

کاربرد روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی در پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

محمد مختاریان^{۱*}، مصلح افتخاری^۲، علیرضا باغبانان^۳

۱- کارشناس ارشد مهندسی معدن مکانیک سنگ

۲- دانشجوی دکتری مکانیک سنگ، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان

۳- دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان

(دریافت اردیبهشت ۹۲، پذیرش آذر ۹۳)

چکیده

از فاکتورهای مهم در پیش‌بینی عملکرد TBM، تعیین نرخ نفوذ حفاری و نرخ پیشروی است. هدف اصلی از این مطالعه، بررسی استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی در پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است. یکی از بخش‌های مهم در استفاده از روش شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی، انتخاب پارامترهای ورودی است. آنالیز مؤلفه‌های اصلی یکی از روش‌هایی است که با استفاده از آن می‌توان پارامترهای مؤثر بر نرخ نفوذ را مشخص کرد. برای دستیابی به این هدف، یک پایگاه داده متشکل از خواص توده سنگ، خواص ماده سنگ و مشخصات ماشین ایجاد شده است و سپس نرخ نفوذ با منظور کردن چندین مدل ورودی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در ۱۰ کیلومتر حفاری تونل زاگرس بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی پیش‌بینی شده است و سپس با توجه به تعداد پارامترهای ورودی در شبکه از آنالیز مؤلفه‌های اصلی در انتخاب بهترین پارامترهای ورودی استفاده شده است که در نهایت شبکه‌ای با ۱۱ ورودی، مورد تأیید قرار گرفته است. از مقایسه نتایج پیش‌بینی نرخ نفوذ با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی و شبکه عصبی مصنوعی با آنالیز مؤلفه‌های اصلی این نتیجه حاصل می‌شود که استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی تأثیر به سزایی در انتخاب پارامترهای ورودی شبکه و همچنین نتایج پیش‌بینی دارد.

کلمات کلیدی

نرخ نفوذ، TBM، شبکه‌های عصبی مصنوعی، آنالیز مؤلفه‌های اصلی

۱- مقدمه

$$P_R = \frac{624F_n}{\sigma t} \quad (۲)$$

که در آن σ_t مقاومت کششی برزلی بر حسب مگاپاسکال است [۳].

یابگیر اثرات بعضی از خواص توده سنگ بر عملکرد ماشین در شرایط سنگ سخت را مورد بررسی قرار داده و بر اساس آن رابطه زیر به دست آمده است.

$$P_R = 1.093 + 0.029PSI - 0.003UCS + 0.437\log(\alpha) - 0.219DPW \quad (۳)$$

که در آن، PSI شاخص حداکثر شیب، α زاویه آلفا (جهت ناپیوستگی نسبت به محور تونل)، DPW فاصله صفحات ضعیف است [۱].

رامامورتی، نرخ نفوذ را بر اساس نسبت مدول توده سنگ، میانگین تنش‌های محوری به دست آورده است که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$P_R = \frac{\left(\frac{T_h}{A}\right)(\sigma_{ci}/\sigma_t)R.N(DRI/100).S}{P.M_{rj}} \quad (۴)$$

که در آن، T_h نیروی محوری پیشران (تراست)، A مساحت کاترهد بر حسب مترمربع، σ_{ci} مقاومت فشاری ماده سنگ بر حسب مگا پاسکال، R تعداد دور کاترهد در ساعت، N تعداد برش در هر مترمربع، DRI شاخص سرعت حفاری، S طول حفاری بر حسب متر، P میانگین تنش دو محوره در هر برش بر حسب $\frac{T}{m^2}$ و M_{rj} نسبت مدول توده سنگ است که $M_{rj} = \frac{E_j}{\sigma_{cj}}$ است که E_j و σ_{cj} به ترتیب مدول و مقاومت فشاری توده سنگ هستند [۴].

مزیت روش‌های تجربی این است که به‌طور طبیعی تمام تأثیرات ناشی از زمین و ماشین را در نظر می‌گیرند اما با این حال، رشد فناوری و ارائه ماشین‌هایی با قابلیت‌های متفاوت، استفاده از این روش‌ها را محدود می‌سازد. با این وجود، به دلیل اینکه مدل‌های ارائه‌شده در یک حالت خاص از شرایط زمین پیشنهادشده‌اند قابل تعمیم به تمام شرایط نمی‌باشند و می‌توان در شرایط یکسان با تحقیق انجام‌شده مورد استفاده قرار گیرند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های بدیع و در حال تحولی است که در موضوعات متنوعی از قبیل الگوسازی، شناخت الگو و پیش‌بینی بکار رفته که نتایج

در گذشته ماشین‌های حفر تونل فقط در سنگ‌های با مقاومت فشاری متوسط و شرایط زمین‌شناسی یکنواخت قابل کاربرد بودند ولی امروزه با توسعه فناوری، دامنه کاربرد این ماشین‌ها وسیع‌تر و نرخ پیشروی آن‌ها بیشتر شده است. روش حفر تونل یکی از عوامل تعیین‌کننده در مدت زمان حفر تونل است. در روش سنتی، زمان حفر تونل تابع پیشروی در یک سیکل آتشکاری است و در روش حفر مکانیزه مدت زمان حفر تونل را، نرخ پیشروی ماشین تعیین می‌کند. نرخ نفوذ حفاری به صورت نسبت فاصله واقعی به زمان حفر تعریف می‌شود و معمولاً بر حسب میلی‌متر بر دور تاج حفار بیان می‌شود درحالی‌که سرعت پیشروی به صورت نسبت فاصله حفاری به مجموع زمان گرفته‌شده است. نرخ نفوذ، تابعی از ویژگی‌های سنگ و ماشین است بنابراین از عوامل تأثیرگذار بر روی نرخ نفوذ حفاری، خواص توده سنگ، ماده سنگ و مشخصات ماشین است. برآورد نرخ نفوذ TBM به عنوان اساسی برای پیش‌بینی میزان پیشروی در حفاری‌ها است [۱]. به همین دلیل روش‌های تجربی متعددی به منظور پیش‌بینی نرخ نفوذ ارائه شده است. روش تجربی اساساً بر مبنای ارتباط عملی و مشاهداتی بین پارامترهای زمین و ماشین برقرار است و به واسطه برآزش بین خصوصیات سنگ و پارامترهای ماشین با نرخ نفوذ به دست آمده‌اند. گراهام برای سنگ‌هایی که مقاومت فشاری آن‌ها در دامنه ۲۰۰-۱۴۰ مگا پاسکال است رابطه (۱) را برای نرخ نفوذ ارائه کرده است [۲].

$$P_R = \frac{3940F_n}{UCS} \quad (۱)$$

که در آن F_n نیروی برش هر دیسک بر حسب کیلو نیوتن، UCS مقاومت فشاری تک محوری بر حسب کیلو پاسکال و P_R نرخ نفوذ بر حسب میلی‌متر بر دور تاج حفار است.

فارمر و گلوپس رابطه‌ی زیر را برای تخمین نرخ نفوذ با استفاده از نیروی برش متوسط و تنش کششی در سنگ‌های رسوبی ارائه کرده‌اند اما با این حال خواص توده سنگ (ناپیوستگی‌ها) در این مدل در نظر گرفته نشده است.

برای کاهش بعد است. در زمینه استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در شاخه‌های مختلف، محققان دیگری به مطالعه پرداخته‌اند که نتایج نشان می‌دهد که استفاده از PCA نقش مؤثری در انتخاب پارامترها و کم کردن معماری شبکه و همچنین باعث کاهش حجم کار می‌شود [۹].

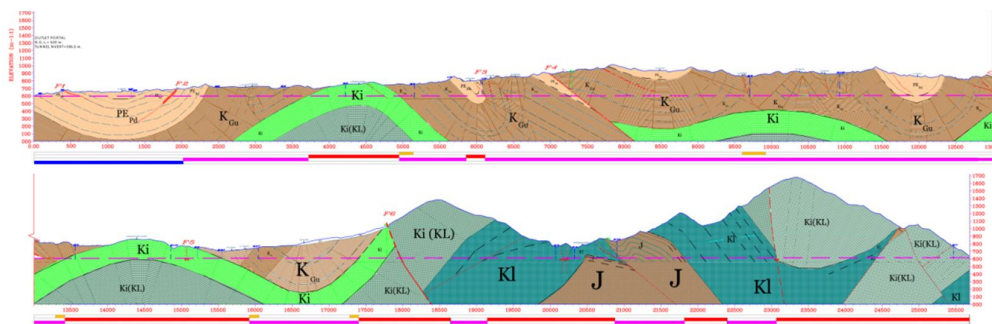
هدف از این مطالعه، بررسی استفاده از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی در انتخاب ورودی مناسب در پیش‌بینی نرخ نفوذ با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در ادامه پس از توضیح مختصری در ارتباط با منطقه مورد مطالعه و مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی و آنالیز مؤلفه‌های اصلی، به ایجاد شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای مختلف بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی پرداخته شده است و پس از آن به آنالیز مؤلفه‌های اصلی بر روی پارامترهای مختلف پرداخته و مؤلفه‌های اصلی مناسب انتخاب شده است و در نهایت به پیش‌بینی نرخ نفوذ با این مؤلفه‌ها پرداخته شده است.

۲- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه بخشی از قطعه دوم تونل بلند زاگرس واقع در غرب کشور است. قطعه دوم این تونل به طول ۲۶ کیلومتر و به قطر ۶/۷۳ متر به وسیله ماشین حفاری تونل (TBM) با سپر دویل در حال اجرا است. حداکثر عمق تونل ۱۰۰۰ متر و میانگین عمق آن ۴۰۰ متر است. مشخصات مربوط به تونل و ماشین TBM در جدول ۱ آمده است. شکل ۱ برش زمین‌شناسی مسیر تونل را نشان می‌دهد.

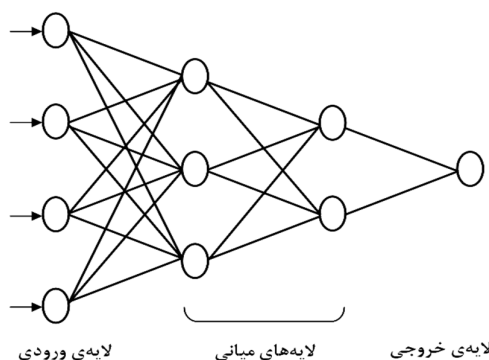
مفیدی را داشته است، همچنین این شبکه‌ها به عنوان ابزاری دقیق و مناسب در مسائل مختلف مهندسی بکار گرفته شده‌اند. از جمله کاربرد این شبکه‌ها در مهندسی مکانیک سنگ، استفاده آن در پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM است. افراد مختلفی در این زمینه به مطالعه پرداخته‌اند. یانگیز و همکارانش چهار پارامتر مقاومت فشاری تک محوری، اندیس تردی، فاصله‌ی صفحات ضعف و زاویه بین این صفحات و محور تونل را به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته‌اند و شبکه‌ای با چهار ورودی و یک خروجی ایجاد کرده‌اند [۵]. غلام نژاد و طیارانی پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار داده و نتایج قابل قبولی را به دست آورده‌اند [۶]. همچنین، افتخاری و همکاران به مطالعه پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تونل زاگرس پرداخته‌اند که در این مطالعه ضریب همبستگی تعیین شده برای پیش‌بینی نرخ نفوذ در یک مجموعه آزمون ۸۳٪ به دست آمده است [۷]. هدایت زاده و همکاران با استفاده از شبکه‌های عصبی به پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM در سنگ‌های سخت در ۶/۵ کیلومتر تونل البرز پرداخته‌اند [۸].

یکی از مهم‌ترین مراحل در استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، تعیین ساختار شبکه است که از آن جمله انتخاب پارامترهای ورودی و مؤثر مناسب به منظور پیش‌بینی است. یکی از روش‌هایی که با استفاده از آن می‌توان به پیش‌پردازش بر روی داده‌ها و انتخاب پارامترهای مناسب پرداخت، روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی است. آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای اولین بار در سال ۱۹۰۱ توسط کارل پیرسون ارائه شد. این آنالیز از بهترین روش‌های آماری چند متغیره



شکل ۱: برش زمین‌شناسی مسیر تونل [۱۱]

خطا ابتدا وزن‌های لایه خروجی با مقادیر مطلوب، مقایسه شده در صورتی که خطا بیش از حد تعیین شده باشد وزن‌های لایه‌های خروجی بر اساس قاعده‌های به هنگام سازی تعدیل می‌شود و هنگامی که خطای آموزش کمتر از خطای از پیش تعیین شده باشد فرآیند یادگیری پایان می‌یابد. الگوریتم پس انتشار، بر فرآیند یادگیری نظارت می‌کند، بنابراین ورودی و خروجی داده‌ها باید شناخته شوند. در فاز پیشخور، نرون‌های لایه ورودی از الگوی ورودی لایه میانی عبور می‌کنند اما در مرحله پس انتشار، خطای محاسبه شده بین خروجی شبکه و هدف، به وسیله تعدیل ارتباط وزن‌ها پس از روند رو به عقب به حداقل می‌رسد [۱۵].



شکل ۲: ساختار شبکه عصبی مصنوعی [۱۴]

الگوریتم‌های آموزش به کاررفته برای به هنگام سازی وزن‌های شبکه مورداستفاده عبارت‌اند از: الگوریتم کاهش شیب و الگوریتم لونبرگ-مارکوارت. از آنجا که برای آموزش شبکه عصبی بر اساس الگوریتم لونبرگ-مارکوارت محاسبات به صورت موازی انجام می‌شود، جزء سریع‌ترین روش‌ها برای آموزش شبکه عصبی پس انتشار با کمتر از صد اتصال وزنی محسوب می‌شود. الگوریتم لونبرگ-مارکوارت توانایی آموزش شبکه با سرعت ۵۰۰ بار بیشتر نسبت به الگوریتم گرادیان شیب را دارد به این دلیل که این الگوریتم از ترکیب دو روش گرادیان شیب و روش نیوتن است [۱۶].

تعیین معماری و ساخت شبکه یکی از مهم‌ترین و مشکل‌ترین وظایف در مدل شبکه عصبی مصنوعی است که نیازمند تعداد بهینه‌ای از لایه‌ها و نرون‌ها است. هیچ روش واحد و یکپارچه‌ای برای تعیین و معماری مطلوب شبکه و همچنین تعیین تعداد نرون‌های شبکه لایه میانی وجود

جدول ۱: مشخصات مربوط به تونل و ماشین TBM [۱۰]

مشخصات	اندازه
طول تونل (Km)	۲۶
قطر حفاری (m)	۶/۷۳
تعداد دیسک	۴۲
فاصله دیسک‌ها (mm)	۹۰
قطر دیسک (mm)	۴۳۲
سرعت چرخش (l/min)	۰-۹/۰۵

۳- مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع مدل ساده‌شده‌ای از مغز انسان بوده که یکی از ابزارهای پیش‌بینی پدیده‌های فیزیکی است و به‌طور کاربردی نخستین بار در دهه ۵۰ قرن بیستم مطرح شد، زمانی که فرانک روزنبلات در سال ۱۹۵۸ شبکه پرسپترون را معرفی نمود [۱۲]. کوچک‌ترین واحد شبکه عصبی مصنوعی، نرون است. هر شبکه از یک لایه ورودی و یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده است. نرون‌های هر لایه به وسیله وزن‌هایی به نرون‌های لایه بعدی متصل می‌شود. طی فرآیند آموزش شبکه، این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شوند و اصطلاحاً بایاس نامیده می‌شوند، به طور پی‌درپی تغییر می‌کنند تا اینکه مجموع مربعات خطا به حداقل برسد. تغییرات وزن‌ها و بایاس بر اساس قانون یادگیری است.

به منظور انتقال خروجی‌های هر لایه به لایه‌های بعدی از توابع محرک استفاده می‌شود. از توابع محرک معروف می‌توان توابع سیگموئیدی، خطی و آستانه‌ای را نام برد. داده‌ها برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی به دو سری داده‌های آموزش و داده‌های آزمون تقسیم می‌شوند. در حدود هفتاد درصد داده‌ها صرف آموزش و مابقی برای آزمون و ارزیابی شبکه به کار گرفته می‌شود. در طی فرآیند یادگیری، میزان فراگیری شبکه توسط معیارهای خطایی مرتباً سنجیده می‌شده و در نهایت شبکه‌ای مورد پذیرش قرار می‌گیرد که کمترین خطا را دارا باشد [۱۳]. ساختار شبکه عصبی در شکل ۲ نشان داده شده است.

یکی از مهم‌ترین کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی آموزش و پیش‌بینی خروجی با داده‌های جدید است. در شبکه پس انتشار پیشخور با الگوریتم یادگیری پس انتشار

ندارد، اما به‌طور تجربی می‌توان از روش آزمون و خطا در تعیین تعداد نرون‌ها استفاده کرد [۷].

۴- مبانی آنالیز مؤلفه‌های اصلی

همان‌طور که اشاره شد بررسی مؤلفه‌های اصلی یکی از بهترین روش‌های آماری چند متغیره برای کاهش بعد است. در این روش که مبتنی بر بردارهای ویژه است، با استفاده از مقادیر ویژه و بردارهای ویژه جهت‌یابی با حداکثر تغییرپذیری شناسایی می‌شود. سپس با تعریف متغیرهای جدیدی که ترکیب خطی از متغیرهای اولیه می‌باشند تعداد ابعاد کاهش می‌یابد، با کاهش بعد هم نمایش اطلاعات و فهم و درک متغیر پذیری راحت تر است و هم حجم محاسبات کاهش می‌یابد.

از کاربردهای مهم تحلیل مؤلفه‌های اصلی، در رگرسیون است. با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌توان تعداد زیادی متغیر توضیحی (متغیر مستقل) همبسته را با تعداد محدودی متغیر توضیحی جدید که مؤلفه‌های اصلی نامیده می‌شوند و نا هم بسته‌اند، جایگزین نمود. مؤلفه‌های اصلی بخش اعظم تغییرپذیری را توجیه می‌کنند و درعین حال بین خودشان همبستگی ندارند. تعداد مؤلفه‌های قابل محاسبه به تعداد متغیرهای اولیه همبسته و حداکثر پراش قابل توجیه آن‌ها بستگی دارد. فرض کنید $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)^T$ یک بردار تصادفی با ماتریس کواریانس معین نامنفی و $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ مقادیر ویژه باشد.

همچنین $a_1, a_2, \dots, a_p$ بردارهای ویژه‌ی به ترتیب متناظر با $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ باشند. متغیرهای $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$ تعریف‌شده در زیر را مؤلفه‌های اصلی گویند.

$$\begin{aligned} Y_1 &= a_{11}X_1 + a_{21}X_2 + \dots + a_{p1}X_p \\ Y_2 &= a_{12}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{p2}X_p \\ &\vdots \\ Y_p &= a_{1p}X_1 + a_{2p}X_2 + \dots + a_{pp}X_p \end{aligned} \quad (5)$$

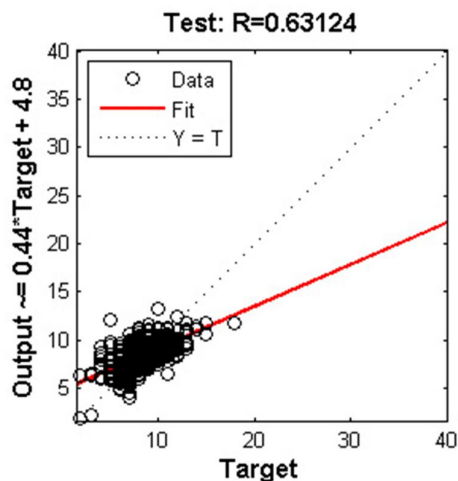
Y_i را مؤلفه اصلی i ام گویند. بردار $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_p)^T$ بردار مؤلفه‌های اصلی نام دارد [۱۷].

۵- پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM

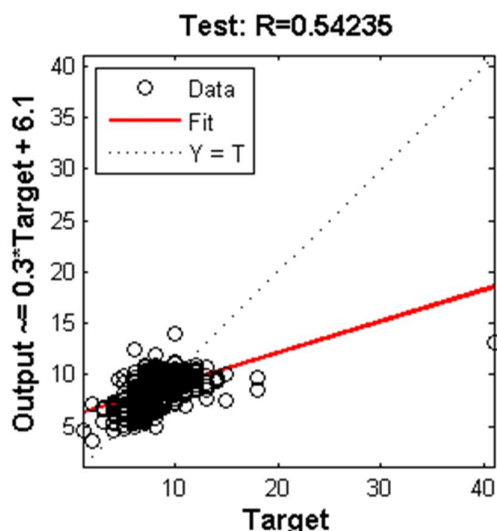
در این مطالعه خواص مکانیکی توده سنگ و پارامترهای عملیاتی TBM از ۱۰ کیلومتر تونل زاگرس برای پیش‌بینی نرخ نفوذ با استفاده از مدل‌سازی شبکه عصبی، مورد استفاده قرار گرفته است. شبکه‌های عصبی مورد استفاده، پیشخور با قانون پس انتشار خطا و با استفاده از نرم‌افزار متلب و الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارت، آموزش داده شده است. تعداد پارامترهای ورودی در این شبکه به دو بخش پارامتر ماشین و پارامترهای توده سنگ تقسیم‌بندی شده‌اند. به‌طور کلی ۱۹۰۰ مجموعه داده ورودی به منظور آموزش، ارزیابی و آزمایش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است. برای انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه پنهان، از روش آزمون و خطا استفاده شده است. تابع انتقال لایه پنهان، تانژانت سیگموئید و تابع انتقال لایه خروجی، خطی است. اگر تعداد نرون‌ها و لایه‌ها بیش از حد معمول باشد سیستم به جای تجزیه آن‌ها را حفظ می‌کند. برای جلوگیری، استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع است بنابراین برای آموزش شبکه و قبل از اجرای ANN، در ابتدا به صورت تصادفی داده‌ها به سه دسته‌ی آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم می‌شود به این منظور ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش شبکه، ۱۵٪ داده‌ها برای اعتبارسنجی و ارزیابی و ۱۵٪ باقیمانده برای آزمایش شبکه عصبی استفاده می‌شود.

در صورتی که خروجی شبکه با مقادیر واقعی نرخ نفوذ برابر باشد، کلیه نقاط بر روی خط $X=Y$ قرار می‌گیرند. میزان انحراف نقاط نسبت به این خط بیانگر میزان تفاوت میان خروجی شبکه و مقادیر واقعی است [۱۸]. در ادامه به منظور پیش‌بینی نرخ نفوذ، شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای مختلف بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی و همچنین با آنالیز مؤلفه‌های اصلی ساخته شده است و همچنین با استفاده از روش رگرسیون خطی چند متغیره به پیش‌بینی آن پرداخته شده است.

ساخته شده ۱۱ نرون در لایه ورودی، ۱۶ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی است. ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای زیرمجموعه آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش به ترتیب برابر با ۵۵٪، ۵۰٪ و ۵۴٪ است. میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد سیکل‌های آموزشی در این مدل ۵/۰۰۹۱ به دست آمده است. شکل ۴ ضریب همبستگی برای یک مجموعه آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۳: ضریب همبستگی مجموعه آزمایش شبکه با ۱۵ ورودی بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی



شکل ۴: ضریب همبستگی مجموعه آزمایش شبکه با ۱۱ ورودی بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی

۵-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی

تعداد پارامترهای موجود در این مقاله ۱۵ پارامتر است که نتایج با حذف برخی از آن‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. چون در فرآیند آموزش وزن‌های اولیه به صورت تصادفی مقداردهی شده و احتمال دارد شبکه در کمینه محلی گرفتار شود هر شبکه چندین بار مورد آموزش قرار گرفته و بهترین نتیجه مورد استفاده قرار گرفته است. برای پیش‌بینی نرخ نفوذ چهار مدل متفاوت بررسی شده که انتخاب مدل‌ها به صورت تصادفی بوده و در انتخاب لایه‌های میانی نیز شبکه چندین بار مورد آموزش قرار گرفته که در نهایت بهترین نتیجه، ملاک عمل واقع گردیده است.

۵-۱-۱- شبکه عصبی با ۱۵ ورودی

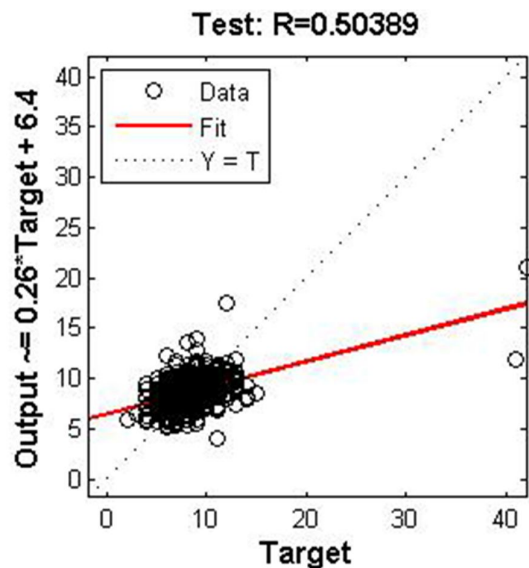
در این ساختار، ورودی‌ها (پارامترهای ورودی) و هدف (نرخ نفوذ) به شبکه وارد می‌شوند و شبکه پس از آنالیز، مقادیر ضریب همبستگی برای سه زیرمجموعه آموزش، ارزیابی و آزمایش به همراه میانگین مربعات خطای آن‌ها را تعیین می‌کند. معماری شبکه ساخته شده شامل ۱۵ نرون در لایه ورودی، ۱۲ نرون در لایه میانی (پنهان) و ۱ نرون در لایه خروجی آموزش داده شد. در این ساختار از همه پارامترهای ورودی استفاده شده‌اند که شامل مقاومت فشاری تک محوره، مقاومت کششی، مدول الاستیسیته، چگالی خشک، چگالی اشباع، مقدار کوارتز، تخلخل، فاصله ناپوستگی‌ها، RMR، RQD، GSI و همچنین نیروی محوری، گشتاور، توان ماشین و RPM هستند. ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای زیرمجموعه آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش به ترتیب برابر با ۶۵٪، ۷۳٪ و ۶۳٪ است همچنین میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد سیکل‌های آموزشی برای مدل شبکه عصبی ۲/۶۳۶۶ است. در شکل ۳ ضریب همبستگی برای مجموعه آزمایش نشان داده شده است.

۵-۱-۲- شبکه عصبی با ۱۱ ورودی

ورودی این شبکه در این مدل شامل مقاومت فشاری تک محوره، مقاومت کششی، نیروی محوری پیش‌ران، گشتاور، قدرت ماشین، مدول الاستیسیته، درصد کوارتز، چگالی اشباع، تخلخل، RQD و GSI است. معماری شبکه

۵-۱-۳- شبکه عصبی با ۹ ورودی

معماری شبکه ساخته‌شده شامل ۸ نرون در لایه ورودی، ۱۷ نرون در لایه میانی (پنهان) و ۱ نرون در لایه خروجی است. همان‌طور که مشاهده می‌شود با حذف چگالی اشباع، تخلخل، مقدار کوارتز و RPM و اضافه کردن برخی پارامترهای دیگر از جمله چگالی خشک، قدرت ماشین و GSI نتایج مناسبی از شبکه موردنظر به دست نیامده است. ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در یک مجموعه آموزش، ارزیابی و آزمایش به ترتیب برابر با ۵۸٪، ۴۴٪ و ۵۰٪ است. میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد سیکل‌های آموزشی در این مدل ۴/۸۹۹۲ است. در شکل ۶ ضریب همبستگی برای یک مجموعه آزمایش نشان داده شده است. برای نشان دادن نتایج دقیق‌تر، ساختارهای دیگری از شبکه عصبی با ورودی‌های متفاوت مورد بررسی قرار گرفته که نتایج حاصل در جدول شماره ۲ آمده است.

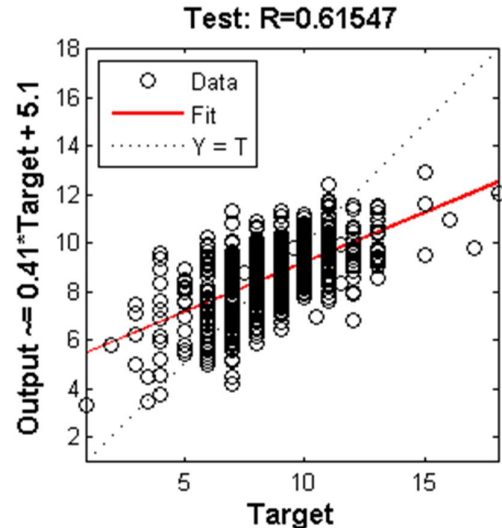


شکل ۶: ضریب همبستگی مجموعه آزمایش شبکه با ۸ ورودی بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی

۵-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی با آنالیز مؤلفه‌های اصلی

از مشکلات شبکه عصبی تعیین ساختار و ورودی‌های شبکه است. ازدیاد ورودی‌ها می‌تواند باعث پیچیدگی ساختار شبکه و ناپایداری آن شود که یکی از دلایل آن، افزایش تعداد وزن‌ها نسبت به تعداد ورودی‌ها است، لذا بهتر است تعداد ورودی‌ها تا حد امکان کم باشد بنابراین با توجه به نتایج به دست آمده به خوبی نشان داده شده است که

ورودی شبکه در این ساختار شامل مقاومت فشاری تک محوره، مدول الاستیسیته، چگالی اشباع، تخلخل، مقدار کوارتز، نیروی محوری پیشران، گشتاور، RPM و RQD است. هر چه تعداد سلول‌ها در لایه میانی بیشتر باشد توان یادگیری شبکه، خطر بیش برآزشی (شبکه مثال‌های آموزشی را به خاطر سپرده و توان پیش‌بینی شبکه کم می‌شود) و داده‌های موردنیاز برای آموزش شبکه بیشتر خواهد بود. معماری شبکه ساخته‌شده شامل ۹ نرون در لایه ورودی، ۱۲ نرون در لایه میانی (پنهان) و ۱ نرون در لایه خروجی است. تعداد سلول‌های لایه میانی ۱۲ عدد منظور شده است. ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای زیرمجموعه آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش به ترتیب برابر با ۵۵٪، ۵۶٪ و ۶۱٪ است همچنین میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد سیکل‌های آموزشی برای مدل شبکه ۳/۸۸۷۶ به دست آمده است. در شکل ۵ ضریب همبستگی برای یک مجموعه آزمایش نشان داده شده است.



شکل ۵: ضریب همبستگی مجموعه آزمایش شبکه با ۹ ورودی بدون آنالیز مؤلفه‌های اصلی

۵-۱-۴- شبکه عصبی با ۸ ورودی

ورودی شبکه در این ساختار شامل مقاومت فشاری تک محوره، مدول الاستیسیته، چگالی خشک، قدرت ماشین، نیروی محوری پیشران، گشتاور، GSI و RQD است.

پارامترهای ورودی شبکه مناسب نیست از این‌رو نیاز به روشی است که مؤثرترین پارامتر را با شرایط و اطلاعات موجود انتخاب کرده و بکار گیرد که در این مقاله روش موردنظر، استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی است.

جدول ۲: ساخت شبکه عصبی با ورودی‌های متفاوت

ردیف	تعداد ورودی‌ها	ساختار شبکه	ضریب همبستگی داده‌های آموزش	ضریب همبستگی داده‌های ارزیابی	ضریب همبستگی داده‌های آزمایش	خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)
۱	۵	$5 \times 14 \times 1$	۰/۴۶	۰/۳۸	۰/۴۵	۶/۲۹۳۹
۲	۶	$6 \times 14 \times 1$	۰/۵۳	۰/۵۳	۰/۵۶	۴/۳۸۸۹
۳	۷	$7 \times 14 \times 1$	۰/۶۱	۰/۵۲	۰/۵۳	۵/۳۳۲
۴	۱۰	$10 \times 9 \times 1$	۰/۷۲	۰/۴۳	۰/۵۲	۴/۳۸۸۶
۵	۱۲	$12 \times 11 \times 1$	۰/۵۶	۰/۵۳	۰/۵۳	۵/۳۰۴۷
۶	۱۳	$13 \times 11 \times 1$	۰/۵۶	۰/۴۷	۰/۵۸	۴/۳۷۶۱
۷	۱۴	$14 \times 16 \times 1$	۰/۸۹	۰/۳۵	۰/۶۰	۴/۵۱۳۲

نتایج حاصل از آنالیز مؤلفه‌های اصلی در جدول ۳ نشان داده شده است. با توجه به جدول ۳ و با معیار ارزش ویژه که در آن مؤلفه‌هایی که مقدار ویژه آن‌ها بزرگ‌تر از یک است انتخاب می‌شود، ۱۱ پارامتر به عنوان مؤلفه‌های اصلی انتخاب می‌شود و این مؤلفه‌ها ۸۴/۷ درصد کل پراکندگی داده‌های اصلی را بیان می‌کنند. این مؤلفه‌ها به عنوان پارامترهای ورودی به شبکه عصبی داده شده‌اند.

جدول ۳: مشخصات مؤلفه‌های اصلی حاصل از مشخصات اولیه

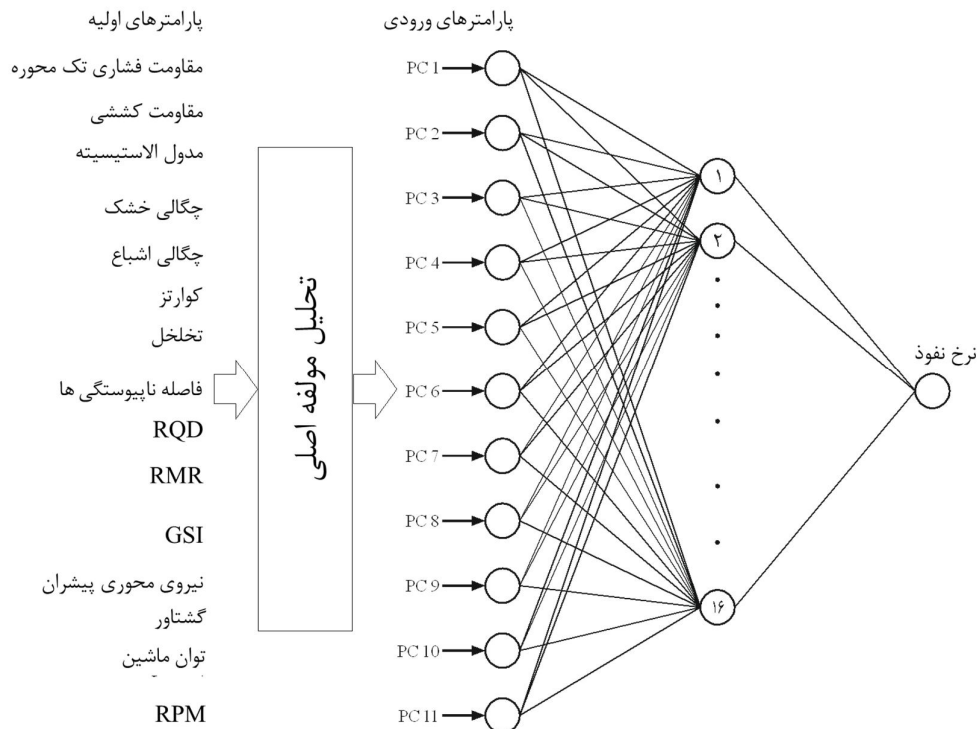
درصد تجمعی اطلاعات	ارزش ویژه	مؤلفه‌های اصلی
۱۲/۴	۴/۳۹۲	PC۱
۲۰/۴	۲/۲۳۸	PC۲
۲۷/۱	۱/۸۵۳	PC۳
۳۳/۰	۱/۶۷۳	PC۴
۳۸/۰	۱/۳۹۷	PC۵
۴۴/۵	۱/۲۰۶	PC۶
۵۵/۹	۱/۰۵	PC۷
۶۷/۲	۱/۰۳۸	PC۸
۷۲/۹	۱/۰۳۳	PC۹
۷۸/۵	۱/۰۲۵	PC۱۰
۸۴/۷	۱/۰۲۱	PC۱۱
۹۳/۶	۰/۹۹۳	PC۱۲
۹۸/۲	۰/۸۱۰	PC۱۳
۹۹/۰	۰/۴۱۷	PC۱۴
۱/۰۰	۰/۰۷۸	PC۱۵

در نهایت شبکه بهینه جهت پیش‌بینی نرخ نفوذ با این پارامترها، دارای ۱۶ نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه

خروجی است که ساختار این شبکه بهینه در شکل ۷ نشان داده شده است. نتایج حاصل برای زیرمجموعه آزمایش در ساخت مدل در شکل ۸ نشان داده شده است. ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه آموزش، ارزیابی و آزمایش به ترتیب برابر با ۰/۹۲، ۰/۶۶ و ۰/۸۷ است همچنین میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد سیکل‌های آموزشی برای مدل شبکه عصبی ۲/۶۵۷۶ به دست آمده است.

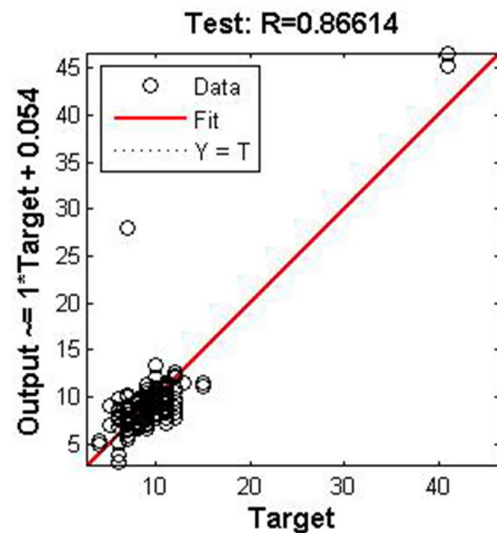
۵-۳- روش رگرسیون خطی چند متغیره

ارتباط بین پارامترهای مؤثر و نرخ نفوذ به روش رگرسیون خطی چند متغیره نیز مورد بررسی قرار گرفته است. بدین منظور مدل‌های متعددی با ترکیب‌های متفاوتی از پارامترهای مؤثر ساخته و تحلیل شده است که بهترین نتایج این مدل‌ها در جدول ۴ آمده است. در این جدول، پارامترهای مؤثر در هر مدل و ضرایب مربوط به آن‌ها و همچنین ضریب همبستگی هر کدام از مدل‌ها گنجانده شده است. نتایج روش رگرسیون خطی چند متغیره نشان می‌دهد که بیش‌ترین ضریب همبستگی برابر ۰/۳۷۵ است که قابل‌مقایسه با نتایج روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نیست و علت آن را می‌توان در این دانست که ارتباط نرخ نفوذ با پارامترهای مؤثر آن پیچیده و غیرخطی است و همچنین این مقایسه نشان‌دهنده قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مسائلی است که یافتن ارتباط پیچیده بین پارامترها به راحتی امکان‌پذیر نیست.



شکل ۷: ساختار شبکه عصبی بهینه جهت پیش‌بینی نرخ نفوذ

مسائل مختلف در علوم دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آن چنان گسترده است که از کاربردهای طبقه‌بندی گرفته تا کاربردهایی نظیر درون‌یابی، تخمین، پیش‌بینی را شامل می‌شود. شاید مهم‌ترین مزیت این شبکه‌ها، توانایی وافر آن‌ها در کنار سهولت استفاده از آن‌ها باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از ساختار مغز و عملکرد موازی آن به وجود آمده‌اند و تا به حال نتایج شگفت‌آوری به دنبال داشته‌اند. شاید یکی از جالب‌ترین ویژگی این روش این است که از لحاظ علمی می‌تواند به مقابله با عدم قطعیت در فرآیندهای مهندسی بپردازد. در این مدل نیازی به معادله خاص از جمله پیش‌بینی به روش‌های سنتی نیست. شبکه مورد استفاده، پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا برای پیش‌بینی نرخ نفوذ استفاده گردیده است. این شبکه شامل یک لایه ورودی و یک لایه خروجی است که تابع مورد استفاده، تانژانت سیگموئید در لایه میانی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی است. تعداد پارامترها برای ساخت شبکه ۱۵ پارامتر است. در این مطالعه مدل‌های مختلفی از ساختار شبکه مورد بررسی قرار گرفته است. مدل اول



شکل ۸: ضریب همبستگی مجموعه آزمایش شبکه با ۱۱ ورودی با آنالیز مؤلفه‌های اصلی

۶- نتیجه‌گیری

شبکه‌های عصبی نوعی مدل‌سازی ساده‌انگارانه از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل

شبکه نیز شامل ۱۲ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی است که ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده برای زیرمجموعه آزمایش، ۶۱٪ است. مدل چهارم شامل ۸ ورودی است. معماری این شبکه نیز شامل ۱۷ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی است که ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده برای زیرمجموعه آزمایش، ۵۰٪ است.

شامل ۱۵ پارامتر ورودی است. در ساخت این شبکه از ۱۲ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی آموزش داده شده است که ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده برای زیرمجموعه آزمایش ۶۳٪ است. مدل دوم شامل ۱۱ ورودی است. معماری این شبکه شامل ۱۶ نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه خروجی است که ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده برای زیرمجموعه آزمایش، ۵۴٪ است. مدل سوم شامل ۹ ورودی است. معماری این

جدول ۴: نتایج مدل‌های مختلف رگرسیون خطی چند متغیره

پارامتر	شماره مدل							
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
	ضرایب پارامترها							
مقدار ثابت	۷/۸۷۶	۸/۳۰۹	۷/۵۷۲	۷/۱۴۵	۴/۸۴۵	۴/۴۶۲	۴/۴۶۰	۴/۲۳۴
نیروی پیشران	-	-	-	۵/۸۸۱×۱۰ ^{-۵}	۵/۰۱۹×۱۰ ^{-۵}	۵/۰۶۱×۱۰ ^{-۵}	۵/۰۲۵×۱۰ ^{-۵}	۵/۳۰۵×۱۰ ^{-۵}
RPM	-۰/۳۶۹	-۰/۳۶۲	-۰/۳۶۱	-۰/۳۸۱	-۰/۳۸۱	-۰/۳۸۲	-۰/۳۸۲	-۰/۳۸۲
گشتاور	-	-۰/۰۰۱	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲
توان	-	-	۰/۰۳۵	۰/۰۳۶	۰/۰۳۶	۰/۰۳۶	۰/۰۳۶	۰/۰۳۶
UCS	۰/۰۲۳	۰/۰۲۳	۰/۰۲۳	۰/۰۲۳	۰/۰۲۲	۰/۰۲۰	۰/۰۲۰	۰/۰۲۰
BTS	-	-	-	-	-	۰/۰۶۸	۰/۰۶۹	۰/۰۵۷
RQD	-۰/۰۵۱	-۰/۰۴۷	-۰/۰۴۶	-۰/۰۴۳	-۰/۰۴۳	-۰/۰۴۲	-۰/۰۴۲	-۰/۰۴۲
مدول الاستیسیته	-۰/۲۰۳	-۰/۲۰۳	-۰/۲۰۰	-۰/۱۹۶	-۰/۱۹۷	-۰/۱۸۶	-۰/۱۸۶	-۰/۱۸۶
چگالی خشک	-	-	-	-	-	-	-۷/۴۷۸×۱۰ ^{-۱۵}	-۷/۴۴۲×۱۰ ^{-۱۵}
چگالی اشباع	-	-	-	-	۰/۹۳۹	۱/۰۳۵	۱/۰۳۴	۱/۱۰۶
تخلخل	۰/۱۰۷	۰/۱۰۵	۰/۱۰۳	۰/۱۰۶	۰/۱۰۶	۰/۱۱۱	۰/۱۱۱	۰/۱۱۰
کوارتز	-	-	-	-	-	-	-	۰/۰۲۳
GSI	-۰/۰۴۱	-۰/۰۴۰	-۰/۰۴۲	-۰/۰۴۰	-۰/۰۴۱	-۰/۰۴۲	-۰/۰۴۲	-۰/۰۴۳
فاصله ناپیوستگی	-۰/۰۰۹	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸
RMR	۰/۱۷۱	۰/۱۶۶	۰/۱۶۸	۰/۱۶۱	۰/۱۶۱	۰/۱۵۹	۰/۱۵۹	۰/۱۶۰
ضریب همبستگی	۰/۳۶۶	۰/۳۶۸	۰/۳۷۲	۰/۳۷۴	۰/۳۷۴	۰/۳۷۵	۰/۳۷۵	۰/۳۷۵

از ۱۵ ورودی به ۱۱ ورودی کاهش پیدا کرد. ساختار شبکه بهینه شامل ۱۱ پارامتر ورودی، ۱۶ نرون در لایه پنهان و ۱ نرون در لایه خروجی است که ضریب همبستگی برای زیرمجموعه آزمایش، ۸۶٪ به دست آمده است.

مقایسه شبکه عصبی ساخته‌شده با ۱۱ ورودی حاصل از انجام مؤلفه‌های اصلی، با مدل‌های ساخته‌شده قبلی، نشان می‌دهد که آنالیز مؤلفه‌های اصلی قابلیت تعیین دقیق

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده به خوبی نشان داده شده است که پارامترهای ورودی شبکه مناسب نیست از این‌رو نیاز به روشی است که مؤثرترین پارامتر را با توجه به شرایط و اطلاعات موجود انتخاب کرده و بکار گیرد که در این مطالعه از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی استفاده شده است. پس از انجام تحلیل مؤلفه‌های اصلی، ۱۱ مؤلفه اصلی به عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب شد و تعداد ورودی‌ها

- [۹] اخضری، ا.؛ محمدی‌زاده، م.؛ آذر ۱۳۹۱؛ "معرفی روش PCANN"، سی یکمین گردهمایی علوم زمین.
- [۱۰] مهندسین مشاور ساحل؛ ۱۳۸۶؛ مطالعات زمین شناسی مهندسی مسیر تونل، گزارش ۲۰۲۶.
- [11]. Khademi Hamidi, J.; Shahriar, K.; Rezai, B.; Rostami, J.; 2010; "Performance prediction of hard rock TBM using Rock Mass Rating (RMR) system", *Tunnelling and Underground Space Technology*, 25, 333-345.
- [۱۲] منہاج، م. ب.؛ ۱۳۹۱، مبانی شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه امیر کبیر.
- [13]. Mehrotra, K.; Mohan, C. K.; Ranka, S.; 1997, *Elements of artificial neural networks: the MIT Press*.
- [۱۴] افتخاری، م.؛ باغبانان، ع.؛ باقرپور، ر.؛ ۱۳۹۱؛ "بررسی تاثیر پارامترهای اجرایی ماشین TBM بر نرخ نفوذ آن با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی- مطالعه موردی تونل بلند زاگرس"، نشریه علمی-پژوهشی مهندسی تونل و فضاها، زیرزمینی، ۱، ۲۹-۴۲.
- [15]. Khanna, T.; 1990; *Foundations of neural networks*, Reading: Addison Wesley, 1990, 1.
- [16]. Meulenkamp, F.; Grima, M. A.; 1999; "Application of neural networks for the prediction of the unconfined compressive strength (UCS) from Equotip hardness", *International Journal of rock mechanics and mining sciences*, 36, 29-39.
- [۱۷] حسنی پاک، ع.؛ شرف‌الدین، م.؛ تحلیل داده‌های اکتشافی، انتشارات دانشگاه تهران، ۱۳۸۴.
- [۱۸] یآوری، م.؛ مهدوری، س.؛ ۱۳۸۴؛ "پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین‌های تونل‌بری با استفاده از شبکه عصبی"، نشریه دانشکده فنی، ۴۰، ۱۱۵-۱۲۱.

و مؤثری را در انتخاب پارامترهای ورودی را دارند که با کاهش ورودی‌ها، هم نمایش اطلاعات و فهم درک متغیر پذیری راحت‌تر است و هم حجم محاسبات کاهش می‌یابد. همچنین نتایج روش رگرسیون خطی چند متغیره نشان می‌دهد که بیش‌ترین ضریب همبستگی برابر ۰/۳۷۵ است که قابل‌مقایسه با نتایج روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نیست و نشان‌دهنده این دانست که ارتباط نرخ نفوذ با پارامترهای مؤثر آن پیچیده و غیرخطی است؛ بنابراین پیشنهاد می‌شود که در مسائل پیش‌بینی با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، قبل از شروع مرحله آموزش، با استفاده از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی پیش‌پردازشی بر روی داده‌های ورودی جهت ایجاد مناسب‌ترین و مؤثرترین پارامترها انجام شود.

۷- منابع

- [1]. Yagiz, S.; 2008; "Utilizing rock mass properties for predicting TBM performance in hard rock condition", *Tunnelling and Underground Space Technology*, 23, 326-339.
- [2]. Graham, P.; 1976; "Rock exploration for machine manufacturers", *Exploration for rock engineering*, 173-180.
- [3]. Farmer, I.; Glossop, N.; 1980; "Mechanics of disc cutter penetration", *Tunnels and Tunnelling*, 12, 22-25.
- [4]. Ramamurthy, T.; 2008; "Penetration rate of TBMs", *Proceedings of the world tunnel congress*.
- [5]. Yagiz, S.; Gokceoglu, C.; Sezer, E.; Iplikci, S.; 2009; "Application of two non-linear prediction tools to the estimation of tunnel boring machine performance", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22, 808-814.
- [6]. Gholamnejad, J.; Tayarani, N.; 2010; "Application of artificial neural networks to the prediction of tunnel boring machine penetration rate", *Mining Science and Technology (China)*, 20, 727-733.
- [7]. Eftekhari, M.; Baghbanan, A.; Bayati, M.; 2010; "Predicting penetration rate of A Tunnel Boring Machine Using Artificial Neural Network", *ISRM International Symposium-6th Asian Rock Mechanics Symposium*, India.
- [8]. Hedayatzadeh, M.; Shahriar, K.; Hamidi, J. K.; 2010; "An Artificial Neural Network Model to Predict the Performance of Hard Rock TBM", *ISRM International Symposium-6th Asian Rock Mechanics Symposium*, India.