

جستجوی بهترین مدل‌های معماری در شبکه عصبی برای مدلسازی پارامترهای مکانیکی نرمال شده بتن

مقاله پژوهشی

سید امیرحسین هاشمی، گروه مهندسی عمران، دانشکده عمران و نقشه برداری، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
علیرضا عاملی*، گروه مهندسی عمران، واحد ملارد، دانشگاه آزاد اسلامی، ملارد، تهران، ایران
سید محمدجواد شفیعی شالکه، گروه مهندسی عمران، دانشکده عمران و نقشه برداری، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
الهه السادات هاشمی، گروه مهندسی عمران و معماری، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه رجاء، قزوین، ایران
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: Amelii@gmail.com

دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۲۰ - پذیرش: ۱۴۰۰/۰۶/۲۰

صفحه ۶۰-۴۱

چکیده

در این پژوهش به منظور ارزیابی عملکرد شبکه عصبی، از دو مدل شبکه عصبی *MLP* و شبکه عصبی *RBF* در راستای پیش بینی مقاومت های خمشی، کششی و فشاری استفاده شد. داده های مورد استفاده، از نتایج مدل‌های برآزش شده بر نتایج آزمایشات انجام شده بر روی نمونه‌های بتن غلتکی حاوی مقادیر مختلف خرده لاستیک بازیافتی، خاکستر بادی و نانوسیلیس بر اساس آزمایشات مقاومت فشاری، خمشی و کششی گرفته شده است. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش بینی انواع مقاومت بتن استفاده شده‌اند. در هر قسمت ساختار شبکه عصبی مورد استفاده به همراه جدول اطلاعات ورودی و نتایج خروجی آن شبکه آورده شده است. در هر نوع شبکه عصبی از تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های مختلفی برای مدلسازی استفاده شده است. در جداول، ردیف‌های سبزرنگ نشان‌دهنده بهترین ساختاری است که توانسته به خوبی مقاومت‌های بتن را پیش بینی کند. همچنین بهترین نتیجه (کمترین خطا و بالاترین ضریب همبستگی) با در نظر گرفتن عملکرد شبکه در پیش بینی همزمان انواع مقاومت انتخاب شده است. نتایج مقاومت های فشاری و کششی، در یک راستا بوده و عموماً هم راستا می‌باشد ولی مقاومت خمشی معمولاً نتایج متفاوتی را از خود نشان داده است.

واژه‌های کلیدی: مدل، معماری، شبکه عصبی، پارامترهای مکانیکی، بتن

۱-مقدمه

اقتصادی در دنیا، به خصوص در کشورهای در حال توسعه و در پی آن نیاز به ساخت سازه‌های مختلف و مقاوم موجب شده تا بتن به عنوان یکی از پرمصرف ترین مصالح ساختمانی شناخته شود. نسبت مصرف بتن به فولاد ده به یک و میزان مصرف کل بتنی که در سال ۱۹۹۱ میلادی در جهان مصرف شده است بالغ بر سه میلیارد تن یعنی در زمان خود تقریباً یک تن به ازای هر نفر در جهان تخمین زده می‌شود (Chen و

بتن به عنوان یکی از گسترده ترین مصالح ساختمانی در دنیا شناخته می‌شود که روز به روز نیز بر استفاده از آن افزوده می‌شود در این میان از یک سو، با پیشرفت علم و تکنولوژی و پیدایش سیستم‌های پیچیده ساختمانی و از سوی دیگر با روند رو به گسترش ساخت و سازه‌های عمرانی در سطح کلان، نیاز به کارگیری مصالح ساختمانی جدید با کارایی بیشتر، بسیار محسوس می‌باشد (sumer و همکاران (۲۰۱۵)). پیشرفت قابل ملاحظه و توسعه

سهولت به دسترسی اجزاء تشکیل دهنده، شکل پذیری و پایایی نسبتاً بالای آن را باید نام برد (اسکندری و همکاران (۱۳۹۳)). این عوامل باعث توجه روز افزون به آن شده است. در ساختمان یک سازه بتنی لازم است نسبت اجزاء بتن طراحی شود. بر خلاف فولاد، در مورد بتن نمی توان به مشخصات ارائه شده از سوی سازندگان اکتفا کرد. بتن جسم بسیار سخت و سنگ مانندی است که از ترکیب مقدار معین و حساب شده سیمان، شن و ماسه و همچنین آب و بعضی از مواد مضاف بر اساس اهدافی خاص به دست می آید (مجتبوی و همکاران (۱۳۹۷)).

بتن ماده‌ای شبیه به سنگ است که از گرفتن مخلوط متناسبی از سیمان، شن، ماسه و آب در درون قالبی با شکل و ابعاد مورد نظر، بدست می‌آید. از مزایای بتن می‌توان به شکل خمیری قبل از گیرش، مقاومت خوب آن در مقابل آتش‌سوزی و عوامل جوی، در دسترس بودن مصالح آن (به غیر از سیمان که یک تولید کارخانه‌ای است و مقاومت فشاری خوب آن همانند سنگ اشاره کرد. در مقابل این مزایا عیب بتن مقاومت کششی ضعیف آن است که باعث می‌شود نتوان از بتن در اعضایی که تحت تأثیر کشش و یا خمش می‌باشند، استفاده کرد. برای غلبه بر این محدودیت، در نیمه دوم قرن نوزدهم، بتن را در قسمت‌هایی که تحت کشش قرار می‌گیرند، توسط میلگردهای فولادی که مقاومت کششی آن‌ها بالاست، مسلح نمودند. عامل مهمی که در این مکانیسم نقش اساسی بازی می‌کند، چسبندگی عالی بتن به میلگردهای مسلح کننده می باشد که می تواند کاملاً این دو ماده‌ی مختلف را با یکدیگر یکپارچه کند. این ترکیب به دست آمده بتن مسلح خوانده می‌شود (Choi و همکاران (۲۰۱۲)). با پیشرفت سریع تکنولوژی بتن در جهان، امکان تولید بتن‌های با مقاومت بالاتر افزایش یافته و نیز تعریف بتن با مقاومت بالا روز به روز در حال تغییر است. در سال ۱۹۵۰، بتن با مقاومت فشاری ۳۴ مگا پاسکال به عنوان بتن با مقاومت بالا محسوب می شد؛ در حالی که در سال‌های ۱۹۶۰ و ۱۹۷۰، از بتن‌های با مقاومت فشاری در حدود ۵۲ مگا پاسکال و ۶۲ مگا پاسکال به عنوان بتن با مقاومت بالا یاد می‌شد. در کارگاه‌های آمریکای شمالی معمولاً به بتن‌های با مقاومت

همکاران (۲۰۱۴)). در ساخت بتن از آب برای هیدراسیون سیمان استفاده می‌شود و نتیجتاً از جمله اصلی ترین عوامل آسیب در یخبندان به بتن، آب آزاد موجود در آن می باشد. در عین حال بتن نسبت به چوب و فولاد معمولی در برابر آب مقاومت بیشتری از خود نشان داده است. یکی از زمینه‌های مهم تحقیق و توسعه در زمینه بتن، دستیابی به بتن با دوام است. رسیدن به این مهم بدون استفاده از مواد افزودنی امکان پذیر نیست. بهبود خواص بتن به دو روش کلی: ۱- تسلیح کردن بتن با استفاده از الیاف و میلگرد که عمدتاً جهت بهبود مقاومت خمشی و شکل پذیری بتن ۲- بهبود کیفیت خود بتن از طریق افزودن مواد شیمیایی، نانو مواد و پوزولان‌ها صورت می‌گیرد (Chen و همکاران (۲۰۱۹)). برای کاهش میزان مصرف آب در بتن از محلول روان کننده (بتن نرمال شده) به عنوان یکی از پرمصرف‌ترین افزودنی‌های بتن استفاده می‌شود. افزودنی‌های بتن مواد شیمیایی هستند که حین فرایند اختلاط بتن در مقادیر حداکثر پنج درصد وزن سیمان موجود در بتن اضافه می‌شود تا بعضی از خواص آن را به شکل مطلوبی تغییر دهد. میزان مصرف مواد مضاف در بتن ناچیز است و معمولاً به صورت درصدی از وزن سیمان مشخص می‌شود (Lehner و همکاران (۲۰۱۵)). مواد افزودنی از نظر ترکیب نمکها و پلیمرهای قابل حل، تا کانی‌های غیرقابل حل، متغیر می باشند. اهدافی که مواد افزودنی برای آنها در بتن مورد مصرف قرار می‌گیرند به طور کلی شامل: بهبود کارایی، تسریع یا تعویق زمان گیرش، کنترل افزایش مقاومت و افزایش مقاومت در مقابل: عمل یخ زدگی، ترک خوردگی حرارتی، انبساط قلیایی سنگ دانه و محلول‌های اسیدی و سولفاتی می شوند (Kabantsev و همکاران (۲۰۱۷)). در این پژوهش به جستجوی بهترین مدل‌های معماری در شبکه عصبی برای مدلسازی پارامترهای مکانیکی نرمال شده بتن پرداخته می‌شود. در حال حاضر بتن یکی از پرمصرف‌ترین فرآورده‌های ساختمانی در جهان شناخته شده است. از ویژگی‌های بسیار خوب آن، اقتصادی بودن،

همراه با دو مجموعه متفاوت از پارامترهای ورودی پرداختند. هدف از این پژوهش، ارزیابی عملکرد شبکه ای عصبی مصنوعی المان با در نظر گرفتن پارامترهای ورودی مختلف در پیش بینی مقاومت فشاری بتن خودتراکم بوده. از این رو، یکبار ۸ پارامتر تأثیرگذار و بار دیگر جهت نزدیک شدن هرچه بیشتر شرایط پیش بینی به شرایط آزمایشگاهی، ۱۴۰ پارامتر به عنوان ورودی وارد شبکه‌های عصبی المان شدند. نتایج نشان داد، شبکه‌های عصبی المان به عنوان ابزار قابل اعتمادی با صرفه جویی در زمان و هزینه دارای قدرت بالایی در پیش بینی مشخصه‌های مورد نظر بوده اند. به علاوه، در پیش بینی هر دو مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه، شبکه‌های ساخته شده با تعداد ۱۴۰ پارامتر به ترتیب به میزان $74/54$ و $70/44$ درصد بهبود در خطای تست نسبت به شبکه‌ها با ۸ پارامتر دارند که این اثرگذاری مستقیم پارامترهای مؤثر در نظر گرفته شده به عنوان ورودی را بر میزان خطای شبکه در پیش بینی خواص مدنظر نشان می‌دهد (غلام زاده و همکاران (۱۳۹۷)). کلینیک بتن ایران در سال ۱۳۹۷، در پژوهشی به بررسی تأثیر میکروسیلیس بر مقاومت فشاری و کششی بتن سبک الیافی پرداختند. این پژوهش به بررسی تأثیر میکروسیلیس بر خواص مکانیکی بتن الیافی الیاف فولادی و پلی پروپیلن حاوی سبکدانه اسکوریا می پردازد. میکروسلیس در مقادیر 10% و 15% جایگزین وزنی سیمان شده است. میزان الیاف فولادی و پلی پروپیلن در این مطالعات به ترتیب برابر با $(80\% - 40\%)$ حجم بتن و $(2\% - 4\%)$ حجم بتن و با نسبت طول به قطر $62/5$ و 60 می باشد. در این مطالعه ۹ ترکیب مختلف بتن سبک حاوی درصد‌های مختلف الیاف فولادی و پلی پروپیلن ساخته شد و تحت آزمایش‌های مقاومت فشاری، مقاومت کششی به روش دو نیم شدن قرار گرفته اند که نتایج آزمایش‌ها بیانگر آن است که درصد بهینه میکروسیلیس 10 درصد می باشد. همچنین الیاف فولادی نسبت به الیاف و پلی پروپیلن تأثیر بهتری بر خواص مکانیکی بتن سبک می باشد (کلینیک بتن ایران (۱۳۹۷)). صدی نژاد و همکاران در سال ۲۰۱۸، در پژوهشی به بررسی خواص مکانیکی و دوام بتن حاوی الیاف مصنوعی هیبرید پرداختند. در این پژوهش، خواص تازه و سخت شده بتن شامل هیبریداسیون پلی اتیلن (PO) و پلی پروپیلن (PP)

فشاری ۲۸ روزه و بیشتر از ۴۲ مگاپاسکال بتن با مقاومت بالا اطلاق میشود. امروزه بتن‌های با مقاومت فشاری کمتر از ۲۰ مگا پاسکال به عنوان بتن با مقاومت پایین، بتن‌های با مقاومت فشاری در محدوده ۲۰ تا ۴۰ مگا پاسکال به عنوان بتن با مقاومت معمولی یا متوسط، بتن‌های با مقاومت فشاری در محدوده ۴۰ تا ۸۰ مگا پاسکال عنوان بتن با مقاومت بالا، بتن‌های با مقاومت فشاری ۸۰ مگا پاسکال تا ۱۵۰ به عنوان بتن با مقاومت بسیار بالا، و بتن‌های با مقاومت فشاری بیش از ۱۵۰ مگا پاسکال به عنوان بتن با مقاومت فوق العاده زیاد قلمداد می‌شوند. (Badogiannis و همکاران (۲۰۱۹)). لازم به ذکر است که از انواع بتن‌های با مقاومت بالا به عنوان بتن با عملکرد بالا و یا بتن توانمند نیز یاد می‌شود؛ چرا که چنین بتن‌هایی معمولاً با نفوذپذیری کم و کیفیت بسیار خوب، دوام بسیار خوبی نیز در مقابل انواع شرایط نامناسب محیطی از خود نشان می‌دهند. تولید بتن با مقاومت بالا با به کارگیری نسبت‌های درست و مناسب ترکیبات بتن، کاهش نسبت آب به سیمان، استفاده از میکروسیلیس به عنوان جانشین بخشی از سیمان، و نیز استفاده از سنگ دانه‌های مقاوم و متراکم امکان پذیر خواهد بود (Gelardi و همکاران (۲۰۱۶)). شکری و همکاران در سال ۱۳۹۸، در پژوهشی به بررسی مدل‌سازی مقاومت فشاری بتن سبک فوم با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان پرداختند. هدف اصلی در این پژوهش، ارزیابی مدل‌سازی مقاومت فشاری جهت ارائه روابطی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن فوم، مقایسه آن با مدل‌های هوشمند مصنوعی دیگر، ارزیابی دقت مدل و پارامترهای تأثیرگذار و در نهایت اعتبارسنجی آن بوده. مدل‌های ارائه شده در این مطالعه با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان توسعه داده شد و نتایج آنها با استفاده از شاخص‌های آماری خطا مورد بررسی قرار گرفت. همچنین در آخر اعتبار مدل‌های توسعه داده شده مقاومت فشاری نیز، از روش اعتبارسنجی با استفاده از معیارهای ارزیابی دیگر ارزیابی گردید که اعتبار مدل‌ها مورد تایید رضایت بخش بوده است (شکری و همکاران (۱۳۹۸)). غلام‌زاده و برنجیان در سال ۱۳۹۷، در پژوهشی به بررسی پیش بینی مقاومت فشاری بتن خودتراکم توسط شبکه عصبی مصنوعی المان

مدلهای مختلف رابطه بین مقاومت‌های نهایی برای تعدادی از مواد ترکیبی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. نتایج بدست آمده به شما اجازه می‌دهد تا با دقت قابل قبول در مراحل اولیه طراحی سازه‌های کامپوزیت، مقاومت فشاری نهایی خود را از نتایج آزمایشات ساده بر روی نمونه‌های ماده در کشش و خمش سه نقطه ای یا از مقادیر شناخته شده مقاومت مربوطه، تعیین کند (Kondratiev و همکاران (۲۰۱۹)).

۲- روش تحقیق

روش انجام تحقیق به صورت تجربی، از طریق مطالعه مقالات و تحقیقات علمی، گزارش‌های فنی، کتب، پایان نامه‌ها و پروژه‌های تحقیقاتی صورت گرفته و مطالب موجود در سایت‌های اینترنتی علمی و فنی در زمینه جستجوی بهترین مدل‌های معماری در شبکه عصبی برای مدل‌سازی پارامترهای مکانیکی نرمال شده بتن مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از تعریف دقیق مسئله، ساختار ارائه شده تحلیل می‌شود و نتیجه گیری‌های لازم به عمل خواهد آمد و کارایی روش پیشنهادی برای برآورد کردن خواسته های مسئله مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. بردار وزن، معادل مقادیر اطلاعات سیناپسی ورودی های نورون می‌باشند. میزان تأثیر ورودی x_i بر خروجی y_i ، توسط مشخصه w_i و وزن اندازه گیری می‌شود. w_i قابل تنظیم بوده و بر اساس تابع تبدیل و نوع الگوریتم یادگیری تعدیل می‌شود. تابع جمع عملیات پردازش نورون را انجام می‌دهد. در شبکه های تک نورونی، تابع جمع، خروجی مسئله را تا حدودی مشخص می‌کند. در شبکه‌های چند نورونی، تابع جمع سطح فعالیت نورون J در لایه‌های درونی را مشخص می‌سازد. رابطه (۱) تابع جمع را نشان می‌دهد. در این رابطه x_i معادل ورودی های شبکه و w_{ij} معادل بردار وزن شبکه هستند.

(۱)

$$\sum x_j w_{ij}$$

تابع فعالیت، تابعی است که مقادیر خروجی یک نورون مصنوعی را بر اساس مقادیر ورودی تعیین می‌کند. به تعبیر بهتر، تابع فعالیت آستانه ای برای مقادیر خروجی هر

مورد بررسی قرار گرفت. دوازده مخلوط از دوزهای مختلف الیاف پلی اتیلن (PO) و پلی پروپیلن (PP) مورد بررسی قرار گرفتند. مخلوط‌ها شامل الیاف پلی اتیلن (PO) در بخش‌های حجمی ۰/۵، ۱ و ۱/۵٪ بودند که برخی از آنها با الیاف پلی پروپیلن (PP) با جرم ۰/۱٪ و ۰/۲٪ جایگزین شدند. خواص مخلوط‌ها با استفاده از تست‌های مخروطی کاهش و غلظت معکوس در حالت تازه و با استفاده از تست‌های فشاری، تقسیم و خمش در حالت سخت شده مورد ارزیابی قرار گرفت. علاوه بر این، خواص دوام با استفاده از جذب آب، مقاومت الکتریکی و آزمون نفوذ کلر مورد بررسی قرار گرفت. تیرهای بتن مسلح شامل الیاف ساخته شده و تحت خوردن سریع تست شدند. تأثیر الیاف بر عملکرد ساختاری پرتوهای صوتی و خورنده با استفاده از آزمون بارگذاری چهار نقطه بررسی شد (Sadrinejad و همکاران (۲۰۱۸)). سیلوستون و همکاران در سال ۲۰۲۰، یک بررسی ادبیات سیستماتیک برای روشن کردن تأثیر CNTها بر مقاومت فشاری، خمشی و کششی مواد مبتنی بر سیمان انجام دادند. اختلاط CNT باعث افزایش مقاومت فشاری تا ۳۰٪ و مقاومت خمشی و کششی تا ۵۰٪ می‌شود. علاوه بر این، محتوای CNT بهینه برای دستیابی به این پیشرفت‌ها تا ۰/۱٪ وزن سیمان است (Sivestro و همکاران (۲۰۲۰)). حسن و همکاران در سال ۲۰۲۱، در تحقیقی نشان دادند که مقاومت کششی فشاری و خمشی به شدت به دمای پخت بستگی دارد. نمونه‌های آزمایش شده با دمای ۹۰ درجه سانتیگراد طی ۷ روز از زمان ریخته‌گری به حداکثر مقاومت فشاری و خمشی رسیدند. نمونه‌هایی از دمای پخت کمتر در مدت ۳ روز پس از ریخته‌گری به مقاومت فشاری قابل توجه (بیش از ۴۵ مگاپاسکال) رسیده و پس از ۹۰ روز به مقاومت‌های مشابه نمونه‌های ۹۰ درجه سانتی‌گراد دست یافتند. علاوه بر این، مدل‌های مختلفی مانند مدل Vipulanandan برای پیش‌بینی و ارتباط خواص مختلف مکانیکی UHPFRC برای هرگونه دما، سن و محتوای فیبر فولاد تولید شده است (Hassan و همکاران (۲۰۲۱)). کوندرتیو در سال ۲۰۱۹، در تحقیقی روابط بین مقاومت نهایی خمش ثابت، فشار و کشش مواد کامپوزیت پلیمر بررسی شده است. اعتبار فرضیات مورد استفاده در

تصویر، ارتباطات، طراحی کنترلر، تست و اندازه گیری، مدل سازی مالی و تجزیه و تحلیل، و زیست شناسی محاسباتی اشاره نمود. همچنین امکان گسترش محیط متلب با استفاده از افزودن جعبه ابزار برای اهداف مختلف داده شده است. در این پژوهش از ورژن ۲۰۱۹ استفاده شده و شبیه سازی بر روی سیستمی با قدرت پردازنده ۲ هسته ای و میزان رم ۴ گیگابایت انجام شده است.

۳- تجزیه و تحلیل

در جدول ۱ ماتریس طرح آزمایشات و طرح اختلاط نمونه ها ارائه شده است. این داده ها به عنوان داده های ورودی مدلسازی در نظر گرفته می شوند. بر این اساس، پارامترهای خاکستریادی، خرده لاستیک و نانوسیلیس به عنوان پارامترهای ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده و مقادیر مقاومت کششی، مقاومت فشاری و مقاومت خمشی به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته می شوند.

همانطور که پیش از این نیز عنوان شد، در این پژوهش از انواع شبکه های عصبی feedforward، perceptron، elmannet، cascadeforward و patternnet استفاده می شود که در فصل قبل کلیاتی از آنها مورد بررسی قرار گرفتند. لازم بذکر است که شبکه عصبی از انواع متنوع دیگری نیز برخوردارند که با توجه به ماهیت داده های موجود امکان استفاده از آنها در این پژوهش وجود نداشته است، مانند شبکه های عصبی سری زمانی و موضوعی که در شبکه عصبی حائز اهمیت است، تابع آموزش دهنده است. در جدول ۲ مقایسه ای بین رگرسیون توابع آموزش مختلف ارائه شود تا مشخص شود کدام تابع کارایی بالاتری داشته است.

نورون در نظر می گیرد. قانون فعال سازی تعیین می کند که چگونه یک نورون واکنش فعال سازی برای هر الگوی ورودی را انجام می دهد. تابع فعال سازی محدوددهی وسیعی از مقادیر ورودی را به مقدار خاص خروجی نگاشت می کند. منظور از خروجی، همان پاسخ مسأله است. خروجی نورون از رابطه ی ۱ مشخص می شود. در این رابطه x_j و w_{ij} همان مقادیر رابطه ۲ می باشند

$$Y_i = \text{Activation Function} \left(\sum x_j w_{ij} \right)$$

خروجی خطی و غیر خطی هر لایه شبکه عصبی دو لایه به فرم زیر می باشد:

(۴) و (۵)

$$\text{neuron}(1.i) \begin{cases} s_i^{(1)} = \sum_{k=0}^n w_{ik} x_k \\ z_i = \delta(s_i^{(1)}) \\ i = 1.2. \dots p \end{cases}$$

$$\text{neuron}(1.i) \begin{cases} s_j^{(2)} = \sum_{k=0}^n w_{jq} z_q \\ y_j = \delta(s_j^{(2)}) \\ i = 1.2. \dots m \end{cases}$$

وزن های لایه اول و دوم شبکه عصبی دو لایه به صورت برداری:

(۳) و (۴)

$$W^{(1)} = [W_1^{(1)} \ W_2^{(1)} \ \dots \ W_p^{(1)}]^T = \begin{bmatrix} w_{11}^{(1)} & \dots & w_{1n}^{(1)} \\ w_{21}^{(1)} & \dots & w_{2n}^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ w_{p1}^{(1)} & \dots & w_{pn}^{(1)} \end{bmatrix}$$

$$W^{(2)} = [W_1^{(2)} \ W_2^{(2)} \ \dots \ W_p^{(2)}]^T = \begin{bmatrix} w_{11}^{(2)} & \dots & w_{1n}^{(2)} \\ w_{21}^{(2)} & \dots & w_{2n}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots \\ w_{p1}^{(2)} & \dots & w_{pn}^{(2)} \end{bmatrix}$$

در این پژوهش از نرم افزار MATLAB استفاده شده است. نرم افزار متلب دارای طیف کاربردی گسترده ای است، که از آن جمله می توان به سیگنال و پردازش

جدول ۱. ماتریس طرح آزمایشات و طرح اختلاط نمونه‌ها (عاملی و همکاران، ۱۳۹۷)

مقاومت کششی (مگاپاسکال)	مقاومت خمشی (مگاپاسکال)	مقاومت فشاری (مگاپاسکال)	نانوسیلیس (%)	خاکستر بادی (%)	خرده لاستیک (%)
4.32	7.75	43.13	1	50	20
3.14	5.14	33.53	2	70	10
3.33	5.75	32.38	1	60	20
3.07	5.15	33.28	1	60	30
3.02	6.06	32.07	1	60	20
3.72	6.71	38.88	1	60	10
3.36	4.35	38.21	0	50	10
2.72	5.26	22.71	0	60	20
2.72	4.07	30.25	0	50	30
2.4	3.41	24.43	2	70	30
3.28	6.27	30.37	1	60	20
3.41	6.06	34.78	1	60	20
2.56	3.83	26.69	0	70	10
3.11	6.27	33.61	1	60	20
3.15	5.89	29.45	2	60	20
2.95	5.45	28.08	1	70	20
2.84	4.38	33.29	2	50	30
4.22	4.97	44.46	2	50	10
2.05	3.24	21.86	0	70	30

جدول ۲. مقایسه همبستگی (رگرسیون) توابع آموزش مختلف شبکه عصبی

شماره	نوع تابع	تعریف تابع	ضریب همبستگی
۱	Trainlm	Levenberg-Marquardt	۰٫۹۳۵۶
۲	Trainseg	Scaled conjugate gradient	۰٫۸۵۶۳
۳	Trainbr	Bayesian regularization	۰٫۹۰۶۵
۴	trainbfg	BFGS quasi-Newton	۰٫۸۳۴۶
۵	traincgb	Conjugate gradient backpropagation with Powell-Beale restarts	۰٫۹۲۶۸
۶	traincgp	Conjugate gradient backpropagation with Polak-Ribière updates	۰٫۹۰۶۳
۷	traingda	Gradient descent with adaptive learning rate	۰٫۸۴۷۴
۸	traingdm	Gradient descent with momentum	۰٫۸۹۷۹
۹	traingdx	Gradient descent with momentum and adaptive learning rate	۰٫۹۰۶۷
۱۰	trainoss	One-step secant	۰٫۹۱۲۲

از میان توابع فوق، تابع Levenberg-Marquardt که در کتابخانه متلب تحت عنوان trainlm شناخته می‌شود دارای بیشترین مقدار همبستگی می‌باشد. از این رو از این تابع برای آموزش داده‌ها استفاده می‌شود.

قبل از مدل‌سازی هر کدام از مقاومت‌ها با استفاده از شبکه عصبی feedforward، ابتدا نیاز است که تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های مطلوب جهت مدل‌سازی تعیین گردد. این موضوع در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. مقایسه معماری‌های مختلف شبکه عصبی feedforward

شماره	نوع مقاومت بتن	تعداد لایه	تعداد نرون	خطای آموزش	خطای ارزیابی	همبستگی آموزش	همبستگی ارزیابی
۱	فشاری	۱	۵	0.013304	0.03246	0.896375	0.846634
	خمشی			0.041914	0.112039	0.591309	-0.30996
	کششی			0.012789	0.039387	0.89767	0.676271
۲	فشاری	۱	۱۰	0.010499	0.037635	0.932189	0.600094
	خمشی			0.041396	0.102467	0.509827	0.776151
	کششی			0.010553	0.03675	0.909868	0.676254
۳	فشاری	۱	۵۰	0.024393	0.00301	0.771546	0.987013
	خمشی			0.024096	0.215133	0.781307	0.200846
	کششی			0.01747	0.038869	0.817505	0.876792
۴	فشاری	۱	۱۰۰	0.020078	0.015028	0.826798	0.929116
	خمشی			0.036718	0.178541	0.685529	0.220007
	کششی			0.018288	0.022751	0.809192	0.847338
۵	فشاری	۵	۵	0.008954	0.06229	0.930383	0.551439
	خمشی			0.026297	0.17842	0.588329	-0.37765
	کششی			0.003094	0.080584	0.965683	0.41552
۶	فشاری	۵	۱۰	0.020608	0.015591	0.848846	0.905066
	خمشی			0.046694	0.071451	0.470693	0.35531
	کششی			0.014077	0.032107	0.872234	0.78516
۷	فشاری	۵	۳۰	0.015475	0.02623	0.898233	0.674623
	خمشی			0.050541	0.059861	0.419536	0.637399
	کششی			0.011363	0.035437	0.897565	0.603724

0.52049	0.927944	0.035181	0.012861	۵	۱۰	فشاری	۸
0.106739	0.498513	0.033605	0.059711			خمشی	
0.31611	0.916053	0.03959	0.012193			کششی	
0.917994	0.823367	0.022605	0.017867	۱۰	۱۰	فشاری	۹
0.561376	0.383732	0.045961	0.054625			خمشی	
0.971995	0.685372	0.007084	0.022054			کششی	
0.422348	0.906794	0.03623	0.013649	۲۰	۱۰	فشاری	۱۰
0.07443	0.512673	0.044554	0.057044			خمشی	
0.480403	0.857111	0.013029	0.019645			کششی	

شبکه عصبی *cascadeforward*

این شبکه از لایه‌های میانی و خروجی، حاوی تعداد وزن‌ها و بایاس‌ها به ازای هر نرون تشکیل شده است. علاوه بر این، مستقیماً ورودی‌های این شبکه، به لایه خروجی اتصال یافته و وزنی به آنها اختصاص داده می‌شود. برای مدل‌سازی هر کدام از مقاومت‌ها با استفاده از شبکه عصبی *cascadeforward*، ابتدا تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های مطلوب جهت مدل‌سازی به شبکه داده می‌شود. این موضوع در جدول ۴ ارائه شده است.

بر اساس معماری‌های مختلفی که بخشی از آن‌ها در جدول فوق ارائه شده است، مشخص می‌شود که تغییر تعداد لایه‌ها از ۱ تا ۱۰ لایه، در شرایطی که تعداد نرون‌ها تا حد مطلوبی افزایش یابند، سبب بهبود عملکرد یعنی کاهش خطا و افزایش همبستگی میان داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط شبکه می‌شود. از این رو، می‌توان نتیجه گرفت بهترین معماری برای شبکه عصبی *feedforward* در راستای تعیین انواع مقاومت‌ها برابر با ۱۰ لایه و ۱۰ نرون است.

جدول ۴. مقایسه معماری‌های مختلف شبکه عصبی *cascadeforward*

شماره	نوع مقاومت بتن	تعداد لایه	تعداد نرون	خطای آموزش	خطای ارزیابی	همبستگی آموزش	همبستگی ارزیابی
۱	فشاری	۱	۵	0.010384	0.037677	0.92002	0.754583
	خمشی			0.042295	0.080862	0.520579	0.158116
	کششی			0.007264	0.047025	0.933238	0.526448
۲	فشاری	۱	۱۰	0.013262	0.045183	0.905492	0.815325
	خمشی			0.044273	0.118021	0.662833	0.190851
	کششی			0.013322	0.048268	0.882168	0.807195
۳	فشاری	۱	۵۰	0.019139	0.017056	0.738097	0.969717
	خمشی			0.04046	0.08719	0.476655	0.394037
	کششی			0.012415	0.034621	0.723363	0.883697

0.894483	0.8185	0.032768	0.014196	۱۰۰	۱	فشاری	۴
0.334539	0.527965	0.074502	0.046302			خمشی	
0.946152	0.739418	0.011195	0.020598			کششی	
0.510935	0.943903	0.046516	0.007713	۵	۵	فشاری	۵
0.652355	0.408476	0.121863	0.036689			خمشی	
0.656389	0.914125	0.045909	0.008474			کششی	
0.846095	0.870995	0.030988	0.01225	۱۰	۵	فشاری	۶
0.9419	0.325024	0.080146	0.045676			خمشی	
0.921643	0.838759	0.030719	0.012384			کششی	
0.489838	0.948987	0.039624	0.007982	۲۰	۵	فشاری	۷
0.858515	0.448896	0.046653	0.059618			خمشی	
0.742338	0.852795	0.008953	0.020678			کششی	
0.643516	0.909053	0.033062	0.016182	۵	۱۰	فشاری	۸
-0.60972	0.638734	0.07602	0.049868			خمشی	
0.358998	0.932136	0.048845	0.010675			کششی	
0.842033	0.89953	0.033847	0.01122	۱۰	۱۰	فشاری	۹
0.329197	0.416604	0.064729	0.051709			خمشی	
0.924533	0.81092	0.016029	0.019824			کششی	

شبکه عصبی *elmannet*

برای مدل‌سازی هر کدام از مقاومت‌ها با استفاده از شبکه عصبی *elmannet*، تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های مطلوب جهت مدل‌سازی به شبکه داده شده است. این موضوع در جدول ۵ ارائه شده است.

همانطور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، بهترین معماری برای شبکه عصبی *cascadeforward* جهت پیش‌بینی همزمان انواع مقاومت‌های بتن، داشتن ۵ لایه میانی و ۱۰ نرون در هر لایه است. لذا با داشتن این معماری، می‌توان به مدل‌سازی پیش‌بینی هر کدام از مقاومت‌های مورد نظر پرداخت.

جدول ۵. مقایسه معماری‌های مختلف شبکه عصبی *elmannet*

شماره	نوع مقاومت بتن	تعداد لایه	تعداد نرون	خطای آموزش	خطای ارزیابی	همبستگی آموزش	همبستگی ارزیابی
۱	فشاری	۱	۵	0.012331	0.036982	0.915139	0.76913
	خمشی			0.041675	0.090355	0.523968	0.061956

فصلنامه علمی پژوهشنامه حمل و نقل، سال هجدهم، دوره سوم، شماره ۶۸، پاییز ۱۴۰۰

0.632144	0.951288	0.045368	0.005226			کنشی	
0.774917	0.88603	0.031697	0.014903	۱۰	۱	فشاری	۲
0.191102	0.52574	0.051956	0.052878			خمشی	
0.775452	0.865443	0.028251	0.017653			کنشی	
0.880471	0.835373	0.024132	0.016305	۵۰	۱	فشاری	۳
0.53843	0.323589	0.096927	0.03345			خمشی	
0.773915	0.888927	0.039193	0.007794			کنشی	
0.81223	0.897096	0.03733	0.010921	۱۰۰	۱	فشاری	۴
0.2229	0.329547	0.090083	0.054432			خمشی	
0.921048	0.796269	0.026225	0.019085			کنشی	
0.677116	0.927477	0.035512	0.010744	۵	۵	فشاری	۵
0.78665	0.476871	0.057826	0.057094			خمشی	
0.777301	0.84779	0.008128	0.02122			کنشی	
0.98316	0.698916	0.010019	0.026127	۱۰	۵	فشاری	۶
0.564678	0.546035	0.190565	0.034937			خمشی	
0.945777	0.648606	0.029207	0.020421			کنشی	
0.433072	0.930565	0.035572	0.012278	۲۰	۵	فشاری	۷
-0.29985	0.533695	0.061198	0.054774			خمشی	
0.153733	0.917787	0.042386	0.012165			کنشی	
0.856667	0.860538	0.01783	0.021186	۵	۱۰	فشاری	۸
0.315127	0.602854	0.153641	0.032488			خمشی	
0.687243	0.919523	0.055823	0.0098			کنشی	
0.379376	0.677128	0.09974	0.067447	۱۰	۱۰	فشاری	۹
0.234339	0.221396	1.226708	2.474263			خمشی	
0.381767	-0.16898	0.640067	1.822348			کنشی	
0.869331	0.872825	0.009395	0.021882	۳۰	۱۰	فشاری	۱۰
0.889819	0.500642	0.073493	0.052758			خمشی	

0.851816	0.862573	0.016902	0.019199			کششی	
0.875024	0.862577	0.010221	0.021867	۵۰	۱۰	فشاری	۱۱
-0.48024	0.635899	0.111676	0.044298			خمشی	
0.483934	0.884806	0.030438	0.015782			کششی	

شبکه عصبی *perceptron* این شبکه تنها از یک لایه میانی و یک نرون حاوی وزن و بایاس تشکیل شده است. برای مدلسازی هر کدام از مقاومت‌ها با استفاده از شبکه عصبی *perceptron* این شبکه را در محیط نرم افزار اجرا می‌کنیم. این موضوع در جدول ۶ ارائه شده است.

همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، بهترین معماری برای شبکه عصبی *elmannet* جهت پیش‌بینی همزمان انواع مقاومت‌های بتن، داشتن ۱۰ لایه میانی و ۳۰ نرون در هر لایه است که از آن برای مدلسازی پیش‌بینی هر کدام از مقاومت‌های مورد نظر استفاده می‌شود.

جدول ۶. معماری شبکه عصبی *perceptron*

شماره	نوع مقاومت بتن	تعداد لایه	تعداد نرون	خطای آموزش	خطای ارزیابی	همبستگی آموزش	همبستگی ارزیابی
۱	فشاری	۱	۱	0.242927	0.36896	0.453193	0.44161
	خمشی			0.302037	0.134209	-0.01285	0.755056
	کششی			0.293267	0.258279	NaN	0.593724

لایه خروجی در این نوع شبکه با سایر شبکه‌های عصبی ارائه شده در این قسمت متفاوت است. قبل از مدلسازی هر کدام از مقاومت‌ها با استفاده از شبکه عصبی *patternnet*، ابتدا نیاز است که تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های مطلوب جهت مدلسازی تعیین گردد. این موضوع در جدول ۷ ارائه شده است.

همانطور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود، این شبکه به علت محدودیت در تنوع، با یک ساختار اجرا شده است که عمکرد نامطلوبی را در پیش‌بینی انواع مقاومت‌های بتن از خود نشان داده است.

شبکه عصبی *patternnet*

این شبکه از لایه‌های میانی و خروجی، حاوی تعداد وزن‌ها و بایاس‌ها به ازای هر نرون تشکیل شده است. ساختار

جدول ۷. مقایسه معماری‌های مختلف شبکه عصبی *patternnet*

شماره شبکه	نوع مقاومت بتن	تعداد لایه	تعداد نرون	خطای آموزش	خطای ارزیابی	همبستگی آموزش	همبستگی ارزیابی
۱	فشاری	۱	۵	0.01452	0.077491	0.878338	0.811721
	خمشی			0.033339	0.140664	0.423166	-0.24124
	کششی			0.009036	0.059777	0.870436	0.718406

0.732343	0.868897	0.040293	0.016155			فشاری	۲
0.384467	0.542756	0.047378	0.049451	۱۰	۱	خمشی	
0.814752	0.837728	0.027801	0.020226			کششی	
0.821061	0.859034	0.036427	0.014221	۵۰	۱	فشاری	۳
0.929268	0.353163	0.094502	0.040493			خمشی	
0.911316	0.819361	0.034193	0.013657			کششی	
0.963721	0.744836	0.020261	0.025082	۱۰۰	۱	فشاری	۴
0.459913	0.526504	0.062161	0.047859			خمشی	
0.915964	0.707845	0.014951	0.021248			کششی	
0.756108	0.922538	0.060506	0.007411	۵	۵	فشاری	۵
0.634768	0.33754	0.061247	0.045337			خمشی	
0.738593	0.903303	0.055765	0.007559			کششی	
0.856262	0.880674	0.047501	0.015451	۱۰	۵	فشاری	۶
0.712754	0.334734	0.069503	0.04366			خمشی	
0.766302	0.894808	0.044537	0.008721			کششی	
0.036001	0.241054	0.880121	0.404212	۲۰	۵	فشاری	۷
0.454588	-0.16755	1.862234	2.028955			خمشی	
-0.4333	-0.55731	0.81119	0.581331			کششی	
0.846034	0.786806	0.04381	0.013159	۵	۱۰	فشاری	۸
0.095272	0.424817	0.12819	0.031476			خمشی	
0.882327	0.656039	0.055377	0.010196			کششی	
0.125411	-0.40606	0.638506	0.964641	۱۰	۱۰	فشاری	۹
-0.58514	0.341746	1.26455	0.626726			خمشی	
-	-	2.171874	2.254868			کششی	

تعداد لایه‌ها از ۱ تا ۱۰ لایه، سبب بهبود عملکرد مدل، یعنی کاهش خطا و افزایش همبستگی میان داده‌های

بر اساس معماری‌های مختلفی که بخشی از آن‌ها در جدول فوق ارائه شده است، مشخص می‌شود که تغییر

است. از این رو، می‌توان نتیجه گرفت بهترین معماری برای شبکه عصبی patternnet در راستای تعیین انواع مقاومت‌ها دارا بودن ۱ لایه و ۵۰ نرون است. در جداول ۸ و ۹ مقایسه ای بین بهترین ساختار هر کدام از انواع شبکه های عصبی بکار رفته در این پژوهش جهت تعیین انواع مقاومت‌های کششی، خمشی و فشاری ارائه شده است.

اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط شبکه نشده است و برخلاف سایر شبکه‌های عصبی ارائه شده در این پژوهش این افزایش با یک روند مشخصی منجر به بدتر شدن عملکرد شبکه عصبی شده است. البته این قاعده شامل افزایش تعداد نرون ها نشده، بلکه افزایش آنها تا تعداد ۵۰ نرون عملکرد شبکه عصبی را بهبود بخشیده

جدول ۸. مقایسه کمترین خطای حاصل از پیش بینی انواع مدل ها در حالت ارزیابی

مدل	feedforward	cascadeforward	elmannet	perceptron	patternnet
فشاری	0.022605	0.030988	0.009395	0.36896	0.036427
خمشی	0.045961	0.080146	0.073493	0.134209	0.094502
کششی	0.007084	0.030719	0.016902	0.258279	0.034193

جدول ۹. مقایسه بیشترین ضریب همبستگی حاصل از پیش بینی انواع مدل ها در حالت ارزیابی

مدل	feedforward	cascadeforward	elmannet	perceptron	patternnet
فشاری	0.917994	0.846095	0.869331	0.44161	0.821061
خمشی	0.561376	0.9419	0.889819	0.755056	0.929268
کششی	0.971995	0.921643	0.851816	0.593724	0.911316

منتخب در این پژوهش انتخاب کرد. شبکه عصبی cascadeforward در مجموع نسبت به سایر شبکه‌ها ضریب همبستگی بالاتر و مجموع مربعات خطای بهتری دارد. این شبکه در حالت بهینه دارای ۵ لایه میانی و ۱۰ نرون در هر لایه است. در جدول ۱۰ مقایسه نتایج واقعی با نتایج حاصل از شبکه عصبی منتخب آورده شده است.

همانطور که مشاهده می‌شود، بهترین عملکرد انواع شبکه‌ها، بجز شبکه perceptron بسیار مطلوب است و تمامی آنها قادرند تا درصد بسیار بالایی میزان مقاومت‌های بتن را پیش بینی کنند. با این وجود از آنجا که ما در این پژوهش یک مدل واحد را برای پیش بینی هر سه مقاومت ایجاد می‌کنیم، در نتیجه می‌توان مدل شبکه عصبی cascadeforward را که در مجموع عملکرد بهتری برای هر سه مقاومت دارد به عنوان مدل

جدول ۱۰. پیش بینی هر سه مقاومت با استفاده از شبکه عصبی cascadeforward (مقادیر نرمال شده)

آزمایش	مقاومت فشاری - واقعی	مقاومت فشاری - پیش بینی شده	مقاومت خمشی - واقعی	مقاومت خمشی - پیش بینی شده	مقاومت کششی - واقعی	مقاومت کششی - پیش بینی شده
۱	0.335841	0.533745	0.587583	0.430024	0.484581	0.518442
۲	0.275221	0.174402	0.490022	0.369709	0.396476	0.25589
۳	0.213717	0.265183	0.13082	0.420992	0.22467	0.349681
۴	0.45177	0.40349	0.625277	0.38557	0.427313	0.40985
۵	0.723451	0.72336	0.24612	0.452714	0.577093	0.657601
۶	1	0.983871	0.383592	0.541621	0.955947	0.874785
۷	0.519912	0.40349	0.67184	0.38557	0.46696	0.40985
۸	0.113717	0.08362	0.037694	0.318426	0.154185	0.162099
۹	0.505752	0.541797	0.252772	0.350148	0.348018	0.470019
۱۰	0.516372	0.525694	0.421286	0.5099	0.480176	0.566865
۱۱	0.037611	0.273235	0.447894	0.341116	0.295154	0.301258
۱۲	0.753097	0.624527	0.769401	0.481307	0.735683	0.612233
۱۳	0.371239	0.281286	0.184035	0.26124	0.295154	0.252835
۱۴	0.571681	0.40349	0.625277	0.38557	0.599119	0.40985
۱۵	0.465487	0.40349	0.556541	0.38557	0.563877	0.40985
۱۶	0	-0.17689	0	0.229519	0	-0.05508
۱۷	0.376549	0.40349	0.67184	0.38557	0.54185	0.40985
۱۸	0.94115	0.632579	1	0.401431	1	0.56381
۱۹	0.50531	0.182453	0.423503	0.289833	0.449339	0.207467

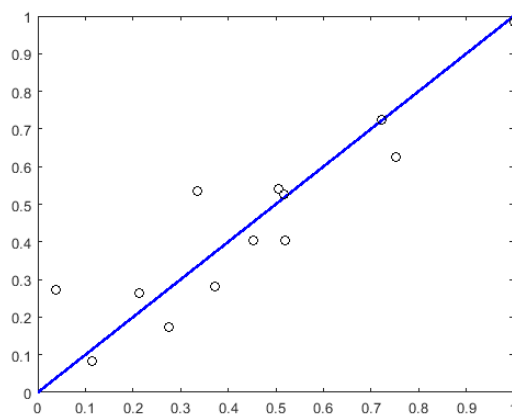
cascadeforward عملکرد هر سه مقاومت خمشی، کششی و فشاری را با بهره گیری از معماری منتخب در شکل های زیر ارائه می دهیم.

حال که به مدل صحیحی دست یافتیم، نتایج مربوط به هر مقاومت را با ساختار مدل مطلوب (مناسب) ارائه می دهیم. از این رو با استفاده از شبکه عصبی

مقاومت فشاری

این مدل بر اساس داده های ورودی و با توجه به تابع آموزش **trainlm** با ۵ لایه و ۱۰ نرون مورد ارزیابی قرار می گیرد. لازم به ذکر است که تقسیم بندی داده ها را ۷۰ درصد داده های آموزش و ۳۰ درصد داده های ارزیابی تشکیل می دهد. در شکل های زیر انطباق بین مقادیر پیش بینی شده و مقادیر متناظر آن برای مقاومت فشاری نمونه، بررسی شده است. در

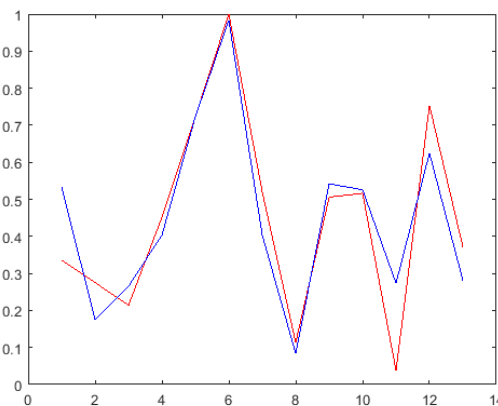
شکل ۱ محور افقی نشان دهنده داده های واقعی و محور عمودی نشان دهنده داده های ارائه شده توسط شبکه عصبی منتخب است. هرچه نقاط دایره ای توخالی به خط آبی رنگ (خط با شیب ۱)، نزدیکتر باشند، نشان دهنده نزدیکی بیشتر بین دو مقدار یاد شده است. مشاهده می شود که در شبکه عصبی منتخب وضعیت مناسبی به لحاظ قرارگیری دایره ها نزدیک خط وجود دارد.



شکل ۱. نمودار رگرسیون جهت پیش بینی مقاومت فشاری

در شکل ۲ خط قرمز رنگ نشان دهنده داده های واقعی و خط آبی نشان دهنده داده های ارائه شده توسط شبکه عصبی منتخب است. هرچه این خطوط انطباق بیشتری داشته باشند، عملکرد

شبکه عصبی در پیش بینی داده ها بهتر بوده است. مشاهده می شود که در شبکه عصبی منتخب، در حالت کلی وضعیت مناسبی به لحاظ قرارگیری خطوط نزدیک هم وجود دارد.



شکل ۲. نمودار انطباق نتایج واقعی و نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی **cascadeforward** در پیش بینی مقاومت فشاری

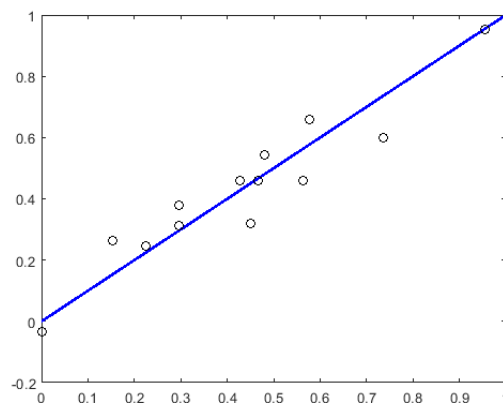
مقاومت خمشی

این مدل نیز بر اساس داده های ورودی و با توجه به تابع آموزش **trainlm** با ۵ لایه و ۱۰ نرون مورد ارزیابی قرار می گیرد. لازم به ذکر است که تقسیم بندی داده ها را ۷۰ درصد

داده های آموزش و ۳۰ درصد داده های ارزیابی تشکیل می دهد. در شکل های زیر انطباق بین مقادیر پیش بینی شده و مقادیر متناظر آن برای مقاومت خمشی نمونه، بررسی شده است. در شکل ۳ محور افقی نشان دهنده داده های واقعی و

بیشتر بین دو مقدار یاد شده است. مشاهده می‌شود که در شبکه عصبی منتخب وضعیت مناسبی به لحاظ قرارگیری دایره‌ها نزدیک خط وجود دارد.

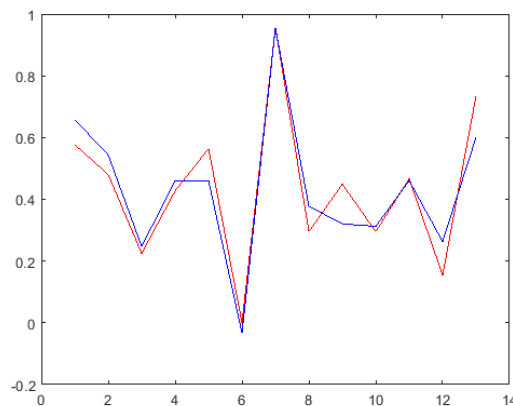
محور عمودی نشان دهنده داده‌های ارائه شده توسط شبکه عصبی منتخب است. هرچه نقاط دایره‌ای توخالی به خط آبی رنگ (خط با شیب ۱)، نزدیکتر باشند، نشان‌دهنده ی نزدیکی



شکل ۳. نمودار رگرسیون جهت پیش بینی مقاومت خمشی

در پیش‌بینی داده‌ها بهتر بوده است. مشاهده می‌شود که در شبکه عصبی منتخب، در حالت کلی وضعیت مناسبی به لحاظ قرارگیری خطوط نزدیک هم وجود دارد.

در شکل ۴ خط قرمز رنگ نشان‌دهنده داده‌های واقعی و خط آبی نشان‌دهنده داده‌های ارائه‌شده توسط شبکه عصبی منتخب است. هرچه این خطوط انطباق بیشتری داشته باشند، عملکرد شبکه عصبی

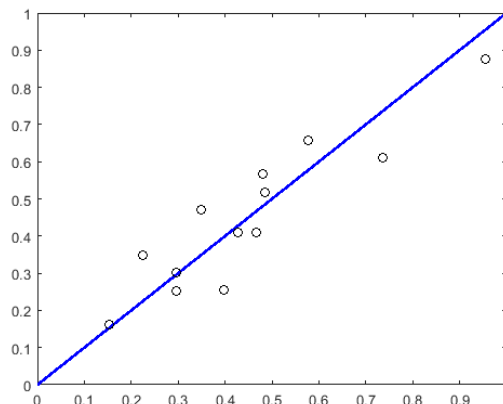


شکل ۴. نمودار انطباق نتایج واقعی و نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی cascadeforward در پیش‌بینی مقاومت خمشی

مقاومت کششی

محور عمودی نشان دهنده داده‌های ارائه شده توسط شبکه عصبی منتخب است. هرچه نقاط دایره‌ای توخالی به خط آبی رنگ (خط با شیب ۱)، نزدیکتر باشند، نشان‌دهنده ی نزدیکی بیشتر بین دو مقدار یاد شده است. مشاهده می‌شود که در شبکه عصبی منتخب وضعیت مناسبی به لحاظ قرارگیری دایره‌ها نزدیک خط وجود دارد.

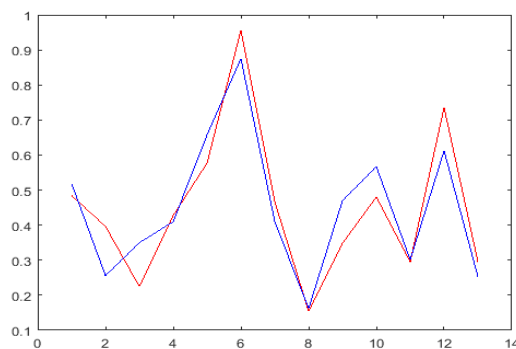
این مدل نیز بر اساس داده‌های ورودی و با توجه به تابع آموزش trainlm با ۵ لایه و ۱۰ نرون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است که تقسیم بندی داده‌ها را ۷۰ درصد داده‌های آموزش و ۳۰ درصد داده‌های ارزیابی تشکیل می‌دهد. در شکل‌های ۵ و ۶ انطباق بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر متناظر آن برای مقاومت کششی نمونه، بررسی شده است. در شکل ۵ محور افقی نشان‌دهنده داده‌های واقعی و



شکل ۵. نمودار رگرسیون جهت پیش بینی مقاومت کششی

شبکه عصبی در پیش‌بینی داده‌ها بهتر بوده است. مشاهده می‌شود که در شبکه عصبی منتخب، در حالت کلی وضعیت مناسبی به لحاظ قرارگیری خطوط نزدیک هم وجود دارد.

در شکل ۶ خط قرمز رنگ نشان‌دهنده داده‌های واقعی و خط آبی نشان‌دهنده داده‌های ارائه‌شده توسط شبکه عصبی منتخب است. هرچه این خطوط انطباق بیشتری داشته باشند، عملکرد



شکل ۶. نمودار انطباق نتایج واقعی و نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی cascadeforward در پیش‌بینی مقاومت کششی

۵- نتیجه‌گیری

است. در جداول، ردیف‌های سبز رنگ نشان‌دهنده بهترین ساختاری است که توانسته به خوبی مقاومت‌های بتن را پیش‌بینی کند. همچنین بهترین عملکرد (کمترین خطا و بالاترین ضریب همبستگی) در پیش‌بینی همزمان انواع مقاومت‌ها با ارزیابی معماری‌های مختلف شبکه عصبی CFNN با تابع آموزشی LM که متشکل از ۵ لایه و ۱۰ نرون باشد، بهترین عملکرد را در تعیین دقیق نتایج دارد. نتایج مقاومت‌های فشاری و کششی، عموماً هم راستا بوده ولی مقاومت خمشی معمولاً نتایج متفاوتی را از خود نشان داده است.

در این پژوهش به منظور بررسی و تحلیل، از انواع شبکه‌های عصبی ممکن جهت پیش‌بینی انواع مقاومت فشاری خمشی و کششی استفاده شد. داده‌های بدست آمده را در اکسل بصورت ستونی که ستون‌های ورودی نمایانگر درصدهای مختلف خاکستر بادی، خرده لاستیک بازیافتی و نانوسیلیس بوده و ستون‌های خروجی معرف انواع مقاومت‌های یادشده هستند، ثبت می‌کنیم. در هر قسمت ساختار شبکه عصبی مورد استفاده به همراه جدول اطلاعات ورودی و نتایج خروجی آن شبکه آورده شده است. در هر نوع شبکه عصبی از تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های مختلفی برای مدلسازی استفاده شده

۶- مراجع

- Choi, W. C., & Yun, H. D., (2012), "Compressive behavior of reinforced concrete columns with recycled aggregate under uniaxial loading", *Engineering structures*, 41, pp.285-293.
- Gelardi, G., & Flatt, R. J., (2016), "Working mechanisms of water reducers and super plasticizers", In *Science and technology of concrete admixtures*, Woodhead Publishing, pp. 257-278.
- Hassan, A. M. T., Mahmud, G. H., Mohammed, A. S., & Jones, S. W., (2021), "The influence of normal curing temperature on the compressive strength development and flexural tensile behavior of UHPFRC with Vipulanandan model quantification", In *Structures*, Vol. 30, Elsevier, pp. 949-959.
- Kabantsev, O. V., Pesin, K. O., & Karlin, A. V., (2017), "analysis of stress-strain state of reinforced concrete plate around support zones" *International Journal for Computational Civil and Structural Engineering*, 13(1), pp.55-62.
- Kondratiev, A. V., Gaidachuk, V. E., & Kharchenko, M. E., (2019), "Relationships between the ultimate strengths of polymer composites in static bending, compression, and tension", *Mechanics of Composite Materials*, 55(2), pp.259-266.
- Lehner, P., & Konecny, P., (2015), "Analysis of Durability of High Performance and Ordinary Concrete Mixtures with Respect to Chlorides", *Applied Mechanics and Materials*, pp.769, 281.
- Sadrinejad, I., Madandoust, R., & Ranjbar, M. M., (2018), "The mechanical and durability properties of concrete containing hybrid synthetic fibers", *Construction and Building Materials*, 178, pp.72-82.
- Silvestro, L., & Gleize, P. J. P., (2020), "Effect of carbon nanotubes on compressive, flexural and tensile strengths of Portland cement-based materials: A systematic literature review", *Construction and Building Materials*, pp.264-265.
- Sümer, Y., & Aktaş, M., (2015), "Defining parameters for concrete damage plasticity model", *Challenge Journal of Structural Mechanics*, 1(3), pp.149-155.
- اسکندری، ح. و ضیائی‌نیا، ع.، (۱۳۹۳)، "بتن توانمند، بهینه‌سازی پویا و تأثیرات خوردگی"، دانشگاه تربیت معلم سبزوار، دانشکده مهندسی.
- شکری، ف. حقیقی، ف. امیری، م. و اشرافیان، ع.، (۱۳۹۸)، "بررسی مدل سازی مقاومت فشاری بتن سبک فوم با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان"، چهارمین کنفرانس بین المللی پژوهش‌های نوین در عمران، معماری، مدیریت شهری و محیط زیست.
- غلامزاده، ع. و برنجیان، ج.، (۱۳۹۷)، "پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خودتراکم توسط شبکه عصبی مصنوعی المان همراه با دو مجموعه متفاوت از پارامترهای ورودی"، نشریه علمی - پژوهشی مهندسی سازه و ساخت، دوره ۵، شماره ۴، ص. ۱۷۸-۱۶۲.
- "کلینیک بتن ایران"، (۱۳۹۷)، "بررسی تاثیر میکروسیلیس بر مقاومت فشاری و کششی بتن سبک الیافی".
- مجتبوی، س.ع. مسیبی، س.ح.ر.، بنی هاشمی، م.ر.، (۱۳۹۷)، "بررسی ارزیابی مشخصات مکانیکی بتن الیافی هیبریدی تقویت شده با الیاف فولادی و شیشه"، دومین کنفرانس ملی مهندسی عمران، معماری و شهرسازی.
- Badogiannis, E. G., Christidis, K. I., & Tzanetatos, G. E., (2019), "Evaluation of the mechanical behavior of pumice lightweight concrete reinforced with steel and polypropylene fibers", *Construction and Building Materials*, 196, pp.443-456.
- Chen, C. T., Chang, J. J., & Yeih, W. C., (2014), "The effects of specimen parameters on the resistivity of concrete", *Construction and Building Materials*, 71, pp.35-43.
- Chen, Y. Y., Chen, C. T., & Wang, H. Y., (2019), "Study on the influence of the average lubricant quantity of aggregates on the concrete engineering properties", *Construction and Building Materials*, 217, pp.321-330.

Search for the Best Architectural Models in Neural Network for Modeling Normalized Mechanical Parameters of Concrete

Seyed Amir Hosein Hashemi, Department of Civil Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

Alireza Ameli, Department of Civil Engineering, Malard Branch, Islamic Azad University, Malard, Tehran, Iran.

Seyed Mohammad Javad Shafiei Shalke, Department of Civil Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

ElaheSadat Hashemi, Department of Civil Engineering and Architecture, Faculty of Engineering, Raja University, Qazvin, Iran.

E-mail: Amelii@gmail.com

Received: July 2021-Accepted: August 2021

ABSTRACT

In this study, in order to evaluate the performance of neural network, two models of MLP neural network and RBF neural network were used to predict flexural, tensile and compressive strengths. The data used are taken from the results of models fitted to the results of tests performed on roller concrete samples containing different amounts of recycled crumb rubber, fly ash and nanosilica based on compressive, flexural and tensile strength tests. Different types of artificial neural networks have been used to predict the types of concrete strength. In each section, the structure of the neural network used is given along with the table of input information and output results of that network. In each type of neural network, the number of layers and the number of different neurons have been used for modeling. In the tables, the green rows represent the best structure that has been able to predict the strength of concrete well. Also, the best result (lowest error and highest correlation coefficient) has been selected by considering the network performance in simultaneous prediction of resistance types. The results of compressive and tensile strengths are in the same direction and generally in the same direction, but flexural strength usually shows different results.

Keywords: Model, Architecture, Neural Network, Mechanical Parameters, Concrete