Archive of SID

نشریه علمی-پژوهشی "مهندسی معدن"
Iranian Journal of Mining Engineering (IRJME)

دوره اول، شماره ۱، سال ۱۳۸۵، صفحه ۴۹ تا ۵۵
Vol. 1, No. 1, 2006, pp. 49-55

تعیین خرج ویژه بهینه در عملیات آتشکاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

محسن صائمی[۱] و سید امید گیلانی[۲]

۱ - دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، ۰۹۱۲۴۵۴۴۵۴۱
۲- دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس, ۰۹۱۴۳۴۸۶۵۲۷

(دریافت ۲ اردیبهشت ۱۳۸۵ ، پذیرش ۵ آذر ۱۳۸۵)

چکیده

هدف اصلی در این مطالعه، بررسی کاربرد شبکه عصبی در تخمین خرج ویژه بهینه بر اساس یک سری ازمشاهدات و محاسبات عددی می‌باشد. پارامترهای ورودی مورد نیاز جهت مدلسازی، شامل ۱۲ ویژگی زمین‌شناسی و ژئومکانیکی می‌باشد. اطلاعات مورد نیاز برای این تحقیق از تونل سرریز سد کوثر جمع آوری شده است. شبکه عصبی طراحی شده در این مطالعه توسط داده‌های آموزشی و آزمایشی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که مدل عصبی بهینه به خوبی قادر به تخمین مقادیر خرج ویژه در تمام قسمت‌های تونل مورد مطالعه بوده و شبکه عصبی قادر به درک روابط موجود بین خرج ویژه و پارامترهای ورودی آن می‌باشد. علاوه بر این در این تحقیق، رابطه بین خرج ویژه و پارامترهای ورودی با سه روش آنالیز حساسیت یعنی آنالیزهای تاثیر مقاومت نسبی، روش میدان کسینوسی و طراحی فاکتوریل شکست مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته است. در این آنالیزها نه تنها عوامل تاثیرگذار بر میزان خرج ویژه مشخص می‌شود، بلکه تعاملات صورت گرفته بین آنها نیز به خوبی قابل پیش‌بینی است.

کلمات کلیدی

سیستم شبکه‌های عصبی، خرج ویژه بهینه، آنالیز حساسیت، تاثیر مقاومت نسبی، روش میدان کسینوسی، طراحی فاکتوریل شکست.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

سد کوثر در فاصله ۴۲ کیلومتری شهرستان بهبهان بر روی رودخانه خیرآباد و در محل تنگ دوک در جنوب ایران و در مرز چهار استان خوزستان، کهکیلویه و بویراحمد، بوشهر و فارس واقع شده است. در تونل سرریز سد کوثر، پرتال‌های ورودی و خروجی تونل از نواحی سنگ های هوازده آهکی عبور می‌کند.

طراحی آرایش انفجار، امکان اندازه‌گیری کارایی انفجار و صدمات وارده به دیواره تونل بر اثر انفجار را ایجاد می نماید. در فرآیند ساخت این تونل از تجارب مهندسین انفجار در عملیات آتشکاری استفاده شده است. مقدار مناسب و بهینه خرج ویژه یکی از مهم‌ترین عوامل موثر در افزایش بازدهی عملیات و پایداری بیشتر دیواره‌های تونل است که معمولا بر اساس شرایط مختلف زمین‌شناسی تغییر می‌یابد.

خرج ویژه به صورت وزن مواد منفجره به‌کار برده شده (Kg) نسبت به حجم سنگ شکسته شده (متر مکعب) تعریف می‌شود. روش‌های مختلفی در تعیین خرج ویژه در تونل‌کاری بکار برده می‌شود. طبق فرمول ashby چگالی مواد خرد شده و مقاومت توده سنگ تاثیر زیادی روی کارآیی انفجار دارد [۱۰].

Lilly در سال ۱۹۸۶ پیشنهاد داد که از اندیس قابلیت انفجار سنگ[1] برای تعیین خرج ویژه استفاده شود. این خصوصیات ژئومکانیکی توده سنگ ارتباط مستقیمی با فاصله دسته درزه‌ها، امتداد درزه‌ها، وزن مخصوص و سختی آنها دارد [۶].

آقای چارکابوری در سال ۱۹۹۷ [۳] رابطه‌ای را جهت تخمین مقدار خرج ویژه ارائه داد که بر اساس مقاومت فشاری تک محوره، اندیس توده سنگ بارتون (Q)، ضخامت سازندها و تشکیلات زمین‌شناسی و تاثیری که به‌واسطه کنتاکت سطوح به‌وجود می‌آید توجیه می‌شد.

بررسی‌های انجام شده در طی سال‌های اخیر، نشان می‌دهد که مطالعات سیستماتیکی که شرایط زمین‌شناسی را به منظور تخمین خرج ویژه بهینه با یکدیگر ترکیب کند، اندک است. لذا شناخت پارامترها و شرایط زمین‌شناسی که باید در تونل‌سازی مورد توجه قرار گیرد و نیز میزان تاثیر آنها بر میزان خرج ویژه امری اجتناب ناپذیر است.

اخیراً، شبکه‌های عصبی[2] در بسیاری از موضوعات مکانیک سنگی و مهندسی سنگ به‌خصوص مواردی چون به‌دست آوردن مدل شکست در تونل‌ها به‌وسیله لی و استرلینگ(۱۹۹۲) [۷] و انفجار در تونل‌سازی توسط لئو(۱۹۹۸) [۸] و نگهداری تونل‌ها توسط لئو (۲۰۰۱) [۶]، بکار برده شده است.

در این تحقیق امکان کاربرد شبکه‌های عصبی در تخمین مقدار خرج ویژه در انفجار سنگ مورد مطالعه قرار گرفته است. خطاهای موجود در میان داده‌های ورودی و خروجی، با جمع‌آوری مستقیم اطلاعات از ساختار زمین‌شناسی تونل به حداقل ممکن رسید. علاوه بر این پارامترهای تاثیرگذار بر مقدار خرج ویژه، با اتخاذ سه آنالیز مختلف حساسیت شامل تاثیر مقاومت نسبی[3]، روش میدان کسینوسی[4] و طراحی فاکتوریل بخشی[5] بررسی می‌شوند.

۲- طراحی و آموزش شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از شبکه عصبی بیولوژیکی به‌وجود آمده‌اند. کارکرد این شبکه شبیه عملکرد مغز انسان می‌باشد و یکی از خصوصیات جالب آنها این است که توانایی یادگیری دارند، البته باید توجه داشت که یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی محدود می‌باشد وآنچه در عمل مورد توجه قرار می‌گیرد توانایی محاسباتی این شبکه‌ها می‌باشد. یک شبکه شامل واحدهایی بنام سلول عصبی یا نرون می‌باشد و این قابلیت را دارد که با بکار بردن یک دسته داده ورودی بتواند یک دسته داده خروجی دلخواه را تولید نماید [۹].

اطلاعات مورد نیاز برای ایجاد مدل شبکه عصبی مستقیماً از ساختار تونل مورد مطالعه جمع آوری شده است. جنس سنگهای اصلی از آهک هوازده بوده و آرایش چال‌های انفجار به صورت V شکل می‌باشد (شکل ۱).

از آنجایی‌که اطلاعات موجود در این مطالعه, تنها از یک تونل برداشت شده است، لذا موقعیت چال‌ها و آرایش انفجار ثابت بوده و نمی‌توان از مختصات و وضعیت هندسی چال‌ها به عنوان متغییر ورودی در شبیه‌سازی استفاده کرد.

انتخاب پارامترهای ورودی _ خروجی بکار گرفته شده جهت مدل‌سازی، مبتنی بر تحقیقات انجام شده‌ای است که در مراجع [۱۰] و[۶] به آنها اشاره شده است. مقادیر ورودی موردنظر, تا حدودی بر اساس روش پیشنهادی ISRM تصحیح شده است. برای آموزش مدل شبکه عصبی (NN)، ۸۰ جفت داده برای تخمین خرج ویژه بهینه مورد استفاده قرار گرفت.

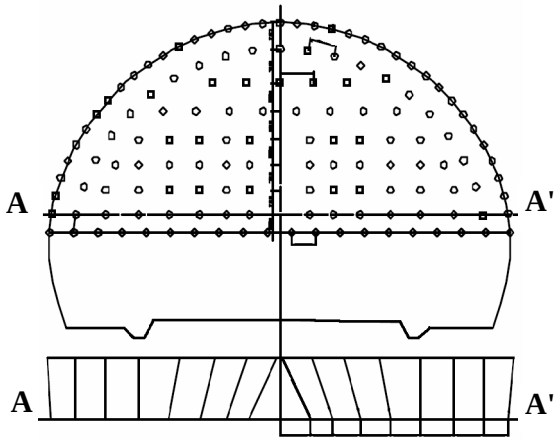
به منظور کاهش فرآیند پیچیده محاسباتی شبکه و افزایش سرعت یادگیری، داده‌های مورد نیاز جهت مدل‌سازی نرمال شده و در بازه‌ای بین [۱و۱-] قرار می‌گیرند. برای این کار از

www.SID.ir

Archive of SID

تابع نرمال سازی زیر استفاده شده است [۱۱]:

$$X_{new} = 0/1 + 0/8\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \qquad (۱)$$



شکل۱- آرایش چال‌ها که مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۱- توصیف ورودی ها و خروجی‌های شبکه عصبی.

نوع پارامتر	نوع متغیر
ورودی	X_1. جهت شیب دسته درزه های اصلی
ورودی	X_2. شیب دسته درزه‌های اصلی
ورودی	X_3. فاصله داری دسته درزه‌های اصلی
ورودی	X_4. جداشدگی دسته درزه‌های اصلی
ورودی	X_5. امتداد یافتگی دسته درزه‌های اصلی
ورودی	X_6. جهت شیب دسته درزه‌های ثانویه
ورودی	X_7. شیب دسته درزه‌های ثانویه
ورودی	X_8. فاصله‌داری دسته درزه‌های ثانویه
ورودی	X_9. جداشدگی دسته درزه‌های ثانویه
ورودی	X_{10}. امتداد یافتگی دسته درزه‌های ثانویه
ورودی	X_{11}. مقاومت سنگ
ورودی	X_{12}. RMR
خروجی	خرج ویژه

X_{new} : متغیرهای نرمال شده در بازه [۱و۱-].

X : ارزش اصلی $X_{\max}$ ، $X_{\min}$.

$X_{\max}$: بیشترین ارزش داده‌ها.

$X_{\min}$: کمترین ارزش داده‌ها.

معمول‌ترین الگوریتم یادگیری برای کاهش خطا، روش توزیع معکوس خطا است که در ۹۵٪ کاربردهای امروزی شبکه عصبی، روش مورد استفاده به همراه توپولوژی جلورونده است.

در این روش، پس از محاسبه خطا، وزن‌های سیناپسی از آخرین لایه به سوی نخستین لایه، به‌تدریج طوری تغییر می‌کنند که خطای محاسباتی کاهش یابد. در واقع Back propagation، سرشکن کردن خطا بر روی سلول‌های یک لایه و نیز لایه‌های بعدی است.

عموماً شبکه‌های عصبی بر اساس نوع الگوریتم آموزشی، توپولوژی شبکه، داده‌های مورد نیاز جهت مدل‌سازی و ... طبقه‌بندی می‌شوند. در این تحقیق، از الگوریتم پس انتشار[۶] خطا، به عنوان الگوریتم یادگیری شبکه، و از تابع فعال‌سازی زیگموئیدی[۷] به عنوان تابع محرک نرون‌های لایه میانی، در مدل پرسپترون چند لایه استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی، با توجه به تعداد واحدهای پردازشگر یا نرون‌ها در لایه میانی، تعداد لایه‌های میانی، ضرایب یادگیری شامل نرخ آموزش و ضریب مومنتوم، دارای قابلیت پیش‌گویی و کارآیی‌های مختلفی هستند. در طی دوره آموزش شبکه عصبی، این پارامترها مرتبا به روش آزمون و خطا تغییر می‌کنند. این کار تا جایی‌که شبکه بهینه جهت پیش‌بینی مناسب خرج ویژه به‌دست آید، ادامه می‌یابد.

در این مطالعه از ضریب ریشه میانگین مجذور خطاها[۸]، به عنوان معیار سنجش کارایی شبکه بهینه استفاده شده است. این ضریب با توجه به فرمول زیر محاسبه می‌گردد [۶].

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (O_i - T_i)^2 / N} \qquad (۲)$$

T_i: خروجی هدف

O_i: خروجی تخمین زده با شبکه عصبی

N : تعداد جفت‌های ورودی- خروجی

توپولوژی و ساختار شبکه عصبی، نقش موثری در میزان تغییرات نرخ یادگیری و سرعت آموزش شبکه دارد. از اینرو تعیین بهینه تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های موجود در لایه مخفی، جزء مهم‌ترین پارامترهای طراحی شبکه به شمار می‌روند. افزایش نرون‌ها و تعداد لایه‌ها موجب پیچیدگی شبکه و در نتیجه افزایش زمان یادگیری و کاهش کارایی آن می‌گردد. از طرفی با کاهش تعداد نرون‌ها در لایه مخفی (کمتر از مقدار بهینه)، خطای ایجاد شده روندی صعودی داشته و شبکه مورد نظر واگرا می‌گردد [۱۱].

در این مرحله، بعد از انجام آزمایش‌های متعدد و به منظور طراحی شبکه عصبی بهینه، پارامترهای آموزشی برای نرخ یادگیری ۰/۶۵، و برای ضریب مومنتوم ۰/۵ به‌دست آمد.

www.SID.ir

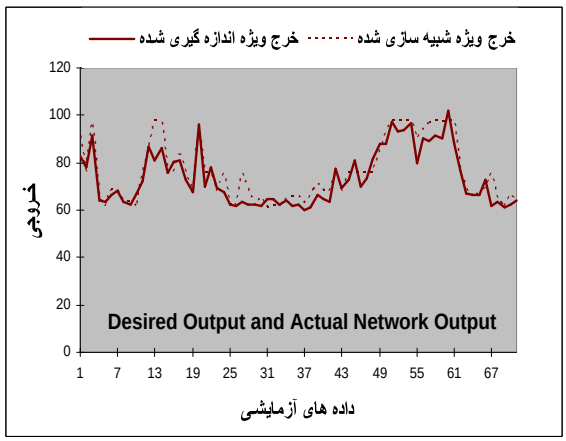
Archive of SID

همچنین بهترین توپولوژی جهت پیش بینی خرج ویژه با روش آزمون و خطا، شبکه سه لایه با ۸ نرون مخفی در لایه میانی آن به‌دست آمد. به عبارت دیگر شبکه عصبی نهایی دارای ساختار ۱-۸-۱۲ می‌باشد.

۳- ارزیابی مدل شبکه عصبی

توانایی پیشگویی و قدرت تعمیم‌پذیری شبکه عصبی آموزش دیده، با استفاده از داده‌هایی ارزیابی می‌شود که در فرآیند یادگیری شرکت نداشته‌اند. این داده‌های جدید که از نوع داده‌های آموزشی هستند، اصطلاحا داده‌های آزمایشی نام دارند.

در شکل ۲، خط پررنگ داده‌های واقعی اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد که به خوبی با خرج ویژه پیش‌بینی شده (خط کمرنگ) انطباق دارد. محور افقی بیانگر جفت داده‌های آموزشی واقعی و به‌دست آمده از شبکه درنقاط مختلف تونل مذکور است که به‌صورت اتفاقی انتخاب شده‌اند.



شکل۲: توزیع یک بعدی داده‌های واقعی آزمایشی و داده‌های پیش‌بینی شده.

انطباق نسبی منحنی‌های خرج ویژه واقعی و به‌دست آمده توسط شبکه با یکدیگر، نشان می‌دهد که شبکه مورد نظر به‌خوبی قادر است تا روند تغییرات مقادیر خرج ویژه را در سایر نقاط تونل مورد مطالعه پیش‌بینی نماید. به عبارت دیگر شبکه به تعمیم یافتگی نسبتا خوبی رسیده است.

در جدول ۲ میانگین مربعات خطای (MSE)، میانگین خطای مطلق (MAE)، حداقل خطای مطلق، ضریب همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده و حداکثر خطای مطلق به‌دست آمده از داده‌های تست ارائه شده است.

جدول۲: کارایی شبکه عصبی نسبت به داده‌های تست.

معیارهای سنجش کارایی شبکه آموزش دیده	خطا
MSE (میانگین مربعات خطا)	۰/۰۰۰۵۴۸
RMSE (ریشه میانگین مربعات خطا)	۰/۰۰۰۰۲۴۶
MAE (میانگین خطای مطلق)	۰/۰۰۵۸
خطای نسبی	٪۱/۳۳
R (ضریب همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده)	۰/۹۶۷

در واقع شاخص‌های استفاده شده در جدول فوق به منظور ارزیابی کارایی شبکه آموزش دیده و بررسی میزان تعمیم یافتگی آن در سایر نقاط میدان مورد مطالعه می‌باشد.

مقادیر خرج ویژه تخمین زده شده دارای میانگین خطای مطلق ۰/۰۰۵۸ Kg/m^3 و خطای نسبی ٪۱/۳۳ نسبت به مقدار اندازه‌گیری شده می‌باشد. خطای مطلق E_a وخطای نسبی E_r به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$E_a = |T_i - O_I| \qquad (۳)$$

$$E_r = |T_i - O_i| / T_i \qquad (٤)$$

علیرغم طراحی بهینه و موفق شبکه عصبی مذکور، حجم گسترده فضای ورودی منجر به پیچیدگی محاسبات و در نتیجه افزایش سرعت یادگیری شده است. از طرفی نقش سازنده یا مخرب داده‌های ورودی بکار گرفته شده جهت مدل‌سازی بر روی خروجی شبکه مشخص نیست. بر همین اساس، اعمال تغییراتی در پارامترهای زمین‌شناسی به منظور افزایش سرعت یادگیری و کارایی شبکه عصبی، همچنین کاهش میزان خطا ضروری می‌باشد. برای این کار می‌توان با انجام یکسری از آنالیزهای حساسیت، میزان حساسیت داده‌های ورودی را نسبت به تغییرپذیری خروجی مورد نظر سنجید.

۴- آنالیزهای حساسیت

میزان حساسیت روابط موجود بین خرج ویژه و پارامترهای ورودی از طریق سه آنالیز حساسیت تاثیر قدرت نسبی (RSE)، روش میدان کسینوسی (CAM) و طراحی فاکتوریل شکست(FFD) ارزیابی شده است.

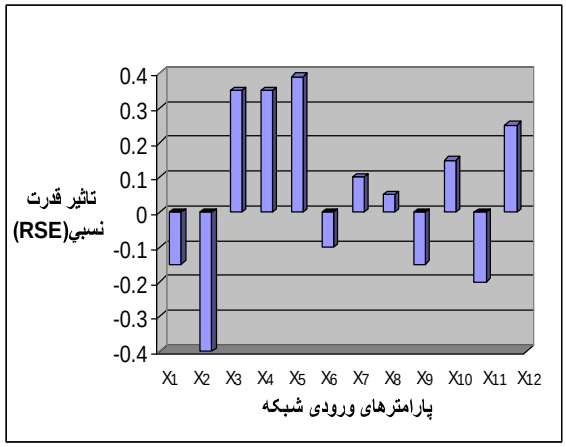
www.SID.ir

Archive of SID

۴-۱- آنالیز تاثیر قدرت نسبی

آنالیز تاثیر قدرت نسبی(RSE)، میزان تاثیر متغیرهای ورودی بر میزان هر یک از خروجی‌ها را نشان می‌دهد. مقادیر بالای RSE، تاثیر بیشتری بر روی خروجی دارد و میزان RSE, ارتباط ورودی ها با خروجی‌ها را نشان می‌دهد. علامت RSE نشان می‌دهد که آیا متغیر ورودی ار تباط مستقیم (علامت مثبت) یا تاثیر معکوس (علامت منفی) بر روی خروجی مورد نظر دارد. RSE صفر نیز موید عدم وجود هرگونه همبستگی بین متغیرهای ورودی و خروجی شبکه می‌باشد [۱۲].

شکل ۳، ارزش متوسط RSE برای هر یک از پارامترهای ورودی مورد استفاده برای تخمین خرج ویژه را نشان می‌دهد. در این شکل خط طولی کشیده شده روی هر ستون، نشان دهنده واریانس RSE می‌باشد.



شکل ۳: ارزش متوسط RSE هر یک از پارامترهای ورودی برای جفت داده‌های آموزشی.

بنابراین در این مطالعه، پارامترهایی ورودی که به ترتیب دارای بیشترین ارتباط نسبت به خرج ویژه به صورت زیر می‌باشند:

- فاصله(X_3)، تداوم (X_5)، شیب(X_2) مربوط دسته درزه‌های اصلی و جدایی دسته درزه‌های اصلی (X_4).
- تداوم دسته درزه‌های ثانویه(X_{10}) و مقاومت تک محوره سنگ(X_{11}).
- RMR (X_{12}) و جهت شیب دسته درزه‌های اصلی(X_1).
- جهت شیب (X_6) و جدایی دسته درزه‌های ثانویه(X_9).
- شیب دسته درزه‌های ثانویه(X_7) و فاصله دسته درزه‌های ثانویه(X_8).

آنالیزها نشان می‌دهند که نقش دسته درزه‌های اصلی در تخمین خرج ویژه بسیار مهم‌تر از نقش دسته درزه‌های ثانویه می‌باشد و مقاومت سنگ نیز در تعیین خرج ویژه، پارامتر تعیین کننده‌ای می‌باشد.

۴-۲- روش میدان کسینوسی (CAM)

در این بخش شدت رابطه بین خرج ویژه و پارامترهای ورودی با روش میدان کسینوسی مورد بررسی قرار می‌گیرد. CAM نسبت‌های موجود بین پارامترهای مورد مطالعه را نشان می‌دهد. برای استفاده از این روش، می‌بایست تمامی جفت داده‌ها را به صورت آرایه ستونی X نشان داد.

$$X = \{X_1, X_2, X_3, ... X_n\} \quad (۵)$$

هر یک از مولفه های Xi در آرایه X، برداری به طول m است که بصورت زیر نشان داده می‌شود:

$$X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, ..., x_{im}\}_1 \quad (۶)$$

بنابراین هر یک از جفت داده‌ها به صورت یک نقطه در فضای m بعدی تلقی می‌گردد، یعنی هر نقطه برای توصیف کامل نیاز به مختصات m بعدی دارد. هریک از مولفه های r_{ij}، مقایسه‌ای دو به دو بین جفت داده‌ها را ایجاد می‌کند.

شدت رابطه بین x_i و x_j با تابع عضویت زیر نشان داده می‌شود:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^{m} x_{ik} x_{jk} / \sqrt{\sum_{k=1}^{m} x_{ik}^2 \sum_{k=1}^{m} x_{jk}^2} \quad (۷)$$

با توجه به رابطه ۷ معلوم می‌شود که این روش از ضرب نقطه‌ای بردارها به روش میدان کسینوسی استفاده می‌کند. زمانی‌که دو بردار از بردارهای ورودی هم راستا باشند، ضرب نقطه‌ای آنها یک و اگر بر هم عمود باشند، ضرب نقطه‌ای آنها صفر است.

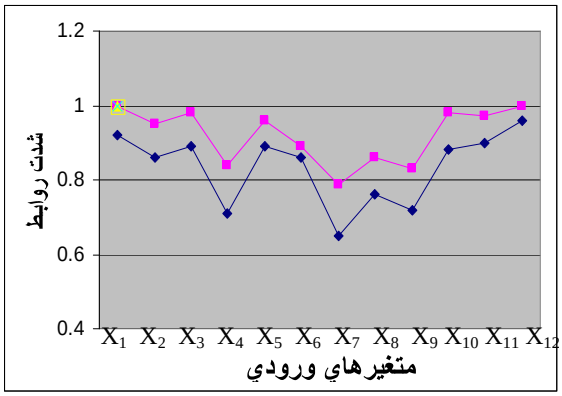
در حقیقت برای ایجاد رابطه بین خرج ویژه و پارامترهای ورودی، ماتریس‌هایی با ابعاد [۲۵*۱] به‌دست می آید. این ماتریس که به تعداد ورودی‌های مساله هستند، در روابط ۵ تا ۷ قرار گرفته و شدت روابط (مقادیر r_{ij}) به‌دست می‌آید (شکل ۴). در شکل ۴، دوایر توپر نتایج حاصله از آزمایش داده‌های اصلی و مثلث‌های توپر نتایج حاصله از داده‌های نرمال شده هستند که تمام موارد از رابطه ۱ به‌دست آمده‌اند.

اگر چه این مقادیر از نظر عددی با هم تفاوت دارند، اما هر دو نمودار روند یکسانی را دنبال می‌کنند.

www.SID.ir

Archive of SID

با توجه به شکل ۴، مشخص می‌شود که مقاومت تک محوره سنگ و RMR مهم‌ترین پارامترهای تاثیرگذار بر تخمین خرج ویژه می‌باشند. علاوه بر این تاثیر خصوصیات دسته درزه‌های اصلی بیشتر از دسته درزه‌های ثانویه می‌باشد که در آنالیز قبلی نیز همین نتیجه به‌دست آمد.



شکل ۴: شدت رابطه بین خرج ویژه و هر یک از پارامترهای ورودی.

۴-۳- طراحی فاکتوریل شکست (FFD)

بسیاری از آزمایش‌ها شامل مطالعه تاثیرات دو یا چند پارامتر بر نتایج می‌باشد. معمولاً فاکتوریل شکست یکی از رایج‌ترین انواع این آنالیزها است. تاثیر یک فاکتور به‌وسیله عکس‌العملی که در تراز فاکتور مربوطه ایجاد می‌شود، تعیین می‌گردد.

در انجام برخی از آنالیزها می‌توان دریافت که اختلاف در عکس‌العمل ترازهای یک فاکتوریل با ترازهای بقیه فاکتورها یکسان نیست در این صورت یک تعاملی بین فاکتورها به‌وجود می‌آید[۶].

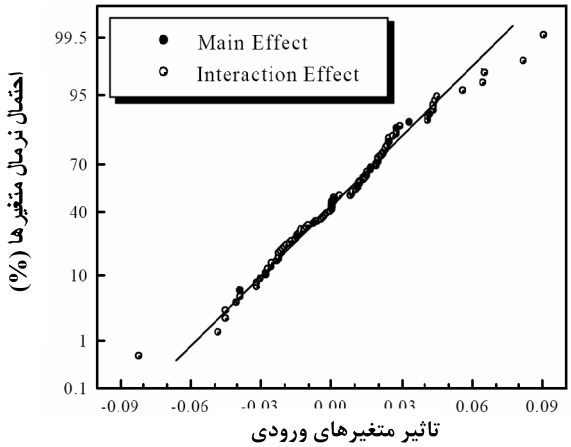
در این مرحله، تاثیر متقابل و اصلی بین خرج ویژه و ۱۲ پارامتر ورودی با مدل شکست مورد ارزیابی قرار گرفت. آزمایش‌های زیادی (۴۰۹۶ = 2^{12}) معمولاً برای تعیین تاثیر هر یک از جفت داده‌های آموزشی بر روی خروجی مورد نیاز است. با فرض اینکه بتوان از تعاملات به‌وجود آمده میان متغیرها[۹] صرف‌نظر کرد، آنالیزهای اصلی را می‌توان صرفا با در نظر گرفتن تاثیرات اصلی[۱۰] انجام داد. بنابراین در این تحقیق به اندازه 2^{k-p}، FFD انتخاب شده است. به عبارت دیگر[۸-۱۲] ۲ آنالیز برای انجام این آزمایش مورد نیاز است.

آنالیزهای فوق، هنگامی که ارزش فاکتور ۱ است با نسبت ۱۰٪ ارزش اصلی افزایش و هنگامی که ارزش فاکتور ۱- است، با نسبت ۱۰٪ ارزش اصلی کاهش می‌یابد. بنابراین اگر جهت شیب αT_1 و زاویه شیب βT_1 بیشتر از حد نهایی خود باشند در این حالت $\alpha T_2 / \beta T_2$ به‌صورت زیر تعیین می‌شود[۶]:

$$if \alpha_{T1} 360^{\circ}, then \alpha_{T2} = \alpha_{T1} - 360^{\circ}$$
$$if \beta_{T1} 90^{\circ}, then \beta_{T2} = 180^{\circ} - \beta_{T1} \qquad (۸)$$

$$and \begin{cases} \alpha_{T2} = \alpha_{T1} + 180^{\circ} (\alpha_{T1} < 180^{\circ}) \\ \alpha_{T2} = \alpha_{T1} - 180^{\circ} (\alpha_{T1} \geq 180^{\circ}) \end{cases} \qquad (۹)$$

احتمال نرمال نمودار تاثیر فاکتوریل به‌دست آمده از ۲ FFD[۸-۱۲] در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵: نمودار احتمال تخمین‌ها.

در این آنالیز تنها پارامترهایی که تاثیر بیشتری نسبت به پارامترهای دیگر دارند عبارتند از: X_4X_6 ، X_4X_9 ، X_6X_{11} ، X_2X_8، X_4X_7 (۱۲ تاثیر اصلی و ۶۸ تاثیر متقابل).

با توجه به اینکه تاثیرات اصلی بسیار کوچکتر از تاثیرات متقابل می‌باشند، به‌راحتی می‌توان دریافت که نتیجه تاثیرات، بسیار مهم‌تر از خود پارامترها می‌باشد. اگر این تاثیرات متقابل در نظر گرفته نشوند، مقاومت سنگ (X_{11}) و خصوصیات دسته درزه‌های اصلی نسبت به بقیه پارامترها تاثیر بیشتری روی خرج ویژه دارند.

با توجه به آنالیزهای انجام گرفته، نتیجه می‌شود که خصوصیات مربوط به دسته درزه‌های اصلی (X_5, X_3, X_2) و مقاومت (X_{11}) تاثیر بیشتری روی خرج ویژه دارد.

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، شرایط و پارامترهای زمین‌شناسی مستقیماً ازمحل احداث تونل سر ریز سد کوثر اندازه‌گیری شده و بعد از

www.SID.ir

Archive of SID

نرمال شدن، به‌منظور به‌دست آوردن خرج ویژه بهینه توسط شبکه عصبی مدل‌سازی شدند. هدف اصلی محققین از انجام این تحقیق، تعیین خرج ویژه بهینه جهت کاهش هزینه‌ها و افزایش راندمان انفجار با استفاده از سیستم‌های هوشمند عصبی می‌باشد.

پارامترهای موثر در تعیین خرج ویژه برای تونل‌سازی به روش آتشکاری، توسط سه آنالیز حساسیت تاثیر مقاومت نسبی، روش میدان کسینوسی و طراحی فاکتوریل شکست ارزیابی شدند که نتایج حاصل از آن به صورت زیر می‌باشد:

اولاً، مدل شبکه عصبی ساخته شده برای تخمین خرج ویژه نشان داد که RMSE یا اختلاف موجود میان خروجی تخمین زده شده به اندازه ۰/۰۰۰۰۲۴۶ Kg/cm^3 با مقدار اندازه‌گیری شده تفاوت دارد. بنابراین میزان خطای محاسباتی تقریبا نزدیک به صفر بوده و نشان می‌دهد، شبکه آموزش دیده به همگرایی مطلوب رسیده است. از طرفی ضریب همبستگی بالای داده‌های آزمایشی (۰/۹۷) و داده‌های شبیه‌سازی شده حاکی از آن است که شبکه عصبی مورد نظر، هنگامی که با شرایط مختلف زمین‌شناسی مواجه می‌شود دارای قابلیت پیش‌بینی رضایت بخشی می‌باشد.

ثانیاً، مقدارخرج ویژه مورد استفاده برای تونل‌سازی از بین مجموعه پارامترهای ورودی به‌کار گرفته شده، شدیداً تحت تاثیر خصوصیات دسته درزه‌های اصلی و مقاومت سنگ می‌باشد.

تحقیقات بیشتری مورد نیاز است، نشان دهد که آیا شبکه عصبی مذکور برای تونل‌های دیگر نیز مناسب است یا آیا پارامترهای زمین‌شناسی یا خصوصیات ژئومکانیکی دیگری برای افزایش کارایی شبکه عصبی وجود دارند؟

۶- مراجع

[1] Brown, E.T.; 1981; "Rock Characterization, Testing and Monitoring", ISRM Suggested method.UK:Pergamon Press Ltd.: pp. 3-52.

[2] Chakraborty, A.K.; Jethwa, J.L.; Paithankar, A.G.; 1994; "Effects of joint orientation and rock massquality on tunnel blasting", Eng Geol Vol. 37, pp.247-262.

[3] Chakraborty, A.K.; Jethaw, J.L.; Dhar, B.B.; 1997; "Predicting powder factor in mixed-face condition: development of a correlation based on investigations in a tunnel through basaltic flows", Eng Geol Vol. 47, pp. 31-41.

[4] Dean, A.; Voss, D.; 1999; "Design and analysis of experiments. New York: Springer-Verlag.

[5] Jing, L.; 2003; "A review of techniques, advances and outstanding issues in numerical modeling for rock mechanics and rock engineering", Int JRock Meck Min Sci, Vol. 40, No. 3, pp. 283-353.

[6] Jong, Y.H.; Lee, C.I.; 2004; "Influence of geological conditions on the powder factor for tunnel blasting", Int. J. Rock Mech. Min. Sci. Vol. 41, No. 3, pp. 2-12.

[7] Lee, C.; Sterling, R.; 1992; "Identifying probable failure modes for underground openings using a neural network", Int J Rock Mech Min Sci, Vol. 29, No. 1, pp. 49-67.

[8] Leu, S.S.; Lin, S.F.; Chen, C.K; Wang, S.W.; 1998; "Analysis of powder factors for tunnel blasting using neural networks", Int J of Blasting and Fragmentation, Vol.2, pp. 433-448.

[9] Mohaghegh, S.; Ameri, S.; Aminian, K.; 1996; "A methodological approach for reservoir heterogeneity characterization using artificial neural networks", J. Pet. Sci. Eng., Vol. 16, pp. 263– 274.

[10] Scott, A.; 1996; "Blastability' and Blast Design", Proc. of the 5th Intern. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, Montreal. pp. 27-36.

[11] Smith, M.; 1993; "Neural Networks for Statistical Modeling", New York: Van Nostrand Reinhold.

[12] Yang, Y.; Zhang, Q.; 1998; "The Application of Neural Networks to Rock Engineering System (RES)", Int J Rock Mech Min Sci, Vol. 35, No. 6, pp.727-745.

[1] - Rock Blastability Index
[2] - Neural Networks
[3] - Relative strength effect
[4] - Cosine amplitude method
[5] - Fractional factorial design
[6] - Backpropagation
[7] - Sigmoidal function
[8] - Root mean square of errors
[9] - Interaction Effect
[10] - Main Effect

www.SID.ir

Archive of SID

This document was created with Win2PDF available at http://www.daneprairie.com.
The unregistered version of Win2PDF is for evaluation or non-commercial use only.

www.SID.ir