

تعیین خرج ویژه بر اساس پارامترهای ژئومکانیکی توده سنگ (مطالعه موردی - طرح سد و نیروگاه سیمره)

محمد حیاتی* و امید روشنی

استادیار گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران
کارشناسی ارشد مهندسی معدن، مکانیک سنگ، دانشگاه تهران، ایران

پذیرش:

دریافت: ۰۰

چکیده

یکی از مهم‌ترین پارامترهای فنی و اقتصادی در طراحی الگوهای حفاری و انفجار تونل‌ها، خرج ویژه است. از این رو پیش‌بینی و بهینه‌سازی آن از اهمیت بالایی برخوردار است. مقدار خرج ویژه به پارامترهای متعددی از قبیل شرایط زمین‌شناسی، خصوصیات مکانیک سنگی و پارامترهای هندسی طراحی بستگی دارد. در این تحقیق با تکیه بر خواص ژئومکانیکی توده سنگ در عملیات ساخت تونل آبرسان سد سیمره، مدلی مناسب برای تعیین خرج ویژه با استفاده از روش‌های آماری ارائه شده است. در این راستا به منظور حذف اثر همخطی بین متغیرهای ورودی در مدل‌های پیش‌بینی، از روش آنالیز PCA استفاده کرده و برای ارزیابی و مقایسه مدل‌های ساخته‌شده، از پارامترهای ضریب تعیین مدل (R^2) و متوسط مربعات خطا (MSE) بهره گرفته شده است. مقایسه مدل‌ها نشان می‌دهد که رفع همخطی بین متغیرهای ورودی با به‌کارگیری روش PCA ، نتایج پیش‌بینی بهتری را به همراه داشته است.

پیش‌بینی، خرج ویژه، تونل، همخطی، آنالیز مؤلفه‌های اصلی، روش آماری.

واژگان کلیدی

۱- مقدمه

بر آنکه در ابعاد سنگ‌های منفجرشده تأثیرگذار است در ایجاد لرزش زمین، پرتاب سنگ در هوا و آلودگی صوتی نیز مؤثر است [۲،۳]. تاکنون تحقیقات متعددی برای برآورد خرج ویژه بهینه در معادن انجام شده است که در هرکدام با پارامترهای معینی از توده سنگ و ماده منفجره را در تعیین مقدار خرج ویژه مؤثر دانسته‌اند. روش‌های سنتی و مبتنی بر روابط تجربی مانند استفاده از خواص فیزیکی و ژئومکانیکی توده سنگ [۴]، شاخص انفجار پذیری [۵]، شاخص RQI [۶]، شاخص

خرج ویژه نسبت بین وزن ماده منفجره مصرفی به ازای حجم سنگی که باید منفجر شود را بیان می‌کند. کم یا زیاد شدن خرج ویژه تأثیر مستقیم در میزان خردشدگی سنگ دارد. به طوری که اگر خرج ویژه زیاد باشد خردشدگی کوچک‌تر از اندازه موردنیاز تولید را در پی دارد و اگر میزان آن کم باشد قطعه‌سنگ‌های درشت حاصل می‌شود که نیاز به انفجار ثانویه دارند [۱]. با توجه به اینکه هدف از عملیات آتشیاری در معادن دست یافتن به یک خردشدگی یکنواخت است، خرج ویژه علاوه

های تجربی مربوط به عملیات انفجار در تونل آبرسان سد سیمره، با استفاده از روش PCA، مدلی برای پیش‌بینی خرج ویژه ارائه شده است. که تاکنون با رویکرد ارائه شده در این مقاله تحقیقی انجام نشده است.

۲- روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۷ (PCA)

Pca روشی است که در آن دنباله‌ای از بهترین تقریب خطی از مشاهدات را در ابعاد زیاد فراهم می‌کند. این روش در سال‌های اخیر توجه بسیاری از محققین را در زمینه‌های مختلف جلب کرده است. Pca اغلب در انواع مختلف تجزیه و تحلیل استفاده می‌شود چراکه یک روش غیر پارامتری ساده برای استخراج اطلاعات از مجموعه داده‌های مبهم و گیج‌کننده است. Pca یک نقشه راه از چگونگی کاهش مجموعه داده‌های پیچیده به ابعاد کمتر فراهم می‌کند [۳۰]. PCA یکی از روش‌های انتخاب ویژگی بوده که به منظور کاهش بعد به کار برده می‌شود تا بررسی ویژگی‌ها در فضایی با بعد پایین‌تر که ساده‌تر است انجام گیرد. کاری که PCA انجام می‌دهد این است که یک تبدیل خطی به گونه‌ای به دست آمده می‌آورد که بردار ویژگی‌های h بعدی را به بردارهای ویژگی d بعدی که $h > d$ تبدیل می‌کند به طوری که اطلاعات به طور تقریباً کاملی نگه داشته می‌شوند و کمینه خطای میانگین مربعات را به دست می‌دهد. به عبارت دیگر PCA سعی دارد یک تبدیل خطی T را به گونه‌ای پیدا کند که کمترین خطای مربعات را به دست دهد و این تبدیل خطی در واقع به گونه‌ای است که عبارت $T^T \text{COV}_{\hat{x}-\hat{x}} T$ را ماکزیمم کند که در آن $\text{COV}_{\hat{x}-\hat{x}}$ ماتریس کوواریانس داده‌هایی با میانگین صفر از X است. pca متغیرهای جدید را که به دست آمده‌اند به عنوان ترکیب خطی از متغیرهای اصلی محاسبه می‌کند [۱۵، ۳۱].

حضاری DI [۷]، مدل سوئدی [۸]، مدل لارسن^۱ [۹]، مدل کازنیتسو^۲ [۱۰]، مدل کازرم^۳ [۱۱]، مدل اصلاح شده کازرم [۱۲]، مدل راستن^۴ [۱۳]، مدل اسویدفو^۵ [۱۴]، مدل پیرسون-هولمبرگ-لی^۶ [۱۵] از جمله روش‌هایی هستند که تاکنون برای برآورد خرج ویژه از آن‌ها استفاده شده است. اما برای رسیدن به بهترین الگوی آتشیاری که در آن تأثیر کلیه پارامترهای مؤثر لحاظ شده باشد، بایستی از قوی‌ترین روش‌های آنالیز نتایج، استفاده کرده و مقدار خرج ویژه متناسب با شرایط توده سنگ را پیش‌بینی کرد.

روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) به عنوان یکی از تکنیک‌های داده‌کاوی می‌باشد که راهکاری برای کاهش مجموعه داده‌های چندبعدی به ابعاد کوچک‌تر و مناسب‌تر برای انجام آنالیز بر روی آن‌ها است [۱۵]. در مواردی که با حجم زیادی از داده‌ها سروکار داشته می‌توان با استفاده از روش‌های آماری متعددی به کاهش بعد و دسته‌بندی داده‌ها و در نتیجه حذف اثر منفی همخطی بین متغیرهای ورودی در مدل‌های پیش‌بینی پرداخت. دلایل متعددی برای کاهش بعد داده‌ها وجود دارد از جمله می‌توان موارد زیر را برشمرد: سرعت الگوریتم‌ها با داده‌های با بعد کمتر بیشتر می‌شود، فضای ذخیره‌سازی کمتری نیاز است و احتمال overfitting کاهش می‌یابد و بنابراین قدرت تعمیم الگوریتم‌های یادگیر بیشتر می‌شود. از مرسوم‌ترین روش‌های انجام این کار روش PCA است [۱۵]. یکی از اهداف رگرسیون چندگانه تعیین اثر هر یک از متغیرهای مستقل با ثابت نگه‌داشتن سایر متغیرهای مستقل می‌باشد. این هدف در مرحله اول با برآورد ضرایب رگرسیونی در مدل محقق می‌شود. اما اگر بین متغیرهای مستقل رابطه خطی برقرار باشد جواب یکتایی برای متغیرها قابل‌دستیابی نیست. در این صورت مشکل هم خطی برای مدل رگرسیونی به وجود آمده و محقق در برآورد صحیح پارامترها دچار مشکل می‌شود [۱۶].

در تحقیقات متعددی از روش PCA برای پیش‌بینی پارامترهای مختلف در معادن، تونل‌ها، فضاها، زیرزمینی و موارد مشابه استفاده شده است که برخی از مهم‌ترین آن‌ها در جدول ۱ درج شده است. در این تحقیق ضمن جمع‌آوری داده-

¹ Larson

² Kuznetsov

³ Kuz-Ram

⁴ Rustan

⁵ Svedefo

⁶ Persson-Holmberg-lee

⁷ Principal component analysis = PCA

جدول ۱: برخی از تحقیقات انجام شده در استفاده از روش PCA

موضوع	توضیح	مؤلف و سال
نرخ نفوذ	پیش‌بینی عملکرد TBM در سنگ‌های سخت [۱۷]	Salimi et al, 2016
	پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM در حفر تونل مترو [۱۸]	Salimi et al, 2015
	مدلی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین حفار دورانی [۱۹]	Saeidi et al, 2014
آتشباری	مدلی برای قابلیت اطمینان انفجار معادن زغال [۲۰]	Cai et al, 2016
	بررسی میزان خرج ویژه در عملیات آتشباری پله‌های معادن سطحی [۲۱]	Mohamed et al, 2015
خردایش و شکست سنگ	مدلی برای میزان خردایش سنگ‌های یک پله پس از انفجار [۲۲]	Esmaeili et al, 2015
	مدل‌سازی شکست دینامیکی در یک معدن زغال [۲۳]	Heather et al, 2016
تأثیرات تونل‌سازی	کنترل عملیات حفر تونل در مجاورت یک تونل دیگر (تونل دوقلو) [۲۴]	Yun et al, 2014
تخمین هزینه	تخمین هزینه عملیاتی برای ماشین‌های LHD [۲۵]	Sayadi et al, 2012
	تخمین هزینه تعمیر و نگهداری ماشین‌آلات در معادن سطحی [۲۶]	Lashgari & Sayadi, 2013
پیش‌بینی ویژگی	مدلی برای پیش‌بینی خصوصیات رگه‌های زغالی [۲۷]	Yan et al, 2008
عیب‌یابی	عیب‌یابی در یک معدن [۲۸]	Yan et al, 2008
	عیب‌یابی در یک معدن [۲۹]	Shi-xiong et al, 2008

۳- مطالعه موردی

۳-۱- آشنایی با طرح سد و نیروگاه سیمره

رودخانه، تأمین آب‌های پایین‌دست از اهداف طرح سیمره می‌باشد. محل ساختگاه در زون زاگرس چین‌خورده و در بخش جنوب‌غربی آن قرار گرفته است. ساختگاه سد در یال شمالی طاق‌دیس راوندی واقع شده است و محل سد، دره کفه نیل می‌باشد. سنگ‌بستر از نوع سنگ‌های آهکی سازند آسماری شهبازان می‌باشد. نمایی کلی از تونل آب‌رسان این سد در شکل ۱ نشان داده شده است. همچنین مشخصات تونل‌های آب‌رسان در سد و نیروگاه سیمره در جدول ۲ درج شده است.

سد سیمره در مسیر رودخانه سیمره و در شهرستان بدره استان ایلام قرار دارد. رود سیمره به طول 417 کیلومتر و شیب 0.3 درصد از به هم پیوستن رودخانه‌های قره‌سو و گاماسیاب تشکیل شده است. این سد از نوع بتنی دو قوسی است. مختصات جغرافیایی آن ۴۷/۱۲ طول شرقی و ۳۳/۱۷ عرض شمالی می‌باشد تولید انرژی برقایی به میزان سالانه ۸۴۴ گیگاوات ساعت در سال، کنترل و تنظیم جریان‌های سطحی



شکل ۱: نمایی کلی از تونل آب‌رسان سد و نیروگاه سیمره

جدول ۲: مشخصات مجاری آب بر سد و نیروگاه سیمره

طول تونل آب‌بر:	۱۴۷۶ متر	تعداد پنستاک:	سه رشته
قطر تونل آب‌بر:	۱۱ متر	طول هر یک از پنستاک‌ها:	۱۷۰ متر
نوع پوشش:	بتنی و فلزی	قطر متوسط پنستاک‌ها:	۵٫۷ متر

۳-۲- جمع‌آوری داده‌ها

یکی از مراحل بسیار مهم در تهیه یک مدل آماری جمع‌آوری داده‌ها می‌باشد. در این تحقیق برای تهیه مدل پیش‌بینی خرج ویژه، ۱۲ پارامتر به‌عنوان ورودی‌های مدل یا متغیرهای مستقل و خرج ویژه به‌عنوان پارامتر خروجی یا متغیر وابسته در نظر گرفته شده است (جدول ۳). در این راستا داده‌های مربوط به ۲۹۰ مرحله عملیات حفاری و آتشاری در تونل آب‌رسان سد سیمره استفاده شده است که از این تعداد ۲۵۰ سری داده برای

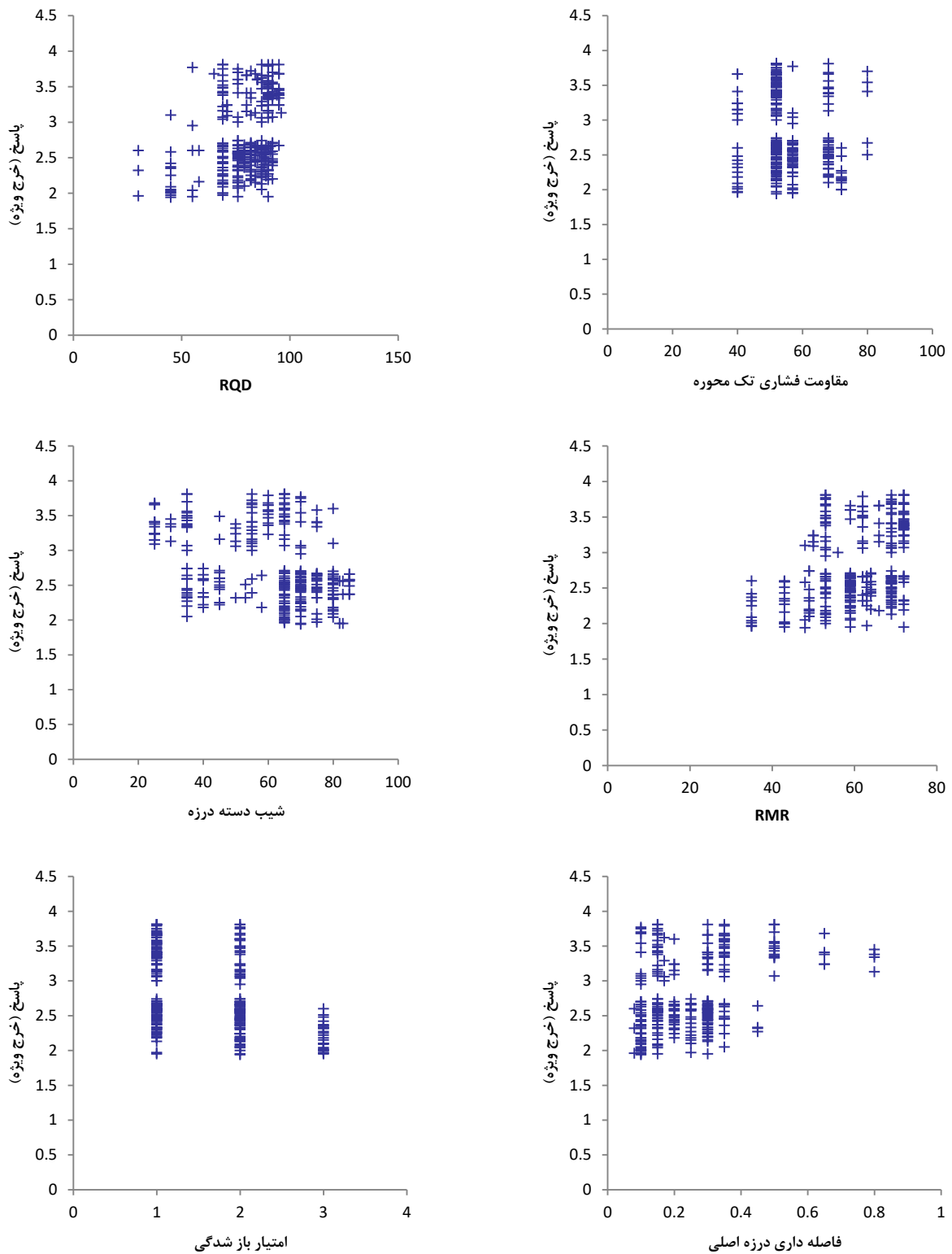
ساخت مدل‌های آماری و ۴۰ سری باقی‌مانده برای تست مدل‌ها به کار گرفته شده است. در جدول (۴) ویژگی‌های آماری مربوط به پارامترهای مختلف درج شده است. همچنین نمودار پراکندگی (scatter plot) مربوط به ۲۹۰ داده برای هر پارامتر در شکل (۲) نشان داده شده است. در پایان به منظور ارزیابی مدل‌های ساخته شده، از شاخص‌هایی نظیر ضریب تعیین مدل (R^2) و متوسط مربعات خطا (MSE) استفاده شده است.

جدول ۳: متغیرهای مؤثر (ورودی) برای ساخت مدل تعیین خرج ویژه

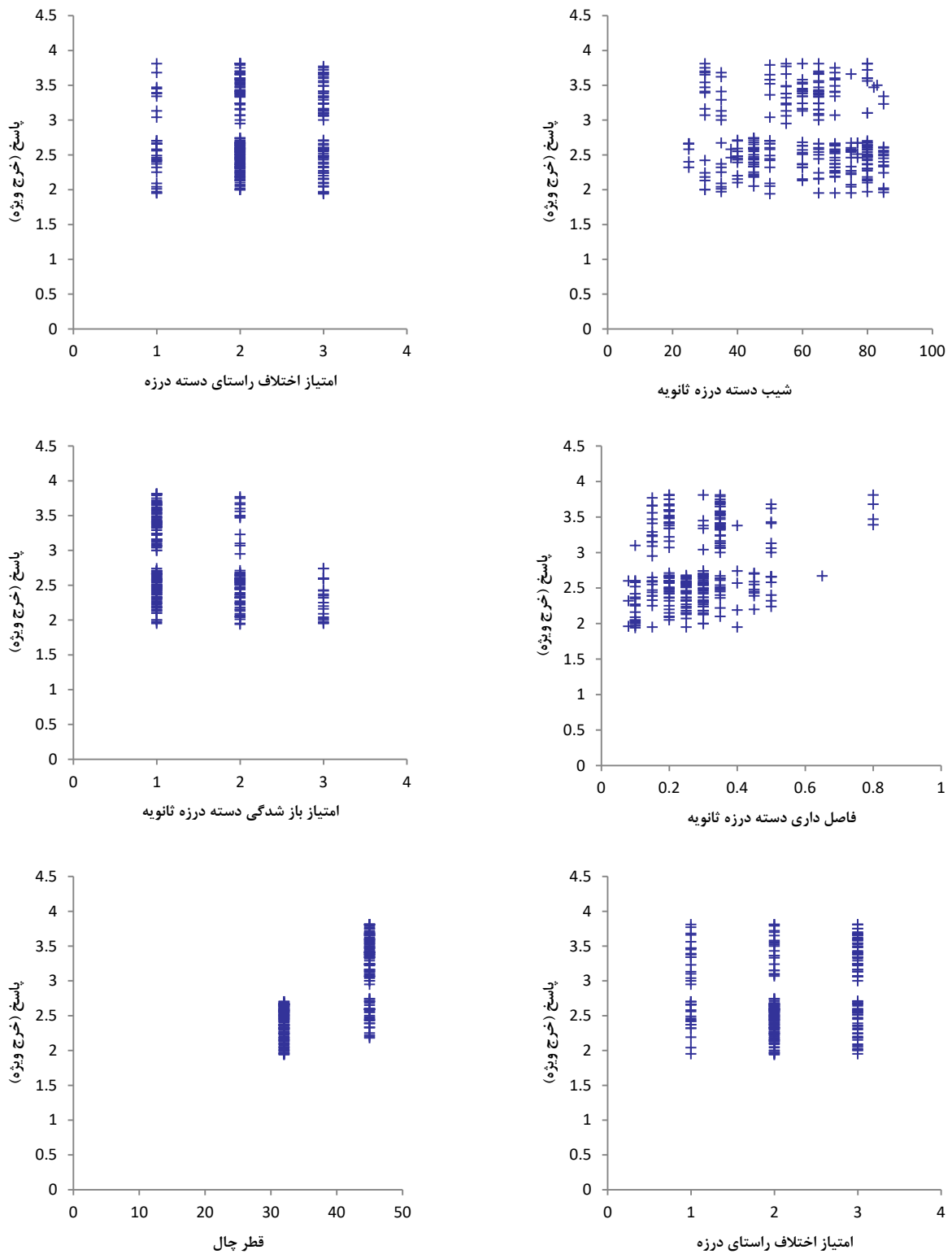
۱	مقاومت فشارشی تک‌محوره Mpa	۲	قطر چال‌های حفر شده (mm)
۱	۳۰۰۰	۱	۳۰۰۰
۳	امتداد درزه اصلی نسبت امتداد تونل (۳۶۰۰۰)	۴	امتداد درزه ثانویه نسبت به امتداد تونل (۳۶۰۰۰)
۲	۶۰-۳۰	۲	۶۰-۳۰
۳	۹۰-۶۰	۳	۶۰-۹۰
۵	شیب دسته‌درزه اصلی (۹۰۰۰)	۶	شیب دسته‌درزه ثانویه (۹۰۰۰)
۷	فاصله‌داری دسته‌درزه اصلی (m)	۸	فاصله‌داری دسته‌درزه ثانویه (m)
۱	۳۰۰۰	۱	۳۰۰۰
۹	امتیاز بازشدگی دسته‌درزه اصلی	۱۰	امتیاز بازشدگی دسته‌درزه ثانویه
۲	۶۰-۳۰	۲	۶۰-۳۰
۳	۹۰-۶۰	۳	۹۰-۶۰
۱۱	امتیاز RQD (۱۰۰۰۰)	۱۲	امتیاز RMR (۱۰۰۰۰)

جدول ۴: مشخصات آماری داده‌های اندازه‌گیری شده

میانگین	واریانس	انحراف معیار	چولگی	کشدگی	میان	نما	کمینه	بیشینه	مقاومت	RQD	RMR	دسته‌درزه شیب	امتیاز اختلاف راستای درزه	فاصله‌داری درزه اصلی	بازشدگی	امتیاز	دسته‌درزه شیب	دسته‌درزه راستای	امتیاز اختلاف ثانویه	دسته‌درزه قاصداری	دسته‌درزه بازشدگی	قطر چال
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰	۲/۰۰	۲/۱۵	۶/۶۳	۱/۴۰	۳۸/۲۸
۲/۷۷	۰/۲۷	۰/۵۲	۰/۴۹	۱/۹۹	۲/۶۰	۲/۶۶	۱/۹۴	۳/۸۱	۵۵/۵۲	۱۶۴/۳۹	۵۹/۰۰	۶۵/۰۰	۲/۲۰	۰/۲۵	۲/۵۰	۲/۰۰	۲۵/۰۰					



شکل ۲: نمودار پراکندگی پارامترهای ورودی در برابر پاسخ (خرج ویژه)



شکل ۲: نمودار پراکندگی پارامترهای ورودی در برابر پاسخ (خرج ویژه)

توان به لزوم عدم وجود همخطی^۸ بین متغیرهای ورودی مدل اشاره کرد. در صورت وجود همخطی بین متغیرهای

۳-۳- ساخت مدل‌های رگرسیونی (آماري)

برای ساخت یک مدل رگرسیون، کلیه فروض اولیه مدل رگرسیون کلاسیک باید در نظر گرفته شود. از این جمله می-

⁸ co-linearity

البته ضریب همبستگی درجه صفر بین دو متغیر شرط کافی و نه لازم برای وجود همخطی است. برخی از صاحب نظران معتقدند شاخص وضعیت (CI) بهترین تشخیص دهنده موجود برای همخطی است. CI بین ۱۰ تا ۳۰ نشان دهنده همخطی متوسط متمایل به شدید و $CI > 30$ نشان دهنده وجود همخطی شدید ناشی از آن متغیر است [۳۲].

در این تحقیق بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده ابتدا با استفاده از نرم‌افزار SPSS، مدل‌های آماری را ساخته و پس از کشف همخطی بین متغیرهای مستقل با استفاده از CI، از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA)^{۱۱} برای حذف همخطی استفاده شده است. در جدول ۵، مشخصات مدل رگرسیونی خرج ویژه قبل از حذف همخطی نشان داده شده است.

مستقل، خطای استاندارد تخمین ضرایب مدل رگرسیون بیشتر شده (افزایش فاصله اعتماد تخمین ضرایب) و در نتیجه غالباً فرضیه null که به معنی صفر بودن ضرایب مدل رگرسیون است، تقویت می‌گردد. بنابراین قبل از ساخت و تحلیل هر مدل رگرسیون ابتدا باید به وجود رابطه همخطی بین متغیرهای مستقل پی برد [۳۲]. روش‌های بسیاری برای کشف همخطی بین متغیرهای مستقل وجود دارد. از آن جمله می‌توان به بررسی ضریب همبستگی درجه صفر^۹ (ضریب همبستگی ساده یا ضریب همبستگی پیرسون) بین متغیرهای ورودی و یا بررسی مقادیر شاخص وضعیت^{۱۰} مربوط به هر متغیر اشاره کرد. در صورتی که ضریب همبستگی ساده بین دو متغیر بیش از ۰/۸ باشد، همخطی مشکلی جدی خواهد بود.

^{۱۱} Principle Component Analysis^۹ Zero-order correlation or Pearson correlation
^{۱۰} Condition index(CI)

جدول ۵: مدل رگرسیونی خرج ویژه قبل از حذف همخطی (PF-BEFOR PCA)

VAR	B	SIG	CI	Std. Error	TOTAL PREDICTION		TEST	
					R-SQUARED	MSE	R-SQUARED	MSE
(Constant)	3.055	1.00	1.000	0.12				
UCS	-0.052	0.37	5.102	0.06				
RQD	-0.290	0.02	7.956	0.12				
RMR	0.021	0.85	9.544	0.11				
DIPJS1	0.194	0.00	10.838	0.05				
DDR1	0.084	0.01	13.750	0.03				
JS1	0.337	0.00	15.992	0.10				
JAPP1	0.004	0.95	19.389	0.07	0.6410	0.1790	0.2559	1.2777
DIPJS2	0.158	0.00	20.364	0.05				
DDR2	-0.045	0.23	27.819	0.04				
JS2	0.245	0.01	38.485	0.10				
JAPP2	-0.131	0.01	61.883	0.05				
D	0.425	0.00	100.372	0.03				
SIG . TOTAL						0.00		

جدول ۶: ضرایب همبستگی درجه صفر جهت تشخیص همخطی بین متغیرها

ZERO ORDER Correlations												
	UCS	RQD	RMR	DIPJS1	DDR1	JS1	JAPP1	DIPJS2	DDR2	JS2	JAPP2	D
UCS	1.000	.229	.237	.259	-.199	.028	-.100	.061	-.114	.307	-.240	-.199
RQD	.229	1.000	.823	-.267	-.011	.703	-.669	-.014	-.021	.649	-.628	.291
RMR	.237	.823	1.000	-.170	-.043	.610	-.862	.125	.018	.531	-.711	.254
DIPJS1	.259	-.267	-.170	1.000	-.072	-.507	.192	.147	-.088	.045	.032	-.599
DDR1	-.199	-.011	-.043	-.072	1.000	-.106	.043	.033	.284	-.079	-.023	.175
JS1	.028	.703	.610	-.507	-.106	1.000	-.527	.117	-.032	.256	-.339	.331
JAPP1	-.100	-.669	-.862	.192	.043	-.527	1.000	-.045	-.107	-.386	.621	-.327
DIPJS2	.061	-.014	.125	.147	.033	.117	-.045	1.000	.189	-.315	-.065	-.251
DDR2	-.114	-.021	.018	-.088	.284	-.032	-.107	.189	1.000	-.185	.009	.196
JS2	.307	.649	.531	.045	-.079	.256	-.386	-.315	-.185	1.000	-.513	.146
JAPP2	-.240	-.628	-.711	.032	-.023	-.339	.621	-.065	.009	-.513	1.000	-.211
D	-.199	.291	.254	-.599	.175	.331	-.327	-.251	.196	.146	-.211	1.000

جدول ۷: مقادیر سطح معناداری (Sig) فرضیه null برای ضرایب همبستگی درجه صفر

	UCS	RQD	RMR	DIPJS1	DDR1	JS1	JAPP1	DIPJS2	DDR2	JS2	JAPP2	D
UCS	.	.000	.000	.000	.001	.329	.057	.167	.034	.000	.000	.001
RQD	.000	.	.000	.000	.429	.000	.000	.412	.370	.000	.000	.000
RMR	.000	.000	.	.003	.246	.000	.000	.024	.386	.000	.000	.000
DIPJS1	.000	.000	.003	.	.128	.000	.001	.010	.081	.240	.306	.000
DDR1	.001	.429	.246	.128	.	.046	.249	.303	.000	.104	.355	.003
JS1	.329	.000	.000	.000	.046	.	.000	.031	.305	.000	.000	.000
JAPP1	.057	.000	.000	.001	.249	.000	.	.237	.044	.000	.000	.000
DIPJS2	.167	.412	.024	.010	.303	.031	.237	.	.001	.000	.151	.000
DDR2	.034	.370	.386	.081	.000	.305	.044	.001	.	.002	.443	.001
JS2	.000	.000	.000	.240	.104	.000	.000	.000	.002	.	.000	.010
JAPP2	.000	.000	.000	.306	.355	.000	.000	.151	.443	.000	.	.000
D	.001	.000	.000	.000	.003	.000	.000	.000	.001	.010	.000	.

در ادامه پس از کشف همخطی، با استفاده از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) اثر آن را از بین برده و مدل جدید ساخته می‌شود. نتایج مدل آماری جدید ساخته شده در جدول ۸ درج شده است. مطابق این جدول با بررسی مقادیر شاخص

می‌توان اثر PCA را در کاهش شدید اثر همخطی در مدل ساخته شده مشاهده کرد که نتایج درج شده در جداول ۹ و ۱۰ نیز مؤید این نکته می‌باشند.

جدول ۸: مدل رگرسیونی پیش‌بینی خرج ویژه پس از حذف اثر همخطی (PF-AFTER PC)

VAR	B	SIG	CI	Std. Error	TOTAL PREDICTION		TEST	
					R-SQUARED	MSE	R-SQUARED	MSE
(Constant)	.196	.123	1.000	0.13				
UCS	-0.110	.683	1.393	0.07				
RQD	-0.238	.000	1.402	0.05				
RMR	-0.117	.200	1.404	0.05				
DIPJS1	0.420	.011	1.405	0.06				
DDR1	0.024	.005	1.406	0.06				
JS1	-0.001	.811	1.406	0.05				
JAPP1	-0.061	.000	1.406	0.05	0.6410	0.1790	0.2999	1.1313
DIPJS2	0.455	.001	1.407	0.06				
DDR2	-0.036	.000	1.407	0.09				
JS2	0.219	.237	1.407	0.10				
JAPP2	-0.198	.393	1.425	0.11				
D	-0.235	.449	11.383	0.15				
SIG . TOTAL					0.00			

جدول ۹: جدول ضرایب همبستگی درجه صفر جهت تشخیص همخطی بین متغیرها

ZERO ORDER Correlations												
	UCS	RQD	RMR	DIPJS1	DDR1	JS1	JAPP1	DIPJS2	DDR2	JS2	JAPP2	D
UCS	1.000	-.488	.331	-.350	-.265	-.078	.049	.071	-.180	-.156	-.012	-.041
RQD	-.488	1.000	.102	-.107	-.084	-.028	.021	.020	-.055	-.065	-.009	-.012
RMR	.331	.102	1.000	.073	.056	.016	-.010	-.015	.038	.033	.003	.009
DIPJS1	-.350	-.107	.073	1.000	-.059	-.017	.010	.016	-.040	-.033	-.002	-.009
DDR1	-.265	-.084	.056	-.059	1.000	-.014	.010	.011	-.030	-.030	-.003	-.007
JS1	-.078	-.028	.016	-.017	-.014	1.000	.005	.003	-.009	-.015	-.003	-.002
JAPP1	.049	.021	-.010	.010	.010	.005	1.000	-.001	.005	.015	.003	.001
DIPJS2	.071	.020	-.015	.016	.011	.003	-.001	1.000	.008	.003	-.001	.002
DDR2	-.180	-.055	.038	-.040	-.030	-.009	.005	.008	1.000	-.017	-.001	-.005
JS2	-.156	-.065	.033	-.033	-.030	-.015	.015	.003	-.017	1.000	-.010	-.003
JAPP2	-.012	-.009	.003	-.002	-.003	-.003	.003	-.001	-.001	-.010	1.000	.000
D	-.041	-.012	.009	-.009	-.007	-.002	.001	.002	-.005	-.003	.000	1.000

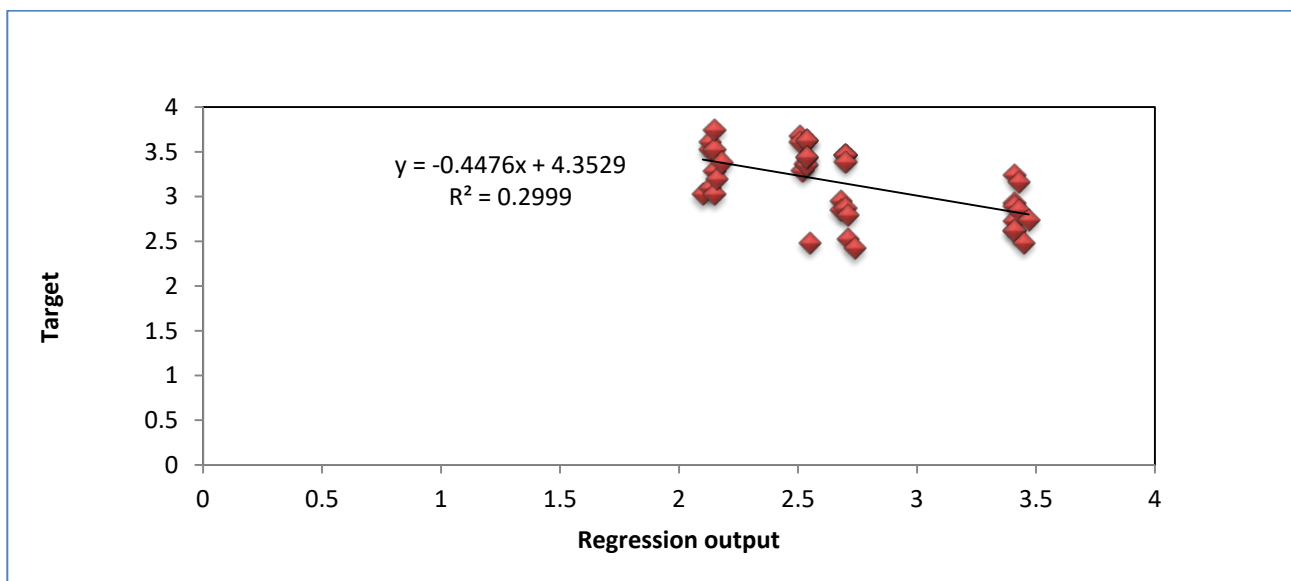
جدول ۱۰: مقادیر سطح معناداری (Sig) فرضیه null برای ضرایب همبستگی درجه صفر

	UCS	RQD	RMR	DIPJS1	DDR1	JS1	JAPP1	DIPJS2	DDR2	JS2	JAPP2	D
UCS	.	.000	.000	.000	.000	.108	.217	.132	.002	.007	.424	.256
RQD	.000	.	.052	.045	.091	.328	.370	.378	.192	.151	.443	.424
RMR	.000	.052	.	.123	.190	.398	.434	.408	.276	.302	.483	.445
DIPJS1	.000	.045	.123	.	.177	.394	.434	.401	.264	.301	.486	.442
DDR1	.000	.091	.190	.177	.	.412	.439	.429	.317	.316	.479	.457
JS1	.108	.328	.398	.394	.412	.	.470	.484	.445	.408	.483	.489
JAPP1	.217	.370	.434	.434	.439	.470	.	.494	.466	.407	.478	.494
DIPJS2	.132	.378	.408	.401	.429	.484	.494	.	.449	.481	.496	.487
DDR2	.002	.192	.276	.264	.317	.445	.466	.449	.	.395	.493	.470
JS2	.007	.151	.302	.301	.316	.408	.407	.481	.395	.	.434	.482
JAPP2	.424	.443	.483	.486	.479	.483	.478	.496	.493	.434	.	.500
D	.256	.424	.445	.442	.457	.489	.494	.487	.470	.482	.500	.

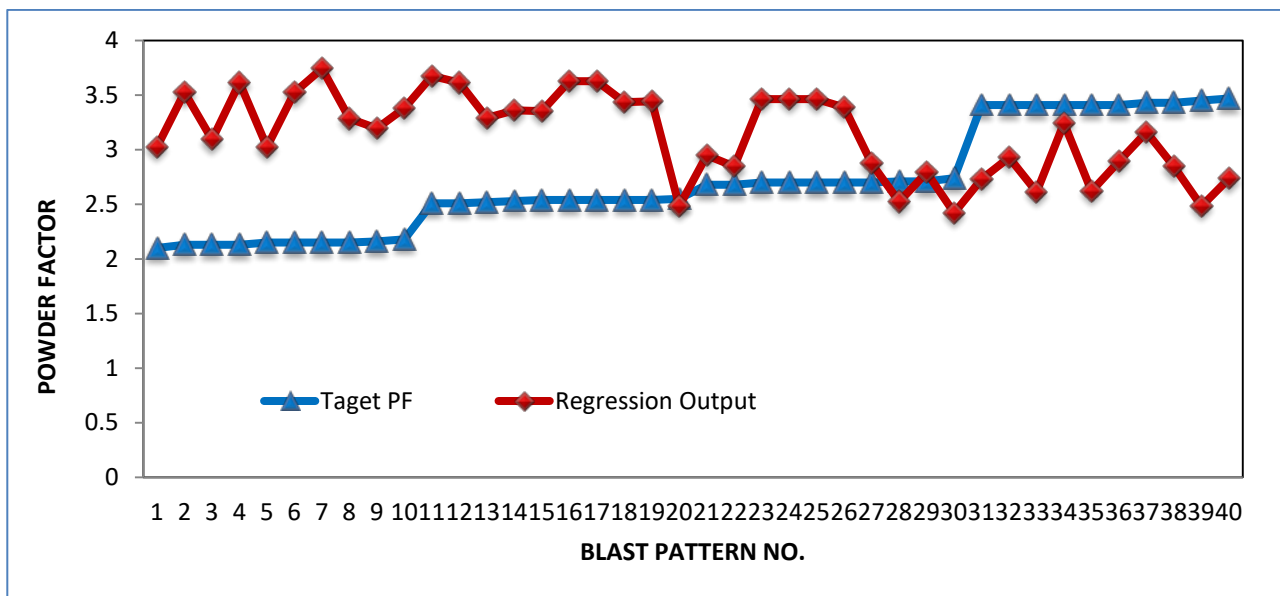
نتایج کلی مدل‌های آماری در جدول (۱۱) درج شده است. خرج ویژه مطابق شکل‌های (۳ و ۴) عمل می‌کند. در نتیجه بهترین مدل رگرسیون بدست آمده برای پیش‌بینی

جدول ۱۱: نتایج کلی مدل‌های آماری

WITHOUT PCA				WITH PCA			
R ²		MSE		R ²		MSE	
TOTAL PREDICTION	TEST	TOTAL PREDICTION	TEST	TOTAL PREDICTION	TEST	TOTAL PREDICTION	TEST
0.641	0.2559	0.179	1.2777	0.641	0.2999	0.179	1.1313



شکل ۳: ضریب تعیین نتایج حاصل از مدل آماری پیش‌بینی خرج ویژه با PCA



شکل ۴: نتایج پیش‌بینی مدل آماری بهینه برای مجموعه ۴۰ عضوی داده‌های تست.

۴- نتیجه‌گیری

بهینه‌سازی خرج ویژه استفاده شد. از این رو داده‌های حاصل از ۲۹۰ مرحله عملیات حفاری و انفجار برای تونل آب‌رسان سد سیمره جمع‌آوری شد که ۲۵۰ مورد از داده‌ها برای ساخت مدل آماری و ۴۰ مورد دیگر برای تست مدل‌های بدست آمده مورد استفاده قرار گرفت. در این راستا به منظور حذف اثر منفی همخطی بین متغیرهای ورودی در مدل‌های پیش‌بینی، از الگوریتم PCA استفاده کرده و برای ارزیابی مدل‌های ساخته‌شده، از پارامترهای R^2 و MSE استفاده شد. نتایج حاصل از مقایسات نشان می‌دهد که رفع همخطی بین متغیرهای ورودی، در مدل‌های آماری، نتایج پیش‌بینی بهتری را به همراه داشته است.

خرج ویژه از مهم‌ترین پارامترهای فنی و اقتصادی در طراحی الگوهای حفاری و انفجار تونل‌ها است که به پارامترهای متعددی از قبیل شرایط زمین‌شناسی، خصوصیات مکانیک سنگی و پارامترهای هندسی طراحی بستگی دارد. به همین دلیل پیش‌بینی و بهینه‌سازی آن از اهمیت بالایی برخوردار است. تاکنون روابط تجربی متعددی جهت پیش‌بینی خرج ویژه ارائه شده است اما از آنجایی که معمولاً این روابط بر اساس شرایط زمین‌شناسی خاصی بسط داده شده‌اند، در همه موقعیت‌ها نمی‌توان از آن‌ها استفاده نمود. در این تحقیق با تکیه بر خواص ژئومکانیکی توده سنگ، از روش‌های آماری به همراه آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای پیش‌بینی و

۵- مراجع

- [6] E. Lopez Jimeno, C. Lopez Jimino, Ayala. 1978. Drilling and Blasting of Rocks.
- [7] Dey, K. Sen, Ph. 2003. Concept of Blastability. Indian mining & engineering journal. 42. 24-31
- [8] Singh, P, Sinha A. 2012 Rock Fragmentation by Blasting.
- [9] Rossmannith, H. 1993. Rock Fragmentation by Blasting.
- [10] Kuznetsov, V.M. 1973. The mean diameter of fragments formed by blasting rock. Soviet mining sci. 9. 2 144-148
- [11] Cunningham, C.V.B. 1983. The KUZ-RAM model for prediction of fragmentation from

- [1] Persson, A, Holmberg, R. Lee J. 1994. Rock Blasting and Explosives Engineering.
- [2] Holmberg, R. 2000. Explosives and Blasting Technique.
- [3] Lu, Sh. Zhou, Ch. Jiang, N. Xu, X. 2015. Effect of Excavation Blasting in an Under-Cross Tunnel on Airport Runway. Geotechnical and Geological Engineering. 33. 4. 973-981
- [4] Bhalchandra V. Gokhale. 1979. Rotary Drilling and Blasting in Large Surface Mines.
- [5] B. Mohanty. 1996. Rock Fragmentation by Blasting.

- coal composition for bump susceptibility. International Journal of Mining Science and Technology. 26.1. 3-8
- [24] Yun,H. Park,S. Mehdawi,N. Mokhtari,S. Chopra,M. N.Reddi,L. Park,K. 2014. Monitoring for close proximity tunneling effects on an existing tunnel using principal component analysis technique with limited sensor data. Tunnelling and Underground Space Technology. 43. 398-412.
- [25] Sayadi,A. Lashgari,A. Paraszczak,J. 2012. Hard-rock LHD cost estimation using single and multiple regressions based on principal component analysis. Tunnelling and Underground Space Technology. 27. 133-141
- [26] Lashgari,A. Sayadi, A. 2013. Statistical approach to determination of overhaul and maintenance cost of loading equipment in surface mining. International Journal of Mining Science and Technology. 23. 441-446
- [27] Yan-wei,Ch. Yao-cai,W. Tao,L. Zhi-jie,W. 2008 Blended coal's property prediction model based on PCA and SVM. J. Cent. South Univ. Technol. 15. 2. 331-335.
- [28] Yan-wei,Ch. Yao-cai,W. Tao,L. Zhi-jie,W. 2008. Fault diagnosis of a mine hoist using PCA and SVM techniques. J China Univ Mining & Technol. 18. 327-331.
- [29] Shi-xiong,X. Qiang,N. Yong,Zh. Lei,Zh. 2008. Mine-hoist fault-condition detection based on the wavelet packet transform and kernel PCA. J China Univ Mining & Technol. 18. 567-570.
- [30] Lindsay,S, 2002, A tutorial on principal component analysis, February 26, Department science, University of California, San Diego, December 10.
- [31] Engelbrecht, A.P., 2007. Computational Intelligence: An Introduction. John Wiley & Sons, New York.
- [32] Gujarati,D. 2004. *Basic Econometrics*
- [33] gujarati, D., 2003. Basic Econometrics, fourth ed. McGraw-Hill, New York, NY. Hardle, W., Simar, L., 2003. Applied Multivariate Statistical Analysis. MD Tech, Berlin.
- blasting. 1st Int. Symp. On rock fragmentation. 2. 439-453
- [12] Cunningham, C.V.B. 1987. Fragmentation estimations and the KUZ-RAM model four year on. 2nd Int. Symp. Rock fragmentation by blasting. Keystone. August 23-26
- [13] Rustan, A. 1998. Rock Blasting Terms and Symbols
- [14] Pal Roy, P. 2005. Rock Blasting: Effects and Operations.
- [15] Jolliffe,I. 1986. Principal Component Analysis.
- [16] Markland,j . 1974. The analysis of principal components of orientation data. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts. 11.5. 157-163
- [17] Salimi,A. Rostami,J. Moormann,Ch. Delisio,A. 2016. Application of non-linear regression analysis and artificial intelligence algorithms for performance prediction of hard rock TBM. Tunnelling and Underground Space Technology. 58. 236-246
- [18] Salimi,A. /moormann,Ch. Singh,T.N. Jain,P. 2015. TBM Performance Prediction in Rock Tunneling Using Various Artificial Intelligence Algorithms. Regional tunneling conference tunnels and the future.
- [19] Saeidi,O. Torabi,R. Ataei,M. Rostami,J. 2014. A stochastic penetration rate model for rotary drilling in surface mines. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences. 68. 55-65
- [20] Cai,W. Dou,L. Si,G. Cao,A. He,J. Liu,S. 2016. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation model for coal burst liability assessment. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences. 81. 62-69.
- [21] Mohamed,F. Hafsaoui,A. Talhi,K. Menacer,k. 2015. Study of the powder factor in surface bench blasting. Procedia earth and planetary science. 15. 892-899.
- [22] Esmaeili,M. Salimi,A. Drebenstedt,C. Abbaszadeh,M. Aghajani Bazazi,A. 2015. Application of PCA, SVR, and ANFIS for modeling of rock fragmentation. Arab J Geosci. 8.9.6881-6893
- [23] Heather,L. Andrew,W. Arthur,M. 2016. Dynamic failure in coal seams: Implications of