بکارگیری شبکه های عصبی در پیش بینی خردایش سنگ حاصل از انفجار در معدن سنگ آهک پیربکران

سید تقی نعیمی۱ ;محمد اورکی۲ ; سیداسماعیل رحیمی۳

۱-عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲-دانشجوی کارشناسی ارشد استخراج معدن دانشگاه صنعتی امیر کبیر ,اهواز –سه راه باهنر-خیابان سوم شهید مطهری-پلاک ۴۱ تلفن: ۰۹۱۶۶۰۲۲۹۸۳
E-mail:Oraki.mohammad@gmail com

۳-دانشجوی کارشناسی ارشد استخراج معدن دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب,تهران-شیخ صفی-کوچه تهرانی-مجتمع طالقانی-ساختمان ۴ پلاک ۶۳ تلفن:۰۹۱۲۴۵۹۰۹۷۶ **E-mail:sbat2003r@yahoo.com**

چکیده

ابعاد متوسط سنگهای خردشده درعملیات انفجار بر مراحل بعدی و هزینه های عملی تولید تاثیر گذار است.درمواقعی که در مرحله بعد ازآتشباری، 10^{-6} سنگ شکن کردن مواد استخراجی مدنظر است،ضروری می نماید. الگوی آتشباری به گونه ای طراحی شود که محصولات حاصل از انفجار یک خوراک بهینه برای سنگ شکن باشند تا نیاز به آتشباری ثانویه سنگ شکن به حداقل برسد.

به علت متعدد بودن پارامترهای موثر بر خردایش سنگ حاصل از انفجار،ارائه یک فرمول خاص که این مقدار را برآورد کند مشکل می باشد. استفاده از روش شبکه های عصبی در این زمینه برای بدست آوردن یک ارتباط میان داده های ورودی و خروجی میتواند بسیار مفید باشد.

مقاله حاضر خلاصه ای از یک کار تحقیقاتی برروی داده های حاصل از انفجار معدن سنگ آهک پیربکران می باشد که هدف آن بدست آوردن یک الگوی مناسب با استفاده از روش شبکه های عصبی جهت رسیدن به یک درجه ی خردایش مطلوب می باشد.

شبکه ی عصبی مورد استفاده از نوع پیش خور و نوع آموزش شبکه پس انتشار می باشد.شبکه ی مورد نظر با استفاده از ۱۰۱ سری داده آموزش و با ۲۰ سری داده تایید(validation)و با ۱۳ سری داده تست شده است.شبکه ی مورد نظر برای خطای تا مرتبه ی 10^{-6} طراحی شده است.

داده های ورودی شبکه شامل: تعداد چال، طول متوسط چالها،spacing، burden، مقدار آنفو و دینامیت مصرفی و خروجی شبکه هم، میزان خردایش سنگ می باشد.

کلمات کلیدی: آتشکاری –خردایش-شبکه های عصبی-تغذیه پیشخور-معدن سنگ آهک پیربکران

Neural Network Application In Prediction Mine Explosion Rock Fragmentation Result

Sayed Taghi Naemi,Mohammad Oraki,Sayed Esmaeil Rahimi

Abstract

Average dimension of fragmented rocks influence in explosion action and next steps operation cost operations. at times which after blasting in step, it is needed that crushing of extraction materials is desirable. pattern blasting is designed that result production of explosion is a optimal feed for crusher in order to need to secondary blasting is minimized.

Because of influence parameters is too many for production of fragmented rocks explosion, giving a special formulation that estimate this measure is very difficult. Using of neural network in this field for achieving a relation between output and input data could be very useful.

This article is summary of action deriving in result data from mine explosion in pirbakran limestone mine that the aim is achieving a convenient method using of neural networks for attaching a fragmenting level.

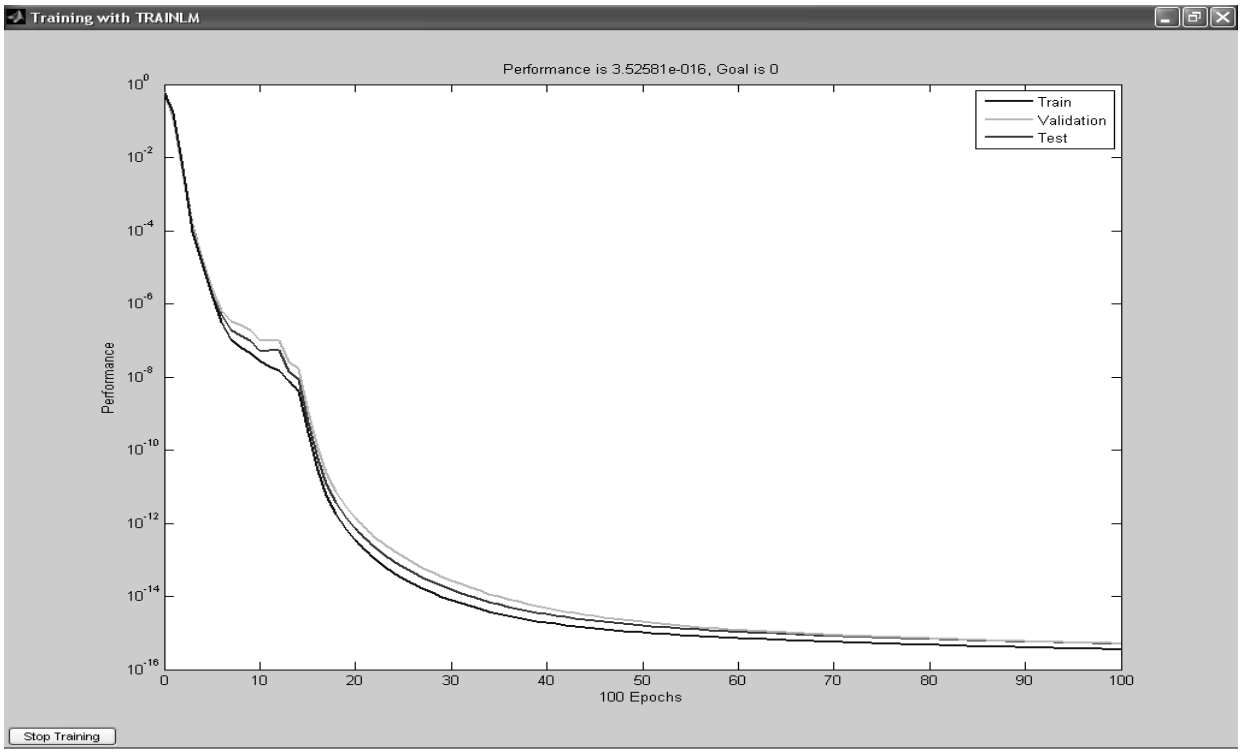
Using of neural network is feed forward type and training type of network back propagation. desirable network is with using of 101series of training data and with20series of data validation with 13 series of testing data. Desirable network is designed for 10^{-6} level error.

Input data network compose of: the number of holes, the length of holes, spacing, burden, measure of using dynamite and anfo and network output is value of fragmented rocks.

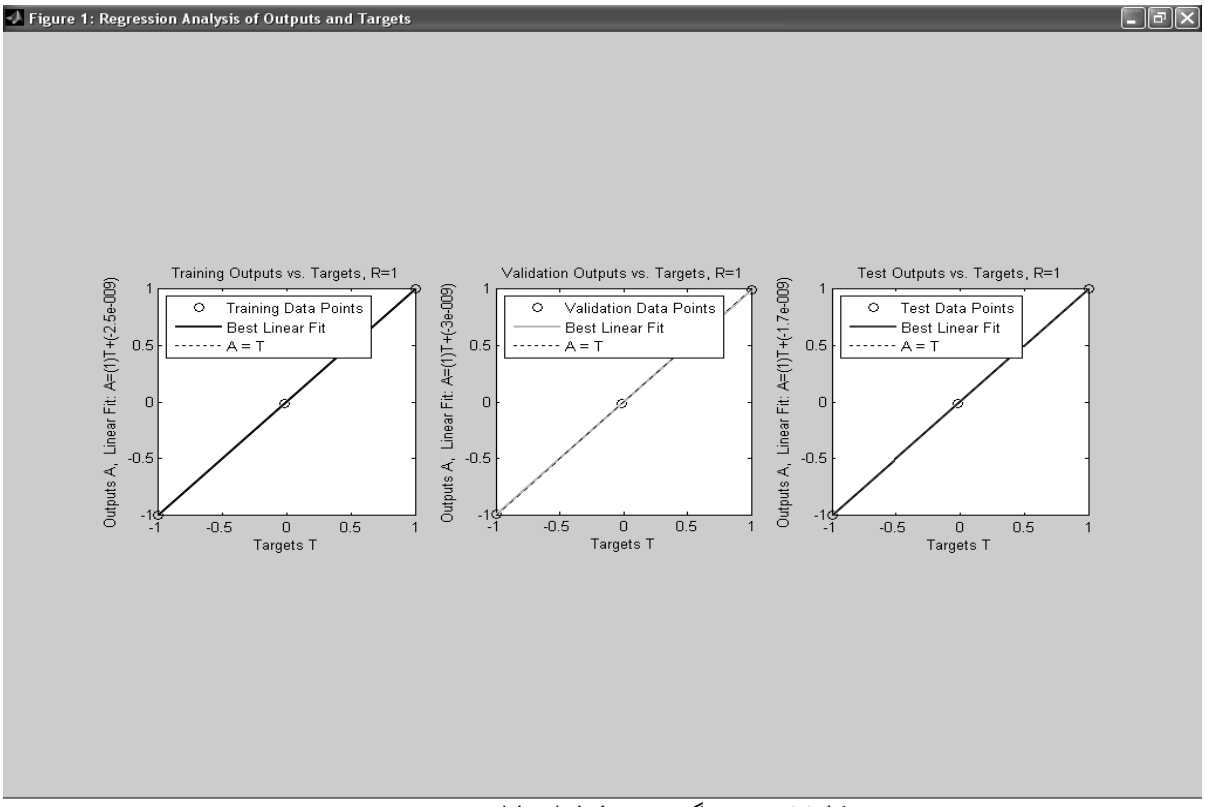
Key words: blasting, fragmentation, neural network ,feed forward , pirbakran limestone mine

۱-مقدمه

یکی از مهمترین ابزار عمران و توسعه در هر کشوری مواد منفجره است. انجام عملیات آتشباری برای اهداف گوناگون همواره مورد نظر بوده است .درباره آتشباری در معادن روباز می دانیم که انجام و اجرای آن به طرحها و الگو های خاص و بررسی زیاد نیاز دارد.
در این مقاله با استفاده از ۱۳۴ داده خام عملی از معدن سنگ آهک پیربکران سعی در بدست آوردن رابطه ای مناسب میان پارامترهای مختلف آتشباری شده است.
از تعداد ۱۳۴ داده خام مورد استفاده؛ ۱۰۱ مورد از آن برای آموزش شبکه عصبی و ۲۰ داده برای تایید شبکه و ۱۳ داده خام دیگر آن بعنوان تست شبکه مورد استفاده قرار گرفته است . برای راحتی عمل در شبکه عصبی با استفاده از نرم افزار مطلب داده ها را بین ۱ تا -۱ نرمالیزه شده اند.نمودار خطای داده ها نیز توسط نرم افزار مطلب رسم شده است و دقت آن(۱۳ تا ۱۴ رقم اعشار)تخمین زده شده است که دقت بسیار بسیارمطلوبی است که نشان دهنده مناسب بودن اطلاعات ورودی در مرحله آموزش شبکه است.شکل (۱)[۳]



شکل(۱) نمودار خطا ی داده ها در شبکه عصبی



شکل(۲) بررسی رگرسیون حاصل از نقاط ورودی و خروجی

۱-۲- آموزش شبکه

بطور کلی مرحله آموزش شامل یک ماتریس ۶ سطری و ۱۰۱ ستونی است.منظور از ۶ سطر آن ۶ پارامتر موثر در آتشباری در این مقاله است و ۱۰۱ ستون ۱۰۱ داده مورد استفاده است.

۱-۳- تست شبکه

ماتریس target ما یک ماتریس ۱ سطر ۱۰۱ ستونی است. برای تست شبکه نیز ما تعداد ۱۳ عدد داده بکار بردیم که هر سری از ۱۳ سری شامل ۶ عدد پارامتر موثر در آتشباری است.

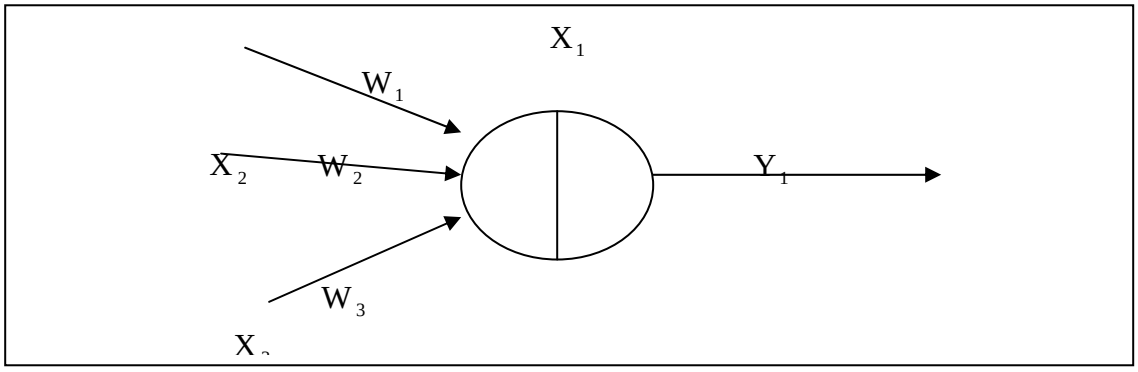
۲- شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی چنانچه از نامشان پیداست ؛شبکه های محاسباتی هستند که به منظور شبیه سازی شبکه سلولهای عصبی سیستم مرکزی (مغز) موجودات زنده (انسان یا حیوان) بکار می روند.شناخت دانشمندان علوم بیولوژی از چگونگی فعالیت سلولهای عصبی در چند دهه گذشته اولین مبنا وزمینه در طراحی این شبکه ها بوده است.بر خلاف سیستم های خبره که دانش مورد نیاز قبلا بصورت روابط و قواعد مشخص در ساختمان آنها داده شده است ؛شبکه های عصبی قوانین مورد نیاز خود را از طریق آموزش به کمک مثالهای آموزشی پیدا می کنند. این توانایی به که اصطلاحا به آن یادگیری (learning) گفته می شود ؛ ویژگی متمایز کننده شبکه های عصبی از سایر تکنیک های حل مساله می باشد. شبکه های عصبی از الگوریتم های مختلفی جهت یادگیری استفاده می نماید ولی صرف النظر از روش استفاده شده ؛یادگیری بطور کلی یک عملیات تکراری است که طی آن مجموعه ای از مثالهای آموزشی را هزاران مرتبه به شکل نشان می دهیم تا کاملا آموزش دیده شود .در تشابه برای اینکه یک کودک بتواند حروف الفبا را یاد بگیرد ؛باید این حروف را هزاران مرتبه به او نشان دهیم تا زمانی که قادر به تشخیص آنها باشد.

۲-۱- ساختمان شبکه های عصبی

یک شبکه عصبی از تعدادی سلول که در لایه های متوالی قرار گرفته اند تشکیل شده است.اساسا در این نوع شبکه ها سه نوع لایه وجود دارد.یک لایه ورودی که به عنوان ظرفیتی جهت دریافت مقادیر ورودی شبکه عمل می کند؛ یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی.تعداد سلولهای موجود در لایه های خروجی و ورودی بر اساس تعداد عوامل ورودی و خروجی سیستم و تعداد سلولهای لایه های میانی با توجه به پیچیدگی مساله به صورت تجربی تعیین می گردد. بر اساس نحوه ارتباط سلولهای موجود در یک شبکه با یکدیگر؛ شبکه های عصبی دارای انواع مختلفی می باشند که در اینجا تنها شبکه های با تغذیه پیشرو (feed forward) مورد بررسی قرار می گیرند . در این شبکه ها هر سلول به کلیه سلول های موجود در لایه های بعدی متصل می باشد.جهت جریان اطلاعات به صورت لایه به لایه از لایه ورودی به لایه های میانی و خروجی می باشد و هیچگونه اتصال برگشتی و یا اتصال بین سلول ها ی موجود در یک لایه وجود ندارد. اتصالات موجود در یک شبکه دارای وزنهای قابل تغییر می باشند که ابتدا بصورت تصادفی مقداردهی و در طول فرآیند یادگیری تعیین می شوند.

کار اصلی پردازش اطلاعات توسط سلول های موجود در یک لایه (های) میانی و لایه های خروجی انجام می گیرد و سلولهای لایه ورودی تنها اطلاعات را دریافت و بدون هیچ گونه پردازشی آنها را به اولین لایه میانی می فرستد.شکل(۲) ساختمان یک سلول را نشان می دهد این سلول ها را اصطلاحا واحد پردازش کننده (processing element)می نامند.[۱]



شکل(۳) واحد پردازش کننده سلولهای عصبی

$X_1, X_2, ... X_n$ مقادیر ورودی سلول

F: تابع انتقال (Transfer Function)

Y: خروجی سلول

$W_1, W_2, ..., W_n$:وزنهای اتصال(Connection weight)

در هر سلول ابتدا مجموع اتصالات وزن دار (محاسبه شده و سپس تابع f بر I عمل کرده و خروجی نهایی سلول محاسبه می شود .بنا براین روابط بین ورودی و خروجی های یک سلول را می توان بدین صورت خلاصه نمود.

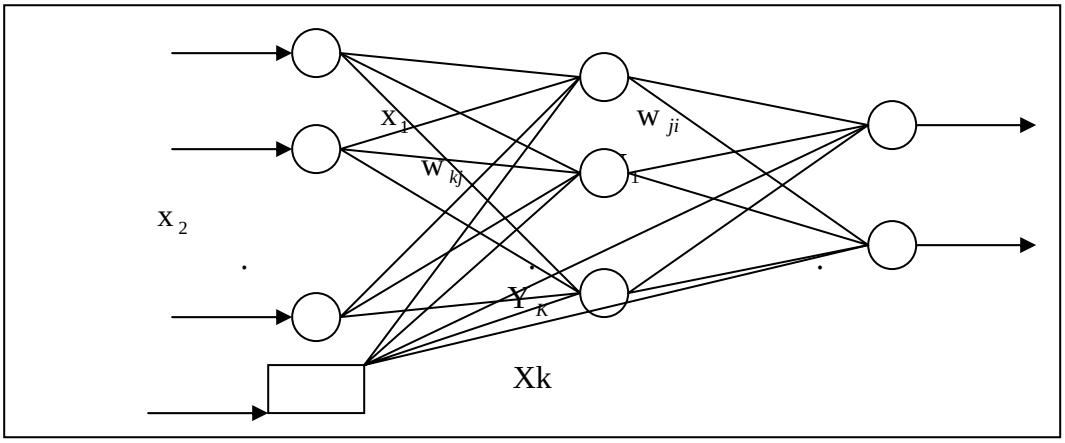
$$I^j = \sum w^{ji} * x^i \qquad , i=1,2,3,.....$$

$$Y^J = F(I^J) = f(\sum w^{ji} * x^i) , \qquad i=1,2,3,.....$$

۳- الگوریتم پس انتشار

پس انتشار که متداول ترین الگوریتم یادگیری در شبکه های عصبی چند لایه با تغذیه پیشرو می باشد ؛ در سال ۱۹۸۶ توسط Williams,Hinton,Rumel hurt ارائه گردیده است .از آنجا که در کاربردهای مهندسی معمولا وجود یک لایه میانی برای حل

مسائل کفایت می کند لذا در اینجا این الگوریتم برای تصحیح وزنهای اتصال یک شبکه سه لایه ای (شکل ۳) مورد بررسی قرار مـی گیرد در شبکه های عصبی معمولا یک واحد Bias نیز وجود دارد که همواره دارای یک مقدار ثابـت بـوده و بـه کلیـه ی سـلولهای موجود در لایه های میانی و خروجی متصل می باشد . نقش Bias در شبکه های عصبی همانند نقش مقدار ثابـت در رگرسـیونهای خطی می باشد نشان داده شده است که وجود این واحد در شبکه های عصبی اغلب سبب افزایش کارایی آن می گردد .



شکل ۴ :شبکه عصبی سه لایه ای

و $X_1, X_2, ..., X_n$ مقادیر ورودی شبکه و w_{ji} و w_{jk} به ترتیب وزنهای اتصال بین لایه های ورودی – لایه میانی و لایه میانی – لایه خروجی می باشند . خروجی واحد های لایه میانی که آنها را با H^j نشان می دهیم بدین صورت محاسبه می گردند :[۱]

$$H^h = f(I^J) = f(\sum w_{ji} * x^i) \qquad i= 1,2,3,\ldots\ldots.., \quad j= 1,2,3,\ldots\ldots.$$

مثالهای آموزشی شبکه بصورت مجموعه های (X,D) می باشند که X بردار مقادیر ورودی و D بردار خروجی های بایسـته مسـئله می باشند. فرض کنید برای بردار ورودی X ؛ بردار Y نشان دهنده جوابهای محاسبه شده توسط شبکه باشد ؛در این صـورت تـابع خطا بصورت زیر تعریف می شود:

$$E= \frac{1}{2}\sum (Y_K - D_K)^2, K = 1,2,3,.....$$

روش پس انتشار به طریق کاهش شیب (Gradiant Descent) وزنهای اتصال را تغییر داده و تابع خطا را مینیمم می کنـد در ایـن حالت وزن اتصال جدید بدین صورت محاسبه می گردد:

$$w_{m+1} = w_m + \Delta w_m$$

که در آن w_m وزن اتصال قبلی و Δw_m مقدار جزئی است که برای وزنهای اتصال بین لایه های مختلف بصورت زیر محاسبه می شود:

الف) تصحیح وزنهای اتصال بین لایه های خروجی و میانی مقدار Δw برای اتصالات از رابطه زیر محاسبه می گردد؛

$$\Delta w_{kj} = -\varepsilon \left(\frac{\partial E}{\partial w_{kj}}\right)$$

ε مقدار ثابتی است که از آن ثابت انتگرال گیری (Learning Coefficient) می نامیم .

با مشتق گیری جزئی :

$$\Delta w_{kj} = -\varepsilon f'(I_K)(Y_K - D_K)H_J$$

ب) تصحیح وزنهای اتصال بین لایه های میانی و ورودی برای این اتصالات

$$\Delta W_{JI} = -\varepsilon\left(\frac{\partial E}{\partial W_{ji}}\right)$$

$$\Delta w_{ji} = -\varepsilon f'(I_j)\left[\sum f(I_K)(Y_K - D_K)W_{KJ}\right] * i$$

در روابط فوق $f''(...)$ نشان دهنده مشتق تابع انتقال می باشد .معمولا در شبکه هـای عصـبی از تـابع سـیگموئید و بـا تانژانـت هایپربولیک به عنوان تابع انتقال استفاده می شود .[۲]

برای تابع سیگموئید :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}},\ f'(x) = f(x)(1-f(x))$$

و برای تابع تانژانت هایپربولیک:

$$f(x) = \frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}},\ f'(x) = (1+f(x))(1-f(x))$$

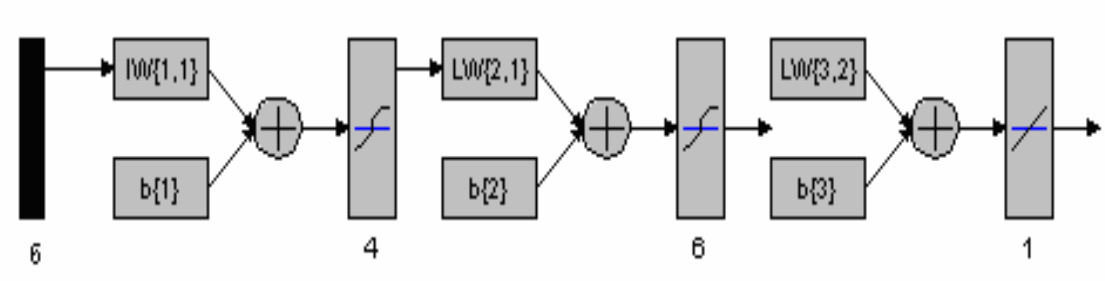
۳-۱- خصوصیات شبکه

نوع شبکه عصبی بکار رفته در این مقاله Feed Forward .

روش آموزشی به شبکه Back propagation .

تابع آموزشی شبکه TRAILM است

تعداد لایه ها به این صورت است: لایه اول ۴ نرون لایه دوم ۶ نرون و لایه سوم یک نرون .شکل(۴)



شکل۵- تعداد لایه ها در شبکه عصبی مورد استفاده

۳-۲- ورودی ها و خروجی ها

برای انجام کار شبیه سازی ما ۶ نوع پارامتر را به عنوان را ورودی به شبکه عصبی وارد کردیم و با آنها عملیات را انجان دادیم.این ۶ پارامتر شامل:

تعداد چال(NAH), متراژمتوسط چال(AVHL), فاصله ردیفی چالها(SPACING), فاصله تـا فضـای آزاد(BURDEN), مقـدار آنفو(AMAN), مقدار دینامیت(AMDY)

اما با استفاده از این ورودی ها و انجام عملیات شبیه سازی با شبکه عصبی مقدار کل تولید در هر سیکل آتشباری تخمین زده شده است.(خروجی شبکه)[۴]

٤- نتایج شبیه سازی

می دانیم که در انجام یک آتشباری خوب و مطمئن پارامترهای زیادی دخیل هستند که بسیاری از آنها قابل تغییر و تعیین کردن آن توسط ما صورت می گیرد .اما یک سری از پارامتر ها هم قابل تغییر نیستند مثل مقاومت فشاری سنگ و ...

در این مقاله با استفاده از اطلاعات ۶ پارامتر موثر در آتشباری (اغلب قابل تغییر) خواستیم میزان خردایش سنگ یا اندازه سنگ ها خرد شده را در معدن سنگ آهک پیربکران حدس بزنیم.

با استفاده از روشهای دستی و تجربی ارتباط یک یا دو پارامتر با هم و بدست آوردن مقدار تولید ممکن است و می توانیم در فضایی سه بعدی حتی معادله ای را نیز به عنوان یک رابطه ریاضی برای این چند پارامتر محدود با هدف خود بدست آوریم.

اما وقتی تعداد پارامتر ها زیاد باشد یعنی از ۴ پارامتر(زمان) موثر دیگر نمی توان با استفاده از روشهای تجربی و دستی را بدست آورد و البته می دانیم که یک آتشباری به بیش از ۴ پارامتر بستگی دارد.

با استفاده از شبکه عصبی می توانیم هر تعداد پارامتر را با هم بصورت ورودی به شبکه و از آنها بعنوان یک هدف خاص بصورت بهینه رسید.البته این موضوع کاملا مشهود است که وقتی تعداد پارامترها بیش از ۴ عدد شد دیگر نمی توان رابطه ریاضی به مسئله پیشنهاد داد.

دراین مقاله سعی بر ارتباط این پارامتر ها و بدست آوردن میزان خردایش در هر آتشباری شده است که اطلاعات مورد نیاز برای تست شبکه را درجدول(۱) می بینید.

مقدار دینامیت	مقدار آنفو	متراژ متوسط چالها	تعداد چال	S	B
1	0.109589	-0.08609	0.407407	0.5	-0.5
0.176471	-0.64384	-0.19205	0.148148	-1	-1
0.294118	-0.52055	-0.45695	0.037037	0.5	-0.5
0.529412	0.712329	0.178808	-0.18519	0.5	-0.5
0.647059	-0.31507	-0.09934	-0.18519	0.5	-0.5
-0.17647	-0.60274	-0.98675	0.333333	0	-0.5
0.411765	-0.76712	-0.60265	0.148148	0.5	-0.5
0.176471	-0.13699	-0.03311	-0.11111	0.5	-0.5
-0.29412	0.09589	-0.01987	-0.11111	0.5	-0.5
-0.05882	0.342466	-0.07285	0.37037	0.5	-0.5
-0.88235	-0.50685	0.337748	-0.77778	1	0
-0.64706	-0.64384	-0.4702	-0.2963	0.5	-0.5
-0.05882	0.30137	-0.04636	0.259259	0.5	-0.5

جدول۱- اطلاعات مورد استفاده در تست شبکه

اما بعد از انجام عملیات شبیه سازی با استفاده از شبکه عصبی و نرم افزار مطلب معلوم شد که خطای تست شبکه برابر ۱۶ e -۵,۳۲۸۰۲ و ضریب همبستگی آن برابر ۱- e ۹,۹۹۹۹۹ محاسبه شد که بسیار دقت بالایي را نوید بخش است.

نتایج حاصل شده از شبیه سازی داده های تست شده بصورت نرمالیزه در جدول(۲)دیده می شود.

جدول۲- اندازه سنگ تولید شده در هر سیکل آتشباری بصورت نرمال شده در داده های تست

DATA 1	0.892901616
DATA 2	0.280199252
DATA 3	0.815691158
DATA 4	-0.855541718
DATA 5	-0.300124533
DATA 6	0.454545454
DATA 7	-0.479452054
DATA 8	-0.412204234
DATA 9	-0.808219178
DATA 10	0.227895392
DATA 11	-1
DATA 12	0.354919053
DATA 13	1

با استفاده از نرم افزار می توان اطن نتایج را به صورت اعداد مورد استفاده در معدن تبدیل کرد.(جدول۳)

جدول۳- اندازه سنگ بدست آمده از تست شبکه بر حسب میلی متر

داده های تست شبکه	اندازه سنگ تولید شده بطور نسبی بر حسب میلی متر
DATA 1	901
DATA 2	655
DATA 3	870
DATA 4	199
DATA 5	422
DATA 6	725
DATA 7	350
DATA 8	377
DATA 9	218
DATA 10	451
DATA 11	141
DATA 12	400
DATA 13	944

۵- نتایج

۱- با استفاده از شبکه عصبی می توان اندازه سنگهای تولید شده از آتشباری در یک معدن را بصورت دقیق بدست آورد.

۲- بدست آورن رابطه ای ریاضی برای پارامترهای مختلف موثر در آتشباری و یک هدف خاص با استفاده از روشهای دستی و تجربی غیر ممکن است و تنها با استفاده از شبکه عصبی میتوان این عمل را انجام داد.

۳- از نتایج حاصل از شبکه عصبی معلوم شد که اندازه سنگهای تولید شده در این معدن وابستگی بسیار بالایی به نوع سنگ منطقه(مقاومت فشاری؛درزه هاو...) و میزان درزه و شکاف و گسله های موجود در معدن دارد که متاسفانه نسبت به این مساله کاملا بی توجهی شده است.

٦-پیشنهادات

۱- در خاتمه پیشنهاداتی در قالب اقدامات احتیاطی جهت کاهش تاثیر پیامدهای نامطلوب ناشی از عملیات انفجار بخصوص پرتاب سنگ بشرح زیر ارائه می شود:

۲- حفر صحیح چال های انفجاری از نظر شیب,امتداد و تناسب ضخامت بار سنگ و میزان گل گذاری

۳- لق گیری و پاکسازی اطراف دهانه چال و دیواره جبهه های آزاد از سنگ های سست قبل از شروع عملیات چالزنی

۴- استفاده از مدارهای صحیح و زمانبندی مناسب برای عملیات آتشکاری

۵- صرفنظر نمودن از خرج گذاری چالی که شرایط نامناسب دارد

۶- استفاده از رله های تاخیری در بین ردیفهای متوالی

۷- قرار دادن چاشنی یا پرایمر در ته چال و در نتیجه شروع انفجار

۸- رعایت نمودن تمامی قوانین ایمنی انفجار و خارج کردن افراد متفرقه از نقاط خطرناک[۳]

۷- مراجع

[۱] منهاج،محمد باقر،هوش محاسباتی(جلد اول)،مبانی شبکه های عصبی مصنوعی؛دانشگاه صنعتی امیر کبیر،(۱۳۸۱)

[۲] آربیل و تی جکسون , ترجمه محمود البرزی ,آشنایی با شبکه های عصبی ,موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف,(۱۳۸۰)

[۳] رحیمی،بهروز؛کریمی نسب،سعید؛بکار گیری روش شبکه عصبی در پیش بینی خواص مقاومتی سنگ در معدن گل گهر،کنفرانس مهندسی معدن.

[4]Mattew.,1991.*"Neural Network in Artificial Intellhgence"*.Ellis Horwood Limited.