



کیومرث روشننگر<sup>۱</sup>

فریبا پرهیز جوان<sup>۲</sup>

## ارزیابی عملکرد سیستم های هوش مصنوعی در برآورد بار کل رسوبی رودخانه آجی چای

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۲/۰۵/۲۵

تاریخ دریافت مقاله: ۹۱/۰۲/۲۱

### چکیده

تخمین صحیح حجم رسوبات حمل شده بوسیله رودخانه در طیف وسیعی از مسائل مهندسی آب حائز اهمیت بالایی است. سیستم های هوش مصنوعی که مبتنی بر داده کاوی بوده و دارای توانمندی بالای محاسباتی می باشند برای شبیه سازی فرایند انتقال رسوب در رودخانه ها مورد توجه قرار گرفته است. فرایند اصلی این تحقیق عبارت است از پیش بینی بار کل رسوبی رودخانه آجی چای به کمک سیستم های مبتنی بر هوش مصنوعی که برای نیل به این هدف مدل های متعددی متشکل از انواع پارامترهای هیدرولیکی رودخانه به صورت هم‌دیمانسیون و غیرهم-دیمانسیون و لگاریتمی، با ترکیبات متعدد نرمال شده در شبکه های عصبی شعاع مبنا، پیش خور، رگرسیون عمومی و عصبی فازی تطبیقی مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج حاصله حاکی از این است که شبکه های عصبی شعاع مبنا و رگرسیون عمومی قابلیت و کارایی بهتری نسبت به مدل های دیگر از خود نشان دادند.

**کلید واژه ها:** بار رسوبی، هوش مصنوعی، شعاع مبنا، رودخانه آجی چای، شبکه های عصبی.

## مقدمه

تخمین صحیح حجم رسوبات حمل شده بوسیله رودخانه در طیف وسیعی از مسائل از قبیل طراحی مخازن سدها، انتقال رسوب و آلودگی در رودخانه‌ها، دریاچه‌ها و مصب‌ها، طراحی کانال‌های پایدار، ارزیابی زیست محیطی پروژه‌ها و مدیریت آبخیز به کارگرفته می‌شود.

امروزه استفاده از سیستم‌های هوشمند به عنوان یکی از ابزارهای محاسباتی در پیش‌بینی بار رسوبی مورد توجه قرار گرفته است. به دلیل پرهزینه بودن آزمایشات مربوط به نمونه برداری رسوبات رودخانه‌ها و هم‌چنین کالیبره نشدن مدل‌های محاسباتی و پیچیدگی این مدل‌ها و هم‌چنین پیشرفت روزافزون کاربرد مدل‌های کامپیوتری در سال‌های اخیر، استفاده از سیستم‌های هوشمند رونق یافته است. شبکه‌های هوشمند عصبی<sup>۳</sup> (ANN) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی<sup>۴</sup> (ANFIS) نمونه بارز از این مدل‌ها می‌باشند. شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در واقع مدل ساده شده‌ای از مغز انسان می‌باشد. این شبکه 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.

مدل‌های فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)، قابلیت ترکیب دو مدل عصبی و فازی را دارا است این مدل همانند مدل فازی از دانش تجربی بهره گرفته و نیز می‌تواند همانند مدل شبکه عصبی آموزش ببیند به عبارت دیگر مدل فازی عصبی - تطبیقی (ANFIS) براساس تغییر در میزان مقادیر مرکز و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف، جهت رسیدن به شبکه مناسب براساس حداقل خطائی موجود رفتار می‌کند. در مورد به کارگیری روش‌های هوشمند در برآورد بار رسوب می‌توان به موارد زیر اشاره نمود. نورانی و همکاران، شبکه عصبی مصنوعی را به عنوان یک جعبه سیاه برای ارزیابی اثر دبی جریان و دما بر بار رسوب معلق استفاده کردند. در این مطالعه ليقوان‌چای به عنوان مطالعه موردی استفاده شد. آنان نتیجه گرفتند که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند کارایی بهتری نسبت به مدل‌های محاسباتی کلاسیک در مطالعات انتقال رسوب، داشته باشد (نورانی و علامی<sup>۵</sup>، ۲۰۰۷: ۵۷). در مطالعه کیشی، از خواص آماری دنباله‌ها برای شناساندن یک بردار ورودی منحصر بفرده شبکه عصبی مصنوعی که بهترین ارائه کننده فرایند برآورد رسوب معلق برای حوزه رودخانه باشد، در دو ایستگاه ایالات متحده، استفاده شد. نتایج نشان داد که

3 - Artificial neural network

4 - Adaptive neuro-fuzzy inference system

5 - Nourani V, Aalami M

پیش‌پردازش آماری داده‌ها، توآن است به‌طور قابل توجهی، کار و زمان محاسباتی لازم برای ایجاد یک مدل شبکه عصبی مصنوعی را کاهش دهد (کیشی<sup>۶</sup>، ۲۰۰۸: ۱۰۳-۹۴). سیگیزوغللو و آلپ، در مطالعه از دو الگوریتم شبکه عصبی به نام‌های الگوریتم رگرسیون توسعه یافته شبکه عصبی و الگوریتم پیش‌خور پس انتشار در محاسبه رسوب معلق رودخانه استفاده کردند. آنان در مطالعه خود از اطلاعات حوزه آبریز جانیا تا واقع در ایالات متحده، به عنوان مطالعه موردی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم پیش‌خور-پس انتشار به مقدار اولیه وزن‌های تصادفی اختصاص یافته حساسیت زیادی نشان داد اما، در الگوریتم توسعه یافته شبکه عصبی با مشکل مواجه نشدند (سقیز اوغلو و مراد<sup>۷</sup>: ۲۰۰۶: ۶۳-۶۸).

کیشی و همکاران، نشان دادند که مدل‌های مبتنی بر روش‌های فازی که از توابع عضویت مثلثی استفاده می‌کنند، از منحنی‌های سنج رسوب در پیش‌بینی غلظت رسوبات معلق، کارایی بهتری دارند (Kisi o, Karahan M. 2006 4351-4362). لوهانی و همکاران، در مطالعه شان، از منطق فازی برای به‌دست آوردن روابط بین دبی-اشل-رسوب استفاده کردند. آن‌ها از سیستم فازی بر مبنای تکنیک تاگاکای-سوگونو و روش جمع تفاضلی برای استخراج توابع عضویت استفاده کردند (لوهانی<sup>۸</sup>، ۲۰۰۷: ۸۰۷-۷۹۳). نقی و همکاران، غلظت دبی رسوب کلی را با استفاده از روش شبکه عصبی بررسی کردند. آن‌ها، از برخی پارامترهای موثر بر دینامیک رسوبات مانند تنش کششی برشی، نسبت سرعت، پارامترهای غوطه‌وری، عدد فرود، عدد رینولدز، نسبت عرض به عمق جریان و غیره را به عنوان ورودی‌هایی برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی، استفاده و نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی، می‌تواند به‌طور موفقیت‌آمیزی در مطالعات انتقال رسوب اعمال شود (ناگای<sup>۹</sup>، ۲۰۰۲: ۵۵۹-۵۵۸).

هدف از تحقیق حاضر ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی و عصبی فازی، با در نظر گرفتن ساختارها و ورودی‌های مختلف برای مدل‌های شبکه در جهت تعیین بهترین ساختار از بهترین شبکه به منظور برآورد بار کلی رسوب رودخانه می‌باشد.

6 -Kisi

7 - Cigizoglu H, AlpMurat

8 - Lohani

9 - Nagy H.M



$\tau$ : تنش برشی بستر،  $U^*$ : سرعت برشی،  $Y$ : عمق جریان،  $V$ : سرعت جریان،  $R$ : شعاع هیدرولیکی، و  $Q$ : دبی جریان می باشد.

$$\tau = \gamma R S_f \quad (2)$$

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

$$U^* = \sqrt{gRS} \quad (4)$$

$S_f$ : شیب خط انرژی،  $n$ : ضریب مانینگ و  $S$ : شیب بستر می باشد.

با استفاده از آنالیز ابعادی و انتخاب  $b$ ،  $\rho$  و  $\mu$  به عنوان متغیرهای تکراری تابع کلی بار رسوب به صورت زیر تعریف شده است:

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

$Fr$ : عدد فرود جریان،  $Re$ : عدد رینولدز جریان،  $F_g$ : عدد فرود ذره و  $\hat{\tau}$ : تنش برشی بی بعد را توصیف می کند.

$$F_g = \sqrt{\frac{V}{[g(G_s - 1)D_{50}]}} \quad (6)$$

$$Re = \frac{\rho V Y}{\mu} \quad (7)$$

$$Fr = \frac{V}{\sqrt{gY}} \quad (8)$$

سیستم های مبتنی بر هوش مصنوعی

شبکه FFNN<sup>۱</sup>

شبکه‌های FFNN مطابق شکل (۲) 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 می دهد. مجموع وزن

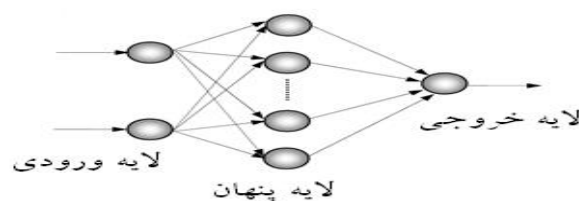
های ورودی اشاره شده با معادله (۹) محاسبه می شود. و این مجموع به وسیله یک تابع غیرخطی (معادله (۱۰)) انتقال می یابد (Hornik K, 1989: 359-66). نتایج شبکه با نتایج واقعی مقایسه شده و خطای شبکه توسط معادله محاسبه می شود. روند آموزش تا زمانی که خطا به مقدار قابل قبولی برسد ادامه می یابد.

$$Y_{net} = \sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i + W_0 \quad (9)$$

$$Y = f(Y_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{net}}} \quad (10)$$

$$J_r = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^k (Y_i - O_i)^2 \quad (11)$$

در این روابط  $y_i$ : پاسخ نرون  $i$ ،  $f(y_{net})$ : تابع متحرک غیرخطی،  $y_{net}$ : مجموع وزن های 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 مشاهداتی و پاسخ شبکه می باشد.



شکل ۲: شبکه پیش خور

### شبکه RBF<sup>۱۱</sup>

این شبکه ها شامل دو لایه می باشند که گره های خروجی، ترکیب خطی از توابع مبنا می باشند. توابع مبنا در لایه پنهان یک پاسخ غیر- صفر معنی دار تولید می کنند زمانیکه ورودی داخل یک ناحیه متمرکز کوچک از فضای ورودی، قرار می گیرد توابع مبنا یک پاسخ غیر- صفر معنی دار تولید می کنند. یک تابع ثابت شعاعی غیر خطی محلی در روش RBF برای انتقال داده ها مورد استفاده قرار می گیرد. تابع شعاع مبنا نقش رگرسیون را پس از ترکیب غیر خطی، ورودی ها بدون در نظر گرفتن فضای خروجی انجام می دهد (شکل (۳)). از آنجا که لایه خروجی نقش یک رگرسیون خطی را ایفا می کند وزن ها (پارامتر های) این رگرسیون تنها تنظیم خواهد شد.

بنابراین این پارامترها می‌توانند با روش حداقل مربعات خطی تعریف شوند. الگوریتم اصلی RBF به صورت زیر تعریف شده است:

یک تابع غیر خطی  $h(x,t)$  که  $x$  متغیر ورودی و  $t$  مرکز ورودی، زمانی به یک تابع شعاع مبنا ارجاع داده میشود که تابع به فاصله شعاعی وابسته باشد  $r = \|x - t\|$ ،  $N$  اعداد حقیقی  $\{x_i \in R^n | 1,2,\dots,N\}$  و  $N$  نقطه مختلف تابع  $f$  می‌تواند بر اساس  $R^n$  به دست آید تا  $R$  شرایط درون یابی تابع را ارضا کند،  $RBF.F(x_i)=y_i, i=1,\dots,N$ . با انتخاب  $f$  از یک فضای خطی  $N$  اندازه ای، که به نقاط داده ای  $\{x_i\}$  وابسته است تشکیل شده است. اساس این فضا انتخاب توابع زیر است:

$$\{h(\|x - x_i\|) | i = 1,2,\dots,N\} \quad (12)$$

که  $\| \cdot \|$  نرم اقلیدسی روی  $R^n$  است. بنابراین درونیابی روش حل مساله به فرم زیر است:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N C_i h(\|x - x_i\|) \quad (13)$$

ضریب تعریف نشده  $C_i$  با اعمال شرایط درون یابی  $f(x_i)=y_i$  با معادله (۱۴) به دست می‌آید. که سیستم خطی زیر را به دست می‌دهد.

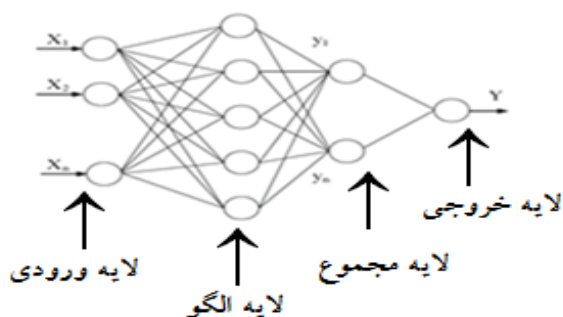
$$f(x) = \sum_{i=1}^N C_i h(\|x_j - x_i\|), j = 1,2,\dots,N \quad (14)$$

با تعریف بردار  $C, Y$  و ماتریس مقارن  $H$  به فرم  $(c)_i = c_i, (y)_j = y_j, (c)_i = c_i$  توسط معادله  $C = H^{-1} Y$  به دست می‌آید.

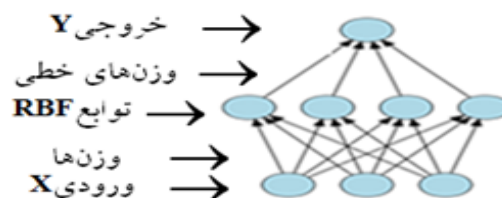
### شبکه<sup>۱۲</sup> GRNN

شبکه های رگرسیونی تعمیم یافته یک شبکه عصبی شعاع مبنا تغییر یافته است که مبنا بر پایه رگرسیون شبکه هاست (Celikoglu HB. 2006.: 640-658). شبکه GRNN مانند شبکه های پس انتشار به یک روند آموزش تکراری نیاز ندارد. این شبکه این شبکه تابع بین بردارهای ورودی و خروجی را تقریب زده، طراحی تابع تخمین

مستقیماً از طریق آموزش داده‌ها انجام می‌گیرد (Celikoglu HB. 2005.: 63-68). خطای تقریب با اندکی محدود کردن تابع نزدیک صفر است. این شبکه مطابق شکل (۴) 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 الگو 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. 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 حالی که نرون مجموع D خروجی‌های وزن دار نشده ی نرون‌های الگو را محاسبه می‌کند.



شکل (۴) - شبکه عصبی GRNN



شکل (۳) - شبکه عصبی RBF

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 نرون مجموع D تقسیم می‌کند. پیش بینی این شبکه برای یک بردار ورودی  $x$  به صورت زیر است.

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

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

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

به منظور تعیین ساختار و نحوه آموزش شبکه‌های عصبی کلیه پارامترهای آموزشی، در تحقیق حاضر، تعداد نرون‌ها و لایه‌ها، تابع انتقال و الگوریتم آموزش با استفاده از سعی و خطا انتخاب شدند. در نهایت شبکه با یک نرون در



لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه مخفی و یک نرون در لایه خروجی استفاده شد. ضمناً بردارهای ورودی برای شبکه ی پیشخور به صورت تصافی توسط نرم‌افزار در مجموعه آموزشی، ۲۰٪ داده‌ها در مجموعه ارزیابی و ۲۰٪ داده‌ها در مجموعه تست برای بررسی کارایی شبکه نهایی با توجه به اینکه مجموعه بالا توسط نرم‌افزار به صورت تصادفی انتخاب می‌شود، برای رسیدن به نتایج بهتر و با دقت بالا، روند آموزش چندین بار تکرار شد تا خروجی هر سه مجموعه نزدیک به هم باشد. برای شبکه‌های مبنا شعاعی و فازی - عصبی، ۲۰٪ داده‌ها جهت تست و ۸۰٪ داده‌ها جهت آموزش شبکه به صورت تصادفی انتخاب شدند. نکته مهم در انتخاب داده‌های تست آن است که گستره وسیع از انواع داده‌ها را در برگیرد.

### شبکه ANFIS<sup>۱۳</sup>

یادگیری عصبی- فازی 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. منطق فازی پارامترهای تابع عضویت را طوری محاسبه می‌کند که سیستم استنتاج فازی بر مجموعه داده‌های ورودی. خروجی منطق گردد. در این راستا از تابع ANFIS استفاده می‌شود. ANFIS قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه بندی دارد و همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی را از اطلاعات عددی یا دانش متخصص می‌دهد و به طور تطبیقی یک قاعده بنیادی برای ANFIS با دو ورودی، قواعد مبنی بر مدل sugeno به صورت زیر است.

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

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

x و y: ورودی،  $f_i$ : خروجی هر یک از قواعد،  $p_i, q_i, r_i$ : پارامترهای طراحی اند که در طی روند آموزش تعیین می‌شوند.

لایه اول، گره‌های ورودی: در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از توابع عضویت مشخص می‌گردد.

برای مثال اگر از تابع عضویت گوسی استفاده کنیم:  $\mu_{A_i}(x) = \exp[-(\frac{x-c_i}{a_i})^2]$  ، c و a پارامترهای تابع

عضویت هستند که با عنوان پارامترهای مقدماتی شناخته شده، مشخص می‌شوند.

در لایه دوم از عملگرهای فازی ("و" AND) برای ترکیب درجه درستی بخش‌ها و تولید یک عدد به عنوان درجه درستی قسمت فرض میشود.

$$O_i^2 = W_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), i = 1,2 \quad (17)$$

لایه سوم که گره‌های این لایه براساس رابطه زیر وزن قانون‌ها را نرمال سازی میکنند.

$$O_i^3 = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, i = 1,2 \quad (18)$$

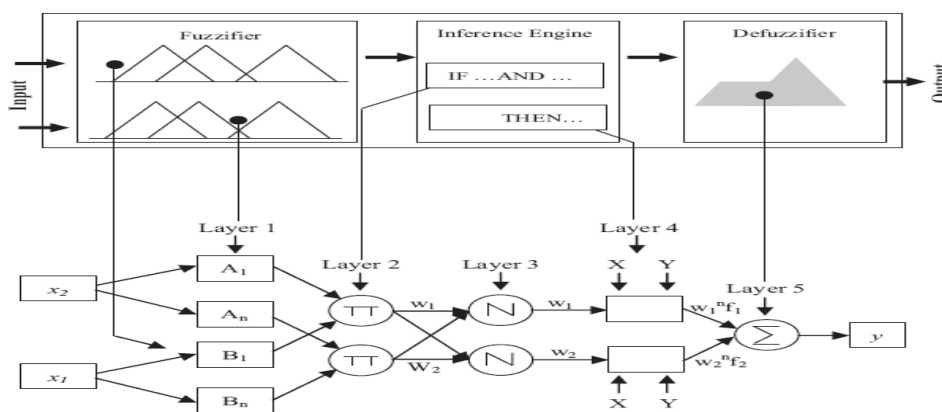
لایه چهارم، توزیع i امین قانون را به کل خروجی محاسبه میکند، به صورت زیر محاسبه میشود.

$$O_i^4 = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (19)$$

لایه پنجم خروجی نهایی سیستم، میانگین وزن دار شده خروجی همه قواعد خواهد بود که به صورت زیر محاسبه می‌شود(شکل ۵).

$$O_i^5 = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad (20)$$

که N برابر با تعداد قواعد می باشد .



شکل (۵) - مدل ANFIS برای دو ورودی

در مدل فازی برای آموزش پارامترهای تابع عضویت، روش بهینه‌سازی hybrid که در آن از 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 ۱۲۵ و ۰ انتخاب شدند. تابع عضویت Trimf ساده ترین تابع عضویت است که از خطوط مستقیم تشکیل شده است و به صورت مثلثی میباشد تابع عضویت ذوزنقه‌ای Trapmf نام دارد که در واقع یک تابع مثلثی برش‌خورده در بالا می‌باشد. هم چنین دو تابع عضویت بر مبنای توزیع گاوسی وجود دارند: منحنی ساده گاوسی و ترکیب دو منحنی گاوسی مختلف که Gaussmf و Gauss2mf نام دارند. تابع عضویت ناقوس تعمیم یافته، Gbellmf نام دارد که توسط سه پارامتر تعیین می‌شود از دیگر توابع عضویت تابع Sigmoidal است. این توابع از چپ یا راست باز است. توابع عضویت نامتقارن و بسته را می‌توان به کمک دو تابع Sigmoidal تعریف نمود. تابع عضویت Sigmoidal پایه Sigmf نام دارد. علاوه بر آن، تفاضل بین دو تابع Sigmoidal، در قالب تابع Dsigmf و ضرب آن‌ها در قالب تابع Psigmf در دسترس می‌باشند. هم چنین تابع Pimf+ از منحنی‌های چند جمله‌ای برای پیاده کردن توابع عضویت استفاده میکند. پارامترهای موثر در مدل‌سازی در شبکه‌های عصبی فازی شامل نوع و نحوه ارائه داده‌ها، نوع توابع عضویت، تعداد توابع عضویت، تعداد گام‌ها می‌باشند.

### پیش پردازش داده ها

آموزش شبکه‌های عصبی در صورت اعمال یکسری پیش‌پردازش‌ها بر روی ورودی‌ها و هدف می‌تواند کارآیی بالاتری داشته باشد. در این تحقیق از دو روش نرمال‌سازی و لگاریتمی کردن کلیه داده‌ها برای پیش‌پردازش داده‌ها استفاده شد. 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 به دلیل تابع تبدیل سیگموئید که در محدوده ۰,۱ و ۰,۹ دبی مناسبی دارد نرمال سازی داده‌ها بر پایه رابطه زیر انجام شده است.

$$\text{input}_{\text{norm}} = \frac{(0.8(\text{input}) + 0.1(\text{input}_{\text{max}}) - 0.9(\text{input}_{\text{min}}))}{(\text{input}_{\text{max}} - \text{input}_{\text{min}})} \quad (21)$$

## روش های کلاسیک

روش ها یا مدل های مختلفی برای برآورد بار رسوب ارائه شده اند، که می توان به کمک آن ها به درکی از واقعیت البته نه کل آن، دست یافت. این روش ها از مفاهیم فیزیکی و حل معادلات هیدرودینامیک رسوب استفاده می کنند. جدول (۱) محدوده مناسب برای کاربرد هر یک از روابط انتقال رسوب را نشان می دهد چنانچه هریک از روابط در محدوده توصیه شده به کار نبرند کارایی مناسبی نخواهند داشت و این مسئله از معایب استفاده از روش های کلاسیک است.

## جدول ۱- محدوده مناسب برای کاربرد روابط انتقال رسوب

(Hec-Ras4.0 User Manual, US Department of Defense, Army Corps of Engineers, 1995)

نام تابع انتقال	رابطه	قطر ذرات (میلیمتر)	قطر میانگین (میلیمتر)	وزن مخصوص رسوب	دما (فارنهایت)
Ackers-White	$\frac{Q_t}{Q} = C \frac{D_m}{R} \left( \frac{V}{u_*} \right)^n \left( \frac{F_g}{A} - 1 \right)^m$	۰/۰۴-۷	-	۱/۰-۲/۷	۴۶-۸۹
Engelund-Hansen	$q_t = 0.05 \gamma_s V^2 \sqrt{\frac{D_{50}}{g(G_s - 1)}} \left[ \frac{\tau_0}{(\gamma_s - \gamma) D_{50}} \right]^{\frac{3}{2}}$	-	۰/۱۹-۰/۹۳	-	۴۵-۹۳
Laursen	$C_m = 0.01 \gamma \left( \frac{d_s}{D} \right)^{\frac{7}{6}} \left( \frac{\lambda_0'}{\lambda_C} - 1 \right) f \left( \frac{u_*'}{\omega} \right)$	-	۰/۰۱۱-۲۹	۰/۰۸-۰/۷	۳۲-۹۳
Toffalti	$q_T = \frac{0.600 P_i}{(T_T A K_4 / V^2)^{\frac{5}{3}} (D_{si} / 0.0058)^{\frac{5}{3}}}$	۰/۰۶۲-۴/۰	۰/۴۵-۰/۹۱	۰/۸-۸	۴۰-۹۳
Yang	$\text{Log } C_T = 6.681 - 0.633 \text{Log} \frac{\omega_s D_s}{v} - 4.816 \text{Log} \frac{u_*}{\omega_s} + (2.784 - 0.305 \text{Log} \frac{\omega_s D_s}{v} - 0.282 \text{Log} \frac{u_*}{\omega_s}) \text{Log} \left( \frac{V S}{\omega_s} - \frac{V_c S}{\omega_s} \right)$	۲/۵-۷/۰	-	-	۳۲-۹۴

ایکروز وایت بر اساس مفهوم توان جریان بگنولد، تحلیل ابعادی را جهت بیان نرخ جابه جایی و انتقال رسوب بر حسب تعدادی پارامترهای بی بعد به کار بردند. انگلوند-هانسن برای محاسبه ی بار رسوبی ضریب زبری را نیز در نظر گرفت. توفالتی روشی را جهت محاسبه ی بار نمونه برداری نشده بر اساس نظرات انیشتین و انیشتین ارائه نمود وی در روش خود عرض آبراهه دارای بده رسوب برابر است با عرض آبراهه ی مستطیلی به عرض B و عمق R. که شعاع هیدرولیکی آبراهه ی اصلی می باشد. فرمول لارسن، از ترکیب تحلیل کیفی، آزمایشات ابتکاری و داده های افزوده استخراج شد در این فرمول از نسبت سرعت برشی به سرعت سقوط استفاده شد. یانگ فرض های اساسی مورد استفاده در به دست آوردن معادلات متداول انتقال رسوب را مورد تجدید نظر قرار داد. وی نتیجه گرفت که نرخ انتقال رسوب را می توان از بده آب، سرعت متوسط جریان، شیب انرژی یا تنش برشی تعیین نمود،

مورد سوال است. لازم بذکر است این معادلات توصیه کاربردی نرم افزار HEC-RAS بخش مهندسی هیدرولوژی رشته ی مهندسی آمریکا می باشد. در این روابط  $D_m$ : اندازه میانه،  $m$ : ضریب تابع انتقال رسوب،  $n$ : ضریب انتقال،  $D_g$ : متغیر بی بعد قطر ذره،  $F_g$ : 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  $D_{si}$  می باشد.  $A$ : ضریب توفالتی،  $C_T$ : کل رسوب منتقل شده بر حسب قسمت در میلیون (وزنی)،  $C_m$ : کل رسوب منتقل شده بر حسب وزن بر حجم،  $G$ : وزن مخصوص آب،  $d_s$ : قطر میانگین ذرات،  $D$ : عمق موثر جریان،  $T_0$ : تنش برشی بستر می باشد.

### متدلوژی

در گام نخست مطابق جدول (۲)، شش مدل به عنوان مدل های اولیه با ورودی های مختلف به شبکه های مختلف معرفی شدند. به منظور ارزیابی و بررسی کارایی روش های استفاده شده در این تحقیق از توابع، ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطاها، و میانگین قدرمطلق نسبت خطاها استفاده شده است. با توجه به اینکه معیار میانگین قدرمطلق نسبت خطاها بی بعد است به همین دلیل این معیار و ضریب همبستگی برای بررسی کارایی مدل ها، برای داده های با بعد و بی بعد استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{sM} - \bar{Q}_{sM}) \cdot (Q_{sp} - \bar{Q}_{sp})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_{sM} - \bar{Q}_{sM})^2 (Q_{sp} - \bar{Q}_{sp})^2}} \quad (22)$$

$$MARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Q_{sM} - Q_{sp}}{Q_{sM}} \right| * 100 \quad (23)$$

جدول (۲) ساختار مدل های مختلف برای ورودی های هم‌دیمانسیون و غیرهم‌دیمانسیون را نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که منظور از ورودی‌های هم‌دیمانسیون، ورودی‌هایی هستند که بعد دیمانسیونی آن‌ها یکسان می‌باشد.

جدول (۲)- ساختار مدل های مختلف برای ورودی های هم‌دیمانسیون و غیرهم‌دیمانسیون

ورودی های هم دیمانسیون		ورودی های غیرهم‌دیمانسیون
مدل (۱)	بارکلی رسوب	بارکلی رسوب، سرعت، سرعت برشی و تنش برشی
مدل (۲)	بارکلی رسوب و عدد رینولدز	بارکلی رسوب، سرعت، قطر ذرات و سرعت برشی
مدل (۳)	بارکلی رسوب و عدد فرود	بارکلی رسوب و تنش برشی
مدل (۴)	بارکلی رسوب و قطر/قطر متوسط	بارکلی رسوب ، قطر ذرات و تنش برشی
مدل (۵)	بارکلی رسوب، عدد فرود ، عدد رینولدزو و قطر/قطر متوسط	بارکلی رسوب ، تنش برشی و سرعت برشی
مدل (۶)	بارکلی رسوب ، عدد رینولدز و شیب خط انرژی	بارکلی رسوب ، قطر ذرات و سرعت

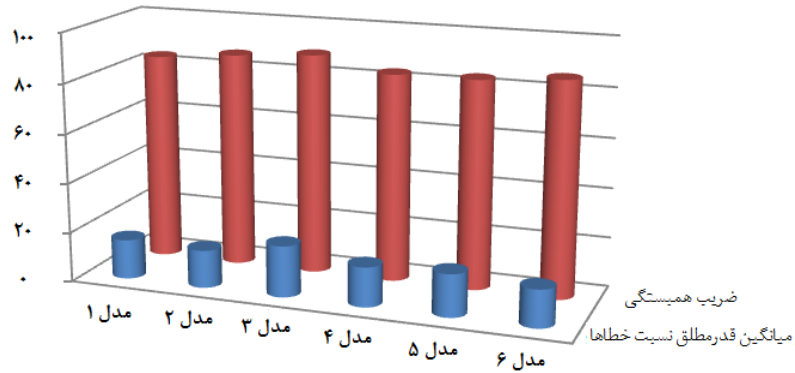
در روابط یاد شده  $Q_{sm}$  دبی رسوب اندازه گیری شده،  $Q_{sm}$  متوسط دبی رسوب اندازه گیری شده،  $Q_{sp}$  دبی رسوب پیش بینی شده،  $Q_{sp}$  متوسط دبی رسوب پیش بینی شده را توصیف می کنند.

### یافته ها

اجرای اولیه مدل های مختلف دارای ورودی های متفاوت به صورت پارامترهای هم‌دیمانسیون و غیر هم‌دیمانسیون توسط انواع شبکه های ANN و شبکه ANFIS نشان داد در شبکه‌های RBF مدل ترکیبی از دبی جریان و عدد فرود و در شبکه‌های GRNN مدل ترکیبی از دبی جریان، قطر هیدرولیکی و سرعت برشی دارای بهترین عملکرد به ترتیب در مدل های ترکیب یافته از پارامترهای هم‌دیمانسیون و غیرهم‌دیمانسیون می‌باشند. شکل (۶) و شکل (۷) به ترتیب نتایج عملکرد شبکه RBF و GRNN را به ازای مدل های مختلف نشان می دهد. جدول (۳) و جدول (۴) به ترتیب نتایج حاصل از شکل (۶) و (۷) را در قالب جداول نشان می دهند.

جدول (۳)- عملکرد شبکه RBF در مدل های هم‌دیمانسیون

	مدل ۱	مدل ۲	مدل ۳	مدل ۴	مدل ۵	مدل ۶
● میانگین قدر مطلق نسبت خطاها	۱۵/۹۲	۱۵/۱۷	۲۰/۶۵	۱۵/۹۵	۱۷/۱۳	۱۵/۱۰
● ضریب همبستگی	۸۳/۹۰	۸۶/۷۰	۸۸/۹۰	۸۳/۵۰	۸۳/۸۰	۸۶/۲۰

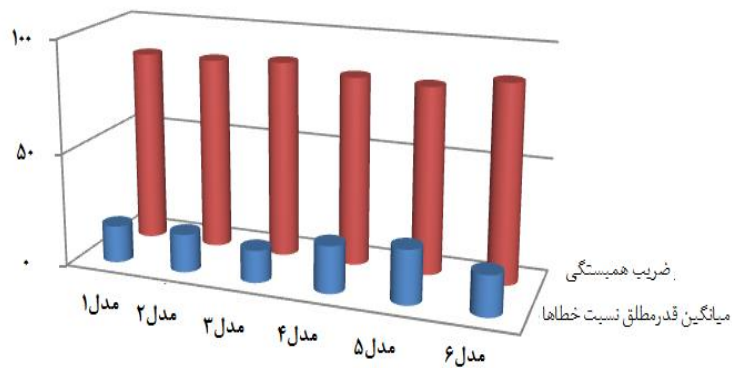


شکل ۶- نتایج عملکرد شبکه RBF

درمدل های هم دیمانسیون

جدول (۴) - عملکرد شبکه GRNN درمدل های غیرهم دیمانسیون

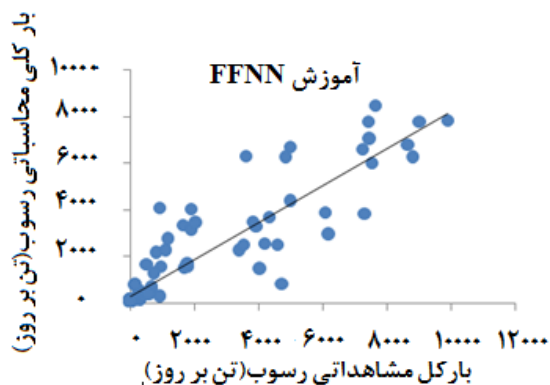
	مدل ۱	مدل ۲	مدل ۳	مدل ۴	مدل ۵	مدل ۶
● میانگین قدر مطلق نسبت خطاها	۱۶/۳۵	۱۶/۸۶	۱۴/۲۳	۲۰/۷۴	۲۳/۷۴	۱۷/۷۵
● ضریب همبستگی	۸۵/۶۰	۸۵/۴۰	۸۷/۱۰	۸۳/۳۰	۸۲/۱۰	۸۶/۷۱



شکل (۷) - نتایج عملکرد شبکه GRNN

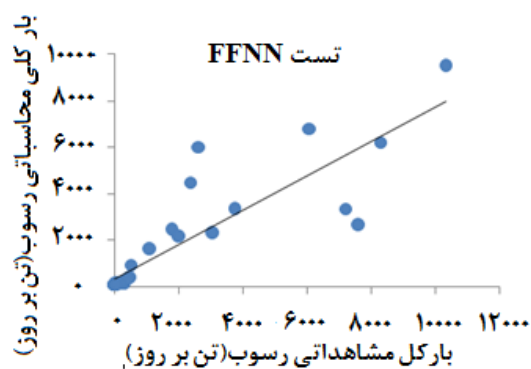
در مدل های غیر هم دیمانسیون

شکل (۸الف) و (۸ب) به ترتیب مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه FFNN برای مدل برتر با پارامترهای هم‌دیمانسیون را نشان می‌دهد. شکل (۹الف) و (۹ب) به ترتیب مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه FFNN برای مدل برتر با پارامترهای غیر هم‌دیمانسیون را نشان می‌دهد.



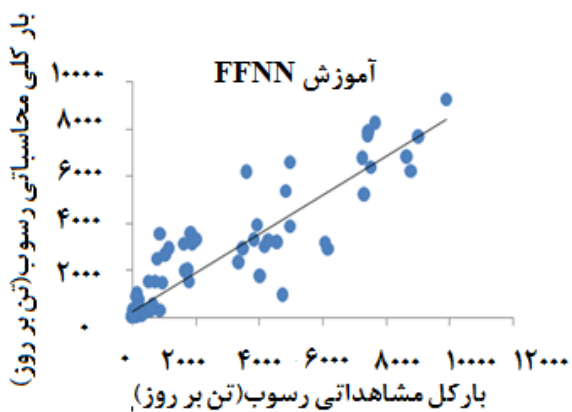
شکل (۸-ب)-بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

FFNN (آموزش) برای مدل برتر با پارامترهای هم‌دیمانسیون



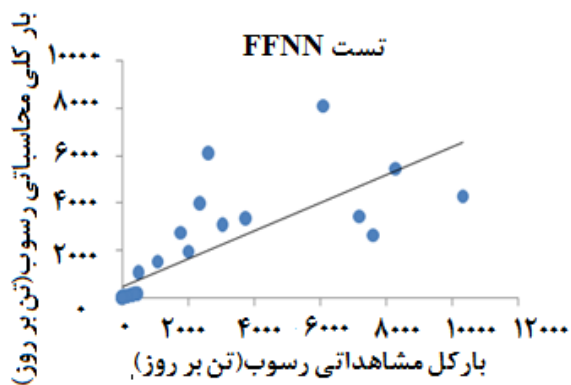
شکل (۸-الف)-بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

FFNN (تست) برای مدل برتر با پارامترهای هم‌دیمانسیون



شکل (۹-ب)-بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

(تست) برای مدل برتر با FFNN پارامترهای غیر هم‌دیمانسیون



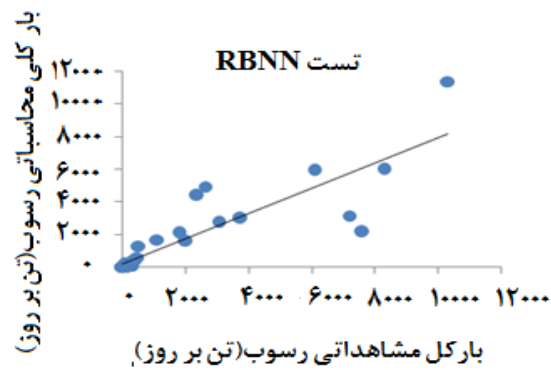
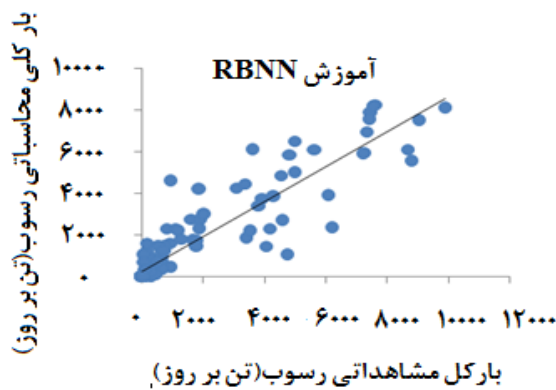
شکل (۹-الف)-بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

(آموزش) برای مدل برتر با FFNN پارامترهای غیر هم‌دیمانسیون

شکل (۱۰الف) و (۱۰ب) به ترتیب مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه های RBNN برای مدل برتر پارامترهای هم‌دیمانسیون و شکل (۱۱الف) و (۱۱ب) به ترتیب مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه های GRNN برای مدل برتر پارامترهای هم‌دیمانسیون را نشان می‌دهند. شکل



(۱۲الف) و (۱۲ب) به ترتیب مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه های RBNN برای مدل برتر پارامترهای غیرهم‌دیمانسیون را نشان می دهد. شکل (۱۳الف) و (۱۳ب) به ترتیب مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه های GRNN برای مدل برتر پارامترهای غیرهم‌دیمانسیون را نشان می دهد شکل (۱۴الف) و (۱۴ب) مقادیر پیش بینی شده دبی رسوب در آموزش و تست توسط شبکه ANFIS برای مدل برتر پارامترهای غیر هم‌دیمانسیون را نشان می دهد. شبکه های RBF و GRNN برای رسیدن به مینم خطا، نسبت به شبکه FFNN به نرون های بسیار زیادی در لایه مخفیش نیاز دارد. مزیت شبکه های RBF و GRNN در این است که، مقدار دهی و انتخاب تصادفی وزن های اولیه وجود ندارد، بنابراین نگرانی های ناشی از گیر افتادن شاخص عملکرد شبکه در مینم های محلی برطرف می شود و نیز فرآیند آموزش در این شبکه بسیار سریعتر از شبکه FFNN صورت می گیرد.



شکل (۱۰-ب)-بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

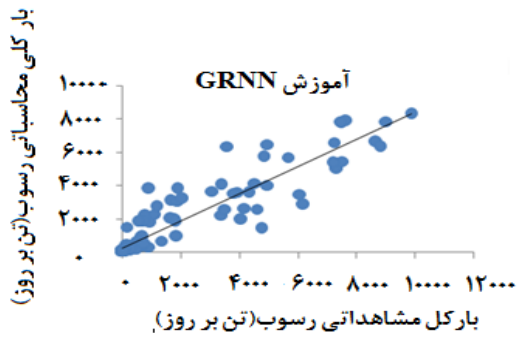
RBNN (آموزش) برای مدل برتر با

پارامترهای هم‌دیمانسیون

شکل (۱۰-الف)-بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

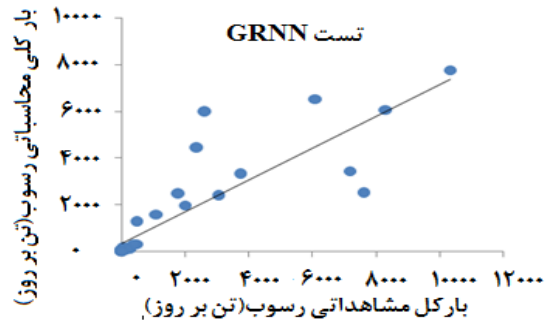
RBNN (تست) برای مدل برتر با

پارامترهای هم‌دیمانسیون



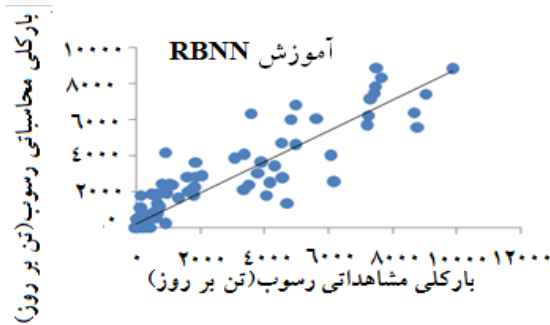
شکل (۱۱-ب)-بارکلی محاسباتی رسوب توسط روش

GRNN (آموزش) برای مدل برتر با پارامترهای هم‌دیمانسیون



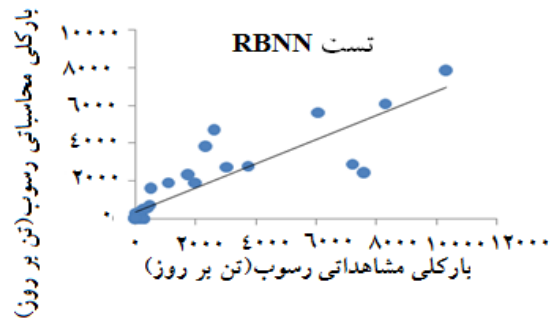
شکل (۱۱-الف)-بارکلی محاسباتی رسوب توسط روش

GRNN (تست) برای مدل برتر با پارامترهای هم‌دیمانسیون



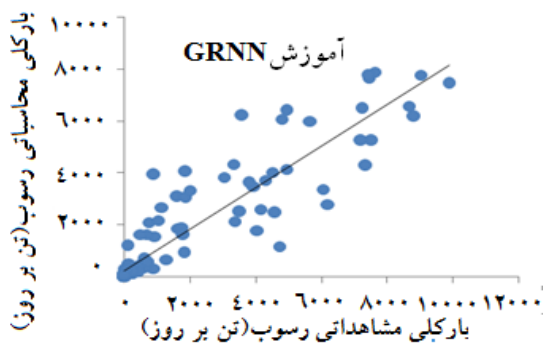
شکل (۱۲-ب)-بارکلی محاسباتی رسوب توسط روش

RBNN (آموزش) برای مدل برتر با پارامترهای غیرهم‌دیمانسیون



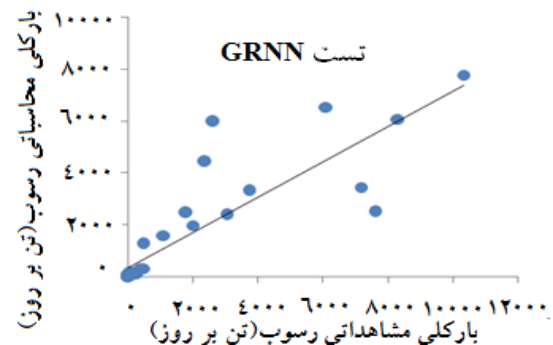
شکل (۱۲-الف)-بارکلی محاسباتی رسوب توسط

RBNN (تست) برای مدل برتر با پارامترهای غیر هم‌دیمانسیون



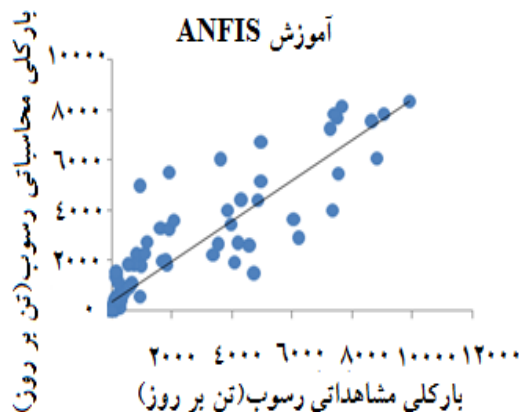
شکل (۱۳-ب)-بارکلی محاسباتی رسوب توسط روش

GRNN (آموزش) برای مدل برتر با پارامترهای غیرهم‌دیمانسیون



شکل (۱۳-الف)-بارکلی محاسباتی رسوب توسط روش

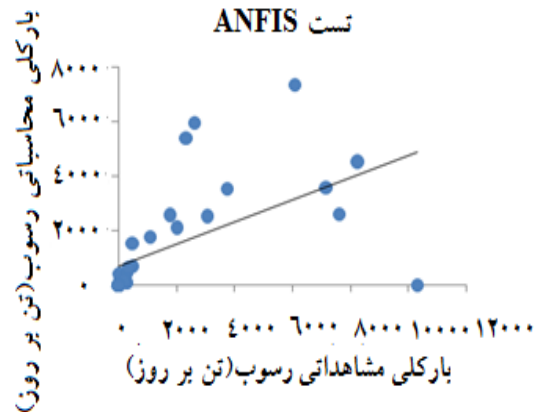
GRNN (تست) برای مدل برتر با پارامترهای غیر هم‌دیمانسیون



شکل (۱۴-ب)- بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

ANFIS (آموزش) برای مدل برتر با

پارامترهای غیرهم‌دیمانسیون



شکل (۱۴-الف)- بارکل محاسباتی رسوب توسط روش

ANFIS (تست) برای مدل برتر با

پارامترهای غیرهم‌دیمانسیون

جدول (۵) نتایج مربوط به مدل برتر ANN، ANFIS، و روش‌های کلاسیک برای پارامترهای هم‌دیمانسیون را نشان می‌دهد. برای پارامترهای تابع مدل RBF نسبت به مدل‌های FFNN و GRNN در هر سه معیار کارایی بالایی داشته است. مقایسه جداول (۵) و (۶) با جداول (۷) و (۸) نشان می‌دهد که لگاریتمی نمودن داده‌ها قبل از نرمالایز نمودن آن‌ها تاثیر مطلوبی بر نتایج حاصله نداشته است. همچنین در بین روش‌های کلاسیک مطابق شکل (۱۵) بر خلاف رتبه بندی انجمن مهندسی عمران آمریکا معادله لارسن کارایی مناسبی داشته است. این روش با داشتن  $R=0.63$  و میانگین قدرمطلق نسبت خطاهای کمتر به نسبت به سایر روش‌های کلاسیک عملکرد نسبتاً مناسبی داشته ولی در مقایسه با شبکه RBF حدود ۲۴٪ از ضریب همبستگی پایینی برخوردار است. با توجه به اینکه روش‌ها معمولاً به داده‌های متنوعی از قبیل دانه بندی مصالح، دمای آب، وزن مخصوص و 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 ۵- مقایسه نتایج مدل های ANN, ANFIS و روش های کلاسیک برای داده های هم دیمانسیون

معیار ارزیابی روش	آموزش			تست		
	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات خطاها	ضریب همبستگی	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات خطاها	ضریب همبستگی
FFNN	۱۷/۸۰	۰/۰۰۷	۰/۹۱۰	۱۶/۵۳	۰/۰۱۱	۰/۸۷۰
GRNN	۱۴/۰۵	۰/۰۰۵	۰/۹۲۹	۱۵/۵۳	۰/۰۱۳	۰/۸۵۸
RBF	۱۵/۸۰	۰/۰۰۶	۰/۹۱۹	۱۴/۲۱	۰/۰۱۲	۰/۸۷۱
ANFIS	۱/۸۴۱	۰/۰۰۳	۰/۹۶۲	۱۹/۸۵	۰/۰۱۱	۰/۸۴۳
Formula Laursen	-	-	-	۲۶/۱۰	۰/۰۳۶	۰/۶۳۰
Toffaleti	-	-	-	۲۶/۶۴	۰/۰۳۷	۰/۶۰۰

جدول ۶- مقایسه نتایج مدل های ANN و ANFIS برای داده های هم دیمانسیون لگاریتمی

معیار ارزیابی روش	آموزش			تست		
	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات خطاها	ضریب همبستگی	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات خطاها	ضریب همبستگی
FFNN	۲۰/۲۷	۰/۰۰۹	۰/۹۴۲	۲۲/۵۳	۰/۰۱۲	۰/۹۰۴
GRNN	۲۳/۶۹	۰/۰۰۷	۰/۹۵۲	۲۰/۷۴	۰/۰۱۱	۰/۹۰۸
RBF	۲۴/۶۰	۰/۰۰۹	۰/۹۴۳	۳۷/۳۲	۰/۰۲۰	۰/۸۲۸
ANFIS	۲۰/۵۲	۰/۰۰۸	۰/۹۵۰	۱۲۹/۶۰	۰/۱۱۶	۰/۳۲۹

جدول ۷- مقایسه نتایج مدل های ANN و ANFIS برای داده های غیرهم دیمانسیون

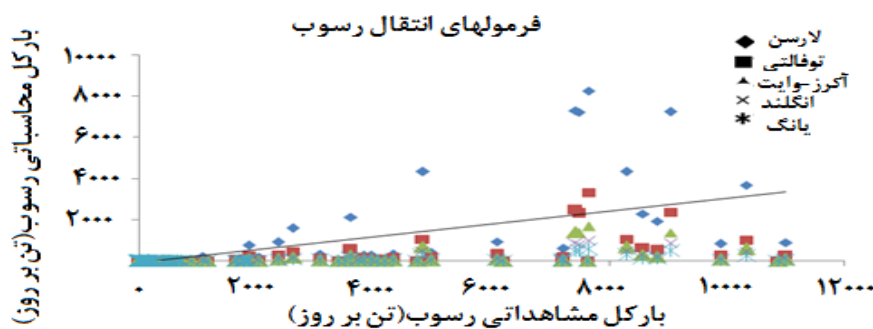
معیار ارزیابی روش	آموزش			تست		
	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات	ضریب همبستگی	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات	ضریب همبستگی
FFNN	۲۰/۲۷	۰/۰۰۹	۰/۹۴۲	۲۲/۵۳	۰/۰۱۲	۰/۹۰۴
GRNN	۲۳/۶۹	۰/۰۰۷	۰/۹۵۲	۲۰/۷۴	۰/۰۱۱	۰/۹۰۸
RBF	۲۴/۶۰	۰/۰۰۹	۰/۹۴۳	۳۷/۳۲	۰/۰۲۰	۰/۸۲۸
ANFIS	۲۰/۵۲	۰/۰۰۸	۰/۹۵۰	۱۲۹/۶۰	۰/۱۱۶	۰/۳۲۹

		خطاها			خطاها	
FFNN	۱۶/۵۱	۰/۰۰۶	۰/۹۲۱	۱۷/۳۳	۰/۰۱۹	۰/۷۸۲
GRNN	۱۴/۹۱	۰/۰۰۵	۰/۹۲۶	۱۵/۱۳	۰/۰۰۵	۰/۸۶۷
RBF	۱۵/۵۳	۰/۰۰۵	۰/۹۲۶	۱۵/۹۶	۰/۰۱۲	۰/۸۸۳
ANFIS	۲۰/۲۲	۰/۰۰۸	۰/۹۰۳	۲۲/۲۰	۰/۰۴۱	۰/۶۳۴

جدول ۸- مقایسه نتایج مدل‌های ANN و ANFIS برای داده‌های غیرهم‌دیمانسیون لگاریتمی

	آموزش			تست		
	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات خطاها	ضریب همبستگی	میانگین قدرمطلق نسبت خطاها	میانگین مربعات خطاها	ضریب همبستگی
معیار ارزیابی روش						
FFNN	۱۹/۸۵	۰/۰۰۸	۰/۹۵۰	۱۸/۲۰	۰/۰۰۹	۰/۸۹۵
GRNN	۱۴/۹۱	۰/۰۰۷	۰/۹۲۶	۱۵/۱۳	۰/۰۰۵	۰/۸۶۷
RBF	۱۹/۷۹	۰/۰۰۷	۰/۹۵۳	۱۱۷/۳۷	۰/۲۰۴	۰/۳۱۶
ANFIS	۲۰/۲۲	۰/۰۰۸	۰/۹۰۳	۲۲/۲۰	۰/۰۴۱	۰/۶۳۴

شکل (۱۵) مقایسه‌ای بین عملکرد پنج تابع انتقال رسوب را نشان می‌دهد.



شکل ۱۵: بارکل رسوب پیش‌بینی شده توسط معادلات انتقال رسوب

در مدل ANFIS، کارایی ۸ تابع عضویت در ۳ معیار، مورد ارزیابی قرار گرفت. جداول (۹)، (۱۰) و (۱۱) رتبه بندی توابع را بر حسب معیار مورد بررسی در جدول نشان می‌دهند.

جدول ۹- رتبه‌بندی توابع شبکه‌های عصبی فازی از لحاظ معیار ضریب همبستگی (R)

نام تابع عضویت پارامترهای شبکه	Gauss2mf	Dsigmf	Gbellmf	Psigmf	Trimf	Pimf	Trapmf	Gaussmf
بارکلی رسوب	۱	۲	۳	۳	۴	۵	۶	۷
بارکلی رسوب و قطر/قطرمتوسط	۱	۴	۵	۶	۳	۲	۳	۲
بارکلی رسوب و عدد فرود	۷	۳	۴	۲	۱	۸	۶	۵
بارکلی رسوب و عدد رینولدز	۳	۵	۲	۴	۸	۷	۶	۱
بارکلی رسوب و تنش برشی	۵	۴	۷	۴	۱	۲	۳	۶

جدول ۱۰- رتبه‌بندی از لحاظ معیار میانگین مربعات خطاها (MSE)

نام تابع عضویت	Gauss2mf	Dsigmf	Gbellmf	Psigmf	Trimf	Pimf	Trapmf	Gaussmf
بارکلی رسوب	۱	۲	۲	۲	۴	۳	۵	۳
بارکلی رسوب و قطر/قطرمتوسط	۲	۵	۴	۳	۳	۱	۶	۴
بارکلی رسوب و عدد فرود	۳	۱	۶	۱	۲	۳	۵	۴
بارکلی رسوب و عدد رینولدز	۵	۷	۶	۷	۳	۲	۱	۴
بارکلی رسوب و تنش برشی	۵	۶	۷	۶	۱	۲	۴	۳

جدول ۱۱- رتبه‌بندی از لحاظ معیار میانگین قدر مطلق نسبت خطاها (MNE)

نام تابع عضویت پارامترهای	Gauss2mf	Dsigmf	Gbellmf	Psigmf	Trimf	Pimf	Trapmf	Gaussmf
بارکلی رسوب	۱	۵	۲	۴	۳	۲	۵	۶
بارکلی رسوب و قطر/قطرمتوسط	۱	۶	۴	۵	۶	۱	۴	۳
بارکلی رسوب و عدد فرود	۳	۱	۶	۱	۲	۳	۵	۴
بارکلی رسوب و عدد رینولدز	۵	۷	۶	۷	۳	۲	۱	۴
بارکلی رسوب و تنش برشی	۴	۵	۷	۵	۱	۲	۶	۳

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای ایستگاه مرکید رودخانه آجی‌چای برای سال آبی ۷۰ - ۸۷ دبی جامد رسوبی با استفاده از مدل های ANN، ANFIS، و روش های کلاسیک مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصله حاکی از این است که:

- مدل های ANN و ANFIS به عنوان یک مدل جعبه سیاه، قادرند روابط غیر خطی حاکم بر فرآیندهای رسوبی را بدون حل معادلات دیفرانسیل حاکم بر مسأله تعیین نمایند. حتی وجود خطا (نویز) در داده های ورودی یا خروجی به دلیل طبیعت غیرخطی توابع فعال ساز این شبکه ها، مشکلی ایجاد نمی کند. همچنین این شبکه ها در مقایسه با مدل معادله همبستگی و روش های کلاسیک در زمان کوتاهتر و با دقت بالاتری به روابط میان دبی آب و رسوب دست یافت. این مدل ها با معرفی داده های جدید در مجموعه آموزشی، برای دادن نتایج بهتر بروز رسانی شوند.

- مدل های RBF و GRNN نسبت به مدل های FFNN و ANFIS کارایی بهتری از خود نشان دادند.

- لگاریتمی نمودن داده‌ها قبل از نرمالایز نمودن آن ها، نتایج مطلوبی به دست ندادند.

- در مدل ANFIS، از بین توابع عضویت به‌کاررفته در این مطالعه، توابع Pimf و Trimf نسبت به سایر توابع عضویت، کارایی بهتری نشان دادند.

دلایل تفاوت فاحش روش های کلاسیک برآورد بار کل رسوبی را می توان در موارد زیر خلاصه کرد:

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

- نیاز روابط موجود به توسعه برای شرایط مختلف جریان نظیر خصوصیات تلاطمی، یکنواختی و غیریکنواختی ذرات رسوب، پیچیدگی مکانیزم انتقال رسوب.

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

- به سبب عدم عمومیت فرضیات به کار رفته در معادلات مختلف، سازگاری چنین معادلاتی برای شرایط دیگری از جریان غالباً ضعیف می باشد. نتایج حاصله از معادلات مختلف انتقال رسوب، غالباً با یکدیگر و با اندازه گیری ها تفاوت زیادی دارند. مقایسه نتایج روش های کلاسیک نشان داد که روش لارسن نسبت به سایر روش ها از عملکرد نسبتاً مناسبی برخوردار بوده است.



## منابع

- بنی حبیب، م، (۱۳۸۳)، «کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سیلاب در حوزه آبریز آجی‌چای»، گزارش تحقیقاتی شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی و اردبیل.
- Nourani , V. Aalami, M, Aminfar, M. Nourpour ,A, (2007), "Application of artificial neural network in sensitivity analysis of effective parameters of suspended sediment load" ,3<sup>rd</sup> National Congress on Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, 1-3 May, Water Eng, 57.
- Kisi, O.,(2008), "Constructing neural network sediment estimation models using a data-driven algorithm». *Journal of Mathematics And Computers In Simulation*,79: 94-103.
- Cigizoglu, H. Murat,A,(2006), "Generalized regression neural network in modeling river sediment yield" .*Journal of Advanced In Engineering Software*,37: 63-68.
- Kisi, O. Karahan, M. Sen, Z., (2006), "River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach".*Hydrol Process*, 20: 4351-4362.
- Lohani, A. Goel, N. Bhatia, K., (2007), "Deriving stage-discharge-sediment concentration relationships using fuzzy logic". *Hydrol Sci*, 4:793-807.
- Nagy, H. Watanabe ,K. Hirano, M,( 2002), "Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model", *Journal of Hydraulics Engineering*,128: 558-559.
- Hornik, K. Stinchcombe, M. White, H, (1989) "Multilayer feed forward networks are universal approximators". *Neural Networks*, 2: 359–366.
- Celikoglu, H, (2006), "Application of radial basis function and generalized regression neural networks in non-linear utility function specification for travel mode choice modeling". *Math Compute Model*,44: 640–658.
- Cigizoglu, H. Alp, M, (2005), "Generalized regression neural network in modeling river sediment yield", *Adv. Eng. Software*, 37: 63–68.