

پیش‌بینی تراوش از بدنه سد خاکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

(مطالعه موردی: سد شهید کاظمی بوکان)

سمیه امامی^{*۱}

هادی ارونقی^۲

جواد پارسا^۳

چکیده

بروز تراوش در سدهای خاکی امری اجتناب‌ناپذیر است؛ اما می‌بایست تراوش طوری مهار شود تا در مدت ۵۰ الی ۱۰۰ سال بهره‌برداری سد، نتواند به پایداری و ایمنی سد لطمه‌ای بزند. باوجود تمام پیشرفت‌های صورت گرفته در علم مهندسی ژئوتکنیک، معضل تراوش تا به امروز یکی از اصلی‌ترین مشکلاتی است که در سدها بروز می‌کند. در این تحقیق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی تراوش از بدنه سد خاکی شهید کاظمی بوکان پرداخته شد. جهت نیل به این هدف، از مجموعه داده‌ای شامل ۸۶۴ داده پیرومتری استفاده شد. نتایج آزمایش مدل پیشنهادی تحقیق حاضر نشان داد که مدل به‌کار برده شده دریافتن هدف مسئله کاملاً موفق و با سرعت بالا عمل می‌کند. هم‌چنین به‌کارگیری پارامترهای آماری مناسب و کاربردی نشان داد شبکه ارائه‌شده به‌خوبی آموزش‌دیده است و قابلیت بالایی در پیش‌بینی پدیده تراوش دارد.

واژه‌های کلیدی:

سد خاکی، تراوش، شبکه عصبی مصنوعی

۱. *کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز، somayehemami70@gmail.com

۲. دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز، Arvanaghi.hadi@yahoo.com

۳. استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز، jparsa@tabrizu.ac.ir

مقدمه

تأمین آب موردنیاز انسان همواره یکی از مشکلات مهم جوامع بشری بوده است. محدود بودن منابع آب شیرین در جهان انسان را بر آن داشت تا از روش‌های مختلف برای تأمین نیاز خود بهره گیرد. مهار آب‌های سطحی، استفاده از سفره‌های آب زیرزمینی، تغذیه مصنوعی زمین جهت ذخیره آب و ارائه راه‌حل‌های بهینه‌سازی مصرف از جمله اقدامات بوده است. یکی از روش‌های رفع معضل آب، مهار آب‌های سطحی است. احداث سد و ذخیره‌سازی آب بهترین ایده‌ها جهت مهار آب‌های سطحی می‌باشد. مزیت سدهای خاکی بر سایر سدها در اغلب ساختگاه‌ها، باعث شده در اکثر موارد مهار و ذخیره‌سازی آب با این نوع سدها صورت گیرد. احداث سدهای خاکی با توجه به داشتن طبیعتی مشابه و سازگاری با زمین و شکل‌پذیری بالا، مورد توجه است. این سازه‌های آبی مهم، باید عملکردشان همواره کنترل گردد. ارزیابی عملکرد سد، رفتارنگاری نامیده می‌شود. رفتارنگاری از نظر تخصصی به معنای ارزیابی عملکرد یک سازه و تطبیق آن با اهداف پیش‌بینی‌شده در طراحی و اصلاح طرح در صورت لزوم است. این آگاهی با نصب ابزارهای حساس به نام ابزار دقیق به‌دست می‌آید. سدها نیز به‌عنوان یک سازه ساخته‌شده از این قاعده مستثنا نمی‌باشند. بررسی فشار منفذی هسته و تغییر مکان‌های قائم و افقی به علت ارائه اطلاعات مفید در مورد مشکلات احتمالی خاک‌ریز و رفتارنگاری زلزله و تأثیر آن بر سد، از مواردی هستند که در هر سه مرحله، رفتارنگاری می‌شوند. برای رفتارنگاری سدها بیش‌تر از روش‌های عددی استفاده می‌شد. از آنجایی که این روش‌ها معمولاً مشکل، وقت‌گیر و نیاز به برنامه‌نویسی پیچیده دارند، لذا محققان به دنبال راه‌های آسان‌تر با صرف وقت و هزینه کم‌تر بودند. اکنون با پیشرفت برنامه‌های نرم‌افزاری، می‌توان با دقت بالا اقدام به پیش‌بینی پدیده‌های مختلف نمود. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های خوب و دقیق پیش‌بینی در علوم مختلف و از جمله مهندسی آب است. شبکه‌های عصبی مصنوعی که برگرفته از شبکه‌های عصبی بیولوژیک می‌باشند، می‌توانند در حل مسائلی نظیر مسئله فوق کمک نمایند. این شبکه‌ها که جزو سیستم‌های هوشمند به‌حساب می‌آیند، اکنون با ساختارهای متنوع و وسیعی در بسیاری از علوم از جمله علوم مرتبط با آب گسترش یافته‌اند. به‌طور کلی می‌توان گفت چنانچه در هر مسئله نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی یا غیرخطی و فضای خاص باشد، این شبکه‌ها می‌توانند به نحو مطلوب این تبدیل را

انجام دهند. شبکه عصبی مصنوعی متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است بر اساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تهیه نماید. شبکه‌های عصبی معمولاً به‌صورت لایه‌لایه و منظم ایجاد می‌گردند. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌گردند لایه ورودی است. لایه‌های میانی، لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جواب‌های خروجی از مدل را فراهم می‌نماید، لایه خروجی می‌باشند (منهاج، ۱۳۷۹). ساده‌ترین و معمول‌ترین نوع شبکه عصبی که در بسیاری از علوم مختلف از جمله تحقیق حاضر (جهت ارزیابی اولیه) استفاده می‌گردد، شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور همراه با ناظر که از روش پس‌انتشار خطا برای آموزش کمک می‌گیرد، است. در این شبکه تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی می‌باشد. از مزیت‌های استفاده از شبکه‌های عصبی به‌طور اساسی می‌توان به افزایش سرعت، حساسیت بالا به رخداد اشتباه، قادر نبودن رایانه‌ها و نرم‌افزارهای موجود جهت استفاده از تجربیات گذشته و عدم ارائه پاسخ مناسب در شرایط جدید اشاره کرد.

در این بخش به برخی از مهم‌ترین مطالعات انجام‌یافته در زمینه‌ی تراوش از سدهای خاکی پرداخته‌شده است. میائو و همکاران^۱ (۲۰۱۲) به مطالعه پیش‌بینی تراوش از بدنه سد خاکی "دی آلی" در کشور چین، با استفاده از الگوریتم ژنتیک و یک مدل شبکه عصبی جدید پرداختند. جهت مدل‌سازی از مجموعه داده‌ای شامل ۳۸۱ داده (۳۶۶ داده در سال ۲۰۰۸ برای آموزش و ۱۵ داده در سال ۲۰۰۹ برای آزمون) استفاده شد.

الگوریتم ژنتیک (GA) به‌منظور بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی به کار گرفته شد. الگوریتم LM در ابتدا به‌عنوان یک الگوریتم بهینه‌ساز متوسط بین روش گوس-نیوتن و الگوریتم کاهش گرادیان طراحی شد و سپس برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد. مقادیر تراوش پیش‌بینی‌شده با استفاده از مدل GA-LM مطابقت خوبی با داده‌های واقعی داشتند؛ بنابراین این مدل قادر است به‌طور دقیقی تراوش از بدنه سد را پیش‌بینی کند. عملکرد مدل GA-LM با الگوریتم پس انتشار مرسوم (BP) و الگوریتم LM مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج مقایسه نشان داد که مدل GA-

^۱Miao et al

LM عملکرد بهتر و قوی‌تری نسبت به شبکه‌های عصبی (NNs) مرسوم در برون‌یابی و درون‌یابی پیش‌بینی‌ها دارد. نورانی و همکاران^۲ (۲۰۱۲) ارتفاع پیزومتریک در هسته سد خاکی ستارخان ایران را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) مورد تحلیل قرار دادند. داده‌های حاصل از پیزومترها و سطح آب بالادست و پایین‌دست با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تک و یکپارچه مورد آموزش و آزمون قرار گرفتند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی تک، داده‌های هر پیزومتر جدا مورد بررسی و آموزش قرار گرفتند، درحالی‌که در شبکه‌های عصبی مصنوعی یکپارچه، کل داده‌های پیزومترها در مقاطع مختلف سد باهم مورد آموزش قرار گرفتند. شبکه عصبی مصنوعی تک با جزئیات پرسپترون سه لایه با الگوریتم لاونبرگ-مارکیورد^۳ پس انتشار، داده‌ها را مورد آموزش قرار داد. درحالی‌که دو الگوریتم مختلف شبکه عصبی مصنوعی با جزئیات پس انتشار^۴ و تابع دایره‌ای^۵ برای شبکه یکپارچه بکار گرفته شدند. تعداد نرون‌های پنهان برای شبکه تک ۵ و ۷ بودند درحالی‌که برای شبکه یکپارچه FFBP تعداد نرون‌های پنهان ۶ و برای شبکه یکپارچه RBF شعاع ۰/۵ درنظر گرفته شد. در بررسی آن‌ها، نتایج انطباق خوبی را بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و اندازه‌گیری شده نشان داد. ضریب تعیین (R^2) برای شبکه تک ۰/۷۹۸ و برای شبکه‌های FFBP و RBF به ترتیب ۰/۶۷ و ۰/۸۷ به‌دست آمد. آن‌ها نتیجه گرفتند که نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های عددی انجام‌گرفته در مطالعات گذشته، به واقعیت نزدیک‌تر می‌باشند.

پورکریمی^۶ و همکاران (۲۰۱۳)، جریان ناشی از نشست از پی و بدنه سد خاکی فیله زنجان را بر اساس روش‌های داده‌کاوی تعیین نمودند. هدف آن‌ها از این مطالعه اثبات کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک در برآورد تراوش از پی و بدنه سد فیله بود. نتایج نشان داد که شبکه‌های مصنوعی، وسیله‌ای برای تشخیص مؤثر الگوهای موجود در داده و پیش‌بینی دقیق تراوش از پی و بدنه سد فیله خاصه را فراهم می‌کند. کمان به‌دست و دلواری (۲۰۱۳)، رفتار سد خاکی مارون که در ۱۹ کیلومتری شمال بهامان در رودخانه‌ی مارون واقع شده است

را مورد بررسی قرار دادند. پایداری خاک و پدیده تراوش از سد به‌وسیله‌ی نرم‌افزار انسیس^۶ محاسبه و با نتیجه‌ی حاصل از نرم‌افزار GEO-STUDIO مقایسه شد. آن‌ها به دنبال آن بودند که نشان دهند تراوش از بدنه سد و پی سد هر دو بر روی پایداری سد مؤثر می‌باشند. نتایج حاصل از این بررسی نشان داد که مقدار تراوش در نرم‌افزار ANSYS، ۱۸ درصد پایین‌تر از نتایج به‌دست‌آمده با نرم‌افزار GEO-STUDIO است.

در سال ۱۳۹۰ جمال و همکاران، مقدار دبی تراوش یافته از هسته رسی سدهای خاکی در شرایط تراوش ناپایدار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را پیش‌بینی کردند. در این تحقیق ابتدا مدل‌های اجزاء محدود سد خاکی، ساخته‌شده و برای شرایط غیراشباع آنالیز شدند. سپس نتایج حاصل به‌همراه شرایط ورودی برای آموزش مدل شبکه عصبی پروسترون استفاده گردید. مدل جعبه سیاه به‌کاربرده شده توسط بخش دیگری از نتایج حاصل از تحلیل اجزاء محدود صحت‌سنجی گردیده است. نتایج این مطالعه نشان‌دهنده قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دقیق تراوش از سد خاکی در شرایط غیراشباع می‌باشد.

هدف اصلی از این تحقیق عبارت است از پیش‌بینی تراوش از بدنه سد خاکی شهید کاظمی بوکان با استفاده از شبکه-ی عصبی مصنوعی و معرفی بهینه‌ترین پارامترهای آن است. در این تحقیق با استفاده از داده‌های هیدرومتری، داده‌های اقلیمی منطقه، داده‌های لوله‌های پیزومتر الکتریکی، میزان تراوش از بدنه سد بوکان با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی گردید.

مواد و روش‌ها

تئوری تراوش

مباحث تراوش بر اساس فرضیات دوپویی و فورشه‌ایمر^۷ قابل بررسی می‌باشند. تراوش از بدنه سدهای خاکی شامل جریان در مناطق اشباع و غیراشباع است. تراوش دائمی در خاک‌های اشباع- غیراشباع می‌تواند با استفاده از معادلات حاکم یکسان تحلیل شود که پس از ساده‌سازی، معادله به‌دست‌آمده معادله لاپلاس خواهد بود:

$$\frac{\partial^2 h}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} = 0 \quad (1)$$

^۶Ansyes

^۷ Dupui and Forchheimer

^۲Nourani et al

^۳Levenberg-Marquardt

^۴Feed Forward Back propagation (FFBP)

^۵Radial Base Function

^۶ PourKarimi et.al

منطقه مورد مطالعه (سد شهید کاظمی بوکان)

سد بوکان یا سد شهید کاظمی، یکی از سدهای بزرگ ایران با هسته رسی است که در ۳۵ کیلومتری جنوب شرقی شهر بوکان و در استان آذربایجان غربی قرار دارد. این سد برای تنظیم و استفاده از آب و سیلاب‌های رودخانه زربینه ایجاد شد و جهت آبیاری اراضی پایین‌دست سدی در محل جنوب شرقی بوکان بر روی این رودخانه بسته شده است. کار احداث این سد در مردادماه سال ۱۳۴۶ باهدف تأمین آب کشاورزی، شرب و برق منطقه توسط شرکتی اتریشی آغاز و در سال ۱۳۵۰ افتتاح شد. طول تاج سد بوکان ۵۳۰ متر و ارتفاع آن از پی ۵۰ متر است.

آموزش شبکه و دریافت خروجی

در این تحقیق به منظور بررسی قابلیت دو مدل شبکه عصبی پیشنهادی از ۶ سال آمار ماهانه برای دوره آماری سال‌های ۸۶ تا ۹۲ جهت انجام تجزیه و تحلیل مورد بررسی قرار گرفت. برای استفاده از روش‌های داده‌کاوی^۹ نظیر شبکه‌های عصبی، مدل‌های فازی، ژنتیک پروگرامینگ^{۱۰} و... در اختیار داشتن مجموعه داده مناسب از الزامات اساسی است. برای هر مجموعه داده سه ویژگی قابل اعتماد بودن، واقعی و دقیق بودن، هم‌چنین با توجه به ابعاد و پیچیدگی‌های مسئله تعداد داده کافی و دیگر جنبه‌های مسئله باید مدنظر قرار گیرد.

است. ابتدا بر اساس رابطه و تناسب تغییرات سطح آب پشت مخزن و تغییرات فشار آب حفره‌ای، پیرومترهای خراب شناسایی و داده‌های حاصل از آن کنار گذاشته شدند. بر این اساس، مجموعه داده گردآوری شده شامل ۸۶۴ داده پیرومتریک شد. این مجموعه، اطلاعاتی شامل مختصات محل قرارگیری پیرومتر (X, Y, Z)، تاریخ قرائت پیرومترها، سطح آب پشت سد را در برمی‌گیرد. هم‌چنین از ۷۰ درصد داده‌های موجود به منظور آموزش شبکه و از ۱۰

داده‌ها، می‌توان کارایی مدل آموزش داده شده را بررسی نمود. پس از آموزش شبکه و صحت‌سنجی آن، شبکه قادر خواهد بود تا در مقابل داده‌های جدید قرار گیرد و خروجی مناسب را ارائه نماید. لذا از ۲۰ درصد باقی‌مانده داده‌های موجود برای آزمایش شبکه استفاده گردید.

شاخص‌های ارزیابی

جهت مقایسه مدل‌ها با یکدیگر و ارزیابی آن‌ها نیاز به شاخص‌هایی است که بتواند کارکرد مدل‌ها را در کل مجموعه داده‌ها در مقایسه با نتایج تجربی، مورد قضاوت قرار دهد. در تحقیق حاضر از شاخص‌های ضریب هم‌بستگی (R^2)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و جذر متوسط مربعات خطا (RMSE)، برای این منظور استفاده شده است.

پیش‌پردازش و پس‌پردازش نمونه‌های آموزشی

نمونه‌های آموزشی قبل از این‌که برای آموزش شبکه استفاده شوند و به شبکه داده شوند، باید پردازش شده و به مقادیر محدودشده‌ای تبدیل شوند. این کار به دلیل دامنه زیاد مقادیر داده شده به شبکه عصبی است. از طرف دیگر این امر به دلیل وجود تابع تحریک استفاده شده در شبکه عصبی، پس‌انتشار خطا است که در این تحقیق تابع تانژانت هیپربولیک (حد بالا و پایین) و تابع سیگموئید است که حد بالا و پایین آن ۱- و ۱ است.

تحلیل خطا

بهترین توپولوژی توسط معیار مورد استفاده خطا و ضریب هم‌بستگی بین داده‌های اندازه‌گیری شده و محاسباتی به دست می‌آید. روابط بدین صورت می‌باشند:

توان دوم ضریب هم‌بستگی خطی، یعنی R^2 که میزان هم‌بستگی بین دو متغیر (داده‌های محاسباتی و مشاهداتی) را تعیین می‌کند، ضریب تعیین هم‌بستگی خطی می‌نامند.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{calc} - \text{avg.obs})^2}{\sum_{i=1}^n (\text{obs} - \text{avg.obs})^2} \quad (1)$$

که avg. obs میانگین داده‌های مشاهداتی، n تعداد کل زوج داده‌های مشاهداتی و محاسباتی، Obs داده‌های مشاهداتی و calc داده‌های محاسباتی متناظر با داده‌های مشاهداتی می‌باشند. هم‌چنین مقدار ایده‌آل R^2 برابر یک می‌باشد.

^۹Data Mining

^{۱۰}Genetic Expression Programming

درصد داده‌ها برای صحت‌سنجی دو مدل استفاده شد (تا بدین صورت حداقل مقدار داده که منجر به نتایج مناسب می‌شود، مشخص شود). این زوج داده‌ها با حفظ پیوستگی زمانی به صورت تصادفی از میان کلیه زوج‌های تاریخی ممکن انتخاب شده‌اند. دلیل انتخاب تصادفی، پوشش مناسب و کافی اطلاعات آموزش از کل رخ داده‌های موجود در سری زمانی تاریخی می‌باشد. با استفاده از صحت‌سنجی

میانگین مربعات خطا^{۱۱} (MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (obs - calc)^2}{N} \quad (2)$$

N: تعداد داده‌ها می‌باشد. مقدار ایده‌آل برای MSE صفر است.

میانگین قدر مطلق خطا^{۱۲} (MAE)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i^o - X_i^p|}{n} \quad (3)$$

که X_i^o پارامتر مشاهده‌شده (اندازه‌گیری شده) و X_i^p پارامتر پیش‌بینی شده

میانگین مربع خطا نرمالیزه شده

$$NMSE = \frac{P.N.MSE}{\frac{\sum_{j=0}^N \sum_{i=0}^N d_{ij}^2 - (\sum_{i=0}^N d_{ij})^2}{N}} \quad (4)$$

در این رابطه NMSE میانگین مربع خطا نرمالیزه شده، d_{ij} خروجی مربوط به پارامتر پیش‌بینی برای نمونه i در عنصر در حال پردازش j ، MSE میانگین مربع خطا، P تعداد عناصر در حال پردازش خروجی و N تعداد نمونه در سری داده‌ها است.

نرمالیزه نمودن داده‌ها

واردکردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. از این رو داده‌های ورودی به شبکه بایستی نرمال شوند. در این بررسی برای نرمالیزه کردن داده‌ها از رابطه (۵) استفاده شده است که ورودی را بین $0/1$ و $0/9$ استاندارد می‌نماید. در نهایت می‌توان خروجی‌های شبکه را با معکوس نمودن الگوریتم استانداردسازی به حالت اولیه برگرداند.

$$X_i = \lambda_1 + (\lambda_2 - \lambda_1) \left(\frac{z_i - z_i^{\min}}{z_i^{\max} - z_i^{\min}} \right) \quad (5)$$

در این رابطه X_i مقدار نرمالیزه شده z_i ، متغیر موردنظر، $z_i^{\min}$ و $z_i^{\max}$ مقادیر حداقل و حداکثر z_i است. پس از نرمال نمودن داده‌ها، برای انجام محاسبات و ساخت شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار NeuroSolution این نرم‌افزار برای طراحی و پیاده‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به کار می‌رود. هم‌چنین به علت داشتن آکسون‌های فازی، با انتخاب مناسب می‌توان از شیوه یادگیری فازی-عصبی

بهره گرفت. وجود DLL‌های مختلف مانند تبدیل فوریه و یا استفاده از الگوریتم ژنتیک برای پیش‌پردازش داده‌ها، آن‌ها را به وسیله قدرتمندی تبدیل نموده است.

به منظور بهینه‌سازی پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی، تابع هدف حداقل نمودن MSE کل داده‌های آموزش، صحت‌سنجی و آزمایش در نظر گرفته شده است.

$$f = \text{Minimize (MSE)} \quad (6)$$

که در آن f تابع هدف است.

برای تحقق این اهداف تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های موجود در این لایه‌ها، ارتفاع آب در مخزن، دبی ورودی به سد، عوامل هیدرولوژیکی و هواشناسی و نیز تأخیرهای زمانی این عوامل، به عنوان متغیرهای تصمیم مسئله در نظر گرفته شدند. متغیرهای تصمیم در نظر گرفته شده بر اساس خصوصیات منطقه مورد مطالعه می‌باشند. این مقادیر و پارامترها به نحوی انتخاب می‌شوند تا میانگین مربعات خطا به کمترین مقدار ممکن نزدیک شود. روابط (۷) و (۸) قیدهای موردنیاز در این مدل را نشان می‌دهند.

$$NL < ML \quad (7)$$

$$NN < MN \quad (8)$$

که در روابط بالا تعداد لایه‌ها در هر اجرا، ML حداکثر تعداد لایه‌های در نظر گرفته شده، NN تعداد نرون‌های موجود در هر لایه در هر اجرا و MN حداکثر تعداد نرون‌های موجود در نظر گرفته شده در هر لایه می‌باشند. خروجی نرون از رابطه (۹) به دست می‌آید:

$$a = f(wp + b) \quad (9)$$

که در آن f تابع محرک^{۱۳} (فعالیت)، w و b به ترتیب وزن و بایاس نرون می‌باشند. پارامترهای w و b قابل تنظیم بوده و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود.

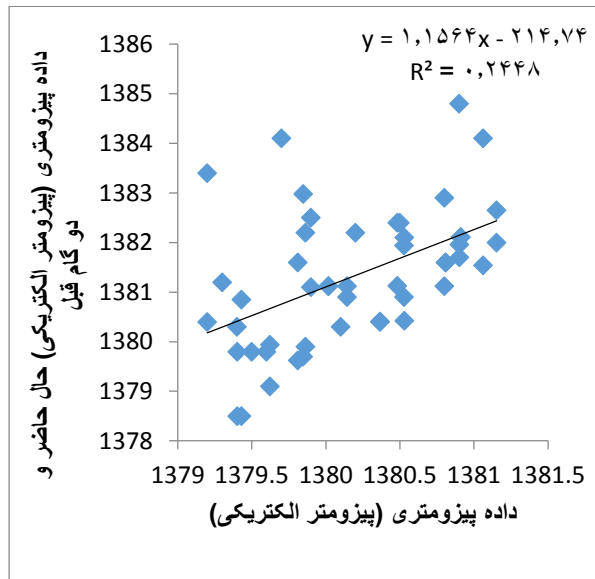
پس از تعریف قیود، برای قسمت‌های مختلف دو مدل شبکه‌های عصبی باید گزینه‌های مناسب را انتخاب نمود که البته انتخاب صحیح این گزینه‌ها تأثیر مستقیمی در نحوه عملکرد و سرعت این مدل‌ها در مسئله مدنظر خواهد داشت. هم‌چنین در این مطالعه برای هر یک از قسمت‌های دو مدل شبکه عصبی با توجه به قابلیت‌های بالای آن،

¹¹ Mean square of Error

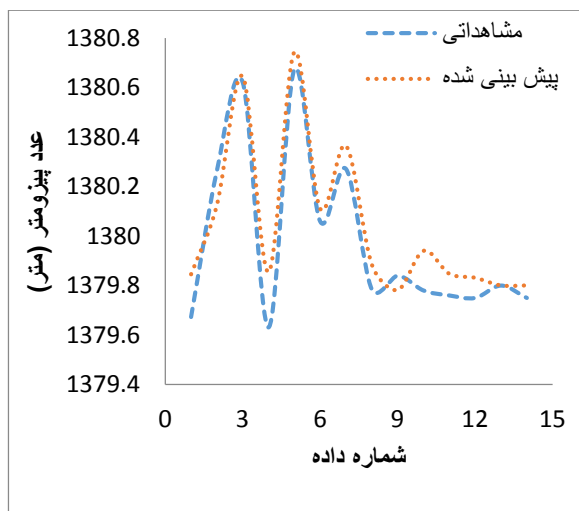
¹² Mean absolute Error

تعیین بهترین گره آموزشی

شبکه عصبی مصنوعی جهت آموزش از تعداد تکرار یا گره آموزشی استفاده می‌کند. تعداد این گره‌ها تأثیر مهمی در خطای پیش‌بینی دارد. در پژوهش حاضر بهترین تعداد گره از بین ۱۰۰۰، ۵۰۰۰، ۱۰۰۰۰ و ۲۰۰۰۰ گره که دارای کم‌ترین خطا بودند انتخاب شد. در شکل‌های زیر نتایج حاصل نشان داده شده است.



شکل (۲): منحنی برازش بین داده‌های پیزومتری (پیزومتر الکتریکی) در حال حاضر و با دو گام قبل



شکل (۳): مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید با دولایه پنهان

گزینه‌های مختلف برای رسیدن به بهترین راه‌حل، مورد امتحان قرار گرفت و در برخی موارد با آنالیز حساسیت انجام‌شده بهترین گزینه در هر مورد انتخاب شده است.

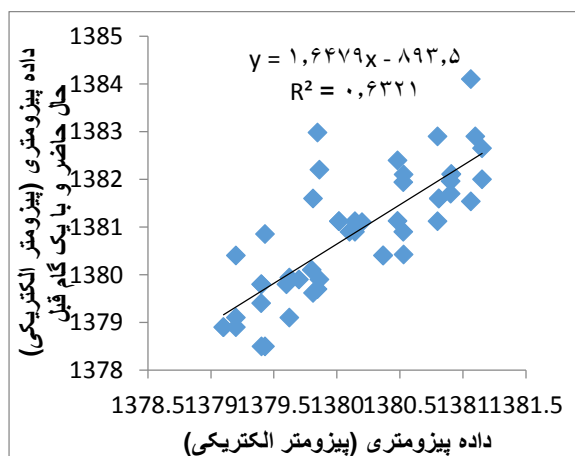
پارامترهای بررسی‌شده شامل ارتفاع آب در مخزن، دبی ورودی به سد، عوامل هیدرولوژیکی و هواشناسی، تأخیرهای زمانی داده‌های تراوش و داده‌های تراوش از بدنه سد به‌عنوان خروجی بود. هم‌چنین الگوریتم آموزشی مورد استفاده پس انتشار خطا بود.

نتایج و بحث

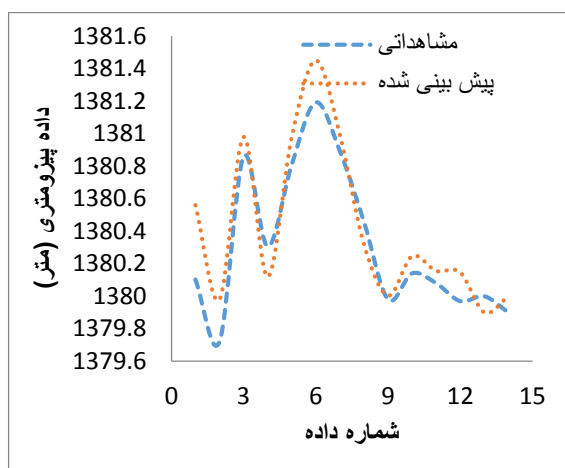
تحلیل رگرسیون

در شبکه عصبی از داده‌های یک یا چند گام زمانی قبل یا بعد مربوط به پارامتر مورد بررسی، استفاده می‌گردد. تعداد گام زمانی مورد استفاده، توسط روش رگرسیون خطی (چندگانه) مشخص می‌شود. در نوشتار حاضر از روش رگرسیون خطی و چندگانه بین داده‌های پیزومتری (پیزومترهای الکتریکی) و همان داده‌ها با لحاظ ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ گام زمانی قبل و بعد و بین داده‌های پیزومتر الکتریکی و همان داده‌ها با ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ گام زمانی قبل و بعد، بهترین دوره تعیین شد.

با توجه به شکل‌های (۱) و (۲) می‌توان به‌خوبی نتیجه‌گیری کرد که نتایج به‌دست آمده، از هیچ‌کدام از داده‌های با یک گام زمانی قبل و بعد نمی‌توان استفاده کرد. این گام‌های زمانی بالاتر به‌علت کم بودن ضریب رگرسیون، این ضریب قابلیت استفاده خود را به‌عنوان داده ورودی از دست می‌دهد.



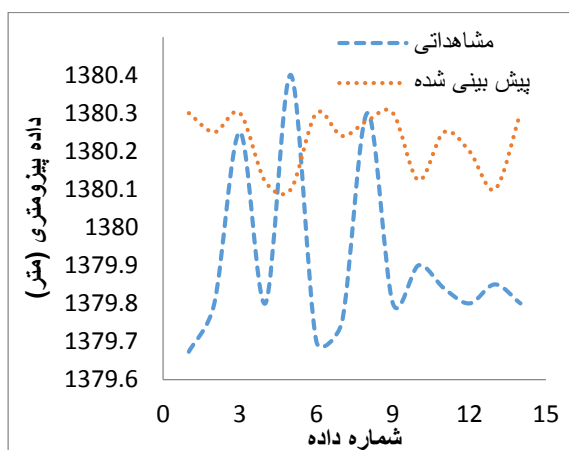
شکل (۱): منحنی برازش بین داده‌های پیزومتری (پیزومتر الکتریکی) در حال حاضر و با یک گام قبل



شکل (۵): مقایسه مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیرومتر الکتریکی شماره ۴ با ۱۰۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دولایه پنهان

جدول (۳): تحلیل خطای بین مقادیر پیش بینی شده و اندازه گیری شده برای پیرومتر الکتریکی شماره ۴ با ۱۰۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دولایه پنهان

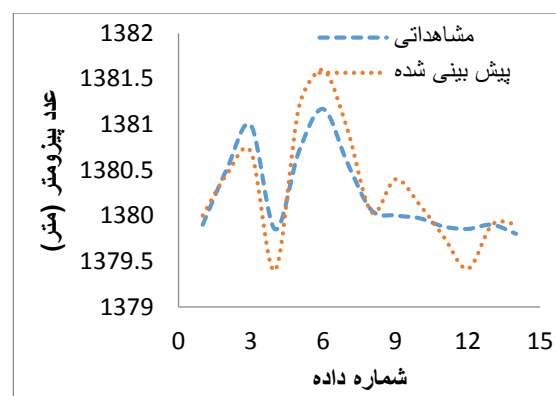
مقدار	معیار
۱/۵۸۱۴۵۶	MSE
۰/۲۸۱۴۵۸	NMSE
۱/۰۶۴۵۸۷	MAE
۰/۰۱۷۶۷۸	Min Abs Error
۲/۶۴۱۲۵۴	Max Abs Error
۰/۹۰۰۲۹۸	r



شکل (۶): مقایسه مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیرومتر الکتریکی مقطع ۴ با ۲۰۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دولایه پنهان

جدول (۱): تحلیل خطای بین مقادیر پیش بینی شده و اندازه گیری شده برای پیرومتر الکتریکی شماره ۴ با ۱۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دولایه پنهان

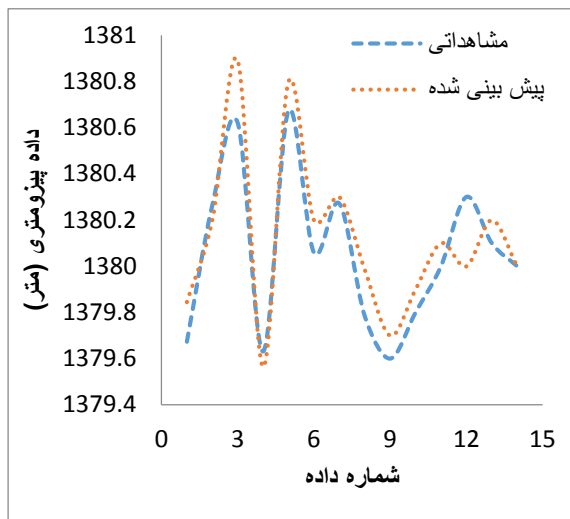
مقدار	معیار
۱۱/۲۴۳۲۶۱	MSE
۱/۹۷۰۲۱۶۷	NMSE
۲/۹۶۳۱۵۴۱	MAE
۰/۱۴۸۹۷۴۵۱	Min Abs Error
۴/۶۶۹۱۱۴	Max Abs Error
۰/۹۱۱۲۴۵۶۱	r



شکل (۴): مقایسه مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیرومتر الکتریکی شماره ۴ با ۵۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دولایه پنهان

جدول (۲): تحلیل خطای بین مقادیر پیش بینی شده و اندازه گیری شده برای پیرومتر الکتریکی شماره ۴ با ۵۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دولایه پنهان

مقدار	معیار
۱۱/۲۴۳۲۶۱	MSE
۱/۹۷۰۲۱۶۷	NMSE
۲/۹۶۳۱۵۴۱	MAE
۰/۱۴۸۹۷۴۵۱	Min Abs Error
۴/۶۶۹۱۱۴	Max Abs Error
۰/۹۱۱۲۴۵۶۱	r



شکل (۷): مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید خطی با یک‌لایه پنهان

جدول (۵): تحلیل خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴، تابع سیگموئید خطی با یک‌لایه پنهان

مقدار	معیار
۱/۳۱۱۲۵۸	MSE
۰/۲۴۱۹۶۸	NMSE
۰/۹۴۷۸۹۱	MAE
۰/۱۱۴۴۶۷	Min Abs Error
۲/۲۹۳۲۸۳	Max Abs Error
۰/۹۰۱۸۹۷	r

جدول (۶): تحلیل خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴، تابع سیگموئید خطی با دو لایه پنهان

مقدار	معیار
۱/۳۱۱۲۵۸	MSE
۰/۲۴۱۹۶۸	NMSE
۰/۹۴۷۸۹۱	MAE
۰/۱۱۴۴۶۷	Min Abs Error
۲/۲۹۳۲۸۳	Max Abs Error
۰/۰۳۲۵۷۳	r

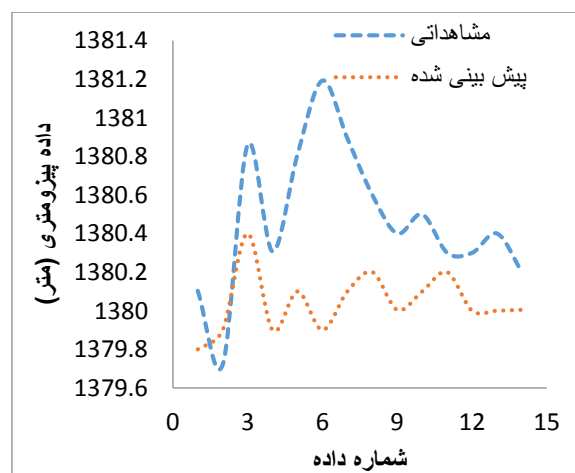
جدول (۴): تحلیل خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای پیزومتر الکتریکی مقطع ۴ با ۲۰۰۰۰ گره، تابع سیگموئید با دو لایه پنهان

مقدار	معیار
۱۱/۸۹۱۲۵۴	MSE
۲/۰۴۱۳۲۶	NMSE
۲/۸۸۴۱۶۴	MAE
۰/۱۷۴۵۸۹	Min Abs Error
۴/۴۰۱۱۸۴	Max Abs Error
-۰/۸۸۷۵۴۸۷۲	r

نتایج به‌دست‌آمده تأثیر تعداد گره‌های آموزشی را در دقت پیش‌بینی نشان می‌دهد. با توجه به نتایج با تغییر تعداد گره آموزش از ۱۰۰۰۰ به ۲۰۰۰۰ و تغییر ضریب رگرسیون از ۰/۹۰ به ۰/۸۸- در پیزومتر الکتریکی می‌توان به اهمیت تعداد دور آموزش در روند پیش‌بینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی پی برد.

انتخاب بهترین لایه پنهان

جهت انتخاب بهترین لایه پنهان با توابع مختلف از روش تحلیل خطا استفاده شد. به این صورت که شبکه را با توابع مختلف و با لایه‌های مختلف آموزش داده و خطای پیش‌بینی محاسبه گردد. انتخاب بهترین لایه پنهان بدین‌صورت است که لایه‌ای که کم‌ترین خطا را داشته باشد، به‌عنوان بهترین لایه انتخاب می‌گردد. از آنجایی که تعداد لایه در هر مقطع (ایستگاه) متفاوت با مقطع دیگر می‌باشد، بنابراین یک‌لایه ثابت نتیجه نشد.

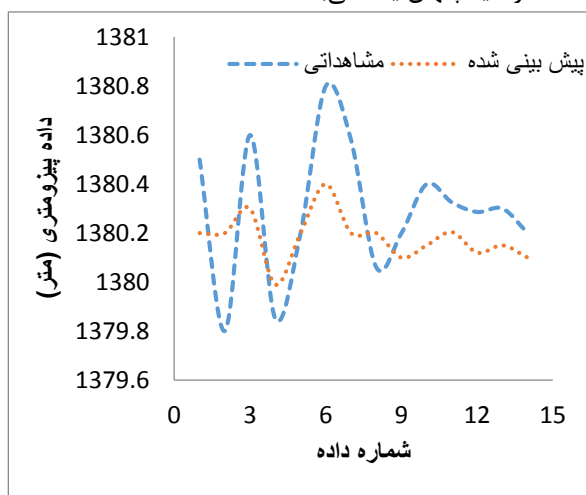


شکل (۸): مقایسه مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید خطی با دو لایه پنهان

نتایج به دست آمده نشان داد در روند آموزش و خطای پیش بینی تعداد لایه های پنهان بسیار مؤثر است. همچنین بهترین تعداد لایه و ضریب رگرسیونی بین داده های پیش بینی و اندازه گیری شده مربوط به همان تعداد لایه در پیزومتر الکتریکی شماره ۴ به ترتیب ۱ و ۰/۹۲۶۱ به دست آمد.

تعیین بهترین تابع آموزش

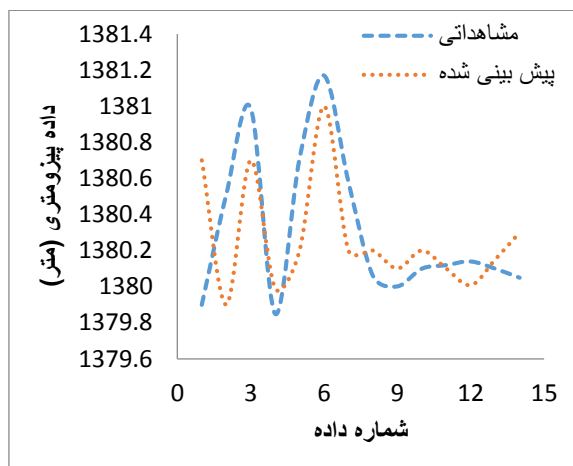
در تحقیق حاضر از سه تابع سیگموئید، تانژانت سیگموئید، تانژانت سیگموئید خطی و سیگموئید خطی جهت آموزش شبکه های مختلف استفاده شده است. همچنین برای تعیین بهترین تابع از روش تعیین خطا و ضریب رگرسیون استفاده شد. در کلیه مدل های ارائه شده زیر، تعداد آموزش شبکه ۱۰۰۰ و لایه پنهان یک می باشد.



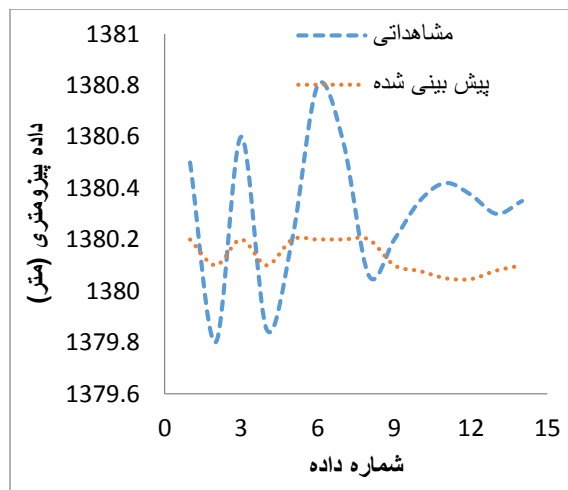
شکل (۱۱): مقایسه مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید

جدول (۸): تحلیل خطای مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع تانژانت سیگموئید

مقدار	معیار
۲۰۴۱۳۶/۱۵۲۴	MSE
۱/۰۸۶۹۸۳	NMSE
۴۴۱/۷۱۴۵۵۱	MAE
۲۸۷/۵۶۷۲۱۰	Min Abs Error
۵۷۳/۹۵۳۲۸۴	Max Abs Error
-۰/۱۰۲۴۶۳۹	r



شکل (۹): مقایسه مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید خطی با سه لایه پنهان



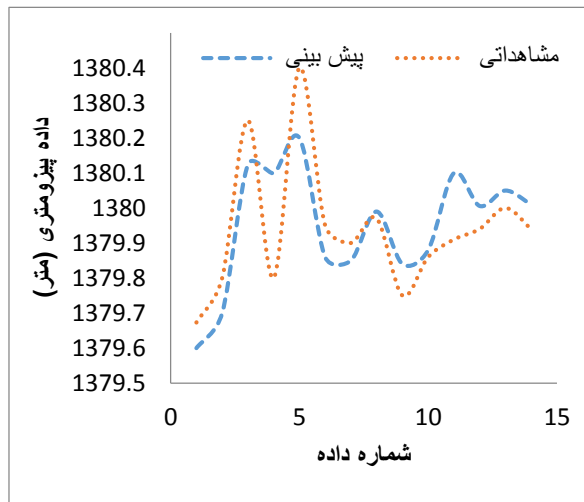
شکل (۱۰): مقایسه مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع تانژانت سیگموئید

جدول (۷): تحلیل خطای بین مقادیر پیش بینی شده و اندازه گیری شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید خطی با سه لایه پنهان

مقدار	معیار
۱/۳۱۱۲۵۸	MSE
۰/۲۴۱۹۶۸	NMSE
۰/۹۴۷۸۹۱	MAE
-۰/۱۱۴۴۶۷	Min Abs Error
۲/۲۹۳۲۸۳	Max Abs Error
۰/۹۰۱۸۹۷	r

جدول (۹): تحلیل خطای مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده
برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید

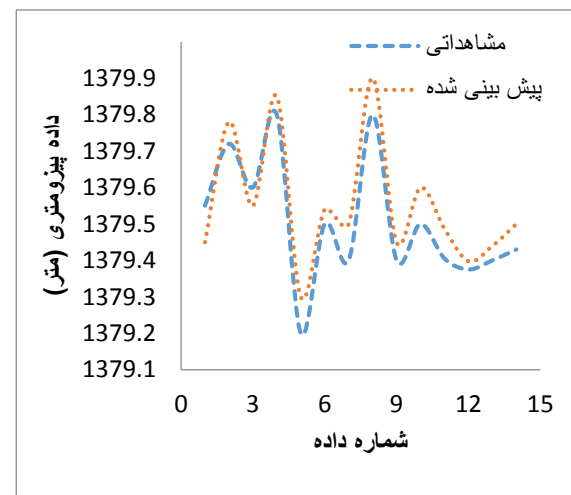
مقدار	معیار
۱۸۹۵۶۴/۱۲۵	MSE
۱/۰۱۱۷۰۴	NMSE
۴۳۲/۹۰۸۸۴۳	MAE
۳۲۷/۶۲۹۸۸۱	Min Abs Error
۴۴۸/۷۸۷۰۴۶	Max Abs Error
-۰/۲۶۱۷۴۴	r



شکل (۱۲): مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع تانژانت سیگموئید خطی

جدول (۱۱): تحلیل خطای مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده
برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع تانژانت سیگموئید خطی

مقدار	معیار
۳/۹۸۲۶۱۲	MSE
۰/۲۵۴۲۲۶	NMSE
۱/۴۴۶۶۹۷	MAE
۰/۰۲۸۱۱۷	Min Abs Error
۴/۲۱۹۱۲۶	Max Abs Error
۰/۹۳۱۷۱۸۹۷	r



شکل (۱۳): مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید خطی

جدول (۱۰): تحلیل خطای مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده برای پیزومتر الکتریکی شماره ۴ تابع سیگموئید خطی

مقدار	معیار
۰/۸۵۶۹۲۹	MSE
۰/۱۳۸۹۶۵	NMSE
۰/۸۲۹۶۴۱	MAE
۰/۲۳۲۹۶۷	Min Abs Error
۲/۲۳۲۹۸۹	Max Abs Error
۰/۹۳۰۹۸۶	r

تأثیر و اهمیت تابع آموزشی در روند پیش‌بینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده آمد به‌خوبی مشاهده نمود. تغییر ضریب رگرسیون از ۰/۹۳ به ۰/۱۰ درصد با تغییر تابع آموزشی از سیگموئید خطی به تانژانت سیگموئید در پیزومتر الکتریکی شماره ۴، حاکی از این اهمیت است.

نتایج حاصل بیان‌گر قدرت و دقت شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی تراوش از بدنه سد با توجه به خطای کم پیش-بینی و ضریب رگرسیون بین مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده بالای ۹۰ درصد، می‌باشند.

نتیجه گیری

مطالعات جامع صورت گرفته نشان داد که تراوش از بدنه سدها، مهمترین دلایل شکست سدها بوده است. از این رو در پژوهش حاضر، شناسایی این پدیده و عوامل مؤثر بر آن مورد بررسی قرار گرفت که بسیار مفید واقع گردید.

در این تحقیق سعی شد فشار پیزومتریک در بدنه سد شهید کاظمی بوکان با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی شبیه سازی شود. این شبیه سازی بر مبنای مجموعه داده های حاصل از پیزومترهای الکتریکی (شماره ۴) به کار گذاشته شده در بدنه سد، صورت گرفت. جهت تحقق به این هدف، از مجموعه داده ای شامل ۸۶۴ داده پیزومتری استفاده شد. مجموعه داده ها به صورت تصادفی به سه دسته تقسیم شدند، ۷۰ درصد داده های موجود به منظور آموزش شبکه و ۱۰ درصد داده ها برای صحت سنجی دو مدل استفاده شده اند. لذا از ۲۰ درصد باقی مانده داده های موجود برای آزمایش شبکه استفاده گردید. نتایج آزمایش مدل های پیشنهادی این نوشتار نشان می دهد که مدل های معرفی شده دریافتن هدف مسئله کاملاً موفق و با سرعت بالا عمل می کند.

به طور خلاصه می توان نتایج حاصل از این مطالعه جهت پیش بینی تراوش سد شهید کاظمی بوکان را این گونه نتیجه گیری کرد که:

۱- نتایج به دست آمده از تحلیل رگرسیونی نشان داد، از هیچ کدام یک از داده ها با یک گام زمانی قبل و بعد نمی توان استفاده کرد. در گام های زمانی بالاتر به علت کم بودن ضریب رگرسیون، قابل استفاده به عنوان داده ورودی نیست.

۲- نتایج به دست آمده تأثیر تعداد گره های آموزشی را در دقت پیش بینی نشان می دهد. با توجه به نتایج با تغییر تعداد گره آموزش از ۱۰۰۰ به ۲۰۰۰، تغییر ضریب رگرسیون از ۰/۹۰ به ۰/۸۸- در پیزومتر الکتریکی نشان از اهمیت تعداد دور آموزش در روند پیش بینی با شبکه های عصبی مصنوعی دارد. در بررسی های انجام یافته تعداد گره ۱۰۰۰ برای پیزومترهای الکتریکی مناسب به عمل آمد.

۳- در روند آموزش و خطای پیش بینی تعداد لایه های پنهان بسیار مؤثر است. هم چنین بهترین تعداد لایه و ضریب رگرسیونی بین داده های پیش بینی و اندازه گیری شده مربوط به همان تعداد لایه در پیزومترهای الکتریکی به ترتیب ۱ و ۰/۹۲۶۱ به دست آمد.

۴- در این پژوهش به صورت سعی و خطا تعداد ۱۰۰۰ سیکل برای پارامتر تراوش از بدنه سد مناسب به نظر آمد.

مراجع

- ۱- جمال، ع. ر. نیکو، م. ر؛ و کریمی، ا. (۱۳۹۰). پیش بینی مقدار دبی تراوش یافته به هسته رسی سدهای خاکی در شرایط تراوش ناپایدار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. اولین همایش تخصصی سیستم های هوشمند کامپیوتری و کاربرد آن ها. دانشگاه پیام نور استان تهران.
- ۲- منهج، م. ب. (۱۳۷۹). هوش محاسباتی (جلد اول)، مبانی شبکه های عصبی مصنوعی. دانشگاه امیرکبیر.
- ۳- شیرزاد، م. لشت نشانی، م. ا؛ و محمدی، ک. (۱۳۸۵). استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (ANNs) برای تخمین رسوب در دریاچه سد سپیدرود. همایش ملی مدیریت شبکه های آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهید چمران اهواز، دانشکده مهندسی علوم آب. ۱۲ الی ۱۴ اردیبهشت ۱۳۸۵.

۴- نشریات شرکت سهامی آب منطقه ای آذربایجان غربی تا سال ۱۳۹۲ "سد شهید کاظمی بوکان"، آرشیو آب منطقه ای آذربایجان غربی.

- 5- International Commission on Large Dams, (<http://www.icold-cigb.org/>)
- 6- Miao, X. Y. Chu, J. K. Qiao, J. and Zhang, L. H, (2012). "Predicting seepage of earth dams using neural network and genetic algorithm. Advanced Materials Research, 403, 3081-3085.
- 7- Nourani, V. Sharghi, E. and Aminfar, M. H, (2012). Integrated ANN model for earthfill dams seepage analysis: Sattarkhan Dam in Iran. Artificial Intelligence Research, 1(2), 22 pages.
- 8- Poorkarimi, S. Maghsoodian, S. MolaAbasi, H. Kordnaeij, A, (2013). Seepage evaluation of an earth dam using Group Method of Data Handling (GMDH) type neural network: A case study. Scientific Research and Essays Journal, 8(3)120-127.
- 9- Kamanbedast, A. and Delvari, A, (2013). Analysis of Earth Dam: Seepage and Stability Using Ansys and Geo-Studio Software. World Applied Sciences Journal, 17(9), 1087-1094.