

ارزیابی عملکرد روش‌های هوش مصنوعی در تخمین نشست تاج سد سنگریزه‌ای با هسته مرکزی

مهران سیف‌الهی^۱، سلیم عباسی^۲، محمدعلی لطف‌الهی یقین^۳، رسول دانشفراز^{۴*}، فرهود کلاته^۳ و
مازیار فهیمی فرزام^۵

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۵/۲۳)

چکیده

نشست غیرقابل پیش‌بینی سدهای خاکی پژوهشگران را بر آن داشته تا روش‌های نوین نظیر شبکه عصبی مصنوعی، تئوری موجک، منطق فازی و ترکیبی از این روش‌ها مورد توجه آنها قرار گیرد. در این پژوهش با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی مقدار نشست تاج در سدهای سنگریزه‌ای با هسته مرکزی تخمین زده شده است. در این پژوهش از داده‌های ۳۵ سد سنگریزه‌ای با هسته مرکزی برای آموزش و صحت‌سنجی مدل‌ها استفاده شد. شبکه عصبی مصنوعی، مدل ترکیب تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی مدل‌های پیشنهادی ارائه شده در این پژوهش هستند. بر اساس نتایج حاصل در مطالعه حاضر، بهترین مدل برای شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه مخفی که لایه اول ۱۸ نورون و لایه دوم ۷ نورون و با تابع فعال‌ساز Tansig-Tansig، با ضریب تعیین $R^2=0.4969$ ، برای مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی، تابع حلقوی (Dsigmoid) به‌عنوان تابع عضویت، با ۳ تابع عضویت و تعداد ۱۴۲ تکرار با ضریب تعیین $R^2=0.2860$ ، بهترین مدل و همچنین برای ترکیب تبدیل موجک- شبکه عصبی با تابع موجک coif2 به دلیل انطباق بیشتر این تابع با متغیرهای ورودی، عملکرد بهتری داشته و این تابع با ضریب تعیین $R^2=0.9447$ ، دارای بیشترین دقت نسبت به سایر مدل‌ها است.

واژه‌های کلیدی: نشست تاج سد، سد سنگریزه‌ای، شبکه عصبی مصنوعی، تبدیل موجک، فازی - عصبی

۱. گروه مهندسی عمران- سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۲. گروه مهندسی عمران- سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

۳. گروه مهندسی عمران- آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۴. گروه مهندسی عمران- هیدرولیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران

۵. گروه مهندسی عمران- سازه، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: daneshfaraz@yahoo.com

مقدمه

سدهای خاکی (Embankment Dam) به دلیل مزایای بسیار از جمله استفاده از مصالح طبیعی موجود و احداث در هر نوع دره، همواره مورد توجه بوده است. البته مصالح در دسترس باید مشخصه‌های فیزیکی مناسبی برای قسمت‌های مختلف سد داشته باشد تا بتوان از آنها بهره برد. از مصالح با نفوذپذیری کم در هسته سد خاکی و مصالح با وزن مخصوص بالا در پاشنه پایین دست سد به منظور تأمین پایداری آن استفاده می‌شود، که در برخی پروژه‌ها هزینه‌های قابل توجهی صرف تهیه مصالح مصرفی می‌شود. کوچک‌ترین اشتباه محاسباتی در طراحی یا عدم دقت در ساخت اینگونه سدها، خسارات جبران‌ناپذیری را به دنبال دارد. برای این منظور روش‌های عددی بسیاری نظیر المان محدود و ... به تحلیل این سازه در زمان پرداخته شده است که بسیار قابل اعتماد هستند، اما این روش‌ها نیاز به صرف زمان بیشتری برای تعریف مدل و تحلیل دارند. درحالی که روش‌های محاسباتی نرم (Soft Computing)، سریع‌تر به جواب می‌رسند به شرطی که دارای دقت و صحت مناسب باشند. حائری و فقیهی (۲۰۰۸) رفتار سد خاکی - سنگریزه‌ای (Rockfill Dam) طالقان را با روش المان محدود بررسی کردند، آنها در مطالعات خود به این نتیجه رسیدند که در دو مدل رفتاری الاستیک و الاستو-پلاستیک انتقال نیرو از هسته سد به پوسته آن در اثر اختلاف نشست بین دو مصالح است (۱۲). میرمحمدحسینی و شاهوردی (۲۰۱۳) سد سنگریزه‌ای گتوند علیا، با هسته رسی مخلوط ساخته شده روی رودخانه کارون را به صورت دوبعدی در نرم‌افزار FLAC مدل‌سازی و تحلیل کردند. نشست‌های حاصل از ابزار دقیق و تحلیل عددی در دوران ساخت و پایان ساخت مقایسه شده و تحلیل برگشتی برای صحت خصوصیات مصالح صورت گرفت (۱۳). صفرزاده و همکاران (۲۰۲۱) جریان سه بعدی ناشی از پدیده شکست سد روی بستر متخلخل را به صورت عددی بررسی کردند و تأثیر نفوذپذیری بستر متخلخل، عمق بستر متخلخل و عمق آب در بستر متخلخل در پایین دست، روی حرکت موج مثبت را نیز

مطالعه کردند (۲۷). کرمانی و همکاران (۲۰۱۷) روش تجربی برای پیش‌بینی نشست پس از ساخت سدهای سنگریزه‌ای با رویه بتنی به کار بردند. نتایج تحقیق نشان داد که نشست تاج این نوع سدها با خصوصیات مکانیکی محل سنگریزه، تفاوت تراکم مصالح و میزان رطوبت در آزمایشگاه و محل احداث سد در هنگام ساخت، هندسه سد و پیچیدگی مسیرهای تنش، مرتبط هست (۲۰). رشیدی و حائری (۲۰۱۷) رفتار سد خاکی - سنگریزه‌ای گاوکشان را در حین ساخت با استفاده از مدل‌سازی دو بعدی بررسی کردند، و به این نتیجه رسیدند که رفتار این سد در بزرگ‌ترین سطح مقطع آن از نظر ته‌نشینی، تنش‌ها و فشار آب منافذ در پایان ساخت و توقف اولیه قابل قبول است (۲۶). جعفری (۲۰۱۸) با روش المان محدود توسعه یافته به مدل‌سازی پیوسته تغییر شکل سد خاکی کرخه پرداخت. با توجه به اختلافات بین نشست‌های مشاهده شده و پیش‌بینی شده از طریق مدل روی نقاط کنترل که تقریباً برابر با یک میلی‌متر بود. همچنین بهبود ۸۹ درصدی در صحت و ۷۳ درصد در دقت مدل، می‌توان نتیجه گرفت که مدل‌سازی به روش ارائه شده در این مطالعه بر اساس سنسورهای چندگانه موفقیت بیشتری نسبت به مدل‌سازی بر اساس اطلاعات یک سنسور داشته است (۱۵). کاماسی و بیرانوند (۲۰۱۹)، کاماسی و بیرانوند (۲۰۲۰) و مظاهری و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از نتایج ابزار دقیق به بررسی جابه‌جایی افقی، قائم و نیز فشار آب حفره‌ای در سدهای ایوشان، رودبال داراب و دویرج ایلام پرداختند (۱۸)، (۱۹ و ۲۴). طراحان ۲ درصد (در مناطق عادی) و ۳ درصد (در مناطق لرزه‌خیز) ارتفاع کل سد را به عنوان نشست تاج در نظر می‌گیرند که منجر به طراحی غیراقتصادی طرح می‌شود (۶). پژوهشگران دیگری نیز شبیه‌سازی عددی شکست هیدرولیک در سد خاکی و سنگریزه‌ای با استفاده از روش اجزای محدود، یک مدل بهینه‌سازی برای مرحله ساخت و ساز ناحیه‌ای از سدهای سنگریزه‌ای بر اساس الگوریتم پیشرفته بهینه‌سازی نهنگ و فاکتور اصلاح شکل دره برای تخمین نشست سد سنگریزه‌ای را مطالعه کردند (۱۷، ۲۹ و ۳۰).

تبدیل موجک

تبدیل موجک توسعه‌یافته تبدیل فوریه و یک روش ابداعی برای تحلیل سیگنال است. الگوریتم تبدیل موجک، به‌گونه‌ای است که توانایی تحلیل صریح و با دقت مؤلفه‌های تفکیک‌یافته را با استفاده از پنجره مقیاس‌بندی شده در سطوح مختلف تجزیه را داراست (۱). علاوه بر این تبدیل موجک برای تحلیل داده‌ها در فضای فرکانسی و زمانی به‌منظور استخراج اطلاعات از سیگنال‌های موقتی و ناپیوسته توانا تر است (۱۶).

تبدیل موجک پیوسته (Continuous Wavelet Transform) یک سیگنال، روشی برای پردازش سیگنال مقیاس‌بندی شده زمانی است که می‌تواند به‌عنوان جمع سراسری تمام سیگنال‌ها به‌وسیله انتقال و مقیاس انواع مختلف تابع موجک تعیین شود، به بیان ریاضی:

$$W_x(a, b, \Psi) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

که در رابطه (۱)، a پارامتر مقیاس و b پارامتر انتقال است. $\Psi(t)$ نشان‌دهنده تابع موجک مادر (Mother Wavelet Function) و $\Psi^*(t)$ تابع موجک دختر است. در نتیجه تبدیل موجک گسسته (Discrete Wavelet Transform) می‌تواند از گسسته‌سازی رابطه (۱) حاصل شود. پارامتر a و b به این ترتیب تعریف می‌شود:

$$a = a_0^m, b = n a_0^m b_0 \quad (2)$$

که در این رابطه m و n عدد صحیح هستند. تابع $f(t)$ متغیری است که موجک تفکیک کند که در این فرایند a_0 و b_0 ضرایب مقیاس و انتقال اولیه هستند، که به‌صورت تقریبی و تصادفی تعیین می‌شوند که در طول فرایند اصلاح می‌شوند. البته پژوهش‌هایی مبنی بر تعیین این ضرایب بر مبنای موجک مادر انجام شده است. با جایگذاری رابطه (۲) در رابطه (۱)، رابطه (۳) به‌دست می‌آید:

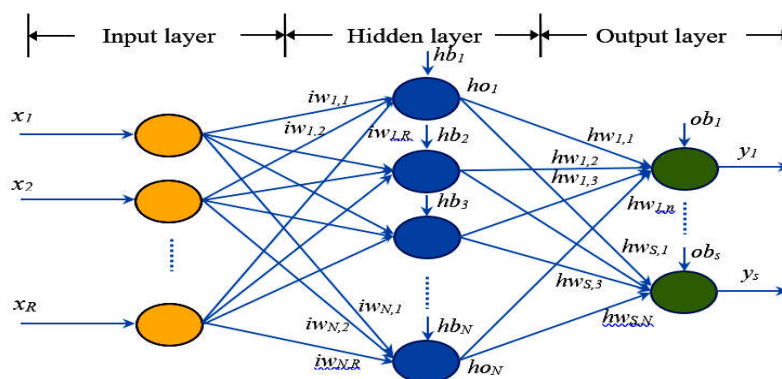
$$W_x(m, n, \Psi) = a_0^{-m/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi^* (a_0^{-m} t - n b_0) dt \quad (3)$$

رابطه (۳) تبدیل موجک گسسته را به‌صورت ریاضی بیان می‌کند (۱۰).

با توجه به مرور مطالعات پیشین ملاحظه می‌شود که نشست و تغییر شکل سدهای خاکی و سنگریزه‌ای به‌صورت عددی شبیه‌سازی شده که برای حل عددی و تحلیل مدل‌ها با مش بندی زیاد زمان‌بر بوده و همچنین صرف هزینه و نگهداری ابزارهای اندازه‌گیری از نکات ضعف روش‌های مذکور است. با توجه به اینکه خلأ مطالعاتی در بررسی نشست سدهای سنگریزه‌ای به روش هوش مصنوعی وجود داشت، بر این اساس در مطالعه حاضر از روش‌های هوش مصنوعی برای تخمین نشست سدهای سنگریزه‌ای با هسته مرکزی استفاده شده است تا علاوه بر صرف زمان و هزینه کمتر، به دقت بالا نیز دست یافت. هدف اصلی این تحقیق عبارتند از: ۱- استفاده از روش‌های سریع در محاسبه متغیرهای پیچیده مهندسی به‌گونه‌ای که حداقل خطای قابل قبولی را ارائه دهند، ۲- ارائه برآورد اولیه و قابل استناد برای نشست سدهای خاکی در تعیین ارتفاع نهایی سد و محاسبه ارتفاع آزاد سد، ۳- پیشنهاد مدل‌های محاسباتی نرم با فرایندهای آنالیز متفاوت که در نهایت با مقایسه آنها با یکدیگر کاربردی‌ترین روش ارائه می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک رویکرد بسیار ساده از ساختارهای بیولوژیکی است که در مغز انسان یافت می‌شود (۲۱). شبکه عصبی مصنوعی یک ساختار چندلایه دارد که شامل تعداد زیادی از عناصر اصلی پردازش به‌هم پیوسته برای تقلید از نورون‌های مغزی است. شبکه عصبی شامل عناصر محاسباتی به نام نورون‌ها است، به‌طوری که آنها ورودی‌ها را ترکیب کرده و وزن آنها را تعیین می‌کنند. از آنجا که شبکه عصبی مصنوعی داده‌ها را به‌عنوان الگو در مجموعه‌ای از عناصر پردازش با اقتباس از وزن‌های اتصال ذخیره می‌کند، می‌توان نقشه‌های پیچیده را از طریق ویژگی‌های بازنمایی‌های توزیع شده تشخیص داد (۷). شکل ۱ نمایشی از معماری شبکه عصبی مصنوعی است.



شکل ۱. ساختار نمادین شبکه عصبی مصنوعی (۴)

فضای خروجی است و سازوکار اولیه برای انجام این کار فهرستی از جملات Then-If است، که قانون نامیده می‌شوند. از طرفی، شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل قابلیت‌های آموزش پذیری با استفاده از الگوهای مختلف آموزشی می‌توانند ارتباط مناسبی بین متغیرهای ورودی و خروجی ایجاد کنند. سامانه استنتاج تطبیقی عصبی - فازی، شبکه‌ای ۵ لایه‌ای، متشکل از گره‌ها و کمان‌های اتصال‌دهنده گره‌ها است. ساختار مناسب سامانه عصبی - فازی متناسب با داده‌های ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی انتخاب می‌شود. شکل ۲ نمایشی از معماری شبکه عصبی - فازی با دو ورودی، یک خروجی و دو قانون است (۹).

در مرحله آموزش، با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. نکاتی که در مورد آموزش شبکه عصبی - فازی باید به آنها توجه کرد، عبارتند از:

الف - اطلاعاتی که برای آزمون و آموزش انتخاب می‌شوند باید به صورت تصادفی انتخاب شوند.

ب - مدل توانایی شیب‌سازی اطلاعاتی که خارج از دامنه اطلاعات آموزش باشد، را ندارد.

ج - اطلاعات ورودی به مدل برای حصول نتایج بهتر باید نرمال شوند.

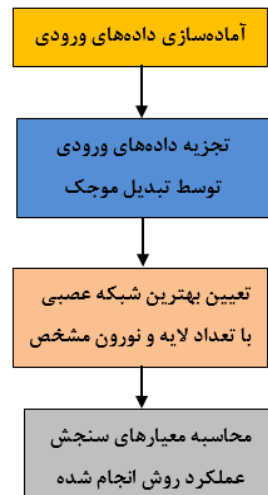
در شکل ۳، متغیرهای D و V تأثیر تابع عضویت در ورودی

مدل ترکیبی موجک و شبکه عصبی مصنوعی

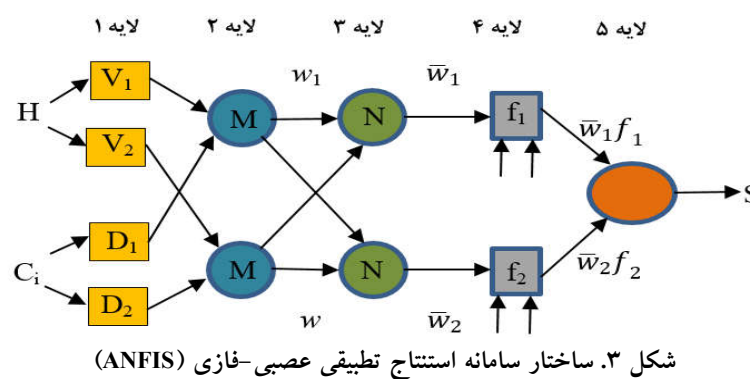
تبدیل موجک ماهیت اصلی سیگنال را از ماهیت موقتی و گذرای آن تفکیک می‌کند. این مدل در واقع پارامترهای ورودی را توسط موجک به مؤلفه‌های جزئی و کلی تفکیک می‌کند و تمام این مؤلفه‌ها را به عنوان متغیر ورودی به شبکه عصبی می‌دهد. یکی از مزیت‌های مهم مدل ترکیبی موجک - شبکه عصبی در مقایسه با شبکه عصبی تنها، توانایی تشخیص مؤلفه‌های زمانی منظم از پارامترهای ورودی در سری‌های زمانی نامنظم است. از تبدیل موجک گسسته به دلیل نیاز به محاسبات کمتر نسبت به تبدیل موجک پیوسته در این پژوهش استفاده شده است، همچنین در این پژوهش در راستای تفکیک متغیرهای ورودی آزمایشگاهی استفاده شده است و پژوهش‌های بسیاری این روش را در تفکیک و تحلیل متغیرهای ورودی به شبکه عصبی انجام داده‌اند (۲۳ و ۲۵). شکل ۲ ساختار کلی توضیح ارائه شده را به صورت نمادین نشان می‌دهد.

سامانه استنتاج تطبیقی عصبی - فازی

توانایی پیاده‌سازی دانش بشری با استفاده از مفاهیم برجسب‌های زبانی و قواعد فازی، غیرخطی بودن و قابلیت سازش‌پذیری (Compatibility) این سیستم‌ها و دقت بهتر آنها در مقایسه با سایر روش‌ها در شرایط محدودیت داده‌ها، از جمله مهم‌ترین ویژگی‌های این سیستم‌ها است. نکته مهم منطق فازی امکان برقراری ارتباط بین فضای ورودی به



شکل ۲. ساختار نمادین تحلیل و تفکیک داده‌ها توسط موجک قبل از شبکه عصبی



شکل ۳. ساختار سامانه استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS)

می‌دهد. لازم به ذکر است که شاخص تراکم‌پذیری از رابطه (۴) محاسبه می‌شود (۱۱):

$$C_i = 1 - (i_E - i_F) \quad (4)$$

در رابطه (۴)، i_E شاخص کیفیت متراکم‌سازی سد (Embankment Compaction Index) و i_F شاخص کیفیت فونداسیون (Foundation Quality Index) سد است که در جدول‌های ۱ و ۲ نحوه تخصیص مقادیر مشخص به این شاخص‌ها آمده است. پارامتر C_i شاخص کیفیت فونداسیون بین صفر تا یک است.

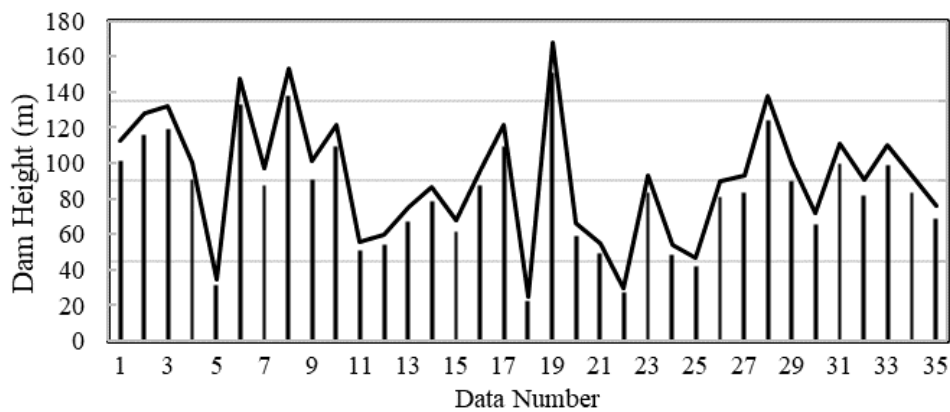
از پارامترهای ضریب تعیین (Determination Coefficient) (R^2) ، ضریب همبستگی (Correlation Coefficient) (R) و خطای جذر میانگین مربعات (Root Mean Square Error) (RMSE) به‌عنوان شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده

است، که در پژوهش حاضر تابع عضویت ۲ یا ۳ است. M لایه تولیدی است، که مجموع خروجی تابع عضویت اول را در نورون اول و تابع دوم را در نورون دوم تجمیع می‌کند و تحویل لایه بعدی که لایه نرمال شده است، می‌دهد و این لایه نرمال شده با N نشان داده می‌شود.

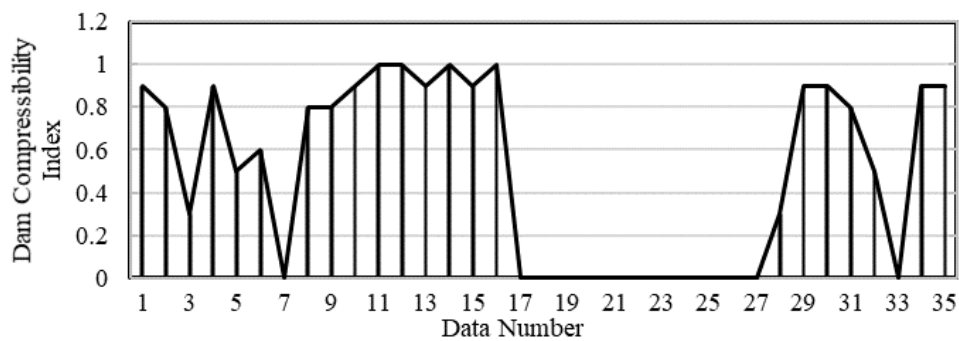
بررسی داده‌های مورد استفاده در مطالعه حاضر

در این تحقیق از داده‌های ۳۵ سد سنگریزه‌ای با هسته مرکزی استفاده شده و پارامترهای ورودی ارتفاع سد (H) برحسب متر و شاخص تراکم‌پذیری (Compactibility) (C_i) و همچنین پارامتر خروجی نشست تاج سد (S) برحسب متر، در نظر گرفته شده است (۳، ۵، ۱۱، ۲۲ و ۲۸).

شکل‌های ۴ و ۵ نمودار تغییرات پارامترهای ورودی را نشان



شکل ۴. تغییرات پارامترهای ورودی، ارتفاع سد



شکل ۵. تغییرات پارامترهای ورودی، شاخص تراکم پذیری سد

جدول ۱. شاخص کیفیت متراکم سازی خاکریز بر اساس شرایط و روش تراکم (۲۸)

ضخامت پیشرفت (متر)			روش تراکم
بیشتر از ۳	۲ تا ۳	کمتر از ۲	
۰/۲۵	۰/۵	۱	تراکم با غلتک
۰/۱	۰/۱۵	۰/۲	ریخته شده - مرطوب
۰	۰/۰۵	۰/۱	ریخته شده - خشک چین

جدول ۲. شاخص کیفیت فونداسیون (۲۸)

سنگ یک دست و سالم	سنگ ضعیف و هوازده	سنگ ضخیم رودخانه‌ای
۱	۰/۵	۰/۱

$$\varphi^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (t_k - y_k)^2}{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)^2}$$

(۵)

شده است، زیرا انطباق میان خروجی مدل و مقادیر واقعی اندازه گیری شده را هر چه بهتر نشان می دهد. رابطه های (۵)، (۶) و (۷) به ترتیب φ^2 ، R و RMSE را محاسبه می کنند (۸).

$$S = \beta H^\gamma \quad (9)$$

شکل ۶ نمودار تخمین مقادیر نشست اندازه‌گیری شده را برای ۳۵ سد مورد بررسی نشان می‌دهد. با بررسی دو رابطه (۷ و ۸) و محاسبه معیارهای عملکردی که در جدول ۳ آمده است، مشخص می‌شود که هر دو رابطه کارایی برای تخمین نشست ندارند، ولی با توجه به مقادیر جدول ۳ رابطه کلمنتس (۱۹۸۴) نسبت به رابطه دیگر دارای اعتبار بیشتری است.

تعریف مدل‌های ورودی

در این پژوهش، داده‌های آزمایشگاهی تحت بررسی و تحلیل قرار گرفته شده است و سرانجام از بین مدل‌ها بهترین خروجی به‌عنوان نماینده همان روش برای مقایسه با سایر روش‌ها ارائه شده است (۳، ۱۱ و ۲۸). در روش شبکه عصبی با الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگارت (Levenberg-Marguardt (LM)، تعداد لایه‌های پنهان بین یک و دو لایه و تعداد نورون هر لایه با آزمون و خطا در بین بازه ۵ تا ۲۰ نورونی انتخاب شد. الگوریتم لونیبرگ-مارگارت به دلیل سرعت، دقت و قابلیت اطمینان، برای آموزش مدل‌های شبکه عصبی این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته شده است.

به منظور اعتبارسنجی شبکه عصبی ایجاد شده ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزشی و مابقی به‌عنوان داده‌های صحت‌سنجی و به صورت تصادفی انتخاب شده است. برای مشخص کردن تابع انتقال بهینه، با ثابت نگهداشتن ساختار، قانون یادگیری و سایر پارامترها، شبکه برای توابع انتقال مختلف آموزش داده شده است. بدین منظور از شبکه تک لایه با ۱۰ گره میانی و قانون یادگیری پس‌انتشار کاهش گرادیان استفاده شد و برای هر تابع انتقال، شبکه تا ۱۰۰ گام تکرار، آموزش داده شد. در نهایت مشخص شد که کمترین خطا به هنگام استفاده از تابع انتقال سیگموئیدی به دست می‌آید. برای دستیابی به قانون آموزش بهینه، سایر پارامترهای مؤثر بر عملکرد شبکه عصبی را ثابت نگه داشته و با تغییر قوانین آموزش،

$$R = \frac{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)(y_k - \bar{y}_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)^2 \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y}_k)^2}} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (t_k - y_k)^2}{N}} \quad (7)$$

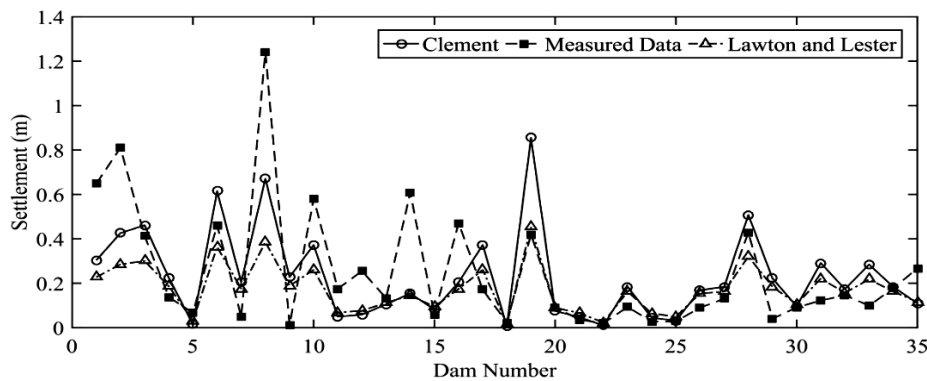
شبیه‌سازی، نتایج و بحث

روابط ارائه شده

کلمنتس (۱۹۸۴)، با بررسی نشست تاج ۶۸ سد سنگریزه‌ای رابطه (۸) را برای میزان نشست ارائه کرد (۵).

$$S = aH^b \quad (8)$$

در این رابطه H ارتفاع سد، S میزان نشست تخمین زده شده و ضریب a و b به ترتیب ۰/۰۰۲ و ۱/۱ در نظر گرفته شده است. البته این ضرایب برای سدهایی با عمر کمتر از ۱۰ سال اعتبار دارد، برای بیشتر از این زمان، a و b به ترتیب برابر $10^7 \times 14$ و $2/6$ مدنظر است. رابطه کلمنتس (۱۹۸۴) فقط به ارتفاع سد بستگی دارد، که در واقع نشان‌دهنده ضعف رابطه ارائه شده است. به دلیل اینکه کلمنتس (۱۹۸۴) تأثیر عواملی همچون تراکم‌پذیری را در نظر نگرفته، رابطه پیشنهادی کلمنتس (۱۹۸۴) دقیق نیست. به عبارت دیگر اگر دو سد یکسان دارای شاخص تراکم‌پذیری متفاوتی باشند از دیدگاه کلمنتس (۱۹۸۴) تفاوتی بین آنها وجود ندارد و هر دو به یک اندازه نشست می‌کنند، در صورتی که در واقعیت دارای نشست‌های متفاوتی خواهند بود (۵). قبل از کلمنتس (۱۹۸۴)، لاوتون و لستر (۱۹۶۴) و سویدمیر و کارنسلی (۱۹۷۹) رابطه (۹) را پیشنهاد کردند (۵، ۲۲ و ۲۸). در این رابطه مانند رابطه (۷)، H ارتفاع سد و S نشست تخمین زده شده است و پارامترهای γ و β برای سد سنگریزه‌ای با هسته مرکزی، برابر $10^{-4} \times 0/64$ و $1/73$ است. لازم به ذکر است که میزان γ و β برای انواع سد سنگریزه‌ای با توجه به نحوه قرارگیری هسته در بدنه سد مقادیر متفاوتی را دارا است (۵).



شکل ۶. مقایسه روابط تجربی ارائه شده با مقادیر اندازه‌گیری شده (۵ و ۲۲)

جدول ۳. مقادیر معیارهای عملکردی برای روابط تجربی بررسی شده

ضریب تعیین	ضریب همبستگی	محقق
۰/۱۶۶۲	۰/۴۳۹	کلمنتس (۱۹۸۴)
۰/۱۶۴۲	۰/۴۳۴	لاوتون و لستر (۱۹۶۴)

گره‌ها در هر یک از آنهاست. برای آموزش سریع شبکه و سادگی برای کاربرد عملی، یک لایه مخفی انتخاب شد و با تغییر تعداد گره‌ها در این لایه، شبکه برای ۲۰۰ بار تکرار آموزش داده شد. در تمامی این حالت‌ها از الگوریتم پس انتشار خطا با قانون یادگیری لوببرگ - مارگارت و تابع انتقال سیگموئید استفاده شد. نرخ آموزش شبکه و تعداد دوره تکرار شبکه به ترتیب ۰/۱ و ۴۰۰ در نظر گرفته شده است و با افزایش میزان خطای میانگین مربعات (MSE)، روند آموزش شبکه به صورت خودکار متوقف شد. ساختار انتخاب بهترین شبکه عصبی گفته شده در شکل ۳، در شکل ۷ آورده شده است این فرایند برای دستیابی به بهترین شبکه از بین ۱۵۰ شبکه تولید شده طراحی و برنامه‌نویسی شده است.

نتایج حاصل از تحلیل مدل‌ها به روش شبکه عصبی مصنوعی

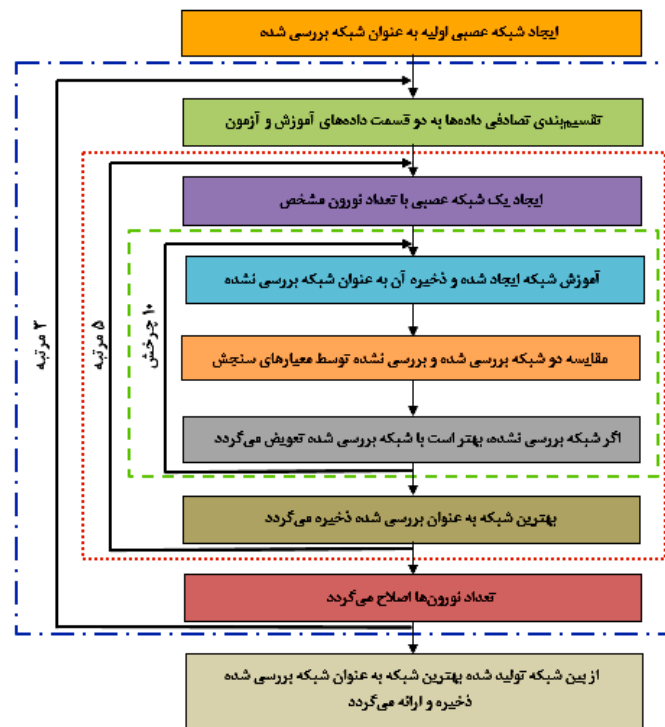
در این پژوهش، تعداد لایه مخفی و بازه تغییرات نورون لایه پنهان برای هر لایه توسط رابطه ارائه شده توسط هوآنگ و بابری (۱۹۹۷) مشخص شده و سپس خروجی به صورت

شبکه تا ۱۰۰۰ گام تکرار آموزش داده شد. بدین منظور شبکه‌ای با یک لایه پنهان که شامل ۱۰ گره و تابع انتقال سیگموئید بود، استفاده شد. خروجی تابع تحریک سیگموئید استفاده شده در الگوریتم انتشار برگشتی، در محدوده بین صفر و یک است، لذا بایستی مقدار خروجی زوج‌های آموزشی در همین محدوده قرار گیرند. بنابراین باید زوج‌های آموزشی را در محدوده بین صفر و یک نگاشت کرد. عمل نگاشت به سادگی و با استفاده از قاعده کلی زیر انجام می‌گیرد:

$$X_i = \frac{X_i - X_{i \min}}{X_{i \max} - X_{i \min}} \quad (10)$$

به گونه‌ای که X_i مقدار نگاشت شده ورودی $X_{i \max}$ و $X_{i \min}$ به ترتیب حداکثر و حداقل مقادیر در محدوده X_i است.

این عمل تضمین می‌کند که خروجی هر یک از نورون‌های ورودی در محدوده بین صفر و یک قرار گیرد. پس از مشخص شدن نوع تابع انتقال و قانون یادگیری، ساختارهای مختلف شبکه مورد بررسی قرار گرفت، تا معماری شبکه بهینه مشخص شود. منظور از مشخص کردن معماری شبکه، تعیین تعداد لایه‌های پنهانی (میانی) و تعداد



شکل ۷. ساختار انتخاب بهترین شبکه عصبی مصنوعی

نتایج حاصل از تحلیل مدل‌ها به روش ترکیبی تبدیل موجک و شبکه عصبی

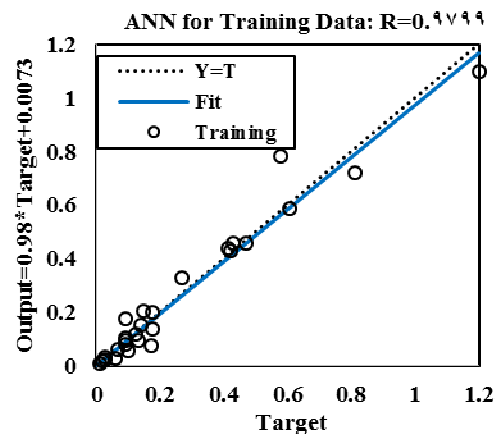
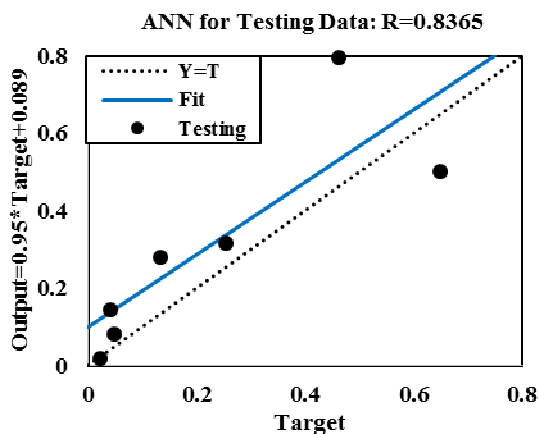
در این مدل از شبکه عصبی منتخب در قسمت قبل یعنی شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه مخفی ۱۸ و ۷ نورونی بهره گرفته شده است و از توابع موجک آورده شده در جدول ۵، به‌عنوان پیش پردازشگر برای شبکه عصبی که باعث بهبود عملکرد شبکه می‌شود، استفاده شده است. به‌منظور بررسی تمام توابع موجک از هر خانواده تابع موجک یک تابع به‌عنوان نماینده استفاده شد، که در جدول ۵ مقادیر معیارهای عملکردی آورده شده است. لازم به ذکر است تئوری موجک با سه سطح تجزیه داده‌ها را پیش از شبکه تفکیک می‌کند. با توجه به نتایج ارائه شده، تابع موجک coif2 به دلیل انطباق بیشتر این تابع با متغیرهای ورودی بهترین عملکرد را از سایر توابع از خود ارائه می‌دهد. این تابع موجک پیشنهادی نسبت به سایر توابع موجک استفاده شده عملکرد بهتری داشته و تخمین دقیق‌تری از خود ارائه داده است. این تابع با ۹۸ درصد دقت، بهبود ۱۴ درصدی

جدول ۴ ارائه می‌شود (۱۴). برای حالت‌های مختلف شبکه، بهترین آن در جدول ۴ گردآوری شده است. با توجه به معیارهای عملکردی گفته شده مدل ردیف ۳ یعنی شبکه با دو لایه مخفی که لایه اول ۱۸ نورون و لایه دوم ۷ نورون دارد و تابع فعال‌ساز Tansig-Tansig برای هر دو لایه، بهترین مدل از بین مدل‌های ارائه شده است.

این مدل از دقت تقریباً ۸۴ درصدی و رعایت اصل شکل بیضوی (اصل بیضوی به این معنی است که لایه ورودی و لایه مخفی و در نهایت لایه خروجی باید به صورت یک بیضی باشند، یعنی لایه مخفی تعداد نورون بیشتری داشته باشند). در تعداد نورون‌ها برخوردار است. بعد از ردیف ۳، بیشترین دقت مربوط به ردیف ۴ است، که به لحاظ تعداد نورون‌ها با ردیف سوم برابر بود، با این تفاوت که تابع فعال‌ساز برای لایه دوم در این ردیف تابع فعال‌ساز logsig بود و دارای دقت تقریباً ۸۰ درصد است. شکل ۸ نمودار ضریب همبستگی را برای داده‌های آموزش و صحت‌سنجی نشان می‌دهد.

جدول ۴. مقادیر معیارهای عملکردی مدل شبکه عصبی برای انواع حالت‌های ارائه شده

ضریب تعیین		ضریب همبستگی		تابع فعال‌ساز	معماری شبکه	ردیف
صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش			
۰/۳۶۳۲	۰/۹۵۴۶	۰/۷۷۶۴	۰/۹۷۸۸	tansig	۱۰	۱
۰/۳۷۰۶	۰/۹۲۴۶	۰/۷۷۱۲	۰/۹۶۲۲	tansig	۱۲	۲
۰/۴۹۶۹	۰/۹۵۹۹	۰/۸۳۶۵	۰/۹۷۹۹	tansig-tansig	۱۸-۷	۳
۰/۳۷۶۲	۰/۹۲۴۹	۰/۷۹۸۹	۰/۹۶۹۴	tansig-logsig	۱۸-۷	۴
۰/۴۱۴۲	۰/۹۳۰۵	۰/۷۴۲۵	۰/۹۶۶۸	tansig-tansig	۱۲-۵	۵
۰/۳۳۶۷	۰/۸۶۴۴	۰/۷۱۸۸	۰/۹۳۳۱	tansig-tansig	۱۲-۷	۶
۰/۲۶۳۲	۰/۸۶۱۵	۰/۷۰۷۴	۰/۹۲۹۳	tansig-tansig	۱۲-۹	۷
۰/۴۲۴۶	۰/۸۲۱۹	۰/۸۰۴۵	۰/۹۰۸۴	tansig-tansig	۱۵-۹	۸



شکل ۸. ضریب همبستگی خطی بین شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های اندازه‌گیری شده

جدول ۵. مقادیر معیارهای عملکردی ترکیب موجک و شبکه عصبی برای انواع تابع موجک

ضریب تعیین		ضریب همبستگی		تابع موجک
صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	
۰/۸۷۶۱	۰/۸۱۸۳	۰/۹۵۴۵	۰/۹۱۱۴	db4
۰/۵۸۳۶	۰/۸۸۰۲	۰/۸۴۴۸	۰/۹۳۹۷	dmey
۰/۵۸۲۸	۰/۷۲۴۳	۰/۶۸۸۶	۰/۸۶۵۵	rbio6.8
۰/۸۶۰۶	۰/۹۲۳۵	۰/۹۷۶۴	۰/۹۶۲۵	bior6.8
۰/۹۴۴۷	۰/۸۰۴۷	۰/۹۸۸۹	۰/۹۰۳۴	coif2
۰/۷۴۸۵	۰/۸۷۲۸	۰/۹۲۴۲	۰/۹۳۵۹	haar
۰/۵۱۵۷	۰/۸۱۹۱	۰/۷۹۰۲	۰/۹۲۰۷	sym4

ملاحظه‌ای است. بهترین روش پیشنهادی مطالعه حاضر در جدول ۷ مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی بوده در مقایسه با روابط پیشنهادی دارای دقت دو برابری (۰/۴۳۹) برای رابطه کلمنتس (۱۹۸۴) و ۰/۹۸۸۹ برای مدل ترکیب موجک و شبکه عصبی (coif2) است.

در شکل ۱۰ معیارهای عملکردی به صورت نمودار ستونی ترسیم شده است تا بتوان بهترین مدل برتر را تشخیص داد. با توجه به شکل ۱۰ ملاحظه می‌شود که صحت نتایج در ضریب تعیین و ضریب همبستگی برای مدل ترکیبی تبدیل موجک - شبکه عصبی دارای دقت قابل ملاحظه‌ای نسبت به دیگر روش‌های به کار برده شده است.

شکل ۱۱ خروجی نهایی پیش‌بینی شده توسط مدل‌های پیشنهادی را در یک نمودار نشان می‌دهد. در این نمودار نتیجه نهایی که میزان نشست تاج سد است، ارائه شده است. با توجه به شکل ۱۱ نیز می‌توان توانایی روش‌ها را در تخمین نشست تاج سد تشخیص داد.

با ملاحظه شکل ۱۱ مشاهده می‌شود که مدل فازی-عصبی مطابق شکل ۱۰ و جدول ۷ دارای کمترین دقت بوده، همچنین با توجه به شکل ۱۱ مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی در مقایسه با مدل شبکه عصبی به نتایج مشاهده شده نزدیک‌تر است.

در این پژوهش، تخمین نشست سد سنگریزه‌ای با روش‌های شبکه عصبی، سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی و ترکیب تبدیل موجک و شبکه عصبی بررسی و ارائه شده است. بر اساس نتایج حاصل، مدل پیشنهادی ترکیبی تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی به لحاظ عملکرد کارآیی بیشتری برای تخمین نشست تاج سد سنگریزه‌ای با هسته رسی دارد و این نتیجه از بالا بودن معیارهای عملکردی این مدل برای داده‌های صحت‌سنجی است. با بررسی توابع انتقال مختلف، ملاحظه شد که مناسب‌ترین تابع انتقال برای کاربرد در ساختار موجک و شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد نشست تاج سد سنگریزه‌ای با هسته مرکزی تابع انتقال coif2 است. مدل

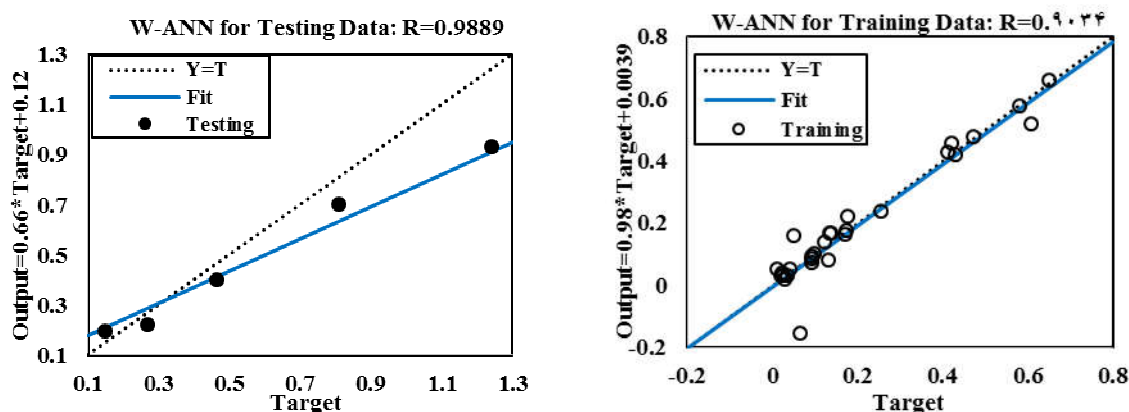
را نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی تنها دارا است. بعد از تابع موجک coif2 توابع bior6.8 و db4 به ترتیب با دقت ۹۷ و ۹۵ درصد بیشترین دقت را دارد. شکل ۹ نمودار ضریب همبستگی را برای داده‌های آموزش و صحت‌سنجی نشان می‌دهد.

نتایج حاصل از تحلیل مدل‌ها به روش مدل فازی-عصبی

در مدل فازی-عصبی حالات مختلف تعداد تابع عضویت (Membership Function)، تکرار و نوع تابع عضویت فرض شده است که معیارهای عملکردی آن در جدول ۶ آورده شده است. روش بهینه‌سازی ترکیبی (Hybrid Optimize Method) و الگوریتم سوگنو (Sugeno Algorithm) برای تمام حالات به کار گرفته شده است، که در آخر مدل استنتاجی فازی-عصبی به همراه تفاضل دو تابع حلقوی (Dsigmoid) به عنوان تابع عضویت، با ۳ تابع عضویت، تعداد ۱۴۲ تکرار به عنوان بهترین مدل فازی-عصبی ارائه شده است. تابع حلقوی (Dsigmoid) در مقایسه با سایر توابع دارای دقت بسیار بالایی بوده، طوری که توابع Psigmoid و Pi هر دو دارای دقت ۶۱ درصد هستند. شکل ۹ ضریب همبستگی خطی بین مدل فازی-عصبی و داده‌های اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد.

مقایسه نتایج روش‌های به کار برده شده

به منظور مقایسه روش‌های ارائه شده مقادیر معیارهای عملکردی، ضریب همبستگی و ضریب تعیین، در جدول ۷ آورده شده است. از جدول ۷ استنتاج می‌شود که تلفیق مدل موجک و شبکه عصبی به گونه‌ای که فقط از توابع موجک به عنوان تابع فعال‌ساز شبکه عصبی استفاده شود باعث بهبود بیشتر شبکه عصبی نسبت به سایر روش‌ها می‌شود. پیش پردازش انجام شده قبل از شبکه عصبی توسط توابع موجک باعث بهبود دقت ۱۴ درصدی نتایج می‌شود، که علت آن خروجی هماهنگ و هارمونیک موجک است. روش‌های به کار برده شده در مقایسه با روابط تجربی دارای دقت قابل



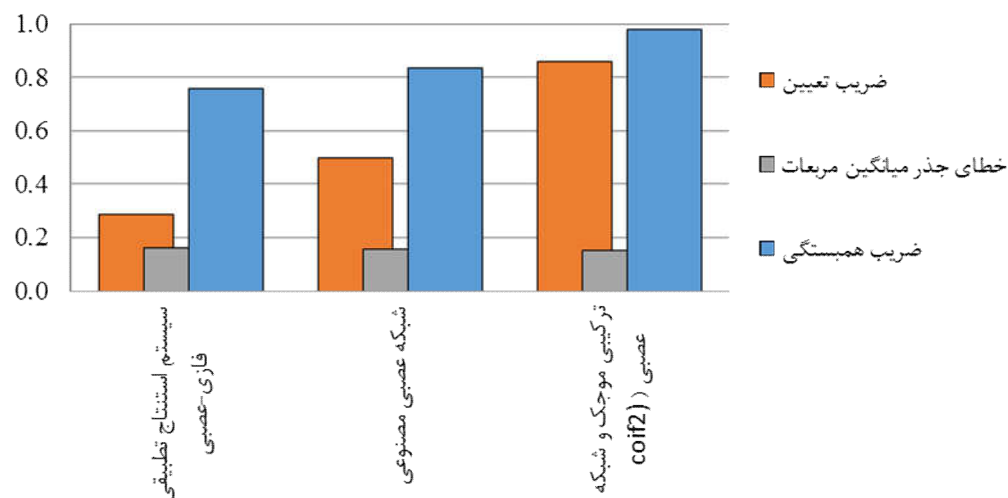
شکل ۹. ضریب همبستگی خطی بین مدل ترکیبی موجک - شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های اندازه‌گیری شده

جدول ۶. مقادیر معیارهای عملکردی برای حالات مدل فازی - عصبی

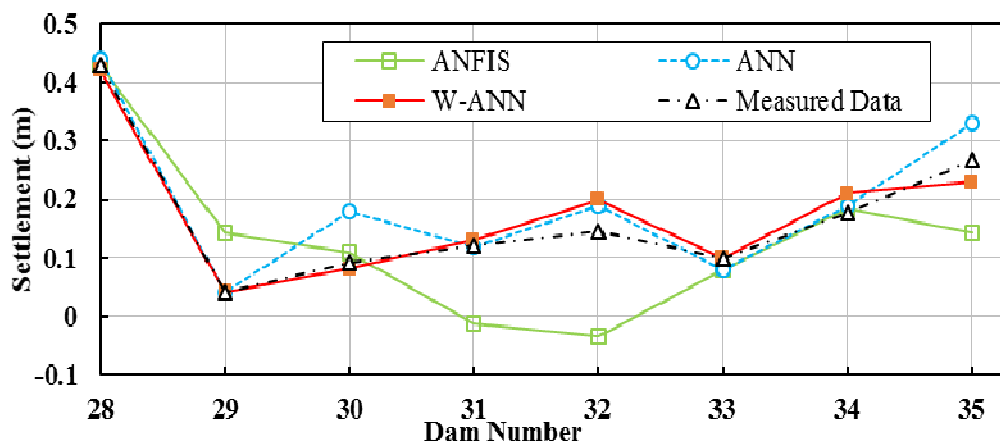
ضریب تعیین		ضریب همبستگی		تکرار	نوع تابع عضویت	تعداد تابع عضویت	ردیف
آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی				
۰/۹۲۷۸	۰/۴۵۰۷	۰/۹۶۳۲	۰/۳۹۸۹	۷۲	Gaussian	۲	۱
۰/۹۳۴۸	۰/۰۷۴۲	۰/۹۶۶۹	۰/۴۸۸۵	۴۹	Trapezoidal	۲	۲
۰/۹۳۳۳	۰/۱۹۴۷	۰/۹۶۶۰	۰/۴۴۸۹	۳۵	Generalized bell	۲	۳
۰/۹۳۸۵	۰/۱۱۱۷	۰/۹۶۸۷	۰/۵۵۳۴	۳۱	Two Gaussian	۲	۴
۰/۹۵۰۰	۰/۰۹۲۹	۰/۹۷۴۷	۰/۶۱۰۳	۱۶	Psigmoid	۲	۵
۰/۹۹۹۱	۰/۲۸۶۰	۰/۹۹۹۵	۰/۷۵۵۳	۱۴۲	Dsigmoid	۳	۶
۰/۹۴۳۴	۰/۲۳۰۴	۰/۹۷۱۳	۰/۶۱۷۰	۲۸	Pi	۲	۷

جدول ۷. مقادیر معیارهای عملکردی مدل‌های پیشنهادی و روابط تجربی ارائه شده

خطای جذر میانگین مربعات		ضریب تعیین		ضریب همبستگی		مدل / محقق
آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	
۰/۰۰۸۹	۰/۱۶۱۰	۰/۹۹۹۱	۰/۲۸۶	۰/۹۹۹۵	۰/۷۵۵۳	سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی
۰/۰۵۵۹	۰/۱۵۸۹	۰/۹۵۹۹	۰/۴۹۶۹	۰/۹۷۹۹	۰/۸۳۶۵	شبکه عصبی مصنوعی
۰/۰۵۳۶	۰/۱۵۲۱	۰/۸۰۴۷	۰/۹۴۴۷	۰/۹۰۳۴	۰/۹۸۸۹	ترکیب موجک و شبکه عصبی (coif2)
-	۰/۲۰۴۰	-	۰/۱۶۶۲	-	۰/۴۳۹	کلمنتس (۱۹۸۴)
-	۰/۳۰۵۰	-	۰/۱۶۴۲	-	۰/۴۳۴	لاوتون و لستر (۱۹۶۴)



شکل ۱۰. نمودار معیارهای عملکردی برای داده‌های صحت‌سنجی



شکل ۱۱. نمودار تغییرات خروجی مدل‌ها برای داده‌های صحت‌سنجی (هم‌نهی خروجی‌ها)

گیرد. مدل شبکه عصبی با تابع فعال‌ساز Tansig-Tansig و با دقت ۸۴ درصد بوده، همچنین سیستم استنتاج فازی-عصبی با تابع عضویت Dsigmoid دارای دقت ۷۵ درصدی است. بهترین روش پیشنهادی مطالعه حاضر مدل ترکیبی تبدیل موجک- شبکه عصبی بوده، که دارای دقت ۰/۹۸۸۹ با تابع موجک (coif2) است که در مقایسه با روابط پیشنهادی کلمنتس (۱۹۸۴) طبق جدول ۷ دارای دقت ۰/۴۳۹ بوده، که دارای دقت دو برابری است.

استنتاجی فازی - عصبی در مرحله آموزش دارای معیارهای عملکردی بهتری است ولی در مرحله صحت‌سنجی ضعیف‌تر عمل می‌کند که به علت سازوکار پیش‌بینی صورت گرفته توسط این مدل است. به دلیل اینکه در مدل ترکیبی موجک و شبکه عصبی مصنوعی یک پیش‌پردازش داده قبل از شبکه صورت می‌گیرد، بهبود عملکرد شبکه را به دنبال دارد که روش‌های پیش‌پردازش متفاوتی وجود دارد که باید مورد تحقیق و بررسی بیشتری قرار

منابع مورد استفاده

1. Adamowski, J. and H. F. Chan. 2011. A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology* 407(1): 28-40.
2. Adamowski, J. and K. Sun. 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. *Journal of Hydrology* 390(1): 85-91.
3. Behnia, D., K. Ahangari, K. Goshtasbi, S. R. Moeinossadat and M. Behnia. 2016. Settlement modeling in central core rockfill dams by new approaches. *International Journal of Mining Science and Technology* 26(4): 703-710.
4. Choi, S. U. and S. Cheong. 2006. Prediction of local scour around bridge piers using artificial neural networks. *Journal of the American Water Resources Association (JAWRA)* 42: 487-494. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2006.tb03852.x>.
5. Clements, R. P. 1984. Post-construction deformation of rockfill dams. *Journal of Geotechnical Engineering* 110(7): 821-840.
6. Dascal, O. 1987. Postconstruction deformations of rockfill dams. *Journal of Geotechnical Engineering* 3(1): 46-59.
7. Daneshfaraz, R., M. Abam, M. Heidarpour, M. Abbasi, S. Seifollahi, M. and J. Abraham. 2021. The impact of cables on local scouring of bridge piers using experimental study and ANN, ANFIS algorithms. *Water Supply* <https://doi.org/10.2166/ws.2021.215>.
8. Daneshfaraz, R., M. Bagherzadeh, R. Esmaceli, R. Norouzi and J. Abraham. 2021. Study of the performance of support vector machine for predicting vertical drop hydraulic parameters in the presence of dual horizontal screens. *Water Supply* 21(1): 217-231.
9. Dezfouli, K. A. 2005. Principles of Fuzzy Theory and Its Applications in Modeling Water Engineering Problems, In: University Jahad Publications, Branch of Amir Kabir. First Edition.
10. Ghazvinei, P. T., S. Shamsirband, S. Motamedi, H. H. Darvishi and E. Salwana. 2017. Performance investigation of the dam intake physical hydraulic model using Support Vector Machine with a discrete wavelet transform algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture* 140: 48-57.
11. Habibagahi, G. 2002. Post-construction settlement of rockfill dams analyzed via adaptive network-based fuzzy inference systems. *Journal of Computers and Geotechnics* 29(3): 211-233.
12. Haeri, S. M. and D. Faghihi. 2008. Surveying soil dams at construction time, case study: taleghan dam. In: Fourth National Congress of Civil Engineering, 2008, Tehran University, Tehran, Iran.
13. Hosseini, M. and L. Shahverdi. 2013. Evaluation and analysis of Gotvand dam construction during construction using the results of practical tools, In: First National Conference on Engineering Geotechnics, 2013, Mohaghegh Ardebil University, Ardabil, Iran.
14. Huang, G. B., H. Babri. 1997. General approximation theorem on feedforward networks. In: International Conference on Information, Communications and Signal Processing, ICICS, 1997, Singapore.
15. Jafari, M. 2018. Presentation of an extended surface finite element method to model the deformation of structures continually; case study: Karkhe Earth dam. *Amirkabir Journal of Civil Engineering* 50(2): 327-334.
16. Jawerth, B. and W. Sweldens. 1994. An overview of wavelet based multiresolution analyses. *SIAM review* 36(3): 377-412.
17. Ji, E., Z. Fu, S. Chen, J. Zhu and Z. Geng. 2018. Numerical simulation of hydraulic fracturing in earth and rockfill dam using extended finite element method. *Advances in Civil Engineering Journal*. Available online at: <https://doi.org/10.1155/2018/1782686>.
18. Kermani, M., J. M. Konrad and M. Smith. 2017. An empirical method for predicting post-construction settlement of concrete face rockfill dams. *Canadian Geotechnical Journal* 54(6): 755-767.
19. Kim, C., G. Bae, S. Hong, C. Park, H. Moon and H. Shin. 2001. Neural network based prediction of ground surface settlements due to tunnelling. *Journal of Computers and Geotechnics* 28: 517-547. [https://doi.org/10.1016/S0266-352X\(01\)00011-8](https://doi.org/10.1016/S0266-352X(01)00011-8).
20. Komasi, M. and B. Beiranvand. 2019. Evaluation of pore water pressure foundation and core of Sivand dam after the dewatering period in comparison with the actual instrument results. *Dam and Hydroelectric Powerplant Journal* 6(21): 63-77.
21. Komasi, M. and B. Beiranvand. 2020. Study of vertical and horizontal displacements of eyvashan earth dam using instrumentation and numerical analysis. *Iranian Journal of Soil and Water Research* 51(1): 245-256.
22. Lawton, F. L., and M. D. Lester. 1964. Settlement of rockfill dams. In: Proceedings of the 8th International Congress on Large Dams, 599-613.
23. Mazaheri, A. R., M. Komasi and M. Veisi. 2020. Numerical examination of embankment dams after construction and at the time of the first impounding- Case study is Doiraj dam in Ilam province. *Journal of Civil and Environmental Engineering*. Available online at: https://ceej.tabrizu.ac.ir/article_9816_0.html 2020.
24. Mollajavadi, S., A. Pourtaghi, H. Katebi and M. A. Lotfollahi-Yaghin. 2013. Estimation of maximum ground

- surface settlement due to tunneling with artificial neural network and wave-net network. *Journal of Civil and Environmental Engineering* 42(4): 35-46.
25. Pourtaghi, A. 2012. Wavelet neural network and wavenet performance evaluation in hydrodynamic force prediction due to waves on vertical cylinders. *International Journal of Information and Computer Science* 11(9): 187-213.
26. Rashidi, M. and S. M. Haeri. 2017. Evaluation of behaviors of earth and rockfill dams during construction and initial impounding using instrumentation data and numerical modeling. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 9(4): 709-725.
27. Safarzadeh, A., P. Mohsen Zadeh and S. Abbasi. 2021. Three-dimensional numerical simulation of sudden dam-break flow over the porous bed. *Amirkabir Journal of Civil Engineering* 53(6): 2-22. doi: 10.22060/ceej.2020.17329.6530.
28. Soydemir, C. and B. Kjaernsli. 1979. Deformation of membrane-faced rockfill dams. In: Seventh European Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering 3: 281-284.
29. Sukkarak, R., P. Jongpradist and P. Pramthawee. 2019. A modified valley shape factor for the estimation of rockfill dam settlement. *Journal of Computers and Geotechnics* 108: 244-256.
30. Zhang, J., D. Zhong, M. Zhao, J. Yu and F. Lv. 2019. An optimization model for construction stage and zone plans of rockfill dams based on the enhanced Whale optimization algorithm. *Journal of Energies* 12(3): 466.

Investigation of the Performance of Artificial Intelligence Methods in Estimating the Crest Settlement of Rockfill Dam with a Central Core

M. Seifollahi¹, S. Abbasi², M .A. Lotfollahi-Yaghin³, R. Daneshfaraz^{4*},
F. Kalateh³, M. Fahimi-Farzam⁵

(Received: February 26-2021; Accepted: August 14-2021)

Abstract

Unpredictable settlement of earth dams has led researchers to develop new methods such as artificial neural networks, wavelet theory, fuzzy logic, and a combination of them. These methods do not require time-consuming analyses for estimation. In this research, the amount of settlement in rockfill dams with a central core has been estimated using artificial intelligence methods. The data of 35 rockfill dams with a central core were used to train and validate the models. The artificial neural network, wavelet transform model, and fuzzy-neural adaptive inference system are the proposed models which were used in the present study. According to the results, the best model for an artificial neural network had two hidden layers, the first layer of 18 neurons and the second layer of 7 neurons, with the Tansig-Tansig activation function, with a coefficient of determination $R^2=0.4969$. The best model for the fuzzy-neural inference system had the ring function (Dsigmoid) as a membership function, with three membership functions and 142 repetitions with a coefficient of determination $R^2=0.2860$. Also, combining wavelet-neural network conversion with the *coif2* wavelet function due to the more adaptation this function has to the input variables, the better the performance, and this function, with a coefficient of determination $R^2=0.9447$, had the highest accuracy compared to other models.

Keywords: Dam crest settlement, Rockfill dam, Artificial neural network, Wavelet transform, Neural-fuzzy.

1. Civil-Hydraulic Structures Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

2- Civil-Hydraulic Structures Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

3- Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

4- Department of Civil Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.

5- Department of Civil-Structure Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.

*: Corresponding author, Email: daneshfaraz@yahoo.com