

## بهینه‌سازی عملیات انفجار با استفاده از روش ترکیبی عصبی-مورچگان (مطالعه موردی: معدن سنگ آهن دلکن)

امیر سقطفروش<sup>۱</sup>، مسعود منجزی<sup>۲\*</sup>، جعفر خادمی حمیدی<sup>۳</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۳/۰۸/۲۸	<p>در یک عملیات مطلوب انفجار، هدف اصلی تامین خردایش مناسب سنگ و جلوگیری از بروز پدیده‌های نامطلوب و ناخواسته ناشی از انفجار (لرزش زمین، پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی) است. بطور کلی عوامل تاثیرگذار بر عملیات انفجار را می‌توان به دو گروه پارامترهای قابل کنترل (الگوی انفجار) و پارامترهای غیر قابل کنترل (خصوصیات ژئومکانیکی توده‌سنگ) تقسیم بندی کرد. پارامترهای قابل کنترل در عملیات انفجار را می‌توان با استفاده از مدل‌های تجربی تعیین نمود. با توجه به تنوع مقادیر بدست آمده برای پارامترهای قابل کنترل از مدل‌های تجربی، باید از روش‌های با کارایی بالاتر استفاده کرد. دلیل عمده عدم حصول نتیجه مناسب از مدل‌های تجربی، دخیل بودن تعداد زیادی پارامتر در نتیجه حاصل از انفجار است. ترکیب روش‌های هوشمند و فرا ابتکاری در حل چنین مسائلی پیچیده‌ای می‌تواند بسیار مفید باشد. در این تحقیق، که در آن معدن سنگ آهن دلکن به عنوان مطالعه موردی در نظر گرفته شده، پرتاب سنگ و عقب‌زدگی از عوارض ناخواسته انفجار می‌باشند. هدف از این تحقیق، ساخت یک مدل شبکه عصبی مصنوعی با قدرت پیش بینی بالا و سپس استفاده از الگوریتم مورچگان برای یافتن ترکیبی از داده‌های ورودی است به گونه‌ای که عوارض نامطلوب ناشی از انفجار، به کمترین مقدار ممکن برسد. پس از عملیات مدل سازی، بهترین الگوی انفجاری با ضخامت بارسنگ ۲/۸ متر، فاصله ردیفی چال ۳/۳ متر، طول چال ۱۰/۲ متر، گل‌گذاری ۱/۵ متر و خرج ویژه ۲۰۱ گرم بر تن انتخاب گردید. استفاده از الگوی فوق می‌تواند منجر به کاهش تقریبی ۴۲ درصدی عقب‌زدگی و ۶۲ درصدی پرتاب‌سنگ گردد.</p>
پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۰۸/۱۷	
<b>واژگان کلیدی:</b>	
الگوی انفجار،	
پرتاب‌سنگ،	
عقب‌زدگی،	
الگوریتم کلونی مورچگان.	

### ۱- مقدمه

عملیات چالزنی، بارگیری، باربری و بهبود عملیات پس از استخراج مواد معدنی که شامل ورود مواد به سنگ شکن‌های اولیه و ثانویه است را به دنبال خواهد داشت. معمولاً در عملیات انفجار، بخش عمده‌ای از انرژی ماده

نخستین مرحله در خردایش و استخراج توده‌سنگ‌ها عملیات چالزنی و انفجار است. انجام یک انفجار مطلوب، کاهش هزینه‌های کلی خردایش سنگ، بهبود بازدهی

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: monjezi@modares.ac.ir

۱. دانشجوی دانشکده فنی، دانشگاه تربیت مدرس

۲. دانشیار، دانشکده فنی، دانشگاه تربیت مدرس

۳. استادیار، دانشکده فنی، دانشگاه تربیت مدرس

مشخص گردید که مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار بر پدیده پرتاب‌سنگ عبارتند از: شاخص انفجار، میزان خرج به ازای تاخیر، قطر چال، طول گل‌گذاری و در نهایت خرج ویژه [۱۳]. کونیا معتقد است با افزایش بارسنگ و یا گل‌گذاری میزان عقب‌زدگی افزایش می‌یابد [۱۴]. گیت<sup>۱۴</sup> نیز معتقد است که زمان تاخیر ناکافی و همچنین افزایش تعداد ردیف‌های چال‌های انفجار مهم‌ترین دلیل ایجاد عقب‌زدگی می‌باشند [۱۵]. بر اساس مطالعه صورت گرفته بر روی این پدیده توسط منجزی و دهقانی، نسبت گل‌گذاری به بارسنگ، نسبت خرج ردیف آخر به کل خرج، خرج بر تاخیر و تعداد ردیف‌ها در هر انفجار به ترتیب مهم‌ترین عوامل موثر در عقب‌زدگی می‌باشند [۱۶]. اصائلو و همکاران معتقدند که پارامترهای قابل توجه و موثر بر پدیده عقب‌زدگی شامل میزان خرج ردیف آخر، تعداد ردیف‌ها، خرج ویژه و طول گل‌گذاری می‌باشند و ضریب سفی، نسبت بارسنگ به فاصله ردیفی چال‌ها و چگالی سنگ از اهمیت کمتری برخوردارند [۱۷].

معمولا از روش‌های تجربی برای طراحی الگوی انفجار استفاده می‌شود. هر چند این روابط بر اساس تعداد محدودی از پارامترهای موثر در نتیجه انفجار توسعه داده شدند و به همین دلیل کارایی پایینی در ارائه الگوی مناسب دارند. برای پیش‌بینی مقادیر پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی نیز می‌توان به روابط ارائه شده توسط لاندبورگ<sup>۱۵</sup> و راس<sup>۱۶</sup> اشاره نمود [۱۸ و ۱۹]. محدودیت‌های روش‌های تجربی اولین بار توسط هاسترولید<sup>۱۷</sup> بیان شد [۲۰]. مهم‌ترین کاستی روش‌های تجربی عدم توانایی آنها در پیش‌بینی پرتاب سنگ حدود ۴۰۰ متر می‌باشد.

در سال‌های اخیر، روش هوش مصنوعی توسط محققین مختلف برای پیش‌بینی میزان پرتاب سنگ مورد استفاده

منفجره به‌هدر می‌رود که می‌تواند بر محدوده وسیعی از محیط اطراف اثرات نامطلوب بر جای گذارد. در میان این اثرات می‌توان از لرزش زمین، پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی به‌عنوان مهم‌ترین پدیده‌های نامطلوب ناشی از انفجار نام برد.

طبق تعریف موسسه *IME*<sup>۳</sup> پرتاب غیره منتظره سنگ‌هایی که ناشی از نیروی بیش از حد مواد منفجره است، پرتاب‌سنگ نام دارد [۱]. نزدیکی تاسیسات و ماشین‌آلات به محل انفجار باعث ایجاد خسارات زیادی بر اثر پرتاب‌سنگ می‌شود. عقب‌زدگی عبارت است از محدوده سنگ شکسته شده پشت آخرین ردیف چال‌های انفجاری [۲]. این پدیده علاوه بر ایجاد خطراتی نظیر ریزش پله و بالا بردن احتمال سقوط ماشین‌آلات، باعث بروز مشکلاتی در سیکل بعدی انفجار به دلیل فرار گازها از ترک‌های ایجاد شده می‌گردد.

بر اساس تحقیقاتی که پرسن<sup>۴</sup>، باچپای<sup>۵</sup>، فلچر<sup>۶</sup>، آندره<sup>۷</sup>، رهاک<sup>۸</sup>، شی<sup>۹</sup>، کلارک<sup>۱۰</sup>، سیسکنده و کاپ<sup>۱۱</sup> انجام دادند، مشخص شد که عموماً عدم تناسب بین انرژی ماده منفجره با مقاومت توده‌سنگی که آن را احاطه کرده است مهم‌ترین عامل ایجاد پرتاب‌سنگ می‌باشد [۳-۷]. بر اساس نظریه مسی و سیو<sup>۱۲</sup> وجود سنگ‌های لقی در طول چال انفجاری نیز موجب ایجاد پرتاب‌سنگ می‌شود [۸]. یکی از تحقیقات اساسی انجام شده در مورد پرتاب‌سنگ توسط فورس‌بری و گوستاوسن<sup>۱۳</sup> صورت گرفته است که نشان می‌دهد انرژی پرتاب در رابطه مستقیم با خرج اضافی است [۹]. تحقیقاتی نیز توسط منجزی و همکاران انجام گرفته که نشان می‌دهد خرج ویژه و گل‌گذاری بیشترین و چگالی‌سنگ‌ها کمترین تاثیر را بر میزان پرتاب‌سنگ دارند [۱۰، ۱۱، ۱۲]. طی تحقیق دیگری که توسط منجزی و همکاران صورت گرفته،

<sup>11</sup> Siskind & Kopp

<sup>12</sup> Massey & siu

<sup>13</sup> Gustafsson

<sup>14</sup> Gate

<sup>15</sup> Lundborg

<sup>16</sup> Roth

<sup>17</sup> Hustrolid

<sup>3</sup> Institute of Makers of Explosives

<sup>4</sup> Persson

<sup>5</sup> Bajpae

<sup>6</sup> Fletcher

<sup>7</sup> Andrea

<sup>8</sup> Rehak

<sup>9</sup> Shea

<sup>10</sup> Clark

در جهت جنوب غربی به ارتفاعات کوه کال اسب و کمرکاسه با حداکثر ارتفاع ۱۴۸۵ متر می‌رسد. جوانب شمالی محدوده را مناطق نسبتاً هموار و گود فرا می‌گیرند که ارتفاع متوسط آن‌ها به ۹۰۰ متر می‌رسد. همچنین نواحی جنوبی منطقه را نمک‌زار و کویر نمک فرا گرفته است که فاصله هوایی آن تا محدوده اکتشافی مورد نظر حدود ۱۳ کیلومتر می‌باشد. مختصات جغرافیایی محدوده اکتشافی کوه دلکن در جدول ۱-۴ آمده است [۲۷].

جدول ۱. مختصات جغرافیایی محدوده معدن دلکن [۲۱]

عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	رئوس
35° 01' 09"	57° 45' 00"	A
35° 01' 09"	57° 50' 23"	B
34° 58' 28"	57° 50' 23"	C
34° 58' 28"	57° 50' 23"	D
35° 01' 09"	57° 48' 42"	E

از دیدگاه زمین‌شناسی، ناحیه تحت بررسی در بخش جنوبی گسل درونه قرار می‌گیرد. بخش جنوبی این گسل به جز تپه ماهورهای جنوب شرقی آن که ادامه رخنمون‌های منطقه ازبک کوه‌اند، فرو نشستی است و متوسط ارتفاع ۸۵۰ متر از سطح آب‌های آزاد را دارند. از میان سنگهای رسوبی نهشته‌های کربناته و آواری‌ها نیز ریخت‌های صخره‌ای با پرتگاه‌های بلند و دره‌های عمیق U شکل را به وجود آورده‌اند. ضمن آن که در دامنه برخی کوه‌ها که دارای لیتولوژی نرم هستند از جمله تشکیلات و سازندهای ژوراسیک پایانی و کرتاسه پایینی، تپه ماهورهایی با پشته‌های کوتاه تشکیل شده است. روند کلی گسل کوه دلکن شمال شرق - جنوب غرب می‌باشد که کانسار آهن منطقه نیز از همین روند تبعیت می‌نماید. در این معدن از آنفو به‌عنوان ماده منفجره اصلی، امولایت به‌عنوان پرایمر و خاک نرم به‌عنوان پرکننده چال‌ها استفاده می‌شود.

قرار گرفته است. روش‌های هوش مصنوعی راه‌حل‌های سریع و دقیقی برای حل انواع مسائل ارائه می‌دهند، که باعث کاهش حجم محاسبات و رسیدن به جواب‌های دقیق‌تر می‌شوند. نتایج تحقیقات نشان می‌دهد که این روش‌ها توانایی بالایی برای حل مسائل با تعداد پارامترهای بالا دارند. گریما<sup>۱۸</sup> و همکاران مدلی را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک محوره ارائه کردند [۲۱]. کاندلوال<sup>۱۹</sup> و همکاران برای پیش‌بینی پایداری دامپ باطله از این روش استفاده کردند [۲۲]. کاربرد جالب دیگر این روش برای پیش‌بینی زمین‌لرزه، انفجار در معادن، انفجار مواد شیمیایی و سایر موارد توسط موسیل و فینی<sup>۲۰</sup> بکار گرفته شد [۲۳]. منجزی و همکاران مدلی را برای پیش‌بینی میزان پرتاب سنگ ارائه دادند [۲۴].

الگوریتم کلونی مورچگان روشی برای بهینه‌سازی می‌باشد. در این روش با استفاده از اطلاعات فرمون ایجاد شده سعی در یافتن کوتاهترین مسیر می‌شود. هکر<sup>۲۱</sup> و همکاران برای حل مسائل برنامه‌ریزی و والدز<sup>۲۲</sup> نیز برای حل مسائل سازگاری پویا از این روش استفاده کردند [۲۵، ۲۶]. در این مقاله با استفاده شبکه عصبی مصنوعی مقادیر پرتاب سنگ و عقب‌زدگی پیش‌بینی شده و سپس با الگوریتم کلونی مورچگان ترکیبی از داده‌های ورودی تعیین می‌شود که توسط آن میزان پرتاب سنگ و عقب‌زدگی کمینه می‌شود.

## ۲- مطالعه موردی

معدن سنگ آهن دلکن با ذخیره قطعی بیش از ۱ میلیون تن در محدوده استان خراسان رضوی و در ۸۳ کیلومتری جنوب غربی کاشمر و ۳۵ کیلومتری جنوب شهرستان بردسکن در نزدیکی ارتفاعات کوه دلکن و کال اسب واقع شده است. این منطقه در ارتفاعاتی قرار دارد که روستاهای الله‌آباد و رحمانیه در شمال و شمال شرق محدوده واقع می‌باشند. حداکثر ارتفاع در این منطقه متعلق به کوه دلکن می‌باشد که به ۱۲۸۳ متر می‌رسد. ارتفاعات دلکن با روندی

<sup>21</sup> Hecker

<sup>22</sup> Waldez

<sup>18</sup> Grima

<sup>19</sup> Khandelwal

<sup>20</sup> Mossil



شکل ۱. موقعیت معدن و نمایی از آن

[۱۰] و تعلق می‌گیرد. سپس این وزن در مقدار ورودی ضرب شده و مجموع این مقادیر به نرون‌های واقع در لایه پنهان رسیده و با یک مقدار به نام بایاس که در واقع وزن نرون می‌باشد و معمولاً مقدار آن برابر با یک است، جمع شده و در نرون یک تابع انتقال (پله‌ای، خطی یا سیگموئیدی) روی آن اثر می‌کند. به این مقدار مجدداً وزن اختصاص داده شده و به نرون بعدی (در لایه پنهان بعدی یا لایه خروجی) منتقل می‌شود و به این ترتیب مقادیر بدست آمده از همه نرون‌های لایه پنهان جمع می‌شوند و یک دوره آموزشی کامل شده و مقادیر خروجی بدست آمده با مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده مقایسه می‌شود و از اختلاف آنها میانگین مربعات خطا محاسبه شده و این خطا با یک الگوریتم پس انتشار در مسیر برگشت تعدیل می‌گردد. مقادیر وزن‌ها اصلاح شده و مجدداً یک دوره آموزشی دیگر شروع می‌شود. این فرآیند تا زمانی که معیار توقف شبکه (تعداد دوره‌های آموزشی تعریف شده یا میزان خطای مورد نظر) ارضا شود، تکرار می‌گردد. به این ترتیب شبکه آموزش یافته و با تعداد دیگری از داده‌ها که خروجی آنها به شبکه داده نمی‌شود آزمایش می‌شود و با مقایسه نتایج بدست آمده از شبکه و نتایج واقعی اندازه‌گیری شده، عملکرد شبکه مورد سنجش قرار می‌گیرد [۳۱، ۳۲].

### ۳- روش تحقیق

#### ۳-۱- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال ۱۹۴۳ میلادی توسط مک‌کالاج و پیتز معرفی شدند [۲۸]. شبکه‌های عصبی مصنوعی از تعداد زیادی نرون‌های مصنوعی تشکیل شده‌اند. نرون مصنوعی یک مدل الکترونیکی ساده از یک نرون بیولوژیکی می‌باشد. تعداد نرون‌هایی که در یک شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد به کاری که باید انجام شود، بستگی دارد. راه‌های بسیار مختلفی برای اتصال نرون‌ها به یکدیگر برای تشکیل یک شبکه عصبی وجود دارد. یکی از معمول‌ترین و ساده‌ترین این روش‌ها، روش پیشخور نام دارد. این نام از این رو به این نوع شبکه داده شده است که نرون‌های هر لایه، خروجی خود را به عنوان خوراک، به لایه بعدی می‌فرستند و این عمل تا رسیدن به خروجی نهایی ادامه پیدا می‌کند. مطالعات نشان داده که یک شبکه عصبی با حداکثر دو لایه پنهان و نرون‌های کافی قادر به حل پیچیده‌ترین مسائل مهندسی است. تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های تشکیل دهنده آنها بسته به پیچیدگی مساله معمولاً با سعی و خطا تعیین می‌شود [۲۹، ۳۰].

نحوه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی به این صورت است که ابتدا به هر متغیر ورودی یک وزن دلخواه در بازه

## ۳-۲- الگوریتم کلونی مورچگان

الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان برای اولین بار توسط دوریگو<sup>۲۳</sup> (۱۹۹۲) ارائه شد. ایده اصلی این الگوریتم، پیروی از رفتار مشارکتی مورچه‌ها در دنیای واقعی، برای حل مسائل بهینه‌سازی است. یک کلونی از مورچه‌ها به صورت همزمان حرکت‌هایی مستقل در میان حالات همجوار در مساله انجام می‌دهند و مسیری را بر روی گراف مورد نظر می‌سازند. مورچه‌ها با استفاده از یک سیاست تصمیم‌گیری محلی حرکت می‌کنند که از اثرات فرومون و اطلاعات ابتکاری استفاده می‌شود. پس از تولید یک جواب توسط مورچه (به صورت جزئی یا کامل)، جواب تولید شده مورد ارزیابی قرار گرفته و بر اساس مقادیر ارزیابی شده اثر فرومون را بر روی مولفه‌ها و یا مسیرهایی که از آن‌ها استفاده می‌کند بر جای می‌گذارد. اثرات فرومون اطلاعاتی دارد که مسیر جستجوی مورچه‌های بعدی را هدایت می‌کند. بنابراین هوشمندی ظریفی در الگوریتم مورچگان وجود دارد که عمدتاً بر اساس میزان مناسب بودن پاسخ‌های تولید شده توسط کلونی است [۳۳]. قاعده انتخاب مقصد به این صورت است که با فرض اینکه  $q_0$  عددی در بازه  $[0, 1]$  باشد، با احتمال  $q_0$  مسیری برای حرکت انتخاب می‌شود که دارای بیشترین مقدار فرومون و کمترین فاصله باشد. با احتمال  $1 - q_0$  مسیر حرکت به صورت زیر انتخاب می‌گردد (رابطه ۱).

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{m \in N_i^k} (\tau_{im})^\alpha (\eta_{im})^\beta} & j \in N_i^k \\ 0 & j \notin N_i^k \end{cases} \quad (1)$$

که در رابطه فوق  $\tau_{ij}$  مربوط به اطلاعات فرومون و  $\eta_{ij}$  اطلاعات ذهنی یا همان هیوریستیک می‌باشد.  $\alpha$  و  $\beta$  اعدادی ثابت و مثبت هستند که برای وزن‌دهی اطلاعات فرومون و اطلاعات ذهنی به کار می‌روند. اگر  $\alpha = 0$  باشد،

احتمال انتخاب شهرهای نزدیکتر بیشتر است. در واقع این حالت الگوریتم مورچه‌ها را به یک الگوریتم جستجوی تصادفی و البته حریصانه تبدیل می‌کند. در مقابل اگر  $\beta = 0$  باشد، فقط از اطلاعات فرومونی استفاده می‌شود. در این حالت همگرایی سریعتری وجود خواهد داشت و به عبارتی باعث ایجاد رکود در روند الگوریتم می‌شود. اگر پس از مدتی همه مورچه‌ها به یک مسیر واحد که بطور معمول نامناسب نیز می‌باشد، همگرا شوند، گفته می‌شود که الگوریتم در اکستریم محلی گرفتار شده است. به این ترتیب می‌بایست موازنه‌ای مناسب میان اطلاعات فرومونی و اطلاعات ذهنی بوجود بیاید که این موازنه از طریق انتخاب مقادیر مناسب برای  $\alpha$  و  $\beta$  قابل دسترسی است [۳۳]. در الگوریتم کلونی مورچگان دو نوع تجدید فرومون اعمال می‌شود. نوعی از تجدید فرومون محلی است، که مورچه‌ها به هنگام حرکت در مسیر، بر روی یال‌هایی که از آن‌ها عبور می‌کنند، فرومون می‌ریزند. این نوع از فرومون‌ریزی بصورت زیر انجام می‌شود (رابطه ۲).

$$\tau \rightarrow \tau_{ij} + \rho \tau_0 \quad (2)$$

که در آن  $\tau_0$  مقدار فرومون اولیه موجود بر روی مسیرهاست.  $\rho$  نیز ضریب تبخیر می‌باشد.

نوع دیگری از فرومون‌ریزی که سراسری است، فقط بر روی بهترین مسیر یافته شده در هر تکرار، یعنی  $\psi^+$  اعمال می‌گردد. اگر  $l_{ij} \in \psi^+$  باشد و  $J^+$  طول یا هزینه مسیر  $\psi^+$  باشد، فرومون یال  $l_{ij}$  به این صورت تغییر می‌یابد (رابطه ۳).

$$\tau \rightarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \frac{\rho}{J^+} \quad (3)$$

در رابطه فوق عمل تبخیر لحاظ شده، اگر تبخیر از رابطه فوق حذف شود، در این صورت رابطه زیر بدست می‌آید که فقط عمل تجدید فرومون سراسری را بازگو می‌کند (رابطه ۴).

$$\tau \rightarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \frac{\rho}{(1 - \rho) \cdot J^+} \quad (4)$$

<sup>23</sup> Dorigo

عنوان پارامترهای ورودی انتخاب شدند. در دسترس نبودن پارامترهای غیر قابل کنترل مانند خصوصیات ژئومکانیکی توده‌سنگ، همچنین هزینه بالای حفرچال با قطرهای بزرگتر و استفاده از چاشنی‌های تاخیری ثابت دلیل عدم انتخاب این پارامترها است. ورودی‌های شبکه مقادیر و همچنین میانگین و انحراف معیار آنها در جدول ۲ قابل مشاهده می‌باشند.

از آنجائی که ورودی‌های شبکه دارای بازه‌های بسیار متفاوت با واحدهای مختلف می‌باشند، بنابراین داده‌های ورودی به شبکه عصبی مصنوعی باید قبل از آموزش نرمالیزه شوند. نرمالیزه کردن به این معنی است که همه نقاط در بازه مورد نظر (صفر تا یک) قرار بگیرند.

در صورت نرمالیزه نکردن داده‌ها، ممکن است ورودی‌های با مقادیر بزرگ‌تر نسبت به ورودی‌های کوچک‌تر که دارای همان درجه اهمیت و یا حتی اهمیت بالاتری هستند، بر نتایج تحلیل‌ها مسلط شوند. بدین منظور، داده‌های ورودی قبل از اینکه وارد شبکه عصبی مصنوعی شوند، نرمالیزه شدند.

$$X_j = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

$x_j$  مقدار نرمالیزه شده،  $x_i$  داده‌ی ورودی اولیه،  $x_{\min}$  مقدار حداقل داده‌ی ورودی و  $x_{\max}$  مقدار حداکثر آن می‌باشد.

دو مرحله‌ای بودن فرامون‌ریزی با هدف ایجاد تعادل میان جستجو و بهره‌برداری و یا به عبارت بهتر ایجاد تعادل بین گوناگونی و تاکید، انجام گرفته است [۳۳].

#### ۴- مدل‌سازی و پیش‌بینی پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی

##### ۴-۱- انتخاب پارامترهای ورودی

از مهمترین مراحل تهیه یک مدل شبکه عصبی، جمع‌آوری داده‌ها برای آموزش شبکه است. داده‌های مورد نیاز بر حسب نوع مساله می‌تواند با استفاده از اطلاعات موجود، برداشت‌های انجام شده و یا با توجه به مطالعات گذشته انتخاب شود. تعیین تمامی پارامترهای موثر بر انفجار کاری بسیار دشوار است. اگر پارامترهای ورودی شبکه به درستی انتخاب شوند، با داشتن اطلاعات لازم برای آموزش شبکه و استفاده از الگوریتم آموزشی مناسب،

شبکه قادر خواهد بود روابط پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را به‌خوبی فراگیرد. پارامترهای موثر بر عملیات انفجار به دو دسته قابل کنترل و غیر قابل کنترل تقسیم می‌شوند.

باتوجه به مطالعات پیشین و داده‌های موجود، بارسنگ، فاصله ردیفی چال‌ها، طول چال، گل‌گذاری و خرج ویژه به

جدول ۲. مقادیر ورودی و خروجی شبکه

پارامتر	نماد	دامنه تغییرات	میانگین	انحراف معیار
بارسنگ ( $m$ )	$B$	۲ - ۳	۲/۵۵	۰/۲۷
فاصله ردیفی چال ( $m$ )	$St$	۲ - ۳	۲/۶۰	۰/۲۹
طول گل‌گذاری ( $m$ )	$ST$	۱/۵ - ۲	۱/۷۴	۰/۱۵
طول چال ( $m$ )	$L$	۸ - ۱۰	۹/۱۶	۱/۱۵
خرج ویژه ( $gr/ton$ )	$PF$	۲۰۰ - ۲۵۰	۲۲۹	۱۶/۵
پرتاب‌سنگ ( $m$ )	$FlyRock$	۲۰۰ - ۳۰۰	۲۴۵/۸۰	۳۱/۳
عقب‌زدگی ( $m$ )	$Backbreak$	۳ - ۵/۵	۴/۲۵	۰/۶۴

خروجی‌های مدل‌ها با مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده است. این معیار از رابطه ۶ محاسبه می‌شود.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - T_i)^2}{N} \quad (۶)$$

که  $O_i$  و  $T_i$  به ترتیب مقدار تخمین زده شده و مقدار واقعی اندازه‌گیری شده است و  $N$  نیز تعداد زوج داده‌های موجود می‌باشد. معیار دوم نشان‌دهنده متوسط خطای بین نتایج بدست آمده از مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - T_i)^2}{N}} \quad (۷)$$

معیار سوم بیانگر مقدار خطا در کل مجموعه است. هر چه مقدار این خطا کمتر باشد، تفاوت کمتر بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده می‌باشد.

$$E_a = |M_B - P_B| \quad (۸)$$

که  $M_B$  و  $P_B$  به ترتیب میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده و میانگین مقادیر تخمین زده شده است.

جدول ۳. مشخصات بهترین شبکه

الگوریتم	ساختار شبکه	$E_a$	$RMSE$
آموزش LM	۵-۵-۲	۰/۰۱۳۷	۰/۰۶۳۰

#### ۲-۴- پیش‌بینی و ارزیابی پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی

پس از انتخاب بهترین شبکه، اقدام به پیش‌بینی مقادیر حاصل با استفاده از داده‌های ورودی می‌شود که در شکل‌های ۳ و ۴ نشان داده شده است. همان‌گونه که در اشکال بالا مشهود است شبکه انتخاب شده توانایی بالایی در پیش‌بینی مقادیر اندازه‌گیری شده دارد. حال نتایج حاصل از ارزیابی این پیش‌بینی‌ها در شکل‌های ۵ و ۶ قابل مشاهده است.

#### ۲-۴- انتخاب بهترین شبکه

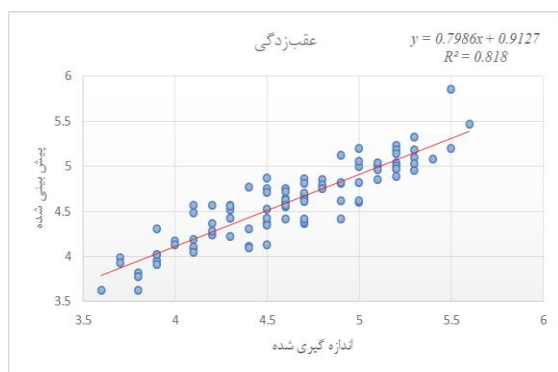
هدف از آموزش شبکه عصبی، تعیین مقادیر وزن‌ها برای دستیابی به بهترین شبکه برای مدل‌سازی تابع هدف است. از آنجا که مقدار خروجی متناظر با بردار ورودی تعیین شده و در شبکه وارد می‌شود، بهترین نوع یادگیری از نوع یادگیری با ناظر است. در میان قوانین یادگیری با ناظر، الگوریتم پس انتشار خطا از طریق لایه‌های شبکه و در خلاف مسیر ارتباط وزن نرون‌ها، مقدار خطای حاصل از محاسبه در مسیر رفت را در مسیر برگشت توزیع کرده و در نتیجه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در محاسبات مهندسی را بطور چشمگیری افزایش می‌دهد. در این تحقیق نیز از همین قانون آموزش استفاده شده است. از آنجا که شبکه‌های با یک یا دو لایه پنهان و تعداد کافی نرون در لایه‌های پنهان خود، قادر به پیش‌بینی پیچیده‌ترین مسائل می‌باشند در این تحقیق با بررسی و آزمون شبکه با ساختارها و توابع انتقال مختلف در نهایت یک شبکه پیش‌خور-پس‌انتشار<sup>۲۴</sup> با دو لایه پنهان و ۵ نرون در لایه پنهان اول و ۵ نرون در لایه پنهان دوم، و توابع انتقال سیگموئید به عنوان بهترین شبکه تعیین شد (معمولاً تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان با سعی و خطا مشخص می‌شود و از قاعده مشخصی پیروی نمی‌کند. اگر تعداد نرون‌ها کم باشد شبکه قادر به یادگیری نخواهد بود و چنانچه تعداد نرون‌ها زیاد باشد، پدیده بیش یادگیری<sup>۲۵</sup> روی می‌دهد و شبکه به‌جای اینکه رابطه بین ورودی و خروجی‌ها را یاد بگیرد آن را حفظ می‌کند و خطای شبکه در آزمون بالا می‌رود). برای بررسی کارایی شبکه‌های با ساختارهای مختلف و مقایسه آن‌ها با هم و قضاوت در مورد انتخاب بهترین شبکه از معیار متوسط مربعات خطا<sup>۲۶</sup> ( $MSE$ )، جذر متوسط مربعات خطا ( $RMSE$ )<sup>۲۷</sup> و خطای مطلق ( $E_a$ ) استفاده شده است. معیار اول نشان‌دهنده متوسط خطای بین نتایج بدست آمده از آنالیزها و

<sup>3</sup> Mean Square Error

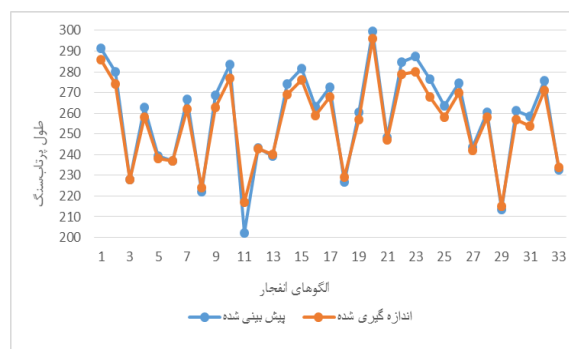
<sup>27</sup> Root Mean Square Error

<sup>1</sup> Feed forward-Back propagation

<sup>2</sup> Over fitting



شکل ۶. ارزیابی نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های واقعی برای عقب‌زدگی

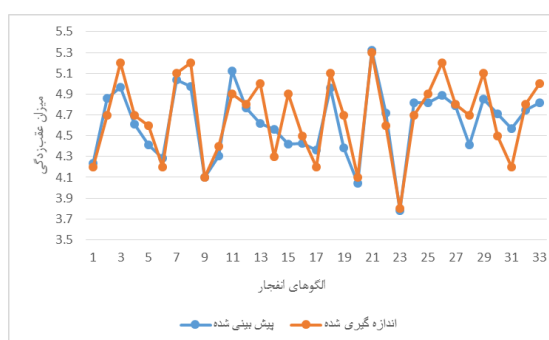


شکل ۳. مقایسه خروجی شبکه عصبی و داده‌های واقعی برای پرتاب‌سنگ

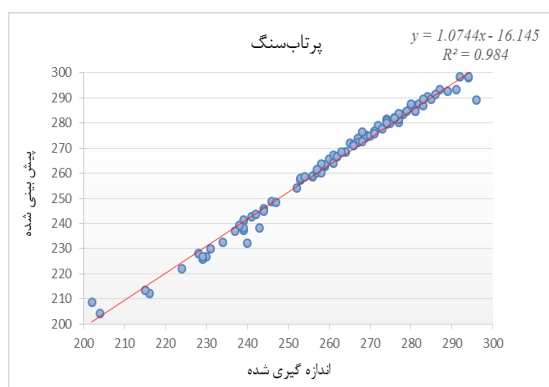
### ۵- بهینه‌سازی با الگوریتم کلونی مورچگان

به‌منظور بهینه‌سازی الگوی انفجار برای کنترل پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی در معدن سنگ آهن دلکن با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان، نیاز به تابع هدف می‌باشد. لذا تابع هدف توسط شبکه عصبی مصنوعی شبیه‌سازی شده، و مقادیر آن ثابت مانده است تا در پیش‌بینی و محاسبه این مقادیر تغییر نکنند و شبکه همانند یک رابطه ریاضی در همه محاسبات یکسان عمل کند. مقادیر پارامترها از جمله مقادیر  $\alpha$ ،  $\rho$ ،  $\beta$ ، تعداد مورچه‌ها و تعداد تکرارها برای بهینه‌سازی پس از سعی و خطا مشخص شدند. در راستای اجرای اعتبار سنجی متقابل بعد از ۱۰ بار اجرای برنامه و ۳۰۰ بار تکرار در هر اجرا، ترکیبی از الگوی ورودی برای حداقل کردن مقادیر پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی به‌دست آمد. پس از انتخاب بازه‌های مختلف و یافتن بازه‌های بهتر در نهایت بهترین بازه جواب برای مقادیر الگوی انفجار انتخاب گردید. در شکل ۷ همگرایی الگوریتم مورچگان قابل مشاهده است.

بهترین الگوی حاصل از الگوریتم کلونی مورچگان و مقادیر پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی در جدول نشان داده شده است. مقدار  $MSE$  برای هر کدام از مقادیر پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی به ترتیب  $0.288$  و  $0.02$  متر می‌باشد. با توجه به نتایج به‌دست آمده مشخص شد که به ترتیب در پرتاب‌سنگ و عقب‌زدگی حدود  $2/5$  و  $155$  متر کاهش وجود دارد. از آنجایی که به دلیل موقعیت مکانی تاسیسات



شکل ۴. مقایسه خروجی شبکه عصبی و داده‌های واقعی برای عقب‌زدگی



شکل ۵. ارزیابی نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های واقعی برای پرتاب‌سنگ

پایین بودن اختلاف مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده و همچنین بالا بودن ضریب  $R^2$  نشان از توان بالای شبکه برای پیش‌بینی مقادیر می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که میزان این ضریب برای پرتاب‌سنگ  $0.98$  و برای عقب‌زدگی  $0.81$  می‌باشد.

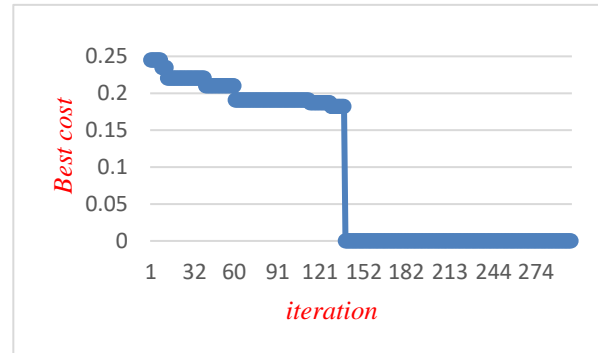


شکل ۸. اعتبار سنجی مدل حاصل از الگوریتم کلونی مورچگان با توجه به اینکه مقدار مینیمم تابع مورد نظر نقطه (۰ و ۰) می باشد و محل تقاطع تابع الگوریتم مورچگان با این تابع نقطه (۰,۰۱۵ و ۰,۰۱۵) می باشد، لذا با سطح اعتماد بالایی می توان گفت که پاسخ های بدست آمده صحیح می باشند.

### ۷- نتیجه گیری

پرتاب سنگ و عقب زدگی باعث بروز خسارات زیاد و اختلال در ادامه روند استخراج در معدن سنگ آهن دلکن می شود. پس از بررسی مطالعات گذشته و همچنین جمع آوری داده ها، پارامترهای ورودی برای بهینه سازی انتخاب گردید. پس از آزمون شبکه های مختلف بهترین شبکه برای پیش بینی مقادیر پرتاب سنگ و عقب زدگی مشخص شد. این شبکه قابلیت و دقت بالایی در پیش بینی دارد، لذا از این شبکه به عنوان ورودی برای بهینه سازی در الگوریتم مورچگان استفاده گردید. در نهایت الگوریتم کلونی مورچگان با استفاده از این شبکه ترکیبی از داده ها را ارائه کرد که پرتاب سنگ و عقب زدگی را حداقل نمود. الگوی حاصله باعث کاهش ۲,۵ متری (۶۲ درصد) در عقب زدگی و ۱۵۵ متری (۴۲ درصد) در پرتاب سنگ گردید. نتایج حاصل از اعتبارسنجی بر روی تابعی که از لحاظ بصری حداقل مقدار آن قابل درک بوده، نشان از دقت بالای این الگوریتم در یافتن حداقل مقدار را دارد.

و ماشین آلات موجود، عملیات آتشباری در محلی نزدیک به این موارد انجام می گیرد، لذا با پیاده کردن الگوی اصلاح شده و رعایت بیشتر نکات ایمنی مخاطرات به حداقل خود خواهند رسید.

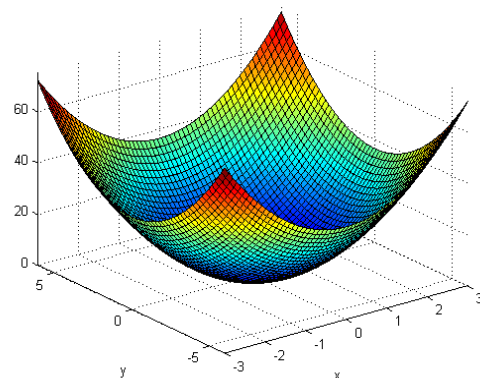


شکل ۷. همگرایی الگوریتم کلونی مورچگان

### ۶- اعتبارسنجی مدل

حال برای اثبات و همچنین اعتبار سنجی نتایج بدست آمده، الگوریتم مورچگان با یک تابع مشخص مورد آزمایش قرار می گیرد. با در نظر گرفتن بازه مساله به صورت  $(a, -a)$  که در آن  $a$  برابر ۳ می باشد، جواب بهینه مطلق بسیار نزدیک به صفر خواهد بود. تابع ارزیابی بصورت زیر می باشد.

$$Z = X^2 + Y^2 \quad (9)$$



### ۸- مراجع

- [1] Institute of Makers of Explosives (IME). (1997), "Glossary of commercial explosive industry terms", safety Publication, No. 12, pp. 16. Washington DC: Institute of Makers of Explosives.
- [2] Rustan, A. (1998), "Rock Blasting Terms and Symbols", A.A Balkema.

- [3] Bajpayee, T.S., Rehak, T.R., Mowrey, G.L., Ingram, D.K. (2000), "A summary of fatal accidents due to flyrock and lack of blast area security in surface mining, 1989–1999". In: Proceedings of the 27th Annual conference On Explosives and Blasting Technique, vol. I. International Society of Explosives Engineers, Cleveland, USA.
- [4] Fletcher, L.R.; D'Andrea, D.V. (1986), "Control of flyrock in blasting". Proceedings of the 12th Annual Conference on Explosives and Blasting Technique. International Society of Explosives Engineers, Cleveland, pp. 167–177.
- [5] Rehak, T.R., Bajpayee, T.S., Mowrey, G.L., Ingram, D.K. (2001), "Flyrock issues in blasting". Proceedings of the 27th Annual Conference on Explosives and Blasting Technique, vol. I. International Society of Explosives Engineers Cleveland, pp. 165–175.
- [6] Shea, C.W; Clark, D, "Avoiding tragedy: lessons to be learned from a flyrock fatality". Coal Age 103 (2), pp. 51–54.
- [7] Siskind, D.E, Kopp, J.W. (1995), "Blasting accidents in mines "a 16 year summary. Proceedings of the 21st Annual Conference on Explosives and Blasting Technique. International Society of Explosives Engineers, Cleveland, pp. 224–239.
- [8] Massey J.B., Siu K.L. (2003), "Investigation of flyrock incident at Clearwater Bay Road on 6 June", Civ Eng Dept, Govt Hong Kong Special Admin Region, Hong Kong, p. 49.
- [9] Gustafsson R. (1973), "Swedish Blasting Technique and Mining SPI", Gothenburg, Sweden.
- [10] Monjezi M., Amini khoshalan H., Yazdian Varjani A. (2011), "Optimization of open pit blast parameters using genetic Algorithm", Int. J. Rock Mech. Min. Sci. 48, 864–869.
- [11] Rezaei M., Monjezi M., Yazdian Varjani A. (2011), "Development of a fuzzy model to predict flyrock in surface mining", Saf. Sci. 49, 298–305.
- [12] Monjezi M., Bahrami A., Yazdian Varjani A. (2010), "Simultaneous prediction of fragmentation and flyrock in blasting operation using artificial neural networks", Int. J. Rock Mech. Min. Sci. 47, 476–480.
- [13] Monjezi M., Bahrami A., Varjani A.Y., Sayadi A.R. (2011), "Prediction and controlling of flyrock in blasting operation using artificial neural network", Arab. J. Geosci.4, 421–425.
- [14] Konya C.J. (2003), "Rock Blasting and Overbreak Control" . 2nd ed. Washington, DC: US Department of Transportation, Federal Highway Administration.
- [15] Gates W., Ortiz L.T., Florez R.M. (2005), "Analysis of Rockfall and Blasting Backbreak Problems". In: Proceedings of the 40th U.S. symposium on rock mechanics. Alexandria, VA: American Rock Mechanics Association, 671–80.
- [16] Sayadi A., Monjezi M., Talebi N., Khandelwal M. (2013), "A comparative study on the application of various artificial neural networks to simultaneous prediction of rock fragmentation and backbreak", Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering 5, 318–324.
- [17] Esmaeili M., Osanloo M., Rashidinejad F., Bazzazi A.A., Taji M. (2012), "Multiple regression, ANN and ANFIS models for Prediction of Backbreak in the Open pit Blasting", Eng. Comput. 1–10.
- [18] Lundborg N. (1974), "The Hazards of Fly Rock in Rock Blasting", Report DS1974, Swedish Detonic Res Found (SveDeFo), p. 12.
- [19] Roth J.A. (1979) "A model for the determination of flyrock range as a function of shot condition", US Dept Commerce, NTIS Rep No PB81222358, p. 61.
- [20] Hustrulid W.A (1999), "Blasting Principles for Open Pit Mining", Volume 1: General Design Concepts, AA Balkema.
- [21] Grima, A., & Babuska, R. (1999), "Fuzzy model for the prediction of unconfined compressive strength of rock samples", International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 36(3), 339–349.
- [22] Khandelwal M., Roy M.P., Singh P.K. (2004), "Application of artificial neural network in mining industry", Ind Min Eng J, 43:19–23.

- [23] Finnie G.J. (1999), "Using neural networks to discriminate between genuine and spurious seismic events in mines", *Pure Appl Geophys*; 154:41–56.
- [24] Monjezi M., Dehghani H. (2008), "Evaluation of effect of blasting pattern parameters on flyrock using neural networks", *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 45, 1446–1453.
- [25] Hecker F.T., Stanke M., Becker T., Hitzmann B. (2014), "Application of a modified ga, (ACO) and a random search procedure to solve the production scheduling of a case study bakery", *Expert Systems with Applications*, 41(13), 5882–5891.
- [26] Valdez F., Melin P., Castillo O. (2014), "A survey on nature-inspired optimization Algorithms with fuzzy logic for dynamic parameter adaptation", *Expert Systems with Applications*, 41(14), 6459–6466.
- [۲۷] "گزارش زمین شناسی معدن سنگ آهن دلکن"، (۱۳۸۰).
- [28] McCulloch W.S, Pitts W. (1943), "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin Math. Biophys.*5, 115-133.
- [29] Poulton M.M. (2002), "Neural networks as an intelligence amplification tool": a review of applications. *J Geophys*, 67(3), 979–93.
- [30] Baheer I. (2000), "Selection of methodology for modeling hysteresis behavior of soils using neural networks", *Journal of Computer Aided Civil Infrastructure Engineering* 5(6): 445– 63.
- [31] Demuth H., Beale M. (2002) "Neural network toolbox for use with MATLAB", User's guide version 4.
- [32] Negnevitsky M. (2002) "Artificial intelligence: a guide to intelligent systems", England: Addison-Wesley.
- [۳۳] مطیع قادر، لطفی، اسفهان، "مروری بر برخی از روش‌های بهینه‌سازی هوشمند"، (۱۳۸۹).