

تخمین مقدار تغییر شکل در اطراف تونل و تأثیر نسبی پارامترهای ژئومکانیکی بر آن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مرتضی احمدی^۱، جلیل ابراهیم پور^۲

پذیرش مقاله: ۸۶/۴/۳

دریافت مقاله: ۸۴/۵/۳۱

چکیده:

یکی از مسائلی که در تحلیل برگشتی اهمیت بسزائی دارد، تحلیل تغییر شکل‌های اندازه‌گیری شده و نحوه رفتار تونل‌های حفر شده در سنگ است. روش متداول در این گونه موارد تحلیل عددی سازه زیرزمینی است. به عنوان یک روش مناسب جایگزین، شبکه عصبی آموزش دیده بر مبنای الگوهای تحلیل شده توسط روش‌های عددی، علاوه بر این که به دقت مورد نیاز در روش‌های عددی می‌رسد، سادگی و سهولت استفاده از آن از سایر روش‌ها بیشتر بوده و نیازی به یادگیری نرم‌افزار و نیز دانش روش‌های عددی نداشته و سرعت آن نیز بالاتر است. در این تحقیق مدلی مبتنی بر شبکه عصبی چند لایه پرسپترون برای پیش‌بینی رفتار تونل، پس از حفر ارائه شده است. متغیرهای ورودی در نظر گرفته شده مدول الاستیک، نسبت پواسون، مقاومت کششی، چسبندگی و زاویه اصطکاک داخلی توده سنگ، مقدار تنش اولیه قائم و نسبت تنش افقی به قائم می‌باشند. برای آموزش شبکه از بانک اطلاعاتی بدست آمده از ۱۸۳ آنالیز پایداری تونل توسط نرم‌افزار FLAC استفاده شد. سپس با توجه به رفتار شبکه در آموزش و آزمون مقادیر مناسبی برای تعداد لایه‌های میانی، تعداد نرون‌ها و توابع فعالیت آنها بدست آمد. به این ترتیب مدلی مبتنی بر شبکه عصبی ساخته شد که بدون داشتن دانشی از نحوه رفتار سنگ قادر به پیش‌بینی رفتار آن بود. در ادامه با استفاده از روابط موجود در شبکه عصبی، فاکتوری به نام RSE معرفی شده که تأثیر نسبی پارامتر i در ورودی بر پارامتر k در خروجی را نشان می‌دهد. با مطالعه RSE می‌توان نتیجه گرفت که هر پارامتر سهم خاصی بر رفتار توده سنگ دارد و برخی پارامترها در هر حال تأثیر کمی دارند. لذا بهتر است در انجام تحلیل‌های آنالیز برگشتی و یا تحلیل فضا‌های زیرزمینی در ابتدا توجه بیشتری به پارامترهای تأثیرگذارتر نمود. در انجام عملیات ژئوتکنیکی نیز با توجه به این مساله و دانستن مقدار اهمیت هر پارامتر می‌توان حجم عملیات مختلف را به صورت بهینه تعیین کرد.

کلید واژه‌ها: تونل، تغییر شکل، شبکه عصبی، پارامترهای ژئومکانیکی، تأثیر نسبی.

^۱ - گروه مکانیک سنگ، بخش معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس moahmadi@modares.ac.ir

^۲ - دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک سنگ، بخش معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

مقدمه

(Millar & Calderbank, 1995), (Millar & Clarici, 1994)

از شبکه‌های عصبی در مدل نمودن رفتار تغییر شکل‌پذیری سنگ استفاده نموده‌اند. داده‌های ورودی عبارت بودند از شرایط کانی شناسی سنگ، شکل و اندازه‌های دانه‌ها، تخلخل، قابلیت فشردگی دانه‌ها و ...
(Sterling & Lee, 1992) تلفیقی از شبکه‌های عصبی و سیستم‌های خبره را برای طراحی تونل مورد بررسی قرار داده‌اند. (Zhang et al, 1991) کاربرد ابتدایی از شبکه‌های عصبی در نگهداری معادن زغال را شرح داده است. (Deb et al, 1994) شبکه عصبی‌ای را برای بهبود شرایط پایداری در معادن زغال که به روش جبهه کار بلند استخراج می‌شوند، ارائه نموده‌اند. (King & Signer, 1994) از شبکه‌های عصبی در انتخاب نگهداری سقف در معدنکاری استفاده کردند. با استفاده از این شبکه می‌توان الگوهای ناپیوستگی‌ها را در سقف معادن زغال پیش‌بینی نمود.

شبکه‌های عصبی

ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks) از شبکه بیولوژیک انسان الهام گرفته شده است و تحقیقات پیرامون شبکه‌های عصبی با شناخت و بررسی ساختار و کار یادگیری مغز انسان همراه بوده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم‌هایی هستند که قادر به انجام عملیاتی همانند سیستم‌های طبیعی عصبی می‌باشند یا به عبارت بهتر می‌توانند بعضی ویژگی‌های شبیه به عملکرد مغز آدمی را به نمایش درآورند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند گفته می‌شود چرا که براساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرامی‌گیرند. در ساختار این سیستم‌ها پارامترهایی وجود دارند که قابل تنظیم می‌باشند. تنظیم این پارامترها را برای آنکه سیستم رفتار مطلوبی را در برابر تحریکات و اطلاعات خارجی از خود نشان دهد به اصطلاح آموزش آن سیستم گویند. پس در واقع این سیستم‌ها قادرند یاد بگیرند و از راه

سنگ و توده‌های سنگی به عنوان عناصر زمین‌شناسی مشخصات ژئومکانیکی پیچیده‌ای دارند. رفتار مکانیکی آنها ناشی از فاکتورهای متعددی است که در ارتباط با فرآیندهای تشکیل و محیط‌های زمین‌شناسی آنها است (Zhang et al, 1991). تعریف این فاکتورها به خصوص فاکتورهای زمین‌شناسی در قالب‌های متداول ریاضی برای تحلیل‌های بعدی کاری مشکل است. در اغلب موارد تنها تعدادی از این فاکتورها به جای همگی آنها به عنوان متغیرها در فرمول‌ها جایگذاری می‌شوند. لذا داده‌های تجربی بدست آمده با نتایج پیش‌بینی شده از این دسته فرمول‌ها همخوان نیستند. در حال حاضر طراحی ژئوتکنیکی تا حدود زیادی تحت تأثیر تجربیات بدست آمده از حفاریات مشابه در شرایط زمین-شناسی مشابه و همچنین تحت تأثیر قابلیت مهندسی ژئوتکنیک با تجربه در آنالیز اطلاعات زمین‌شناسی و درک محتمل‌ترین مکانیزم شکست است. کاربرد سیستم‌های هوشمند در کارهای مهندسی در چندین شاخه علوم که شامل سیستم‌های خبره، شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های احتمالی و یا فازی است رشد کرده است که در این تحقیق شبکه عصبی انتخاب شده است (Geoffrey & Toll, 1996), (Mohamed et al, 2001).

از آنجایی که شبکه‌های عصبی توانایی آن را دارند که بدون دانستن روابط حاکم بر یک پدیده خاص به جواب برسند، استفاده از آنها در مهندسی ژئوتکنیک بسیار مناسب به نظر می‌رسد و تلاش‌های زیادی صورت گرفته تا از این ابزار در مهندسی ژئوتکنیک استفاده شود.

(Miller & Hudson, 1994) روشی را برای کنترل کارائی ژئومکانیکی توده‌های سنگی در معادن شرح داده‌اند. آنها همچنین از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی رفتار آینده توده سنگ، هنگامی که تحت تأثیر فعالیت‌های معدنی قرار می‌گیرند، استفاده کرده‌اند. (Cai, 1995) از شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی توده‌های سنگی برای طراحی آتشیاری استفاده نموده است. (Yi & Linquest, 1995) از شبکه‌های عصبی در تخمین پارامترهای کیفی سنگ استفاده نموده‌اند.

در بعضی موارد مقدار ثابتی در هر نرون به عبارت رابطه فوق بنام بایاس (Bias) یا وزن اریب نیز افزوده می‌شود. با اضافه شدن وزن اریب (b_j) رابطه (۱) به صورت رابطه (۲) در می‌آید:

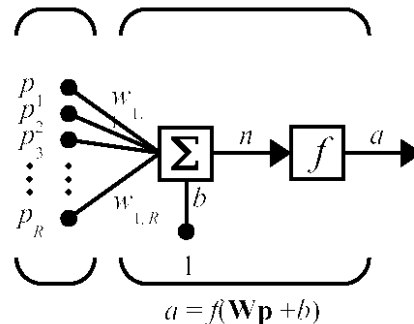
$$net_j = \sum_{R=1}^R W_{LR} P_R + b_j \quad (2)$$

در مرحله بعد یک تابع که معمولاً غیرخطی است بنام تابع فعالیت به جمع ورودی‌ها در هر نرون اعمال می‌گردد که طی آن سطح خروجی از نرون تعیین می‌گردد. در شبکه‌های عصبی، نرون‌ها در لایه‌ها قرار می‌گیرند. در ساده‌ترین حالت از این شبکه‌ها، یک لایه از نرون‌های ورودی وجود دارد که کاملاً به لایه‌ای از نرون‌های لایه خروجی متصل است، به این دلیل این شبکه پرسپترون تک لایه نامیده می‌شود، زیرا تنها در گره‌های لایه خروجی محاسبات انجام می‌شود. نوع دوم شبکه‌ها از یک یا چند لایه پنهان تشکیل شده است. وجود لایه پنهان در شبکه قابلیت شبکه را در تخمین یک نگاشت غیرخطی افزایش می‌دهد. افزایش تعداد لایه پنهان شبکه را قادر می‌سازد تا اطلاعات آماری کاملتری در مورد مسأله کسب کند. تابع فعالیت می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. یک تابع محرک بر اساس نیاز حل یک مسأله (مسأله‌ای که قرار است بوسیله شبکه عصبی حل شود) انتخاب می‌شود. پرکاربردترین آنها تابع سیگنویید (SIG) و تابع تانژانت هیپربولیک (TGH) است. در شبکه‌های عصبی لایه‌بندی شده، نرون‌ها در لایه‌ها قرار می‌گیرند. وجود لایه پنهان در شبکه قابلیت شبکه را در تخمین یک نگاشت غیرخطی افزایش می‌دهد. افزایش تعداد لایه پنهان شبکه را قادر می‌سازد تا اطلاعات آماری کاملتری در مورد مسأله کسب کند. این توانایی شبکه به ویژه زمانی که تعداد ورودی‌ها زیاد باشد با ارزش می‌شود. نرون‌های لایه ورودی هیچ محاسبه‌ای بر روی بردار ورودی انجام نمی‌دهند و خروجی این لایه به عنوان ورودی به لایه دوم (لایه پنهان اول) مد نظر قرار داده می‌شود و خروجی لایه دوم، ورودی لایه سوم (لایه پنهان دوم) می‌شود و ...

یادگیری دانش لازم برای برخورد مناسب با یک پدیده را جمع‌آوری نمایند و از آن دانش به هنگام نیاز بهره ببرند. شبکه عصبی مصنوعی یک مدل محاسباتی است که بر اساس سیستم عصبی مغز انسان در فرآیند یادگیری، طراحی شده است. این مدل‌ها قادرند رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی با هم متصل هستند، تعیین نمایند که در آن میزان فعالیت هر یک از این اتصالات توسط اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود. فرآیند یادگیری و در نهایت مدل قادر خواهد بود قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید، هرچند این قوانین غیرخطی و پیچیده باشند.

شبکه‌های چند لایه پرسپترون (Perseptron)

ساختمان شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل تعداد واحدهای زیادی است که به آنها نرون (Neuron) اطلاق می‌گردد. نحوه پردازش اطلاعات توسط نرون‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است (Demuth & Beale, 1996). اطلاعات رسیده به نرون‌ها (P_1 تا P_R) در وزن‌هایی (W_{L1} تا W_{LR}) ضرب و سپس جمع می‌شوند (net_j)، و بدین ترتیب مجموع کل ورودی به نرون حاصل می‌گردد.



شکل ۱- مدل ریاضی نرون (Demuth & Beale, 1996)

وزن‌ها مبین شدت اتصال نرون‌ها به هم می‌باشند و طی فرآیند یادگیری این اوزان تعیین می‌گردند. شکل ریاضی عملیات بالا را می‌توان در رابطه (۱) مشاهده نمود (منهاج، ۱۳۷۷):

$$net_j = \sum_{R=1}^R W_{LR} P_R \quad (1)$$

آموزش شبکه با روش پس انتشار خطا

(Rummelheart, 1985) و (Macland, 1986) استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا (Back Propagation) را به طور وسیعی مطرح کردند (منهاج، ۱۳۷۷). این قانون یادگیری برای آموزش شبکه‌های چند لایه پرسپترون (Multi Layer Perseptron (MLP) استفاده می‌شود. آموزش این شبکه‌ها با نظارت بوده و در سه مرحله زیر انجام می‌شود.

۱- ارائه زوج‌های آموزشی به شبکه در نرون‌های ورودی و خروجی شبکه،

۲- محاسبه خطای شبکه و انتشار برعکس خطا در شبکه

۳- اصلاح وزن‌ها در جهت کاهش خطا.

قانون پس انتشار خطا اساساً از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود، مسیر اول موسوم به مسیر رفت می‌باشد که در این مسیر بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد و بردار خروجی در لایه خروجی حاصل می‌گردد. در این مسیر پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. مسیر دوم موسوم به مسیر برگشت است. در این مسیر برعکس مسیر رفت پارامترهای شبکه MLP تغییر یافته و تنظیم می‌گردند. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه است. مقدار خطا پس از محاسبه در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد و چون این توزیع اخیر در خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌پذیرد کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتار شبکه بکار رفته است. به طور کلی می‌توان گفت که پارامترهای شبکه جوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. یک دوره آموزش، عبارت از یک مرتبه ارائه تمام زوج‌های آموزشی به شبکه است. عموماً برای آموزش یک شبکه انتشار برگشتی نیاز به دوره‌های زیادی می‌باشد که تعداد آنها ممکن است به چند هزار برسد. در این تحقیق با استفاده از روش Marcuard-Londberg که

سرعت همگرایی بالایی در آموزش شبکه دارد دوره‌های آموزش مورد نیاز همگرایی به طور قابل توجهی کاهش یافته است (منهاج، ۱۳۷۷).

بانک اطلاعات ژئوتکنیکی

شبکه عصبی بر اساس الگوهای اطلاعاتی که برای آموزش به شبکه داده می‌شود تعلیم دیده و قادر به یافتن جواب می‌شود. انتخاب مقادیر پارامترهای ورودی در دامنه‌ای معقول باعث بوجود آمدن الگوهای آموزشی‌ای که به واقعیت نزدیک هستند می‌شود. در مجموع ۷ متغیر برای بوجود آوردن مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت که به شرح زیر هستند: مدول تغییر شکل توده سنگ (E)، چسبندگی توده سنگ (C)، نسبت پواسون (ν)، مقاومت کششی توده سنگ (σ_t) زاویه اصطکاک داخلی توده سنگ (ϕ)، تنش قائم (σ_{yy}) نسبت تنش افقی به قائم (K). ابعاد هندسی تونلی به عرض ۶ متر و ارتفاع ۹ متر در نظر گرفته شد. این ابعاد معمولاً مربوط به تونل‌های راه آهن می‌باشد. مقادیر تنش‌های قائم از رابطه $\sigma = \gamma \times h$ بدست آمده است. محدوده عمقی که تونل در آن حفر می‌شود بین ۵۰ تا ۸۰۰ متر است و دانسیته سنگ نیز 2700 Kg/m^3 در نظر گرفته شده است. نسبت تنش افقی به قائم بین ۰/۳ الی ۱/۵ تغییر می‌نماید که در نتیجه دامنه وسیعی از تنش‌های افقی به قائم تحت پوشش تحقیق قرار گرفته است. مکان اندازه‌گیری تغییر شکل‌ها در مرکز سقف و دیواره تونل در نظر گرفته شد. مقادیر پیشنهادی هوک برای توده سنگ‌هایی با توصیف بسیار خوب و بسیار ضعیف به عنوان حد بالایی و حد پایینی این مقادیر در نظر گرفته شده که در جدول ۱ ارائه شده است (Hoek, 2003).

برای آموزش و آزمون شبکه سه دسته داده آموزشی، ارزیابی و آزمایشی تهیه شد. نحوه پراکنندگی داده‌ها در مجموعه آموزشی بر اساس قانون ابرکعب (Hyper Cube) و در مجموعه‌های ارزیابی و آزمایشی، تصادفی با توزیع نرمال بوده است (حیدری، ۱۳۸۲).

جدول ۱- مقادیر بالایی و پایینی متغیرهای ورودی

متغیر	(C)MPa	(ϕ)Deg	(σ_i)MPa	(E)MPa	ν	(σ_{yy})MPa	K
حداکثر	۱۳	۴۶	۰/۹	۴۲۰۰۰	۰/۳	۲۱/۲	۱/۵
حداقل	۰/۵۵	۲۴	۰/۰۱	۱۴۰۰	۰/۲	۱/۳	۰/۳

نرون‌ها کم انتخاب شوند، شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست خواهد داد و قادر به تخمین نگاهت‌های پیچیده نخواهد بود. تعداد زیاد نرون‌های میانی نیز اثری منفی دارد چرا که تعداد عناصر تنظیم شونده شبکه زیاد شده و شبکه برای یادگیری نیاز به تعداد زیادی مثال در مجموعه آموزشی دارد تا بتواند اوزان خود را تنظیم کند (منهاج محمدباقر، ۱۳۷۷). برای پیاده کردن شبکه‌های عصبی از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. با بررسی توابع مختلف در نرون‌ها مشخص گردید که تابع سیگموئید کارایی مناسبی دارد، لذا از این تابع در شبکه‌های مورد بررسی استفاده شده است. برای رسیدن به شبکه بهینه تعداد نرون‌های لایه میانی تغییر داده شده است. برای این منظور شبکه‌هایی با تعداد نرون‌های میانی مختلف مورد آزمایش قرار گرفت تا شبکه‌ای با تعداد نرون‌های میانی بهینه بدست آید. شبکه‌ای با ۱۱ نرون در لایه میانی به خوبی قادر به پیش‌بینی میزان تغییر شکل سقف و شبکه‌ای با ۱۳ نرون میانی قادر به پیش‌بینی مناسب تغییر شکل دیواره است.

بررسی صحت شبکه عصبی انتخاب شده

برای بررسی کارایی شبکه آموزش دیده در محدوده پارامترهای ورودی استفاده شده، نتایج حاصل از شبکه با نتایج FLAC مقایسه گردید. ابتدا مقادیر همه پارامترهای ورودی مطابق اعداد پیشنهادی هوک برای توده سنگی با مشخصات متوسط که در جدول ۲ آمده، قرار داده شده است. سپس پارامتر مورد بررسی در پنج نقطه بازه مربوط به آن پارامتر تغییر می‌کند در حالی که دیگر پارامترها ثابت هستند و خروجی شبکه و FLAC نسبت به هم مقایسه شده‌اند. در شکل ۲ و ۳ به ترتیب تغییر شکل‌های بوجود آمده در

به منظور حل این مسأله تمامی داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از فرمول (۳) بین بازه ۰/۱ تا ۰/۹ به صورت خطی (Normalized) شده‌اند:

$$NP = \frac{0.8}{MaxP - MinP} \times (SP - MinP) + 0.1 \quad (3)$$

که در آن MaxP، MinP مقدار حداقل و حداکثر داده در بانک اطلاعات مدل و SP و NP مقدار داده خام و هنجار شده می‌باشد. مدل‌های تهیه شده توسط نرم‌افزار FLAC مورد تحلیل قرار گرفتند. FLAC نرم‌افزاری است که برای تحلیل عددی محیط‌های ژئومکانیکی بکار می‌رود و بر اساس روش تفاضل محدود نوشته شده است. مدل‌ها به گونه‌ای تهیه شده که ابتدا کل ناحیه بدون اینکه حفر شود تا رسیدن به تعادل مورد تحلیل قرار گرفته، سپس مقادیر تغییر شکل رخ داده در مدل صفر شده و بعد تونل حفر می‌شود. تحلیل تا رسیدن به تعادل نهایی ادامه می‌یابد (ITASCA Inc, 1996). به منظور تهیه تغییر شکل نقاط دلخواه هر مدل، به کمک FLAC فایل‌هایی تهیه شد که تغییرات تغییر شکل نقاط مورد نظر به ترتیب گام‌های زمانی در آنها ثبت شد، همچنین به کمک نرم‌افزار دیگری که در زبان برنامه نویسی Visual Basic نوشته شده اعداد نهایی مربوط به تغییر شکل‌ها از کل فایل‌ها استخراج گردید و در فایل جداگانه ذخیره شد.

آموزش شبکه عصبی

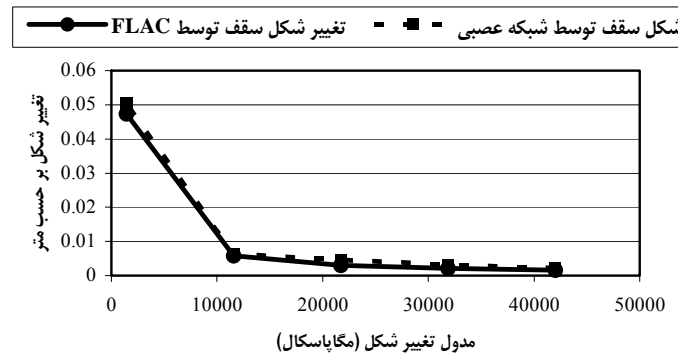
شبکه‌ای با یک لایه مخفی و تعداد کافی نرون در لایه مخفی خود برای اکثر کارهای مهندسی مناسب می‌باشد. لذا برای پیش‌بینی مقادیر تغییر شکل سقف و دیواره تونل از شبکه‌هایی با سه لایه ورودی-میانی-خروجی بهره گرفته شد. تعداد نرون‌های لایه میانی با سعی و خطا به گونه‌ای انتخاب می‌شود که بهترین جواب ممکن بدست آید. در صورتی که تعداد این

سقف و دیواره تونل با تغییرات مدول تغییر شکل حاصل از نرم افزار FLAC و شبکه عصبی با هم مقایسه شده‌اند. در شکل ۴ و ۵ به ترتیب تغییر شکل‌های بوجود آمده در

سقف و دیواره تونل با تغییرات K (نسبت تنش افقی به قائم) حاصل از نرم افزار FLAC و شبکه عصبی با هم مقایسه شده‌اند.

جدول ۲- مقادیر پارامترهای استفاده شده

(C) MPa	(ϕ) Deg	(σ_t) MPa	(E) MPa	ν	(σ_{yy}) MPa	K
۳/۵	۳۳	۰/۱۵	۹۰۰۰	۰/۲۵	۱۱/۲۵	۰/۷



شکل ۲- مقایسه نتایج تغییر شکل سقف حاصل از شبکه و FLAC با تغییرات مدول تغییر شکل



شکل ۳- مقایسه نتایج تغییر شکل دیواره حاصل از شبکه و FLAC با تغییرات مدول تغییر شکل

تحلیل میزان تاثیر نسبی پارامترهای ژئومکانیکی بر

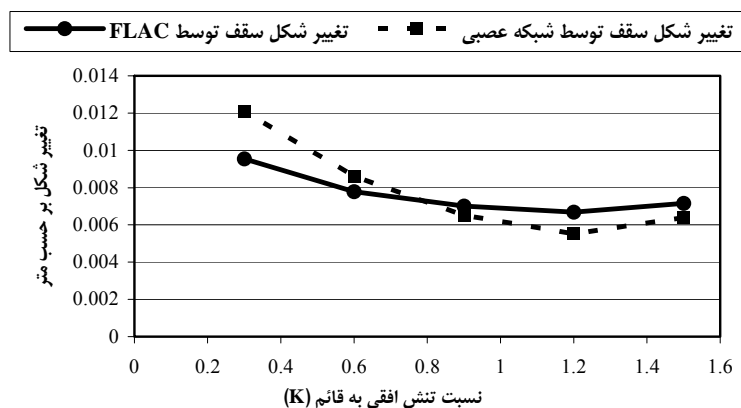
متغیر شکل با روش RSE

یکی از مواردی که در مسائل آنالیز برگشتی می‌تواند مفید باشد، میزان تأثیر پارامترها بر تغییر شکل‌های رخ داده بعد از حفر تونل می‌باشد. با دانستن جهت و میزان اثر هر پارامتر بر

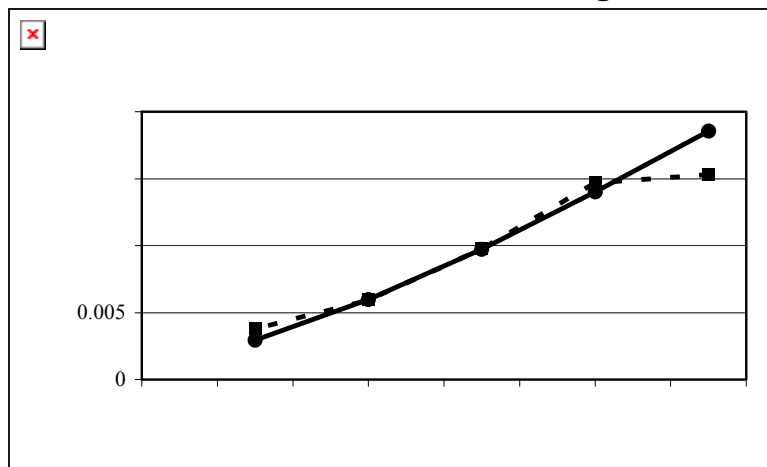
با بررسی نتایج تغییرات سایر پارامترها مشاهده می‌شود شبکه روند کلی حاکم بر تغییر شکل‌ها را فرا گرفته و تغییر شکل‌ها را با دقت خوبی پیش‌بینی می‌کند.

در خروجی را نشان دهد. هرچه میزان قدر مطلق RSE بزرگتر باشد، تأثیر آن بر خروجی بیشتر است و علامت RSE نشان دهنده جهت تأثیر آن است به این معنی که $RSE > 0$ نشان دهنده افزایش تغییر شکل و $RSE < 0$ نشان دهنده کاهش تغییر شکل است. برای این منظور شبکه عصبی در نرم افزار Excel دوباره سازی شده و فرمول های مربوط به تأثیر نسبی نیز در آن گنجانیده شده است.

تغییر شکل های رخ داده می توان سریعتر و دقیقتر اینگونه مسائل را حل نمود و فهم بهتری از چگونگی تأثیر همزمان پارامترها بر خروجی داشت. در این تحقیق از روش RSE (Relative Strength of Effect) برای مقایسه میزان تأثیر نسبی پارامترهای ژئومکانیکی بر تغییر شکل استفاده شده است (Yang & Zhang, 1997). می توان با استفاده از روابط موجود در شبکه عصبی فاکتوری به نام RSE را معرفی نمود که تأثیر نسبی پارامتر i در ورودی بر پارامتر k



شکل ۴- مقایسه نتایج تغییر شکل سقف حاصل از شبکه و FLAC با تغییرات نسبت K



شکل ۵- مقایسه نتایج تغییر شکل دیواره حاصل از شبکه و FLAC با تغییرات K

نمی توان بررسی نمود. بدین منظور برای بررسی تأثیر هر پارامتر بر خروجی در حالات مختلف، پارامترهای ورودی شبکه به صورت اتفاقی انتخاب شد و مقادیر RSE پارامترها ثبت گردید. این فرآیند ۱۰۰۰ مرتبه تکرار شد و نتایج بدست

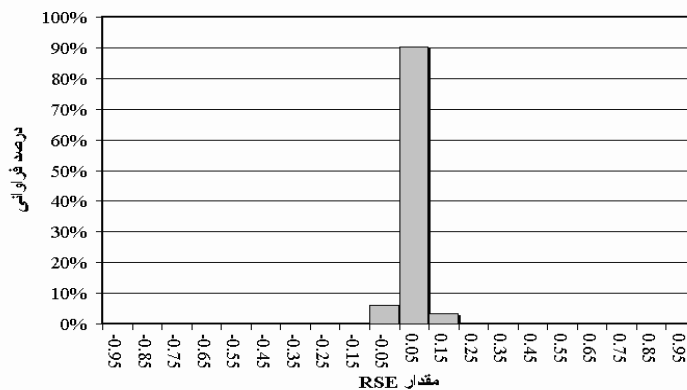
تحلیل آماری مقادیر RES

با استفاده از RSE می توان تأثیر نسبی هر پارامتر بر خروجی شبکه را در هر حالت دلخواه بدست آورد، اما با این مقادیر روند کلی تأثیر یک پارامتر بر خروجی در حالات مختلف را

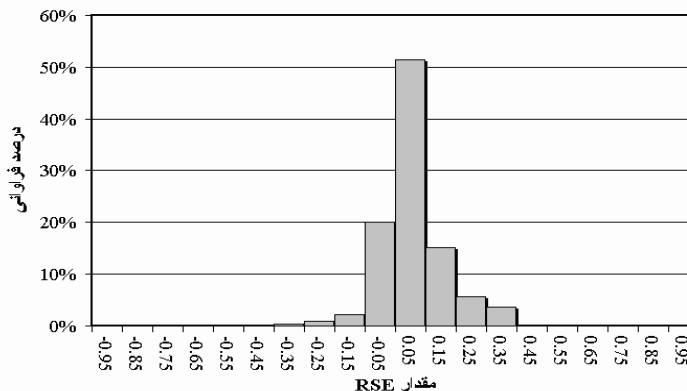
عملیات ژئوتکنیکی برای تعیین این پارامترها نیز با توجه به این مسأله و دانستن مقدار اهمیت هر پارامتر می‌توان حجم عملیات مختلف را به صورت بهینه تعیین نمود. مقادیر درصد فراوانی تأثیر نسبی نسبت پواسون در تغییر شکل سقف و دیواره تونل در شکل ۶ و ۷ ارائه شده است.

بررسی نتایج تغییرات تأثیر نسبی پارامترهای دیگر نشان می‌دهد که میزان تأثیر پارامترها ثابت نیست و با توجه به مقادیر دیگر پارامترها تغییر می‌کند.

آمده به صورت درصد فراوانی مقدار RSE در ۲۰ محدوده بین +۱ و -۱، به عنوان مثال بین ۰/۸ تا ۰/۹ محاسبه شده است. اعداد بدست آمده به صورت نمودارهای میله‌ای در شکل های ۶ و ۷ ارائه شده است. از نمودارها مشاهده می‌شود که هر پارامتر سهم خاصی بر رفتار توده سنگ دارد و برخی پارامترها در هر حال تأثیر کمی دارند. لذا بهتر است در انجام تحلیل‌های آنالیز برگشتی و یا تحلیل فضاهای زیرزمینی در ابتدا توجه بیشتری به پارامترهای تأثیرگذارتر نمود. در انجام



شکل ۶- نمودار درصد فراوانی مقادیر تأثیر نسبی نسبت پواسون بر تغییر شکل سقف تونل



شکل ۷- نمودار درصد فراوانی مقادیر تأثیر نسبی نسبت پواسون بر تغییر شکل دیواره تونل.

۱- با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌توان تغییر شکل‌های رخ داده در اطراف یک تونل خاص را با دقت مناسبی تخمین زد.

نتایج

با بررسی خروجی حاصل از شبکه عصبی و تحلیل آماری مقادیر تأثیر نسبی می‌توان نتیجه گرفت که:

۳-۵- تأثیر زاویه اصطکاک داخلی بر تغییر شکل سقف در ۸۰٪ موارد مثبت و مقدار آن بین کم تا زیاد تغییر می‌کند. تأثیر آن بر تغییر شکل دیواره در بیش از ۹۰٪ موارد مقداری مثبت و میزان آن کم تا متوسط است. این پارامتر تأثیر کاهشی بر تغییر شکل‌ها دارد و اثر آن بر تغییر شکل سقف بیشتر است.

۳-۶- در ۵۰٪ موارد تنش قائم مؤثرترین پارامتر بر تغییر شکل سقف است. در بیش از ۳۵٪ موارد نیز مؤثرترین پارامتر تأثیرگذار بر تغییر شکل دیواره تونل می‌باشد. تأثیر این پارامتر بر تغییر شکل سقف و دیواره افزایشی بوده و میزان تأثیر آن با توجه به مقدار پارامترهای دیگر کم تا زیاد می‌باشد. تأثیر این پارامتر بر تغییر شکل سقف به طور کلی بیشتر بوده و دلیل آن اثر نسبت تنش افقی به قائم بر تغییر شکل دیواره می‌باشد. تأثیر نسبی این پارامتر مثبت است و با افزایش آن تغییر شکل‌ها نیز افزایش می‌یابند.

۳-۷- در بیش از ۸۰٪ موارد تأثیر K (نسبت تنش افقی به قائم) بر تغییر شکل سقف منفی است و مقدار آن بین ۰ تا ۰/۴- می‌باشد. در بیش از ۹۰٪ موارد تأثیر این پارامتر بر تغییر شکل دیواره مثبت و مقدار آن در کل محدوده اعداد مثبت تغییر می‌کند. این پارامتر تأثیر کم تا متوسط کاهشی بر تغییر شکل سقف و تأثیر کم تا زیاد افزایشی بر تغییر شکل دیواره تونل دارد.

پیشنهادات

با توجه به نتایج بدست آمده از این تحقیق پیشنهاد می‌شود کار تحقیقاتی بیشتری در زمینه‌های زیر صورت پذیرد:

۱- پیش‌بینی جابجایی رخ داده در تونل با شبکه عصبی در حالتی که دو تونل مجاور هم حفر می‌شوند مورد بررسی قرار گیرد.

۲- محیطی که تونل در آن حفر می‌شود ناپیوسته در نظر گرفته شود.

۳- با استفاده از شبکه عصبی حالات مختلف منحنی واکنش زمین (فشار-جابجایی) در حالتی غیر از حالت دایره‌ای مورد تحلیل قرار گیرد.

۲- میزان تأثیر هر پارامتر بر تغییر شکل‌ها ثابت نبوده و به مقادیر دیگر پارامترها بستگی دارد. برخی پارامترها در هر حال تأثیر کمی بر رفتار توده سنگ دارند. بهتر است در انجام تحلیل‌های آنالیز برگشتی و یا تحلیل فضاهای زیرزمینی در ابتدا توجه بیشتری به پارامترهای تأثیرگذارتر نمود. در انجام عملیات ژئوتکنیکی نیز با توجه به این مسأله و دانستن مقدار اهمیت هر پارامتر می‌توان حجم عملیات مختلف را به صورت بهینه تعیین نمود.

۳- با شبکه عصبی مصنوعی و با کمک روش RSE می‌توان تأثیر نسبی تمامی پارامترهای ورودی بر خروجی را به طور همزمان و در کل بازه پارامترهای ورودی بررسی نمود. با بررسی آماری تأثیر پارامترهای ورودی در کل بازه تغییرات، امکان بررسی تأثیر کلی آنها بر خروجی وجود دارد.

۳-۱- تأثیر نسبی مدول تغییر شکل‌پذیری در تغییر شکل سقف و دیواره تونل در بیش از ۹۰٪ موارد منفی است که نشان دهنده اثر کاهشی این پارامتر بر تغییر شکل‌ها است. در حدود ۴۰٪ مقادیر تأثیر نسبی برای تغییر شکل سقف و بیش از ۵۰٪ در تغییر شکل دیواره، تأثیر نسبی این پارامتر بین ۰/۹- تا ۱- است. در اغلب موارد این پارامتر بیشترین تأثیر را بر تغییر شکل دارد و تأثیر آن کاهشی است.

۳-۲- تأثیر نسبت پواسون بر تغییر شکل سقف در ۹۰٪ موارد مثبت و مقدار آن کوچک است و تأثیر آن بر تغییر شکل دیواره در بیش از ۷۰٪ موارد مقداری مثبت و در اغلب موارد کوچک است. این پارامتر تأثیر افزایشی کمی بر تغییر شکل‌ها دارد.

۳-۳- تأثیر چسبندگی بر تغییر شکل سقف در حدود ۴۰٪ موارد منفی و مقدار آن بین ۰/۷ تا ۱ است. تأثیر آن بر تغییر شکل دیواره در بیش از ۳۰٪ موارد مقداری منفی و بین ۰/۹ تا ۱ است. این پارامتر تأثیر کاهشی بر تغییر شکل‌ها دارد و میزان تأثیر آن با توجه به دیگر پارامترها کم تا زیاد است.

۳-۴- در حدود ۷۰٪ موارد تأثیر نسبی مقاومت کششی در تغییر شکل سقف و دیواره مقداری منفی و کوچک است. تأثیر این پارامتر بر تغییر شکل‌ها کاهشی و میزان آن کم می‌باشد.

- ۴- با کمک شبکه‌های عصبی عوامل دیگری مانند فاکتور ایمنی، ضریب تمرکز تنش و در تونل‌ها مورد بررسی قرار گیرد.
- ۵- با استفاده از داده‌های تجربی مسائلی مانند مقاومت برشی درزه‌ها، مدول الاستیسیته و به کمک شبکه‌های عصبی بررسی شود.

منابع

حیدری، مجتبی (۱۳۸۲) پایداری سدهای خاکی همگن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.

منهاج، محمدباقر (۱۳۷۷) هوش محاسباتی (جلد اول)، مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، دانشگاه امیرکبیر.

- Cai Y.D. (1995) The application of artificial neural-network in determining the blasting classification of rocks, Proc. 2nd Int. Conf. Engineering Blasting Technique, Kunming, P. R. China, Beijing: Peking Univ Press, 24-27.
- Deb D., Jiang Y.M., Park D.W., Sanford R.L. (1994) Application of artificial intelligence for improving lonwall mine stability, Proc. 8th Int. Conf. computer methods and advances in geomechanics, morgantown (eds. Siriwardane, H.J. & Zaman, M.M.) Rotterdam: Balkema, 1823-1830.
- Demuth H., Beale M. (1996) Neural network toolbox user's guide, The math work, Inc., Natick, Mass.
- Geoffrey D., Toll (1996) Artificial intelligence applications in geotechnical Engineering, EJGE Electronic Journal, [http //www.ejge .com /1996/Ppr9608/Auth-DGT.htm](http://www.ejge.com/1996/Ppr9608/Auth-DGT.htm).
- Hoek E. (2003) Practical rock Engineering-An ongoing set of notes, available on the Rocscience website, www.rocscience.com.
- ITASCA Inc. (1996) FLAC2D Ver. 3.3. User's Manual. Minneapolis, USA.
- King R.L., Signer S.P. (1994) Using artificial neural networks for Feature Detection in coal mine roofs, Proc. 8th Int. Conf. computer methods and advances in geomechanics, Morgantown (eds. Siriwardane, H.J. & Zaman, M.M.) Rotterdam: Balkema, 1853-1857.
- Millar D., Clarici E. (1994) Investigation of backpropagation artificial neural networks in modeling the stress-strain behavior of Sandstone rock, Proc. 1994 IEEE International conference on neural networks, Piscataway NJ: IEEE service center, 3326-3331.
- Millar D.L., Calderbank P.A. (1995) On the investigation of a multilayer feedforward neural-network model of rock deformability behavior, Proc. 8th international congress on rock mechanics, Tokyo (eds. Fujii, T.), Rotterdam: Balkema, 933-938.
- Millar D.L., Hudson J.A. (1994) Performance monitoring of rock engineering systems using neural networks, transactions of the Institution of mining and metallurgy section, a - mining industry, Vol. 103, pp A3-A16.
- Mohamed A., Shahinmark B., Jaksaholger R., (2001) Artificial neural network applications in geotechnical engineering, Australian geomechanics, Vol.3, 49-62.
- Sterling R.L., Lee C.A. (1992) A neural network - expert system hybrid approach for tunnel design, Proc. 33rd United-States Symp. on rock mechanics, Santa Fe (eds. Tillerson, J.R. & Wawersik, W.R.), Brookfield VT: Balkema, 501-510.
- Yang Y., Zhang Q. (1997) A hierarchical analysis for rock engineering using artificial neural networks. Rock mechanics and rock engineering, Vol. 30, No. 4, 207-220.
- Yi H., Lindqvist P.A. (1995) The Prediction of rock quality parameters by using neural-network models, Proc. 4th Int. Symp. mine planning and equipment selection, Calgary (eds. Singhal, R.K., Mehrotra, A.K., Hadjigeorgiou, J., Poulin, R.), Rotterdam: Balkema, 933-937.
- Zhang Q., Song J.R., Nie X.Y. (1991) Application of neural network models to rock mechanics and rock engineering, Int. journal of rock mechanics and mining sciences & geomechanics abstracts, Vol. 28, No. 6, 535-540.