الگو است. وزن اتصال برای نرون مجموع  $D$ ، واحد است. لایه خروجی صرفاً خروجی هر نرون مجموع  $S$  را توسط

<sup>1</sup> Generalized Regression Networks

سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی تبدیل می‌کند.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad [21]$$



شکل 5- مدل ANFIS برای دو ورودی.

#### نرمالیزه کردن داده‌ها

به طور اصولی وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. به منظور پرهیز از چنین شرایطی و به منظور یکسان کردن ارزش داده‌ها برای شبکه و نیز بدلیل تابع تبدیل سیگموئید که در محدوده 0 و 1 نسبت مناسبی دارد، نرمال سازی داده‌ها بر پایه رابطه زیر انجام شده است. همچنین با استفاده از تابع لگاریتم، تاثیر این تابع نیز مورد بررسی قرار گرفت.

$$x' = 0.05 + 0.95 \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad [22]$$

#### رابطه دبی آب- دبی رسوب ایستگاه استور

یکی از متداول‌ترین روش‌های برآورد بار رسوبی رودخانه‌ها استفاده از منحنی سنج رسوب می‌باشد. در این منحنی رابطه دبی آب و رسوب به صورت یک رابطه نمایی ( $Q_S = aQ_W^b$ ) بدست می‌آید که در آن  $Q_S$ : دبی رسوب و  $Q_W$ : دبی جریان است. مطابق شکل 6 رابطه 23 برای منحنی سنج رسوب نشان داده شده با استفاده از داده‌های موجود در این تحقیق، استخراج شده است.

$$Q_S = 2.315 Q_W^{1.924} \quad [23]$$

لایه اول، (گره‌های ورودی): هر گره  $i$  از این لایه، مقادیر عضویتی را که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب تعلق دارند، با استفاده از تابع عضویت تولید می‌کند.

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= m_{A_i}(x) \quad \text{for } i=1,2 \text{ or} \\ O_{1,i} &= m_{B_{i-2}}(x) \quad \text{for } i=3,4 \end{aligned} \quad [17]$$

که در آن  $x$  و  $y$  ورودی‌های گره  $i$  ام بوده، و  $A_i$  (و یا  $B_i$ ) برچسب‌های زبانی (مانند "کوچک" یا "بزرگ"). مربوط به این گره هستند و  $O_{1,i}$  درجه عضویت مجموعه فازی  $A=(A_1, A_2, B_1, B_2)$  و درجه‌ای را مشخص می‌کند که متغیر ورودی  $x$  (و یا  $y$ ) با کمیت  $A$  مطابقت دارد. معمولاً تابع عضویت  $A$  و  $B$  وسط توابع زنگوله‌ای بیان می‌شود.

لایه دوم (ورودی تابع عضویت): این لایه از گرهی با عنوان  $\Pi$  تشکیل شده که سیگنال‌های ورودی را در هم ضرب نموده و به خروجی ارسال می‌کند. به عنوان مثال:

$$O_{2,i} = W_i = m_{A_i}(x) m_{B_i}(y), i=1,2 \quad [18]$$

به عبارت دیگر در این لایه عملگر "و" به کار برده می‌شود.

لایه سوم (قانون):  $N$  نسبت  $i$  امین قانون قوه اشتعال را به مجموع قوه اشتعال‌های همه قوانین محاسبه می‌کند.

$$O_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, i=1,2 \quad [19]$$

خروجی این لایه قوه اشتعال نرمال شده نامیده می‌شود. لایه چهارم (خروجی تابع عضویت): گره‌های این لایه با گره‌های توابع مطابقت دارند.

$$O_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad [20]$$

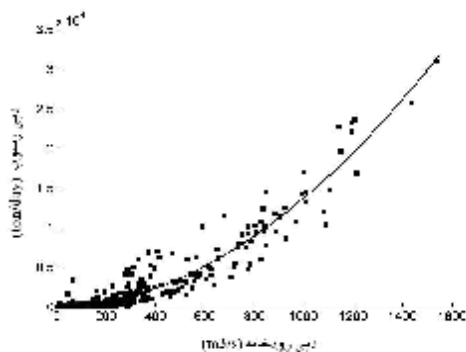
که در آن  $\bar{w}_i$  خروجی لایه سوم بوده و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  مجموعه پارامترها هستند. پارامترهای این لایه به عنوان مجموعه پارامترهای بخش تالی مدل فازی می‌باشند.

لایه پنجم (لایه خروجی): این لایه با گره ثابت با نام  $\Sigma$ ، خروجی کلی را با جمع کردن همه سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند بنابراین در این لایه فرآیند غیر فازی-

1 رتبه بندی کرد (یانگ 1996). رتبه 1 جدول متعلق به معادله‌ای است که بهترین انطباق را با مقدار واقعی رسوب داراست مطابق این بررسی، معادله یانگ (1984) دارای رتبه 1 بوده و بر سایر روابط از نظر دقت و ارزیابی در شرایط مشابه برتری دارد. معادلات بکار رفته در این تحقیق مطابق جدول 1 می‌باشد. در این روابط  $D_m$ : اندازه میانه،  $m$ : ضریب تابع انتقال رسوب،  $n$ : ضریب انتقال،  $D_g$ : متغیر بی‌بعد قطر ذره،  $F_{1g}$ : عدد حرکت،  $\omega_s$ : سرعت سقوط ذرات رسوب،  $S$ : شیب بستر،  $D_s$ : اندازه مشخصه ذرات،  $T_T$ : ضریب درجه حرارت،  $P_i$ : درصد از مواد بستر که شامل اندازه  $D_{si}$  می‌باشد.  $A$ : ضریب توفالتی،  $C_T$ : کل رسوب منتقل شده بر حسب قسمت در میلیون (وزنی) می‌باشد.

#### تعیین ساختار شبکه‌های عصبی، فازی - عصبی و آموزش آن‌ها

برای این منظور کلیه پارامترهای آموزشی، تعداد نرون‌ها و لایه‌ها، تابع انتقال و الگوریتم آموزش با استفاده از سعی و خطا انتخاب شد. در نهایت شبکه با یک نرون در لایه ورودی، هشت نرون در لایه مخفی و یک نرون در لایه خروجی استفاده شد. در ضمن بردارهای ورودی برای شبکه پیش‌خور به صورت تصادفی توسط نرم افزار به سه مجموعه به شرح زیر تقسیم شدند. 60% داده‌ها در مجموعه آموزشی، 20% داده‌ها در مجموعه ارزیابی برای جلوگیری از بیش برآزش شبکه، 20% داده‌ها در مجموعه تست برای بررسی کارایی شبکه نهایی در نظر گرفته شد. با توجه به اینکه مجموعه بالا توسط نرم افزار به صورت تصادفی انتخاب می‌شود، برای رسیدن به نتایج بهتر و با دقت بالا، روند آموزش چند بار تکرار شد تا خروجی هر سه مجموعه نزدیک به هم باشد. برای شبکه‌های مبنا شعاعی و فازی - عصبی، 30% داده‌ها جهت تست و 70% داده‌ها جهت آموزش شبکه به صورت تصادفی انتخاب شدند. نکته مهم در انتخاب داده‌های تست آن است که گستره وسیع از انواع



شکل 6- منحنی سنج رسوب.

#### روش‌های کلاسیک برآورد بار کل رسوب

روش‌ها یا مدل‌های مختلفی برای برآورد بار کل رسوب ارائه شده‌اند، که می‌توان به کمک آن‌ها به درکی از واقعیت البته نه کل آن، دست یافت. این روش‌ها از مفاهیم فیزیکی و حل معادلات هیدرودینامیک رسوب استفاده می‌کنند. از جمله مهم‌ترین و پرکاربردترین این روش‌ها می‌توان به موارد موجود در جدول 1 اشاره نمود. توفالتی (1968) روشی کاملاً تجربی که بر مبنای داده‌های زیاد صحرایی و توزیع عمقی غلظت مواد معلق استوار بوده، ارائه نمود. ایگرز و وایت (1973) بر اساس مفهوم توان جریان بگنولد، تحلیل ابعادی را جهت بیان نرخ جابه جایی و انتقال رسوب بر حسب تعدادی پارامترهای بی‌بعد بکار بردند. یانگ (1972) فرض‌های اساسی متداول در بدست آوردن معادلات متداول انتقال رسوب را مورد تجدید نظر قرار داد. وی نتیجه گرفت که نرخ انتقال رسوب را می‌توان از دبی آب، سرعت متوسط جریان، شیب انرژی یا تنش برشی تعیین نمود. انگلوند - هانسن (1976) برای محاسبه بار رسوبی ضریب زبری را نیز در نظر گرفت. لازم بذکر است این معادلات توصیه کاربردی نرم‌افزار HEC-RAS بخش مهندسی هیدرولوژی رشته مهندسی آمریکا می‌باشد. انجمن مهندسين آمریکا در یک بررسی مقایسه‌ای روابط انتقال رسوب را بر اساس میزان انطباق نتایج بدست آمده از اندازه‌گیری میدانی و آزمایشگاهی مطابق جدول



تحت عنوان خوشه تقسیم شده و سپس مدل فازی با حداقل تعداد قواعد مورد نیاز، برای تمیز دادن هر یک از خوشه‌ها ایجاد می‌گردد. برای آموزش پارامترهای تابع عضویت، روش بهینه‌سازی hybrid و الگوی پس انتشار در مورد پارامترهای مربوط به توابع عضویت ورودی و تخمین حداقل مربعات برای پارامترهای مربوط به توابع عضویت خروجی استفاده شد. تعداد تکرار و خطای مطلوب بترتیب 200 و 0 انتخاب شدند.

داده‌ها را در بر می‌گیرد. به این منظور در گزینش داده‌های آزمون سعی شده اولاً مقادیر حداکثر و حداقل را در برنگیرد و ضمناً سعی شده سری داده‌های تست و آموزش به لحاظ پارامترهای میانگین و انحراف معیار به هم نزدیک باشند. در مدل فازی - عصبی با توجه به اینکه با افزایش تعداد ورودی‌ها، تعداد قواعد و توابع عضویت افزایش یافته و این امر مشکل ساز است، بنابراین ساختار اولیه مدل فازی، با اعمال خوشه‌بندی کاهشی روی داده‌ها ایجاد شد. در این روش داده‌ها به چند گروه

جدول 1- رتبه بندی روابط انتقال رسوب بر اساس بررسی‌های ASCE (یانگ 1996).

مفهوم	رابطه	نام رابطه
2 تعادل انرژی	$\frac{Q_t}{Q} = C \frac{D_m}{R} \left( \frac{V}{u_*} \right)^n \left( \frac{F_{1g}}{A} - 1 \right)^m$ $F_{1g} = \frac{u_*^n}{\sqrt{[gD_m(p_s/p-1)]}} \left[ \frac{V}{\sqrt{32 \text{Log}(10R/D_m)}} \right]^{1-n}$	Ackers & Whit (1973)
1 تعادل انرژی	$\text{Log} C_T = 6.681 - 0.633 \text{Log} \frac{w_s D_s}{n} - 4.816 \text{Log} \frac{u_*}{w_s} + (2.784 - 0.305 \text{Log} \frac{w_s D_s}{n} - 0.282 \text{Log} \frac{u_*}{w_s}) \text{Log} \left( \frac{V S}{w_s} - \frac{V_c S}{w_s} \right)$	Yang (1984)
3 تعادل انرژی	$q_T = \frac{0.600 P_i}{(T_T A K_i / V^2)^{5/3} (D_{50} / 0.0058)^{5/3}}$	Toffaletti (1968)
4 تعادل انرژی	$q_t = 0.05 g_s V^2 \sqrt{\frac{D_{50}}{g(G_s - 1)}} \left[ \frac{t_0}{(g_s - g) D_{50}} \right]^{3/2}$	Engelund- Hunsen (1976)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{SM} - \bar{Q}_{SM}) \cdot (Q_{Sp} - \bar{Q}_{Sp})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_{SM} - \bar{Q}_{SM})^2 (Q_{Sp} - \bar{Q}_{Sp})^2}} \quad [24]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Q_{SM} - \bar{Q}_{Sp})^2}{N}} \quad [25]$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q_{SM} - Q_{Sp}| \quad [26]$$

$$MARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Q_{SM} - Q_{Sp}}{Q_{SM}} \right| \times 100 \quad [27]$$

#### ارزیابی اعتبار مدلها

به منظور ارزیابی و بررسی کارایی روش‌های استفاده شده برای تخمین بار رسوبی، در این تحقیق از ضریب همبستگی جذر میانگین مربعات خطاها، میانگین قدرمطلق خطاها، و میانگین قدرمطلق نسبت خطاها با روابط زیر استفاده شده است.

عمق جریان به اندازه متوسط قطر ذره، تنش برشی بی‌بعد، نسبت عمق جریان به سرعت برشی جریان و نسبت عمق جریان به عرض مقطع رودخانه برای پارامترهای بی‌بعد (شکل 7-ب) در کلیه شبکه‌های ANN و شبکه ANFIS به عنوان بهترین مدل با کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی عمل می‌نماید. جدول 3 نتایج مربوط به مدل برتر ANN، ANFIS، منحنی‌سنجه و روش‌های کلاسیک برای پارامترهای با بعد را نشان می‌دهد.

مدل FFNN با داشتن مقادیر پایین  $MARE=11/53$ ،  $RMSE=0/0548$ ،  $MAE=0/0161$  و ضریب همبستگی بالا  $R=0/95$  از کارایی بالایی برخوردار می‌باشد. برای پارامترهای با بعد مدل ANFIS با داشتن مقادیر پایین  $MARE=18/97\%$ ،  $RMSE=0/0933$  و  $MAE=0/0389$  نسبت به مدل‌های RBF و GRNN کارایی بالایی داشته است.

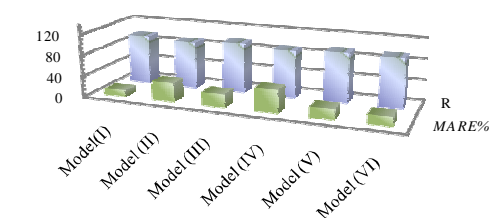
در روابط یاد شده  $Q_{SM}$ : دبی رسوب اندازه‌گیری شده،  $\bar{Q}_{SM}$ : متوسط دبی رسوب اندازه‌گیری شده،  $Q_{SP}$ : دبی رسوب پیش‌بینی شده،  $\bar{Q}_{SP}$ : متوسط دبی رسوب پیش‌بینی شده را توصیف می‌کنند. در ضمن با توجه به نرمالیزه شدن داده‌ها کلیه معیارها بدون واحد می‌باشند.

### نتایج و بحث

در گام نخست مطابق جدول 2، شش مدل به عنوان مدل‌های اولیه با ورودی‌های مختلف به شبکه‌های مختلف معرفی شدند. اجرای اولیه مدل‌ها توسط انواع شبکه‌های ANN و شبکه ANFIS نشان داد Model(I) (ترکیب دبی جریان، تنش برشی، سرعت برشی، شعاع هیدرولیکی، سرعت جریان و عمق جریان) برای پارامترهای با بعد (شکل 7-الف) و ترکیب عدد فرود جریان، عدد رینولدز جریان، شیب خط انرژی، نسبت

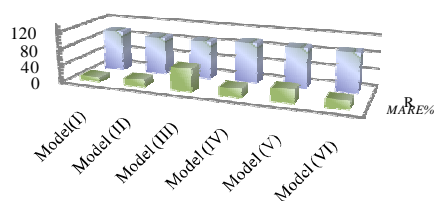
جدول 2- ساخت مدل‌های مختلف برای ورودی‌های با بعد و بی‌بعد.

ورودی‌های با بعد	ورودی‌های بی‌بعد	
$Q, \tau, U^*, R, V, Y$	$Fr, Re, S_f, Fr_g, R/D_{50}, \tau^*, Y/U^*, Y/b$	Model (I)
$Q, \tau, U, R$	$Fr, Re, S_f, Fr_g, \tau^*$	Model(II)
$Q, \tau, V, U$	$Fr, Re, Fr_g, \tau^*$	Model (III)
$V, Y, R$	$R/D_{50}, \tau^*, Y/U^*, Y/b$	Model(IV)
$\tau, V, U$	$R/D_{50}, \tau^*, Y/U^*$	Model(V)
$Q, \tau$	$Fr_g, \tau^*$	Model(VI)



	Model(I)	Model (II)	Model (III)	Model (IV)	Model (V)	Model (VI)
MARE%	11.53	35.66	24.91	42.88	19.21	17.11
R	95	90	96	90	95	94

(ب)



	Model(I)	Model (II)	Model (III)	Model (IV)	Model (V)	Model (VI)
MARE%	11.64	16.69	54.21	20.31	31.12	19.27
R	97	90	89	95	93	93

(الف)

شکل 7- نتایج عملکرد شبکه FFNN به ازای مدل‌های مختلف: الف) با بعد (ب) بی‌بعد.

لزجت آب، سرعت جریان، شکل مقطع رودخانه، جنس جداره و شیب کناره نیاز دارند. در اکثر موارد چنین داده‌هایی با دقت کافی وجود ندارد و به طور عمده کل داده‌ها به دبی آب و دبی رسوب خلاصه می‌شود. همچنین اغلب این معادلات با این فرض به دست آمده‌اند که نرخ انتقال رسوب را می‌توان به وسیله یک متغیر غالب تعیین نمود. جدول 4 نتایج مربوط به مدل برتر ANN و ANFIS برای پارامترهای بی‌بعد را نشان می‌دهد.

در بین روش‌های کلاسیک مطابق جدول 3 بر خلاف رتبه‌بندی انجمن مهندسی عمران آمریکا معادله ایکرز و وایت کارایی مناسبی داشته است. این روش با داشتن  $R=0/70$  و  $MARE$  کمتر نسبت به سایر روش‌های کلاسیک عملکرد نسبتاً مناسبی داشته ولی در مقایسه با شبکه FFNN حدود 25% از ضریب همبستگی پایینی برخوردار است. این روش‌ها معمولاً به داده‌های متنوعی از قبیل دانه بندی مصالح، دمای آب، وزن مخصوص و

جدول 3- مقایسه نتایج مدل‌های ANN، ANFIS، منحنی سنجه و روش‌های کلاسیک برای پارامترهای با بعد.

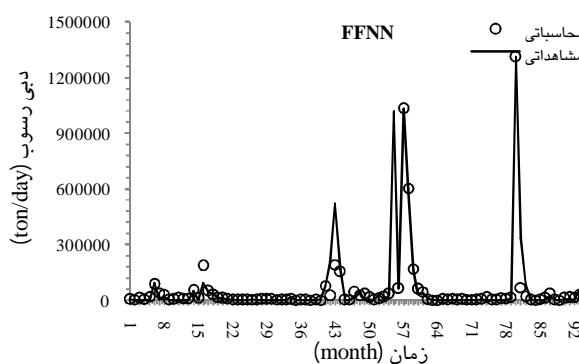
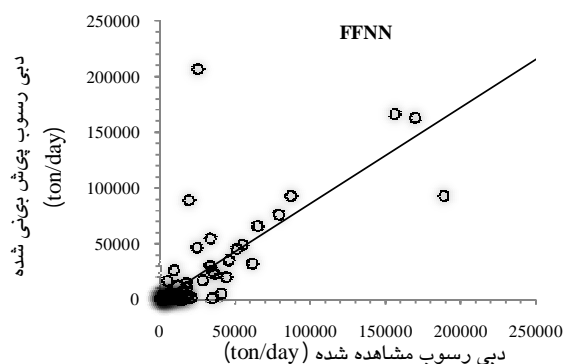
تست				آموزش				مدل
MARE (%)	RMSE	MAE	R	MARE (%)	RMSE	MAE	R	
11/53	0/0548	0/0161	0/95	11/53	0/0548	0/0161	0/95	FFNN
22/83	0/1114	0/0478	0/70	8/72	0/0015	0/0065	0/995	GRNN
35/4	0/0883	0/0403	0/851	9/30	0/0104	0/006	0/998	RBF
18/97	0/0933	0/0389	0/80	17/41	0/0292	0/0158	0/983	ANFIS
70/38	0/2043	0/0875	0/70	-	-	-	-	$Q_S = 2.315 Q_W^{1.924}$
49/2	0/1201	0/056	0/70	-	-	-	-	Ackers & White Formula
56/103	0/1269	0/0689	0/61	-	-	-	-	Yang Formula
71/36	0/1445	0/0705	0/45	-	-	-	-	Toffaleti Formula
91/36	0/1568	0/092	0/30	-	-	-	-	Engelund – Hunsen Formula

جدول 4- مقایسه نتایج مدل‌های ANN و ANFIS برای پارامترهای بی‌بعد.

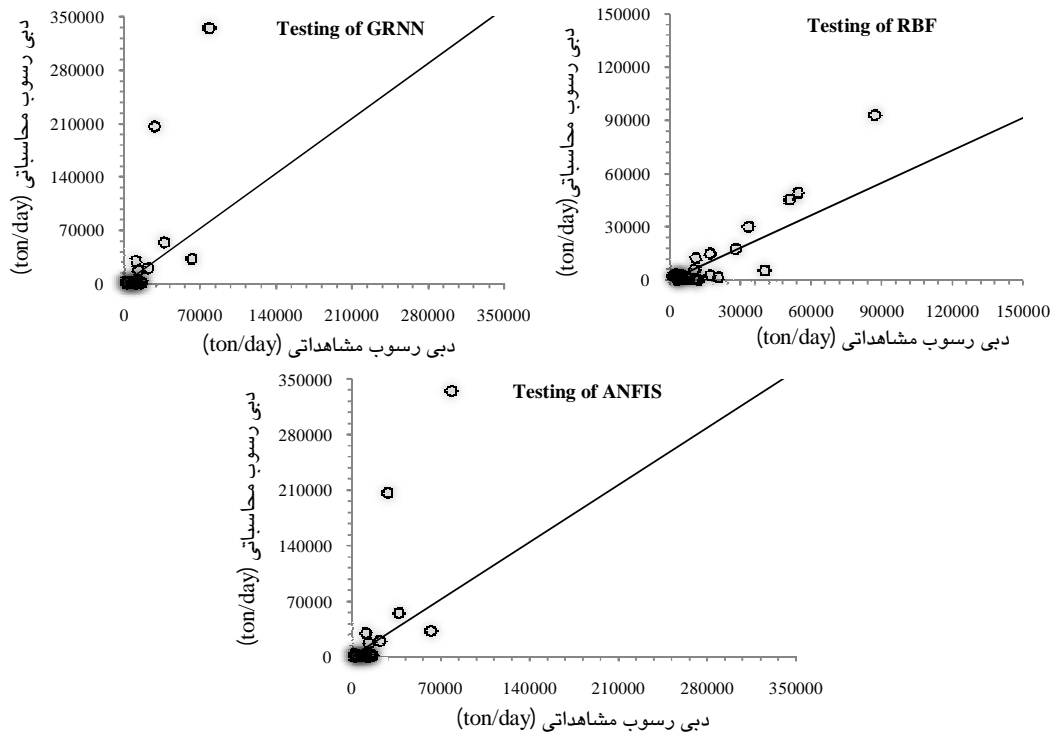
نوع داده	تست				آموزش				مدل
	MARE %	RMSE	MAE	R	MARE %	RMSE	MAE	R	
-	11/64	0/04	0/0154	0/97	11/64	0/04	/0154	0/97	FFNN
-	21/2	0/0458	0/0207	0/955	16/98	0/017	/0219	0/936	GRNN
-	30/63	0/0671	0/0323	0/650	15/63	0/053	0/016	0/994	RBF
-	46/03	0/278	0/0884	0/899	32/53	0/085	0/03	0/938	ANFIS
لگاریتمی	22/13	0/075	0/0424	0/920	22/13	0/085	/0424	0/92	FFNN

پیش‌بینی کند. این پیش‌بینی به ویژه برای دبی‌های رسوب پایین بخوبی صورت گرفته است. انطباق داده‌های محاسبه شده و مشاهده شده در شکل حاکی از این امر است. شکل 10 مربوط به منحنی سنج و معادله ایکرز و وایت می‌باشد. از آنجا که خط برازش داده شده معرف منحنی عبوری از اکثریت داده‌ها است، لذا عملکرد روش منحنی‌سنج و معادله ایکرز و وایت، مخصوصاً در مواقع سیلابی که عمده آورد رسوب رودخانه‌ها را تشکیل می‌دهد، ناموفق بوده است.

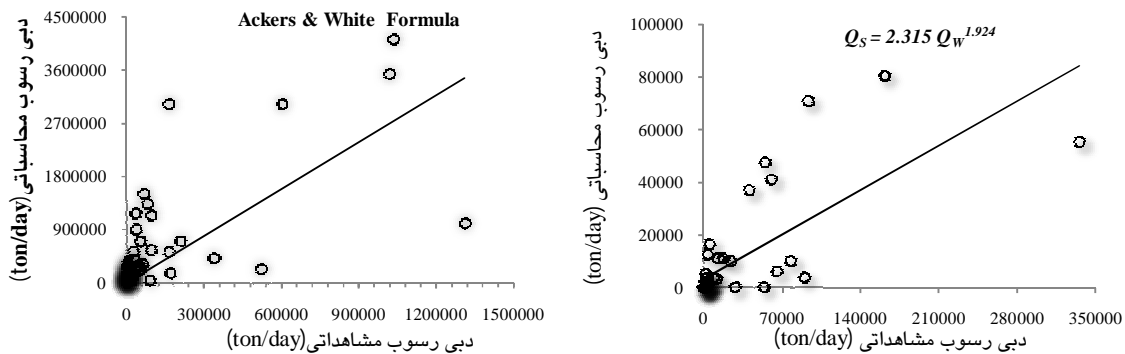
مقایسه نتایج جداول 3 و 4 حاکی از این است که با بی‌بعد کردن داده‌ها کارایی مدل GRNN در هر چهار معیار بهبود یافته است. بطوریکه مقدار R در حدود 26% افزایش یافته است. همچنین مقایسه نتایج عملکرد شبکه برای داده‌های نرمالیزه شده توسط رابطه 23 و لگاریتمی کردن داده‌ها نشان می‌دهد عملکرد شبکه با لگاریتمی کردن داده‌ها کاهش یافته است. نمودارهای بهترین مدل شبکه‌های عصبی و فازی-عصبی در شکل‌های 8 و 9 نشان شده است. همان طور که از شکل مشاهده می‌شود شبکه FFNN بخوبی توانسته مقادیر دبی رسوب را



شکل 8- دبی رسوب مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط FFNN برای مدل برتر



شکل 9- دبی رسوب مشاهداتی و پیش بینی شده توسط RBF, GRNN و ANFIS برای مدل برتر (تست)



شکل 10- دبی رسوب مشاهداتی و پیش بینی شده توسط منحنی سنجه رسوب و معادله ایگز و وایت

#### تحلیل حساسیت

برای تعیین میزان تأثیر پارامترها در تخمین دبی رسوب آنالیز حساسیت انجام شد. مطابق جدول 5 در بررسی آنالیز حساسیت برای بهترین مدل در تخمین دبی رسوب در حالت بابت مشاهده شد که دبی جریان، سرعت جریان، سرعت برشی، تنش برشی بستر، شعاع هیدرولیکی و عمق جریان به ترتیب بیشترین تأثیر را

داشته‌اند. برای حالت بی‌بعد نسبت سرعت جریان به سرعت برشی، عدد فرود ذره،  $\hat{\tau}$ ، شیب خط انرژی، عدد فرود جریان، عدد رینولدز جریان، نسبت شعاع هیدرولیکی به اندازه متوسط ذرات و عمق جریان به عرض مقطع به ترتیب بیشترین تأثیر را داشته‌اند.

جدول 5- نتایج تحلیل حساسیت برای پارامترهای بابعده و بی‌بعده

بابعده				بی‌بعده			
MARE (%)	RMSE	R	پارامتر حذف شده	MARE (%)	RMSE	R	پارامتر حذف شده
42/46	0/1067	0/741	Q	50/06	0/14	0/804	V/U*
31/41	0/102	0/870	U*	49/86	0/1136	0/834	F <sub>g</sub>
31/73	0/1034	0/869	V	45/74	0/1039	0/832	f
27/57	0/097	0/792	τ	38/61	0/1086	0/742	S <sub>f</sub>
27/83	0/0954	0/80	R	27/09	0/102	0/828	Fr
21/19	0/0728	0/885	Y	25/46	0/0943	0/805	Re
				23/56	0/0592	0/928	R/D <sub>50</sub>
				15/7	0/0831	0/850	Y/b

## نتیجه گیری کلی

پایین  $MARE=18/97\%$ ،  $RMSE=0/0933$  و  $MAE=0/0389$  نسبت به مدل‌های RBF و GRNN در هر چهار معیار کارایی بالایی داشته است.

- جهت شبیه‌سازی دبی رسوبی در بین پارامترهای بابعده دبی جریان و در بین پارامترهای بی‌بعده نسبت سرعت جریان به سرعت برشی جریان بیشترین تأثیر را داشت.

- به سبب عدم عمومیت فرضیات به کار رفته در معادلات مختلف، سازگاری چنین معادلاتی برای شرایط دیگری از جریان غالباً ضعیف می‌باشد. نتایج حاصله از معادلات مختلف انتقال رسوب، غالباً با یکدیگر و با اندازه‌گیری‌ها تفاوت زیادی دارند. مقایسه نتایج روش‌های کلاسیک نشان داد که روش ایکر- وایت نسبت به سایر روش‌ها از عملکرد نسبتاً مناسبی برخوردار بوده است.

دلایل تفاوت فاحش روش‌های کلاسیک برآورد بار کل رسوبی را می‌توان در موارد زیر خلاصه کرد:

- عدم حساسیت کافی برخی روش‌ها به تغییرات شرایط هیدرولیکی جریان، عدم حساسیت و یا حساسیت بالای برخی روش‌ها به اندازه مواد بستر.

- نیاز روابط موجود به توسعه برای شرایط مختلف جریان نظیر خصوصیات تلاطمی، یکنواختی و

در این تحقیق دبی جامد ورودی به مخزن سد شهریار در ایستگاه استور رودخانه قزل‌اوزن برای سال‌های آبی 75-87 با استفاده از مدل‌های ANN، ANFIS، منحنی سنج‌رسوب و روش‌های کلاسیک مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصله حاکی از این است که:

- مدل ANN و ANFIS به عنوان یک مدل جعبه سیاه، قادرند روابط غیرخطی حاکم بر فرآیندهای رسوبی را بدون حل معادلات دیفرانسیل حاکم بر مسأله تعیین نمایند. همچنین این شبکه‌ها در مقایسه با مدل معادله رگرسیونی و روش‌های کلاسیک در زمان کوتاه‌تر و با دقت بالاتری به روابط میان دبی آب و رسوب دست یافتند. این مدل‌ها می‌توانند با معرفی داده‌های جدید در مجموعه آموزشی، برای دادن نتایج بهتر بروز رسانی شوند.

- مدل شبکه FFNN با داشتن مقدار کمتر  $MARE=11/53$ ،  $RMSE=0/0548$ ،  $MAE=0/0161$  و بالای  $R=0/95$  در مقایسه با مدل ANFIS و شبکه‌های RBF، GRNN (که قبل از ایجاد نگاشت به تقسیم بندی الگوها می‌پردازد و برای هر طبقه نگاشتی غیرخطی ایجاد می‌کند)، عملکرد مناسبی در تخمین دبی رسوب داشته است.

- برای پارامترهای بابعده مدل ANFIS با داشتن مقادیر

روش‌های کلاسیک از کارآیی بالایی در تخمین دبی رسوب برخوردار است. نتایج تحقیقات کیسی (2005)، معیری و همکاران (1389) و این تحقیق نشان می‌دهد که سیستم‌های هوشمند نسبت به منحنی سنج به دقت قابل قبولی دبی رسوب را پیش‌بینی می‌کنند.

غیریکنواختی نرات رسوب، پیچیدگی مکانیزم انتقال رسوب.

- در حالت کلی وجود عدم قطعیت همراه با محدودیت شناخت نسبت به مکانیزم و فرم مختلط حرکت نرات در روابط انتقال رسوب.

- مقایسه نتایج تحقیق یانگ و همکاران (2009) و این تحقیق نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی نسبت به

#### منابع مورد استفاده

اعلمی م، نورانی و، نظم آرا ح، 1388. قابلیت شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل سازی چند ایستگاه بار معلق در مقایسه با روش منحنی رسوب. مجله دانش آب و خاک، جلد 19/1 شماره 2. صفحه‌های 45-55.

معیری م، نیک‌پور م، حسین‌زاده دلیر ع، فرسادی‌زاده د، 1389. مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی-عصبی تطبیقی و منحنی سنج رسوب در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه آجی چای). مجله دانش آب و خاک، جلد 20/1 شماره 2. صفحه‌های 72-82.

نجفی ن، حیدرور م، اسدی ع، 1385. مقایسه منحنی سنج رسوب با مدل‌های MLP و GRNN در تخمین رسوبات معلق رودخانه زاینده رود.

هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، ۲۴ - ۲۶ بهمن، اهواز، دانشگاه شهید چمران اهواز.

- Ackers P, and White WR, 1973. Sediment transport: new approach and analysis. Journal of the Hydraulics Division, ASCE 99 (11): 2041-2060.
- Ariffin J, Abdul Ghani A, Zakaria N and Shukri Yahya A, 2003. Sediment prediction using ANN and regression approach. Pp 930-945. 1<sup>st</sup> International Conference on Managing Rivers in the 21<sup>st</sup> Century Issues and challenges. 23 September, Universiti Sains Malaysia, Penang, Malaysia.
- Cigizoglu HK and Alp M, 2005. Generalized regression neural network in modeling river sediment yield. Adv Eng Software 37: 63-8.
- Celikoglu HB, 2006. Application of radial basis function and generalized regression neural networks in non-linear utility function specification for travel model choice modeling, Math Compute Model 44: 640-58.
- Englund F and Hansen E, 1976. A Monograph on Sediment Transport in Alluvial Streams, Nordic Hydrology, 7: 293-306.
- Jang JSR, 1993. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference systems. Journal of IEEE Transactions on System, Management and Cybernetics, 23: 665-685.
- Jang JSR, Sun CT and Mizutani E, 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall, USA.
- Kim B, Lee DW, Parka KY, Choi SR and Choi S, 2004. Prediction of plasma etching using a randomized generalized regression neural network. Vacuum 76: 37-43.
- Kisi O, 2005. Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. Journal of Hydrological Sciences, IAHS Press, 50: 683-696.
- Sudheer KP and Jain SK, 2003. Radial basis function neural network for modeling rating curves. J Hydrol Engin. ASCE8 (3): 161-164.
- Toffaletti FB, 1968. A Procedure for computation of the total river sand discharge and detailed distribution bed to surface. Committee on channel stabilization, US Army Corps of Engineers Watways Experiment Station Technical Report NO. 5.
- Yang, C.T., 1972. Unit Stream Power and Sediment Transport. Journal of Hydraulic Division, ASCE 18(10):1805-1826.

- Yang CT, 1984. Unit stream power equation for gravel. J Hydraulics Dcivision, American Society of Civil Engineers, 110 (12): 1783-1797.
- Yang CT, 1996. Sediment Transport Theory and Practice, MG Graw Hill.
- Yang CT, Marsooli R and Aalami MT, 2009. Evaluation of total load sediment transport formulas using ANN. J Sediment Research 24: 274-286.