

مقاله پژوهشی

پیش بینی مقدار Q با استفاده از رگرسیون چندمتغیره

محمدحسین تابان^۱، محمد حاجی عزیزی^{۲*}، رسول قبادیان^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه رازی کرمانشاه، hoseintab@yahoo.com

۲. دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه رازی کرمانشاه، mhzizi@razi.ac.ir

۳. دانشیار، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی کرمانشاه، r_ghobadian@razi.ac.ir

(دریافت: ۱۳۹۸/۰۵/۰۱ - پذیرش: ۱۴۰۰/۰۱/۱۶)

چکیده

استفاده گسترده از فضاهای زیرزمینی به عنوان شاخصی برای توسعه یافتگی در کشورهای مختلف است. یکی از روش‌هایی که برای طبقه بندی توده سنگ استفاده می‌شود، سیستم Q است. سیستم Q به پارامترهایی مانند نشانه کیفی سنگ، دسته درزه، زبری درزه، دگرسانی درزه، آب زیرزمینی و ضریب کاهش تنش وابسته است که همواره در دسترس نیستند. گاهی مواقع دسترسی به کلیه پارامترهای سیستم Q به دلیل زمان‌بر و هزینه‌بر بودن، امکان‌پذیر نیست. هدف از این مقاله به دست آوردن مقدار شاخص کیفیت سنگ در سیستم Q با استفاده از مهم‌ترین پارامترهای تاثیرگذار بر آن است. بدین جهت، با استفاده از روش تحلیل پیرسون و با نرم‌افزار SPSS، موثرترین پارامترها در سیستم Q شناسایی می‌شوند که در این راستا سه مدل برای تعیین Q انتخاب شد. مدل‌های اول و دوم دارای سه پارامتر ورودی و یک پارامتر خروجی و مدل سوم دارای چهار پارامتر ورودی و یک پارامتر خروجی است. سپس با استفاده از رگرسیون چند متغیره، رابطه‌ای برای پیش‌بینی مقدار Q با استفاده از موثرترین پارامترها پیشنهاد شده است. برای این منظور از ۱۴۰ داده تجربی استفاده شده و صحت نتایج بدست آمده به وسیله ۳۴ داده آزمون مورد بررسی قرار گرفته است. تعیین مقدار Q با استفاده از سه و یا چهار پارامتر به جای شش پارامتر که بیشترین تاثیرگذاری را دارند، نوآوری این مقاله است. Q در محدوده ۰/۰۰۱ تا ۲۵ ارزیابی شده است. مقایسه نتایج حاصل از رابطه پیشنهادی و مقادیر واقعی بدست آمده از اندازه‌گیری های صحرائی، نشان از تطابق خوب این نتایج با یکدیگر دارند. نتایج نشان می‌دهد که مدل دوم با ضریب همبستگی ۰/۸۱ برای داده‌های اولیه و ۰/۸ برای داده‌های آزمون و جذر میانگین مربعات خطای ۲/۶۸ برای داده‌های اولیه و ۲/۵۵ برای داده‌های آزمون بهترین عملکرد را دارد.

کلمات کلیدی

تونلسازی، طبقه‌بندی سیستم Q، رگرسیون چندمتغیره، شاخص کیفیت توده سنگ.

۱- مقدمه و هدف

الگوریتم SVR نتایج بهتری را نسبت به الگوریتم پس انتشار (MLP)^۲ بدست می‌دهد.

میرا و حسنی‌نیا [۹] برای پیش‌بینی آهنگ نفوذ در ماشین‌های تمام مقطع (TBM)^۳ از روش‌های رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی- فازی استفاده کردند. آن‌ها همچنین نتایج این دو روش را با یکدیگر مقایسه کردند. جلالی‌فر و همکاران [۱۰] مقدار RMR را به وسیله مدل رگرسیون چند متغیره و سیستم استنتاج فازی (FIS)^۴ پیش‌بینی کرده و نتایج آن‌ها را با یکدیگر مقایسه کردند. رحمتی و همکاران [۱۱] بر اساس طبقه‌بندی روش بزرگراه‌های ژاپن JH^۵ روش‌های سیستم Q و RMR را برای بهینه‌سازی سیستم نگهدارنده تونل توسعه دادند. روش طبقه‌بندی JH دارای مزایای ویژه‌ای برای مشخص کردن پارامترهای سیستم نگهدارنده تونل پس از انفجار است. آن‌ها بر اساس مطالعات پنج تونل عمیق و طویل در ایران دو رابطه، برای پیش‌بینی مقدار JH با استفاده از سیستم طبقه‌بندی Q و RMR بدست آوردند. این روابط روش جدیدی است که قادر است، سیستم نگهدارنده بدست آمده از سیستم Q و RMR را بهینه کند.

جانگ و توپال [۱۲] عملکرد روش رگرسیون چندمتغیره خطی و غیرخطی و همچنین شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارشکست بر پایه پارامترهای زمین‌شناسی را مورد مقایسه قرار داده و نشان دادند در این زمینه مدل شبکه عصبی نتایج دقیق‌تری نسبت به رگرسیون چندمتغیره بدست می‌دهد. لادریان و عباسپور [۱۳] برای داده‌های به دست آمده از ۱۴ مکان و ۸۰۰ ایستگاه در مناطق کوه‌رنگ و بهشت آباد رابطه‌ای با ضریب همبستگی ۰/۸۶۶ بین سیستم‌های طبقه‌بندی Q و RMR بدست آوردند که نشان‌دهنده ارتباط زیاد این دو سیستم طبقه‌بندی است.

ذوالفقاری و همکاران [۱۴]، اوزسان و همکاران [۱۵] و ساری و پاسامتوغلو [۱۶] از روش‌های تجربی طراحی تونل برای ارزیابی سیستم Q، در تونل‌های مترو و راه استفاده کردند. آن‌ها از نرم‌افزارهای المان مجزا و روش المان محدود برای یافتن تغییرات تغییر شکل اطراف تونل و بررسی اثر متقابل سیستم نگهدارنده پیشنهادی و ناحیه اطراف تونل استفاده کردند. نتایج آنان نشان داد که با نصب سیستم نگهدارنده پیشنهادی با روش‌های تجربی و تحلیل المان مجزا هیچ‌گونه ناپایداری در اطراف تونل ایجاد نمی‌شود.

امروزه استفاده از فضاهای زیرزمینی در کشورهای توسعه‌یافته و در حال توسعه رو به افزایش است. کمبود فضاهای سطحی، ایجاد نیروگاه‌های هسته‌ای، انبارهای مهمات، سلاح‌های جنگی و نظایر آن مواردی‌اند که استفاده از فضاهای زیرزمینی و طراحی تونل را اجتناب‌ناپذیر می‌کند [۱]. از گذشته تا به امروز سیستم‌های طبقه‌بندی مختلفی برای طراحی تونل پیشنهاد شده است. ترزاقی [۲] یک سیستم طبقه‌بندی برای شرایط مختلف سنگ ارایه داد که در تخمین بارهای وارده بر سیستم نگهدارنده تونل، مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این سیستم حدود بارهای ناشی از انواع سنگ که به تونل وارد می‌شود برای شرایط مختلف زمین مشخص شد. سیستم RSR [۳] که در سال ۱۹۷۲ توسط ویکهام و همکارانش ارایه شد، اولین سیستم کامل رده‌بندی پس از ترزاقی است. در این رده‌بندی سه پارامتر وضعیت زمین‌شناختی، نوع سنگ و وضعیت جریان آب زیرزمینی و درزه‌ها در نظر گرفته شده است. سیستم RMR [۴] که رده‌بندی ژئومکانیکی نامیده می‌شود، توسط بینیاوسکی ارایه شد. در این سیستم برای رده‌بندی سنگ‌ها از شش پارامتر مقاومت فشاری تک محوری سنگ بکر، شاخص کیفی سنگ، فاصله درزه‌ها، شرایط درزه‌ها، شرایط آب زیرزمینی و امتداد درزه‌ها استفاده می‌شود. در روش طبقه‌بندی توده سنگ در سیستم Q [۵] بر اساس ارزیابی پایداری تعداد زیادی از سازه‌های زیرزمینی که قبلاً حفاری و اجرا شده بودند، شاخصی برای تعیین کیفیت توده سنگ ارایه شد. این شاخص شامل پارامترهای RQD، امتیاز دسته درزه، امتیاز زبری درزه، امتیاز دگرسانی درزه، ضریب کاهش آب درزه و ضریب کاهش تنش است. شاخص توده سنگ RMI برای تعیین مقاومت توده سنگ توسط پالمستر [۶] ارایه شد که معرف مقاومت فشاری تک محوری توده سنگ از پارامترهای اندازه بلوک‌های مشخص شده با درزه‌ها، مقاومت مواد بلوک، مقاومت برشی سطوح بلوک و اندازه و انتهای درزه‌هاست. زاموس و سوفیانوس [۷] روش Q را برای پیش‌بینی حایل مورد نیاز تونل با استفاده از منطق فازی گسترش دادند. آن‌ها با استفاده از داده‌های گردآوری شده نشان دادند که روش فازی دقت بالایی در پیش‌بینی میزان حایل و سیستم نگهدارنده مورد نیاز تونل دارد.

لی و همکاران [۸] سیستم نگهدارنده تونل را به وسیله ماشین بردار پشتیبان (SVR)^۱ پیش‌بینی کردند و نشان دادند

2- Multi Layer Perceptron
3- Tunnel Boring Machine
4- Fuzzy Inference System
5- Japan Highway

1- Support Vector Regression

نیاز، به ویژه حایل مورد نیاز در حین حفاری تونل، از روش‌های تجربی استفاده می‌شود. مهم‌ترین این روش‌ها روش Q و روش RMR است. شاخص کیفیت توده سنگ Q برای ارزیابی طراحی تجربی تونل و نگهدارنده‌ها استفاده می‌شود. این شاخص دارای شش پارامتر است که در رابطه ۱ آمده است. کاربرد این شش پارامتر در مهندسی سنگ برای محاسبه مقدار Q و انتخاب ترکیب مناسب شاتکریت و بولت‌ها به عنوان سیستم نگهدارنده است. بدین صورت که با استفاده از شاخص Q و پارامتر دیگری به نام بعد معادل (De) می‌توان نیاز و یا عدم نیاز تونل و فضای زیرزمینی به نگهدارنده و میزان آن را برای پایدارسازی تونل بدست آورد.

$$Q = \frac{RQD J_r J_w}{J_n J_a SRF} \quad (1)$$

که در آن:

RQD شاخص کیفی سنگ؛

Jn امتیاز دسته درزه؛

Jr امتیاز زبری درزه؛

Ja امتیاز دگرسانی درزه؛

Jw ضریب کاهش آب درزه؛

SRF ضریب کاهش تنش.

اکثر تحقیقات انجام شده در این زمینه به بررسی همبستگی و روابط بین روش‌های طبقه‌بندی RMR و Q پرداخته اند، به طوری که محققان روابط متعددی را در حالات مختلف بین Q و RMR پیشنهاد داده‌اند. در این تحقیق به بررسی تاثیر مهم‌ترین پارامترها بر شاخص کیفیت توده سنگ (Q) و یافتن رابطه‌ای بر اساس پارامترهای تاثیرگذار پرداخته شده است.

۳- انتخاب داده‌های روش Q

داده‌های استفاده شده در این تحقیق از منابع معتبر جمع‌آوری شده‌اند [۲۰-۳۰]. تعداد داده‌ها برای تربیت مدل و آزمون ۱۷۴ مورد است که برای جلوگیری از زیاد شدن حجم مقاله از آوردن آن‌ها خودداری می‌شود. برای هر داده مقادیر Q, RQD, Jn, Jr, Ja, Jw و SRF تعیین شده است. در جدول ۱ محدوده این پارامترها در داده‌های مورد استفاده نشان داده شده است.

جدول ۱- حدود پارامترهای مورد مطالعه در نمونه‌های اندازه‌گیری شده.

| SRF | Jw | Ja | Jr | Jn | RQD | Q | |
|------|------|------|------|------|-------|-------|---------|
| ۱ | ۰.۵ | ۰.۷۵ | ۱ | ۳ | ۱۰ | ۰.۰۰۸ | کمترین |
| ۱۰ | ۱ | ۸ | ۳.۱ | ۲۰ | ۱۰۰ | ۲۵ | بیشترین |
| ۲.۱۵ | ۰.۹۵ | ۲.۲۶ | ۲.۳۹ | ۶.۶۶ | ۷۹.۴۵ | ۹.۸۴ | میانگین |

جلالی فر و همکاران [۱۷] با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی مقدار RMR را پیش‌بینی کردند. آن‌ها با استفاده از سه نوع شبکه عصبی-فازی نشان دادند که روش طبقه‌بندی کاهش (SCM)^۱ دارای قدرت و کارایی بیشتری برای پیش‌بینی مقدار RMR است.

چان و همکاران [۱۸] برای پیش‌بینی مدول تغییر شکل سنگ با استفاده از سیستم RMR از تحلیل رگرسیون چندجمله‌ای و رگرسیون مضاعف استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که نتایج بدست آمده از این دو روش با یکدیگر دارای قرابت زیادی است.

با توجه به ضریب اهمیت پارامترها و تاثیرگذاری آن‌ها بر مقدار Q، رابطه‌ای برای پیش‌بینی شاخص کیفیت توده سنگ پیشنهاد شده است که در اینجا پارامتر SRF نیز به دلایلی همچون عدم قطعیت و مشکل دستیابی به آن و همچنین ضریب تاثیر پایین در تحلیل پیرسون حذف شده است. روش N روشی است که توسط گوئل و همکاران در سال ۱۹۹۵ بر پایه عدد توده سنگ در شرایط تنش آزاد و بر اساس طبقه‌بندی Q ارایه شد. برای پیشگیری از اثر پارامترهای با قطعیت کمتر در شاخص Q، پارامتر SRF برابر با یک در نظر گرفته شد [۱۹]. با در نظر گرفتن عمق تونل برابر H، دهانه یا قطر تونل برابر B و عدد توده سنگ برابر N از بررسی ۹۹ مقطع تونل یک نمودار لگاریتمی بین N و $H*B^{0.1}$ برای تعیین وضعیت فشارندگی ارایه شد.

در پژوهش حاضر سعی شده است تا در سیستم Q پارامترهای با اثرگذاری کمتر یا پارامترهایی که در دسترس نیستند یا دسترسی به آن‌ها هزینه‌بر و یا مستلزم صرف زمان زیادی است، حذف شود و با استفاده از پارامترهایی که بیشترین تاثیر را بر شاخص کیفیت توده سنگ می‌گذارند، مقدار Q پیش‌بینی شود. در نتیجه چنین فرآیندی باعث کاهش هزینه‌ها و صرفه‌جویی در زمان می‌شود.

۲- سیستم طبقه‌بندی Q

برای تعیین حایل مورد نیاز یک تونل روش‌های مختلفی وجود دارد که شامل روش‌های تحلیلی، تجربی و عددی است. روش‌های تحلیلی کاربردشان محدود به چند شرط اولیه است. نخست آن که هندسه تونل دایره‌ای باشد و دوم اینکه توده سنگ و خاک به صورت یک محیط پیوسته فرض شود که این فرضیات در غالب موارد صادق نیست. روش‌های عددی نیازمند اطلاعات اولیه‌ای است که این اطلاعات معمولاً به سهولت قابل تعیین نیستند. بنابراین در اکثر موارد برای تعیین حایل مورد

1- Subtractive clustering method

۴- تحلیل آماری داده‌ها

ضریب همبستگی پیرسون برای یک نمونه آماری با n زوج داده (X_i, Y_i) به شکل رابطه ۳ تعریف می‌شود:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

۴-۲- مهمترین پارامترهای تاثیرگذار در سیستم Q

برای بدست آوردن وزن هر یک از شش پارامتر در سیستم Q از آنالیز همبستگی پیرسون استفاده شده است. نتایج آنالیز همبستگی پیرسون برای پارامترهای رابطه ۱ در جدول ۲ نشان داده شده است.

همانطور در جدول ۲ مشاهده می‌شود، وزن هر پارامتر نسبت با خود آن پارامتر مساوی واحد است. بدین معنی که هر پارامتر به طور مستقیم و کامل با خودش رابطه دارد. در این جدول عدد مثبت نشان‌دهنده رابطه مستقیم و عدد منفی نشان‌دهنده رابطه معکوس است. همچنین هرچه اعداد مثبت به ۱ و اعداد منفی به -۱ نزدیک‌تر باشند، نشان‌دهنده ضریب اهمیت و وزن بیشتر پارامتر مورد نظر با Q است. در جدول ۲ سطر اول جدول نشان‌دهنده ضریب اهمیت پارامتر Q با دیگر پارامترهای معادله بارتن است. همان‌طور که مشاهده می‌شود پارامترهای J_r, J_n, R, QD با توجه به مقادیرشان دارای بیشترین وزن‌اند و بیشترین تاثیر را بر روی پارامتر Q دارند، بنابراین ابتدا اثر سه پارامتر و سپس اثر چهار پارامتر برای پیشنهاد رابطه Q بررسی می‌شود.

روش N روشی است که توسط گوئل و همکاران در سال ۱۹۹۵ بر پایه عدد توده سنگ در شرایط تنش آزاد و بر اساس طبقه‌بندی Q ارایه شد [۱۹]. برای پیشگیری از تاثیر پارامترهای با قطعیت کمتر در شاخص Q، پارامتر SRF برابر با یک در نظر گرفته شد. با در نظر گرفتن عمق تونل برابر H، دهانه یا قطر تونل برابر B و عدد توده سنگ برابر N از بررسی ۹۹ مقطع تونل یک نمودار لگاریتمی بین N و $H \cdot B^{0.1}$ برای تعیین وضعیت فشارندگی ارایه شد.

۵- رگرسیون چندمتغیره

در مدل‌های آماری، تحلیل رگرسیون یک فرآیند آماری برای تخمین روابط بین متغیرهاست. هدف آن است که یک تابع از متغیرهای مستقل تخمین زده شود که به آن تابع رگرسیون گویند. تحلیل رگرسیون برای شناخت ارتباط میان متغیرهای مستقل و وابسته و تعیین شکل این روابط استفاده می‌شود. در شرایط خاصی این تحلیل برای استنتاج روابط علمی بین متغیرهای مستقل و وابسته نیز می‌تواند به کار گرفته شود.

امروزه SPSS یکی از کاربردی‌ترین نرم‌افزارهای آماری است که برای تجزیه و تحلیل آماری و مدیریت داده‌ها به کار می‌رود. افزون بر تحلیل‌های آماری و مدیریت داده‌ها، مستندسازی داده‌ها نیز از ویژگی‌های این نرم‌افزار است که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است.

برای استفاده از برنامه قبل از تعریف متغیرها، باید نوع آزمون و عملیات مورد استفاده مشخص باشد، چون روش وارد کردن داده‌ها، بسته به نوع آزمون متفاوت خواهد بود.

۴-۱- تحلیل همبستگی پیرسون

ضریب همبستگی ابزاری آماری برای تعیین نوع و درجه رابطه دو متغیر کمی با یکدیگر است. ضریب همبستگی شدت و نوع رابطه (مستقیم یا معکوس) را نشان می‌دهد. محدوده این ضریب بین -۱ تا ۱ است و چنانچه ضریب همبستگی برابر با صفر باشد، نشان‌دهنده عدم ارتباط دو متغیر با یکدیگر است. ضریب همبستگی مثبت نشان‌دهنده یک رابطه تقریبی مستقیم بین دو متغیر و ضریب همبستگی منفی نشان‌دهنده یک رابطه تقریبی معکوس بین دو متغیر است. هرچه قدر مطلق ضریب همبستگی بیشتر باشد، نشان‌دهنده رابطه شدیدتر بین دو متغیر است. همبستگی بین دو متغیر تصادفی X و Y به شکل رابطه ۲ تعریف می‌شود:

$$\text{corr}(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (2)$$

که در آن:

E عملگر امید ریاضی؛

cov کوواریانس^۱ (اندازه تغییرات هماهنگ دو متغیر تصادفی)؛

corr همبستگی پیرسون؛

σ انحراف معیار.

ضریب همبستگی پیرسون روشی پارامتری است و برای داده‌هایی با توزیع نرمال یا تعداد داده‌های زیاد استفاده می‌شود. ضریب همبستگی پیرسون بین دو متغیر تصادفی برابر با کوواریانس آن‌ها تقسیم بر انحراف معیار آن‌ها تعریف می‌شود. در آمار، ضریب همبستگی پیرسون میزان همبستگی خطی بین دو متغیر تصادفی را می‌سنجد. این ضریب که کاربرد فراوانی در آمار دارد، توسط کارل پیرسون بر اساس ایده اولیه فرانسویس گالتون تدوین شد.

1- Covariance

بدست می‌دهد و از نظر ریاضی، منحنی اعوجاج بیشتری دارد. اما فراتر از داده‌های مورد تحلیل ممکن است پراکندگی خیلی بالایی بدست دهد. اما روش رگرسیون با توجه به عدم قطعیت هر یک از داده‌ها و ماهیت مساله می‌تواند مناسب‌تر باشد. در داده‌های ژئومکانیکی با توجه به ماهیت طبیعت سنگ و ساختار زمین‌شناسی، عدم قطعیت در اندازه‌گیری هر داده زیاد است و در خروجی مدل، حساسیت زیادی مورد نظر نیست.

روش‌های زیادی برای انجام تحلیل رگرسیون توسعه داده شده است که از جمله آن‌ها رگرسیون خطی و غیرخطی است.

برای انجام یک تحلیل رگرسیونی پس از جمع‌آوری داده‌های مورد نظر باید وزن میان داده‌ها و همچنین داده‌های تاثیرگذار و اساسی را تعیین کرد. در این تحقیق با توجه به ماهیت مساله و جنس ژئومکانیکی داده‌ها برای پردازش مساله روش رگرسیون انتخاب شده است. روش هوش مصنوعی بر اساس داده‌های مورد استفاده از تحلیل، معمولاً نتایج دقیق‌تری

جدول ۲- ضریب تاثیر پارامترهای سیستم Q بر مقدار Q.

| | Q | RQD | J _n | J _r | J _a | J _w | SRF |
|----------------|-------|-------|----------------|----------------|----------------|----------------|-------|
| Q | ۱ | ۰٫۶۹ | -۰٫۶۴ | ۰٫۵۶ | -۰٫۵۳ | ۰٫۳۶ | -۰٫۲۳ |
| RQD | ۰٫۶۹ | ۱ | -۰٫۶۷ | ۰٫۳۶ | -۰٫۵۶ | ۰٫۳۲ | -۰٫۴۰ |
| J _n | -۰٫۶۴ | -۰٫۶۷ | ۱ | -۰٫۴۷ | ۰٫۵۸ | -۰٫۲۵ | ۰٫۲۸ |
| J _r | ۰٫۵۶ | ۰٫۳۹ | -۰٫۴۷ | ۱ | -۰٫۴۰ | ۰٫۱۸ | -۰٫۱۴ |
| J _a | -۰٫۵۳ | -۰٫۵۶ | ۰٫۵۸ | -۰٫۴۰ | ۱ | -۰٫۳۰ | ۰٫۳۸ |
| J _w | ۰٫۳۶ | ۰٫۳۲ | -۰٫۲۵ | ۰٫۱۸ | -۰٫۳۰ | ۱ | -۰٫۲۳ |
| SRF | -۰٫۲۳ | -۰٫۴۰ | ۰٫۲۸ | -۰٫۱۴ | ۰٫۳۸ | -۰٫۲۳ | ۱ |

اینکه هزینه‌های زیادی دارد، از لحاظ زمان‌بر بودن نیز مهم است زیرا در حین حفاری تونل هر چقدر که بتوان در هر مرحله میزان هزینه‌ها را کاهش داد و یا در زمان صرفه‌جویی کرد، در نهایت به مقدار قابل توجهی میزان کارایی افزایش می‌یابد. در این مقاله نیز هدف بدست آوردن شاخص کیفیت سنگ (Q) با استفاده از پارامترهایی است که بیشترین تاثیر را بر روی Q دارند. برای این منظور سه ترکیب ورودی مختلف در نظر گرفته شده است (جدول ۳). ترکیب نخست شامل پارامترهای RQD, J_n, J_r است. در ترکیب دوم متغیر J_a به جای J_r جایگزین شده است و ترکیب سوم نیز شامل چهار پارامتر RQD, J_n, J_r و J_a است. با توجه به اینکه هدف پژوهش حاضر ارایه روش کم هزینه برای اندازه‌گیری مقدار Q است، از این نظر که هر پارامتر خود دارای بار معنایی است به ارایه روابط بین متغیرها پرداخته شده است.

جدول ۳- ترکیب ورودی‌های مختلف رگرسیون چندمتغیره.

| مدل | پارامتر |
|---------|--|
| Model 1 | RQD - J _n - J _r |
| Model 2 | RQD - J _n - J _a |
| Model 3 | RQD - J _n - J _r - J _a |

جدول ۴ مدل‌های رگرسیون مرسوم را که در این تحقیق

۶- پارامترهای آماری

به منظور مقایسه کمی روابط ارایه شده برای Q با داده‌های اندازه‌گیری شده، از پارامترهای آماری به شرح روابط ۴ و ۵ استفاده شده است.

۱- جذر میانگین مربعات خطا:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(Y_m - Y_p)^2}{n}} \quad (4)$$

۲- ضریب همبستگی:

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_m - Y_p)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y})^2}} \quad (5)$$

که در روابط بالا:

Y_m مقادیر تجربی؛

Y_p مقادیر بدست آمده به وسیله معادلات؛

\bar{Y} میانگین مقادیر تجربی؛

n تعداد داده‌ها.

۷- ارایه روابط برای تخمین Q

بدست آوردن هر کدام از پارامترهای معادله بارتن علاوه بر

همبستگی و کمترین مقدار خطا است و پس از آن مدل‌های دوم و اول عملکرد مناسبی دارند. روابط ۶ تا ۸ معادلات ریاضی معادله بدست آمده از رگرسیون برای مدل‌های اول، دوم و سوم را نشان می‌دهد.

برای تخمین مقدار Q استفاده شده است، نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۴ نتیجه گرفته می‌شود که معادله توان بهترین نتایج را در مقایسه با دیگر معادلات بدست می‌دهد و همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل سوم دارای بیشترین ضریب

جدول ۴- مقایسه نتایج مدل‌های مختلف رگرسیون در محاسبه مقدار Q.

| Regression model | Equation | Model 1 | | Model 2 | | Model 3 | |
|------------------|--|----------------|------|----------------|------|----------------|------|
| | | R ² | RMSE | R ² | RMSE | R ² | RMSE |
| Linear | $y = \sum_{i=1}^n a_i x_i + b$ | ۰,۳۹ | ۴,۲۵ | ۰,۲۷ | ۴,۵۵ | ۰,۴۲ | ۴,۲۳ |
| Inverse | $y = \sum_{i=1}^n \frac{a_i}{x_i} + b$ | ۰,۳۵ | ۳,۹۲ | ۰,۶۹ | ۳,۳۶ | ۰,۷۴ | ۳,۱۳ |
| Logarithmic | $y = \sum_{i=1}^n a_i \ln(x_i) + b$ | ۰,۴۱ | ۳,۱۹ | ۰,۵۰ | ۴,۰۴ | ۰,۵۶ | ۳,۸۵ |
| Growth | $y = \sum_{i=1}^n \exp(a_i) \cdot x_i + b$ | ۰,۶۸ | ۴,۰۶ | ۰,۳۳ | ۴,۴۴ | ۰,۵۰ | ۴,۰۱ |
| Power | $y = b \prod_{i=1}^n x_i^{a_i}$ | ۰,۷۴ | ۳,۱۲ | ۰,۸۱ | ۲,۶۸ | ۰,۹۱ | ۱,۹۴ |

است و مدل سوم ضریب همبستگی بیشتر و جذر میانگین مربعات کمتری دارد. نتایج بدست آمده در جدول ۵ قابل مشاهده است.

جدول ۵ - معیارهای ارزیابی برای ترکیب‌های ورودی مختلف برای داده‌های آزمون.

| Models | RMSE | R ² |
|---------|------|----------------|
| Model 1 | ۲,۵۵ | ۰,۸۳ |
| Model 2 | ۲,۵۵ | ۰,۸۰ |
| Model 3 | ۱,۵۵ | ۰,۹۳ |

در بین سه رابطه ۶ و ۷ و ۸ با وجود اینکه رابطه ۸ دارای ضریب همبستگی بیشتر و دقت بالاتری است اما رابطه ۷ به دلیل داشتن تقریب مناسب از مقدار Q و همچنین داشتن پارامترهای کمتر که باعث صرفه اقتصادی و زمانی بیشتری (نسبت به رابطه ۸) می‌شود به عنوان رابطه برگزیده پیشنهاد می‌شود به طوری که علاوه بر داشتن ۳ پارامتر ضریب همبستگی قابل قبول ۰,۸۱ برای داده‌های اولیه و ۰,۸۰ برای داده‌های آزمون دارد. به عبارت دیگر با داشتن ۳ پارامتر RQD، Ja و Jn می‌توان مقدار Q را بدست آورد.

شکل ۳ نمودار خطی مقایسه نتایج تجربی و محاسباتی مقدار Q را برای داده‌های آزمون و ترکیب دوم نشان می‌دهد. با توجه به نمودار مشاهده می‌شود که نتایج مدل دوم تطابق خوبی با داده‌های آزمون دارد.

$$Q = 0.094 * \left(\frac{RQD^{1.272}}{J_n^{0.944}} \right) * J_r^{0.686} \quad (۶)$$

$$Q = 0.063 * \left(\frac{RQD^{1.585}}{J_n^{0.843}} \right) * \left(\frac{1}{J_a^{0.822}} \right) \quad (۷)$$

$$Q = 0.214 * \left(\frac{RQD^{0.214}}{J_n^{1.197}} \right) * \left(\frac{J_r^{0.895}}{J_a^{0.683}} \right) \quad (۸)$$

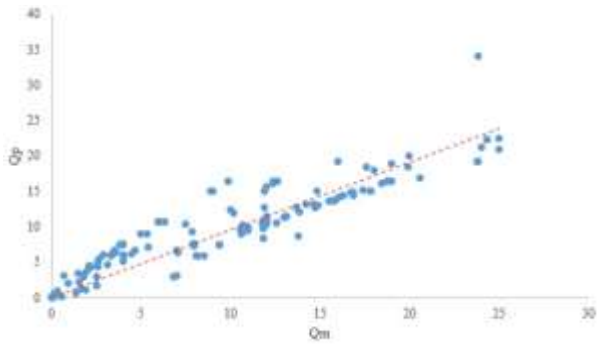
سه رابطه ۶ و ۷ و ۸ ارتباط بین موثرترین پارامترها (از ۶ پارامتر RQD، Ja، Jr، Jn، Jw، SRF) و Q را نشان می‌دهند. بدین معنی که با داشتن ۳ یا ۴ پارامتر به جای ۶ پارامتر می‌توان مقدار Q را با تخمین قابل قبولی بدست آورد.

۸- تصدیق رابطه پیشنهادی

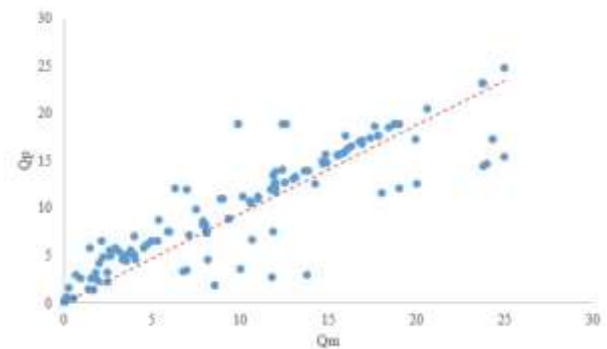
در شکل ۱ نمودار مقادیر تجربی در برابر مقادیر پیش‌بینی شده با رگرسیون چندمتغیره برای تمام ترکیب‌های ورودی نشان داده شده است. هر چقدر میزان پراکندگی داده‌ها حول خط برازش شده بیشتر باشد، دقت تخمین بالاتر است.

شکل ۲ نمودار خطی مقایسه نتایج تجربی و محاسباتی مقدار Q را برای ترکیب دوم نشان می‌دهد. این نمودار نشان می‌دهد که نتایج مدل دوم تطابق خوبی با داده‌های تجربی دارد.

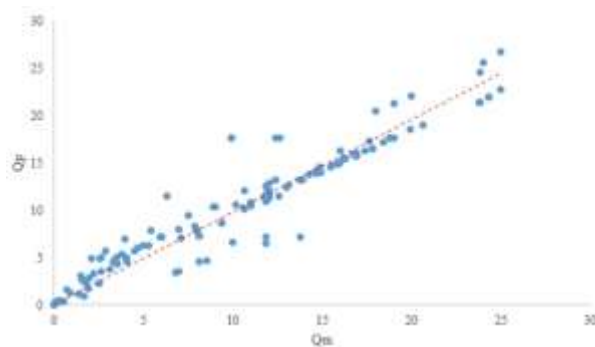
معادلات بدست آمده برای ۳۴ داده جدید [۳۰-۲۶] که در بین داده‌های اولیه نبودند، مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که در داده‌های آزمون، مدل‌های اول و دوم دارای نتایج نزدیک به یکدیگر



(ب)

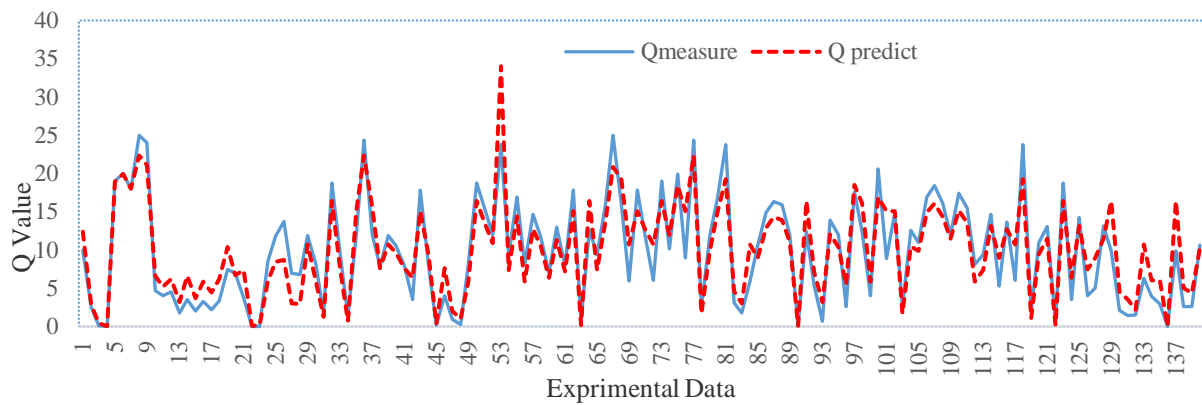


(الف)

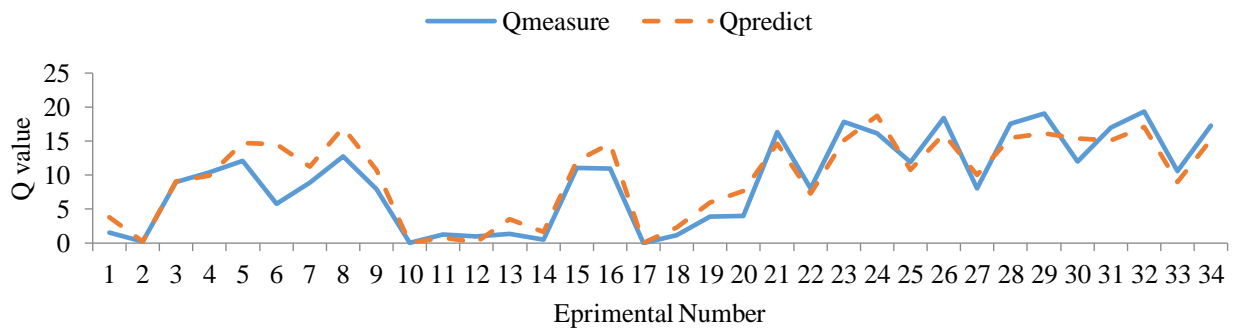


(پ)

شکل ۱- مقایسه مقادیر اصلی با مقادیر پیش‌بینی شده با رگرسیون چندمتغیره (الف: مدل اول، ب: مدل دوم، پ: مدل سوم).



شکل ۲- نمودار خطی مقایسه نتایج تجربی و محاسباتی مقدار Q با استفاده از رگرسیون برای ترکیب دوم.



شکل ۳- نمودار مقایسه نتایج تجربی و محاسباتی مقدار Q با استفاده از رگرسیون برای ترکیب دوم و داده‌های آزمون.

۹- محدودیت‌های روابط پیشنهادی

با توجه به استخراج داده‌ها از منابع معتبر [۲۵-۲۰]، روابط پیشنهادی برای مقادیر Q در محدوده ۰/۰۰۱ تا ۲۵ بدست آمده است و برای مقادیر بیش از ۲۵ تربیت نشده‌اند. تجربه نشان داده است که مقدار Q در بسیاری از توده سنگ‌ها در همین محدوده ۰/۰۰۱ تا ۲۵ قرار دارد. مهندسان در طراحی سیستم‌های نگهدارنده حتی به استفاده از یک روش بسنده نمی‌کنند و گاهی از دو روش تجربی و یا از روش‌های تجربی در کنار روش‌های عددی و تحلیلی استفاده می‌کنند. بنابراین پژوهش حاضر به تنهایی نمی‌تواند به عنوان ملاک و معیار برای تعیین سیستم نگهدارنده قرار گیرد و همچنین نتایج آن تنها در محدوده‌های استفاده شده در این تحقیق معتبر است بدین معنی که روابط حاضر با توجه به داده‌های در دسترس ارایه شده است و برای مناطقی که دارای شباهت زمین‌شناسی با مناطق مورد مطالعه دارند، معتبر است و در مناطقی که شرایط سنگ فشرده شونده، متورمشونده یا تحت انفجار باشد نیاز به تحقیقات بیشتری است، بنابراین جنس منطقه مورد مطالعه باید در نظر گرفته شود.

۱۰- نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر پارامترهای مربوط به تعداد ۱۷۴ داده (که ۳۴ داده آن مربوط به آزمون مدل است) از تونل‌های مختلف شامل شاخص کیفی سنگ، امتیاز دسته درزه، امتیاز زبری درزه، امتیاز دگرسانی درزه، ضریب کاهش آب درزه و ضریب کاهش تنش (مربوط به معادله بارتن) از مقالات و کتب علمی معتبر استخراج شده است و با استفاده از نرم‌افزار SPSS و آنالیز همبستگی پیرسون پارامترهایی که بیشترین تاثیر را بر شاخص کیفیت سنگ دارند، مشخص شدند. سپس با استفاده از رگرسیون چندمتغیره روابطی بین Q و پارامترهایی که بیشترین تاثیر را بر آن دارند، ارایه شده است. سپس عملکرد این روابط به وسیله ۳۴ داده جدید مورد ارزیابی قرار گرفت. در تحلیل‌های انجام شده ۳ پارامتر RQD، J_n و J_a موثرترین پارامترهای تاثیرگذار بر Q است که با ضریب همبستگی قابل قبول ۰/۸۱ رابطه ۲ پیشنهاد می‌شود که جذر میانگین مربعات خطا برای داده‌های آموزش ۲/۶۸ و برای داده‌های آزمون ۲/۵۵ است.

۱۱- جمع‌بندی

نتایج تحقیق حاضر نشانگر این مطلب است که با توجه به مشکلاتی مانند هزینه‌های زیاد جمع‌آوری تمام پارامترها، در

دسترس نبودن و زمان‌بر بودن تهیه همه پارامترهای معادله بارتن، می‌توان فقط با استفاده از سه پارامتر موثر، مقدار Q را بدست آورد و به نتایج قابل قبولی رسید.

منابع

- Hajiazizi, M; Khatami, R.S; 2013; "Seismic analysis of the rock mass classification in the Q -system", Int. Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 62, 123-130.
- Terzaghi, K; 1946; "Rock defects and loads on tunnel supports In Rock tunneling with steel supports", Commercial Shearing and Stamping Company, 1. 17-99.
- Wickham, G.E; Tiedemann, H.R; Skinner, E.H; 1972; "Support determination based on geologic predictions", In Proc. North American rapid excav tunneling conf, Chicago, 43-64.
- Bieniawski, Z.T; 1973; "Engineering classification of jointed rock masses", Inst. Civ. Engrs 15, 335-344.
- Barton, N.R; Lien, R; Lunde, J; 1974; "Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support", Rock Mech. 6(4), 189-239.
- Palmström, A; 1996; "The Rock Mass index (RMI) applied in rock mechanics and rock engineering", Journal of Rock Mechanics and Tunneling Technology., 11(2). 1-40.
- Tzamos, S; Sofianos, A.I; 2006; "Extending the Q system prediction of support in tunnels employing fuzzy logic and extra parameters", International Journal of rock Mechanics & Mining Sciences, 43. 938- 949.
- Liu, K.Y; Qiao, C.S; Tian, S.F; 2004; "Design of Tunnel Shotcrete-Bolting Support Based on a Support Vector Machine", International Journal of rock Mechanics & Mining Sciences., 41(3). 3-9.
- Mobarra, M; and M. Hasaninia; (2015); "Comparisson Performance Evaluation of Multi Variable Regression model for Tunnel Boring Machine Penetration Predict Rate with ANFIS", 2etd Iranian Geotechnical Engineering Conference. "(In Persian)".
- Jalalifar, H; Mojedifar, S; Sahebi, A.A; 2014; "Prediction of rock mass rating using fuzzy logic and multi-variable RMR regression model", International Journal of Mining Science and Technology, 24. 237-244.

- masses jajarm tunnel based on geotechnical study*”, Journal of Biodiversity and Environmental Sciences, 4(6). 495- 502.
21. Dadkhah, R; Ajalloeian, R; Hoseeinmizaei, Z; 2010; “Investigation of Engineering Geology characterization of Khersan 3 dam site”. The 1 st International Applied Geological Congress.
 22. Makurat, A; Løset, F; WoldHagen, A; Tunbridge, L; Kveldsvik, V; Grimstad, E; 2006; “A descriptive rock mechanics model for the 380–500 m level”, Oslo., Norwegian Geotechnical Institute.
 23. Anbalagana, R; Singhb, B; Bhargavab, P; 2003; “Half tunnels along hill roads of Himalaya—an innovative approach”, Tunneling and Underground Space Technology., 18. 411-419.
 24. Barton, N; 2002; “Some new *Q*-value correlations to assist in site characterization and tunnel design”, International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences, 39. 185-216.
 25. Goel, R.K; Jethwa, J.L; Paithankar, A.G; 1996; “Correlation Between Barton's *Q* and Bieniawski's RMR – A New Approach”, International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences., 33(2). 179-181.
 26. Schwingenschloegl, R; Lehmann, Ch; 2009; “Swelling rock behaviour in a tunnel: NATM-support vs. *Q*-support – A comparison”, Tunneling and Underground Space Technology, 24. 356-362.
 27. Barton, N; Gammelsaeter, B; 2010; “Application of the *Q*-system and *Q*_{TBM} prognosis to predict TBM tunnelling potential for the planned Oslo-Ski Rail tunnels”.
 28. Barton, N; Grimstad, E; 2014; “Forty years with the *Q*-system in Norway and Abroad”.
 29. Barton, N; Grimstad, E; 2014; “*Q*-system - An illustrated guide following Forty years in tunneling”.
 30. Fereidooni, D; Khanlari, Gh; Heidari, M; 2015; “Assessment of a Modified Rock Mass Classification System for Rock Slop Stability Analysis in the *Q*-system”, Earth sciences research journal., 19 (2). 147-152.
 11. Rahmati, A; Faramarzi, L; Sanei, M; 2014; “Development of a new method for RMR and *Q* classification method to optimize support system in tunneling”, Front Structural Civil Engineering, 8(4). 448- 455.
 12. Jang, H; Topal, E; 2013; “Optimizing overbreak prediction based on geological parameters comparing multiple regression analysis and artificial neural network”, Tunneling and Underground Space Technology, 38. 161-169.
 13. Laderian, A; Abaspoor, M.A; 2012; “The correlation between RMR and *Q* systems in parts of Iran”, Tunneling and Underground Space Technology, 27. 149-158.
 14. Zolfaghari A; Sohrabi Bidar A; malekijavan M; Haftani M; 2014; “Evaluation Grouting effect on Deformation modulus with assessment of *Q*-parameters system (case study, Bed rock of Bakhtiary, Bazoft and Khersan II dams)” (in Persian), Journal of Engineering Geology, 8(2). 2139-2168.
 15. Ozsan, A; Basarir, H; Yuceel, S; Cucen, O; 2009; “Engineering geological evaluation and preliminary support design for the metro extension tunnel, Ankara, Turkey” , Bull Eng Geol Environ., 68. 397-408.
 16. Sari, D; Pasamehmetoglu, A.G; 2004; “Proposed support design, Kaletepe tunnel, Turkey”, Engineering Geology., 72. 201-216
 17. Jalalifar, H; Mojedifar, S; Sahebi, A.A; Nezamabadipour, H; 2011; “Application of the adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of a rock engineering classification system”, Computers and Geotechnics, 38. 783-790.
 18. Chun, B.S; Ryu, W; Sagong M; NamDo, J; 2009; “Indirect estimation of the rock deformation modulus based on polynomial and multiple regression analyses of the RMR system”, International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences., 46, 649-658.
 19. Singh, B; Goel, R.K; 1999; “Rock mass classification: a practical approach in civil engineering”, Elsevier Science Ltd. U.K.
 20. Dadkhah, R; Hoseeinmirzaee, Z; 2014; “Determination strength parameters rock