



## مقایسه منحنی سنج‌های رسوب با شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار معلق رودخانه کارون (مطالعه موردی: ایستگاه هیدرومتری بهشت آباد)

فاطمه رضایی گروی<sup>۱\*</sup>، محمد تقی دستورانی<sup>۲</sup>، افشین هنربخش<sup>۳</sup>، رفعت زارع بیدکی<sup>۴</sup>  
۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین - شهر کرد - ایران  
۲- دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست - دانشگاه فردوسی - مشهد - ایران  
۳ و ۴- دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین - شهر کرد - ایران

Frezayi25@yahoo.com

### چکیده

شبیه سازی و ارزیابی آورد رسوب رودخانه‌ها از جمله مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب می‌باشد. بررسی روابط تجربی و معادلات ریاضی ارائه شده نشان می‌دهد که هنوز روش تحلیلی یا تجربی مناسبی که براساس آن به برآورد درستی از میزان رسوبات حمل شده توسط رودخانه دست یافت، ارائه نشده است. در این مطالعه به منظور دستیابی به تخمینی نزدیک به واقعیت از میزان رسوبات حمل شده رودخانه‌ها، جهت مدلسازی رسوب معلق روزانه از شبکه عصبی مصنوعی و روش منحنی سنج‌های رسوب استفاده شده است. برای این منظور دسته‌بندی‌های مختلفی شامل دسته بندی تصادفی (۳۰ درصد اول، وسط، و آخر داده‌ها) و دسته بندی هدف دار (آزمون کم آبی و پر آبی) و دسته بندی فصلی انجام شد. در این تحقیق سعی گردیده است که کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی رسوب معلق مورد ارزیابی قرار گیرد با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (مدل پرسپترون چند لایه) رسوب معلق در ایستگاه‌های هیدرومتری بهشت آباد یکی از سرشاخه‌های کارون شمال در استان چهار و محال و بختیاری پیش بینی گردیده و نتایج با منحنی سنج‌های رسوب مورد مقایسه قرار گرفت. در این تحقیق از ساده‌ترین شبکه پرسپترون چند لایه که جریان اطلاعات از ورودی به خروجی است استفاده شده است. داده‌های دبی به عنوان ورودی شبکه داده‌های رسوب به عنوان داده هدف می‌باشد. و نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با روند آموزش لوبنبرگ مارکوارت دقت بیشتری در برآورد رسوب داشته است. و دسته بندی فصلی نتایج بهتری نسبت به دسته بندی‌های دیگر داشته است.

**واژه‌های کلیدی:** ارزیابی آورد رسوب، بار معلق، رودخانه‌ی کارون شمالی، شبکه عصبی مصنوعی، منحنی سنج‌های رسوب.

### الف - مقدمه

شبیه سازی و ارزیابی آورد رسوب رودخانه‌ها از جمله مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب می‌باشد. به این منظور برای برآورد میزان رسوب در پشت سد های مخزنی و تولید جریان برق و اندازه گیری فرسایش اقدام به برآورد و شبیه سازی میزان دبی و رسوب با استفاده از مدل‌های کامپیوتری از اهمیت بسیاری برخوردار است. (سارانجی و همکاران، ۲۰۰۵) برای پیش بینی آورد رسوب در حوزه بانها به مقایسه مدل شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های رگرسیونی پرداختند. آنها نتیجه‌گیری نمودند که



مدل شبکه عصبی از دقت بیشتری نسبت به مدل‌های رگرسیونی برخوردار است. (آردیکلیگلو و همکاران، ۲۰۰۷) از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد رسوبات معلق استفاده کردند. آنها از دو الگوریتم متفاوت شبکه عصبی برای این کار بهره گرفتند و نتایج حاصله را با رگرسیون خطی چندگانه (MLR) مقایسه کردند و اعلام نمودند که شبکه عصبی نوع پیشخور نتیجه بهتری را نشان می‌دهد. در تحقیق دیگری که توسط (فیرات و همکاران، ۲۰۰۹) انجام گرفته است از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد عمق کنش اطراف پایه‌های پل‌ها استفاده شده است. (حمیدی و کایالپ، ۲۰۰۸) از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد میزان رسوبات معلق در رودخانه دجله استفاده کردند. همچنین (زو و همکاران، ۲۰۰۹) از شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی ماهیانه جریان رسوبات معلق استفاده کردند. این مطالعه در رودخانه لانگچوان جیانگ که از زیر حوزه‌های حوزه آبخیز یانگتز کشور چین می‌باشد انجام گرفته است. در ابتدا از چهار عامل اقلیمی شامل متوسط دمای ماهیانه، بارندگی، تبخیر و رطوبت به عنوان ورودی استفاده شده است. پس از بررسی اولیه مشخص شد که بارندگی و دما در این زمینه تاثیر بیشتری دارد. نتایج شبکه عصبی با رگرسیون خطی مورد مقایسه قرار گرفت که نتایج شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیون از دقت بیشتری برخوردار است. روش‌های برآورد رسوب از نظر نوع منحنی سنج و استفاده از دبی جریان، به منحنی سنج یک خطی، چند خطی و حد وسط دسته‌ها طبقه‌بندی می‌شوند (ثقفیان و همکاران، ۲۰۰۸). که تمامی آنها از رابطه اداره احیای اراضی امریکا (USBR) پیروی می‌کنند. این رابطه به دلیل داشتن اریب در بیش‌تر مواقع نتوانسته غلظت رسوب در دبی‌های مختلف جریان را به خوبی نشان دهد، اریب در واقع باعث شده تا مقدار باقی مانده‌ها (اختلاف بین مقادیر مشاهده‌ای با مقادیر محاسباتی) توزیع نرمالی نداشته باشد و مقدار آن بیش‌تر از صفر شود (کائو و همکاران، ۲۰۰۵) اریب منحنی سنج از دو عامل منشا می‌گیرد. عامل اول به علت تغییر شکل معادله از حالت لگاریتمی به حالت طبیعی مدل رگرسیون خطی است که در اصل مربوط به ذات منحنی سنج می‌باشد. عامل دوم اریب، ناشی از عمل برون‌یابی برای برآورد رسوب دبی‌های بالاست. (آیدانزا و ناپلیتانو، ۲۰۰۶) اریب منحنی سنج در ارتباط با کمیت و کیفیت داده‌ها بوده و باعث می‌شود رسوب برآوردی خطای زیادی داشته باشد. سابقه بررسی علمی در مورد انتقال رسوب معلق در رودخانه‌ها بیش از صد سال است. به طوری که نخستین نمونه‌برداری در سال ۱۸۴۵ میلادی در رودخانه می‌سی‌سی‌پی انجام شد (والینگ، ۱۹۸۱). بررسی‌ها نشان می‌دهد که تاثیر دبی‌های بالا در تهیه منحنی سنج رسوب زیاد بوده است و باید به این بخش از داده‌ها ارزش بیشتری داده شود از طرف دیگر روشهای متداول برآورد رسوب، مقادیر کمتری را نسبت به مقادیر واقعی برآورد می‌کنند (والینگ، ۱۹۹۴). (هوریتز، ۲۰۰۲) با استفاده از منحنی‌های سنج رسوب به پیش‌بینی بار رسوب معلق در رودخانه می‌سی‌سی‌پی اقدام کرد و دریافت که به منظور بهترین ارزیابی بار رسوب معلق سالانه در یک دوره بیست ساله می‌توان از منحنی‌های سنج رسوب استفاده نمود. که نتایج آنها گواه بر تخمین پایین‌تر رسوبدهی با



استفاده از رگرسیون خطی و غیرخطی در رودخانه می‌سی‌سی‌پی می‌باشد. پژوهشگرانی مانند (عرب خدری، ۲۰۰۹) نیز این مساله را مورد تایید قرار داده‌اند و پیشنهاد داده‌اند که از روش‌های اصلاحی در برآورد رسوب معلق استفاده شود. (حیدر نژاد، ۱۳۸۳) و (مساعدی و هاشمی، ۲۰۰۵) شاخص میانگین مربعات خطا را به عنوان معیار آماری مناسب جهت انتخاب مدل بهینه برآورد رسوب معلق معرفی نمودند. (دستورانی و همکاران، ۲۰۰۸) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بار معلق حوزه جامیشان استان کرمانشاه را برآورد کردند ضمن برتری شبکه عصبی به منحنی سنج‌های رسوب به نتیجه رسیدند که شبکه عصبی دبی‌های پایه و متوسط را به خوبی شبیه‌سازی کرده ولی در برآورد دبی‌های اوج توفیق چندانی ندارد.

## ب- مواد و روشها

### ۱- منطقه مورد مطالعه

این تحقیق بر روی داده‌های متناظر دبی جریان و رسوب ایستگاه هیدرومتری بهشت آباد واقع بر روی رودخانه بهشت‌آباد از سرشاخه‌های اصلی کارون شمالی که در محدوده طول جغرافیایی ۵۰ درجه و ۳۷ دقیقه و عرض جغرافیایی ۳۲ درجه و ۰۱ دقیقه و مختصات طولی  $UTM$  ۳۶۳۷۷۷ و مختصات عرضی  $UTM$  ۳۵۳۳۸۹۳ در ارتفاع ۲۰۶۶ متری در محدوده فارسان-جونقان در استان چهارمحال و بختیاری قرار دارد، صورت گرفته است. مجموع داده‌های متناظر دبی جریان و دبی رسوب به تعداد ۴۸۵ در طول دوره آماری سال‌های ۱۳۶۵ تا ۱۳۹۰ جمع‌آوری و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

### ۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> یک شبیه‌سازی از دستگاه عصبی مغز انسان است که از تعدادی نرون تشکیل شده و توسط ارتباطاتی مرسوم به آکسون به هم متصل‌اند که جزء دسته‌ای از سیستم‌های دینامیکی قرار دارند. که در اغلب مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از مدل ریاضی سلول عصبی که نرون نامیده می‌شود استفاده می‌شود که با پردازش روی داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. هر شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده است. در داخل هر یک از لایه‌های یاد شده، تعدادی نرون قرار دارند که با اتصال‌های وزن‌دار به هم مربوط می‌شوند در طول فرایند آموزش شبکه، این وزن‌ها به طور پیاپی تغییر می‌کنند تا خطا به کم‌ترین مقدار خود برسد. در این تحقیق از ساده‌ترین نوع شبکه پرسپترون چند لایه با الگوی آموزش لونیبرگ مارکواردت استفاده شده است. که داده‌های دبی به عنوان ورودی و داده‌های رسوب به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شده است.

<sup>۱</sup> Artificial Nueral networks



### ۳- منحنی سنجی رسوب

از جمله روش‌های متداول در تخمین دبی بار رسوب معلق در ایستگاه‌های هیدرومتری، ایجاد ارتباطی بین داده‌های دبی رسوب با داده‌های دبی متناظر آنها می‌باشد که از برازش منحنی بین مقادیر دبی جریان و رسوب معلق متناظر آن به دست می‌آید.

$$Q_s = aQ_w^b \quad (1)$$

$Q_s$  دبی رسوب معلق معمولاً بر حسب تن در روز و  $Q_w$  دبی جریان متناظر آن معمولاً بر حسب مترمکعب بر ثانیه و همچنین  $a$  و  $b$  ضرایب ثابت هستند به منظور افزایش دقت برآورد رسوب به روش منحنی سنجی<sup>۲</sup>، روش‌های مختلفی پیشنهاد شده که یکی از بهترین آنها دسته‌بندی داده‌ها به صورت‌های مختلف می‌باشد. دسته‌بندی داده‌ها می‌تواند به صورت دسته بندی سالانه، فصلی، تصادفی (۳۰ درصد اول، وسط و آخر داده‌ها و داده‌های هدف دار) دوره کم آبی (ده درصد کمتر از میانگین) و پر آبی (ده درصد بیشتر از میانگین) مورد استفاده قرار گیرد.

#### ۳-۱- برآورد رسوب با استفاده از منحنی سنجی رسوب

در روش منحنی سنجی رسوب معمولاً یک رابطه رگرسیونی بین داده‌های متناظر دبی جریان و دبی رسوب استخراج می‌شود. سپس بر اساس این رابطه مقدار دبی روزانه رسوب معلق در روزهایی که غلظت اندازه گیری نشده است، برآورد می‌گردد. به این ترتیب به جای مقدار  $X$  در معادله منحنی سنجی مقدار دبی را گذاشته و داده‌های رسوب برآورد می‌گردد. در این تحقیق معادله منحنی سنجی رسوب برای ۷۰ درصد داده‌های آموزش رسم می‌گردد، از آنجا که منحنی سنجی ارتباط رگرسیونی دبی و رسوب می‌باشد در معادله به جای مقادیر  $X$  مقدار دبی داده‌های آزمون را گذاشته و رسوب متناظر آن را برای داده‌های آزمون بدست می‌آورند.

#### ۴- معیارهای آماری

برای برآورد مقدار دقت مدل و ارزیابی دقت مدل‌های تدوین شده با شبکه عصبی در مراحل آموزش، اعتبار سنجی، آزمون و هم چنین مقایسه آنها با مدل‌های تدوین شده در این تحقیق منحنی سنجی رسوب در دسته‌های مختلف از پارامترهای آماری زیر استفاده می‌شود.

<sup>۲</sup> Curve Sediment rating



$$R^2 = \frac{\sum(X_{obs} - \bar{X}_{obs}) * (X_{est} - \bar{X}_{est})}{\sqrt{\sum(X_{obs} - \bar{X}_{obs}) * (X_{est} - \bar{X}_{est})}} \quad (1-4)$$

$$r^2 = 1 - \frac{\sum(q_{obs} - q_{est})^2}{\sum(q_{obs} - \bar{q}_{obs})^2} \quad (2-4)$$

$$bias = \frac{y_i}{n} - 1 \quad (3-4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(q_{obs} - q_{est})^2}{n}} \quad (4-4)$$

$$Y_i = \frac{q_{est}}{q_{obs}} \quad (5-4)$$

$$rmse = \sqrt{\frac{\sum(y_i - 1)^2}{n}} \quad (6-4)$$

در این روابط  $q_{est}$  مقدار برآورد شده  $q_{obs}$  مقدار مشاهده شده و  $\bar{X}_{obs}$  میانگین اعداد مشاهده شده است.  $N$ ، تعداد دفعات مقادیر برآورد شده رسوب معلق می باشد.

#### ۴-۱- ضریب تبیین (Coefficient of Determination)

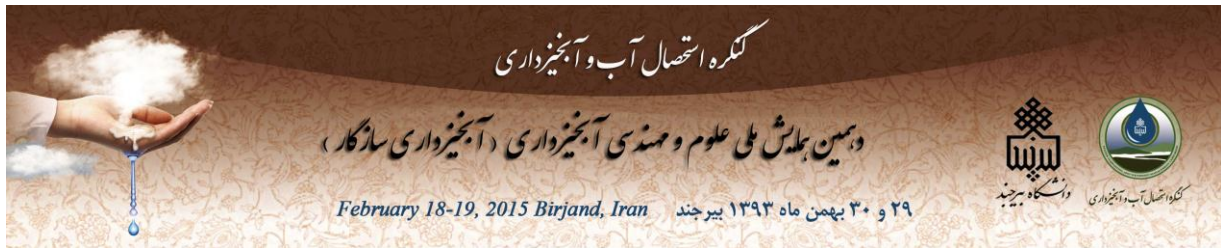
ضریب  $R^2$  همبستگی (Coefficient of Determination): نشان دهنده میزان همبستگی بین مقادیر برآورد شده توسط مدل و مقادیر واقعی می باشد. مقدار این ضریب بین ۰ و ۱ قرار داشته و هر چه مقدار آن به ۱ نزدیک تر باشد، یعنی اینکه بین داده های مشاهده ای و برآوردی همبستگی بیشتری وجود دارد و نشان دهنده عملکرد بهتر مدل است.

#### ۴-۲- ضریب ناش (coefficient of Nash)

ضریب ناش ( $r^2$ ) یک شاخص آماری است که نسبت تطابق در مدل هیدرولوژی را نشان می دهد. مقدار این شاخص بین یک و منفی بینهایت است. زمانی که به یک نزدیک شود بیانگر کارایی بهتر مدل است. اگر صفر شود یعنی مدل با میانگین داده ها مطابقت دارد و زمانی که منفی شود میانگین داده ها از مدل کارا تر می باشد.

#### ۴-۳- Bias

هدف از Bias در اینجا ارزیابی نسبی است، هر گاه میانگین نسبت مقادیر برآورد شده به مقدار مشاهده شده برابر یک شود مقادیر برآوردی نارایب هستند در غیر این صورت رایب می باشند. ضمناً مقادیر ارزیابی نسبی در بازه منفی بی نهایت تا مثبت بینهایت قرار دارد.



#### ۴-۴- جذر میانگین مربعات خطا (Root Mean Square of Error (RMSE))

این معیار دقت مدل را بر اساس تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر برآورد شده ارزیابی می‌کند و هر چه مقدار آن کمتر و به صفر نزدیکتر باشد، نشان دهنده عملکرد بهتر مدل است. RMSE بیانگر آن است که مقادیر برآوردی چقدر از مقادیر مشاهده‌ای انحراف دارند و هر چه مقدار آن کمتر باشد نشان دهنده آن است که انحراف بین داده‌ها کمتر بوده و نتایج دقیق‌تر است

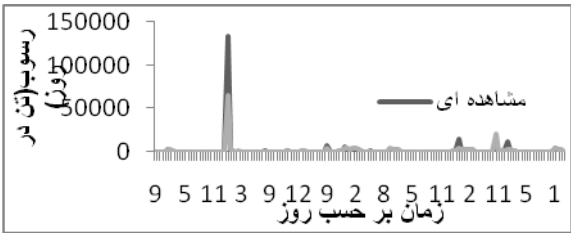
#### ۴-۵- rmse

Rmse نیز همانند bias (اریبی نسبی) معیاری برای کارایی برآوردها است. هر چه این مقدار به صفر نزدیکتر باشد برآوردها کاراتر هستند از طرفی هر  $Q_{est}$  به  $Q_{obs}$  نزدیکتر باشد  $\frac{Q_{est}}{Q_{obs}}$  به یک نزدیکتر می‌شود و مقدار خطا به صفر نزدیک شده و بالطبع rmse نیز کوچکتر می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت که برآوردها مناسب‌تر بوده است. ضمناً بازه این پارامتر بین صفر تا مثبت بینهایت می‌باشد.

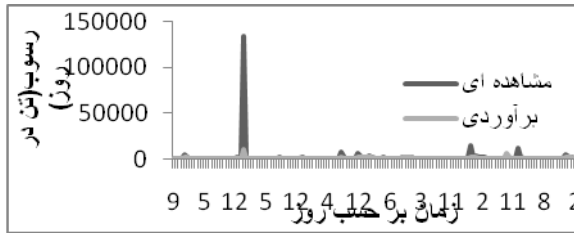
#### ج- بحث و نتیجه گیری

جدول ۲: نتایج حاصل از داده‌های برآورد شده هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب

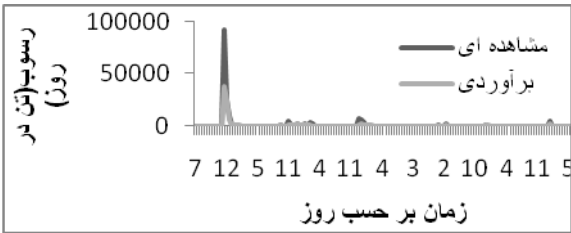
rmse	bias	yi	r2	RMSE	R2	شرایط داده‌ها	پارامترها	مراحل
۲/۱۶۷	۱/۲۴	۳۲۲/۷۵	۰/۶۹۶	۶۱۵۷	۰/۸۸۳	شبکه عصبی مصنوعی	۳۰ (۳۰ درصد وسط)	آزمون ۱
۰/۶۳۶	-۰/۲۳	۱۱۰/۶	۰/۱۴۴	۱۰۳۴۶	۰/۶۷	منحنی سنجه رسوب		
۳/۶۸۸	۲/۷۹۶	۴۰۸/۲۸	۰/۶۶۳	۴۵۷۹	۰/۸۹	شبکه عصبی مصنوعی	۳۰ (۳۰ درصد وسط)	آزمون ۲
۳/۸۴۴	۱/۷۲	۳۹۷/۱۴	۰/۴۶۴	۵۷۷۶	۰/۸۶	منحنی سنجه رسوب		
۷/۰۸	۳/۷۱	۲۰/۱	۰/۳۱۱	۵۱۴۶	۰/۳۱	شبکه عصبی مصنوعی	۳۰ (۳۰ درصد آخر)	آزمون ۳
۲/۰۷	۰/۵۲	۲۲۰/۴۹۹	-۰/۰۴۳	۶۳۳۳	۰/۸	منحنی سنجه رسوب		
۵/۱۹	۳/۳۶۴	۲۶۱/۸۹	۰/۲۶۸	۱۸۴۲۸	۰/۳۷	شبکه عصبی مصنوعی		آزمون ۴ بیشتر از میانگین
۰/۷۶۲	-۰/۵۷	۲۵/۶۲	-۰/۰۵۴	۲۲۱۱۸	۰/۲۵	منحنی سنجه رسوب		
۰/۶۵۲	-۰/۴۲۷	۶۱/۸۵	-۰/۱۲۵	۳/۸۵	۰/۰۴۸	شبکه عصبی مصنوعی		آزمون ۵ (کمتر از میانگین)
۴/۷۵	۲/۳۱	۳۵۸/۲۹۲	-۰/۳۷/۸۳	۱۵/۹۷	۰/۰۳۵	منحنی سنجه رسوب		
۳/۴۱	-۰/۹۹	۰/۴۸۷۴	۰/۵۰۲	۸۸۶۹	۰/۸۷	شبکه عصبی مصنوعی		آزمون ۶ بهار
۳/۲۳	۰/۹۰۸	۲۴۷	۰/۱۴۶	۱۱۶۲۲	۰/۸۸	منحنی سنجه رسوب		
۶/۰۱۹	۳/۴۷	۵۲۸	۰/۰۳۳	۱۲۴/۱۶	۰/۴۶	شبکه عصبی مصنوعی		آزمون ۷ تابستان
۰/۸۳	-۰/۱۶۹	۹۸/۰۵۳	۰/۰۵۴	۱۲۲/۸۲	۰/۵۳	منحنی سنجه رسوب		
۳/۳۳۷	۱/۵	۲۳۷	۰/۱۶۸	۵۱۰/۳۹	۰/۹۷	شبکه عصبی مصنوعی		آزمون ۸ پاییز
۱/۹۲	۰/۵۲۷۶	۱۴۵	۰/۴۴	۶۷۵/۴۷	۰/۹۴	منحنی سنجه رسوب		
۳/۰۲۷	۱/۳۲۳	۲۹۷	۰/۱۶۵	۵۰۴۰	۰/۶۹	شبکه عصبی مصنوعی		آزمون ۹ زمستان
۱/۷۸	۰/۷۳۸	۳۲۲	۰/۳۹	۶۶۹۱	۰/۷۶	منحنی سنجه رسوب		



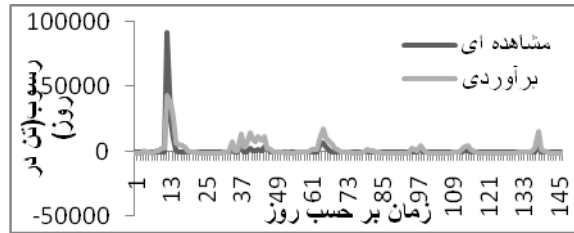
شکل ۱: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون ۱.



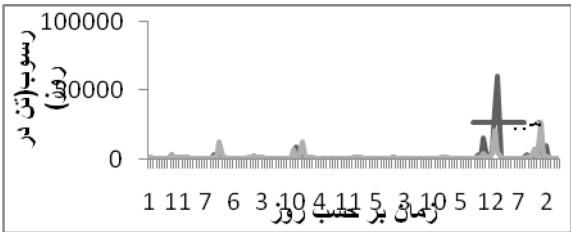
شکل ۲: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون ۱.



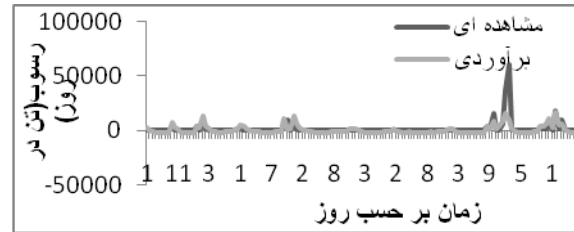
شکل ۳: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون ۲.



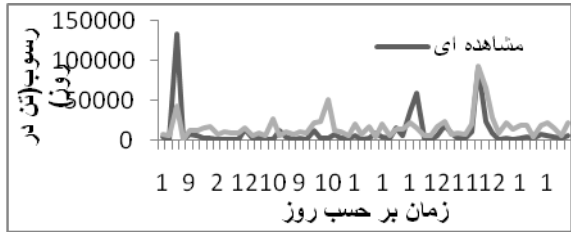
شکل ۴: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون ۲.



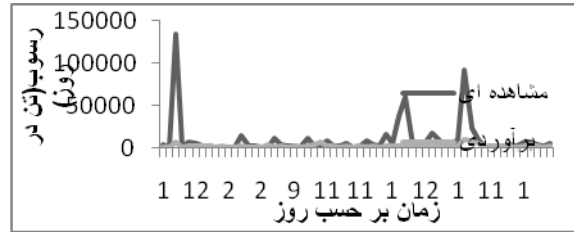
شکل ۵: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون ۳.



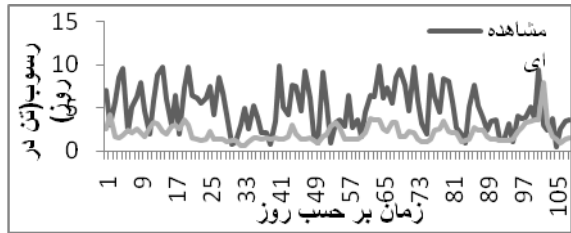
شکل ۶: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون ۳.



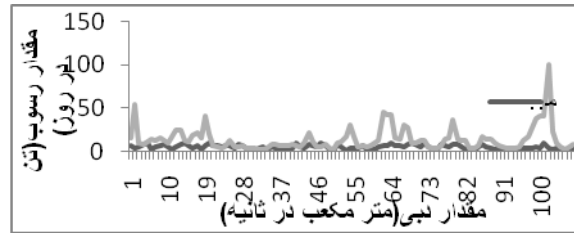
شکل ۷: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون ۴.



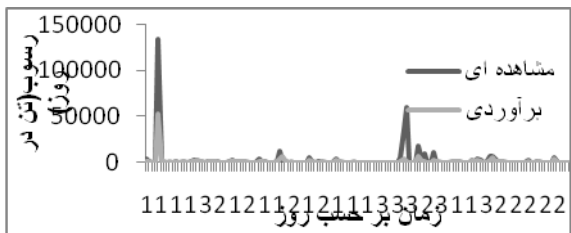
شکل ۸: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون ۴.



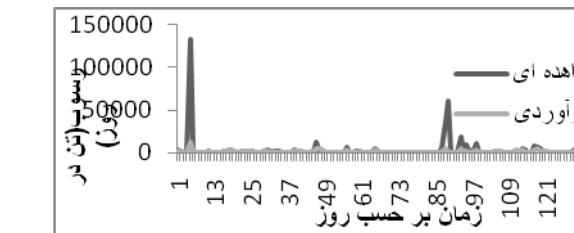
شکل ۹: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون ۵.



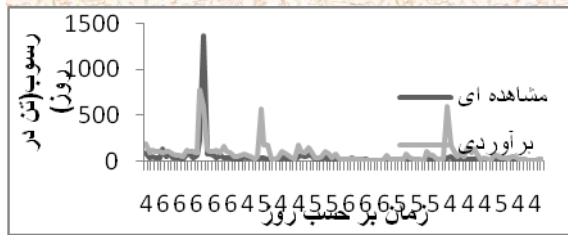
شکل ۱۰: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون ۵.



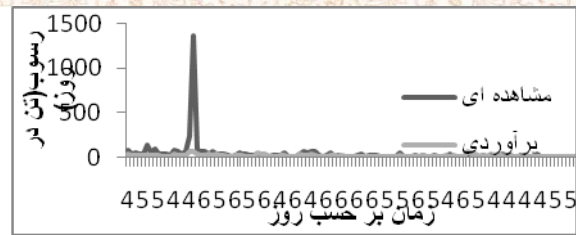
شکل ۱۱: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون بهار.



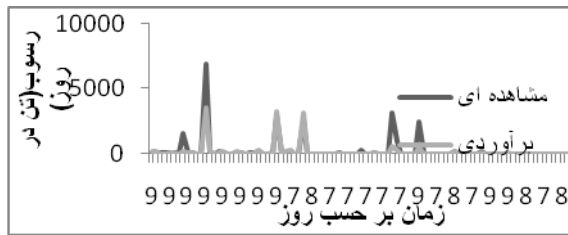
شکل ۱۲: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون بهار.



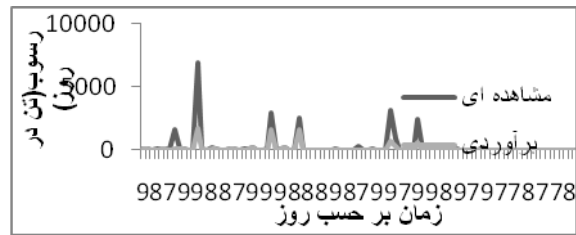
شکل ۱۳: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون تابستان.



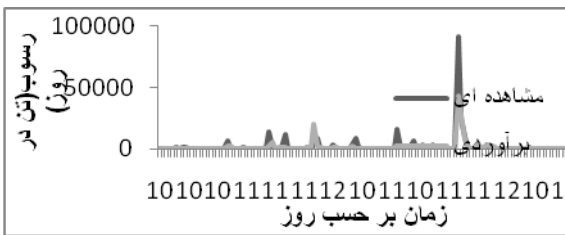
شکل ۱۴: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون تابستان.



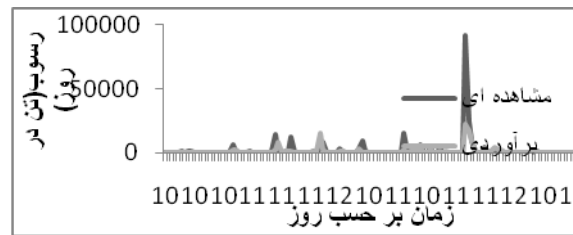
شکل ۱۵: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون پاییز.



شکل ۱۶: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون پاییز.



شکل ۱۷: شبیه سازی رسوب معلق (توسط شبکه عصبی مصنوعی) آزمون زمستان.

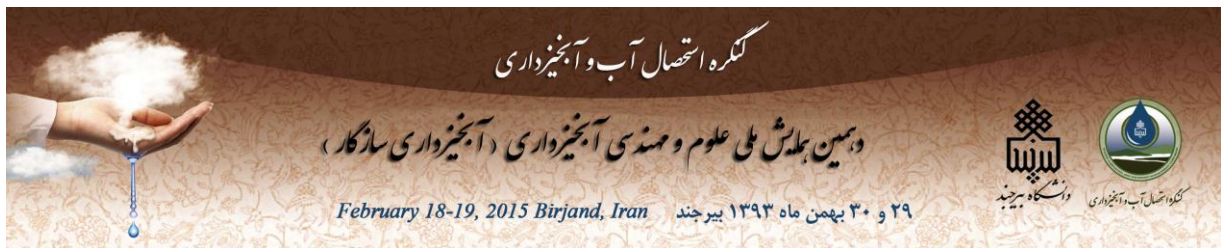


شکل ۱۸: شبیه سازی رسوب معلق (توسط منحنی سنجه رسوب) آزمون زمستان.

## د- نتیجه گیری کلی

در این تحقیق از ساده ترین شبکه پرسپترون چند لایه که جریان اطلاعات از ورودی به خروجی است استفاده شده است و نتایج قابل قبولی نسبت به منحنی سنجه رسوب دارد که نتیجه با نتایج (سارانجی)، که نتایج تحقیق آن ها برتری روش شبکه عصبی را نسبت به روش منحنی سنجه نشان دادند مطابقت دارد. و در ۹۰ درصد آزمون های انجام شده شبکه عصبی مصنوعی مقدار RMSE کمتری از منحنی سنجه رسوب دارد. که با توجه به نتایج (حیدرنازاد) و (عرب خدری و همکاران) شاخص میانگین مربعات خطا را به عنوان معیار آماری مناسب جهت انتخاب مدل بهینه برآورد رسوب معلق معرفی نمودند. در تمام آزمون های انجام شده با توجه به نتایج جدول شبکه عصبی مصنوعی دارای ضریب ناش و همبستگی بیشتری نسبت به منحنی سنجه رسوب می باشد. و در آزمون های ۳،۴ و ۵ ضریب ناش منحنی سنجه منفی به دست آمده که نشان می دهد میانگین داده های مورد استفاده کارتر از مدل می باشد. و با توجه به شکل های ۱ تا ۱۸ منحنی سنجه رسوب تمایل به برآورد خطی دارد و از آنجا که بیشترین مقدار رسوب در مواقع سیلابی رخ می دهد قادر به برآورد مقدار رسوب نمی باشد که با نتایج مساعدی و همکاران مطابقت دارد. و مقادیر را کمتر از مقدار واقعی برآورد می کند که این نتیجه با





نتایج کائو و همکاران مطابقت دارد. شبکه عصبی مصنوعی برآورد غیر خطی با توجه به شکل‌های ۱ تا ۱۸ دارد و دبی‌های پایه و متوسط را به خوبی شبیه سازی کرده است ولی در برآورد دبی‌های اوج توفیق چندانی ندارد و کمتر یا بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌کند که با نتایج (دستورانی و همکاران) و نتایج (زو و همکاران) مطابقت دارد.

#### ۵- منابع

- ثقفیان و همکاران، ۲۰۰۸، تخمین رسوب در حوزه‌های جنوب غربی، مجله منابع آب. (WRMC). 125p.
- حیدر نژاد، م. ۱۳۸۳. ارائه مدل بهینه برآورد رسوب و حجم رسوبگذاری در دو سد مخزنی ایران، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی مازندران، ۱۹۳ص.
- دستورانی و همکاران، ۱۳۹۰، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، حوزه آبخیز جامیشان کرمانشاه، مجله کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه ساری.
- Arabkhhedri, m., 2009. Sampling designs and estimation method for sediment load prediction in two rivers in Iran and Malaysia. Phd Thesis, University putra Malaysia. 236p.
- Ardiclioglo, M., o. Kisi and T. Haktanir, 2007, Suspended sediment Prediction using two different feed-forward back-prppagation algorithms. Canadian Journal of Civil Engineering, 34, 1.
- Firat M. and M. Gunger, 2009, Generalized regression neural networks and feed forward neural networks for prediction of scour depth around bridge piers, Avfance in Engineering Software, V. 40; 731737
- Hamidi N. and N. Kayaalp, 2008, Estimation of the amount of suspended sediment in the Tigris river using artificial neural networks, clean, 36( 4); 380-386.
- .Horowitz, A.J. 2002. The use of rating (transport) curves to predict suspended sediment concentration : a matter of temporal resolution. Turbidity and other sediment surrogates Workshop, U.s. Geological Survey, 3pp.
- Iadanza, C., and Napolitano, F. 2006. sediment transport time series in the Tiber River. physics and Chemistry of the Eharth, 31:1212-1227.
- Kao, SH., Lee. T., and Milliman, J.D. 2005. Calculating highly dluctuated suspended sediment fluxes from mountainous rivers in Taiwan. Tao, 16:3. 653-675.
- Mosaedi, A., Shhabi, M., and Mohammadi ostadklaye, A. 2005. Variation of Suspended Sediment load formulas in Marave (Atrak) hydrometric station. p 333-340. 2th National Cnference on Watershed and water and soil Resiurces Management, Kerman, Iran. (In persian).
- sarangi A; Bhattacharya, A.K.; (2005). Comparison of artificial nueral network and models for sediment loss prediction from Banha watershed in regression india. ( sarangi and Bhattacharya 2005). -Walling, D.E., and Webb, B.W. 1981 The reliability of suspend sediment load data, In: Erosion and sediment transport, Proceeding of Florence Congress, IAHS. Pub. 133: 177-194( Walling and Webb 1981).
- Waling, D.E. 1994. Measuring sediment yield from river basian, In: Lal, R., (ED), Soil erosion research methods. soil and water Conservation Society pub., @nd EDITION. pp. 39-83.
- Zhu, Y.M., X.X. Lu, and Y. Zhou, 2007, suspended sediment flux modeling with artificial neural network; An EXample of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, Geomorphology, 84; 114 125.