

پیش‌بینی و بهینه‌سازی خردایش سنگ ناشی از انفجار با استفاده از روش‌های ترکیبی محاسبات نرم در معدن مس نارباغی

حمید احدی^۱؛ مسعود منجری^{۲*}؛ مجتبی رضاخواه^۳

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
- ۲- استاد گروه استخراج، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
- ۳- استادیار گروه استخراج، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۱۳؛ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۲۹

(*نویسنده مسئول: monjezi@modares.ac.ir)

چکیده

عملیات انفجار در معادن روباز یکی از مراحل پرهزینه و مهم چرخه تولید محسوب می‌شود. طراحی نامناسب الگوی انفجار، علاوه بر بروز پیامدهای نامطلوب از جمله خردایش نامناسب، پرتاب سنگ و لرزش زمین، باعث افزایش سایر هزینه‌های معدن‌کاری نیز می‌شود. در این پژوهش، با استفاده از اطلاعات ۶۰ عملیات انفجار در معدن مس نارباغی، شامل متغیرهای بارسنگ، فاصله‌داری چال، ارتفاع پله‌ها، تعداد چال و تعداد ردیف، مدلی برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی خردایش ارائه شده است. بدین منظور، از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خردایش که نتایج دقیق‌تری از آن حاصل شده است، استفاده شد. شبکه عصبی سه‌لایه پس‌انتشار خطا، با ۱۵ نرون در تک‌لایه پنهان و تابع انتقال نمایی و لگاریتم سیگموئید، با ضریب تعیین ۰.۹۴ عملکرد بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها به دست آورده است. برای مشخص کردن میزان تأثیر پارامترهای ورودی بر خروجی مدل شبکه عصبی، تحلیل حساسیت انجام شده است که بر این اساس، متغیرهای بارسنگ و فاصله‌داری چال به ترتیب بیشترین تأثیر و ارتفاع پله کمترین تأثیر را در خردایش ناشی از انفجار در معدن مورد مطالعه داشته است. در مرحله آخر، الگوی بهینه با استفاده از الگوریتم فراابتکاری کرم شب‌تاب محاسبه گردید که بر اساس آن، بارسنگ از ۲.۵ متر به ۱.۸ متر، فاصله‌داری چال‌ها از ۳.۰ متر به ۲.۲۵ متر و ارتفاع پله از ۶ متر به ۵.۴ متر کاهش یافت. بدین ترتیب، مقدار D_{50} با کاهش ۵۹ تا ۸۸ درصد بهینه‌سازی شد.

معدن مس نارباغی، الگوی انفجار، پیش‌بینی خردایش، بهینه‌سازی خردایش، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم کرم شب‌تاب.

واژگان کلیدی

۱- مقدمه

باشد، تا نیاز به خردایش مجدد سنگ یا آتشباری ثانویه نباشد. بنابراین، انجام مطالعات جهت بهینه‌سازی خردایش اهمیت زیادی دارد [۱-۳]. ادغام مدل‌های ریاضی و تکنیک‌های هوش

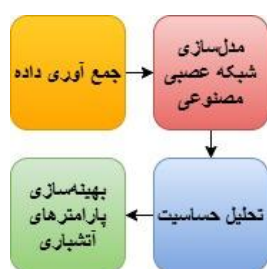
یک عملیات آتشباری مطلوب، فرآیندی است که منجر به تولید سنگ خردشده‌ای شود که توزیع دانه‌بندی و ابعاد آن مطابق با ابعاد قابل بارگیری و باربری توسط تجهیزات موجود در معدن و قابلیت خردایش توسط کارخانه سنگ‌شکنی را دارا

پژوهشگران ارائه شده است که در ادامه به مهم‌ترین آن‌ها به اختصار پرداخته می‌شود.

گاما (۱۹۸۴) یک روش شبیه‌سازی که کاهش پیچیدگی مکانیزم‌های مؤثر بر خردایش ناشی از انفجار را با استفاده از قابلیت‌های گرافیک تعاملی ریزرایانه را در بر داشت ارائه کرد [۱۰]. جان کمنی (۱۹۹۳) از پردازش تصاویر برای محاسبه توزیع سایز سنگ‌های خردشده استفاده نمود. او برای انجام این کار از دوربین با کیفیت بالا برای عکس گرفتن از محل انفجار و تعدادی الگوریتم کامپیوتری برای پردازش تصاویر گرفته شده از انفجار استفاده نمود. سپس مرز سنگ‌ها را با استفاده از برنامه کامپیوتری مشخص کرد. با روش آماری همپوشانی تصاویر و ماهیت دوبعدی آن را در نظر گرفت و سپس منحنی توزیع سایر سنگ‌های خردشده را با استفاده از آنالیز تصاویر به دست آورد [۲]. اورعی (۲۰۰۶) پژوهشی برای پیش‌بینی خردایش در معادن روباز با استفاده از آنالیز شبکه عصبی انجام داد. پنجاه الگوی به دست آمده از معدن گل‌گهر ابتدا توسط آنالیز تصویری برای مشخص کردن توزیع خردایش پس از انفجار توسط نرم‌افزار گلدسایز بررسی شدند که برای این کار از هر الگو حداقل ۳۰ الی ۶۰ عکس گرفته شد. در ادامه با استفاده از نرم‌افزار متلب مدل عصبی ساخته شد که دارای ۱۳ پارامتر ورودی متشکل از خصوصیات الگوی انفجاری، خصوصیات سنگ انفجاری و خصوصیات انفجار و سه پارامتر خروجی D_{50} ، $D_{63.5}$ ، D_{80} به دست آمدند. برای پیش‌بینی ابعاد سنگ خرد شده از یک شبکه عصبی چندلایه مصنوعی با الگوریتم یادگیری پس انتشار استفاده کرد. نتایج به دست آمده از مدل ساخته شده با نتایج روش کوز-رام و آنالیز تصویری مقایسه شدند، در نهایت مطالعه منحنی‌های به دست آمده از روش‌های شبکه عصبی و آنالیز تصاویر و مدل کوز-رام نشان داد که نتایج شبکه عصبی و آنالیز تصویری نزدیک به هم هستند و مقایسه با روش کوز-رام خطای قابل توجهی ارائه داد، مدل کوز-رام به دلیل استفاده از پارامترهای مهم‌تر نتایج مناسبی را ارائه می‌دهد [۱۱]. منجری و همکاران (۲۰۱۱) برای پیش‌بینی هم‌زمان پرتاب سنگ و خردایش در معدن سنگ آهن استفاده از روش ANN را ارائه کردند. آن‌ها برای مدل‌سازی از ۸ ورودی استفاده کردند. از مدلی استفاده کردند که دارای دولایه پنهان و دو خروجی

مصنوعی، مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های فراابتکاری^۱، همراه با خواص ژئومکانیکی مانند سرعت موج الاستیک، دقت پیش‌بینی فرآیندهای معدنی را از طراحی الگوی آتشفشاری تا تخمین خردایش و بهینه‌سازی عملکرد ماشین‌آلات به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد و در نهایت منجر به بهبود بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها و حداقل‌سازی تأثیرات زیست‌محیطی می‌شود [۷-۴]. به طور کلی می‌توان گفت که پارامترهای مربوط به الگوی انفجار (قابل کنترل) و پارامترهای مربوط به خصوصیات سنگ (غیرقابل کنترل) تأثیر زیادی بر نتیجه آتشفشاری دارند. بهینه‌سازی خردایش سنگ در عملیات آتشفشاری از طریق مدل‌سازی و استفاده از روش‌های ترکیبی، نه تنها باعث بهبود کارایی فرآیند می‌شود، بلکه با کاهش هزینه‌های عملیاتی و به حداقل رساندن اثرات مخرب زیست‌محیطی، بهره‌وری معادن را نیز افزایش می‌دهد. مطالعات اخیر نشان داده‌اند که به کارگیری روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مانند Fuzzy Delphi AHP می‌تواند در بهبود قابلیت بالاست‌پذیری و تنظیم بهینه پارامترهای انفجاری نقش مؤثری ایفا کند [۸]. بنابراین، برای بهینه‌سازی خردایش ناشی از انفجار و جلوگیری از بروز اثرات نامطلوب (بولدر و نرمه) باید فاکتورهای اساسی و مهم در انفجار را مورد بررسی قرار داد و نسبت به بهینه‌سازی آن‌ها تلاش نمود. با توجه به عدم کارایی روش‌های تجربی در پیش‌بینی و بهینه‌سازی خردایش سنگ، امروزه از روش‌هایی مبتنی بر محاسبات نرم استفاده می‌شود. هدف این تحقیق نیز بررسی پارامترهای قابل کنترل انفجار و پیش‌بینی خردایش ناشی از تغییرات آن در جهت بهبود و بهینه‌سازی ابعاد خردایش می‌باشد که در این زمینه از روش‌های نوین و ترکیبی وابسته به محاسبات نرم، استفاده می‌شود. لازم به ذکر است که ارزیابی و اعتبارسنجی این روش توسط شاخص‌های آماری انجام می‌گیرد. هدف از طراحی الگوی آتشفشاری، دستیابی به نتایج مطلوب و بهینه با حداقل شدن تأثیرات مخرب می‌باشد. تحقیقات اولیه تعیین خردشدگی توده سنگ به سال ۱۹۷۰ میلادی برمی‌گردد. علی‌رغم ارائه مدل‌های مختلف پیش‌بینی خردایش، تا کنون مدل جامعی که قابلیت تعمیم به شرایط مختلف توده سنگ را داشته باشد ارائه نشده است [۹]. اما مدل‌های هوشمندی برای پیش‌بینی خردایش توسط

¹ Metaheuristic



شکل ۱- روند انجام پژوهش

است.

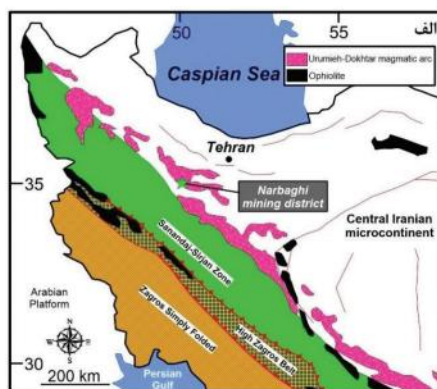
۲- معرفی مواد و روش

در این بخش، نتایج تحقیق با هدف پاسخ به سؤال‌های پژوهش ارائه می‌شود. در ابتدا به توصیف آماری داده‌ها پرداخته می‌شود. در مرحله بعد، عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی خردایش ناشی از انفجار در معدن مس نارباغی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. سپس محاسبه الگوی بهینه با ترکیب بهترین مدل پیش‌بینی و الگوریتم کرم شبتاب انجام خواهد شد. در مرحله آخر، با استفاده از آنالیز حساسیت، میزان تأثیر متغیرهای ورودی بر متغیر هدف بررسی می‌شود. برای جمع‌آوری داده‌ها هم‌سو با هدف پژوهش و برای دستیابی به داده‌های واقعی، هندسه شبکه حفاری برای ۶۰ انفجار به صورت میدانی برداشت شد. همچنین، تصاویر دانه‌بندی خردایش پس از انفجار به وسیله دوربین عکاسی ثبت شد. در ادامه، سائز دانه‌بندی خردایش به وسیله نرم‌افزار Split Desktop اندازه‌گیری شد. در این روش، تصویربرداری به صورت تصادفی و با در نظر گرفتن تنوع ابعادی و با استفاده از دو مقیاس یکسان در بالا و پایین کپه‌های انفجاری انجام گرفت. سپس برای تعیین سائز واقعی دانه‌بندی در خردایش، از نرم‌افزار Split Desktop استفاده شد و منحنی توزیع ابعادی هر آتشیاری به دست آمد.

محدوده اکتشافی معدن مس نارباغی شرقی در استان مرکزی، به وسعت حدود ۵۵۰ هکتار، در شمال شرق شهر ساوه و در حدود ۲۰ کیلومتری هوایی و ۳۰ کیلومتری زمینی از آن قرار گرفته است. آتشیاری در معدن مس نارباغی با سیستم انفجار کورتکس انجام می‌گردد که از بوستر به عنوان خرج ته چال استفاده می‌شود. قطر چال‌های انفجاری ۳ اینچ حفاری می‌شود. الگوی حفاری معمولاً با بارسنگ ۲/۵ و فاصله‌داری ۳ متر انجام شده است، که نتایج نامطلوب خردایش ناشی از

خردایش و پرتاب سنگ بود. سپس از شاخص‌های آماری (RMSE, MAE, ER) برای بهینه‌سازی توپولوژی شبکه استفاده کردند. پارامترهای ورودی را با توجه به الگوریتم پس‌انتشار ANN، قدرت نسبی اثرات را محاسبه کردند. در نهایت مدل‌سازی بهینه و قابل قبولی را به دست آوردند [۱۲]. منجزی و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از محاسبات نرم، خردایش ناشی از انفجار را برای کاهش عوارض جانبی انفجار در معدن مس سونگون پیش‌بینی کردند. آن‌ها از مدل ANN با الگوریتم پس‌انتشار با ۸ ورودی، دولایه پنهان و سه خروجی با ساختار ۳-۸-۱۵-۸ استفاده نمودند. خروجی‌های مورد نیاز D_{20} , D_{50} , D_{80} هستند که ابتدا توسط روش آنالیز تصویری با استفاده از تصاویر گرفته شده از ماک‌پایل و نرم‌افزار اسپلیت محاسبه شدند. سپس نتایج به دست آمده توسط دو روش ANN و MVRA با یکدیگر مقایسه شده که نتیجه این مقایسه نشان‌دهنده کارایی بسیار بالای مدل ANN نسبت به مدل رگرسیونی، مخصوصاً در مدل‌سازی D_{80} بود. در نهایت نتایج به دست آمده نشان دادند که سه پارامتر ورودی خرج‌ویژه، بارسنگ و ارتفاع پله تأثیرگذارترین پارامترهای بهینه‌سازی خردایش بودند [۱۳]. گائو و همکاران (۲۰۱۸) برای پیش‌بینی خردایش سنگ در معدن روباز مدل GPR را توسعه دادند. آن‌ها برای ارائه یک مدل دقیق برای پیش‌بینی خردایش سنگ (D_{80}) ناشی از انفجار در منطقه سد شور رود توسط روش GPR تلاش می‌کردند. برای این هدف ۷۲ سری انفجار بررسی شده و ۶ پارامتر اندازه‌گیری شد. ۸۰٪ اطلاعات انفجاری برای آموزش روش GPR و ۲۰٪ باقی برای آزمایش مدل ساخته شده GPR استفاده کردند. مدل به دست آمده با مدل‌های ANFIS, ANFIS-PSO, SVM مقایسه و توسط شاخص‌های آماری ارزیابی کردند و نتایج به دست آمده نشان‌دهنده کارایی بهتر مدل GPR در پیش‌بینی D_{80} نسبت به بقیه مدل‌ها را داشت [۱۴]. فنگ و همکارانش (۲۰۲۱) برای مدل‌سازی خردایش سنگ توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شبتاب و مدل افزودنی تعمیم یافته تقویت شده اقدام کردند. در این پژوهش برای مدل‌سازی خردایش سنگ (توزیع سائز سنگ) با دقت بالا از روشی بر پایه مدل BGAM و الگوریتم FFA به نام FFA-BGAM استفاده کردند. از نرم‌افزار اسپلیت برای آنالیز تصاویر گرفته شده از ۱۳۶ انفجار استفاده شد [۱۵]. روند پژوهش در شکل ۱ به نمایش درآمده

انفجار نیازمند بهینه‌سازی خردایش است. در ادامه، برداشت‌های انجام‌شده از معدن مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته و برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی خردایش سنگ پس از انفجار استفاده شده است. به‌منظور تهیه مدل، از نتایج حاصل از آتشیاری‌های انجام‌شده در معدن مس نارباغی استفاده شده است.



شکل ۲- موقعیت کانسار نارباغی [۱۸].

جدول ۱- مشخصات معدن مورد مطالعه

موقعیت	ایران - ساوه
X	۴۵۳۱۴۱
Y	۳۸۸۶۶۹۲
نوع سنگ	مونزودیروریت
معدن	مس نارباغی

متغیرهایی که برای تغذیه و استفاده در مدل‌سازی خردایش شده‌اند. پس انفجار در نظر گرفته شده است در جدول ۲ مشخص

جدول ۲- متغیرهای استفاده شده در مدل

نوع داده	نام متغیر	نماد	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار
ورودی	ضخامت پارسنگ	B (m)	3.75	1.8	2.7	0.6
	فاصله‌داری چال‌ها	S (m)	4.5	1.8	3.2	0.74
	ارتفاع پله	H (m)	12.0	3.6	6.6	1.81
	تعداد چال	NB	490	99	253.2	112.02
خروجی	تعداد ردیف	NR	20	8	13.3	3.69
	D ₅₀	D ₅₀ (m)	1.5	0.135	0.4810	0.3039

ورودی حالت ایده آل در مدل‌سازی محسوب می‌شود. جهت آنالیز همبستگی از معیار ضریب همبستگی پیرسون (r) با هدف تعیین مقدار و نوع رابطه متغیرها استفاده می‌گردد. ضریب همبستگی پیرسون (r) در بازه بین ۱ تا -۱ متغیر است [۱۸].

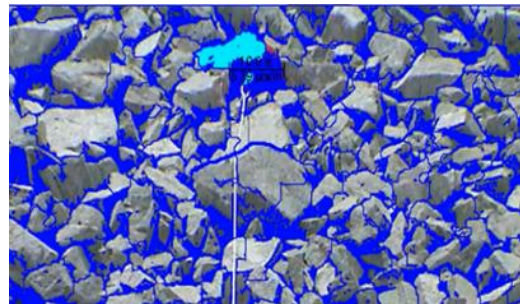
در این پژوهش جهت بررسی ضریب همبستگی از نرم‌افزار استاتستیکا نسخه ۱۲ استفاده شده است. در جدول ۳ ضریب همبستگی پیرسون متغیرها را در پایگاه اطلاعاتی معدن مس نارباغی نمایش می‌دهد. بر این اساس، فاصله‌داری چال‌ها و بارسنگ، بالاترین ضریب همبستگی را نسبت به هم دارند ($r=0.78$). در رتبه بعدی متغیرهای ارتفاع پله و بارسنگ با ضریب همبستگی ۰.۶۶، قرار گرفته‌اند. بنابراین در این پایگاه اطلاعاتی، حذف همبستگی متغیرهای ورودی نسبت به یکدیگر ضرورتی ندارد. در مرحله بعد، ارزیابی ضریب همبستگی خروجی نسبت به ورودی‌ها بیان می‌کند که خردایش، بالاترین و پایین‌ترین ضریب همبستگی را به ترتیب با ضخامت بارسنگ ($r=0.51$) و فاصله ردیفی چال‌ها ($r=-0.45$) از خود نشان داده است. با توجه به همبستگی بسیار ضعیف متغیر خروجی نسبت متغیرهای تعداد چال و تعداد ردیف، این دو متغیر ورودی در فرآیند مدل‌سازی مورد استفاده قرار نمی‌گیرند.

نمودار نقطه‌ای متغیرها نسبت به یکدیگر در شکل‌های ۴ تا ۹ نمایش داده شده است.

در این پژوهش، مقدار D_{50} با استفاده از داده‌های استخراج‌شده از نرم‌افزار Split-Desktop و پردازش آن‌ها در MATLAB محاسبه شد. برای تعیین مقدار D_{50} از روش درون‌یابی خطی بر روی داده‌های توزیع دانه‌بندی استفاده گردید. این مقدار که نشان‌دهنده قطری است که ۵۰ درصد وزنی ذرات از آن عبور می‌کنند، به‌عنوان یکی از شاخص‌های کلیدی در ارزیابی کیفیت خردایش محاسبه شد.

۲-۱- آنالیز تصویر با نرم‌افزار Split-Desktop

Split-Desktop، محصول شرکت Split Engineering، یکی از معروف‌ترین نرم‌افزارهای تخصصی برای آنالیز تصویر و تخمین خردایش ناشی از انفجار محسوب می‌شود. در این روش، برای ارزیابی خردایش ناشی از انفجار در معدن مورد مطالعه، پس از گردآوری تصاویر مربوط به توده‌سنگ‌های خردشده، از نرم‌افزار Split-Desktop جهت آنالیز تصویر استفاده شده است. به‌طوری که برای برطرف کردن خطاهای احتمالی، در هر آتشباری به‌طور متوسط ۱۰ تا ۲۰ عکس مورد آنالیز قرار گرفت. پس از آن، برای تعیین خردایش واقعی (D_{80})، تصاویر با استفاده از نرم‌افزار Split-Desktop آنالیز شدند و منحنی توزیع ابعادی برای هر آتشباری به‌صورت جداگانه به‌دست آمد. در نهایت، نتایج آنالیز تمامی عکس‌ها با هم ترکیب شدند. شکل ۳ مراحل آنالیز تصویری در معدن مس نارباغی را نشان می‌دهد.



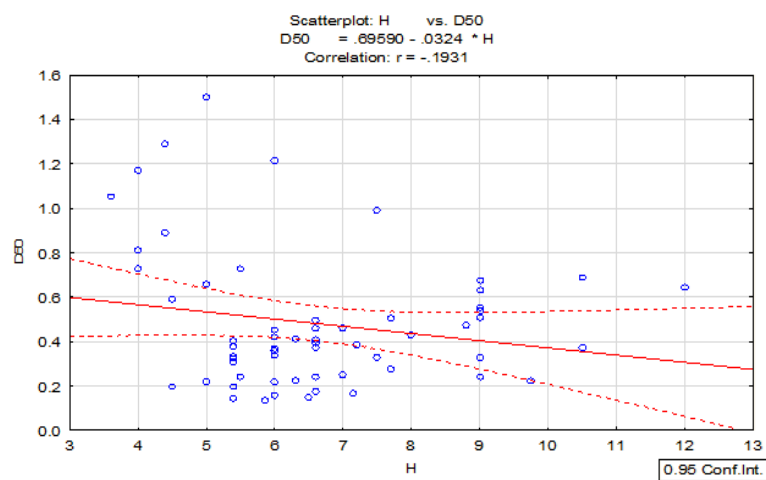
شکل ۳- آنالیز تصویری با استفاده از نرم‌افزار Split Desktop

۳- ارزیابی همبستگی متغیرها

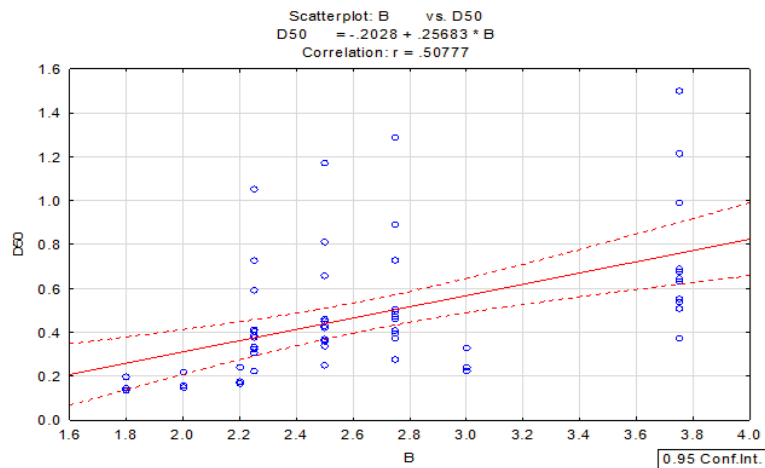
یکی از اقدامات مهم قبل از مدل‌سازی ارزیابی همبستگی متغیرها نسبت به یکدیگر می‌باشد. در مدل‌سازی مهم است که متغیرهای ورودی نسبت به یکدیگر همبستگی کمی داشته باشند و بهترین حالت مستقل بودن آن‌ها می‌باشد [۱۷]. در مقابل همبستگی بالای متغیر خروجی نسبت به متغیرهای

جدول ۲- میزان همبستگی متغیرها براساس ضریب r [۱۹]

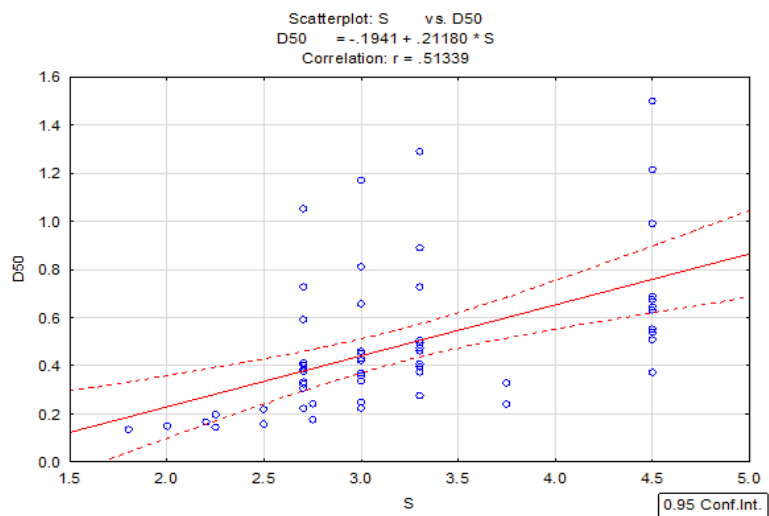
ملاحظات	شدت همبستگی	
روش‌های حذف همبستگی ضروری است	خیلی زیاد	$0.91 - 1$
با اغماض می‌توان از حذف همبستگی استفاده کرد	زیاد	$0.71 - 0.9$
نیازی به حذف همبستگی ندارد	متوسط	$0.51 - 0.7$
نباید از روش‌های حذف همبستگی استفاده نمود	ضعیف	$0.3 - 0.5$
-	بسیار ضعیف	< 0.3



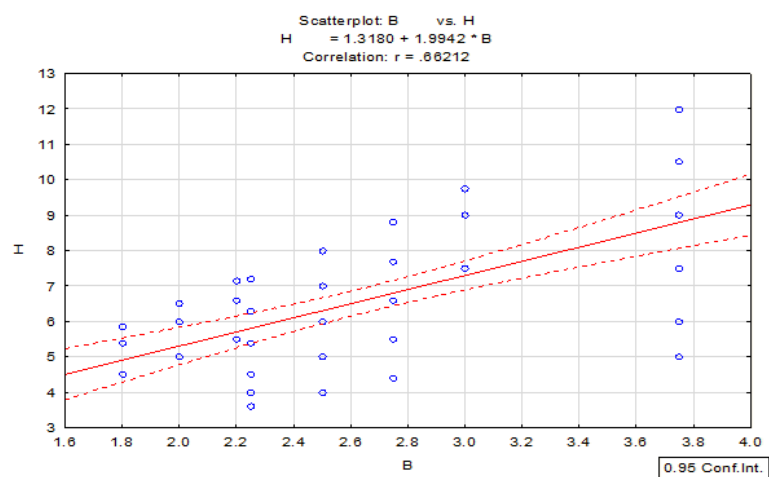
شکل ۴- نمودار نقطه‌ای H و D50



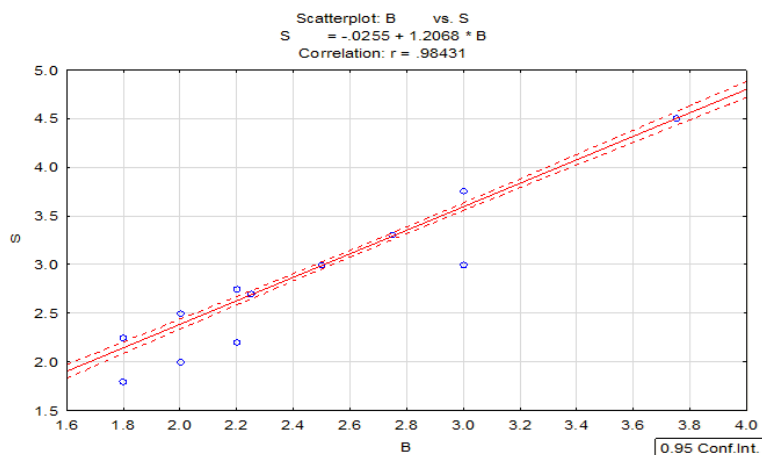
شکل ۵- نمودار نقطه‌ای B و D50



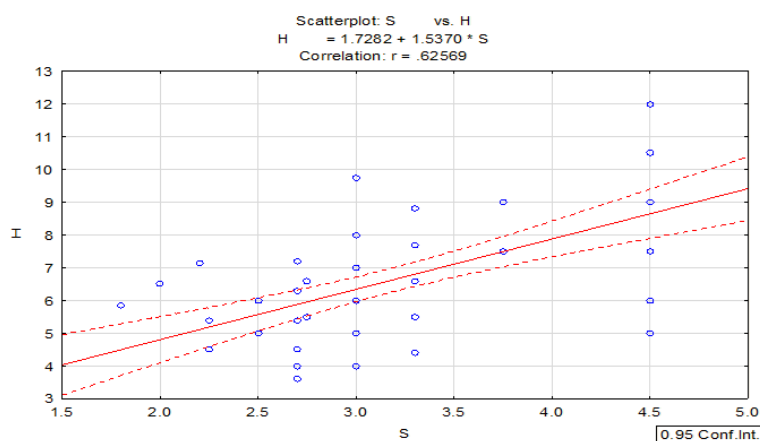
شکل ۶- نمودار نقطه‌ای S و D50



شکل ۷- نمودار نقطه‌ای B و H



شکل ۸ - نمودار نقطه‌ای S و B



شکل ۹ - نمودار نقطه‌ای H و S

خطی و بسیار قوی این دو پارامتر است. این یافته‌ها نشان می‌دهند که در مدل‌سازی دانه‌بندی و پایداری ساختاری، S و B به‌عنوان پارامترهای کلیدی تأثیر بسزایی دارند.

بر اساس این تحلیل، بهینه‌سازی پترن انفجاری بر اساس کاهش D50 به‌عنوان معیار اصلی انجام شده است. نتایج نشان می‌دهند که با تنظیم بار سنگ برابر ۱.۸ متر، فاصله‌داری چال‌ها برابر ۲.۲۵ متر و ارتفاع پله برابر ۵.۴ متر، مقدار D50 بین ۵۹ تا ۸۸ درصد کاهش می‌یابد. باین‌حال، تمرکز صرف بر کاهش D50 ممکن است باعث ایجاد چالش‌هایی از جمله پرتاب سنگ (Fly rock)، افزایش بک‌بریک (Backbreak)، و تأثیرات منفی بر

تحلیل داده‌های ارائه‌شده در نمودارهای پراکنش نشان می‌دهد که رابطه میان متغیرهای مورد بررسی به‌صورت متفاوتی رفتار می‌کند. همبستگی منفی ضعیفی بین H و D50 ($r = -0.1931$) مشاهده می‌شود که نشان می‌دهد افزایش H تأثیر چندانی بر کاهش D50 ندارد. در مقابل، B و D50 ($r = 0.5077$) و S و D50 ($r = 0.5139$) همبستگی مثبت متوسطی نشان می‌دهند، که بیانگر افزایش اندازه D50 با افزایش این پارامترها است. از سوی دیگر، B و H و S و H ($r = 0.6259$) ارتباط نسبتاً قوی‌تری دارند که نشان‌دهنده تأثیر همزمان این متغیرها بر یکدیگر است. در نهایت، قوی‌ترین همبستگی میان B و S ($r = 0.9843$) مشاهده می‌شود که نشان‌دهنده ارتباط

باشد. بنابراین، در صورت ثابت نگه‌داشتن این مقدار، باید به‌عنوان یکی از مفروضات اولیه تحقیق در متن مقاله ذکر شود و در صورت امکان، تأثیر تغییر این متغیر بر فرآیندهای عملیاتی نیز مورد بررسی قرار گیرد. در نهایت، برای افزایش کاربردپذیری نتایج تحقیق در شرایط عملیاتی واقعی، پیشنهاد می‌شود که تحلیل جامع‌تری شامل هزینه‌های حفاری و انفجار، میزان جابه‌جایی مواد، و تأثیر پترن انفجاری بر فرآیندهای پایین‌دستی مانند خردایش، بارگیری و حمل‌ونقل نیز انجام شود تا بهینه‌سازی الگوی انفجار به شکلی جامع و عملیاتی صورت گیرد.

ایمنی و پایداری پله شود. بنابراین، در فرآیند بهینه‌سازی، علاوه بر دانه‌بندی، معیارهایی نظیر کنترل پرتاب سنگ، میزان لرزش زمین، توزیع خردشدگی، و تأثیر بر عملیات بارگیری و حمل‌ونقل نیز باید در نظر گرفته شوند تا طراحی نهایی پترن انفجاری متوازن باشد. همچنین، ارتفاع پله به‌عنوان یک متغیر ورودی در نظر گرفته شده، اما مقدار آن در فرآیند بهینه‌سازی بر روی ۵.۴ متر ثابت نگه داشته شده است. این محدودیت می‌تواند اثرات قابل‌توجهی بر بهره‌وری ماشین‌آلات بارگیری و حمل‌ونقل داشته باشد. انتخاب ارتفاع پله باید متناسب با ظرفیت بارگیری شاول‌ها، حجم بارگیری در هر سبکل، نرخ جابه‌جایی مواد، و هزینه‌های عملیاتی

جدول 3- ماتریس همبستگی متغیرهای مورد استفاده در مدل انفجار معدن مس نارباغی

	D ₅₀	H	B	S	NB	NR
D ₅₀	1.00	-0.19	0.51	۴۵۰.	0.06	0.07
H	-0.19	1.00	0.66	0.63	0.29	0.62
B	0.51	0.66	1.00	0.78	0.25	0.64
S	۴۵۰.	0.63	0.78	1.00	0.24	0.63
NB	0.06	0.29	0.25	0.24	1.00	0.19
NR	0.07	0.62	0.64	0.63	0.19	1.00

۴- طراحی مدل پیش‌بینی شبکه عصبی

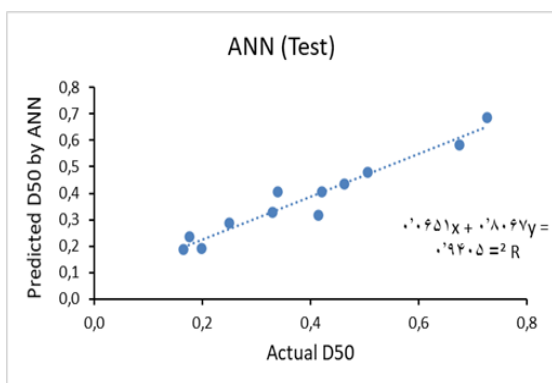
برای ساختن مدل شبکه عصبی مصنوعی محققین پیشنهاد می‌کنند که داده‌ها به روش نرمال‌سازی در بازه ۱- تا ۱ محدود گردند. ضرورت نرمال‌سازی به این دلیل است که توابع تحریک قابلیت سنجش مقادیر بزرگ را ندارند. روابط مختلفی برای نرمال کردن داده‌ها وجود دارد که در این پژوهش از رابطه ۱ استفاده شده است [۲۰].

$$X_i = \left(\frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) \times 2 - 1 \quad (1)$$

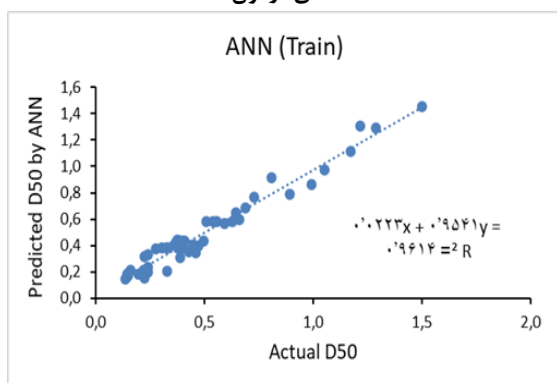
۱۲ انفجار (۲۰٪) به‌صورت تصادفی در زیرگروه آزمون قرار گرفتند و ۴۸ انفجار باقیمانده، به‌صورت تصادفی زیرگروه آموزش را تشکیل دادند. مرحله بعدی در ساختن مدل پیش‌بینی خردایش در معدن مس نارباغی تعیین بهترین پارامترهای ساختاری شبکه عصبی از جمله وضعیت لایه‌ها از دیدگاه تعداد لایه و نرون‌های محتوی، توابع تحریک و وزن‌های ارتباطی است. این پارامترها، به روش سعی و خطا به نحوی تغییر می‌یابند که اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی (خطای مدل) به حداقل برسد.

هدف آموزش و یادگیری شبکه عصبی، محاسبه بهترین وزن‌ها و بایاس‌ها است. یادگیری فرآیندی تکراری، رفت و برگشتی با قابلیت اصلاح پارامترهای آموزش است. این پژوهش به‌دلیل وجود داده‌های اندازه‌گیری شده خردایش (خروجی) در دسته

اولین مرحله در ساختن مدل پیش‌بینی خردایش در معدن مس نارباغی تقسیم‌بندی پایگاه اطلاعاتی به دو زیرگروه آموزش و آزمون می‌باشد. در این پژوهش پایگاه اطلاعاتی متشکل از ۶۰ مرحله انفجار در معدن مس نارباغی می‌باشد.



شکل ۱۱- عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی خردایش در داده‌های آزمون



شکل ۱۲- عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی خردایش در داده‌های آموزش

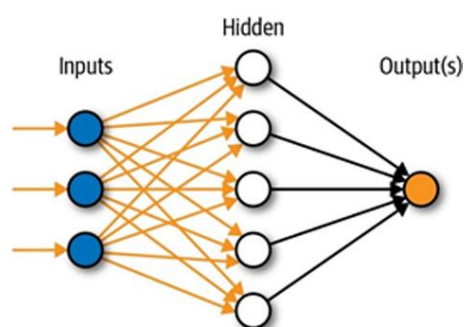
۵- تحلیل حساسیت

تحلیل حساسیت یکی از مراحل مهم پس از فرآیند مدل‌سازی است. در این فرآیند، حساسیت خروجی مدل نسبت به تغییرات ورودی‌ها تحلیل می‌شود. در تحلیل حساسیت، نوسانات خطای مدل‌سازی ناشی از حذف یکی از ورودی‌ها، بیانگر تأثیر بیشتر آن متغیر بر خروجی مسئله است. در این مطالعه برای تحلیل حساسیت از رابطه RF (رابطه ۲) بهره برده شده است [۲۲-۲۳].

(۲)

$$(p_i, MMP) = \frac{\sum_{i=1}^n (p_{i,i} - \bar{p}_i)(MMP_i - \overline{MMP})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (p_{i,i} - \bar{p}_i)^2 \sum_{i=1}^n (MMP_i - \overline{MMP})^2}}$$

یادگیری‌های نظارت‌شده قرار می‌گیرد. در این نوع یادگیری، مدل شبکه عصبی پس انتشار خطا بیشترین کاربرد را دارد [۲۱]. سابقه تحقیق نشان می‌دهد که اغلب شبکه‌های عصبی موفق در حل مسائل پیش‌بینی مهندسی، علاوه بر لایه‌های ثابت ورودی و خروجی شامل یک لایه پنهان هم بوده‌اند. در این تحقیق نیز به روش سعی و خطا ساختارهای متفاوت بررسی شد و نتایج نشان از عملکرد مناسب شبکه ۳ لایه داشت. تعیین پارامترهای کنترلی شبکه با سعی و خطا تا حصول کمترین اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی ادامه خواهد یافت.



شکل ۱۰- ساختار شبکه عصبی

در این تحقیق برای تعیین بهترین ساختار، شبکه‌های مختلف با ارزیابی خطای مدل‌سازی به روش سعی و خطا با یکدیگر مقایسه شدند. بر این اساس مشخص شد که شبکه عصبی ۳ لایه پیش‌خور پس انتشار خطا، با یک لایه پنهان حاوی ۱۵ نرون و توابع تحریک نمایی و تانژانت هایپربولیک کمترین خطای مدل‌سازی را ایجاد می‌نماید. شکل ۱۱ و شکل ۱۲ بیانگر اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی در شبکه عصبی بهینه است.

جدول ۴- نتایج بهینه‌سازی در معدن مس نارباغی

تغییرات	D ₅₀	H	S	B
الگوی فعلی	۰.۳۴-۱.۱۷	۶-۸	۳	۲.۵
الگوی بهینه	۰.۱۴	۵.۴	۲.۲۵	۱.۸
درصد کاهش	(/۸۸_۵۹)	(/۳۲_۵۱۰)	%۲۵	۲

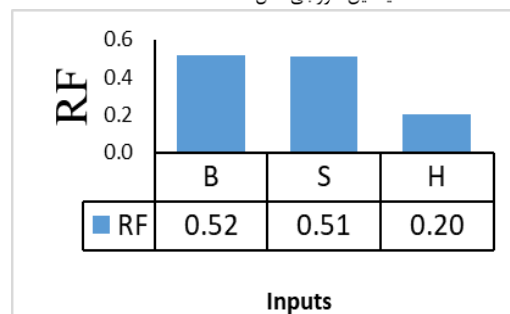
بر اساس جدول ۵، با جایگزینی الگوی فعلی معدن با الگوی پیشنهادی با بارسنگ ۱.۸ متر و فاصله‌داری چال‌ها ۲.۲۵ متر و ارتفاع پله ۵.۴، کاهش ۵۹ تا ۸۸ درصد D₅₀ حاصل می‌گردد. به‌منظور ارزیابی دقت مدل پیشنهادی، شاخص‌های آماری RMSE، VAF و R² در مراحل آموزش و آزمون محاسبه شده‌اند. این شاخص‌ها معیاری برای سنجش میزان تطابق مقادیر پیش‌بینی شده با داده‌های واقعی بوده و نشان‌دهنده عملکرد مدل در برآورد خردایش حاصل از انفجار هستند. مقادیر این معیارها، که در بخش نتیجه‌گیری ارائه شده‌اند، در این بخش نیز مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته‌اند تا روند بهینه‌سازی مدل و میزان قابلیت تعمیم آن به‌صورت جامع‌تری ارزیابی شود.

۷- نتیجه‌گیری

نتایج این مطالعه نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با ساختار سه‌لایه پیش‌خور پس‌انتشار خطا، عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی خردایش ناشی از انفجار در معدن مس نارباغی دارد. دقت بالای مدل، که با معیارهای RMSE، VAF و R² در مراحل آموزش و آزمون تأیید شده است، بیانگر قابلیت آن در شبیه‌سازی رفتار خردایش سنگ تحت شرایط مختلف آتشیاری است.

بررسی حساسیت متغیرهای ورودی مدل نشان داد که ضخامت بارسنگ و فاصله‌داری چال‌ها تأثیرگذارترین عوامل در کنترل توزیع دانه‌بندی خردایش هستند، درحالی‌که ارتفاع پله کمترین اثر را دارد. این یافته‌ها می‌تواند به‌عنوان یک راهنمای عملی برای اصلاح طراحی الگوی آتشیاری مورد استفاده قرار گیرد.

$P_{i,j}$ زمین ردیف از زمین ورودی
 \bar{p}_i میانگین زمین ورودی
 MMP_i زمین ردیف خروجی مدل
 \overline{MMP} میانگین خروجی مدل



شکل ۱۳- نتایج تحلیل حساسیت به روش RF

تحلیل حساسیت خردایش در معدن مس نارباغی در شکل ۱۳ بیان شده است. بر این اساس مشخص است که متغیرهای ضخامت بارسنگ و فاصله ردیفی چال‌ها بیشترین تأثیر و متغیر ارتفاع پله کمترین تأثیر را از خود نشان داده‌اند.

۶- بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب

برای محاسبه الگوی بهینه انفجار در معدن مس نارباغی از الگوریتم کرم شب‌تاب بهره‌برده شده است. الگوریتم کرم شب‌تاب همانند سایر روش‌های بهینه‌سازی از یک تابع هدف استفاده می‌کند. در این پژوهش، مدل شبکه عصبی به دلیل عملکرد بهتر، به‌عنوان تابع هدف بهینه‌سازی به کار رفته است. به‌بیان‌دیگر مدل شبکه عصبی مصنوعی، شبیه‌ساز تابع هدف است. بدین منظور کد شبکه عصبی در نرم‌افزار متلب، با فرمان M.file در فرآیند بهینه‌سازی کرم شب‌تاب، فراخوانی می‌شود.

الگوریتم کرم شب‌تاب دارای متغیرها کنترلی اصلاح فرآیند بهینه‌سازی است. این متغیرهای کنترلی به روش سعی و خطا محاسبه شد. نتایج بهینه‌سازی انفجار با به‌کارگیری الگوریتم کرم شب‌تاب در معدن مس نارباغی در جدول ۵ بیان شده است.

بهینه‌سازی الگوی انفجار با استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب نشان داد که جایگزینی پارامترهای طراحی موجود با مقادیر بهینه (بارسنگ: ۱.۸ متر، فاصله‌داری چال‌ها: ۲.۲۵ متر، ارتفاع پله: ۵.۴ متر) منجر به کاهش ۵۹ تا ۸۸ درصدی مقدار D_{50} می‌شود. این کاهش قابل توجه در اندازه متوسط ذرات، افزایش کارایی فرآیندهای بارگیری، حمل‌ونقل و خردایش در کارخانه فرآوری را در پی خواهد داشت.

بنابراین، استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم فراابتکاری در بهینه‌سازی الگوی آتشباری، نه تنها دقت پیش‌بینی خردایش را افزایش داده، بلکه امکان کاهش هزینه‌های عملیاتی و بهبود بهره‌وری فرآیند معدن‌کاری را نیز فراهم می‌سازد. این روش می‌تواند به‌عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری هوشمند در طراحی بهینه الگوی انفجار معادن روباز به کار گرفته شود.

۸- منابع

- [1]. da Gama CD Microcomputer simulation of rock blasting to predict fragmentation. In: The 25th US Symposium on Rock Mechanics (USRMS), 1984. One Petro ,
- [2]. Kemeny JM, Devgan A, Hagaman RM, Wu X (1993) Analysis of rock fragmentation using digital image processing. *Journal of Geotechnical Engineering* 119 (7):1144-1160
- [3]. Cho SH, Kaneko K (2004) Rock fragmentation control in blasting. *Materials transactions* 45 (5):1722-1730
- [4]. Rezakhah, M., Khajevand, S., Monjezi, M., & Manríquez León, F. A. (2024). Enhancing transportation fleet efficiency in open-pit mining via simulation: A case study. *Journal of Mining and Environment*.
- [5]. Kazemi, M. M. K., Nabavi, Z., Rezakhah, M., & Masoudi, A. (2023). Application of XGB-based metaheuristic techniques for prediction time-to-failure of mining machinery. *Systems and Soft Computing*, 5, 200061.
- [6]. Moreno, E., Ferreira, F., Goycoolea, M., Espinoza, D., Newman, A., & Rezakhah, M. (2015). Linear programming approximations for modeling instant-mixing stockpiles. In *Application of computers and operations research in the mineral industry-proceedings of the 37th international symposium, APCOM (Vol. 2009, pp. 582-587)*.
- [7]. Tajik, S. , Monjezi, M. , Rezakhah, M. and Amiri Hosseini, M. (2023). Development of a Mathematical Model for Predicting Blast-Induced Fragmentation Considering Elastic Wave Velocities. *JOURNAL OF ROCK MECHANICS*, 7(No. 2), 71-82.
- [8]. Jalali, Z & Samimi Namin, F (2023), Development of a new system for improving balastability by using Fuzzy delphi AHP method, *International journal of Mining and geo engineering*, 57(1), 47-53
- [9]. Gokhale BV (2010) Rotary drilling and blasting in large surface mines. CRC Press ,
- [10]. Da Gama D Use of comminution theory to predict fragmentation of jointed rock masses subjected to blasting. In: *Proceedings, First International Symposium on Rock Fragmentation by Blasting, Lulea, Sweden, 1983. pp 565-579*
- [11]. Oraee K, Asi B Prediction of rock fragmentation in open pit mines, using neural network analysis. In: *Fifteenth international symposium on mine planning and equipment selection (MPES 2006), 2006 .*
- [12]. Monjezi M, Bahrami A, Varjani AY (2010) Simultaneous prediction of fragmentation and flyrock in blasting operation using artificial neural networks. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 47 (3):476-480
- [13]. Monjezi M, Mohamadi HA, Barati B, Khandelwal M (2014) Application of soft computing in predicting rock fragmentation to reduce environmental blasting side effects. *Arabian Journal of Geosciences* 7 (2):505-511
- [14]. Gao W, Karbasi M, Hasanipanah M, Zhang X, Guo J (2018) Developing GPR model for forecasting the rock fragmentation in surface mines. *Engineering with Computers* 34 (2):339-345
- [15]. Fang Q, Nguyen H, Bui X-N, Nguyen-Thoi T, Zhou J (2021) Modeling of rock fragmentation by firefly optimization algorithm and boosted generalized additive model. *Neural Computing and Applications* 33 (8):3503-3519(USRMS), 1984. OnePetro ,
- [16]. Alavi, M., 1991- Sedimentary and structural characteristics of the Paleo-Tethys remnants in northeastern Iran. *Geological Society of America Bulletin* 103: 983- 992.
- [17]. Weisberg S (2005) *Applied linear regression*, vol 528. John Wiley & Sons ,
- [18]. Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied linear statistical models*. McGraw-hill.
- [19]. Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis*.
- [21]. Mehrdanesh A, Monjezi M , Sayadi AR (2017) Evaluation of effect of rock mass properties on fragmentation using robust techniques. *Engineering with Computers*:1-8
- [22]. Haykin, S. (1994). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR.
- [23]. Faradonbeh RS, Monjezi M (2017) Prediction and minimization of blast-induced ground vibration using two robust meta-heuristic algorithms. *Engineering with Computers*:1



Prediction and Optimization of Rock Fragmentation Induced by Blasting Using Hybrid Soft Computing Methods in the Narbaghi Copper Mine

Hamid Ahadi¹; Masoud Monjezi^{2*}; Mojtaba Rezakhah³

1- M.Sc. Student, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

2- Professor, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

3- Assistant Professor, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Received: 03 January 2024 Accepted: 19 March 2024

(*Corresponding author: monjezi@modares.ac.ir)

Keywords

**Optimal Fragmentation
Blast Pattern
Fragmentation Prediction
Fragmentation Optimization
Artificial Neural Network
Firefly Algorithm**

Final English Extended Abstract

Summary

Blasting operations in open-pit mines constitute a crucial and costly stage of the production cycle. Poorly designed blast patterns can result in undesirable outcomes such as improper fragmentation, fly rock, and ground vibrations, leading to increased mining costs. This study presents a predictive and optimization model for rock fragmentation

using data from 60 blasting operations in the Narbaghi copper mine. The input parameters include burden, spacing, bench height, number of holes, and number of rows. An artificial neural network (ANN) was employed for fragmentation prediction, yielding superior accuracy. A three-layer backpropagation ANN with 15 neurons in a single hidden layer and exponential and logarithmic sigmoid activation functions demonstrated the best performance, achieving an R^2 value of 0.94. Sensitivity analysis revealed that burden and spacing had the most significant impact, whereas bench height had the least effect on fragmentation. Finally, the optimal blast pattern was determined using the firefly algorithm, leading to a reduction in burden from 2.5 m to 1.8 m, spacing from 3.0 m to 2.25 m, and bench height from 6.0 m to 5.4 m. Consequently, the D50 value was optimized with a reduction of 59% to 88%.

Introduction

Blasting is an essential process in open-pit mining that significantly affects downstream operations. Improper blast design can lead to increased operational costs due to inefficient fragmentation, excessive fly rock, and ground vibrations. This study aims to develop an accurate and efficient predictive model for rock fragmentation and optimize the blast design using artificial intelligence techniques. By integrating artificial neural networks and metaheuristic algorithms, this research provides a robust framework for improving fragmentation control, minimizing adverse environmental effects, and reducing overall mining costs.

Methodology and Approaches

A dataset consisting of 60 blasting operations from the Narbaghi copper mine was used to develop the prediction model. The study utilized a three-layer backpropagation artificial neural network (ANN) with 15 neurons in the hidden layer and exponential and logarithmic sigmoid activation functions. Sensitivity analysis was conducted to evaluate the impact of different input parameters, including burden, spacing, bench height, number of holes, and number of rows, on fragmentation. The optimization phase employed the firefly algorithm to refine blast parameters and achieve optimal fragmentation results.

Results and Conclusions

The ANN model demonstrated high predictive accuracy, achieving an R^2 value of 0.94. Sensitivity analysis indicated that burden and spacing had the most significant effect on fragmentation, while bench height had



the least impact. The firefly algorithm was used to optimize the blast pattern, leading to reductions in burden, spacing, and bench height, which significantly improved fragmentation efficiency. The optimized design reduced the D50 value by 59% to 88%, confirming the effectiveness of the proposed approach in enhancing blasting performance in open-pit mines.
