

## تخمین حفاری ویژه انفجار در تونل های کوچک مقطع با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

عارف علیپور<sup>۱\*</sup>، مجتبی مختاریان اصل<sup>۲</sup>، مصطفی اسدی زاده<sup>۲</sup>

پذیرش مقاله: ۹۸/۱۰/۲۲

دریافت مقاله: ۹۸/۰۳/۲۴

### چکیده

روش سنتی چالزنی و انفجار با توجه به انعطاف پذیری زیاد آن، مناسب ترین انتخاب به منظور حفاری تونل های کوتاه و مقاطع متغیر می باشد. یکی از پارامترهای مهم در طراحی و اجرای الگوهای آتشکاری تونل، تعیین حفاری ویژه آن است؛ حفاری ویژه، به مترای حفاری لازم برای حفر واحد حجم سنگ اطلاق می شود؛ ارائه مدل مناسب تخمین حفاری ویژه در تکمیل طراحی الگوی چالزنی و انفجار و در کنترل و مدیریت پروژه حایز اهمیت است. در تحقیق حاضر بر مبنای نتایج ثبت شده از ۴۱ سری داده مربوط به حفر چهار رشته تونل در کشور هند، اقدام به مدل سازی تخمین حفاری ویژه صورت گرفته است؛ برای این منظور از رگرسیون چند متغیره خطی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر تابع کرنل چند جمله ای ساده، به عنوان ابزارهای کاربردی استفاده شده است. در مدل سازی پیشنهادی، شاخص کیفیت توده سنگ، سرعت امواج طولی در سنگ، سطح مقطع تونل، ماکزیمم طول چال انفجاری و شاخص جفت شدگی چال انفجاری، به عنوان پارامترهای مستقل (ورودی مدل) در نظر گرفته شده اند. نتایج مدل سازی عملکرد ماشین بردار پشتیبان، با حداقل خطا را تأیید می کند؛ مقادیر ضریب تعیین  $R^2$  برای هر دو سری داده آموزش و آزمون ماشین بردار پشتیبان، برابر ۰/۹۸ بدست آمده است؛ این ضریب برای رگرسیون خطی نیز برابر ۰/۹۱ حاصل شده است. علی رغم برتری نسبی ماشین بردار پشتیبان، نتایج روش رگرسیون نیز کارا بوده و رابطه ی مبتنی بر آن نیز به عنوان یک گزینه ی در دسترس پیشنهاد می شود.

**کلید واژه ها:** چالزنی و انفجار، حفاری ویژه، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون چند متغیره خطی

۱. عضو هیات علمی گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی ارومیه، ارومیه a.alipour@mie.uut.ac.ir

۲. عضو هیات علمی گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی ارومیه، ارومیه.

۲. عضو هیات علمی گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی همدان، همدان.

\* مسئول مکاتبات

## ۱. مقدمه

چالزنی و انفجار به عنوان یکی از قدیمی ترین و مهمترین روش های شکست سنگ مطرح است؛ این روش با توجه به انعطاف پذیری و سازگاری آن با شرایط متغیر و هزینه سرمایه گذاری پایین، مناسبترین روش در حفر تونل های کوتاه است (Alipour et al., 2012). در مقام مقایسه، اجرای آتشکاری تونل سختتر از آتشکاری سطحی است. در حالت کلی آتشکاری سطحی با بهره گیری از حداقل دو سطح آزاد و آتشکاری زیرزمینی تونل، با یک سطح آزاد انجام می گیرد؛ بر این مبنا حتی انفجارات مرحله دوم در حفر تونل های بزرگ-مقطع که از تعداد سطوح آزاد مضاعف منتفع هست، زیرمجموعه آتشکاری تونل با یک سطح آزاد تلقی نمی شود. واضح است که با تقلیل سطوح آزاد در طرح آتشکاری و محصور شدگی بیشتر، شاهد سختی شرایط انفجار خواهیم بود، لذا به منظور حصول نتایج مناسب از آتشکاری، تمایل بر این است که تا حد امکان استفاده از سطوح آزاد حداکثری مورد توجه قرار گیرد (Chakraborty et al., 1998).

دو مفهوم خرج ویژه (Specific Charge) و حفاری ویژه (Specific Drilling) در عملیات چالزنی و انفجار بسیار حائز اهمیت هستند. خرج ویژه میزان مواد ناریه مورد نیاز برای خرد کردن واحد حجم یا واحد وزن سنگ بوده (Chakraborty et al., 1997) و (Jong and Lee, 2004) و حفاری ویژه، به مترژ حفاری چال انفجاری لازم، برای تخریب واحد حجم یا واحد وزن سنگ اطلاق می شود. این دو پارامتر از مهمترین شاخصه های عملیاتی هر سیکل آتشکاری هستند (Jimeno et al., 1995). تخمین صحیح خرج ویژه و حفاری ویژه و به کار بردن مقدار بهینه آنها می تواند از هدر رفتن انرژی و وارد آمدن صدمه به توده سنگ، جلوگیری به عمل آورد. همچنین تخمین صحیح حفاری ویژه با توجه به شرایط حفر تونل، در چالش های مدیریت و کنترل پروژه قبل و حین حفر تونل، حایز اهمیت است؛ به عبارتی دیگر، داشتن اطلاعات اولیه از مترژ حفاری مورد نیاز به منظور حفر یک مترمکعب سنگ در هر تونل کوچک مقطع با مقطع معلوم،

کیفیت سنگ معلوم و خصوصیات انفجاری مشخص، منجر به بهبود شاخص های طراحی و اجرای پروژه خواهد شد. اصولاً روابط بین پارامترها و اجزای مختلف یک عملیات انفجاری، تابع شرایط محیط، نوع و کیفیت ماده منفجره، نوع و ساختمان سنگ و هدف از انفجار است؛ پارامترهای اصلی موثر در یک انفجار از این قرارند: خصوصیات ماده منفجره، خصوصیات توده سنگ و مشخصات هندسی چالها؛ شناسایی و تلفیق پارامترهای مذکور با دانش فنی، لازمی یک انفجار موفق است (Person et al., 1995). تاثیر مشخصه های ماده و توده سنگ بر روی نتایج آتشکاری قابل توجه است، بایستی توجه شود که انتخاب یک یا تعدادی از پارامترهای شاخص سنگ، که بیانگر تفاوت توده سنگها در خردشدگی آنها، با استفاده از آتشکاری باشد، خیلی مشکل است (Chakraborty and Jethwa, 1994). تاثیر مشخصات ماده و توده سنگ بروی نتایج آتشکاری به طور مشخص در قالب های شاخص قابلیت انفجار بیان شده است (Lilly, 1986)، (Widzyk-Capehart and Lilly, 2002) و (Kahrman et al., 2001) درجه و قابلیت انفجارپذیری سنگ به عنوان یک شاخص مهم جهت پیش بینی انفجار مطرح است (Latham and Lu, 1999). فارغ از تعداد سطح آزاد مربوط به انفجار، انفجار سطحی یا تونلی، در برخی از تحقیقات قبلی، روابط مشخصی به منظور تخمین خرج ویژه ارائه شده است (Alipour et al., 2012)، (Chakraborty et al., 1997)، (Jong and Lee, 2004) و (Kahrman et al., 2001). مشخصاً، شاخص انفجارپذیری به همراه پارامترهای هندسی الگوی آتشکاری و مشخصات ماده منفجره مصرفی، محتوای مدل های تخمین گر خرج ویژه را تشکیل می دهند (Lilly, 1986) و (Zou, 2017). دامنه کاربرد این مدلها در آتشکاری تونلها محدودتر هم هست؛ متأسفانه ارائه ی مدل جامعی به منظور تخمین حفاری ویژه، علی الخصوص در آتشکاری تونلی در تحقیقات گذشته مغفول واقع شده و علی رغم قدمت موضوع، تحقیقات کمی در این راستا صورت گرفته است. چند رابطه ی محدود ارائه شده در مراجع مختلف نیز اغلب

## ۲. موقعیت و مشخصات تونل های حفر شده

داده های برداشت شده توسط چاکرابورتی و همکاران، مربوط به یک تونل شیبدار دنبال لایه ی معدن زغالی، دو رشته گالری دسترسی معدن زیرزمینی منگنز و یک رشته تونل در یک پروژه ی برق آبی می شود (Chakraborty et al., 2004)، که به عنوان مبنای مدل سازی این تحقیق استفاده شده است. لازم به ذکر است که محققین هندی از داده های مذکور جهت ارائه شاخص آتشکاری تونل (Tunnel Blasting Index) استفاده کرده اند و تحقیق حاضر متفاوت از کار چاکرابورتی و همکاران بوده و صرفاً از داده های آنها استفاده شده است. در جدول ۱ مشخصات اسمی و محل پروژه ها مشخص شده است.

فرضیات و متدولوژی به کار رفته در مرحله تشکیل بانک داده تحقیق، به قرار ذیل است:

- کل طول تونل ها جهت مطالعات مورد تحلیل قرار نگرفته است.
- به دلیل استاندارد نبودن اطلاعات آتشکاری های صورت گرفته در ورودی تونل ها، از اطلاعات مربوط به آنها صرف نظر شده است.
- تونل ها بر مبنای شاخص طبقه بندی توده سنگ بارتن (Q) زون بندی شده اند. دسته درزه ها نیز مطابق روش پیشنهادی ISRM برداشت شده اند.
- اطلاعات هر سیکل آتشکاری در سیکل های مختلف، توسط محققین جمع آوری شده است. سینه کار پیشروی در هر سیکل، از مرکز و دو سمت کناری سینه کار برداشت شده است؛ معدل این ارقام به عنوان گام پیشروی متوسط در هر سیکل، جهت تحلیل مورد استفاده قرار می گیرد. حجم حفاری برجا به صورت حاصل ضرب مقطع عرضی قبلی آتشکاری و گام متوسط پیشروی بدست می آید. این روش متفاوت از توده حجم انباشته یا حجم برداشت شده توسط دستگاه های ترابری یا سنگ شکن است. حفاری ویژه نیز نسبت طول حفاری - های هر سیکل آتشکاری به حجم توده سنگ بر جای

دارای ضعفند. برای نمونه، لانگفورس و کیلستروم مدلی بر مبنای مساحت تونل و خطای حفاری ارائه نموده اند (Langefors and Kihlström, 1978)، مدل های ارائه شده توسط دوپونت (Du Pont, 1977)، اولافسون (Olofsson, 1990) و هاگان (Hagan, 1992) نیز صرفاً مبتنی بر مساحت تونل توسعه یافته اند. البته مدل نسبتاً قابل قبولی نیز توسط پوکروفسکی ارائه شده است؛ ورودی های مدل مذکور شامل: مساحت تونل، اندیس پرتودیاکانف (Protodyakonov)، ساختار توده سنگ، قدرت وزنی نسبی ماده منفجره و قطر چال (خرج) بوده و بر مبنای آنها حفاری و خرج ویژه مورد نیاز آتشکاری تونل تخمین زده می شود (Pokrovskii, 1998). در سال ۱۹۹۸ یک مدل توسط چاکرابورتی و همکاران ارائه شد که مبتنی بر شاخص Q، تعداد سطوح آزاد و طول چال بود (Chakraborty et al., 1998). بعدها و در سال ۲۰۰۴ چاکرابورتی و همکاران، مدل جدیدی را نیز ارائه کردند (Chakraborty et al., 2004). واقعیت این است که مدل های ارائه شده، بیشتر تخمین خرج ویژه را مدنظر قرار داده و تخمین حفاری ویژه به صورت جنبی، توسط این محققین مورد توجه قرار گرفته است؛ عدم لحاظ برخی از پارامترهای موثر مربوط به توده سنگ و مشخصات حفاری و انفجار، استفاده از برخی ورودی های خاص و غیرقابل دسترس و کارایی پایین این مدل ها، از نقاط ضعف اساسی تحقیقات گذشته محسوب می شود. در این مقاله با استفاده از ۴۱ سری داده مربوط به الگوی اجرا شده چالزنی و انفجار، مربوط به چهار مورد مطالعاتی از کشور هند، اقدام به مدل سازی حفاری ویژه صورت گرفته است؛ شاخص کیفیت توده سنگ RQD، سرعت امواج طولی در سنگ، سطح مقطع تونل، ماکزیمم طول چال انفجاری و شاخص جفت شدگی (Coupling) چال انفجاری به عنوان ورودی های مدل در نظر گرفته شده است؛ و رگرسیون چند متغیره خطی در کنار تحلیل گر غیرخطی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) به عنوان ابزار مدل سازی به کار گرفته شده است.

آتشکاری شده است. نتایج آتشکاری در زون‌های پیچیده زمین‌شناسی نیز به صورت میانگین لحاظ شده است. جهت رسیدن به طرح آتشکاری بهینه، رفتارنگاری بروی انفجارات آزمایشی صورت گرفته است.

جدول ۱. مشخصات مختلف تونل‌های حفر شده مربوط به داده‌های چاکرابورتی (Chakraborty et al. 2004).

Sl. no.	Parameter	Link	Chikla	Tandsi	Gumgaon
1	Type of rock	Basaltic flow of compact & Amygdaloidal basalt and volcanic Breccin	Mn-ore and footwall containing manganiferous quartz and muscovite schist	Sandstone	Mn-ore body and footwall rock mass containing quartz muscovite Schist
2	Q	5.378-64.48	0.75-32.05	0.31-18.66	0.21-1.85
3	UCS, MPa.	21.02-91	136 18-180	18.9-32	.4 60-162
4	Density, 1/m3	2.37-2.93	2.5-3.9	1.9-2.35	2.82-3.97
5	RQD	35.45-87.27	40.75-91.4	36-82	23-47.4
6	P-wave velocity, km/s	2.487-5.816	2.913-8.117	1.9-2.9	4.582-7.694
7	Major joint set orientation Dip Strike angle with respect to tunnel axis	60-90	60-90	0-30	30-60
		0-30	60-90	60-90	30-60 and 60-90
8	Complicated face	Breccia Amygdoloidal basalt Compact basalt	Nil	Nil	Nil
9	Size, m <sup>2</sup>	36	5.04	15 (with shotcrete support) and 17.66 with steel support	5.04
10	Shape	Arch	Rectangular	D-shaped	Rectangular
11	Inclination	Nearly horizontal	Nearly horizontal	Inclination 1:4.66	Nearly horizontal
12	Drilling machine	Manual jack hammer	Manual jack hammer	Hydraulic jumbo	Manual jack hammer
13	Type of cut	Convergent	Convergent	Parallel in shotcrete supported zone and convergent in steel supported zone	Convergent
14	Method of perimeter blasting	Conventional	Conventional	Conventional later on switched to smooth blasting	Conventional

### ۳. ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش های نسبتاً جدید در مسائل دسته بندی و رگرسیون است. این روش در سال ۱۹۹۲ توسط وپنیک و تیمش، بر پایه یک تئوری آماری معرفی شد (Cortes and Vapnik, 1995)؛ این تئوری بیشینه ای طولانی داشته است، تیم وپنیک در ابتدا، تئوری ابرصفحه را به عنوان یک روش طبقه بندی و دسته بندی خطی ارائه کردند، بعدها یک طبقه بندی کننده غیرخطی را به کمک توابع کرنل (kernel) معرفی کردند. اساساً آنچه که امروز به نام ماشین بردار پشتیبان شناخته می شود، نتیجه کارهای گروه مذکور است که در نهایت در سال ۱۹۹۵ تحت عنوان ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی به نتیجه رسیده و انتشار یافته است (Cortes and Vapnik, 1995) و (Cristianini and Shawe-Taylor, 2000).

الگوریتم SVM یکی از الگوریتم های یادگیری ماشین است، جز روش های آموزشی با ناظر طبقه بندی شده، که بین داده های ورودی و مقدار متغیر وابسته، و بر اساس کمینه سازی ریسک ساختاری، ارتباط برقرار می کند. در روش شبکه های عصبی از کمینه سازی ریسک تجربی مبتنی بر کاهش خطا و حین پروسه ی آموزش استفاده می شود؛ در این الگوریتم برعکس شبکه های عصبی، مشکل گرفتاری در کمینه های محلی کمتر وجود داشته و قابلیت تعمیم یابی آن بیشتر است. این روش بر اساس داده های آموزشی از یک شی ورودی با استفاده از یک تابع به یک عدد واقعی نگاشت می کند (Yu and Kim, 2012). در مسائل رگرسیون، بردارهای ورودی به یک فضای چندبعدی، نگاشت می شوند، سپس یک ابرصفحه ساخته می شود که بردارهای ورودی را با بیشترین فاصله ممکن از هم جدا می کند. برای رفع مشکل انجام عملیات در فضای با ابعاد زیاد، از یک تابع کرنل استفاده می شود. در این صورت عملیات می تواند با همان سرعت در فضای داده های ورودی انجام گیرد. تابع کرنل مشکل چندبعدی و غیرخطی بودن نگاشت مذکور را برطرف می کند. به منظور سنجش فاصله فرایند بهینه سازی باید با یک تابع افت اصلاح شده

تداوم یابد. در حقیقت هدف ماشین بردار پشتیبان تخمین پارامترهای وزن و اریب تابعی هست که بهترین انطباق را با داده ها دارد. این تابع می تواند خطی یا غیر خطی باشد (Dibike et al., 2001) و (Smola and Schölkopf, 2004). با فرض اینکه  $l$  داده آموزشی داشته باشیم، و هر ورودی  $X$  دارای تعداد  $D$  ویژگی باشد، یعنی دارای  $D$  تعداد بعد باشد، و هر نقطه دارای مقدار ویژه ای نظیر  $Y$  باشد، هدف پیدا کردن تابع رگرسیونی هست که بین ورودی و خروجی رابطه ی  $l$  را برقرار کند.

$$f(x, w) = (w \cdot x) + b \quad (1)$$

برای بدست آوردن تابع  $f$  محاسبه مقادیر بردار وزن  $w$  و بایاس  $b$  ضروری است، در ابتدا یک تابع تلفات با ناحیه پوششی  $\epsilon$  نیز به صورت رابطه ی زیر تعریف می شود: تابع  $L_\epsilon$  تابع تلفات وپنیک است؛ با استفاده از تابع تلفات وپنیک پارامترهای کنترل کننده تابع پاسخ بهینه ماشین بردار پشتیبان شامل وزن و بایاس بدست می آید (Dibike et al., 2001):

$$L_\epsilon(y) = |y - f(x, w)|_\epsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x, w)| \leq \epsilon \\ |y - f(x, w)| - \epsilon & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

بدین منظور رابطه ی ۳ باید کمینه شود:

$$R(C) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l L_\epsilon(y_i, f_i(x, w)) \quad (3)$$

به منظور تشریح بهتر، رابطه ی ۳ به صورت مجموعه روابط ۴ نوشته می شود:

Min

$$\phi(w, \zeta^*, \zeta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left( \sum_1^l \zeta^* + \sum_1^l \zeta \right) \quad (4)$$

Sub.

$$y_i - ((w \cdot x) + b) \leq \epsilon + \zeta_i \\ ((w \cdot x_i) + b) - y_i \leq \epsilon + \zeta_i^*, i = 1, 2, 3, i \\ \zeta_i^*, \zeta_i \geq 0$$

در روابط ۳ و ۴،  $C$  پارامتر ثابت بوده و مقدار آن باید بوسیله کاربر مشخص شود، در واقع این پارامتر وظیفه ایجاد تعادل و تغییر وزن های جریمه ناشی از اغماض، متغیر  $\epsilon$  را بر عهده

کرنل چندجمله‌ای (Polynomial)، تابع کرنل با پایه شعاعی (Radial Base Function) و تابع کرنل پیرسون (PUK) در برخی مسائل ژئوتکنیک به طرز موفقیت آمیزی به کار گرفته شده‌اند (Goh and Goh, 2007)، (Hall et al., 2009)، (Khandelwal et al., 2010)، (Longjun et al., 2011) و (Shi et al., 2012)؛ در این تحقیق در تداوم روند پیاده‌سازی شده در مقالات قبلی و اخذ جواب مناسب مبتنی بر سعی و خطا، از تابع کرنل چندجمله‌ای ساده استفاده شده است. لذا، معادلات مربوط به آن به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$w_0 x = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) \quad (10)$$

$$b_0 = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) [K(x_r, x_i) + K(x_s, x_i)] \quad (11)$$

در این روابط  $K(x, x_i)$  یک تابع کرنل است. فرم تابع کرنل چندجمله‌ای مورد استفاده در این تحقیق مطابق رابطه‌ی ۱۲ است (Üstün et al., 2006):

$$K(x, x_i) = ((x, x_i) + 1)^d \quad (12)$$

$d$  توان چندجمله‌ای بوده و مطابق نظر کاربر مشخص می‌شود (Üstün et al., 2006).

#### ۴. مدل‌سازی تخمین حفاری ویژه

##### ۴-۱. تخمین حفاری ویژه با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

در بخش قبلی، نحوه جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز جهت ارائه‌ی مدل تخمین‌گر حفاری ویژه توضیح داده شد. همانطور که ذکر شد، داده‌های در دسترس، شامل داده‌های چهار رشته تونل در هند است. نتایج تحلیل‌های صورت گرفته بروی داده‌های هندی در ادامه ارائه شده است.

ماشین بردار پشتیبان می‌تواند با مشاهده‌ی تعداد داده کافی با دامنه‌ی توزیعی مناسب و اندازه‌گیری شده، رابطه‌ی بین پارامترهای موثر و حفاری ویژه را بیابد. با توجه به توانایی تشخیص الگوهای غیرخطی با استفاده از این ماشین، می‌توان به نتایج مطلوبی دست یافت. در مدل‌سازی صورت گرفته، برخی از مهمترین پارامترهای قابل دسترس و تاثیرگذار

داشته و در عین حال نیز بیشینه اندازه حاشیه جدایش را تعیین می‌کند.  $\varepsilon$  خطای مورد قبول در تلفات،  $\|w\|^2$  نرم بردار وزن و  $\xi^*$ ،  $\xi$  متغیرهای اسلگ هستند. این مساله با استفاده از روش لاگرانژ قابل حل است، لذا با تبدیل به تابع لاگرانژ، به صورت بیشینه‌کردن معادله ۵ بازنویسی می‌شود:

$$L_p(\alpha_i, \alpha_i^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) x_i x_j \quad (5)$$

که  $L_p(\alpha_i, \alpha_i^*)$  تابع لاگرانژ و  $\alpha_i, \alpha_i^*$  ضرایب لاگرانژ هستند، و شرایط آن به صورت رابطه‌ی ۶ است:

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \rightarrow \begin{matrix} 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, \dots, l \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C, i=1, \dots, l \end{matrix} \quad (6)$$

با حل معادله رابطه‌ی ۶، می‌توان تابع ماشین بردار پشتیبان را با استفاده از تابع کرنل به صورت زیر محاسبه کرد:

$$f(x, w) = w_0 \cdot x + b = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \cdot x + b_0 \quad (7)$$

با تعیین ضرایب  $\alpha_i$  و  $\alpha_i^*$  معادله پاسخ نهایی، مطابق روابط ۸ و ۹ خواهد بود (Dibike et al., 2001):

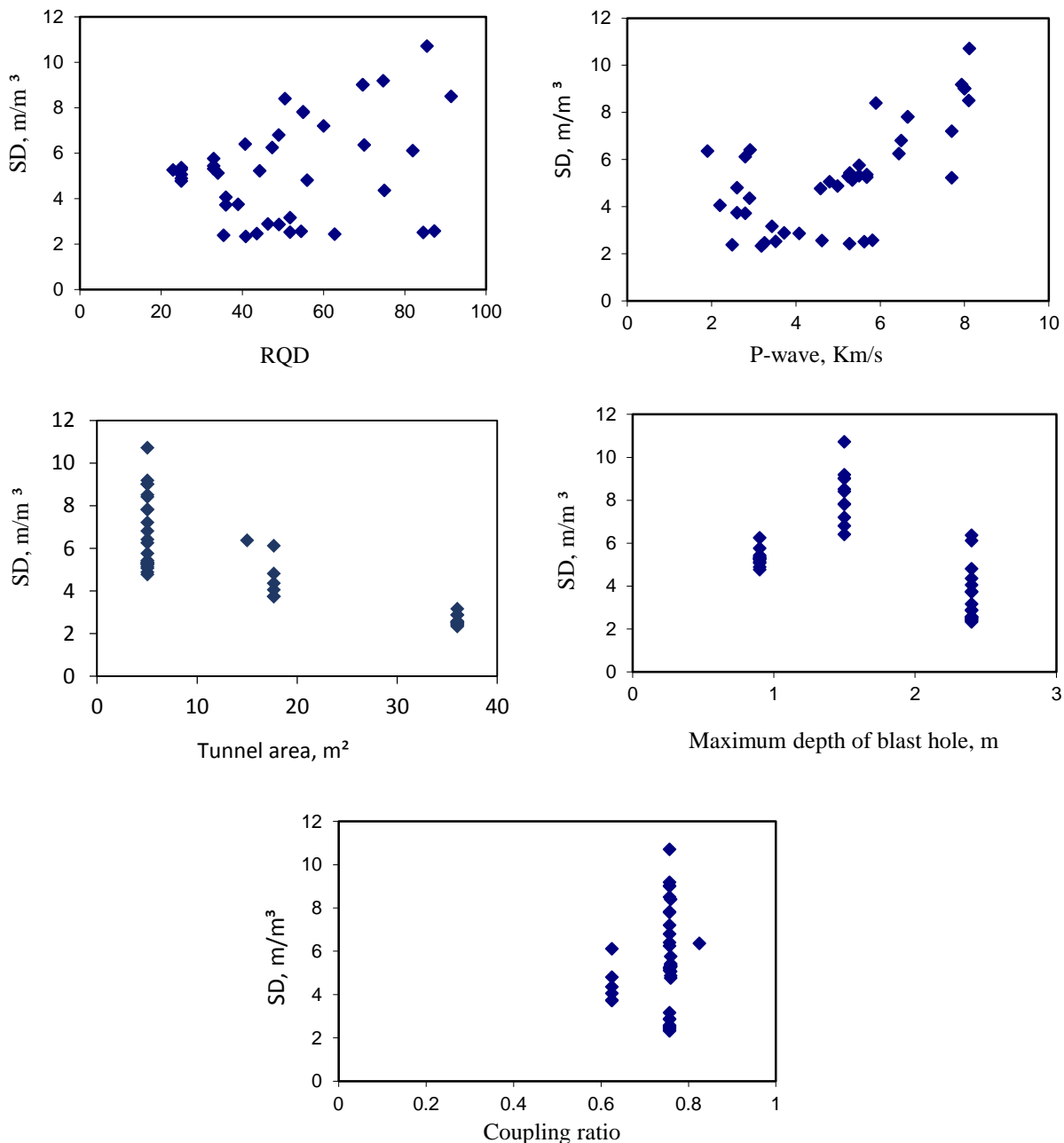
$$w_0 x = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (8)$$

$$b_0 = -\frac{1}{2} w \cdot [x_r + x_s] \quad (9)$$

در این روابط  $w_0$  و  $b_0$ ، مقادیر بهینه بردار وزن و بایاس بوده،  $x_r$  و  $x_s$  نیز دو بردار پشتیبان هستند. داده‌هایی که ضرایب لاگرانژ متناظر با آن‌ها غیر صفر است، به‌عنوان بردار پشتیبان شناخته می‌شوند. از نظر هندسی این داده‌ها دارای خطای پیش‌بینی بزرگتر از  $\pm \varepsilon$  هستند.  $\varepsilon$  تعداد بردارهای پشتیبان را کنترل می‌کند. نهایتاً این بردارهای پشتیبان هستند که تابع رگرسیونی نهایی با پاسخ بهینه را تعیین می‌کنند. پارامتر  $\varepsilon$  می‌تواند مقادیر صفر تا بی‌نهایت را پذیرش کند، مقادیر بزرگ  $\varepsilon$  بردارهای پشتیبان را کاهش می‌دهد که توام با عریض شدن باند بوده و دامنه خطای مجاز را بالا می‌برد. مقادیر کوچک  $\varepsilon$  نیز بردارهای پشتیبان را افزایش داده و احتمال بیش‌آموزش را بالا می‌برد. همان‌طور که گفته شد، مساله رگرسیون خطی با استفاده از توابع کرنل قابل تبدیل به غیرخطی است. توابع

مقادیر تک پارامتری ورودی مدل و حفاری ویژه به نمایش گذاشته شده است؛ همچنین در جدول ۲ نتایج و اطلاعات آماری مربوط به ۴۱ انفجار ثبت شده، نشان داده شده است.

ژئومکانیکی و آتشکاری مربوط به تونل های مطالعاتی شامل، RQD، سرعت امواج طولی، سطح مقطع تونل، ماکزیمم طول چال حفر شده و نسبت جفت شدگی چال به عنوان ورودی ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در شکل ۱ نمودار



شکل ۱. نمودار مقادیر تک پارامتری ورودی مدل و حفاری ویژه برای داده های برداشت شده

است، بر این مبنای مشخصات مدل ماشین بردار پشتیبان بهینه پس از چندین مرحله تکرار و اجرای برنامه برای مورد مطالعاتی در جدول ۳ ارائه شده است.

همچنین در نمودار تخمین - مقدار واقعی شکل ۲ و شکل ۳، مقادیر تخمین زده شده حفاری ویژه به تفکیک داده‌های آموزش و آزمون در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده حفاری ویژه، ترسیم شده است. به هر مقدار که شیب خط حاصل از رگرسیون به عدد یک نزدیکتر باشد، نشانگر بالا بودن دقت تخمین است. همچنین مقادیر مربوط به ضریب تعیین، آماره  $R^2$ ، بین مقادیر اندازه‌گیری و تخمین به تفکیک داده‌ها در این دو شکل نشان داده شده است.

با تفکیک داده‌های آموزش به تعداد ۳۰ مورد و آزمون به تعداد ۱۱ مورد، اقدام به آموزش ماشین بردار پشتیبان صورت گرفته است. به منظور آموزش مدل پیشنهادی نیز از بسته‌ی نرم‌افزاری WEKA استفاده شد (Hall et al., 2009). تابع چند جمله‌ای با توجه به تجربیات موفق گذشته، به عنوان تابع منتخب کرنل به کار گرفته شده است؛ برای رسیدن به مدل بهینه نیز ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای مهم تنظیم‌کننده مدل شامل:  $C$ ،  $\epsilon$  و  $d$  در مدل به کار رفته، نهایتاً این پارامترها در مدل بهینه با حداقل خطا به ترتیب برابر با ۱/۵، ۰/۰۳ و ۴ تعیین شده‌اند. لازم به ذکر است که کمینه‌سازی خطا با استفاده از روش سعی و خطا در مدل‌های هوشمند ساده مرسوم

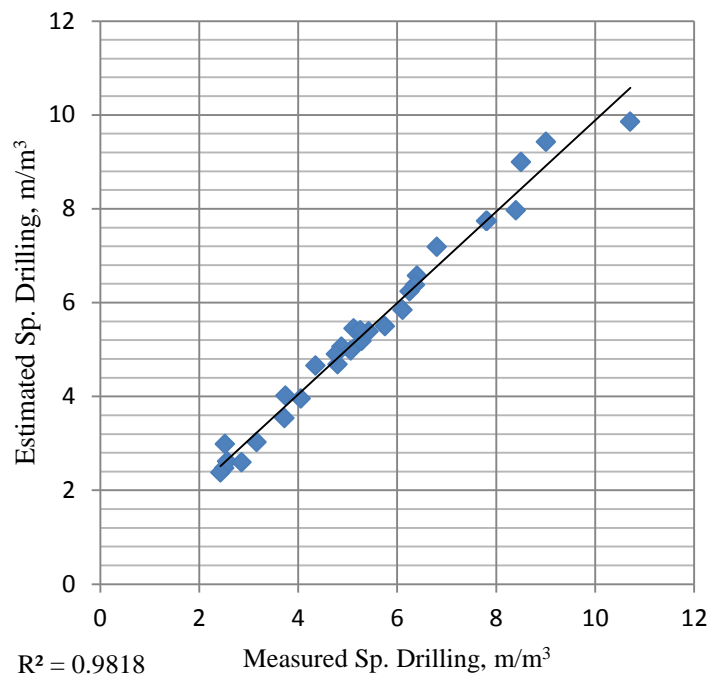
جدول ۲. پارامترهای آمار توصیفی نتایج ثبت شده

Parameter	Coupling	Max depth, m	Tunnel area, sq.m	P-wave, km/s	RQD	Specific drilling, m/m <sup>3</sup>
Number of samples	41	41	41	41	41	41
Mean	0.74	1.72	15.43	5.024	50.63	5.275
Variance	0.002	0.423	179.89	3.536	382.9	5.073
Standard deviation	0.049	0.650	13.386	1.880	19.57	2.252
Minimum	0.625	0.9	5.04	1.900	23	2.33
Median	0.757	1.5	5.04	5.274	49	5.22
Maximum	0.825	2.4	36	8.117	91.4	10.71

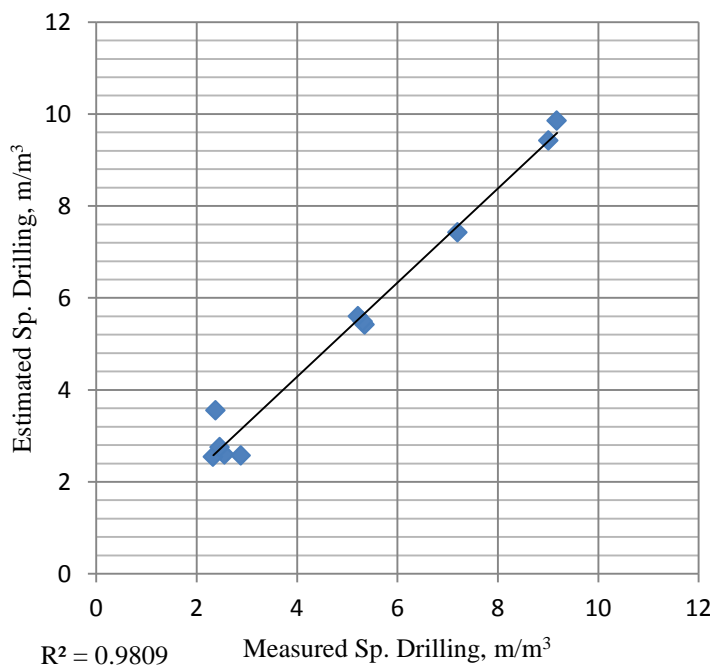
جدول ۳. مشخصات ماشین بردار به کار گرفته شده جهت تخمین حفاری ویژه

Characteristics of SVM model	
Parameter	Description
No. training data	30
No. testing data	11
Kereneel function	Polynomial
C	1.5
$\epsilon$	0.03
d	4
Mean square error of training	0.2451
Mean square error of testing	0.2726





شکل ۲. نمودار مقادیر تخمین - اندازه گیری و ضرایب همبستگی مابین آنها به تفکیک داده های آموزش



شکل ۳. نمودار مقادیر تخمین - اندازه گیری و ضرایب همبستگی مابین آنها به تفکیک داده های آزمون

میسر می سازند. یکی از روش های رایج در آمار چند متغیره، تحلیل رگرسیون چند متغیره می باشد که هدف آن تعیین مقادیر پارامترهایی برای تابع است که در نهایت منجر به برازش بهترین منحنی برای مجموعه ای از داده های ثبت شده

۲-۴. تخمین حفاری ویژه با استفاده از رگرسیون چند متغیره ی خطی

روش های چند متغیره، آنالیز آماری همزمان چندین متغیر را

نرم افزار ستون های داده های پارامترهای مستقل و وابسته، نوع خروجی (جهت ارائه ی مربع ضریب همبستگی، جدول ضرایب ثابت و تحلیل اولیه واریانس و ...) تعریف گردید و در نهایت محاسبات انجام شده و نتایج مطابق رابطه ی ۱۵ حاصل گردید.

$$SD_{(m/m^3)} = -6.69 + 0.018.RQD + 0.341.Pwave_{(km/s)} - 0.216.Tunnel.area_{(m^2)} + 11.078.Coupling + 2.612.Maximum.Depth_{(m)} \quad (15)$$

در جدول ۴ جزئیات مربوط به رگرسیون چند متغیره خطی ارائه شده است. دقت رگرسیون اعمالی نسبتاً قابل قبول است، آماره  $R^2$  برابر ۰/۹۱ می باشد. همچنین برابر اطلاعات این جدول و مقادیر سایر آماره ها، رگرسیون معنادار بوده و قابلیت استناد دارد.

(آزمایش ها، مشاهدات اندازه گیری شده و ...) می شود. در رگرسیون خطی تابع تعریف شده دارای معادله ی یک خط راست است، وقتی تعداد متغیرهای مستقل بیشتر از یک باشد جهت برازش بهترین معادله از تحلیل رگرسیون چند متغیره استفاده می شود که مدل خطی عمومی آن به صورت رابطه ی ۱۳ است (Pesaran and Pesaran, 2010):

$$y_i = B_0 + \sum_{j=1}^k (B_j x_{ij}) + e_i \quad (13)$$

در رابطه ی ۱۳،  $e_i$  یک متغیر تصادفی غیر قابل اندازه گیری،  $i$  تعداد داده های ثبت شده،  $j$  تعداد متغیرهای مستقل،  $B_0, B_j$  ضرایب مجهول و  $y_i$  متغیر وابسته است. با توجه به اینکه تعداد داده های استفاده شده ۴۱ مورد می باشد و تعداد متغیرهای مستقل پنج پارامتر است، می توان این معادلات را به صورت ماتریسی نوشت. البته در نهایت تابع هدف به صورت رابطه ی ۱۴ خواهد بود:

$$y = B_0 + B_1 x_1 + B_2 x_2 + B_3 x_3 + B_4 x_4 + B_5 x_5 \quad (14)$$

جهت برازش بهترین معادله ی خطی به روش رگرسیون چند متغیره و تعیین ضرایب مجهول از نرم افزار آماری MINITAB، ویرایش 13.2 استفاده شده است. در محیط این

جدول ۴. تحلیل آماری رگرسیون چندمتغیره خطی به منظور تخمین حفاری ویژه

Regression Statistics	
Multiple R	0.956629497
R Square	0.915139995
Adjusted R Square	0.903017138
Standard Error	0.701481498
Observations	41

ANOVA					
	df	SS	MS	F	Significance F
Regression	5	185.7312454	37.14624907	75.48880065	9.62863E-18
Residual	35	17.2226702	0.492076292		
Total	40	202.9539156			

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value
Intercept	-6.69119883	2.598435076	-2.575087941	0.014406846
RQD	0.017814636	0.010865577	1.63954804	0.110058175
P-wave, km/s	0.341409442	0.117726809	2.900014406	0.006407169
Tunnel area, m <sup>2</sup>	-0.216304014	0.020111375	-10.75530728	1.21929E-12
Coupling	11.07790429	3.115489914	3.555750329	0.001103863
Maximum depth of hole, m	2.611740982	0.602158818	4.337295917	0.000116442

به صورت یکجا و با استفاده از آزمون های آماری مورد اشاره سنجیده شده است. این روال در مورد روش رگرسیون هم به-کار گرفته شده و مقایسه ای بین عملکرد این دو مدل صورت گرفته است.

مقدار  $R^2$  بین مقادیر تخمینی و اندازه گیری شده، بترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۱ برای مدل ماشین بردار پشتیبان و آمار چند متغیره بدست آمده است. بر مبنای شاخص های قید شده هر

دو مدل تخمین SD بر مبنای توابع خطای

جدول مورد ارزیابی قرار گرفتند، که نتیجه آن در جدول ۶ ارائه شده است. لازم به ذکر است که به لحاظ آماری، آزمون-های پیشنهادی جدول ۵، از مقبولیت بالاتری نسبت به شاخص های R و  $R^2$  برخوردارند. با توجه به مقادیر حاصله از آزمون های آماری (جدول ۶) مدل تخمین مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان در تمامی ارزیابی ها بهترین مقدار را دارا می باشد.

### ۵. مقایسه ی عملکرد مدل های تخمین حفاری ویژه

در متون فنی برای مقایسه میزان برازندگی تخمین های صورت گرفته تعدادی شاخص و آزمون آماری پیشنهاد شده است، که آزمون های مورد استفاده در این تحقیق، در جدول جمع بندی شده اند. معادلات ریاضی مربوط به هر یک از این شاخص ها، به صورت جداگانه معرفی و توضیحات لازم به منظور تفسیر راحت تر ذکر شده است. در معادلات ارائه شده برای آزمون های آماری،  $SD_{Meas}$  و  $SD_{Esti}$  به ترتیب برابر با مقادیر اندازه گیری شده و تخمین زده شده ی حفاری ویژه می باشند.

همانطور که در بخش قبل بررسی شد، از مجموع ۴۱ سری داده در دسترس ۳۰ سری برای آموزش ماشین بردار پشتیبان و ۱۱ سری برای آزمون آن کنار گذاشته شد؛ با توجه به مقادیر بسیار نزدیک و خطای نسبتاً همسان خطای تخمین داده های آموزش و آزمون مقادیر خطای ماشین بردار پشتیبان

جدول ۵. آزمون های آماری مورد استفاده برای مقایسه میزان برازندگی تخمین

Statistical criteria for controlling the performance of the estimator models	
Statistical criteria	Formulation
(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)	$MAPE = \frac{1}{n} \times \left[ \sum_{i=1}^{i=n} \left  \frac{SD_{Meas}^i - SD_{Esti}^i}{SD_{Meas}^i} \right  \right] \times 100$
(Variance Absolute Relative Error, VARE)	$VARE = \text{var} \left( \left  \frac{SD_{Meas} - SD_{Esti}}{SD_{Meas}} \right  \right) \times 100$
(Median Absolute Error, MEDAE)	$MEDAE = \text{median} \left( \left  \frac{SD_{Meas} - SD_{Esti}}{SD_{Meas}} \right  \right)$
(Variance Account for, VAF)	$VAF = \left[ 1 - \frac{\text{var}(SD_{Meas} - SD_{Esti})}{\text{var}(SD_{Meas})} \right] \times 100$

جدول ۶. مقایسه مدل های مختلف تخمین حفاری ویژه بر مبنای آزمون های آماری

Model	VAF (%)	MEDAE	EVARE (%)	MAPE (%)
Support Vector Machine (SVM)	0.981	0.004	0.005	0.055
Linear Regression	0.915	0.067	0.012	0.115

### ۶. نتیجه گیری

روش آمار چندمتغیره خطی نیز به عنوان یک روش تخمین جداگانه محسوب و توانایی مدل کردن حفاری ویژه را دارا هست، با توجه به مقدار بدست آمده ۰/۹۱ برای ضریب تعیین مدل تخمین مبتنی بر آن، این مدل قابل استفاده در طراحی آتشکاری می باشد؛ با اینحال در مقایسه بین عملکرد ماشین بردار پشتیبان و آمارچند متغیره خطی، نتایج تحقیق، حاکی از عملکرد مناسب ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با آمار چند متغیره خطی است.

### تشکر و قدردانی

حسن نظر دکتر چاکرابورتی محقق ارشد موسسه CRMI هند در خصوص در اختیار قرار دادن داده های ارزشمند تحقیق حاضر موجب قدردانی و امتنان است.

ماشین بردار پشتیبان با در دسترس بودن تعداد داده کافی و مناسب، و با توجه به عملکرد غیرخطی خود، تخمین بسیار مناسبی ارائه می دهد. مقایسه مقادیر واقعی اندازه گیری شده و تخمینی حفاری ویژه بر اساس رویکرد این روش، حاکی از خطای بسیار کم روش مذکور می باشد. مقادیر ضریب تعیین  $R^2$  و خطای تخمین MSE دوره آموزش به ترتیب برابر ۰/۹۸ و ۰/۲۴۵۱ و در دوره آزمون این مقادیر به ترتیب برابر ۰/۹۸ و ۰/۲۷۲۶ بدست آمد.

در صورت داشتن بانک اطلاعاتی کامل (داده هایی با دامنه ی تغییرات مناسب و به تعداد کافی) می توان مدل پیشنهادی را توسعه داد و پارامترهایی نظیر نوع ماده ی ناریه، وضعیت دسته درزه ها و ..... را لحاظ کرد و مدل را جامع کرد. عدم استفاده از پارامترهای موثر دیگر در بررسی صورت گرفته، ناشی از ثابت بودن برخی از این پارامترها در بانک داده مورد مطالعه است.

### منابع

- Alipour, A. , A. Jafari, and S. M. F. Hossaini, 2012, Application of ANNs and MVLRA for Estimation of Specific Charge in Small Tunnel, International Journal of Geomechanics, 12 (2):189-192. doi: doi:10.1061/(ASCE)GM.1943-5622.0000125.
- Chakraborty, A. K., and J. L. Jethwa, 1994, Tunnel blasting techniques in difficult ground conditions, Geotechnical & Geological Engineering, 12 (4):219-239. doi: 10.1007/bf00427054.
- Chakraborty, A. K., J. L. Jethwa, and B. B. Dhar, 1997, Predicting powder factor in mixed-face condition: development of a correlation based on investigations in a tunnel through basaltic flows, Engineering Geology, 47 (1):31-41. doi: [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(96\)00117-2](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(96)00117-2).
- Chakraborty, A. K., P. Pal Roy, J. L. Jethwa, and R. N. Gupta, 1998, Blast performance in small tunnels - a critical evaluation in underground metal mines, Tunnelling and Underground Space Technology, 13 (3):331-339. doi: [https://doi.org/10.1016/S0886-7798\(98\)00059-5](https://doi.org/10.1016/S0886-7798(98)00059-5).
- Chakraborty, A. K., A. K. Raina, M. Ramulu, P. B. Choudhury, A. Halder, P. Sahoo, and C. Bandopadhyay, 2004, Development of rational models for tunnel blast prediction based on a parametric study, Geotechnical & Geological Engineering 22 (4):477-496. doi: 10.1023/B:GEGE.0000047042.90200.a8.
- Cortes, Corinna, and Vladimir Vapnik. 1995, Support-vector networks, Machine learning, 20 (3):273-297.
- Cristianini, Nello, and John Shawe-Taylor, 2000, An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods, Cambridge university press.
- Dibike, Yonas B, Slavco Velickov, Dimitri Solomatine, and Michael B Abbott, 2001, Model induction with support vector machines: introduction and applications, Journal of Computing in Civil Engineering, 15 (3):208-216.
- Du Pont, EI, 1977, Blasters handbook, Du Pont Tech Serv Section, Explosives Product Div., Wilmington.
- Goh, Anthony T. C., and S. H. Goh, 2007, Support vector machines: Their use in geotechnical engineering as illustrated using seismic liquefaction data, Computers and Geotechnics, 34 (5):410-421. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2007.06.001>.

- Hagan, TN, 1992, Safe and cost-efficient drilling and blasting for tunnels, caverns, shafts and raises in India, Proc. of a Workshop on Blasting Technology for Civil Engineering Projects.
- Hall, Mark, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann, and Ian H Witten, 2009, The WEKA data mining software: an update, ACM SIGKDD explorations newsletter, 11 (1):10-18.
- Jimeno, E Lopez, C Lopez Jimino, and Ayala Carcedo, 1995, Drilling and blasting of rocks, CRC Press.
- Jong, Yong-Hun, and Chung-In Lee, 2004, Influence of geological conditions on the powder factor for tunnel blasting, International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 41:533-538. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2004.03.095>.
- Kahrman, A., Ş G. Özkan, Ö L. Sül, and A. Demirci. 2001, Estimation of the powder factor in bench blasting from the Bond work index, Mining Technology, 110 (2):114-118. doi: 10.1179/mnt.2001.110.2.114.
- Khandelwal, M., P. K. Kankar, and S. P. Harsha. 2010, Evaluation and prediction of blast induced ground vibration using support vector machine, Mining Science and Technology (China), 20 (1):64-70. doi: [https://doi.org/10.1016/S1674-5264\(09\)60162-9](https://doi.org/10.1016/S1674-5264(09)60162-9).
- Langefors, Ulf, and Björn Kihlström, 1978, The modern technique of rock blasting, Wiley.
- Latham, J. P., and Ping Lu, 1999, Development of an assessment system for the blastability of rock masses, International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 36 (1):41-55. doi: [https://doi.org/10.1016/S0148-9062\(98\)00175-2](https://doi.org/10.1016/S0148-9062(98)00175-2).
- Lilly, Peter, 1986, An empirical method of assessing rock mass blastability, The Aus.
- Longjun, Dong, Li Xibing, Xu Ming, and Li Qiyue, 2011, Comparisons of Random Forest and Support Vector Machine for Predicting Blasting Vibration Characteristic Parameters, Procedia Engineering, 26:1772-1781. doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.11.2366>.
- Olofsson, Stig O., 1990, Applied explosives technology for construction and mining, Applex.
- Person, P-A, Roger Holmberg, and Jaimin Lee, 1995, Rock blasting and explosives engineering, International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences and Geomechanics Abstracts.
- Pesaran, Bahram, and M Hashem Pesaran, 2010, Time series econometrics using Microfit 5.0, A user's manual: Oxford University Press, Inc.
- Pokrovskii, Nikolaï Mikhaïlovich, 1980, Driving Horizontal Workings and Tunnels: Underground Structures and Mines, Construction Practices, Mir Publishers.
- Shi, Xiu-zhi, Jian Zhou, Bang-biao Wu, Dan Huang, and Wei Wei, 2012, Support vector machines approach to mean particle size of rock fragmentation due to bench blasting prediction, Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 22 (2):432-441. doi: [https://doi.org/10.1016/S1003-6326\(11\)61195-3](https://doi.org/10.1016/S1003-6326(11)61195-3).
- Smola, Alex J, and Bernhard Schölkopf, 2004, A tutorial on support vector regression, Statistics and computing, 14 (3):199-222.
- Üstün, B., W. J. Melssen, and L. M. C. Buydens, 2006, Facilitating the application of Support Vector Regression by using a universal Pearson VII function based kernel, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 81 (1):29-40. doi: <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2005.09.003>.
- Widzyk-Capehart, E., and P. Lilly, 2002, A Review of General Considerations for Assessing Rock Mass Blastability and Fragmentation, Fragblast 6 (2):151-168. doi: 10.1076/frag.6.2.151.8667.
- Yu, Hwanjo, and Sungchul Kim. 2012, SVM tutorial—classification, regression and ranking, In Handbook of Natural computing, 479-506. Springer.
- Zou, Dingxiang, 2017, Mechanisms of Rock Breakage by Blasting, In Theory and Technology of Rock Excavation for Civil Engineering, 205-233. Springer.