

بکارگیری مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون آماری برای تخمین ضریب تمرکز تنش در اطراف پهنه جبهه کار طولانی

مقاله پژوهشی

محمد رضائی^{۱*}؛ هادی حائری^۲؛ وهاب سرفرازی^۳

۱- دانشیار؛ دانشکده مهندسی، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کردستان، m.rezaei@uok.ac.ir

۲- استادیار؛ بخش مهندسی معدن، مجتمع آموزش عالی زرد، دانشگاه شهید باهنر کرمان، haerihadi@gmail.com

۳- دانشیار؛ گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی همدان، vahab.sarfaraizi@gmail.com

دریافت دست‌نوشته: ۱۴۰۳/۰۷/۱۳؛ پذیرش دست‌نوشته: ۱۴۰۳/۱۲/۱۸

شماره صفحات: ۸۱ تا ۹۵

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22044/tuse.2025.15174.1492

واژگان کلیدی	چکیده
معدن‌کاری جبهه کار طولانی ضریب تمرکز تنش مدل شبکه عصبی مدل آماری تحلیل اهمیت متغیر	تجزیه و تحلیل تنش در اطراف پهنه استخراج شده یکی از مهم‌ترین موضوعات در معدن‌کاری جبهه کار طولانی به‌منظور تحلیل پایداری پایه‌های حائل و تونل‌های دسترسی اطراف است. در اصل، توزیع مجدد تنش ناشی از استخراج ورودی‌های اطراف پهنه به‌همراه تنش ناشی از معدن‌کاری جبهه کار طولانی بایستی در طراحی سازه‌های اطراف در نظر گرفته شود. لذا در این تحقیق، از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) برای تعیین ضریب تمرکز تنش (SCC) در اطراف پهنه جبهه کار طولانی استفاده شده است. برای طراحی و ارزیابی مدل‌های فوق به‌منظور تعیین SCC که از ۱۲۰ سری داده و چهار پارامتر مؤثر شامل ارتفاع منطقه بدون تنش، وزن مخصوص توده سنگ، عمق روباره و فاصله افقی از دیواره پهنه به‌عنوان ورودی استفاده شده است. بر اساس روش سعی و خطا، شبکه عصبی چند لایه با الگوریتم انتشار مجدد خطا، ساختار ۱-۸-۴، تابع آموزش لونبرگ-مارک کواردت و تابع انتقال لگاریتم سیگموئید دارای کم‌ترین خطا بوده و به‌عنوان مدل ANN بهینه جهت تخمین SCC در نظر گرفته شده است. مقایسه عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های ارزیابی عملکرد مختلف نشان داد که خروجی ANN تطابق بسیار خوبی با مقادیر واقعی داشته و دقت آن بیشتر و خطای آن کمتر از مدل MLR است. در نهایت، نتایج تحلیل اهمیت متغیرها نشان داد که عمق روباره و وزن مخصوص توده سنگ به‌ترتیب دارای بیش‌ترین و کم‌ترین تأثیر بر SCC هستند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که مدل ANN پیشنهادی دارای قابلیت خوبی در تخمین میزان SCC بوده و با اطمینان خوبی می‌تواند در عملیات معدن‌کاری جبهه کار طولانی مورد استفاده قرار گیرد.

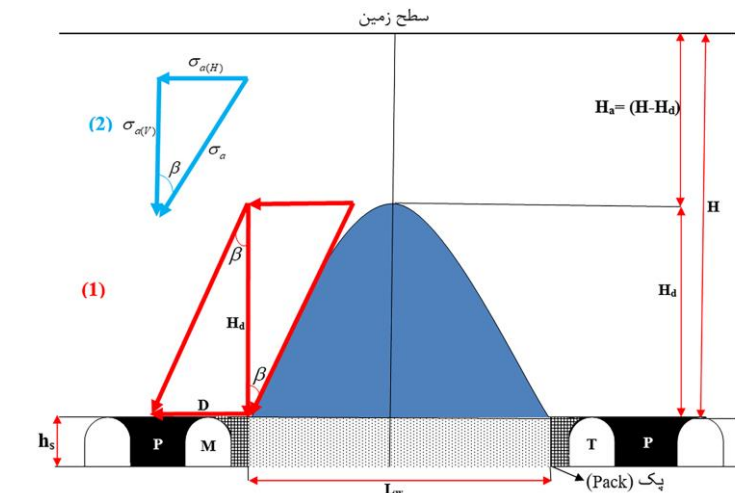
می‌باشند. استخراج پایدار زغال‌سنگ در شرایط ایمن و به‌صورت اقتصادی به‌عنوان هدف اصلی این روش قلمداد می‌شود. برای رسیدن به این هدف، تجزیه و تحلیل کامل توزیع تنش در اطراف پهنه استخراج شده و تحلیل پایداری دقیق سقف پهنه و سازه‌های مجاور یعنی پایه‌ها و تونل‌های

۱- مقدمه

یکی از روش‌های رایج برای استخراج زیرزمینی زغال‌سنگ، روش معدن‌کاری جبهه کار طولانی است. نگهداری سقف، پایداری سازه‌های اطراف پهنه استخراج و فراهم کردن محیطی امن از مسائل مهم معدن‌کاری پایدار در این روش

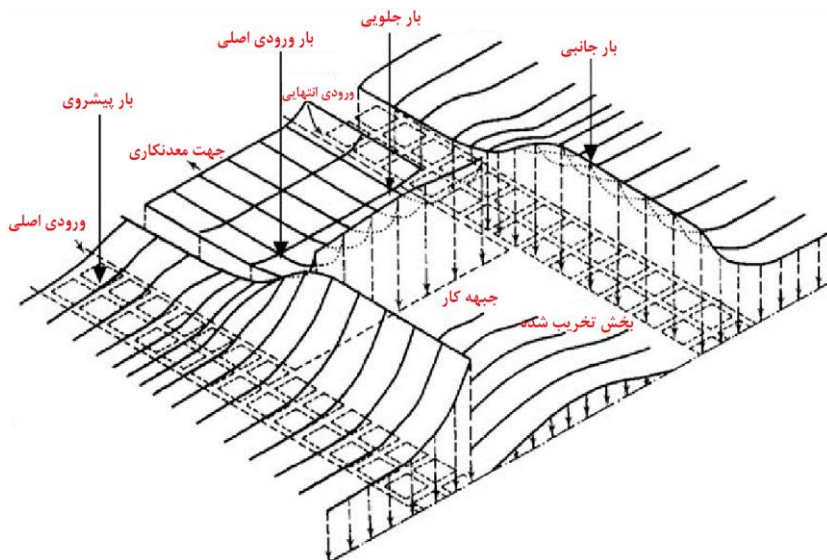
می‌باشد. (*Rezaei et al., 2015b, 2015c; Chen et al., 2024; Rezaei et al., 2024b*).
 طرح شماتیک معدنکاری جبهه‌کار طولانی، پارامترهای هندسی مربوطه و تنش انتقالی به اطراف به همراه توزیع مجدد تنش در اطراف پهنه به ترتیب در شکل ۱ و شکل ۲، به نمایش درآمده است.

دسترسی بایستی انجام شود (*Majdi & Rezaei, 2013; Rezaei et al., 2015a, 2015b, 2015c, 2017, 2018; Rezaei, 2019; Rezaei et al., 2024b*). این بدان معناست که تعیین دقیق تنش‌ها انتقالی به دلیل استخراج پهنه به همراه تنش طبیعی ناشی از وزن روباره برای محاسبه ضریب تمرکز تنش (*Stress concentration coefficient*) یا *SCC* بر روی سازه‌های اطراف پهنه استخراجی مورد نیاز



$\sigma_{\alpha(V)}$: مؤلفه قائم تنش ناشی از معدنکاری	β : زاویه انتقال تنش	h_s : ضخامت لایه استخراجی	P: پایه
$\sigma_{\alpha(H)}$: مؤلفه افقی تنش ناشی از معدنکاری	H: عمق روباره	σ_a : تنش ناشی از معدنکاری	M: ورودی اصلی
D: فاصله افقی محل اثر تنش از دیواره پهنه	L_w: عرض پهنه	H_a : ارتفاع زون فعال	T: ورودی انتهایی

شکل ۱- طرح شماتیک معدنکاری جبهه کار طولانی، پارامترهای هندسی مربوطه و تنش انتقالی به اطراف



شکل ۲- طرح شماتیک بازتوزیع تنش در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی (*Peng, 2006*)

به‌عنوان مثال، می‌توان به تکنیک‌های اندازه‌گیری برجا، روش‌های فیزیکی، مدل‌های عددی و تحلیلی و الگوریتم‌های هوشمند اشاره کرد (*Likar et al., 2012; Rezaei, 2019*)؛ *Rezaei et al., 2024b*). تکنیک‌های اندازه‌گیری برجا و روش‌های فیزیکی دقیق هستند اما پیاده‌سازی آن‌ها مشکل، پرهزینه و زمان‌بر است. در روش‌های تحلیلی، معمولاً مفروضات و شرایط ساده‌سازی زیادی در نظر گرفته می‌شود که ممکن است باعث ایجاد خطاهای احتمالی در خروجی‌ها شوند. علاوه بر روش‌های فوق، تکنیک‌های عددی اغلب برای تجزیه و تحلیل تنش القایی اطراف یک پهنه استخراجی استفاده می‌شوند. با این حال، این تکنیک‌ها نیازمند پارامترهای ورودی متعدد بوده و زمان اجرا توسط رایانه طولانی است. همچنین، فرآیند مدل‌سازی عددی به اندازه‌گیری مجموعه‌ای از داده‌های موردی وابسته است و به برخی ساده‌سازی‌ها و مفروضات نیاز دارد که می‌تواند بر نتایج آنها تأثیر بگذارد (*Jiránková et al., 2012*).

مرور کامل منابع موجود در زمینه موضوع تحقیق قبلاً توسط نویسندگان تا قبل از سال ۲۰۱۹ انجام شده است (*Rezaei, 2019*). علاوه بر منابع فوق، پژوهش‌های مختلفی در سال‌های اخیر در زمینه تجزیه و تحلیل تنش در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی توسط محققین مختلف انجام شده است. این تحقیقات شامل استفاده از روش‌های تئوری یا تحلیلی (*Wang & Wang, 2019; Li et al., 2019*)؛ *Li et al., 2023a*)، مدل‌سازی عددی (*Wang et al., 2023a*)؛ *2019; Klemetti et al., 2020; Darvishi et al., 2020; Yang et al., 2020; Ghosh et al., 2020; Wu et al., 2021; Le & Oh, 2022; Wang et al., 2023a; Zhang et al., 2024; Chen et al., 2024; Yang et al., 2024; Zhu et al., 2024*)، مدل‌سازی فیزیکی یا آزمایشگاهی (*Fan et al., 2024; Zhu et al., 2024*) و روش‌های برجا یا میدانی (*Kang et al., 2019; Klemetti et al., 2020; Le and Oh, 2022; Fu & Zhang, 2024; Yang et al., 2024*) می‌باشد. خلاصه‌ای از روش‌های تحلیلی، عددی، فیزیکی و برجا برای تجزیه و تحلیل تنش در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی و تعیین مقدار *SCC* حاصله در جدول ۱، نشان داده شده است.

قبل از استخراج پهنه جبهه‌کار طولانی و حفاری تونل‌های دسترسی، تنش طبیعی زمین ناشی از وزن روباره بوده و در حالت تعادل است. پس از استخراج پهنه، تعادل تنش در اطراف آن دچار اغتشاش شده و شرایط تنش جدید همراه با مقادیر مختلف تمرکز تنش ایجاد می‌شود. در شرایط جدید، سقف پهنه استخراجی دچار تخریب و شکست شده و در نتیجه یک منطقه آشفته تشکیل می‌گردد و بار لایه‌های بالای این ناحیه به سمت سازه‌های مجاور یعنی تونل‌های دسترسی و پایه‌های حایل منتقل می‌شود. بنابراین علاوه بر تنش اولیه و تنش ثانویه حاصل از حفاری تونل‌های دسترسی، تنش ناشی از استخراج پهنه جبهه‌کار طولانی هم باید در تعیین *SCC* بر روی این سازه‌ها در نظر گرفته شود. در واقع، طراحی سازه‌های مجاور یعنی تونل‌های دسترسی و پایه‌های حایل وابسته به تنش‌ها طبیعی، توزیع مجدد تنش‌ها ناشی از حفاری تونل‌های دسترسی و تنش‌ها انتقالی ناشی از استخراج پهنه جبهه‌کار طولانی است که بایستی در تعیین *SCC* بر روی این سازه‌ها در نظر گرفته شود. در صورتی که تنش ناشی از استخراج پهنه در تعیین *SCC* بر روی سازه‌های مجاور آن در نظر گرفته نشود، مقدار *SCC* تخمینی کمتر از مقدار واقعی خواهد بود که در نهایت منجر به برآورد سیستم نگهداری کمتر از حد خواهد شد. این امر ممکن است منجر به ایجاد ناپایداری و مشکلات ایمنی در معدنکاری گردد. بنابراین، تخمین دقیق *SCC* بر روی پایه‌های حایل و تونل‌های دسترسی مجاور با در نظر گرفتن تنش ناشی از استخراج پهنه امری ضروری بوده و از اهمیت بالایی در روش معدن‌کاری جبهه‌کار طولانی برخوردار است. به‌طور کلی، برآورد دقیق *SCC* یک مسئله پیچیده است که به ویژگی‌های توده‌سنگ سقف و دیواره، هندسه پهنه، ارتفاع زون‌های تخریب و شکست در سقف و فاصله سازه از دیواره پهنه بستگی دارد که بایستی در محاسبات مربوطه لحاظ گردد (*Rezaei et al., 2015a, 2015b*)؛ *2015c, 2017, 2018; Rezaei, 2019; Zhang et al., 2024; Rezaei et al., 2024b*). روش‌های مختلفی برای تعیین *SCC* بر روی سازه‌های اطراف یک پهنه زغال استخراجی در روش معدن‌کاری جبهه‌کار طولانی وجود دارد.

جدول ۱- روش‌های مورد استفاده در تخمین SCC در اطراف پهنه جبهه کار طولانی (Rezaei et al., 2024b)

شماره	روش	SCC	منبع	شماره	روش	SCC	منبع
۱	تحلیلی	۱/۹۱		۲۱	عددی	۳/۲	
۲	تحلیلی	۱/۹۱		۲۲	عددی	۲/۷۳	
۳	تحلیلی	۲/۱		۲۳	عددی	۴	
۴	عددی	۱/۳		۲۴	برجا	۱/۷	
۵	عددی	۳/۸		۲۵	برجا	۱/۸۵	
۶	عددی	۲/۷		۲۶	برجا	۲/۴۱	(Rezaei, 2019)
۷	عددی	۱/۷		۲۷	برجا	۱/۲۴	
۸	عددی	۲		۲۸	برجا	۱/۸	
۹	عددی	۲/۵		۲۹	فیزیکی	۳/۹۲	
۱۰	عددی	۴/۸۵	(Rezaei, 2019)	۳۰	تجربی	۶	
۱۱	عددی	۱/۵		۳۱	تجربی	۵	
۱۲	عددی	۲/۳		۳۲	تجربی	۵	
۱۳	عددی	۱/۷		۳۳	برجا	۲/۸	(Kang et al., 2019)
۱۴	عددی	۲/۸۷		۳۴	عددی	۳/۲	(Li et al., 2019)
۱۵	عددی	۲/۳		۳۵	عددی	۱/۲۹	(Klemetti et al., 2020)
۱۶	عددی	۶-۴		۳۶	عددی	۳/۱۵	(Yang et al., 2020)
۱۷	عددی	۵/۴		۳۷	عددی	۲/۴۸	(Ghosh et al., 2020)
۱۸	عددی	۳/۲		۳۸	عددی	۳/۱	(Wu et al., 2021)
۱۹	عددی	۲		۳۹	عددی	۱/۷۷	(Le and Oh, 2022)
۲۰	عددی	۲/۵۵		۴۰	عددی	۱/۲۷	(Wang et al., 2023a)

پایه‌های حایل موفقیت‌آمیز باشد.

اگر چه ANN در مقایسه با سایر مدل‌های یادگیری عمیق ساده‌تر است، اما ابزار مناسبی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها بوده و می‌تواند در حل مسائل مهندسی معدن، ژئوتکنیک و زمین‌شناسی مهندسی مؤثر باشد (Khoshjavan et al., 2010; Sayadi et al., 2014; Sangjinda et al., 2024). از سوی دیگر، شبکه‌های عصبی مصنوعی محاسبه دارای سرعت بالا و تحمل خطای قوی در مدل‌سازی هستند که باعث قوی‌تر شدن آنها در حل مسائل پیچیده می‌شود. به عبارت دیگر، یکی از دلایل انتخاب روش شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین SCC، عملکرد سریعتر آن نسبت به بسیاری از دیگر الگوریتم‌های هوش مصنوعی است. علاوه بر این، می‌توان آن را با پارامترهای خاص تنظیم کرد و راه‌اندازی و کاربرد آن را در فرآیندهای استاندارد ساده کرد. با در نظر گرفتن این عوامل، شبکه عصبی مصنوعی در مطالعه حاضر برای تخمین SCC

با توجه به محدودیت‌های روش‌های موجود برای تخمین تمرکز تنش در اطراف پهنه جبهه کار طولانی که در بالا اشاره شد، نیاز مبرمی برای توسعه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده جدید در این زمینه و در نظر گرفتن پارامترهای با هزینه پایین اندازه‌گیری به‌عنوان ورودی مدل‌ها وجود دارد. به‌عنوان یک بینش جدید در تخمین ضریب تمرکز تنش در اطراف پهنه جبهه کار طولانی، می‌توان از الگوریتم‌های هوش مصنوعی در این زمینه استفاده کرد که در مسائل مهندسی معدن و مکانیک سنگ غالباً با موفقیت مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Rezaei et al., 2024b; Yin et al., 2024). با این حال، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تعیین ضریب تمرکز تنش در اطراف پهنه جبهه کار طولانی محدود است. بنابراین با توجه به تجربیات مؤثر در استفاده از شبکه عصبی در مسائل مهندسی معدن، انتظار می‌رود که استفاده از این الگوریتم در تعیین ضریب تمرکز تنش بر روی تونل‌های دسترسی و

طبقه‌بندی را فراهم نماید. شبکه‌های عصبی قادر به پیش‌بینی روابط پیچیده و غیر خطی بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم هستند. این شبکه‌ها معمولاً در سیستم‌های مهندسی غیر خطی به کار می‌روند. یک ANN معمولاً با استفاده از سه بخش اساسی تابع انتقال، ساختار شبکه و قانون یادگیری تعریف می‌شود. برای حل یک مشکل مهندسی با استفاده از ANN، موارد فوق بایستی به‌خوبی تعریف و طراحی گردند. قبل از هر چیز، یک ANN بایستی به‌درستی آموزش پیدا کند. الگوریتم انتشار مجدد خطا (*Back-propagation algorithm*) یکی از کاراترین روش‌های یادگیری در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها برای یادگیری ANN می‌باشد. این تابع آموزش مناسب‌ترین نحوه یادگیری را برای ANN چند لایه فراهم می‌کند. یک ANN چند لایه با الگوریتم انتشار مجدد خطا از سه لایه مختلف شامل لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است (شکل ۳). هر لایه از تعدادی واحدهای پردازش تشکیل شده است که نرون (*Neuron*) نامیده می‌شوند. نرون‌ها از طریق وزون‌ها (*Weights*) به هم اتصال پیدا می‌کنند که از طریق آن نرون‌ها در لایه اول خروجی خود را به‌عنوان ورودی به نرون‌های لایه پنهان می‌فرستند. اتصالی مشابه بین لایه‌های پنهان و خروجی هم وجود دارد. تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های مربوطه بستگی به پیچیدگی مسئله مورد مطالعه دارد که معمولاً با استفاده از روش سعی و خطا تعیین می‌شود (*Neaupane & Achet, 2004; Rezaei et al., 2024a*).

برای تفکیک واحدهای پردازش مختلف، مقادیری که بایاس نامیده می‌شوند در توابع انتقال تعبیه شده است. تمام نرون‌ها غیر از نرون‌های لایه اول در شبکه انتشار معکوس خطا به یک بایاس و یک تابع انتقال مرتبط می‌شوند. تابع انتقال برای محاسبه مجموع وزن‌های تمام سیگنال‌های ورودی به نرون و تعیین قدرت خروجی نرون به کار می‌رود. به‌طور کلی، توابع سیگموئید غیر خطی (لگاریتم سیگموئید و تانژانت سیگموئید) و توابع خطی می‌توانند به‌عنوان تابع انتقال استفاده شوند. استفاده از این توابع بستگی به هدف ANN دارد. با این حال، نوع سیگموئیدی تابع انتقال بسیار کارا تر است. در مرحله یادگیری، داده از طریق لایه ورودی و لایه پنهان پردازش شده تا به لایه خروجی برسد (مرحله

استفاده شده است تا منجر به افزایش دقت در تعیین این پارامتر گردد.

به دلیل اهمیت موضوع، محدودیت‌های روش‌های قبلی، و مزایای الگوریتم‌های هوشمند، در این تحقیق از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (*Artificial neural network*) یا ANN و مدل آماری رگرسیون خطی چند متغیره (*Multiple linear regression*) یا MLR برای تخمین SCC بر روی تونل‌های دسترسی و پایه‌های حایل در معدن کاری جبهه کار طولانی استفاده شده است. برای تأیید اثربخشی تکنیک‌های ANN و MLR پیشنهادی، نتایج آن‌ها با استفاده از شاخص‌های سنجش عملکرد ارزیابی شده و با داده‌های واقعی مقایسه می‌شوند. قابل ذکر است، این تحقیق با در نظر گرفتن ورودی‌های مقرون به صرفه و قابل اندازه‌گیری آسان و به کارگیری الگوریتم ANN با سطح دقت بالا، محدودیت‌های تحقیقات قبلی را برطرف می‌کند.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- روش MLR

روش MLR زیرمجموعه مدل‌های آماری است که برای استخراج رابطه بین متغیرهای ورودی و متغیر(های) خروجی در مدل‌سازی به کار می‌رود. این روش می‌تواند با فراهم نمودن یک فرآیند پیشگویانه، تأثیر طبیعی متغیرهای ورودی بر یک یا چند خروجی را نشان دهد. در حالت کلی، یک مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای n ورودی به‌صورت رابطه شماره (۱) نشان داده می‌شود (*Rezaei, 2020*).

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (1)$$

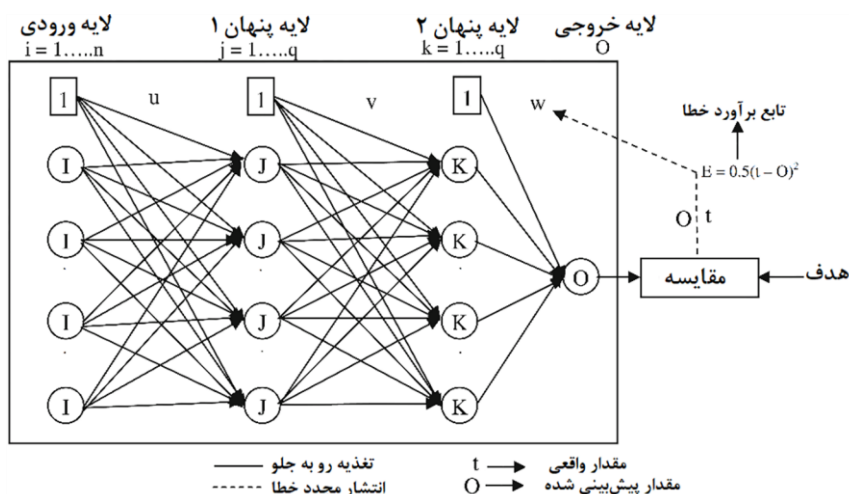
که در آن، y متغیر وابسته (خروجی)، a_0 ضریب ثابت معادله، a_1 تا a_n ضرایب متغیرهای ورودی و x_1 تا x_n متغیرهای ورودی هستند.

۲-۲- روش ANN

الگوریتم ANN را می‌توان مدلی الکترونیکی از ساختار عصبی مغز انسان در نظر گرفت. این مدل‌ها از یک سری واحدهای پردازش به نام نرون تشکیل شده‌اند. تعداد زیادی اتصالات داخلی در بین نرون‌ها وجود دارد که آنها را قادر به یادگیری نموده تا ابزاری قوی در زمینه پیش‌بینی و

شده همگرا شود. حد آستانه بر اساس توابعی مانند جذر میانگین مربعات خطا (*Root mean squared error*) یا *RMSE* جمع مربعات خطا (*Summed squared error*) یا *SSE* و ... تعریف می‌شود (Neaupane & Achet, 2004). فرآیند یادگیری طی چندین سیکل (در حد نیاز) تکرار می‌شود تا خطا به حد مورد نظر کاربر رسیده و *ANN* بهینه حاصل شود.

رفت. در این لایه، خروجی با مقدار واقعی مقایسه می‌شود. اختلاف بین این دو به صورت معکوس در شبکه انتشار می‌یابد (مرحله برگشت) تا وزن‌های اتصالات و بایاس‌های نرون‌ها را به‌روز کند. داده‌های ورودی و خروجی تحت عنوان بردارهایی به نام جفت‌های یادگیری نمایش داده می‌شوند. فرآیند فوق برای تمام جفت‌های یادگیری در مجموعه داده تکرار می‌شود تا اینکه خطای شبکه به میزان آستانه تعریف



شکل ۳- یک ANN چند لایه با الگوریتم انتشار مجدد خطا (Neaupane and Achet, 2004)

منطقه بدون تنش، وزن مخصوص توده سنگ، عمق روباره و فاصله افقی از دیواره پهنه جبهه‌کار طولانی است. همانطور که در بخش مقدمه مقاله هم اشاره شد، اندازه‌گیری پارامترهای تأثیرگذار بر *SCC* در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی به دلیل محیط پیچیده این روش بسیار مشکل و پرهزینه است. به همین دلیل در این تحقیق از داده‌های سایر مقالات معتبر استفاده شده است که طبیعتاً ممکن است در برگزیده تمامی پارامترهای تأثیرگذار بر *SCC* نباشد. به عنوان مثال، عرض پهنه استخراجی با وجود اینکه یکی از پارامترهای مهم در معدن‌کاری جبهه‌کار طولانی است اما به عنوان ورودی برای تخمین *SCC* در این تحقیق استفاده نشده است. با این حال، تأثیر پارامتر عرض پهنه استخراجی در تعیین ارتفاع مناطق شکست و تخریب یا زون بدون تنش (*HDZ*) در سقف پهنه در نظر گرفته می‌شود که خود یکی از ورودی‌های مورد استفاده برای تخمین *SCC* در این تحقیق می‌باشد. بنابراین، تأثیر عرض پهنه استخراجی هم به صورت غیرمستقیم در تعیین *SCC*

۲-۳- مجموعه داده

داشتن مجموعه داده مناسب از الزامات اولیه برای مدل‌سازی الگوریتم‌های هوشمند است. از آنجا که الگوریتم هوشمند بر اساس داده‌های ورودی آموزش داده می‌شود لذا این مرحله به عنوان مهم‌ترین فرآیند در مدل‌سازی در نظر گرفته شده و دقت آن برای تعیین دقیق خروجی بسیار مهم می‌باشد. در زمینه موضوع تحقیق، انجام اندازه‌گیری‌های برجا در مقیاس بزرگ به دلیل شرایط پیچیده محیط معدن‌کاری جبهه‌کار طولانی بسیار دشوار است. بنابراین، از داده‌های موجود در منابع معتبر (Rezaei, 2019; Rezaei et al., 2024b) برای انجام مدل‌سازی در این تحقیق استفاده شده است که شامل ۱۲۰ سری داده می‌باشد (۱۰۰ سری برای طراحی و آموزش و ۲۰ سری برای آزمایش مدل‌ها). مشخصات آماری داده‌های جمع‌آوری شده در جدول ۲، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، پارامترهای ورودی برای تخمین *SCC* در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی شامل ارتفاع

در نظر گرفته شده است. در نظر گرفته شوند. مواردی هم که در جدول ۱، با ضریب تمرکز تنش بالاتر از ۲ وجود دارد مربوط به حالتی است که نقش گسل و سایر خواص ساختاری توده‌سنگ در تعیین SCC گنجانده شده است. با این حال، در نظر گرفتن خواص ساختاری توده‌سنگ در تعیین SCC معمولاً در مدل‌های عددی امکان‌پذیر است که در خیلی از موارد داده‌های ورودی آن در منابع موجود نیست تا از آن برای مدل‌سازی هوش مصنوعی استفاده شود. بنابراین، با توجه به کمبود داده در زمینه تعیین SCC جهت استفاده در مدل‌سازی الگوریتم‌های هوش مصنوعی، داده‌های این تحقیق بر اساس خواص مطالعات موردی مختلف و استفاده از آن در رابطه تحلیلی (Rezaei et al., 2015b) به‌منظور محاسبه SCC به‌دست آمده است تا از آن برای تکمیل پایگاه داده مورد نظر استفاده گردد. بنابراین، مقادیر SCC مورد استفاده در این تحقیق حاصل قرار دادن اطلاعات اولیه معادن مختلف (گردآوری شده در منابع گوناگون) در رابطه (Rezaei et al., 2015b) برای تکمیل پایگاه داده مورد نظر به‌منظور استفاده در مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون آماری است که در برخی از موارد متفاوت با مقادیر جدول ۱، می‌باشد. با این حال، نتایج حاصل از مدل ANN بهینه نشان داد که مدل پیشنهادی از ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی (SCC) الگو گرفته و در نهایت قادر به پیش‌بینی مقادیر بالای SCC است.

در نظر گرفته شده است. از طرف دیگر، در روش ALPS فاصله افقی از دیواره پهنه معمولاً به‌عنوان تابعی از عمق روباره در نظر گرفته می‌شود در حالیکه این دو پارامتر در عمل ماهیت متفاوتی دارند. هرچند که اکثر پارامترهای مؤثر در تجزیه و تحلیل تنش در معدن‌کاری جبهه‌کار طولانی ارتباط متقابل دارند و می‌توان آنها را به‌عنوان تابعی از همدیگر در نظر گرفت اما در نظر گرفتن تأثیر این پارامترها به‌صورت جداگانه می‌تواند دقت مدل‌سازی را بهبود بخشد. در نظر گرفتن هم‌زمان این دو پارامتر در برخی از روابط قبلی مانند رابطه Salamon (1964) هم انجام شده است. در رابطه فوق، تنش در راستای x به‌عنوان تابعی از تنش قائم (γH) و فاصله افقی از دیواره پهنه در نظر گرفته شده است که در برگیرنده هر دو پارامتر عمق روباره و فاصله افقی از دیواره پهنه به‌طور هم‌زمان است. از این‌رو، در تحقیق حاضر هم دو پارامتر H و D به‌صورت هم‌زمان در مدل‌سازی آماری و شبکه عصبی به‌عنوان ورودی در نظر گرفته شده‌اند.

در نهایت، همانطور که در جدول ۲، هم قابل مشاهده است، حداکثر مقدار SCC برابر ۱/۹۶۵ است در حالی که در عمل ممکن است مقادیر بیشتر از آن هم وجود داشته باشد. نکته مهم این است که مقادیر بالای ضریب تمرکز تنش (بیشتر از ۲) مربوط به زمانی است که خواص ساختاری توده‌سنگ مثل گسل، ناپیوستگی و ... هم در تعیین SCC

جدول ۲- مقادیر کمینه و بیشینه متغیرهای ورودی و خروجی در مدل‌سازی ANN و MLR همراه با خصوصیات آماری، علائم و واحدهای مربوطه

نوع داده	پارامتر	نماد	واحد	ماکزیمم	مینیمم	انحراف معیار	واریانس
ورودی	وزن مخصوص	γ	کیلونیوتن بر مترمکعب	۰/۰۴	۰/۰۱۲	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۰۰۲۱
	ارتفاع منطقه بدون تنش	HDZ	متر	۱۰۰۰	۱۷/۵	۱۶۷/۶۷	۲۸۱۱۵/۳۴
	فاصله افقی از دیواره پهنه	D	متر	۰	۸۰	۱۹/۶۵	۳۸۶/۲۷
خروجی	عمق روباره	H	متر	۱۰۰۰	۵۰	۲۶۹/۴۶	۷۳۶۱۰/۴۷
	ضریب تمرکز تنش	SCC	-	۱/۹۶۵	۱	۰/۲۲۶۶	۰/۰۵۱۴

۳- مدل‌سازی SCC

۳-۱- مدل‌سازی با استفاده از ANN

به‌منظور تخمین SCC در این تحقیق، از فرآیند تکرار و تغییر پارامترها برای دستیابی به یک ANN بهینه استفاده

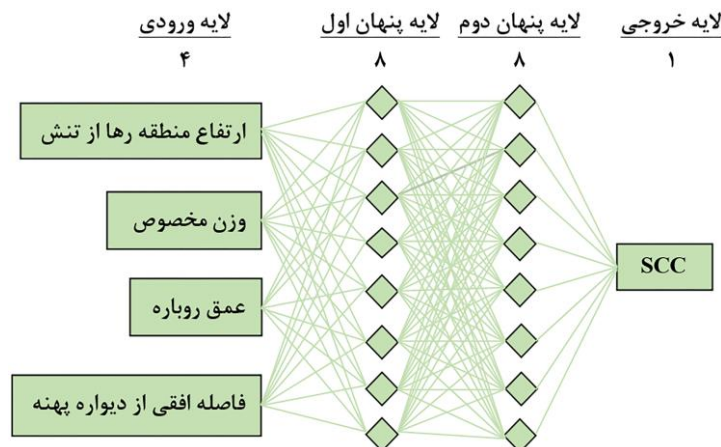
می‌شود. بر این اساس، نتایج روش سعی و خطا برای برخی از مدل‌ها با ساختار مختلف، توابع آموزش مختلف از جمله لونیبرگ-مارک کواردت (TRAINLM) و گرادیان نزولی (TRAINGD) و توابع انتقال مختلف شامل لگاریتم سیگموئید (LOGSIG) و تانژانت سیگموئید (TANSIG)

به منظور تعیین تخمین SCC در جدول ۳، نشان داده شده است. همانطور که در جدول فوق مشاهده می‌شود، ANN چند لایه با الگوریتم انتشار مجدد خطا و ساختار ۱-۸-۸-۴، تابع آموزش $TRAINLM$ و تابع انتقال $LOGSIG$ دارای کمترین میزان $RMSE$ و بیشترین دقت می‌باشد (سطر ۵). بنابراین، ساختار فوق به‌عنوان مدل ANN بهینه برای تخمین SCC در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی در این تحقیق در نظر گرفته می‌شود تا بتوان بر اساس آن به نتایج دقیق دست یافت. بر این اساس، ساختار ANN برای تخمین

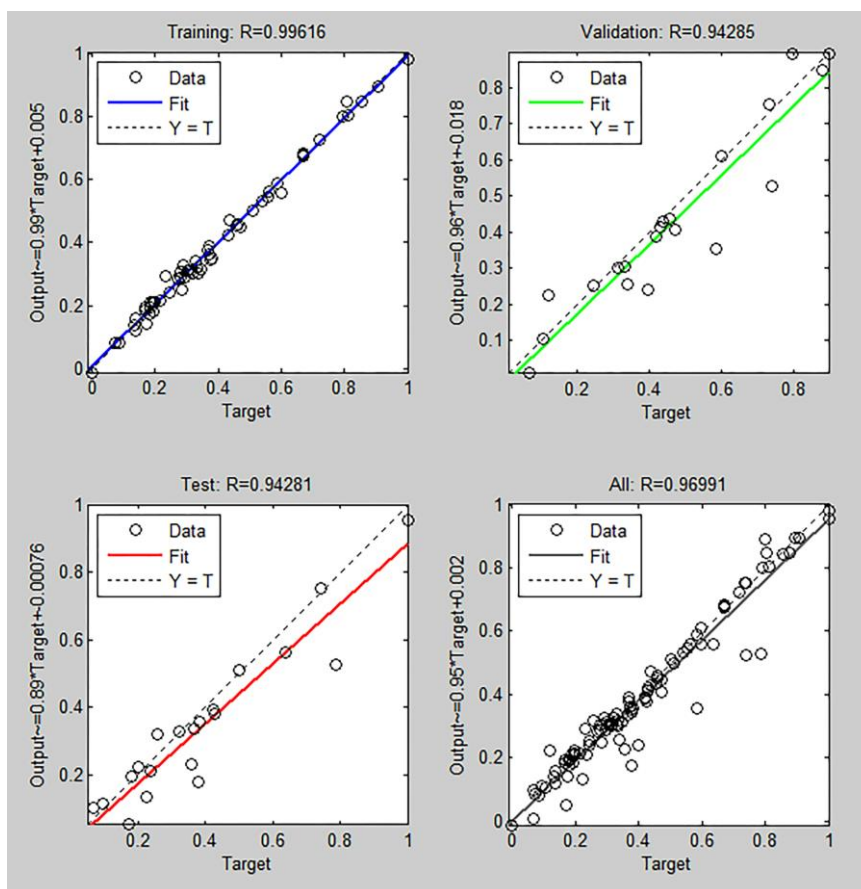
SCC در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی در شکل ۴، نشان داده شده است. همچنین، نتایج حاصل از مدل ANN بهینه بر حسب ضریب همبستگی ($Correlation coefficient$) یا R در مراحل مختلف مدل‌سازی و ضریب همبستگی کلی شبکه در شکل ۵، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، مقادیر R حاصله در همه مراحل مدل‌سازی (آموزش، اعتبارسنجی و آزمون) بالا می‌باشد که نشان‌دهنده دقت بالای مدل ANN پیشنهادی در این تحقیق است.

جدول ۳- خروجی شبکه‌های عصبی گوناگون با خصوصیات مختلف برای تخمین SCC

شماره	ساختار ANN	تابع آموزش	تابع انتقال	$RMSE$
۱	۴-۷-۹-۱	$TRAINLM$	$LOGSIG$	۰/۰۲۶۷
۲	۴-۹-۷-۱	$TRAINGDA$	$TANSIG$	۰/۰۳۵۴
۳	۴-۱۰-۶-۱	$TRAINGD$	$LOGSIG$	۰/۰۲۴۵
۴	۴-۶-۱۰-۱	$TRAINGD$	$TANSIG$	۰/۰۲۸۷
۵	۴-۸-۸-۱	$TRAINLM$	$LOGSIG$	۰/۰۰۱۴۷
۶	۴-۸-۸-۱	$TRAINGD$	$TANSIG$	۰/۰۰۲۳۵
۷	۴-۱۱-۵-۱	$TRAINGD$	$LOGSIG$	۰/۰۵۶۱
۸	۴-۵-۱۱-۱	$TRAINLM$	$TANSIG$	۰/۰۴۶۷
۹	۴-۱۷-۱	$TRAINLM$	$LOGSIG$	۰/۱۵۴
۱۰	۴-۱۶-۱	$TRAINGD$	$TANSIG$	۰/۳۲۴



شکل ۴- نمایش گرافیکی ساختار مدل ANN پیشنهادی برای تعیین SCC در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی



شکل ۵- خروجی مدل ANN بهینه به منظور تخمین SCC در اطراف پهنه جبهه کار طولانی

مقادیر ثابت و ضرایب مختلف می‌باشد که در جدول ۴، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، پارامترهای H و γ دارای ارتباط مستقیم با SCC بوده و متغیرهای D و HDZ با SCC رابطه معکوس دارند. همچنین با توجه به ضریب استاندارد شده، پارامترهای HDZ و γ به ترتیب دارای بیش‌ترین و کم‌ترین تأثیر بر SCC هستند.

۳-۲- مدل‌سازی با استفاده از MLR

در این تحقیق، از روش MLR برای مدل‌سازی آماری SCC در محیط نرم‌افزار آماری $SPPSS$ استفاده شده است. در مدل‌سازی MLR ، رابطه بین ورودی‌ها و خروجی مدل استخراج شده و ضرایب مربوطه بر اساس داده‌های آموزش به‌دست می‌آید. نتیجه تحلیل رگرسیونی صورت گرفته شامل

جدول ۴- خروجی مدل MLR در مدل‌سازی SCC

پارامتر	ضریب	ضریب استاندارد شده (β)	R کلی مدل
ثابت	۱/۵۱۴	---	۰/۸۵۳
H	۰/۰۰۱	۰/۶۲۹	
γ	۲/۴۸۲	۰/۰۴۹	
D	-۰/۰۰۳	-۰/۳۴۷	
HDZ	-۰/۰۰۱	-۰/۸۱۵	

۴- بحث و تحلیل نتایج

۴-۱- مقایسه عملکرد مدل‌ها

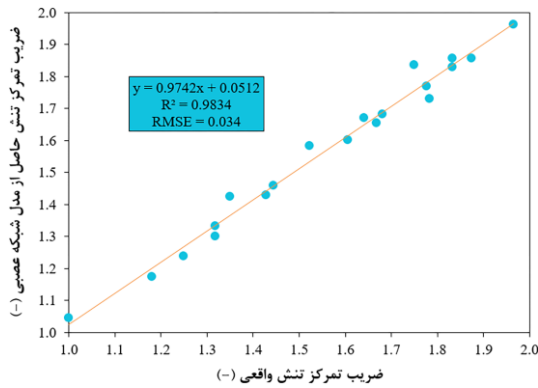
در این بخش از سه شاخص ضریب تعیین (R^2)، میانگین خطای مطلق (E_a) و میانگین خطای نسبی (E_r) برای ارزیابی عملکرد مدل‌های ANN و MLR استفاده شده است. به‌طور کلی، یک مدل زمانی ایده‌آل است که E_r و E_a برابر با صفر و R^2 برابر با ۱۰۰ درصد باشد. بر این اساس، میزان بالاتر R^2 نشان‌دهنده مطلوب بودن مدل بوده و پایین بودن E_r و E_a عملکرد بهتر مدل را نشان می‌دهد (Rezaei, 2019; Rezaei and Rajabi, 2021; Wang et al., 2023b; Rajabi et al., 2021; Rezaei et al., 2023).

شاخص‌های فوق بر اساس داده‌های آزمون برای هر دو مدل ANN و MLR محاسبه و نتایج حاصله در جدول ۵، نشان داده شده است. همچنین، ارتباط بین SCC پیش‌بینی شده با مقادیر اصلی آن برای مدل‌های ANN و MLR به‌همراه مقادیر R^2 و $RMSE$ حاصله به‌ترتیب در شکل ۶ و شکل ۷، نشان داده شده است. بعلاوه، در شکل ۸، از ۲۰ سری داده آزمون جهت مقایسه خروجی حاصل از مدل‌های ANN و MLR با مقادیر اصلی SCC استفاده شده است. همانطور که در جدول ۵، شکل ۶، شکل ۷ و شکل ۸، مشاهده می‌شود، خطای مدل ANN از مدل MLR بسیار کمتر و دقت آن بیشتر می‌باشد. با توجه به نتایج حاصل از ارزیابی عملکرد مدل‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که خطای حاصل از مدل ANN در حد قابل قبولی بوده و نتایج به‌دست آمده از آن همخوانی خوبی با مقادیر واقعی SCC دارد. بنابراین، می‌توان گفت که مدل ANN پیشنهادی قابلیت خوبی در تخمین SCC در اطراف پهنه جبهه کار طولانی دارد و لذا می‌توان از آن به‌عنوان روشی غیرمستقیم برای تخمین SCC در روش معدن کاری جبهه کار طولانی زغال استفاده کرد.

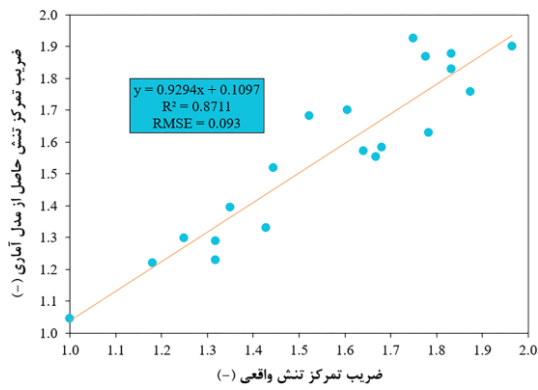
جدول ۵- مقایسه عملکرد مدل‌های ANN و MLR با

استفاده از شاخص‌های ارزیابی عملکرد مختلف

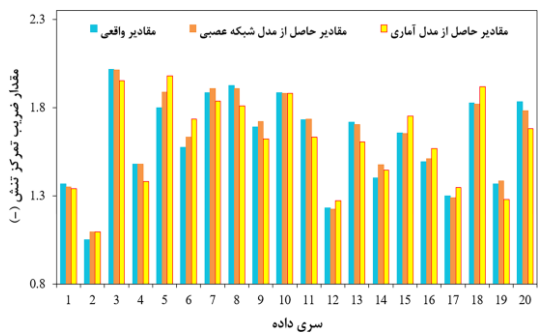
شاخص	مدل ANN	مدل MLR
ضریب تعیین	۹۸٪/۳۴	۸۷٪/۱۱
خطای مطلق	۰/۲۲	۰/۹۴
خطای نسبی	۲/۷۱٪	۴/۸۷٪



شکل ۶- مقایسه SCC حاصل از مدل ANN با مقادیر واقعی



شکل ۷- مقایسه SCC حاصل از مدل MLR با مقادیر واقعی



شکل ۸- مقایسه بین خروجی حاصل از مدل‌های ANN و MLR با مقادیر واقعی SCC

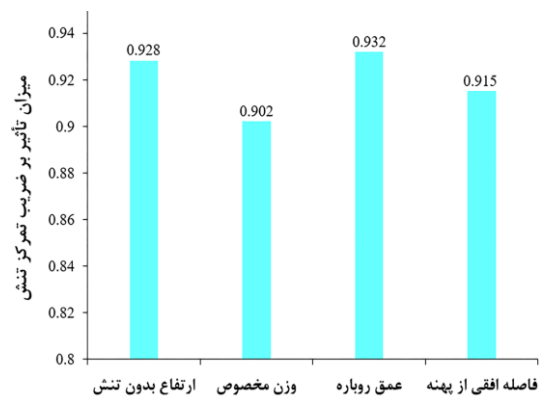
۵- تحلیل اهمیت متغیر

به‌منظور ارزیابی اهمیت متغیرهای ورودی در مدل‌سازی و بررسی میزان اهمیت آنها بر خروجی مدل در این تحقیق از مطالعه اهمیت متغیر استفاده می‌شود. تعیین میزان اهمیت متغیرهای ورودی بر متغیر خروجی معمولاً با استفاده از دو روش سنتی و جدید انجام می‌شود. در روش سنتی از تغییر

۶- نتیجه‌گیری

به‌منظور تخمین میزان SCC در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی در این تحقیق از دو مدل شبکه ANN و MLR استفاده گردید. برای انجام مدل‌سازی، ۱۲۰ سری داده از منابع معتبر گردآوری و به دو سری داده آموزش (۱۰۰ سری) و آزمون (۲۰ سری) تقسیم‌بندی شد. بر اساس روش سعی و خطا، شبکه عصبی چند لایه با الگوریتم انتشار مجدد خطا و ساختار ۱-۸-۴، تابع آموزش لونیگ-مارک کواردت و تابع انتقال لگاریتم سیگموئید دارای کم‌ترین میزان خطا و بیش‌ترین دقت بوده و به‌عنوان مدل بهینه تعیین گردید. به‌منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌های پیشنهادی شبکه عصبی و آماری، از شاخص‌های ضریب تصمیم‌گیری، میانگین خطای مطلق و میانگین خطای نسبی استفاده شد. مقادیر شاخص‌های فوق برای مدل ANN به‌ترتیب برابر با ۰/۲۲، ۹۸٪/۳۴ و ۲/۷۱٪ و برای مدل MLR به ترتیب برابر با ۸۷٪/۱۱، ۲/۱۴ و ۴/۸۷٪ بدست آمد. همچنین، نتایج حاصل از هر دو مدل ANN و MLR با مقادیر واقعی انطباق داده شد. نتایج مقایسه فوق نشان داد که عملکرد مدل ANN بسیار بهتر از مدل MLR بوده و مقادیر حاصل از آن انطباق خوبی با مقادیر واقعی دارند. در نهایت، تحلیل اهمیت متغیر نتایج حاصل از ANN نشان داد که عمق روباره و وزن مخصوص توده‌سنگ به‌ترتیب دارای بیش‌ترین و کم‌ترین تأثیر بر پارامتر خروجی (SCC) هستند. نتایج فوق‌الذکر نشان می‌دهد که مدل ANN پیشنهادی در این تحقیق قابلیت خوبی در تخمین SCC در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی دارد و می‌تواند به‌عنوان روشی غیرمستقیم برای تخمین SCC در اطراف پهنه جبهه‌کار طولانی زغال مورد استفاده قرار گیرد.

یک پارامتر و ثابت نگه‌داشتن بقیه پارامترها استفاده می‌شود و در روش‌های جدید از روابط ریاضی مشخصی برای تعیین اثر پارامترهای ورودی بر پارامتر خروجی استفاده می‌شود (Asadizadeh and Rezaei, 2021). از آنجایی که مدل ANN از مدل MLR مطابق جدول ۵، دقیق‌تر است، بنابراین تحلیل اهمیت متغیرها بر روی نتایج مدل ANN انجام می‌شود. برای انجام تحلیل اهمیت متغیر در این تحقیق از روش سنتی و نرم‌افزار *Statistica* استفاده شده است. بر اساس روش مورد استفاده در مطالعه اهمیت متغیر، مقادیر اهمیت ورودی‌ها در مدل‌سازی در بازه ۰ و ۱ محاسبه و سازماندهی می‌شود. مطابق با این روش، مقدار اهمیت چهار متغیر ورودی بر روی SCC محاسبه و نتایج حاصله در شکل ۹، نشان داده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، عمق روباره دارای بیش‌ترین تأثیر و وزن مخصوص توده‌سنگ دارای کم‌ترین تأثیر بر SCC می‌باشند.



شکل ۹- مقادیر اهمیت متغیرهای ورودی در مدل‌سازی SCC با استفاده از مدل ANN

۷- مراجع

- Asadizadeh, M., & Rezaei, M. (2021). Surveying the mechanical response of non-persistent jointed slabs subjected to compressive axial loading utilising GEP approach. *International Journal of Geotechnical Engineering*, 15(10), 1312–1324.
- Chen, D., Wang, X., Zhang, F., Bai, J., Zhao, X., Li, M., Yu, Y., Wang, X., & Sun, S. (2024). Study on the mechanism of progressive instability of special-shaped coal pillar and the stability control of roadway under the influence of mining. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 57, 6461–6483.
- Darvishi, A., Ataei, M., & Rafiee, R. (2020). Investigating the effect of simultaneous extraction of two longwall panels on a maingate gateroad stability using numerical modeling. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 126(4), 104172.

- Fan, J., Yuan, Q., Chen, J., Ren, Y., Zhang, D., Yao, H., Hu, B., & Qu, Y. (2024). Investigation of surrounding rock stability during proximal coal seams mining process and feasibility of ground control technology. *Process Safety and Environmental Protection*, 186, 1447–1459.
- Fu, Z., & Zhang, W. (2024). Research on stress change and deformation monitoring of coal pillar between two longwall coal faces. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 57, 2763–2772.
- Ghosh, N., Agrawal, H., Singh, S. K., & Banerjee, G. (2020). Optimum Chain Pillar Design at the Deepest Multi-Seam Longwall Workings in India. *Mining, Metallurgy & Exploration*, 37(3), 651–664.
- Jiráňková, E., Petroš, V., & Šancer, J. (2012). The assessment of stress in an exploited rock mass based on the disturbance of the rigid overlying strata. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 50, 77–82.
- Kang, H., Wu, L., Gao, F., Lv, H., & Li, J. (2019). Field study on the load transfer mechanics associated with longwall coal retreat mining. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 124(7), 104141.
- Khoshjavan, S., Mazlumi, M., Rezai, B., & Rezai, M. (2020). Estimation of hardgrove grindability index (HGI) based on the coal chemical properties using artificial neural networks. *Oriental Journal of Chemistry*, 24(6), 1271–1280.
- Klemetti, T. M., Van Dyke, M. A., Tulu, I. B., & Tuncay, D. (2020). A case study of the stability of a non-typical bleeder entry system at a U.S. longwall mine. *International Journal of Mining Science and Technology*, 30(1), 25–31.
- Le, T. D., & Oh J. (2022). Longwall face stability analysis from a discontinuum-Discrete Fracture Network modelling. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 124(1), 104480.
- Li, Y., Lei, M., Wang, H., Li, C., Li, W., Tao, Y., & Wang, J. (2019). Abutment pressure distribution for longwall face mining through abandoned roadways. *International Journal of Mining Science and Technology*, 29(1), 59–64.
- Likar, J., Medved, M., Lenart, M., Mayer, J., Malenković, V., Jeromel, G., & Dervarič, E. (2012). Analysis of geomechanical changes in hanging wall caused by longwall multi top caving in coal mining. *Journal of Mining Science*, 48(1), 135–145.
- Majdi, A., & Rezaei, M. (2013). Application of artificial neural networks for predicting the height of distressed zone above the mined panel in longwall coal mining. In: *47th U.S. rock mechanics/geomechanics symposium*, (pp. 1665–1673). San Francisco, California, USA.
- Neaupane, K. M., & Achet, S. H., (2004). Use of backpropagation neural network for landslide monitoring: a case study in the higher Himalaya. *Engineering Geology*, 74, 213–26.
- Peng, S. S. (2006). *Longwall mining*. 2th Edition, Society for Mining, Metallurgy, and Exploration. Inc. (SME), Englewood.
- Rajabi, M., Rahmannejad, R., & Rezaei, M. (2021). Studying the deformation and stability of rock mass surrounding the power station caverns using NA and GEP models. *Structural Engineering and Mechanics*, 79(1), 35–50.

- Rezaei, M. (2018). Development of an intelligent model to estimate the height of caving–fracturing zone over the longwall gobs. *Neural Computing & Applications*, 30(7), 2145–2158.
- Rezaei, M. (2019). Forecasting the stress concentration coefficient around the mined panel using soft computing methodology. *Engineering with Computers*, 35, 451–466.
- Rezaei, M. (2020). Feasibility of novel techniques to predict the elastic modulus of rocks based on the laboratory data. *International Journal of Geotechnical Engineering*, 14(1), 25–34.
- Rezaei, M., & Rajabi, M. (2021). Assessment of plastic zones surrounding the power station cavern using numerical, fuzzy and statistical models. *Engineering with Computers*, 37(2), 1499–1518.
- Rezaei, M., Ahmadi, S. R., Hoang, N., & Jahed Armaghani, D., (2024a). Improved determination of the S-wave velocity of rocks in dry and saturated conditions: Application of machine-learning algorithms. *Transportation Geotechnics*, 49, 101371.
- Rezaei, M., Habibi, H., & Asadizadeh, M. (2024b). Determination of the stress concentration factor adjacent an extracted underground coal panel using the CART and MARS algorithms. *Earth Science Informatics*, 17, 5733–5750.
- Rezaei, M., Hossaini, M. F., & Majdi, A. (2015a). A time-independent energy model to determine the height of destressed zone above the mined panel in longwall coal mining. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 4, 81–92.
- Rezaei, M., Hossaini, M. F., & Majdi, A. (2015b). Determination of longwall mining-induced stress using the strain energy method. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 48(6), 2421–2433.
- Rezaei, M., Hossaini, M. F., & Majdi, A. (2015c). Development of a time-dependent energy model to calculate the mining-induced stress over gates and pillars. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 7(3), 306–317.
- Rezaei, M., Hossaini, M. F., Majdi, A., & Najmoddini, I. (2017). Determination of the height of destressed zone above the mined panel: An ANN model. *International Journal of Mining and Geo-Engineering*, 51(1), 1–7.
- Rezaei, M., Majdi, A., Hossaini, M. F., & Najmoddini, I. (2018). Study the roof behavior over the longwall gob in long-term condition. *Journal of Geology and Mining Research*, 10(2), 15–27.
- Rezaei, M., Monjezi, M., Matinpoor, F., Mohammadi Bolbanabad, S., & Habibi, H. (2023). Simulation of induced flyrock due to open-pit blasting using the PCA-CART hybrid modelling. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 129, 102844.
- Salamon, M. D. G. (1964). Elastic analysis of displacements and stresses induced by the mining of seam or reef deposits (Part II). *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 64(6), 197–218.
- Sayadi, A.R., Tavassoli, S. M. M., Monjezi, M., & Rezaei, M. (2014). Application of neural networks to predict net present value in mining projects. *Arabian Journal of Geosciences*, 7, 1067–1072.
- Sangjinda, K., Kumar, D. R., Keawsawasvong, S., Wipulanusat, W., & Jamsawang, P. (2024). Novel neural network-based metaheuristic models for the stability prediction of rectangular trapdoors in anisotropic and non-homogeneous clay. *Advances in Software Engineering*, 193, 103668.

- Wang, J., & Wang, Z. (2019). Systematic principles of surrounding rock control in longwall mining within thick coal seams. *International Journal of Mining Science and Technology*, 29(1), 65–71.
- Wang, H., Wang, J., Elmo, D., He, M., Ma, Z., & Gao, C. (2023a). Ground response mechanism of entries and control methods induced by hard roof in longwall top coal caving panel. *Engineering Failure Analysis*, 144(2), 106940.
- Wang, Y., Rezaei, M., Abdullah, R. A., & Hasanipanah, M. (2023b). Developing Two Hybrid Algorithms for Predicting the Elastic Modulus of Intact Rocks. *Sustainability*, 15, 4230.
- Wu, R., Zhang, P., Kulatilake, P. H. S. W., Luo, H., & He, Q. (2021). Stress and deformation analysis of gob-side pre-backfill driving procedure of longwall mining: a case study. *International Journal of Mining Science and Technology*, 8(6), 1351–1370.
- Yang, J., Liu, B., Wang, Y. J., Zhang, J., Hou, S. L., Wang, Y. K., Wu, X., & Li, H. C. (2024). Roof control mechanism and partition compensation support technology of gob-side entry formed by N00 mining method in thin coal seam. *Journal of Central South University*, 31, 602–620.
- Yang, R., Zhu, Y., Li, Y., Li, W., & Lin, H. (2020). Coal pillar size design and surrounding rock control techniques in deep longwall entry. *Arabian Journal of Geosciences*, 13(12), 453.
- Yin, H., Li, S., Xu, G., Xie, D., Jiang, C., Dong, F., Wang, H., & Wu, B. (2024). Study and application of deeply optimized neural network in roof stability evaluation. *Earth Science Informatics*, 17, 1729–1744.
- Zhang, C., Wang, J., Chang, W., & Wang, J. (2024). Research on large deformation mechanism of recovery roadway under mining stress conditions. *Heliyon*, 10, e33552
- Zhu, Q., Xue, F., Bai, G., Li, T., Wang, B., & Zhao, J. (2024). An exploration of improving the stability of mining roadways constructed in soft rock by roof cutting and stress transfer: A case study. *Engineering Failure Analysis*, 157, 107898.

Applying statistical and artificial neural network models to estimate the stress concentration coefficient around the longwall panel

M. Rezaei^{1*}; H. Haeri²; V. Sarfarazi³

1- Associate Professor; Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, University of Kurdistan, m.rezaei@uok.ac.ir

2- Assistant Professor; Department of Mining Engineering, Higher Education Complex of Zarand, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran, haerihadi@gmail.com

3- Associate Professor; Mining Engineering Faculty, Hamedan University of Technology, sarfarazi@hut.ac.ir

Received: 4 Oct 2024; Accepted: 8 Mar 2025

DOI: 10.22044/tuse.2025.15174.1492

Keywords

Longwall mining
Stress concentration coefficient
Neural network model
Statistical model
Variable importance analysis

Extended Abstract

Summary

In this study, artificial neural network (*ANN*) and multiple linear regression (*MLR*) models are used to estimate the stress concentration coefficient (*SCC*) around an extracted longwall panel. To estimate the *SCC* using the *ANN* and *LMR* models, 120 datasets and four effective input parameters are used. An evaluation of the models has shown that the *ANN* model demonstrates higher accuracy and lower error than the *MLR* model and its outputs are in very good agreement with the real datasets. Finally, variable importance analysis has confirmed that the overburden depth and the rock mass specific weight have the most and the least influence on the *SCC*, respectively.

Introduction

Precise determination of *SCC* is a complex issue depends on the characteristics of the rock mass above and around the panel, panel geometry, top caving and fracturing progression, and the of structures from the panel side. For sustainable coal seam longwall mining, it is required to exactly determine the *SCC* around the mined panel by considering the effect panel extraction. Various methodologies exist for investigating stress over structures surrounding an underground extracted coal panel. These include in-situ measuring techniques, and physical, numerical, and analytical models. For improving the *SCC* estimation and addressing the available weaknesses in this field, The *SCC* has been estimated in this study using the *ANN* and *LMR* approaches.

Methodology and Approaches

To estimate *SCC* in this research, new models including *ANN* and *MLR* have been utilized. For models development and evaluation, 120 datasets, collected from the literature, have been used. These datasets have randomly been categorized into training data (100 series) and testing (20 series) data. Optimal *ANN* and *MLR* models to determine *SCC* have been achieved based on the training datasets. At the end, testing datasets have been used to evaluate and verify the suggested optimal models by using the performance evaluation indices.

Results and Conclusions

New *ANN* and *MLR* models have been proposed in this research to estimate the *SCC* around the longwall panel and thier results have been compared with each other and with the real data. The results of the comparative analysis prove that the *ANN* model possesses more accurate outputs than the *MLR* model. Furthermore, variables importance analysis has proven that overburden depth and the rock mass specific weight have highest and lowest influence on *SCC*, respectively. These results show that the proposed *ANN* model has a good ability in estimating the *SCC* around the extracted longwall panel, and it can be used in practical longwall mining with a good confidence.