

# استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تعیین دبی سرریز سد مارون

ابراهیم نوحانی<sup>۱\*</sup>، ولی اله پرتوی ضیاء<sup>۲</sup>

۱- استادیار گروه عمران- سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد دزفول، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، دزفول، ایران، nohani\_e@yahoo.com

۲- دانش آموخته کارشناسی ارشد گروه عمران - سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد دزفول، دزفول، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۰/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۳/۰۸

## چکیده

برای اندازه‌گیری دقیق‌تر جریان آب، همواره سعی شده است تا حد امکان سازه‌های با نقص کمتر و دقت بالاتر طراحی شود. سرریز و دریچه از جمله سازه‌هایی هستند که همواره برای اندازه‌گیری میزان جریان آب، به صورت گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند امروزه استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به علت تاثیر نداشتن پارامترهای فیزیکی در آن گسترش زیادی یافته است. امروزه استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به علت تاثیر نداشتن پارامترهای فیزیکی در آن گسترش زیادی یافته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی بر مبنای استفاده از دانش نهفته بین متغیرهای ورودی و خروجی یک مسئله، بدون در نظر گرفتن فیزیک آن، قادر به استخراج روابط ذاتی بین آن‌ها و تعمیم آن در موقعیت‌های دیگر است. در این تحقیق از اطلاعات مربوط به سرریز سد مخزنی مارون استفاده گردیده است. در مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی پارامترهای ورودی شامل روز، ماه، ارتفاع سطح آزاد آب و درصد آب‌گذری و پارامتر خروجی دبی سرریز سد مخزنی می‌باشد. مدل‌های مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل شبکه‌های پیشخور<sup>(FF)</sup>، شبکه المان جردن<sup>(JEN)</sup>، شبکه‌های پرسپترون چندلایه<sup>(MLP)</sup> و شبکه پایه شعاعی<sup>(RBF)</sup> می‌باشد. در این تحقیق تعداد و تاخیر زمانی موثر داده‌های ورودی در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از روش همبستگی خطی بین سری‌های زمانی ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد. با استفاده از الگوریتم ژنتیک ساختار مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از نظر تعداد لایه‌ها، تعداد گره‌ها در لایه پنهان، نوع تابع انتقال و الگوریتم یادگیری شبکه بهینه گردید. به عبارتی دیگر به منظور بهینه‌سازی هر کدام از چهار شبکه از الگوریتم ژنتیک استفاده گردید. همچنین روش آماری مورد استفاده در این تحقیق مدل رگرسیون خطی چندگانه می‌باشد. با مقایسه‌ی نتایج حاصل از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی تکاملی با مقادیر آزمون اندازه‌گیری شده مشخص گردید که مدل MLP نسبت به سایر مدل‌ها از دقت و توانایی بیشتری در تعیین دبی سد مخزنی مارون، برخوردار است. همچنین ضریب رگرسیون<sup>(R<sup>2</sup>)</sup> این مدل در سه مرحله آموزش، اعتباریابی و آزمون برابر ۰/۹۴۲، ۰/۹۴۷۹ و ۰/۹۴۶۸ و شیب خط راست برابر ۰/۹۴۱۳، ۰/۹۲۸۷ و ۰/۹۵۶۴ می‌باشد که بیانگر انعطاف‌پذیری و دقت بالای مدل است.

واژه‌های کلیدی: مدل شبکه عصبی مصنوعی، مدل رگرسیون خطی، دبی، سرریز، سد مخزنی

## مقدمه

می‌باشد، چرا که میزان دبی عبوری با عوامل مختلفی از قبیل شیب، زبری، سطح مقطع، رسوب و سایر مسائل ارتباط دارد. لذا ضروری است که در تأسیسات

یکی از مهمترین و پیچیده‌ترین مباحث در علوم آب، تخمین میزان دبی عبوری از تأسیسات آبی

1 -Feed Forward

2 -Jordan Elman Network

3 -Multi-layer perceptron

4 -Radial Basic Function

سطح بین‌المللی بوده و می‌تواند خصوصیات مثبت این روش‌ها را به طور واحد در یک مدل جمع‌آوری کند (فتاحی، ۱۳۹۳). قدرت فوق‌العاده شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقوله یادگیری و تعمیم‌دهی و ایجاد رابطه غیر خطی بین دو فضای ورودی و خروجی، همچنین ساختار گسترده و توزیعی آن باعث شده که این مدل همواره به عنوان یک رکن اساسی در مدل‌های هابیرید هوشمند مطرح باشد، از طرفی توانایی بالقوه الگوریتم ژنتیک در حل مسایل بهینه‌سازی این باور را بوجود می‌آورد که از ترکیب آن با شبکه عصبی مصنوعی بتوان به یک مدل پردازش اطلاعات بسیار قوی با توانایی شناسایی پارامترهای موثر بر پدیده و حذف پارامترهای غیرموثر دست یافت. ولی پور و همکاران<sup>۳</sup> (۲۰۱۳) به پیش بینی جریان دبی ماهانه سد دز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند، نتایج ایشان نشان داد که جریان مخزن سد طی یک سال گذشته در مدل ARIMA یک خطای کمتر در مقایسه با مدل ARMA دارد. سالارزار<sup>۴</sup> (۲۰۱۵) به مقایسه تجربی روش‌های یادگیری ماشین برای مدل‌سازی رفتار سد پرداختند، آنها در این از الگوریتم‌های یادگیری قدرتمند در زمینه یادگیری ماشین برای حل مشکلات عملی استفاده کرده‌اند. مهدوی میمند و احدیان (۱۳۹۴) به مقایسه روش‌های آماری، تجربی، شبکه عصبی و ترکیبی فازی-عصبی در برآورد هوای مورد نیاز هواده سرریز پرداختند. در پژوهش فوق برای برآورد جریان هوای مورد نیاز هواده سرریز از چهار روش رگرسیون گام به گام، روش تجربی فیشر، شبکه عصبی (مبتنی بر آموزش لوبنبرگ-مارکاد) و روش ترکیبی فازی-عصبی (ANFIS)<sup>۵</sup> استفاده شد. محمد ولی سامانی و همکاران (۱۳۹۴) به تحلیل عدم قطعیت و ارزیابی ریسک روگذری سد مارون با استفاده

مختلف انتقال و توزیع آب تخمین دقیقی از دبی عبوری انجام پذیرد (شفاعی بجستان و همکاران، ۱۳۸۹). سرریزهای جانبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند، زیرا به طور وسیعی جهت کنترل سطح آب در پروژه‌های آبیاری، زهکشی، پخش سیلاب، بهداشت محیط، حفاظت محیط و غیره، مورد استفاده قرار می‌گیرند. علاوه بر این، سرریزهای جانبی جهت برداشت مقدار معینی آب از رودخانه‌ها، کانال‌های آبیاری و مخازن سدها به صورت فراوان کاربرد دارند (شمسایی، ۱۳۸۶). این تأسیسات در کناره کانال اصلی ساخته شده و جریان روی آنها عموماً به صورت آزاد صورت می‌پذیرد. جریان روی این سرریزها هنگامی برقرار می‌شود که سطح آب در کانال اصلی بالاتر از رقوم تاج سرریز باشد. تخمین دقیق شدت جریان در سرریزهای جانبی به طراحی دقیق طول، ارتفاع و شیب جانبی سرریزها کمک شایانی می‌نماید و نقش مؤثری در توزیع عادلانه آب در اراضی زیر پوشش سدها و تحویل حجمی آب دارد (ایوماز، ۲۰۰۵). با ظهور سیستم‌های پردازش هوشمند نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، منطق فازی، نظریه آشوب و... بحث مدل‌های جعبه سیاه وارد عرصه جدیدی شده است. قابلیت بالای این مدل‌ها در درک روابط ذاتی میان داده‌ها هر کدام با الهام‌گیری از طبیعت و سیستم‌های بیولوژیک دلیلی است برای حجم بالای کارهای تحقیقاتی که هم‌اکنون در سراسر دنیا درباره این موضوع در حال انجام است هر چند که هر کدام از این مدل‌ها به تنهایی توان خود را در شبیه‌سازی فرآیندهای پیچیده نشان داده‌اند و زمینه‌های تحقیقاتی بسیاری برای آنها وجود دارد اما ترکیب این نوع سیستم‌های پردازش هوشمند با یکدیگر و ارائه مدلی هابیرید<sup>۲</sup> از آنها از جمله مسائل کاملاً نو و جدید در

1- Ujumaz

2- Hybrid

3- Mohammad Valipour

4- Salazar

5- Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System.

هیدرولیکی و هندسه سرریز در مدل‌سازی ریاضی ضریب دبی سرریزهای نوک‌اردکی و مایل را مورد بررسی قرار دادند. در تحقیق فوق، ضریب دبی جریان برای سرریزهای نوک‌اردکی و مایل برای سه زاویه مختلف و در سه ارتفاع تعیین و نتایج به دست آمده با ضریب دبی سرریز مستطیلی ساده مقایسه شد. هدف این تحقیق، تعیین دبی در سرریز سد مخزنی مارون با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. این تحقیق بر روی داده‌های استخراج شده از سرریز سد می‌باشد به گونه‌ای که با داشتن یک شبکه پایدار بتوان دبی در سرریز سد مخزنی را به طور مجزا تعیین نمود. اهداف جانبی تحقیق شامل استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور تعیین یک ساختار و توپولوژی بهینه در مدل شبکه عصبی مصنوعی (تا پیش بینی حاصله در مدل‌های مورد نظر در تعیین دبی خروجی سرریز سد مخزنی از دقت و انعطاف پذیری بالاتری برخوردار باشد) و پیش‌بینی دبی خروجی سرریز سد مارون به منظور بهره‌برداری مناسب از منابع آب‌های سطحی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

### مواد و روش‌ها

سد مارون یک سد خاکی است که بر روی رود مارون در ۱۵ کیلومتری شمال بهبهان در استان خوزستان قرار دارد. این سد آب مورد نیاز کشاورزی و نیروی برق‌آبی را تأمین می‌کند (کمیته ملی سدهای ایران، ۱۳۷۷). مشخصات سد مارون در جدول (۱) آمده است.

از روش مونت کارلو و روش مربع لاتین پرداختند. نتایج تحقیق فوق نشان داد که عدم قطعیت ارتفاع آب در روش مونت کارلو بیشتر از روش مربع لاتین بوده از طرفی ریسک روگذری محاسبه شده در روش مربع لاتین بیشتر از روش مونت کارلو می‌باشد. حسن زاده وایقان و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی آزمایشگاهی هیدرولیک سرریز نعل اسبی و تاثیر طول سرریز بر ضریب دبی پرداختند. نتایج تحقیق فوق نشان دادند که سرریز نعل اسبی کلاسیک و مدرن قادر هستند هد روی سرریز را بترتیب به مقدار ۲۸ و ۵۰ درصد نسبت به هد سرریز مستطیلی هم عرض کاهش دهند. همچنین بررسی پروفیل سطح آب نشان داد که با ایجاد سرریز داخلی، پرش دم خروسی که در سرریز نعل اسبی کلاسیک به وجود می‌آید، از بین می‌رود. قلیزاده و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی عددی تاثیر شکل تاج بر ضریب آبگذری سرریزهای کنگره ای قوسی با پلان ذورنقه ای پرداختند. نتایج تحقیق نشان داد که عواملی همچون استغراق موضعی، تاثیر منفی روی عملکرد سرریزهای کنگره ای قوسی دارد. همچنین، بررسی اشکال مختلف تاج سرریز نشان داد که شکل تاج نیم دایره می‌تواند ظرفیت آبگذری سرریز را تا حدود ۲۲٪ نسبت به شکل‌های دیگر افزایش دهد. عرب و همکاران (۱۳۹۵) به تعیین ابعاد بهینه جام پرتابی سدها با رویکرد شبیه‌سازی-بهینه سازی پرداختند. نتایج به دست آمده نشان داد که میزان استهلاک انرژی در جام پرتابی با ابعاد بهینه، پس از برخورد جت حدود ۱۴ درصد افزایش یافته است. نیک پیک و کاشفی پور (۱۳۹۵) تاثیر شرایط

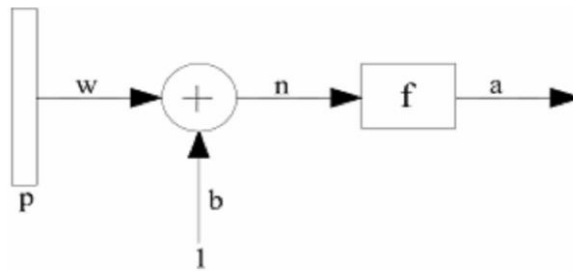
جدول ۱- مشخصات سد مارون (دفتر بررسی بخش آبهای سطحی، ۱۳۸۷)

نوع سد	خاکی	مساحت سطح حوزه آبریز	۲۵ کیلومتر مربع
کشور	ایران	توربین‌ها	۲ توربین ۷۵ مگاوات
شهرستان	بهبهان	ارتفاع	۱۷۵ متر
تاریخ آغاز ساخت	۱۳۶۸	طول	۳۴۰ متر
تاریخ افتتاح	۱۳۷۶	حجم سد	۹,۰۰۰,۰۰۰ متر مکعب

### شبکه عصبی مصنوعی

ورودی‌ها را دریافت نموده و پس از پردازش روی آنها، یک سیگنال خروجی تولید می‌نمایند. لذا هر نرون در شبکه به عنوان مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل شاخص‌های آماری سنجش خطا کرده، ورودی و خروجی مخصوص به خود را دارد. شبکه‌های عصبی شامل سه قسمت وزن (w)، بایاس (b) و تابع انتقال (f) است. این سه مولفه برای هر شبکه عصبی منحصر به فرد و مخصوص همان شبکه است. در رابطه‌های ارائه شده متغیرهای p و a به ترتیب ورودی و خروجی نرون هستند. پارامتر n که به نام ورودی شبکه شناخته می‌شود، ورودی تابع انتقال است و با توجه به p و پارامترهای عصبی ساخته می‌شود. شکل (۲) ساختار یک نرون تک ورودی را نشان می‌دهد.

یک شبکه عصبی مصنوعی از تعداد زیادی نرون و پاره خط‌های جهت‌دار که نرون‌ها را به هم ارتباط می‌دهند تشکیل شده است. یک نرون، کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. نرون‌هایی که در لایه ورودی هستند، نرون‌های لایه خارجی پاسخ دهنده نامیده می‌شوند. بین نرون‌های ورودی و خروجی نیز نرون‌های پنهان قرار دارند. اطلاعات از طریق نرون‌های ورودی به شبکه وارد می‌شود، سپس از طریق اتصالات به لایه‌های پنهان متصل شده، در نهایت خروجی شبکه از نرون‌های لایه‌های خروجی بدست می‌آید (منهاج، ۱۳۹۵). هر یک از نرون‌ها،



شکل ۱- مدل نرون تک ورودی

دارد. معمولاً یک نرون حتی با تعداد ورودی‌های زیاد نیز به تنهایی برای حل مسایل کفایت نمی‌کند (منهاج، ۱۳۹۵). بنابراین در بیشتر موارد از اجتماع نرون‌ها به عنوان یک لایه استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی مشابه با شبکه‌های عصبی بیولوژیکی می‌توانند به طرق مختلف سازماندهی شوند. بدین مفهوم که نرون‌ها می‌توانند از راه‌های متفاوت به هم متصل گردند و شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلفی تولید نمایند (محمدی و همکاران، ۱۳۸۷).

شبکه عصبی مصنوعی از معادلات زیر پیروی می‌کند:

$$n = wp + b \quad (1)$$

$$a = f(wp + b) \quad (2)$$

که در آن f تابع متحرک (تابع فعالیت)، w و b به ترتیب وزن و بایاس نرون می‌باشند. پارامترهای w و b قابل تنظیم بوده و تابع محرک f نیز توسط طراحان انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌شوند. درحقیقت یادگیری به این معنی است که w و b طوری تغییر نمایند که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید. عموماً یک نرون، بیش از یک ورودی

سمت گره‌های خروجی می‌روند. در این شبکه حلقه یا دوری وجود ندارد. در شبکه عصبی پیشخور اطلاعات فقط در یک جهت حرکت می‌کنند.

#### شبکه المان جردن<sup>۴</sup> (JEN)

این شبکه، گسترش یافته‌ی شبکه پرسپترون، توسط واحدهای مفهومی است و همان عناصر پردازشی هستند که فعالیت‌های گذشته را یادآوری می‌کنند. واحدهای مفهومی، توانایی استخراج اطلاعات موقتی از رکوردها را برای شبکه فراهم می‌کنند. در شبکه‌ی المان، فعالیت اولین عنصر پردازشی مخفی، بر روی واحدهای مفهومی، کپی برداری می‌شود. سپس شبکه‌ی جردن، خروجی‌ها را کپی برداری می‌کند. همچنین شبکه‌هایی که ورودی‌ها و لایه‌ی مخفی را توسط واحدهای مفهومی تقویت می‌کنند، در دسترس هستند. در شبکه‌ی المان، اندازه‌های فعال واحدهای مخفی، بر روی مجموعه‌های اضافی واحدهای ورودی کپی می‌شوند اما در شبکه‌ی جردن، مقادیر خروجی بر روی واحدهای مخفی کپی می‌شوند. بنابراین، باید شبکه‌ای ساخت تا دستورات کنترلی مربوط به ورودی‌های دیگر را تولید کند.

#### سری‌های زمانی

تحلیل سری‌های زمانی برای پیش‌بینی و کنترل به سرعت توسعه پیدا کرده است. این تحلیل معمولاً به داده‌هایی مربوط می‌شود که مستقل نبوده و به‌طور متوالی به هم وابسته اند. همین وابستگی بین مشاهدات متوالی است که مورد توجه قرار می‌گیرد و بیشتر کاربرد آن در پیش‌بینی خواهد بود. توابع سری‌های زمانی برای یک مجموعه داده که به‌طور متوالی بدست آمده است به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

#### شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون (MLP)

شبکه‌های چندلایه پیشخور یکی از مهمترین ساختارهای شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. به طور معمول این شبکه‌ها شامل مجموعه‌ای از واحدهای حسی (نرون‌های پایه) می‌باشند که تشکیل دهنده‌ی لایه‌ی ورودی، یک یا چندلایه‌ی پنهان و یک لایه‌ی خروجی می‌باشند. سیگنال ورودی در خلال شبکه و در مسیری روبه جلو به صورت لایه به لایه منتشر می‌شود. این نوع شبکه معمولاً با عنوان پرسپترون چندلایه نامیده می‌شود.

#### شبکه‌های با تابع پایه‌ی شعاعی<sup>۲</sup> (RBF)

شبکه‌های با تابع پایه‌ی شعاعی نیازمند نرون‌های بیشتری نسبت به شبکه‌های استاندارد پیشخور با الگوریتم پس انتشار 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. شبکه‌های RBF نوعی شبکه‌ی عصبی پیشخور می‌باشند و ساختار آنها شبیه شبکه‌های MLP می‌باشد.

#### شبکه عصبی پیشخور<sup>۳</sup> (FF)

یک شبکه عصبی پیشخور (FF) یک شبکه عصبی مصنوعی است، که در آن اتصال میان واحدهای تشکیل دهنده آن یک چرخه را تشکیل نمی‌دهند. در واقع این شبکه متفاوت از شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌باشد. شبکه عصبی پیشخور اولین و ساده‌ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. در این شبکه اطلاعات تنها از یک مسیر حرکت میکند که جهت آن روبه جلو می‌باشد. در واقع اطلاعات با شروع از گره (نرون) های ورودی و گذر از لایه‌های پنهان (در صورت وجود) به

1-Multi-layer perceptron

2-Radial basis function

3-Feed forward Neural Network

4-Jordan Elman Network

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \quad (۶)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2} \quad (۷)$$

که در این رابطه به ترتیب  $P_i$ ، مقادیر محاسبه شده توسط مدل،  $O_i$ : مقادیر اندازه‌گیری شده ی متغیرها و  $n$ : بیانگر تعداد مشاهدات است.

### معرفی داده های مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه سد مخزنی رودخانه مارون می‌باشد. در این تحقیق داده ها به صورت روزانه از ایستگاه های هیدرومتری مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین پارامتر خروجی دبی سرریز سد می‌باشد که در جدول (۲) آمده است.

جدول ۲- معرفی آماری داده های مورد استفاده

دبی سرریز	درصد آبگذاری	ارتفاع	ماه	روز	سد مخزنی مارون
۵۹۲۰/۳۱	۱۰۰	۵۱۵	۱۰	۳۰	بیشینه
۴۶/۶۲	۵	۴۹۵	۱	۱	کمینه
۹۱۱/۵۹	۴۲/۸۵	۵۰۷/۷۶	۶/۱۴	۱۳/۳۳	میانگین
۶۲۳/۰۳	۲۷/۴۹	۴/۹۱	۲/۵۲	۷/۰۸	انحراف معیار

بالتر می‌گردد همچنین شیب خط راست نیز عددی است بین صفر و یک می‌باشد که نزدیکی این ضریب به عدد یک بیانگر خطای کمتر مدل می‌باشد با توجه به اینکه ضریب همگرایی برابر  $۰/۹۰۷۲$  و شیب خط راست برابر  $۰/۹۲۷۵$  می‌باشد دقت مدل رگرسیونی انتخابی مناسب می‌باشد. جدول (۴) بررسی آماری مدل

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 T^1 + \alpha_2 T^2 + \dots + \alpha_n T^n \quad (۳)$$

که در آن  $y_t$  متغیر وابسته حاصل از مشاهدات سری زمانی،  $\alpha_0$  و  $\alpha_1$  و  $\alpha_2$  و  $\alpha_n$  ضرایب توابع خود همبستگی و  $T$  متغیر مستقل زمانی می‌باشد.

### شاخص های آماری

شاخص‌های آماری برای تعیین دقت مدل بیان گردیده است این شاخص‌های آماری شامل میانگین خطا<sup>۱</sup> (ME)، شاخص میانگین خطای مطلق<sup>۲</sup> (MAE)، شاخص میانگین مربع خطا<sup>۳</sup> (MSE) و شاخص ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۴</sup> (RMSE) می‌باشند که مطابق روابط (۴) تا (۷) بصورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i) \quad (۴)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(P_i - O_i)| \quad (۵)$$

### نتیجه‌گیری و بحث

#### مدل رگرسیون خطی چند گانه برای چهار

#### پارامتر مستقل

در جدول (۳) ضریب همگرایی  $R^2$  و شیب خط راست برای مدل رگرسیونی نشان داده شده است. ضریب همگرایی عددی است بین صفر و یک که هر چقدر این مقدار به عدد یک نزدیکتر باشد دقت مدل

1- Mean Error

2- Mean Absolute Error

3- Mean Square Error

4- Root Mean Square Error.

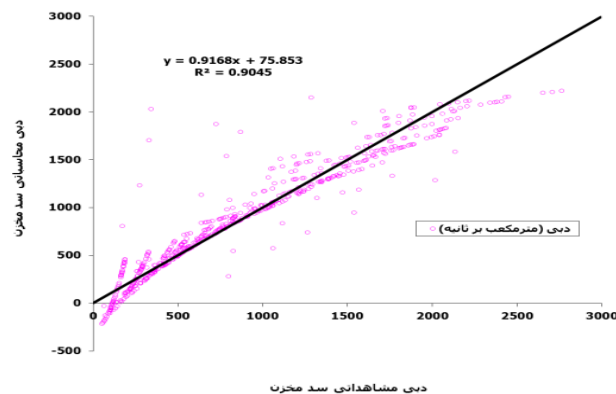
رگرسیون خطی شماره یک در مرحله آموزش، اعتباریابی و آزمون را نشان می دهد.

جدول ۳- نتایج حاصل از مدل رگرسیونی خطی در مراحل آموزش، اعتباریابی و آزمون

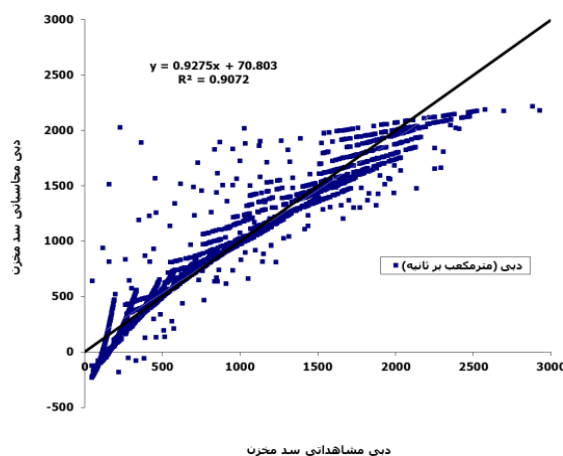
مرحله آموزش		مرحله اعتبارسنجی		مرحله آزمون	
معادله	R <sup>2</sup>	معادله	R <sup>2</sup>	معادله	R <sup>2</sup>
$y = 0.9275x + 70.803$	۰/۹۰۷۲	$y = 0.9168x + 75.853$	۰/۹۰۴۵	$y = 0.9122x + 85.27$	۰/۹۰۹۲

جدول ۴- بررسی آماری مدل رگرسیونی خطی شماره یک در مرحله آموزش، اعتباریابی و آزمون

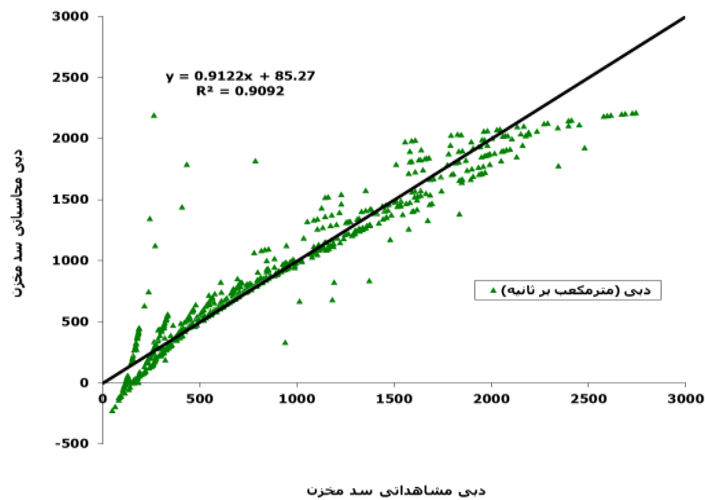
مدل	آموزش	اعتبارسنجی	آزمون
ME	۴/۷۴	۲/۰۲	۴/۷۴
MAE	۱۱۵/۶۷	۱۱۳/۲۶	۱۱۵/۰۵
MSE	۳۴۷۸۹/۳۷	۳۶۵۴۱/۰۱	۳۷۹۷۶/۷۸
RMSE	۱۸۶/۵۲	۱۹۱/۱۶	۱۹۴/۸۸



شکل ۲- تعیین دبی سرریز سد مخزنی در مدل رگرسیون خطی شماره چهار در مرحله آموزش



شکل ۳- تعیین دبی سرریز سد مخزنی در مدل رگرسیون خطی شماره چهار در مرحله اعتباریابی



شکل ۴- تعیین دبی سرریز سد مخزنی در مدل رگرسیون خطی شماره چهار در مرحله آزمون

تعداد گره‌ها در لایه پنهان از دو روش پیش فرض نرم افزار و فرمول تجربی استفاده می‌گردد که در کل مجموعه برای هر شبکه سه حالت در نظر گرفته می‌گردد. برای بهینه کردن ساختار و توپولوژی هر شبکه از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌گردد. از ۲۸۸۱ الگو داده‌ها، ۶۰٪ الگوها (۱۷۲۹ الگو) برای آموزش و ۲۰٪ الگوها (۵۷۷ الگو) برای ارزیابی و ۲۰٪ انتخابی الگوها (۵۷۷ الگو) برای آزمون<sup>۷</sup> شبکه مورد استفاده قرار گرفت. توابع تحریک مختلف شامل تانژانت هیپربولیک<sup>۸</sup>، تابع سیگموئید<sup>۹</sup> و الگوریتم‌های آموزش مختلف شامل مارکو لیونبرگ<sup>۱۰</sup>، دلتا<sup>۱۱</sup> و... جهت تعیین ساختار بهینه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تکاملی در نظر گرفته شد. برای تعیین ساختار بهینه هر یک از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تکاملی از نظر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد گره‌ها در لایه‌های پنهان، الگوریتم یادگیری شبکه و تابع انتقال و قابلیت

با توجه به شکلهای (۲) تا (۴) مدل رگرسیون خطی چندگانه دارای ضریب  $R^2$  و شیب خط مناسبی می‌باشد. همچنین این شکل‌ها بیان می‌کنند که تراکم نقاط در معادله خط  $y=x$  مناسب می‌باشد و نزدیک به خط مربوطه است که بیانگر نزدیکی دبی مشاهده‌ای نسبت به دبی محاسباتی است.

### بحث و نتایج

در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد مطالعه در این تحقیق، تعداد ورودی‌ها برابر چهار پارامتر شامل درصد آبگذاری، ارتفاع سطح آزاد آب، روز و ماه و پارامتر خروجی دبی سرریز مخزن سد می‌باشد. همچنین از مدل‌های شبکه  $FF^1$ ،  $RBF^2$ ،  $MLP^3$ ،  $JEN^4$  برای آموزش استفاده شده است. در هر مدل از شبکه‌های عصبی مصنوعی دو حالت یک لایه پنهان مورد بررسی قرار می‌گیرد و در هر حالت برای انتخاب

- 1- Feed Forward
- 2- Radial Basic Function
- 3- Multi-Layer Perceptron
- 4- Jordan Elman Network
- 5- Training
- 6- Cross Validation
- 7- Test
- 8- TanhAxon
- 9- SigmohidAxan
- 10- LevenBergMarqua
- 11- Delta



ها در لایه پنهان، نوع تابع انتقال و الگوریتم یادگیری از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است که این امر سبب انعطاف پذیری و بالارفتن دقت در مدل شده است. با توجه به جدول (۶) ضریب شیب خط راست در هر سه مرحله آموزش، اعتباریابی و آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۴۱۳، ۰/۹۴۷۹ و ۰/۹۴۶۸ می باشد که بیانگر حداقل خطا می باشد که در مدل MLP از تمامی مدل های شبکه عصبی مصنوعی بیشتر می باشد که بیانگر نزدیکی خروجی های این مدل به داده های واقعی می باشد. بنابراین مدل MLP انتخابی برای پیش بینی دبی سرریز سد از مدل های شبکه عصبی مصنوعی FF، JEN، RBF و مناسب تر می باشد.

الگوریتم بهینه سازی ژنتیک از نرم افزار ver5.0 NeuroSolutions استفاده می گردد. با توجه به بررسی حالت های مختلف از مدل های شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی که در جدول (۵) و (۶) آمده است مدل MLP با یک لایه پنهان و ۳۴ گره در آن بهترین مدل می باشد در این مدل تابع تبدیل TanhAxon و الگوریتم آموزش مومنتوم می باشد. همچنین مقدار  $R^2$  در مراحل آموزش، اعتباریابی و آزمون برای شاخص دبی سرریز سد مارون به ترتیب برابر ۰/۹۴۲، ۰/۹۴۷۹ و ۰/۹۴۶۸ می باشد که دارای بالاترین ضریب همبستگی در بین تمامی مدل ها می باشد. همچنین در این مدل به منظور بهینه سازی تعداد لایه، تعداد گره

جدول ۵- مشخصات مدل های مختلف شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی

شماره	نام مدل	ساختار شبکه				تابع انتقال	الگوریتم آموزش
		تعداد ورودی	تعداد خروجی	تعداد لایه های پنهان	تعداد گره ها در لایه پنهان		
۱	MLP Model1	۴	۱	۱	۳۴	TanhAxon	Momentum
۲	MLP Model 2	۴	۱	۱	۹	BiasAxon	QuickProp
۵	MLP Model 5	۴	۱	۲	۴-۵	LinearSigmoidAxon	QuickProp
۶	FF Model 1	۴	۱	۱	۳۴	LinearSigmoidAxon	Delta Bar Delta
۷	FF Model 2	۴	۱	۱	۵	BiasAxon	QuickProp
۸	FF Model 3	۴	۱	۱	۷	TanhAxonLinear	Delta Bar Delta
۱۱	JEN Model 1	۴	۱	۱	۸	SigmoidAxon	ConjugateGradient
۱۲	JEN Model 2	۴	۱	۱	۱۲	LinearSigmoidAxon	Step
۱۳	JEN Model 3	۴	۱	۱	۶	TanhAxon	Momentum
۱۶	RBF Model 1	۴	۱	۱	۱۷	LinearTanhAxon	LevenbegMarquate
۱۷	RBF Model 2	۴	۱	۱	۸	LinearSigmoidAxon	Conjugate Gradient
۱۸	RBF Model 3	۴	۱	۱	۶	LinearSigmoidAxon	Delta Bar Delta

جدول ۶- ضریب  $R^2$  و شیب خط راست در هر یک از مراحل آموزش، اعتباریابی و آزمون برای شاخص دبی سرریز سد

شماره	مدل	مرحله آموزش		مرحله اعتباریابی		مرحله آزمون	
		معادلات	$R^2$	معادلات	$R^2$	معادلات	$R^2$
۱	MLP Model 1	$y = 0.9413x + 65.436$	۰/۹۴۲	$y = 0.9287x + 74.63$	۰/۹۴۷۹	$y = 0.9564x + 64.526$	۰/۹۴۶۸
۲	MLP Model 2	$y = 0.8403x + 148.99$	۰/۷۲۳۲	$y = 0.8363x + 164.47$	۰/۷۸۶	$y = 0.8669x + 143.83$	۰/۷۷۲۳
۳	MLP Model 3	$y = 0.7869x + 1767.6$	۰/۳۵۴	$y = 0.8628x + 1683.1$	۰/۴۰۶۳	$y = 0.8498x + 1687$	۰/۴۲۵۴
۶	FF Model 1	$y = 0.9463x - 126.8$	۰/۶۳۲	$y = 0.9085x - 84.363$	۰/۶۲۰۶	$y = 0.965x - 115.77$	۰/۶۹۴۳
۷	FF Model 2	$y = 1.0774x - 25.31$	۰/۷۷۴۶	$y = 1.1222x - 69.704$	۰/۸۲۳	$y = 1.123x - 69.49$	۰/۸۲۴۱
۸	FF Model 3	$y = 0.2756x + 15.481$	۰/۰۷۶۵	$y = 0.1943x + 120.82$	۰/۰۳۹	$y = 0.2926x + 7.3567$	۰/۰۹۳۶
۱۱	JEN Model 1	$y = 0.0321x + 2447.2$	۰/۱۳۸۵	$y = 0.0382x + 2438$	۰/۱۸۴۶	$y = 0.0353x + 2441.2$	۰/۱۸۶۱
۱۲	JEN Model 2	$y = -0.0187x + 237.36$	۰/۰۰۰۷	$y = 0.0291x + 225.08$	۰/۰۰۱۶	$y = -0.0119x + 240.05$	۰/۰۰۰۳
۱۳	JEN Model 3	$y = 0.956x + 279.37$	۰/۴۴۳۴	$y = 0.9087x + 325.41$	۰/۴۶۷۴	$y = 0.9467x + 275.34$	۰/۵۲۰۷
۱۶	RBF Model 1	$y = 0.1119x + 4231.2$	۰/۱۵۱۲	$y = 0.1214x + 4225$	۰/۱۷۲۸	$y = 0.1094x + 4229.4$	۰/۱۶۷۹
۱۷	RBF Model 2	$y = -0.2663x + 1192.9$	۰/۲۶۸۲	$y = -0.2298x + 1170.8$	۰/۲۱۲۹	$y = -0.277x + 1197$	۰/۲۹۹۸
۱۸	RBF Model 3	$y = 0.3827x + 585.54$	۰/۵۳۰۱	$y = 0.3534x + 623.44$	۰/۴۹۳۴	$y = 0.3825x + 594.46$	۰/۵۶۹۹

با توجه به اینکه مدل MLP از مابقی مدل های شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالاتری برخوردار می باشد مقدار شاخص آماری آن نیز از مدل های دیگر مناسب تر می باشد که در جدول (۷) نشان داده شده است.

جدول ۷- بررسی آماری مدل شبکه های عصبی مصنوعی MLP با یک لایه پنهان و ۳۴ گره در آن

مدل	آموزش	اعتبار سنجی	آزمون
ME	۱۱/۷۸	۱۱/۱۶	۲۴/۴۸
MAE	۱۱۴/۷۲	۱۱۳/۷۵	۱۱۸/۷۲
MSE	۲۱۴۷۷/۹۹	۲۰۱۷۹/۳۰	۲۲۵۰۲/۸۵
RMSE	۱۴۶/۵۵	۱۴۲/۰۵	۱۵۰/۰۱
D	۰/۹۹۶	۰/۹۹۶	۰/۹۹۶

سد در سه مرحله آموزش، اعتبار یابی و آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۰۹۲ و ۰/۹۰۴۵ و ۰/۹۰۷۲ می باشد. همچنین ضریب شیب خط راست برابر ۰/۹۲۷۵، ۰/۹۱۶۸ و ۰/۹۱۲۲ می باشد که بیانگر دقت مدل آماری می باشد.

بررسی نتایج حاصل از مدل های رگرسیونی با توجه به بررسی حالت های مختلف از مدل های رگرسیون خطی چندگانه که در جدول (۸) آمده است مدل رگرسیون خطی چندگانه که دارای چهار پارامتر مستقل می باشد دارای بالاترین مقدار  $R^2$  است. در این مدل مقدار  $R^2$  برای شاخص دبی سرریز مخزن

### جدول ۸- مدل های رگرسیون خطی چندگانه برای شاخص دبی سرریز مخزن سد

نام مدل	معادله
Regression Model	$Q = -17625 + 0.152 \text{ day} - 0.31 \text{ month} + 34.952 H1 + 18.430 \text{ percent}$

### جدول ۹- نتایج تحلیلی حاصل از مدل رگرسیون خطی چندگانه

مدل	مرحله آموزش		مرحله اعتباریابی		مرحله آزمون	
	معادله	$R^2$	معادله	$R^2$	معادله	$R^2$
Regression Model 4	$y = 0.9275x + 70.803$	۰/۹۰۷۲	$y = 0.9168x + 75.853$	۰/۹۰۴۵	$y = 0.9122x + 85.27$	۰/۹۰۹۲

همچنین شاخص های آماری این مدل در جدول (۱۰) آمده است که بیانگر دقت بالای مدل می باشد.

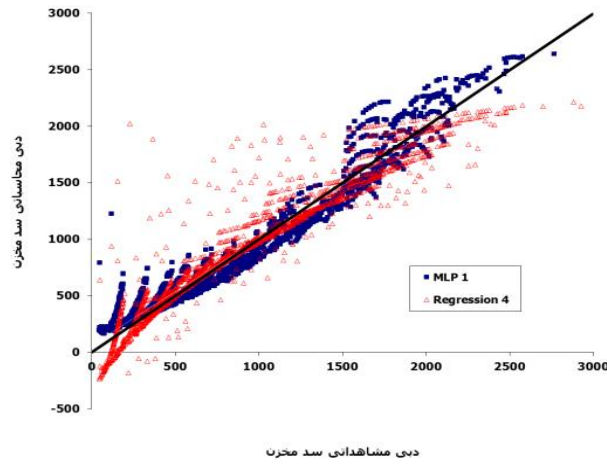
### جدول ۱۰- بررسی آماری مدل رگرسیونی خطی شماره یک در مرحله آموزش، اعتباریابی و آزمون

مدل	آموزش	اعتبار سنجی	آزمون
ME	۴/۷۴	۲/۰۲	۴/۷۴
MAE	۱۱۵/۶۷	۱۱۳/۲۶	۱۱۵/۰۵
MSE	۳۴۷۸۹/۳۷	۳۶۵۴۵/۰۱	۳۷۹۷۶/۷۸
RMSE	۱۸۶/۵۲	۱۹۱/۱۶	۱۹۴/۸۸

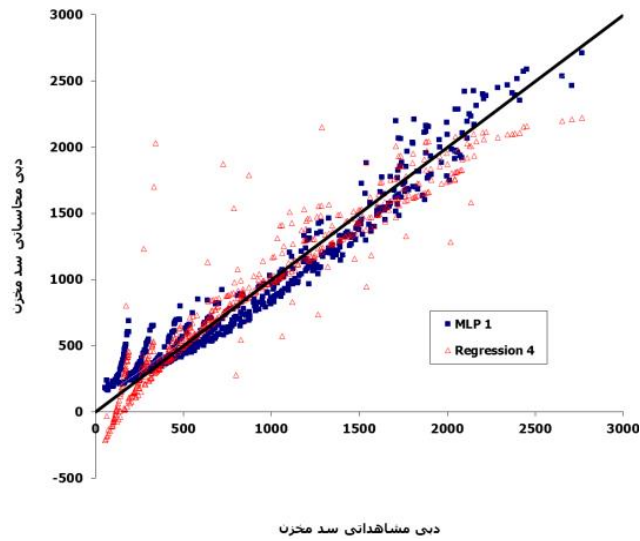
یک مدل رگرسیون خطی مقایسه می نماییم، این مقایسه در سه مرحله آموزش، اعتباریابی و آزمون برای دبی سرریز مخزن سد صورت می گیرد. نتایج حاصل در شکل های (۵) تا (۷) آمده است.

### مقایسه بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی (MLP) با مدل رگرسیون خطی چندگانه

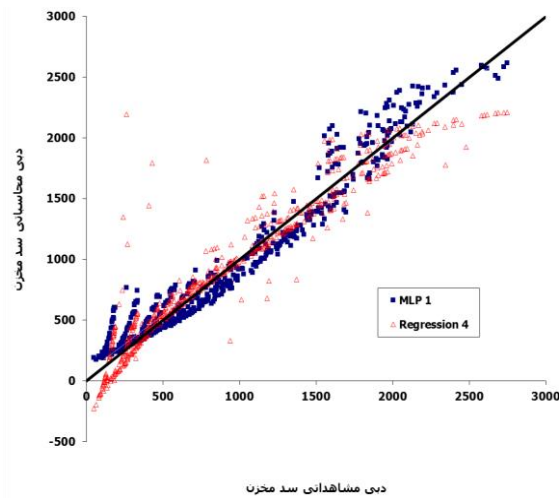
برای آنکه میزان دقت و انعطاف پذیری مدل شبکه های عصبی مصنوعی را ارزیابی نماییم آن را با



شکل ۵- تعیین دبی سرریز سد مخزنی در مدل MLP 1 و Reg 4 در مرحله آموزش



شکل ۶- تعیین دبی سرریز سد مخزنی در مدل MLP 1 و Reg 4 در مرحله اعتباریابی



شکل ۷- تعیین دبی سرریز سد مخزنی در مدل MLP 1 و Reg 4 در مرحله آزمون

۰/۹۴۶۸ می باشد و شیب خط راست برابر ۰/۹۴۱۳، ۰/۹۲۸۷ و ۰/۹۵۶۴ می باشد که بیانگر دقت بالای مدل می باشد. در این تحقیق از مدل های رگرسیون خطی چند متغیره متفاوتی استفاده گردید و از میان تمامی آنها، مدل رگرسیون خطی با چهار پارامتر روز، ماه، ارتفاع سطح آب و درصد آبگذری دارای بالاترین ضریب  $R^2$  می باشد که این مقدار در سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۰۷۲، ۰/۹۰۴۵ و ۰/۹۰۹۲ بوده که بیانگر دقت مناسب مدل آماری می باشد. ۲- مدل MLP انتخاب شده توانایی قابل توجهی در تعیین دبی سد مخزنی مارون را دارد به گونه ای که در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چندگانه از دقت و انعطاف پذیری بالاتری برخوردار می باشد. ۳- با استفاده از قابلیت بهینه سازی الگوریتم پرکاربرد ژنتیک می توان ساختار بهینه هر یک از مدل های شبکه عصبی مصنوعی از نظر تعداد لایه های پنهان، تعداد گره ها در لایه پنهان، نوع تابع تحریک و الگوریتم یادگیری شبکه را مشخص نمود. به طوری که با این روش زمان لازم برای تعیین ساختار بهینه هر مدل، به میزان قابل ملاحظه ای کاهش می یابد. ۴- شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی ابزار مناسب و کارآمدی برای کارهای سازه های هیدرولیکی از جمله تعیین دبی سرریز مخزن سد هستند و با دقت قابل قبول و سرعت بالا می توانند در تصمیم گیری های مربوطه موثر واقع شوند و جایگزین مناسبی برای بازرسی های چشمی و روشهای آماری شده و سبب صرفه جویی اقتصادی گردند.

با توجه به شکل های (۵) تا (۷) در سد مخزنی مارون، ضریب در مدل MLP بالاتر از مدل رگرسیون خطی چندگانه می باشد همچنین شیب خط راست در مدل MLP نسبت به مدل رگرسیون خطی چندگانه به عدد یک نزدیکتر می باشد که بیانگر دقت بالاتر مدل شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شده نسبت به روشهای آماری می باشد.

### نتیجه گیری نهایی

در سد مخزنی مارون، ضریب دبی در مدل MLP بالاتر از مدل رگرسیون خطی چند متغیره می باشد همچنین شیب خط راست در مدل MLP نسبت به مدل رگرسیون خطی چند متغیره به عدد یک نزدیک تر می باشد که بیانگر دقت بالاتر مدل شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شده نسبت به روشهای آماری می باشد. در این تحقیق از مدل های شبکه عصبی مصنوعی شامل JEN، MLP، FF، RBF استفاده گردید با مقایسه نتایج حاصل از مدل های شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی با مقادیر آزمون اندازه گیری شده مشخص گردید که مدل MLP از دقت و توانایی بیشتری برخوردار می باشد. خلاصه نتایج تحقیق به شرح زیر می باشد:

۱- خصوصیات مدل MLP انتخاب شده به عنوان بهترین مدل دارای تابع تبدیل TanhAxon و الگوریتم آموزش Momentum می باشد. همچنین ضریب  $R^2$  این مدل در سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و آزمون برابر ۰/۹۴۲، ۰/۹۴۷۹ و

### منابع

- ۱- امیری، ا. نیکو، م و نیکو، م. ۱۳۹۲. روندیابی سیلاب در رودخانه مارون با استفاده از سری های زمانی. فصلنامه علمی پژوهشی فضای جغرافیایی. ۱۳ (۴۲): صفحه ۲۲۹-۲۵۱.
- ۲- حسینی کوهساری، ص. و اردلانی، ح. ۱۳۹۳. مدیریت بحران در سیل. ناشر عصر ماندگار. تهران. ۲۲۰ ص.
- ۳- حسن زاده وایقان، و. محمدی، م. ع. سلماسی، ف. حسین زاده دلیر، ع. و مناف پور، م. ۱۳۹۵. بررسی آزمایشگاهی پارامترهای هیدرولیکی سرریز نعل اسبی مدرن. فصلنامه پژوهشی مهندسی عمران. دانشگاه تربیت مدرس تهران. ۱۶ (۴): ۸۳-۹۳.

- ۴- دفتر بررسی بخش آبهای سطحی، ۱۳۸۷. آمار کیفیت آب رودخانه های ایران. وزارت نیرو. تهران.
- ۵- شفاعی بجستان، م. سواعدی، ع. و غفوری، ح.ر. ۱۳۸۹. اصول نظری و عملی هیدرولیک انتقال رسوب. انتشارات دانشگاه شهید چمران. اهواز
- ۶- شمسایی، ا. ۱۳۸۶. طراحی سدهای انحرافی. انتشارات دانشگاه صنعتی شریف. تهران
- ۷- عرب، م. نیکو، م.ر. و افضلی، س.ح. ۱۳۹۵. تعیین ابعاد بهینه جام پرتابی سدها با رویکرد شبیه سازی-بهینه سازی مطالعه موردی: سد جره. فصلنامه فصلنامه پژوهشی مهندسی عمران. دانشگاه تربیت مدرس تهران. ۱۶(۴): ۱۷۵-۱۸۶.
- ۸- فتاحی، پ. ۱۳۹۴. الگوریتم های فراابتکاری. انتشارات دانشگاه بوعلی سینا. همدان.
- ۹- قلیزاده، ع. قدسیان، م. و پناهی، ر. ۱۳۹۵. بررسی عددی تاثیر شکل تاج بر ضریب آبگذری سرریزهای کنگره ای قوسی با پلان ذورنقه ای. فصلنامه پژوهشی مهندسی عمران. دانشگاه تربیت مدرس تهران. ۱۶(۴): ۲۲۵-۲۳۸.
- ۱۰- محمد ولی سامانی، ج. رادمهر، ح. و دلاور، م. ۱۳۹۴. تحلیل عدم قطعیت و ارزیابی ریسک روگذری سد مارون با استفاده از روش مونت کارلو و روش مربع لاتین. نشریه آب و خاک. ۲۹(۳): ۵۱۷
- ۱۱- کمیته ملی سدهای ایران. ۱۳۷۷. سدسازی معاصر ایران. وزارت نیرو. تهران
- ۱۲- مهدوی میمند، ا. و احدیان، ج. ۱۳۹۴. مقایسه روش های آماری، تجربی، شبکه عصبی و ترکیبی فازی- عصبی در برآورد هوای مورد نیاز هواده سرریز. مجله علوم و مهندسی آبیاری شهید چمران اهواز. ۳۸(۳): ۶۲-۵۱.
- ۱۳- محمدی، ح. کفیل زاده، ف. نقشینه فرد، م. و پیش بین، س. ۱۳۸۷. مقایسه قدرت پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی با سایر روش های پیش بینی. مجله دانش نوین کشاورزی. ۴(۱۳): ۱۰۰-۸۵
- ۱۴- منهاج، ج. م. ب. ۱۳۹۵. مبانی شبکه های عصبی: هوش محاسباتی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک). تهران
- ۱۵- نیک پیک، پ. و کاشفی پور، س.م. ۱۳۹۵. تأثیر شرایط هیدرولیکی و هندسه سرریز در مدل سازی ریاضی ضریب دبی سرریزهای نوکاردکی و مایل. مجله علوم و مهندسی آبیاری شهید چمران اهواز. ۳۹(۱): ۱-۱۰.
- 16- Aghayari, F. 2005. Determination of elementary discharge coefficient equation for broad crested inclined side weirs in rectangular channel. M. Sc. Thesis, Shiraz University, Shiraz, Iran.
- 17- Friction factor of open channel flow. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation , 14(5):2373-2378
- 18- Li-Hua, F. , Jia, L.,(2010), "(The practical research on flood forecasting based on artificial neural networks", Expert Systems with Applications, PP. 2974-2977.
- 19- Mata J., 2010. Interpretation of concrete dam behaviour with artificial neural network and multiple linear regression models, Engineering Structures, Volume 33, Issue 3, March 2011, Pages 903-910.
- 20- R.J.Kuo,C.H.chen,Y.C.Hwang. 2001. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. Fuzzy Sets and Systems. 118(1):21-45.
- 21- Salazar, F. Toledo, M.A. Oñate, E. Morán, R. 2015. An empirical comparison of machine learning techniques for dam behavior modeling, Structural Safety, Volume 56, September 2015, Pages 9-17.
- 22- Uyumaz, A. 2005. Discharge control by a side weir in a triangular main channel. 10th International Conference on Urban Drainage, Copenhagen, Danmark
- 23- Valipour, M. Ebrahim Banihabib, M. Behbahani,S.MR. 2013. Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the

monthly inflow of Dez dam reservoir, Journal of Hydrology, Volume 476, 7 January 2013, Pages 433-441.

24- Vandaele, w. 1983. Applied time series and box-jenkins models. Academic Press, Inc.

25- Zeng, Y., Huai, W. 2008. Application of artificial neural network to predict the

26- Zeng, Y., Huai, W. 2008. Application of artificial neural network to predict the friction factor of open channel flow. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation . 14(5):2373-2378.