

پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن حاوی خاکستر بادی، میکروسیلیس و سرباره‌ی مس با استفاده از روش‌های آماری شبکه‌ی عصبی مصنوعی و منطق فازی

مجتبی فتحی* (استادیار)

صغری رستمی (کارشناس ارشد)

محمد سعید خرمی (کارشناس ارشد)

دانشکده‌ی فنی مهندسی، دانشکده‌ی عمران، دانشگاه رازی

مهندسی عمران شریف، (پاییز ۱۳۹۷)
دوره‌ی ۲ - ۳۴، شماره‌ی ۳/۲، ص. ۹۲-۸۳

در پژوهش حاضر، به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن حاوی پوزولان به کمک شبکه‌ی عصبی مصنوعی و تحلیل رگرسیون پرداخته شده است. اطلاعات به کاررفته شامل ۸۰ نمونه است که مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه‌ی آن‌ها تعیین شده است. در بخش شبکه‌ی عصبی مصنوعی از یک شبکه‌ی پرسپترون چند لایه با الگوریتم‌های متفاوت آموزشی پس انتشار خطا و تعریف یک یا چند لایه‌ی مخفی و تعداد ۷ نرون در لایه‌ی ورودی و ۱ نرون در لایه‌ی خروجی استفاده شده است. دو معیار ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا به عنوان پایه برای انتخاب شبکه‌ی بهینه در نظر گرفته شدند و نهایتاً یک مدل برای پیش‌بینی مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه‌ی بتن ارائه شد. منطق فازی، روشی دیگر برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن است. در مطالعه‌ی حاضر با دقت بسیار مناسبی اقدام به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن به کمک تحلیل فازی شده است. در تحلیل رگرسیون پس از تعیین توابع توزیعات احتمال داده به منظور نرمال‌سازی اطلاعات به کمک نرم‌افزار MATLAB، معادله‌ی بهینه برای تعیین مقاومت فشاری بتن ارائه شده است. نتایج نشان داد که شبکه‌ی عصبی با الگوریتم لوبزمارک، بهترین دقت و تحلیل رگرسیون و کمترین دقت را برای تعیین مقاومت فشاری بتن دارند.

واژگان کلیدی: مقاومت فشاری بتن، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، تحلیل رگرسیون، ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا.

fathim@razi.ac.ir
soghrarostami244@yahoo.com
khoramimohamadsaide@stu.razi.ac.ir

۱. مقدمه

باعث افزایش مقاومت بتن و کاهش نفوذپذیری در سنین اولیه‌ی بتن می‌شود. در حالی که خاکستر بادی، تأثیر منفی در مقاومت بتن در سنین اولیه دارد،^[۱] از طرف دیگر استفاده‌ی هم‌زمان میکروسیلیس و پوزولان اثر دو چندانی در افزایش مقاومت فشاری بتن و کاهش جذب دارد. همچنین مشخص شده است سرباره مس که یک زباله‌ی صنعتی است و در مراحل تولید مس به‌دست می‌آید، تأثیر بسیار زیادی در مقاومت فشاری بتن معمولی و بتن با عملکرد بالا دارد.^[۳]

روش مرسوم در مدل کردن آثار مواد مذکور در مقاومت فشاری بتن به‌صورت معادلات تحلیلی بر مبنای داده‌های تجربی و تعیین ضرایب ناشناخته در معادلات ذکر شده است. متأسفانه تاکنون، معادلات منطقی و آسانی برای استفاده در پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن موجود نیست. به علاوه با وجود معادلات مذکور، بررسی اثر هر پارامتر در مقاومت فشاری بتن غیرممکن است. به منظور کمیته‌سازی اقدامات تجربی در اختلاط بتن و همچنین پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن، تحلیل‌های رگرسیون

امروزه از پوزولان‌ها در بتن به شکل گسترده‌ی استفاده می‌شود. پوزولان در واقع ماده‌ی طبیعی یا مصنوعی است که حاوی سیلیس فعال است. مواد پوزولانی مورد استفاده عبارت‌اند از: خاکستر بادی،^۱ میکروسیلیس،^۲ و سرباره‌ی مس.^۳ خصوصیات مفیدی که پوزولان‌ها می‌توانند به بتن بدهند، عبارت‌اند از: افزایش مقاومت نهایی، کاهش نفوذپذیری و بهبود دوام. با وجود آنکه مواد مذکور، در واقع در بروز خصوصیات پوزولانی شبیه یکدیگر هستند، اما هر کدام خصوصیات منحصر به فردی دارند؛ که باعث می‌شود در کاربردی معین، یکی از آن‌ها نسبت به دیگری مناسب‌تر باشد. به‌عنوان مثال، دوده‌ی سیلیسی به دلیل میزان بالای سیلیس آمورف موجود در آن و همچنین اندازه‌ی ذرات بسیار کوچکش (که منجر به سطح تماس زیاد آن می‌شود)، یک پوزولان بسیار فعال است که

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۵/۶/۱۵، اصلاحیه ۱۳۹۵/۹/۲۲، پذیرش ۱۳۹۵/۱۰/۴.

DOI:10.24200/J30.2018.1401

برای تعیین تعداد لایه‌های بهینه و تعداد نورون در لایه‌ی پنهان شبکه‌ی عصبی مصنوعی از روش آزمون و خطا استفاده شده است. معیار توقف آموزش شبکه، میانگین مربعات خطا (MSE) انتخاب شد (رابطه‌ی ۱)، که متوسط مجذور اختلاف میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل (خروجی شبکه) و مقدار واقعی (هدف) است. مقادیر ضریب همبستگی (R-values) بیان‌گر مقدار و شدت ارتباط و وابستگی بین خروجی شبکه و هدف بوده و همواره بین (۱، -۱) است (رابطه‌ی ۲). این مقدار هر چه به ۱ نزدیک باشد، به معنی یک رابطه‌ی نزدیک بین خروجی شبکه و مقدار هدف است.

$$MSE = \frac{\sum_{j=1}^P \sum_{i=1}^N (d_{ij} - y_{ij})^2}{N \times P} \quad (1)$$

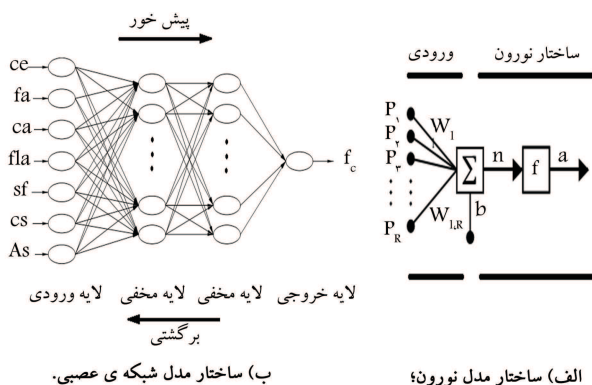
$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2)$$

که در آن، N تعداد پیش‌بینی‌ها، p تعداد خروجی عناصر پردازش شده، y_{ij} خروجی شبکه برای نمونه‌ی i در عنصر پردازش شده‌ی j و d_{ij} خروجی موردنظر شبکه برای نمونه‌ی i در عنصر پردازش شده‌ی j است. همچنین \bar{y} مقادیر واقعی، \bar{y}_i مقادیر پیش‌بینی شده و \bar{y}_i مقادیر متوسط است. ساختار مدل نورون در شبکه‌ی عصبی از رابطه‌ی ۳ به‌دست می‌آید که در آن متغیرهای a و p به ترتیب ورودی و خروجی نورون هستند (شکل ۱ الف).

$$a = f(Wp + b) \quad (3)$$

که در آن، f تابع محرک و W و b به ترتیب وزن و بایاس^۸ نورون هستند. به کمک سعی و خطا و کنترل مقادیر خطا و ضرایب رگرسیون، بهترین هندسه‌ی شبکه‌ی عصبی انتخاب شد. با توجه به موارد ذکرشده، تعداد نورون‌ها در لایه‌ی ورودی و خروجی به ترتیب ۷ و ۱ لایه و در لایه‌ی پنهان از آرایش مختلف نورون (۷-n-n-۱) استفاده شده است (شکل ۱ ب).

همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، مقادیر مختلفی از ضریب همبستگی و خطای MSE در الگوریتم‌های مختلف و به‌ازاء ساختار مختلف شبکه مشاهده می‌شود. برای مقایسه‌ی بیشتر، به بررسی تغییرات خطای MSE و ضریب همبستگی برای هندسه‌ی مختلف شبکه‌ی عصبی در الگوریتم‌های مختلف پرداخته شده است (شکل ۲). همان‌طور که در شکل مذکور مشاهده می‌شود، الگوریتم LM کمترین مقادیر خطا و بیشترین مقدار ضریب رگرسیون با همان R را دارد.



شکل ۱. ساختار مدل نورون و مدل شبکه‌ی عصبی.

چندگانه‌ی خطی و غیرخطی، که براساس کمینه‌ی مربعات عمل می‌کنند، بسیار کارا هستند. روش ذکرشده علاوه بر افزایش سرعت پیش‌بینی، دقت کافی نیز دارد. اما با افزایش پارامترها، دقت آن کاهش می‌یابد.^[۴] در چنین حالت‌های پیچیده‌ی، استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و منطق فازی می‌تواند مناسب‌تر باشد. منطق فازی براساس قواعد اگر و آنگاه بنا نهاده شده است. به کمک قواعد مذکور می‌توان ارتباط بین تعدادی متغیر ورودی و خروجی به‌دست آورد. به‌طور کلی از روش ذکرشده در مسائلی با عدم قطعیت استفاده می‌شود. برای توسعه‌ی سیستم استنتاج فازی از عملگرهای استلزام فازی و ترکیب روابط فازی استفاده می‌شود. مطالعات صورت‌گرفته برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن حکایت از دقت بالای مدل مذکور دارد.^[۵]

شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۴ به تقلید از مغز انسان که شامل رشته‌های عصبی بسیار است، با بهره‌گیری از نورون‌ها، توانایی پیش‌بینی دقیق روابط را دارد. در شبکه‌ی عصبی مصنوعی، برخلاف روابط تجربی موجود، به هیچ مدل یا تابع مشخص با فرضیات محدودکننده نیاز نیست.^[۶] در پژوهش حاضر، با استفاده از طراحی یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی، به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن حاوی افزودنی‌های خاکستر بادی، میکروسیلیس و سرباره‌ی مس پرداخته شده و سپس با روش‌های رگرسیونی و منطق فازی مقایسه صورت گرفته است و درنهایت، مدل پیشنهادی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن در شکل صریح ارائه شده است.

۲. معرفی اطلاعات داده‌ها

به‌عنوان اولین قدم برای ارائه‌ی اطلاعات کافی برای آموزش، بررسی و آزمایش شبکه‌ی عصبی، مجموعه‌ی نتایج آزمون بر روی مقاومت فشاری نمونه‌های بتنی مکعبی (۱۵۰ mm) حاوی خاکستر بادی، میکروسیلیس و سرباره‌ی مس جمع‌آوری شده است. اطلاعات جمع‌آوری شده، شامل ۶۶ نمونه از نتایج مقاومت فشاری بتن حاوی خاکستر بادی، میکروسیلیس و سرباره‌ی مس است. نتایج واقعی آزمایشگاهی، مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه بتن حاوی خاکستر بادی، سرباره‌ی مس، و میکروسیلیس روی نمونه‌های مکعبی ۱۵۰ میلی‌متر تعیین شده است که در جدول ۱ ارائه شده است.^[۱۱-۶] جدول ۲ خصوصیات آماری اطلاعات استفاده شده را بیان می‌کند.

۳. معرفی شبکه‌ی عصبی

در مطالعه‌ی حاضر، از یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چندلایه‌ی پیشرو و الگوریتم آموزش انتشار به عقب با روش بهینه‌سازی لونیگ مارکواریت (LM)^۵، الگوریتم شبه‌نیوتن (BFG)^۶ و الگوریتم گرادین توام^۷ (SCG) استفاده شده است. الگوریتم لونیگ مارکواریت به‌صورت تصادفی بردارهای ورودی و خروجی شبکه را به ۳ مجموعه، شامل داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم می‌کند. تغییر درصدهای نسبی ۳ مجموعه‌ی مذکور می‌تواند باعث بهبود فرایند تعمیم‌پذیری شود. الگوریتم شبه‌نیوتن، بسیار مشابه با الگوریتم LM است، اما نیاز آن به حافظه نسبت به LM کمتر است و حجم محاسبات در آن به‌صورت هندسی با افزایش اندازه‌ی شبکه افزایش می‌یابد. الگوریتم گرادین توام مقیاس‌شده، با توجه به اینکه نیازمند محاسبات مشتقات دوم نیست، لذا هم‌گرایی به کمینه‌ی تابع درجه دو را تضمین می‌کند و از جست‌وجوی خطی زمان‌بر، پرهیز می‌کند.

جدول ۱. خصوصیات مواد آزمایشگاه. [۶-۱۱]

Mix ID	سیمان (kg/m^3)	نسبت آب به سیمان	ریزدانه (kg/m^3)	سنگ دانه (kg/m^3)	خاکستر بادی (kg/m^3)	میکروسیلیس (kg/m^3)	سر بار مس (kg/m^3)	مقاومت فشاری بتن (MPa)	
								۲۸	۷
S۱	۴۰۰	-	۶۵۲	۱۲۹۴	۰	۰	۰	۵۴٫۴	۴۲٫۷
S۲	۲۱۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۸٫۸۷	۳۸٫۱۶
S۳	۱۷۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۲٫۳۲	۲۷٫۷۴
S۴	۱۳۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۳۲٫۷۷	۲۲٫۳
S۵	۲۱۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۵۲٫۴۶	۳۷٫۳۸
S۶	۱۷۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۹٫۴۷	۳۸٫۱۷
S۷	۱۳۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۷٫۳۸	۳۲٫۰۴
S۸	۲۱۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۳۲۶	۵۳٫۶۹	۳۳٫۹۶
S۹	۱۷۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۳۲۶	۴۹٫۴۸	۳۱٫۷۶
S۱۰	۱۳۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۳۲۶	۲۳٫۴۵	۱۳٫۷۵
S۱۱	۲۱۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۹٫۴۲	۳۷٫۱۴
S۱۲	۱۷۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۳٫۹۱	۲۹٫۳۳
S۱۳	۱۳۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۳۴٫۷۴	۲۴٫۲۹
S۱۴	۲۱۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۵۴٫۲۶	۳۹٫۳۵
S۱۵	۱۷۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۳۱٫۳	۳۹٫۸۴
S۱۶	۱۳۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۹	۳۴٫۰۱
S۱۷	۲۱۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۳۲۶	۵۵٫۶۶	۳۵٫۳۲
S۱۸	۱۷۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۳۲۶	۵۰٫۸۹	۳۳٫۷
S۱۹	۱۳۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۳۲۶	۲۳٫۶	۱۴٫۸۶
S۲۰	۲۱۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۸٫۵۶	۳۶٫۵۳
S۲۱	۱۷۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۶٫۷۶	۳۵٫۲
S۲۲	۱۳۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۳۱٫۶	۲۳٫۶۶
S۲۳	۲۱۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۷٫۸۵	۳۲٫۱۸
S۲۴	۱۷۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۱٫۵۴	۳۳٫۱۱
S۲۵	۱۳۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۳۸٫۷۵	۲۶٫۳۵
S۲۶	۲۱۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۳۲۶	۵۰٫۹۴	۴۲٫۳۸
S۲۷	۱۷۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۳۲۶	۳۹٫۸۴	۲۷٫۷
S۲۸	۱۳۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۳۲۶	۲۸٫۳	۱۷٫۹۲
S۲۹	۲۱۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۵۰٫۸۹	۳۹٫۴۵
S۳۰	۱۷۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۴۴٫۳۱	۳۳٫۴
S۳۱	۱۳۶	-	۴۵۶٫۴	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۱۹۵٫۶	۳۶٫۰۷	۲۷٫۱۱
S۳۲	۲۱۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۸٫۷۲	۴۰٫۵۴
S۳۳	۱۷۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۳۹٫۴۲	۲۸٫۶۶
S۳۴	۱۳۶	-	۳۹۱٫۲	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۲۶۰٫۸	۴۴٫۲۲	۲۷٫۶۹
S۳۵	۲۱۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۱۶۰	۲۴	۳۲۶	۵۳٫۱۴	۴۰٫۲۷
S۳۶	۱۷۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۰۰	۲۴	۳۲۶	۴۴٫۹۶	۲۷٫۹۵
S۳۷	۱۳۶	-	۳۲۶	۱۲۹۴	۲۴۰	۲۴	۳۲۶	۳۵٫۹۲	۲۳٫۶۱
S۳۸	۵۰۰	۱۵۰	۷۲۴	۱۰۸۶	۰	۰	۱۰۰	۸۶٫۸	۷۵٫۵
S۳۹	۵۰۰	۱۵۰	۷۰۰	۱۰۸۶	۷۵	۰	۱۰۰	۸۶	۶۶٫۴
S۴۰	۵۰۰	۱۵۰	۶۸۳	۱۰۸۶	۱۲۵	۰	۱۰۰	۸۵٫۴	۶۵٫۷
S۴۱	۵۰۰	۱۵۰	۶۵۰	۱۰۸۶	۲۲۵	۰	۱۰۰	۷۱٫۸	۴۹٫۲
S۴۲	۵۰۰	۱۵۰	۶۳۴	۱۰۸۶	۲۷۵	۰	۱۰۰	۵۷٫۴	۳۶٫۴
S۴۳	۵۰۰	۱۵۰	۷۱۹	۱۰۸۶	۰	۲۵	۱۰۰	۸۷٫۸	۷۵٫۵
S۴۴	۵۰۰	۱۵۰	۶۸۶	۱۰۸۶	۱۰۰	۲۵	۱۰۰	۷۸٫۵	۶۵٫۶
S۴۵	۵۰۰	۱۵۰	۶۵۴	۱۰۸۶	۱۰۰	۲۵	۱۰۰	۷۱٫۷	۴۸٫۶

ادامه‌ی جدول ۱.

۴۸٫۴	۶۰٫۷	۱۰۰	۰	۰	۱۱۵۷	۷۱۰	۱۶۰	۴۰۰	S۴۶
۳۹٫۹	۵۶٫۶	۱۰۰	۰	۶۰	۱۱۵۷	۶۹۰	۱۶۰	۴۰۰	S۴۷
۳۳٫۷	۴۹٫۳	۱۰۰	۰	۱۰۰	۱۱۵۷	۶۶۰	۱۶۰	۴۰۰	S۴۸
۲۰٫۳	۴۳٫۹	۱۰۰	۰	۱۸۰	۱۱۵۷	۶۳۴	۱۶۰	۴۰۰	S۴۹
۱۹٫۸	۳۷٫۳	۱۰۰	۰	۲۲۰	۱۱۵۷	۶۲۱	۱۶۰	۴۰۰	S۵۰
۵۳	۶۹٫۴	۱۰۰	۲۰	۰	۱۱۵۷	۶۸۸	۱۶۰	۴۰۰	S۵۱
۳۲٫۱	۶۲٫۳	۱۰۰	۲۰	۱۶۰	۱۱۵۷	۶۶۲	۱۶۰	۴۰۰	S۵۲
۲۰٫۵	۴۴٫۶	۱۰۰	۲۰	۰	۱۱۵۷	۶۳۶	۱۶۰	۴۰۰	S۵۳
۳۶٫۹	۵۰٫۸	۱۰۰	۰	۶۱٫۵	۱۱۳۲	۶۰۹	۲۰۵	۴۱۰	S۵۴
۳۲٫۳	۴۸٫۹	۱۰۰	۰	۱۰۲٫۵	۱۱۳۲	۵۸۹	۲۰۵	۴۱۰	S۵۵
۲۶٫۲	۴۱٫۷	۱۰۰	۰	۱۸۵٫۴	۱۱۳۲	۵۷۶	۲۰۵	۴۱۰	S۵۶
۱۸٫۴	۳۵٫۶	۱۰۰	۰	۲۲۵٫۵	۱۱۳۲	۵۴۹	۲۰۵	۴۱۰	S۵۷
۱۱٫۳	۲۴	۱۰۰	۰	۰	۱۱۳۲	۵۳۶	۲۰۵	۴۱۰	S۵۸
۳۹٫۲	۵۷٫۳	۱۰۰	۲۰٫۵	۸۲	۱۱۳۲	۶۰۵	۲۰۵	۴۱۰	S۵۹
۳۰٫۶	۵۲٫۹	۱۰۰	۲۰٫۵	۱۶۴	۱۱۳۲	۶۰۵	۲۰۵	۴۱۰	S۶۰
۱۱٫۶۸	۳۸٫۷	۱۰۰	۲۰٫۵	۰	۱۱۳۲	۵۵۲	۲۰۵	۴۱۰	S۶۱
۷۵٫۵	۸۸٫۵	۱۵۰٫۵	۲۵	۰	۱۰۵۰	۷۲۵	۱۳۵	۴۷۵	S۶۲
۷۲	۸۳٫۵	۱۵۰٫۵	۰	۰	۱۰۵۰	۶۹۵	۱۵۰	۵۰۰	S۶۳
۷۴٫۵	۹۸٫۵	۱۵۰٫۵	۷۵	۰	۱۰۵۰	۶۸۰	۱۵۰	۴۲۵	S۶۴
۷۰٫۵	۸۹٫۵	۱۵۰٫۵	۵۰	۰	۱۰۵۰	۶۸۵	۱۶۵	۴۵۰	S۶۵
۷۹٫۳	۱۰۶٫۵	۱۵۰٫۵	۲۵	۰	۱۰۸۷	۷۱۶	۱۳۵	۴۷۵	S۶۶
۵۴٫۶۷	۴۲٫۳۳	۰	۰	۰	۱۱۷۱٫۸	۶۰۹٫۷۲	۱۷۱٫۴۷	۵۷۱٫۱۹	S۶۷
۵۵	۴۰٫۶۷	۰	۲۸٫۵۸	۰	۱۱۷۱٫۸	۵۹۹٫۸۱	۱۷۱٫۴۷	۵۴۳٫۳۱	S۶۸
۶۱٫۳۳	۴۴٫۶۷	۰	۴۲٫۸۷	۰	۱۱۷۱٫۸	۵۹۴٫۵۸	۱۷۱٫۴۷	۵۲۹٫۰۱	S۶۹
۵۶٫۳۳	۴۰٫۳۳	۰	۵۷٫۱۶	۰	۱۱۷۱٫۸	۵۸۹٫۳۵	۱۷۱٫۴۷	۵۱۴٫۷۲	S۷۰
۵۸٫۶۷	۴۲٫۳۳	۰	۲۸٫۵۸	۵۷٫۱۶	۱۱۷۱٫۸	۵۷۷٫۲۸	۱۷۱٫۴۷	۴۸۶٫۱۲	S۷۱
۵۷٫۳۳	۴۱	۰	۴۲٫۸۷	۵۷٫۱۶	۱۱۷۱٫۸	۵۷۲٫۰۵	۱۷۱٫۴۷	۴۷۱٫۸۲	S۷۲
۵۵٫۳۳	۳۹٫۳۳	۰	۵۷٫۱۶	۵۷٫۱۶	۱۱۷۱٫۸	۵۶۶٫۸۲	۱۷۱٫۴۷	۴۵۷٫۵۳	S۷۳
۵۴٫۶۷	۴۲٫۳۳	۰	۰	۰	۱۱۷۱٫۸	۶۰۹٫۷۲	۱۷۱٫۴۷	۵۷۱٫۱۹	S۷۴
۵۴٫۶۷	۴۲٫۳۳	۰	۰	۰	۱۱۷۱٫۸	۶۰۹٫۷۲	۱۷۱٫۴۷	۵۴۳٫۳۱	S۷۵
۵۹	۴۹٫۳۳	۰	۰	۰	۱۱۷۱٫۸	۵۹۴٫۵۸	۱۷۱٫۴۷	۵۲۹٫۰۱	S۷۶
۵۷٫۶۷	۴۳٫۳۳	۰	۰	۰	۱۱۷۱٫۸	۵۸۹٫۳۵	۱۷۱٫۴۷	۵۱۴٫۷۲	S۷۷
۵۶	۳۷٫۶۷	۰	۰	۵۷٫۱۶	۱۱۷۱٫۸	۵۷۷٫۳۵	۱۷۱٫۴۷	۴۸۶٫۱۲	S۷۸
۶۴	۴۶٫۶۷	۰	۰	۵۷٫۱۶	۱۱۷۱٫۸	۵۷۲٫۰۳۵	۱۷۱٫۴۷	۴۷۱٫۱۲	S۷۹
۵۵٫۶۷	۴۳٫۳۳	۰	۰	۵۷٫۱۶	۱۱۷۱٫۸	۵۶۶٫۸۲	۱۷۱٫۴۷	۴۵۷٫۵۳	S۸۰

جدول ۲. خصوصیات آماری داده‌های آزمایشگاهی.

پارامتر خروجی		پارامتر ورودی						
Fc	As	Cs	sf	Fla	ca	fa	Ce	
۴۲٫۴۵	۱۷٫۵	۱۵۶٫۷۶۶۳	۱۸٫۶۲۹	۱۲۴٫۷۹۲۸	۱۲۰۷٫۱۲۸	۵۲۲٫۵۲۸۴	۳۳۳٫۶	مقدار متوسط
۱۰۶٫۵	۲۸	۳۲۶	۷۵	۲۷۵	۱۲۹۴	۷۲۵	۵۷۱٫۱۹	مقدار بیشینه
۱۱٫۳	۷	۰	۰	۰	۱۰۵۰	۳۲۶	۱۳۶	مقدار کمینه
۱۹٫۲۵۴	۱۰٫۵۷	۹۰٫۲۷۸	۱۳٫۸۴۵	۸۶٫۷۳۳	۹۳٫۸۵۵	۱۴۱٫۳۷	۱۳۸٫۶۶	انحراف معیار
۰٫۴۲۳۹۵	۰٫۰۶۰۲۲۹	۰٫۴۹۹۲۵	۰٫۸۲۵۲	۰٫۵۹۴۲۱	۰٫۰۷۷۷۷	۰٫۲۸۴۵۴	۰٫۴۸۵۴۴	ضریب تغییرات

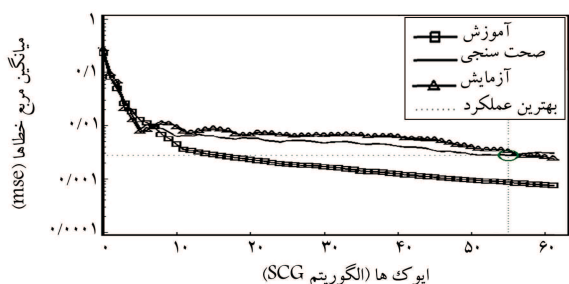
جدول ۳. خلاصه‌ی نتایج ۳ الگوریتم LM-BFG-SCG شبکه‌ی عصبی.

الگوریتم آموزش	ساختار شبکه‌ی عصبی	ضریب همبستگی داده‌های		مقدار تابع عملکردی خطا (MSE)
		آزمون (R)	آموزش (R)	
LM	۷-۵-۱	۰٫۹۱۷۲۸	۰٫۹۵۷۷۷	۰٫۰۰۳۶۶۷
	۷-۶-۱	۰٫۹۶۵۴۲	۰٫۹۷۵۲۶	۰٫۰۰۱۵۳۴۲۷
	۷-۸-۱	۰٫۹۴۲۳	۰٫۹۷	۰٫۰۰۱۲۱۸
	۷-۱۰-۱	۰٫۹۴۶۶	۰٫۹۷۰۲۳۶	۰٫۰۰۲۷۸۷
	۷-۵-۵-۱	۰٫۹۵۱۲	۰٫۹۵۶۲۳	۰٫۰۰۲۴۶۲۷
	۷-۸-۸-۱	۰٫۹۲۳	۰٫۹۷۸	۰٫۰۰۲۴۶
	۷-۱۰-۱۰-۱	۰٫۸۹۹	۰٫۹۶۵۶۱	۰٫۰۰۳۲۳۳
	۷-۱۲-۱۲-۱	۰٫۸۸۷	۰٫۹۳۷۴۲۵	۰٫۰۰۲۴۱۲
	۷-۱۵-۱۵-۱	۰٫۹۳۴۵	۰٫۹۸۰۰۱	۰٫۰۰۱۳۲۷۵
SCG	۷-۵-۱	۰٫۶۸۲۵	۰٫۸۰۱۲	۰٫۰۰۲۵۳۳
	۷-۶-۱	۰٫۸۰۲	۰٫۹۰۰۱	۰٫۰۰۵۵۰۳
	۷-۸-۱	۰٫۹۵۴	۰٫۹۶۷۷	۰٫۰۰۱۴۵۷
	۷-۱۰-۱	۰٫۶۱۱	۰٫۶۸۵۵	۰٫۰۰۲۳۸۷
	۷-۵-۵-۱	۰٫۶۵۶	۰٫۷۷۸۲	۰٫۰۰۱۶۸۶۸
	۷-۸-۸-۱	۰٫۸۳۲۵	۰٫۹۴۰۶۷	۰٫۰۰۴۴۵۷۰
	۷-۱۰-۱۰-۱	۰٫۸۵۱۲۵	۰٫۹۴۶۶۶	۰٫۰۰۳۴۳
	۷-۱۲-۱۲-۱	۰٫۸۱	۰٫۹۱۸۷۹	۰٫۰۰۴۸۹۴
	۷-۱۵-۱۵-۱	۰٫۹۵۶۵	۰٫۹۶۹۵۸	۰٫۰۰۲۸۴۴۴
BFG	۷-۵-۱	۰٫۸۷۲۱	۰٫۹۳۲۳	۰٫۰۰۴۰۶۶
	۷-۶-۱	۰٫۹۰۱۰۸	۰٫۹۴۵۶	۰٫۰۰۲۰۷۷
	۷-۸-۱	۰٫۴۸۱۲۵	۰٫۷۰۸	۰٫۰۱۰۲۲۴
	۷-۱۰-۱	۰٫۸۶۱۱۹	۰٫۹۲۱۷۸۶	۰٫۰۰۲۵۵۴۹
	۷-۵-۵-۱	۰٫۸۸۸۳	۰٫۹۳۳۴	۰٫۰۰۳۷۸۹
	۷-۸-۸-۱	۰٫۹۴۱۲	۰٫۹۵۴۶۱۹	۰٫۰۰۲۰۰۴
	۷-۱۰-۱۰-۱	۰٫۴۸۱۲	۰٫۶۸۸	۰٫۰۱۴۳۴۴
	۷-۱۲-۱۲-۱	۰٫۹۰۰۴	۰٫۹۲۴	۰٫۰۰۲۷۶۳۸
	۷-۱۵-۱۵-۱	۰٫۹۳۳۶۱	۰٫۹۵۱۲۶	۰٫۰۰۲۸۵۹۷

۱۵ نورون، بیشترین مقادیر ضریب همبستگی را دارند. شکل ۴ نشان می‌دهد که میانگین مربعات خطا با شروع آموزش شبکه‌ی عصبی، مقدار بزرگی است و بعد کاهش می‌یابد و یا به عبارتی نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی در حال یادگیری است. سه مجموعه داده‌ی آموزش، اعتبارسنجی و آزمون که به صورت تصادفی انتخاب شده بودند، در آن مشخص شده‌اند. آموزش شبکه ادامه می‌یابد تا زمانی که خطای شبکه کاهش یابد. پس از آموزش شبکه، داده‌های اعتبارسنجی باعث

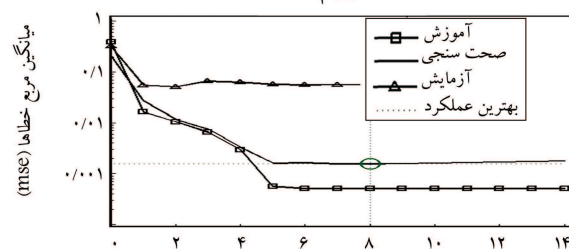
پس از آموزش شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های مختلف و انواع آرایش نورون‌ها در لایه‌ی مخفی و بررسی مقادیر ضریب همبستگی و خطای MSE، بهترین آرایش نورون در لایه‌ی مخفی در هر الگوریتم انتخاب شد. شکل ۳، مقادیر ضرایب رگرسیون ۳ الگوریتم انتخابی در شرایط مختلف شبکه‌ی عصبی بهینه را نشان می‌دهد.

شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوریتم LM با ۲ لایه‌ی مخفی و هر کدام با



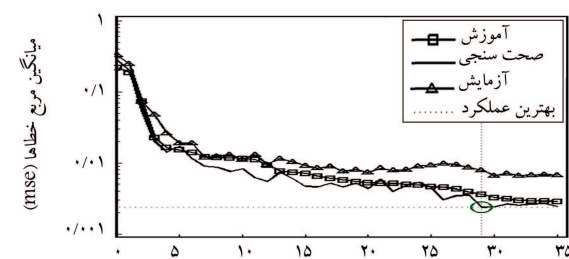
اپوک ها (الگوریتم SCG)

الف) الگوریتم SCG



اپوک ها (الگوریتم LM)

ب) الگوریتم LM



اپوک ها (الگوریتم BFG)

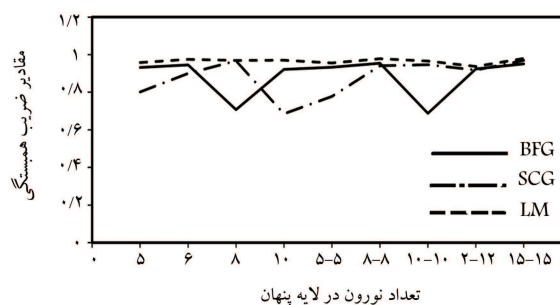
ج) الگوریتم BFG

شکل ۴. روند تغییرات تابع عملکرد خطا برای شبکه‌ی بهینه.

توقف آموزش شبکه‌ی عصبی می‌شوند که شبکه در این حالت بهترین عملکرد را دارد.

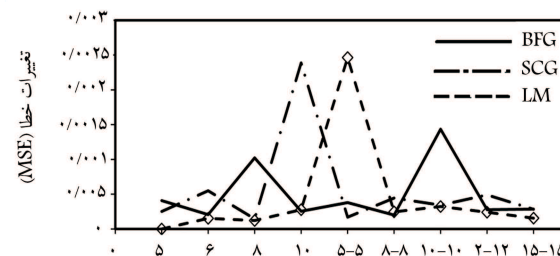
۴. تحلیل فازی

مباحث مجموعه‌های فازی اولین بار توسط پروفیسور لطفی عسکرزاده پایه‌گذاری شد. طی سال‌های بعد از مطرح شدن منطق فازی، تئوری مذکور گسترش یافت و از آن زمان تا به حال، تئوری فازی در بسیاری از مسائل مهندسی، کاربرد بسیاری دارد. منطق فازی به راحتی می‌تواند دانش و تجربه‌ی بشر را در قالب روابط ریاضی بیان کند. این امر سبب شده است که بسیاری از مسائل دنیای واقعی، توسط تئوری فازی مدل‌سازی شود. این تئوری براساس قواعد اگر و آنگاه بنا نهاده شده است. به کمک قواعد مذکور می‌توان ارتباط بین تعدادی متغیر ورودی و خروجی را به دست آورد. به طور کلی از روش منطق فازی در مسائلی که عدم قطعیت دارند، استفاده می‌شود. برای توسعه‌ی سیستم استنتاج فازی از عملگرهای استلزام فازی و ترکیب روابط فازی استفاده می‌شود. کاربرد روش مذکور در پیش‌بینی مسائل مربوط به بتن بارها بررسی شده و نتایج مناسبی نیز به دست آمده است. در تحلیل فازی از روش میانگین وزنی برای غیرفازکردن نتایج و نیز از روش استلزام فازی Sugeno استفاده می‌شود. شکل‌های ۵ و ۶، ورودی و خروجی‌های به کار گرفته شده را نشان



تعداد نورون در لایه پنهان

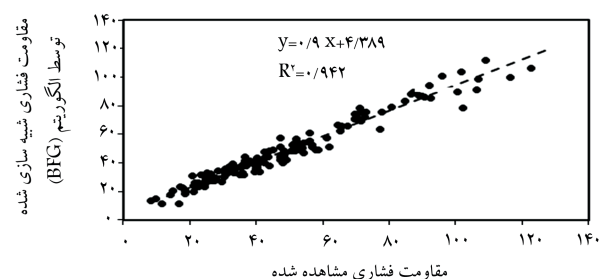
الف) بررسی خطای MSE



تعداد نورون در لایه پنهان

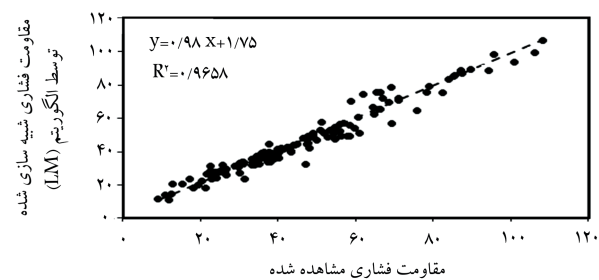
ب) بررسی ضریب همبستگی R

شکل ۲. بررسی خطای MSE و ضریب همبستگی R در ۳ الگوریتم BFG، LM و SCG.



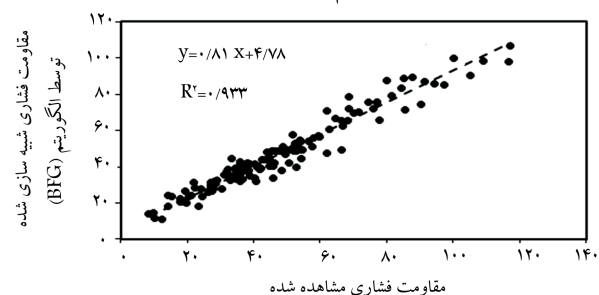
مقاومت فشاری مشاهده شده

الف) الگوریتم SCG



مقاومت فشاری مشاهده شده

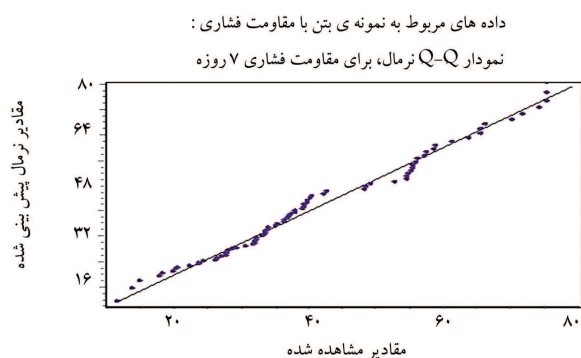
ب) الگوریتم LM



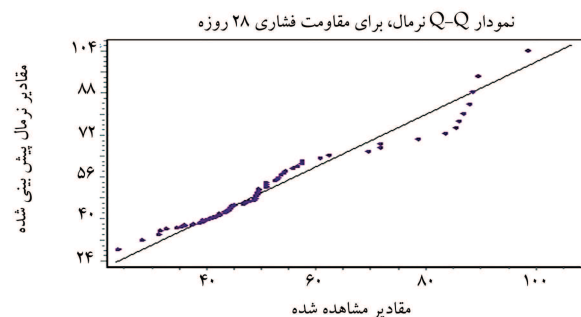
مقاومت فشاری مشاهده شده

ج) الگوریتم BFG

شکل ۳. مقادیر ضرایب رگرسیون.

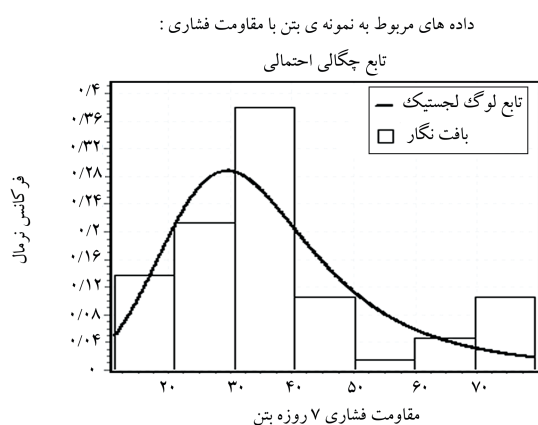


الف) ۷ روزه

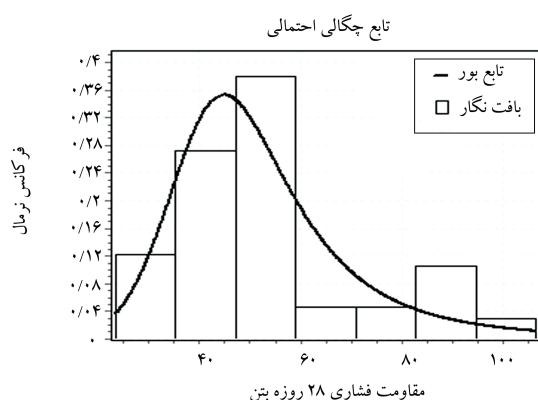


ب) ۲۸ روزه

شکل ۸. نمودار Q-Q برای بررسی نرمال بودن داده ها.

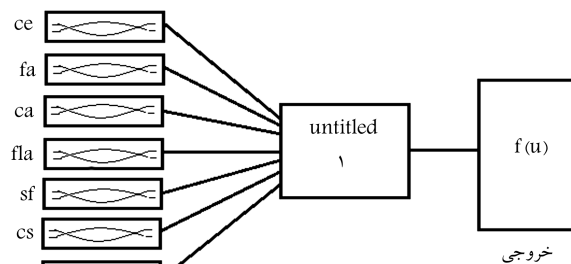


الف) ۷ روزه

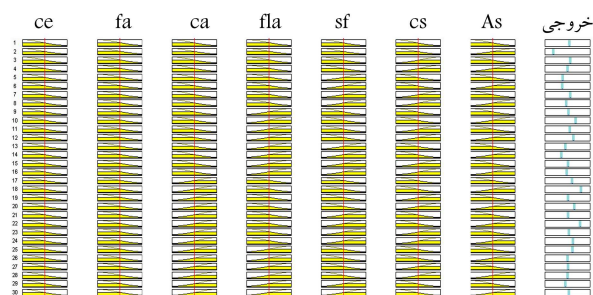


ب) ۲۸ روزه

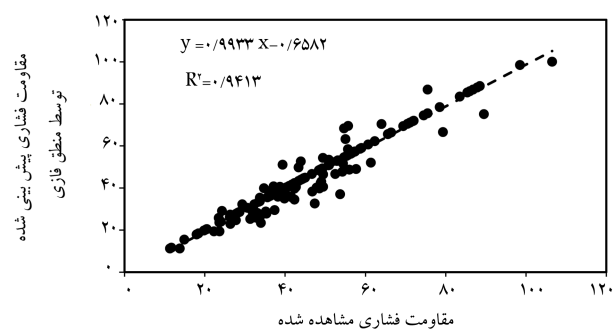
شکل ۹. توابع توزیع احتمال.



شکل ۵. نمایش ورودی ها و خروجی در تحلیل فازی.



شکل ۶. نتایج حاصل از تحلیل فازی.

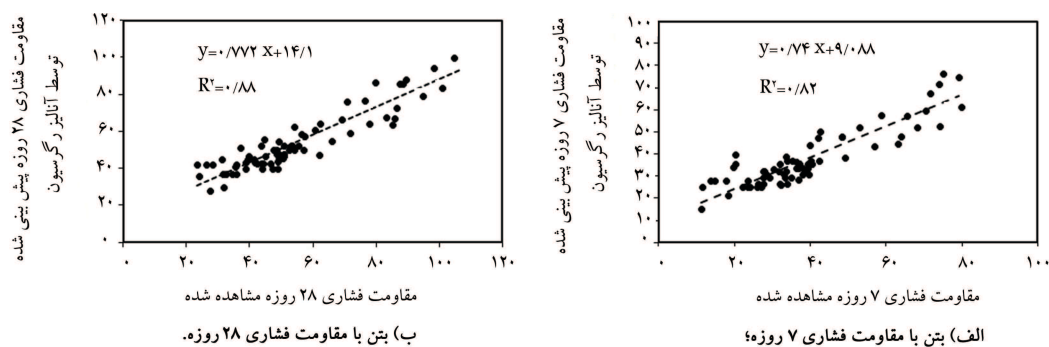


می دهند. ارتباط بین پیش بینی های حاصل از سیستم استنتاج فازی، طراحی و نتایج آزمایشگاهی در شکل ۷ ارائه شده است که مطابق آن ضریب رگرسیون برابر ۰/۹۴۵ بوده است که نشان دهنده دقت بالای مدل به کار رفته است. مقایسه نتایج حاصل تحلیل فازی با نتایج شبکه ی عصبی مصنوعی در پیش بینی مقاومت فشاری بتن، حکایت از دقت بیشتر شبکه ی عصبی مصنوعی دارد.

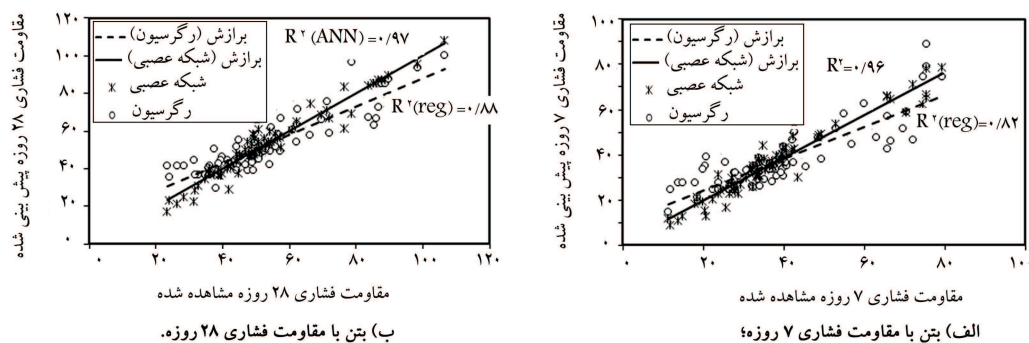
۵. تحلیل رگرسیون

اولین قدم در انجام تحلیل رگرسیون، تعیین نرمال بودن داده ها و تعیین ویژگی آماری داده هاست. داده های مورد نظر، شامل ۸۰ داده با مقاومت فشاری ۲۸ روزه و ۸۰ داده با مقاومت فشاری ۷ روزه هستند. شکل ۸، نمودار Q-Q برای بررسی نرمال بودن داده ها را نمایش می دهد.

همان طور که مشاهده می شود، داده ها معیار نرمال بودن ندارند، به همین دلیل الزام به نرمال سازی داده هاست. برای نرمال سازی داده ها، ابتدا باید توابع توزیعات احتمال پارامترها شناسایی شود که در شکل ۹ توابع چگالی احتمال داده ها مشاهده می شوند.



شکل ۱۰. ضرایب رگرسیون.



شکل ۱۱. مقایسه‌ی دو روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و تحلیل رگرسیون.

بدین صورت که مقادیر مقاومت فشاری حاصل از رابطه‌ی ۹ که توزیع نرمال دارد، به کمک روابط توزیع احتمال و رابطه‌ی ۸ از محیط نرمال به توزیع Log-Logistic در مقاومت فشاری ۷ روزه بتن و توزیع Burr در مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن تبدیل می‌شوند.

$$\nu_i = \beta_{i0} + \beta_{i1}\left(\frac{ce}{33\%}\right) + \beta_{i2}\left(\frac{Fa}{52\%}\right) + \beta_{i3}\left(\frac{ca}{1215}\right) + \beta_{i4}\left(\frac{Fla}{15\%}\right) + \beta_{i5}\left(\frac{sf}{2\%}\right) + \beta_{i6}\left(\frac{cs}{19\%}\right) + \varepsilon_i \quad (9)$$

نتایج تحلیل رگرسیون در جدول ۴ ارائه شده است که به کمک آن، ضرایب معادله‌ی رگرسیون برای اطلاعات موجود به دست آمده است. در جدول مذکور، $i = 1$ مقاومت فشاری ۷ روزه و $i = 2$ مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن را نشان می‌دهد.

برای تعیین مقادیر ضرایب رگرسیون از نمودارهای شکل ۱۰ استفاده شده است. مقادیر ضرایب رگرسیون R^2 در دو حالت بتن با مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه بتن برابر با ۰/۷۴۱۳ و ۰/۸۲۳۴ است. شکل ۱۰ که مقادیر ضرایب رگرسیون را در دو حالت بتن با مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه نمایش می‌دهد، نمایانگر این موضوع است که تحلیل رگرسیون می‌تواند نتیجه‌ی مناسبی با دقت کافی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری ارائه دهد. با این حال در مطالعه‌ی حاضر، این موضوع به طور واضح برجسته است که شبکه‌ی عصبی مصنوعی، دقت بیشتر و کارایی بهتری به نسبت تحلیل رگرسیون دارد. در شکل ۱۱، به منظور بررسی این موضوع به مقایسه‌ی نتایج حاصل از شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوریتم LM و تحلیل رگرسیون پرداخته شده است. در شکل مذکور مشخص است که شبکه‌ی عصبی، دقت بیشتری در تعیین مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه بتن دارد.

در شکل مذکور، توابع توزیع احتمال مربوط به هر یک از داده‌ها نمایش داده شده است. همان‌طور که مشخص است، بر داده‌های مربوط به مقاومت فشاری ۷ روزه بتن، توزیع Log-Logistic و بر داده‌های مربوط به مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن، توزیع Burr حاکم است. توابع ۴ و ۵ به ترتیب تابع توزیع تجمعی احتمال دو توزیع Burr و Log-Logistic و روابط ۶ و ۷ نیز تابع توزیع احتمال را ارائه می‌دهند. مقادیر α و k پارامترهای توزیع هستند و برای اطلاعات ورودی مشخص، مقادیر ثابت دارند. x نیز مقادیر ورودی است. [۱۳، ۱۲]

$$CDF \rightarrow F(x) = \left(1 + \left(\frac{\beta}{x}\right)^{\alpha}\right)^{-1} \quad (4)$$

$$CDF \rightarrow F(x) = 1 - \left(1 + \left(\frac{\beta}{x}\right)^{\alpha}\right)^{-k} \quad (5)$$

$$PDF \rightarrow f(x) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1} \left(1 + \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha}\right)^{-2} \quad (6)$$

$$PDF \rightarrow f(x) = \frac{\alpha k \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha}\right)^{k+1}} \quad (7)$$

برای انجام تحلیل رگرسیون، باید داده‌ها توزیع نرمال داشته باشند. از این رو با استفاده از رابطه‌ی ۸، داده‌ها به فضای نرمال تبدیل می‌شوند.

$$\nu_i = \Phi^{-1}[F_{\theta_i}(\theta_i)] \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

که در آن، $F_{\theta_i}(\theta_i)$ همان تابع توزیع تجمعی (CDF) هر پارامتر با تابع توزیع احتمال (PDF) اولیه است. نهایتاً، با استفاده از انجام تحلیل رگرسیون خطی، معادله‌ی ۹ به دست خواهد آمد که در آن، پارامترهای مشابه شبکه‌ی عصبی معرفی و مقادیر خطا نیز با نماد ε_i نمایش داده شده است. مقادیر به دست آمده از رابطه‌ی ۹ در شرایط مختلف پارامترهای ورودی به کمک رابطه‌ی ۸ به توزیع واقعی خود بر می‌گردند.

جدول ۴. ضرایب تحلیل رگرسیون.

β_{i0}	β_{i1}	β_{i2}	β_{i3}	β_{i4}	β_{i5}	β_{i6}	ε_i	i
-۹/۳۳۸	۱/۰۴	۲	۵/۴۵۹	۰/۰۵۴	۰/۱۴۱	۰/۷۳۳	۰/۰۰۸۸۵	۱
-۸/۴۱۴	۱/۰۱۲	۱/۶۱	۵/۳۷	۰/۰۵۰۲	۰/۱۲۲	۰/۷۱	۰/۰۰۶۴۲	۲

جدول ۵. نتایج حاصل از صحت‌سنجی.

Reg	Fis	Ann	Fc (۲۸ روزه)	Fc (۷ روزه)	Cs	sf	Fla	Ca	fa	%w/c	Ce	
۳۹/۸۵	۴۵/۱۱	۴۵/۸۹۹	-	۴۷	۰	۵۰	۱۰۰	۹۴۰	۷۹۰	۳۵	۴۵۰	S۱
۴۳/۵۷	۳۷/۴۵	۳۸/۸۸	-	۴۰	۰	۵۰	۱۰۰	۹۵۰	۸۰۰	۳۵	۳۰۰	S۲
۲۴/۲	۲۷/۱۲۳	۲۷/۸۴۵	-	۲۸	۰	۰	۴۴	۱۰۵۰	۷۰۰	۴۰	۴۰۰	S۳
۵۵/۰۲	۵۴/۱۱	۵۲/۵۳	-	۵۳	۰	۴۸	۰	۱۰۳۵	۸۰۰	۳۰	۴۲۰	S۴
۵۲	۵۶/۴۴	۵۷/۲۳	۵۹	-	۰	۲۸/۵۷	۵۷	۱۱۷۲	۵۷۷	۳۰	۴۸۶/۱۲	S۵
۵۰	۵۶/۱	۵۷/۶۶	۵۷	-	۰	۴۲/۸۷	۵۷	۱۱۷۲	۵۷۲	۳۰	۴۷۲	S۶

۶. صحت‌سنجی مطالعات صورت‌گرفته

به منظور صحت‌سنجی مطالعات انجام‌شده، اقدام به ساخت چند نمونه با طرح اختلاط مختلف شده است. بدین منظور از ۴ نمونه با مقادیر مختلف خاکستر بادی و میکروسیلیس و دانه‌بندی مختلف سنگ‌دانه استفاده و مقاومت فشاری ۷ روزه آن‌ها تعیین شده است. برای بررسی دقت مدل‌های به‌کاررفته در پیش‌بینی مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن، از برخی مطالعات دیگر^[۱۴] استفاده شده است. جدول ۵، نتایج صحت‌سنجی مذکور را نشان می‌دهد.

۷. نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، مدلی با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با ۳ الگوریتم آموزشی متفاوت LM، BFG و SCG و روش تحلیل رگرسیون ارائه شده است، که قادر به پیش‌بینی مقاومت فشاری ۷ و ۲۸ روزه بتن حاوی خاکستر بادی، میکروسیلیس، و سرباره‌ی مس با دقتی مناسب است. برای تخمین مقاومت فشاری از ۸۰ نمونه‌ی آزمایشگاهی بتنی حاوی خاکستر بادی، میکروسیلیس و سرباره‌ی مس استفاده شد. پارامترهای ورودی، شامل: سیمان، درشت‌دانه، ریزدانه، خاکستر بادی، سرباره‌ی مس، میکروسیلیس و سن نمونه‌ی بتنی بود.

افزایش مقدار میکروسیلیس در بتن، سبب افزایش مقاومت فشاری کوتاه‌مدت بتن می‌شود، ولی در درازمدت سبب کاهش مقاومت فشاری بتن می‌شود.

افزایش مقدار میکروسیلیس در بتن سبب کاهش مقاومت فشاری کوتاه‌مدت بتن می‌شود، ولی در درازمدت سبب افزایش مقاومت فشاری بتن می‌شود.

پانویس‌ها

- fly ash
- silica fume
- copper slag

- artificial neural network
- levenberg-marquardt algorithm
- quasi-newton algorithm
- scaled conjugate gradient algorithm
- bias

منابع (References)

1. Poon, C.S., Lam, L. and Wong, Y.L. "A study on high-strength concrete prepared with large volumes of low calcium fly ash", *Cement and Concrete Research*, **30**(3), pp. 447-455 (2000).
2. Lam, L., Wong, Y.L. and Poon, C.S. "Effect of fly ash and silica fume on compressive and fracture behavior of concrete", *Cement and Concrete Research*, **28**(2), pp. 271-283 (1998).
3. Ambily, P.S., Umarani, C., Ravisankar, K. and et al. "Studies on ultrahigh performance concrete incorporating copper slag as fine aggregate", *Constr. Build. Mater.*, **77**, pp. 233-240 (2015).
4. Chopra, C., Sharma, R.K. and Kumar, M. "1' Regression models for the prediction of compressive strength of concrete with and without fly ash", *Int. J. Latest Trends Eng. Tech.*, **3**(4), pp. 400-406 (2014).
5. Sobhani J. and Najimi, M. "Namerical study on the feasibility of dynamic evolving neural-fuzzy inference system for approximation of compressive strength of dry-cast concrete", *Applied Soft Computing*, **24**, pp. 572-584 (2014).
6. Chithra, S., Senthil Kumar, S.R.R., Chinnaraju, K. and et al. "A comparative study on the compressive strength prediction models for high performance concrete containing nano silica and copper slag using regression analysis and Artificial Neural Networks", *Construction and Building Materials*, **114**, pp. 528-535 (2016).
7. Pala, M., Ozbay, E., Oztas, A. and et al. "Appraisal of long-term effects of fly ash and silica fume on compressive strength of concrete by neural networks", *Construction and Building Materials*, **21**(2), pp. 384-394 (2007).
8. Hwang, K., Noguchi, T. and Tomosawa, F. "Prediction model of compressive strength development of fly-ash concrete", *Cement and Concrete Research*, **34**(12), pp. 2269-2276 (2004).
9. Ahmed, M.S. "Statistical modelling and prediction of compressive strength of concrete", *Conceret Research*, **3**(2), pp. 452-458 (June, 2012).
10. Sakthieswaran, N. and Ganesan K. "Compressive Strength of Concrete containing fly ash, copper slag, silica fume and fibres-prediction", *International Journal of Engineering and Computer Science*, **3**(2), pp. 3891-3896 (Feb., 2014).
11. P. Muthupriya, K. "Subramanian prediction of compressive strength and durability of high performance concrete by artificial neural network", *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, **2011**(1), pp. 189-209 (2011).
12. Shoukri, M.M., Mian, I.U.M. and Tracy, D.S. "Sampling properties of estimators of the log-logistic distribution with application to canadian precipitation data", *The Canadian Journal of Statistics*, **15**(3), pp. 223-236 (1988).
13. Rodriguez, R.N. "A guide to burr type XII distributions", *Biometrika*, **64**(1), pp. 129-134 (1977).
14. Sakthieswarana, N. and Ganesan, K. "Compressive strength of concrete containing fly ash, copper slag, silica fume and fibres prediction", *International Journal of Engineering and Computer Science*, **3**(2), pp. 3891-3896 (Feb., 2014).