

(پژوهشی)

## مدل‌سازی آماری و هوشمند وضعیت پایداری سطوح مختلف کارگاه‌های باز زیرزمینی بر مبنای روش نمودار پایداری

محمود شریفی<sup>۱</sup>، سجاد محمدی<sup>۲</sup>، محمد عطایی<sup>۳\*</sup>، رضا خالوکاکایی<sup>۳</sup>

۱- کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

۲- دکتری تخصصی، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

۳- استاد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

(دریافت: اردیبهشت ۱۳۹۹، پذیرش: آبان ۱۳۹۹)

### چکیده

روش نمودار پایداری رایج‌ترین روش پیش‌بینی پایداری سطوح کارگاه‌های باز زیرزمینی در معادن فلزی است. به دلیل تجربی بودن این روش و عدم وجود یک نمودار یکتا برای تمام شرایط، و همچنین استفاده از یک نمودار برای سقف و دیواره‌های ریسک‌های ناشی از خطاهای تفسیر نتایج در این روش زیاد است. در این مقاله مدل‌های جدید پیش‌بینی وضعیت پایداری کارگاه‌ها بر مبنای پارامترهای ورودی روش نمودار پایداری به طور مجزا برای ارزیابی سقف و دیواره‌ها با استفاده از روش‌های رگرسیون منطقی و ماشین بردار پشتیبان باز توسعه داده شده و نتایج با نمودار پایداری سنتی مقایسه شده است. برای این منظور از پایگاه داده‌ای معادن کارگاه باز کانادا و غنا استفاده شده است. نتایج نشان داد دقت پیش‌بینی وضعیت پایداری سقف با استفاده از روش‌های نمودار پایداری، مدل رگرسیون منطقی و مدل SVM به ترتیب برابر با ۲۹ درصد، ۸۶ درصد و ۹۵ درصد و به همین ترتیب در پیش‌بینی حالت پایداری دیواره‌ها برابر با ۷۱ درصد، ۸۱ درصد و ۹۰ درصد بوده است. این نتایج موید عملکرد بهتر مدل‌های جدید نسبت به نمودار پایداری سنتی هستند. علاوه بر این نتیجه گرفته شد که مدل SVM دارای بیشترین بهترین عملکرد در مدل‌سازی وضعیت پایداری سطوح مختلف کارگاه‌های باز زیرزمینی است یافته‌های این مقاله نشان داد که جدا کردن ارزیابی پایداری سقف و دیواره‌ها و استفاده از روش‌های هوشمند و آماری باعث افزایش قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌ها نسبت به روش مرسوم نمودار پایداری می‌شود که می‌توان از این طریق به طور مؤثری با کمترین میزان خطا وضعیت پایداری سطوح مختلف کارگاه را ارزیابی و بر این اساس طراحی‌های روش استخراج کارگاه باز را انجام داد.

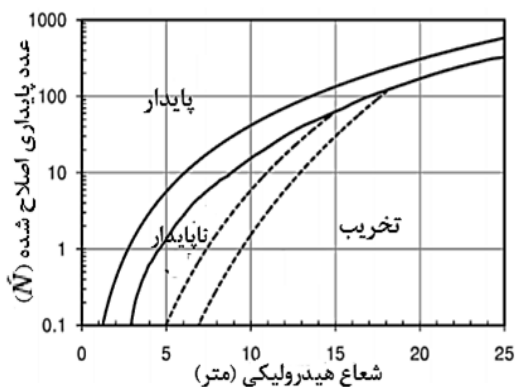
### کلمات کلیدی

ارزیابی پایداری، استخراج کارگاه باز، نمودار پایداری، ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون منطقی

\*عهده‌دار مکاتبات: ataei@shahroodut.ac.ir

## ۱- مقدمه

روش مرسوم طراحی کارگاه‌های باز استفاده از روش تجربی نمودار پایداری است که توسط ماتئوس و همکاران در سال ۱۹۸۱ میلادی معرفی شد [۴]. این روش در سال ۱۹۸۸ به دنبال افزایش پایگاه داده‌ی اصلی از ۲۶ مطالعه موردی از ۳ معدن به ۱۷۵ مورد از ۳۴ معدن و اصلاح متغیرهای عدد پایداری توسط پوتوین تبدیل به روشی رایج در معدن‌کاری زیرزمینی شد [۳]. این روش که ترکیبی از مفاهیم مکانیک سنگ، تجارب زیاد معدنی و برخی محاسبات تحلیلی است، برای طراحی کارگاه‌های استخراج در معدن در حال کار و معدن جدید مورد استفاده قرار می‌گیرد [۵]. شکل ۲ نمودار پایداری استاندارد که گرافی از عدد پایداری اصلاح شده  $N'$  در برابر ضریب شکل یا شعاع هیدرولیکی<sup>۴</sup> است را نمایش می‌دهد. در این شکل علاوه بر سه قسمت پایدار، ناپایدار و تخریب، ناپایدار و تخریب - ناپایدار نیز تعریف شده است. با این وجود این نواحی نیز به صورت کلی به عنوان ناپایدار مدنظر قرار می‌گیرند.



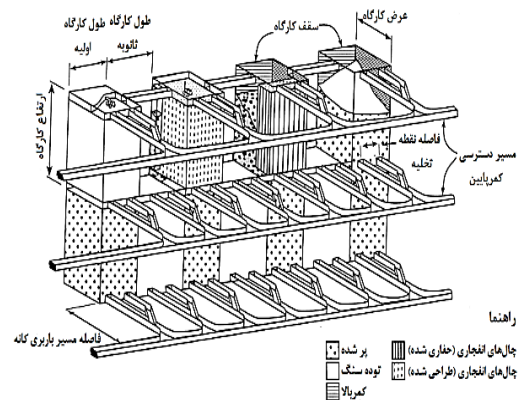
شکل ۲: نمودار پایداری استاندارد [۶]

شعاع هیدرولیکی به عنوان شاخص بزرگی کارگاه به صورت نسبت مساحت به محیط سطح مورد بررسی است. عدد پایداری اصلاح شده  $(N')$  در حقیقت قابلیت پایداری توده‌سنگ را تحت شرایط تنش‌های موجود نشان می‌دهد و با استفاده از رابطه (۱) تعیین می‌شود [۵].

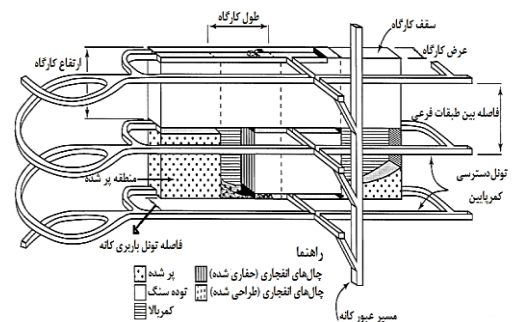
$$N' = (Q')(A)(B)(C) \quad (1)$$

که در این رابطه  $Q'$  مقدار اصلاح شده شاخص کیفی تونل‌زنی در سنگ،  $A$  ضریب مربوط به تنش‌های حاصل از معدنکاری یا ضریب تنش سنگ<sup>۵</sup>،  $B$  ضریب مربوط به ناپیوستگی‌های بحرانی برای دیواره مورد نظر یا ضریب تعدیل راستای درزه‌های سنگ<sup>۶</sup> و  $C$  ضریب مربوط به جهت دیواره

در اوایل دهه ۱۹۸۰ میلادی بخش بزرگی از صنعت معادن فلزی زیرزمینی، روش استخراج خود را از روش‌های مرسوم نظیر کندن و پرکردن به سمت روش استخراج کارگاه باز<sup>۱</sup> تغییر دادند. به طوری که بر اساس گزارش‌های سال ۱۹۹۵ حدود ۹۰ درصد معادن فلزی کانادا با این روش استخراج می‌شدند [۱]. معدن‌کاری کارگاه باز روش معدن‌کاری زیرزمینی توده‌ای است که برای استخراج کانسارهای فلزی نسبتاً شیبدار و دارای سنگ‌های معدنی و دربرگیرنده با کیفیت خوب مناسب است. کارگاه‌های باز عموماً به کارگاه‌هایی گفته می‌شوند که به طور کلی نیازی به نگهداری ندارند و در آنها فقط به صورت جزئی از ملزومات نگهداری همچون چوب، بولت و غیره استفاده می‌شود. همچنین این روش یک روش بدون راهرو است که آن را تبدیل به یکی از ایمن‌ترین روش‌های معدن‌کاری زیرزمینی کرده است [۲]. این روش به دو صورت کارگاه باز با چال‌های انفجاری عرضی<sup>۲</sup> (شکل ۱-الف) و کارگاه باز طولی<sup>۳</sup> (شکل ۱-ب) انجام می‌شود [۳].



الف - معدن‌کاری کارگاه باز عرضی



ب - معدن‌کاری کارگاه باز طولی

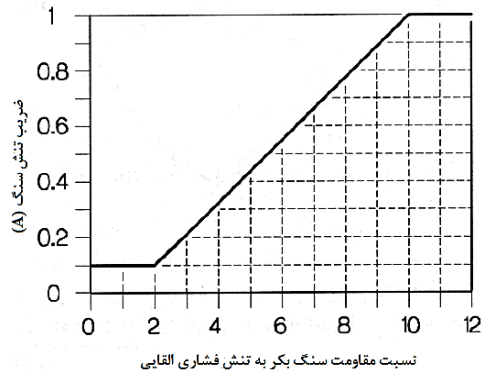
شکل ۱: انواع کارگاه در استخراج زیرزمینی کارگاه باز [۳]

از زمان معرفی نمودار پایداری پیشرفت های بسیاری به منظور بهبود قابلیت اطمینان آن در پیش بینی عملکرد کارگاه به وجود آمده است. این تحقیقات منجر به ایجاد مقادیر مختلف ضرایب، نواحی مختلف نمودار و در نتیجه به وجود آمدن انواع مختلفی از نمودارهای پایداری مانند نمودار پایداری طراحی کابل مهاری، ارزیابی ترقیق، همراه با ضریب گسل، دارای اثر زمان و داخل کردن اثرات انفجار شده است. در این شرایط وضعیت پایداری جبهه کار کارگاه استخراج بسته به اینکه کدام نسخه از نمودار پایداری مورد استفاده قرار گیرد، تغییر خواهد کرد، که این منبعی برای ایجاد سردرگمی کاربران نمودار پایداری و ایجاد اختلاف در قضاوت ها است. این نقیصه در کنار در نظر گرفتن یک ضریب تأثیر نیروی ثقل برای انواع دیواره ها و سقف باعث و بروز خطا در پیش بینی شرایط پایداری می شود.

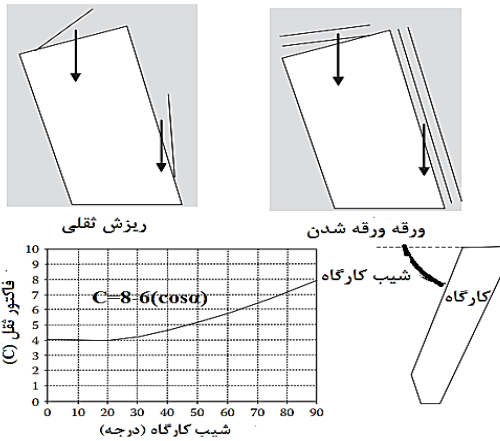
مورد نظر یا ضریب تعدیل نیروی ثقل  $\gamma$  است. مقدار  $Q'$  سطح مورد بررسی با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می شود.

$$Q' = \left( \frac{RQD}{J_n} \right) \left( \frac{J_r}{J_a} \right) \quad (2)$$

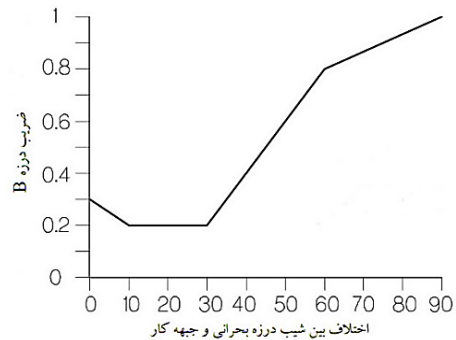
که در این رابطه RQD شاخص کیفی سنگ،  $J_n$  تعداد دسته درزه ها،  $J_r$  عدد زبری سطح درزه و  $J_a$  عدد هوازدگی سطح درزه است. مقادیر ضرایب A، B و C نیز به ترتیب با استفاده از شکل های ۳، ۴ و ۵ محاسبه می شوند.



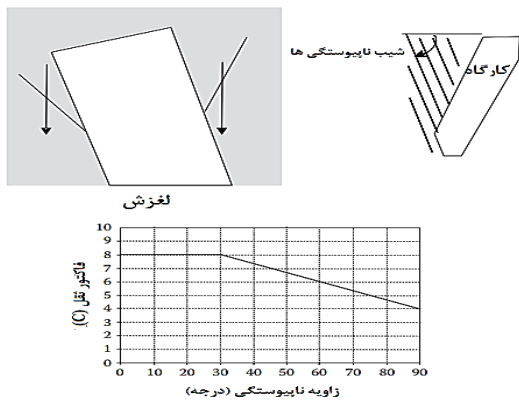
شکل ۳: نمودار تعیین ضریب تنش A [۵]



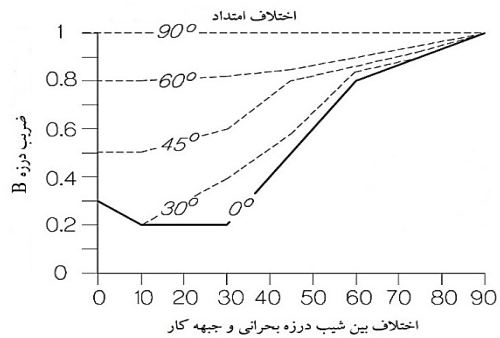
الف - حالت ریزش ورقه ای یا ثقلی



الف - درزه های افقی یا جبهه کار افقی



ب - حالت ریزش لغزشی



ب - درزه های عمودی یا جبهه کار عمودی

شکل ۵: نمودار تعیین ضریب نیروی ثقل C [۷]

شکل ۴: نمودار تعیین ضریب درزه B [۵]

## ۲- روش‌ها و داده‌ها

## ۲-۲- ماشین بردار پشتیبان

روش ماشین بردار پشتیبان به عنوان یک روش قدرتمند یادگیری ماشین بر اساس تئوری آموزش آماری توسط وپنیک ارائه شده است [۱۲]. عملکرد مطلوب این روش در مسائل مختلف طبقه‌بندی، رگرسیونی و خوشه‌بندی مسائل مختلفی از جمله در حوزه مهندسی معدن، ژئوتکنیک و مهندسی سنگ اثبات گزارش شده است. در این قسمت توسعه این روش برای مسائل طبقه‌بندی بر اساس معادلات ارائه شده وپنیک<sup>۹</sup> [۱۳] تشریح شده است.

هدف اصلی روش ماشین بردار پشتیبان در مسائل طبقه‌بندی غیرخطی با چندین پارامتر مستقل، پیدا کردن رابطه ابرصفحه‌ای<sup>۱۰</sup> جداکننده دو کلاس مختلف خروجی به صورتی است که این صفحه دارای حداکثر حاشیه نسبت به خروجی‌ها باشد. بر این اساس اگر فرض شود  $\{x_i, y_i\}$  دسته داده آموزشی باشد به طوریکه  $x_i$  ورودی و  $y_i$  خروجی‌های متناظر با برچسب  $y_i \in \{-1, +1\}$  باشد، ابرصفحه جداکننده به صورت  $w^T x_i + b = 0$  خواهد بود. در این حالت  $x_i$  این رابطه بر روی ابرصفحه قرار گرفته‌اند،  $w$  بردار وزن (T به معنای ترانهاده است) و در حقیقت تعیین کننده راستای صفحه (بردار عمود بر صفحه) و  $b$  که بایاس نامیده می‌شود مشخص کننده فاصله ابرصفحه از مرکز مختصات است. اگر قرار باشد این ابرصفحه حاشیه خود را (فاصله از داده‌های هر کلاس) ماکزیمم کند، آن‌گاه نامعادله ارائه شده در رابطه (۵) برای تمام داده‌های ورودی معتبر خواهد بود.

$$(w^T x_i + b)y_i \geq 1, \text{ for all } x_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

براین اساس فاصله حاشیه دو طرف صفحه از یکدیگر برابر با  $2/\|w\|$  (نصف نرم یا اندازه طول بردار  $w$ ) خواهد بود و داده‌هایی از هر کلاس که دقیقاً بر روی ابرصفحه‌های  $H_1$  و  $H_2$  (منظور دو طرف ابرصفحه است) قرار می‌گیرند، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند (شکل ۶). بنابراین مسئله بیشینه‌سازی حاشیه با کمینه کردن مقدار  $2/\|w\|$  با محدودیت ارائه شده در رابطه (۶) است. بنابراین مسأله تبدیل به یک مسأله برنامه‌ریزی درجه ۲ محدب<sup>۱۱</sup> می‌شود. چون این یک مسأله درجه دو با شرط نامساوی است، بنابراین مقدار تابع هدف یکتا خواهد بود.

در مسأله درجه دو فوق برای حداقل کردن و به دست آوردن مقادیر بهینه  $w$  و  $b$  با توجه به قید نامساوی موجود

## ۲-۱- رگرسیون منطقی

رگرسیون منطقی در اصل تعمیم یافته‌ی روش رگرسیون چند گانه است با این تفاوت که در رگرسیون منطقی متغیر وابسته یا همان متغیر خروجی یک پارامتر پیوسته یا کمی نیست بلکه در مقایسه با روش رگرسیون چند گانه این روش ابزاری مفید برای پیش‌بینی متغیرهای گروهی مانند بله/خیر، خوب/بد است [۸]. در این روش ارتباط بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل غیرخطی است که متغیر خروجی را به صورت احتمالاتی یعنی عددی بین ۰ و ۱ پیش‌بینی می‌کند [۹]. از آنجایی که روش‌های تعیین ضرایب رگرسیونی (مانند حداقل مربعات خطا و حداکثر درست نمایی) برای حالت خطی استفاده می‌شوند، می‌توان برای تبدیل مسائل غیرخطی به خطی از تبدیل لگاریتم استفاده کرد. بنابراین به مدل حاصله مدل لگاریتم طبیعی<sup>۸</sup> گفته می‌شود [۱۰].

فرض می‌شود متغیر وابسته دارای  $k$  دسته باشد. در این صورت یکی از مقادیر متغیر وابسته به عنوان دسته مرجع انتخاب می‌شود. احتمال عضویت نمونه در سایر دسته‌ها با احتمال عضویت در دسته مرجع مقایسه می‌شود. در چنین شرایطی اگر دسته‌های ممکن  $k$  دسته باشند، آنگاه تعداد  $k-1$  مدل لگاریتم مورد نیاز است. رابطه بین احتمال رخداد هر دسته و  $p$  متغیر توضیحی  $x_1, x_2, \dots, x_p$  به صورت مدل رگرسیون چندگانه (۳) بیان می‌شود [۱۱].

$$\log \left( \frac{\pi_j(x_j)}{\pi_k(x_i)} \right) =$$

$$\beta_{0j} + \beta_{1j}x_{1i} + \beta_{2j}x_{2i} + \dots + \beta_{pj}x_{pi}; \quad (3)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} j=1, 2, \dots, (k-1) \\ i=1, 2, \dots, n \end{array} \right\}$$

که در آن  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  بردار متغیرهای پیش‌بینی،  $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$  بردار ضرایب رگرسیونی مدل و  $\pi_i$  احتمال موفقیت توزیع برنولی متغیر وابسته  $Z_i$  است. از آنجا که تمامی  $\pi$ ها به یک اضافه می‌شوند، بنابراین رابطه (۳) به صورت رابطه (۴) بیان می‌شود.

$$\log(\pi_j(x_i)) = \frac{\exp(\beta_{0j} + \beta_{1j}x_{1i} + \beta_{2j}x_{2i} + \dots + \beta_{pj}x_{pi})}{1 + \sum_{j=1}^{k-1} \exp(\beta_{0j} + \beta_{1j}x_{1i} + \beta_{2j}x_{2i} + \dots + \beta_{pj}x_{pi})} \quad (4)$$

داده های ورودی با سطح نویز بالا، SVM از حاشیه های نرم<sup>۱۵</sup> با تعریف متغیرهای کمکی  $\xi_i$  (متغیر کمکی غیر صفر خطای مجاز طبقه بندی) به صورت رابطه (۸) استفاده می کند.

$$(w^T x_i + b)y_i \geq 1 - \xi_i, \text{ for } i=1,2,\dots,m \quad (8)$$

برای به دست آوردن ابرصفحه بهینه، تابع  $\psi = C \sum_{i=1}^m \xi_i + \frac{1}{2} \|w\|^2$  (۹) با محدودیت رابطه باید مینیم شود. در این رابطه  $C$  پارامتر جریمه طبقه بندی نادرست نامیده می شود که تعامل<sup>۱۶</sup> بین پیچیدگی تابع تصمیم و تعداد نمونه های آموزشی را کنترل می کند.

در موارد جداسازی غیرخطی، SVM نقاط نمونه را به فضایی با بُعد بیشتر با استفاده از توابع کرنل<sup>۱۷</sup>  $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$  نگاهت می کند. انواع مختلفی از توابع کرنل وجود دارد اما پرکاربردترین آن ها که دارای عملکرد بسیار مناسب اثبات شده در مسائل طبقه بندی غیر خطی است تابع کرنل پایه شعاعی گوسین<sup>۱۸</sup> به صورت  $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2g^2)$  است، که در این رابطه  $g$  مقدار ثابت این تابع است. با انتخاب تابع کرنل مسئله بهینه سازی درجه ۲ (رابطه (۷)) به صورت رابطه (۹) می شود.

$$J_d(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^m \alpha_i \quad (9)$$

بر این اساس تابع تصمیم نهایی به صورت رابطه (۱۰) حاصل می شود.

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right) \quad (10)$$

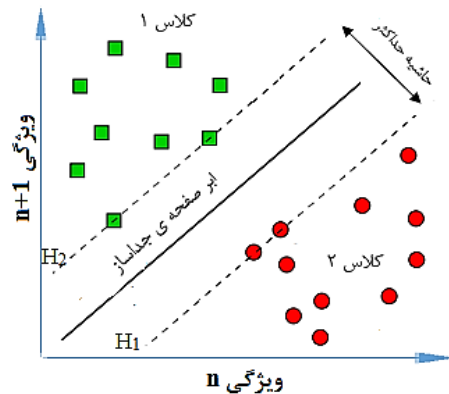
نکته مهم در استفاده از تابع پایه شعاعی گوسین به عنوان کرنل در روش طبقه بندی کردن غیرخطی با حاشیه نرم، تعیین دو پارامتر  $C$  و  $g$  است که بهترین روش برای یافتن آن ها استفاده از روش های بهینه سازی است.

## ۲ - ۳ - پایگاه داده

به منظور توسعه مدل های مناسب و کارآمد برای ارزیابی وضعیت پایداری در کارگاه های باز زیرزمینی از داده های مربوط به کارگاه های بدون سیستم نگهداری (سطوح حفاری که هیچ گونه کابل نگهداری در آن ها نصب نشده است) معدن آشنانتی<sup>۱۹</sup> واقع در ناحیه آبوآسی<sup>۲۰</sup> در

بایستی از ضرایب لاگرانژ<sup>۱۲</sup> استفاده کرد. بنابراین مساله به صورت  $J_p = -\sum_{i=1}^m \alpha_i [(w^T x_i + b)y_i - 1] + 2/\|w\|$  است. پس از مینیم کردن  $J_p$  (با استفاده از شرایط کاروش-کوهن-تاگر<sup>۱۳</sup>) نسبت به دو متغیر  $w$  و  $b$ ، اوزان و بایاس بهینه به صورت  $w^* = -\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i x_i$  و  $b^* = y_i - w^{*T} x_i$  به دست می آید. با جایگذاری مقدار بهینه اوزان در معادله  $J_p$  معادله اساسی ماشین های بردار که فرم دوگان متناظر با معادله لاگرانژی است به صورت رابطه (۶) حاصل می شود [۱۳].

$$J_d(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^m \alpha_i \quad (6)$$



شکل ۶: ابرصفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه و بردارهای پشتیبان [۱۳]

با حل معادله بالا مقادیر ضرایب لاگرانژ برای هر یک از بردارهای آموزشی به دست خواهد آمد که مقداری بزرگتر یا مساوی صفر خواهد بود. از میان بردارهای آموزشی کلاس ۱ و ۲ آن بردارهایی که مقدار  $\alpha$  متناظر با آنها بزرگتر از صفر است بردارهای پشتیبان نامیده می شوند. در محاسبات برای به دست آوردن ابرصفحه بهینه فقط از این بردارها استفاده می شود، بنابراین حجم محاسبات تا حد زیادی کاهش می یابد. بردارهای پشتیبان دقیقاً بر روی دو ابرصفحه  $w^T x + b = \pm 1$  قرار می گیرند. بنابراین تابع تصمیم حاصل از حل مساله دوگان را می توان به صورت رابطه (۷) نوشت.

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i x_i x^T + b^* \right) \quad (7)$$

که  $\alpha_i^*$  ضرایب بهینه لاگرانژی هستند. موارد گفته شده برای حالت حاشیه سخت<sup>۱۴</sup> بود. به این معنی که هیچگونه تخطی یا قرارگیری داده ها در حاشیه مجاز نیست. برای

$$\pi_2(t) = 1 - \pi_1(t) - \pi_0(t) \quad (13)$$

در این روابط  $\pi_0(t)$ ،  $\pi_1(t)$  و  $\pi_2(t)$  به ترتیب احتمال رخداد تخریب، پایداری و ناپایداری است. پارامترهای  $F$  و  $G$  ترکیب‌های خطی از ورودی‌ها هستند که روابط (۱۴) و (۱۵) برای وضعیت سقف و روابط (۱۶) و (۱۷) برای شرایط دیواره‌ها تعریف شده‌اند.

$$F = \exp(-3.3 + 2.33HR - 0.5Q' - 3.1A - 8.57B - 0.12C) \quad (14)$$

$$G = \exp(-539.2 - 1660HR + 30.6Q' - 734.8A + 4230B + 955.3C) \quad (15)$$

$$F = \exp(3.126 + 0.954HR - 1.08Q' - 7.65A - 28.45B + 1.03C) \quad (16)$$

$$G = \exp(-31.86 - 1.04HR + 0.43Q' + 8.975A + 6.39B + 3.166C) \quad (17)$$

جدول ۲ نتایج مدل‌سازی پایداری کارگاه‌های باز با استفاده از رگرسیون منطقی را برای مراحل آموزش و آزمون مدل‌ها نشان می‌دهد (در این جدول تعداد موارد آورده شده‌است). همانطور که ملاحظه می‌شود در مرحله آموزش برای سقف، صحت پیش‌بینی (نسبت تعداد موارد پیش‌بینی شده صحیح به تعداد کل موارد) وضعیت پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۸۹/۴۷ درصد (۱۷ از ۱۹) و ۸۴/۲۱ درصد (۱۶ از ۱۹) است. داده‌های آزمون سقف نشان می‌دهند که صحت پیش‌بینی مدل برای وضعیت‌های پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۸۵/۷۱ درصد (۶ از ۷) و ۷۱/۴۳ درصد (۵ از ۷) حاصل شده‌است. عملکرد مدل رگرسیون منطقی برای وضعیت دیواره‌ها در مرحله آموزش در شرایط پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۸۰/۹۵ درصد (۱۷ از ۲۱) و ۸۵/۷۱ درصد (۱۸ از ۲۱) و به همین ترتیب برای مرحله آزمون برابر با ۱۰۰ درصد، ۷۱/۴۳ درصد (۵ از ۷) و ۷۱/۴۳ درصد (۷ از ۷) به دست آمده‌است. نکته قابل توجه این است که شرایط پایداری چه برای سقف و چه دیواره‌ها در هر دو مرحله آموزش و آزمون دارای صحت پیش‌بینی ۱۰۰ بوده‌است.

جنوب کشور غنا و نیز پایگاه داده کالیبراسیون پوتون استفاده شده‌است [۳، ۱۴]. شرایط پایداری ثبت شده پایگاه داده به صورت زیر می‌باشد:

- پایدار: به سطوحی از کارگاه اطلاق می‌شود که در محدوده طراحی شده واقع گردیده‌اند.
  - تخریب شده: به سطوحی از کارگاه گفته می‌شود که به علت شکستگی از محدوده طراحی شده فراتر رفته‌اند. علاوه بر این، شکست دیواره‌هایی که باعث بسته شدن کارگاه می‌شود به عنوان سطح تخریب شده تعریف شده‌است.
  - ناپایدار: حالتی است که به لحاظ شکست و ترقیق بین دو حالت پایدار و تخریب شده قرار می‌گیرد.
- با جداسازی داده‌های سقف و دیواره‌ها، پایگاه داده مورد استفاده شامل ۷۸ مورد شرایط پایداری سقف و ۸۴ مورد برای دیواره‌ها با ویژگی‌های آماری درج شده در جدول ۱ است. به منظور ایجاد مدل و اعتبار سنجی آن‌ها داده‌ها به دو قسمت داده‌های آموزش و آزمون تقسیم شده‌اند. بر این اساس حدود ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش (۵۷ مورد سقف و ۶۳ مورد دیواره) و باقی‌مانده به عنوان داده‌های آزمون (۲۱ مورد سقف و ۲۱ مورد دیواره) مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

### ۳- نتایج

#### ۳-۱- مدل رگرسیون منطقی

برای مدل‌سازی آماری رگرسیون منطقی از بسته نرم افزار آماری SPSS نسخه ۲۳ استفاده شده‌است. در این مدل متغیر وابسته (تعیین کننده وضعیت پایداری) برای حالت پایدار برابر ۱، برای حالت تخریب شده برابر صفر و برای موارد ناپایدار برابر ۲ در نظر گرفته شده‌است. بر این اساس در ارزیابی‌ها، احتمال رخ دادن هر دسته که بیشتر باشد، وضعیت پایداری آن دسته به خروجی اطلاق می‌شود. روابط (۱۱) تا (۱۳) احتمال رخ دادن هر یک از حالات را پیش‌بینی می‌کند. در این مدل‌سازی کلاس مربوط به موارد ناپایدار نیز به عنوان کلاس مرجع در نظر گرفته شده‌است.

$$\pi_0(t) = \frac{F}{1 + F + G} \quad (11)$$

$$\pi_1(t) = \frac{G}{1 + F + G} \quad (12)$$

جدول ۱: اطلاعات آماری پایگاه داده‌ها [۳ و ۱۴]

نوع سطح	پارامتر (واحد)	نماد	حداقل	حداکثر	متوسط	انحراف استاندارد	هیستوگرام داده‌ها
سقف	شعاع هیدرولیکی (متر)	HR	۱/۳	۱۷/۴	۱۶/۱	۶/۰۸	
	شاخص کیفی تونل زنی اصلاح شده	Q'	۱	۱۲۱/۵	۱۲۰/۵	۱۸/۸۳	
	ضریب تنش سنگ	A	۰/۱	۱	۰/۹	۰/۶۹	
	ضریب درزه	B	۰/۲	۱	۰/۸	۰/۴۳	
	ضریب گرانش	C	۲	۸	۷	۳/۰۲	
	دیواره	شعاع هیدرولیکی (متر)	HR	۱	۲۳	۸/۸۲	۴/۴۳
شاخص کیفی تونل زنی اصلاح شده		Q'	۰/۲۵	۹۰	۱۴/۵۲	۲۰/۴۷	
ضریب تنش سنگ		A	۰/۱	۱	۰/۹۳	۰/۲۴	
ضریب درزه		B	۰/۲	۱	۰/۳۴	۰/۲	
ضریب گرانش		C	۲/۵	۸	۶/۲۲	۱/۴۲	

## ۳-۲- مدل SVM

برای توسعه مدل ارزیابی کننده وضعیت پایداری با استفاده از روش SVM از کد Libsvm توسعه داده شده در نرم افزار MATLAB استفاده شده است [۱۵]. همانطور که قبلاً عنوان شد تعیین پارامترهای مدل شامل مقدار جریمه و پارامتر تابع کرنل (C و g) مهم‌ترین قسمت ساخت مدل است. برای یافتن مقدار بهینه این دو پارامتر به منظور بیشینه کردن دقت از روش جستجوی شبکه‌ای استفاده شده است. در این راستا بازه قابل تغییر برای هر دو پارامتر از  $2^{-8}$  تا  $2^8$  در نظر گرفته شده است. شکل ۷ نتایج این بهینه‌سازی را نمایش می‌دهد.

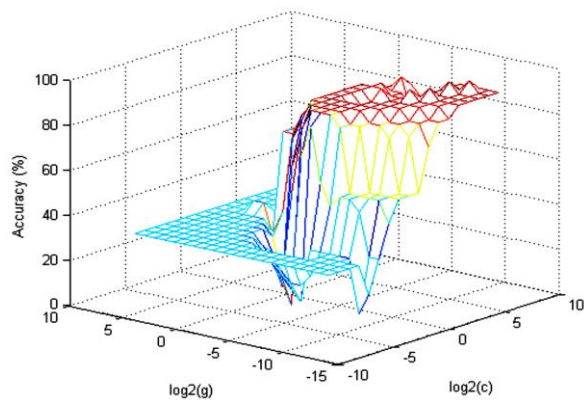
نتایج بهینه‌سازی نشان می‌دهد مقدار بهینه پارامتر C برای مدل‌های سقف و دیواره به ترتیب  $6/96$  و  $11/79$  و مقدار بهینه پارامتر g برای مدل‌های سقف و دیواره به ترتیب برابر با  $0/003$  و  $0/36$  به دست آمده است. بر این اساس جدول ۳ نتایج مراحل آموزش و آزمون مدل‌های SVM سقف و دیواره‌ها را نمایش می‌دهد.

جدول ۲ نتایج مدل‌سازی پایداری کارگاه‌های باز با استفاده از رگرسیون منطقی را برای مراحل آموزش و آزمون مدل‌ها نشان می‌دهد (در این جدول تعداد موارد آورده شده است). همانطور که ملاحظه می‌شود در مرحله آموزش برای سقف، صحت پیش‌بینی (نسبت تعداد موارد پیش‌بینی شده صحیح به تعداد کل موارد) وضعیت پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد،  $89/47$  درصد (۱۷ از ۱۹) و  $84/21$  درصد (۱۶ از ۱۹) است. داده‌های آزمون سقف نشان می‌دهند که صحت پیش‌بینی مدل برای وضعیت‌های پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد،  $85/71$  درصد (۶ از ۷) و  $71/43$  درصد (۵ از ۷) حاصل شده است. عملکرد مدل رگرسیون منطقی برای وضعیت دیواره‌ها در مرحله آموزش در شرایط پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد،  $80/95$  درصد (۱۷ از ۲۱) و  $85/71$  درصد (۱۸ از ۲۱) و به همین ترتیب برای مرحله آزمون برابر با ۱۰۰ درصد،  $71/43$  درصد (۵ از ۷) و  $71/43$  درصد (۵ از ۷) به دست آمده است. نکته قابل توجه این است که شرایط پایداری چه برای سقف و چه دیواره‌ها در هر دو مرحله آموزش و آزمون دارای صحت پیش‌بینی ۱۰۰ درصد بوده است.

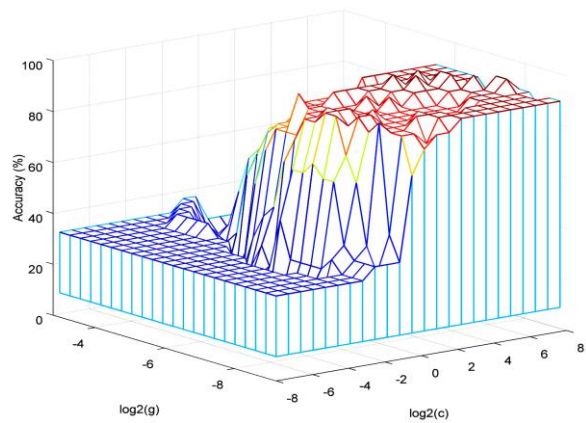
جدول ۲: نتایج مدل‌سازی رگرسیون منطقی مرزهای نمودار پایداری

نوع سطح	مرحله	وضعیت	واقعی	پیش‌بینی شده	
				پایدار	تخریب
سقف	آموزش	پایدار	۱۹	۱۹	۰
		تخریب	۱۹	۰	۱۷
		ناپایدار	۱۹	۰	۳
	آزمون	پایدار	۷	۷	۰
		تخریب	۷	۰	۶
		ناپایدار	۷	۰	۲
دیواره	آموزش	پایدار	۲۱	۲۱	۰
		تخریب	۲۱	۰	۱۷
		ناپایدار	۲۱	۰	۳
	آزمون	پایدار	۷	۷	۰
		تخریب	۷	۰	۵
		ناپایدار	۷	۱	۱





ب- بهینه سازی برای دیواره



الف- بهینه سازی برای سقف

شکل ۷: نتایج بهینه سازی پارامترهای مدل SVM

جدول ۳: نتایج مدل سازی SVM مرزهای نمودار پایداری

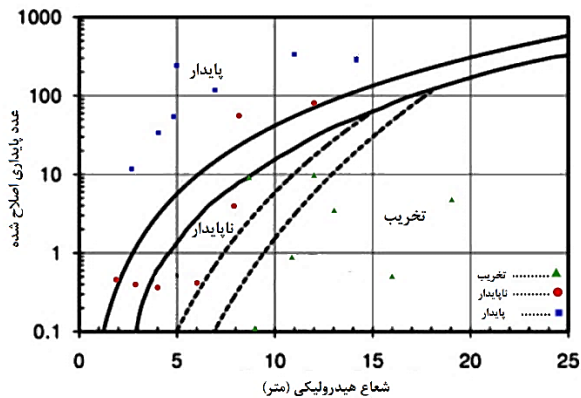
نوع سطح	مرحله	وضعیت	واقعی	پیش بینی شده	
				پایدار	تخریب
سقف	آموزش	پایدار	۱۹	۱۹	۰
		تخریب	۱۹	۰	۱۸
		ناپایدار	۱۹	۰	۱۸
	آزمون	پایدار	۷	۷	۰
		تخریب	۷	۰	۶
		ناپایدار	۷	۰	۷
دیواره	آموزش	پایدار	۲۱	۲۱	۰
		تخریب	۲۱	۰	۱۹
		ناپایدار	۲۱	۰	۲۰
	آزمون	پایدار	۷	۷	۰
		تخریب	۷	۰	۶
		ناپایدار	۷	۰	۱

درصد، ۸۵/۷۱ درصد (۶ از ۷) و ۸۵/۷۱ درصد (۶ از ۷) به دست آمده است. در این مدل نیز همانند مدل رگرسیون منطقی، صحت طبقه بندی مدل برای شرایط پایداری برای سقف و دیواره ها در هر دو مرحله آموزش و آزمون دارای صحت پیش بینی ۱۰۰ درصد بوده است.

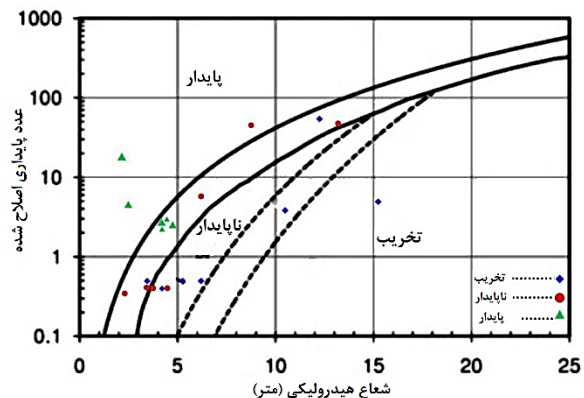
#### ۴- بحث

به منظور به دست آمدن دید روشنی از عملکرد مدل های توسعه داده شده جدید وضعیت پایداری موارد آزمون با استفاده از نمودار پایداری استاندارد پیش بینی شده (شکل ۸) و نتایج آن در جدول ۴ آورده شده است.

در جدول ۳ مشاهده می شود که در مرحله آموزش برای سقف، صحت پیش بینی وضعیت پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۹۴/۷۴ درصد (۱۸ از ۱۹) و ۹۴/۷۴ درصد (۱۸ از ۱۹) است. داده های آزمون سقف نشان می دهند که صحت پیش بینی مدل برای وضعیت های پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۸۵/۷۱ درصد (۶ از ۷) و ۱۰۰ درصد حاصل شده است. عملکرد مدل SVM برای وضعیت دیواره ها در مرحله آموزش در شرایط پایداری، تخریب و ناپایداری به ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۹۰/۴۸ درصد (۱۹ از ۲۱) و ۹۵/۲۴ درصد (۲۰ از ۲۱) و به همین ترتیب برای مرحله آزمون برابر با ۱۰۰



ب- پیش‌بینی وضعیت دیواره



الف- پیش‌بینی وضعیت سقف

شکل ۸: نتایج بهینه‌سازی پارامترهای مدل SVM

جدول ۴- نتایج پیش‌بینی نمودار پایداری در داده‌های آزمون

مرحله	وضعیت واقعی	پیش‌بینی شده	
		پایدار	تخریب
سقف	پایدار	۳	۰
	تخریب	۰	۱
	ناپایدار	۱	۰
دیواره	پایدار	۷	۰
	تخریب	۰	۴
	ناپایدار	۳	۰

می‌کنند. در صورتی که مقدار واقعی آن منفی (N) بوده و به‌عنوان منفی دسته‌بندی شود، آن را به‌عنوان منفی واقعی (TN) محسوب می‌کنند. اگر الگوریتم دسته‌بندی کننده این مورد را به‌عنوان مثبت دسته‌بندی کند، به‌عنوان مثبت کاذب (FP) محسوب می‌شود. براین اساس سه مورد از معیارهای ارزیابی عملکرد نرخ مثبت واقعی (TPR)، نرخ مثبت کاذب (FPR) و دقت (ACC) به‌ترتیب به صورت روابط (۱۸) تا (۲۰) است.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (18)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (19)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (20)$$

برای یک الگوریتم دسته‌بندی کننده، هر چه مقدار شاخص‌های دقت و نرخ مثبت واقعی بیشتر و به یک نزدیک‌تر باشد و نیز مقدار شاخص نرخ مثبت کاذب کمتر و نزدیک به صفر باشد، نشان دهنده‌ی بهتر بودن دسته‌بندی کننده و ارائه نتایج بهتر است.

نتایج پیش‌بینی وضعیت پایداری با استفاده از نمودار پایداری نشان می‌دهد که برای سقف صحت پیش‌بینی وضعیت‌های پایداری، تخریب و ناپایداری به‌ترتیب برابر با ۴۲/۸۶ درصد (۳ از ۷)، ۱۴/۲۹ درصد (۱ از ۷) و ۸۵/۷۱ درصد (۶ از ۷) و برای دیواره به همین ترتیب برابر با ۱۰۰ درصد، ۵۷/۱۴ درصد (۴ از ۳) و ۵۷/۱۴ درصد (۳ از ۴) بوده‌است. نکته قابل ذکر اینکه در نمودار پایداری دو ناحیه انتقالی ناپایداری - تخریب و ناپایداری - پایداری وجود دارد که در اینجا هر دو ناحیه انتقالی به‌صورت ناپایداری فرض شده‌است.

عملکرد یک الگوریتم دسته‌بندی کننده با مقایسه نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل ارزیابی می‌شود. یک مدل پیش‌بینی کننده دو کلاسه می‌تواند چهار خروجی محتمل داشته باشد. اگر مقدار واقعی مثبت است (P) و به عنوان مثبت (P') دسته‌بندی شده، آن را به عنوان مثبت واقعی (TP) به حساب می‌آورند. اگر آن را به‌عنوان منفی (N') دسته‌بندی کند، آن را به‌عنوان منفی کاذب (FN) محسوب

استفاده از دو روش آماری و هوشمند مدل سازی شده است. برای این منظور با استفاده از داده های معادن کانادا و غنا که به روش کارگاه باز استخراج شده اند. مدل های مجزای پیش بینی کننده شرایط پایداری سقف و دیوارهای کارگاه با استفاده از روش رگرسیون منطقی و ماشین بردار پشتیبان ارائه شده اند. مهم ترین نتایج حاصل از این مقاله شامل موارد ذیل است:

- دقت پیش بینی وضعیت پایداری سقف با استفاده از روش های نمودار پایداری، مدل رگرسیون منطقی و مدل SVM به ترتیب برابر با ۲۹ درصد، ۸۶ درصد و ۹۵ درصد بوده است.
- در پیش بینی حالت پایداری دیوارها دقت روش های نمودار پایداری، مدل رگرسیون منطقی و مدل SVM به ترتیب برابر با ۷۱ درصد، ۸۱ درصد و ۹۰ درصد بوده است.
- دقت مدل رگرسیون منطقی برای پیش بینی وضعیت پایداری سقف و دیوارها نسبت به روش نمودار پایداری به ترتیب ۵۷ درصد و ۱۰ درصد افزایش یافته است.
- با استفاده از مدل SVM دقت پیش بینی حالت پایداری سقف و دیوارها نسبت به استفاده از روش نمودار پایداری ۶۶ درصد و ۱۹ درصد بیشتر شده است.
- هر دو مدل رگرسیون منطقی و SVM دارای عملکرد بسیار بهتری نسبت به نمودار پایداری بوده اند. با این حال، مدل های SVM دقت بیش از ۹۰ درصد بهترین مدل های ارزیابی وضعیت پایداری سقف و دیوارهای کارگاه باز زیرزمینی بر مبنای پارامترهای مورد استفاده در نمودار پایداری بوده اند.

بنابراین استفاده از دو روش رگرسیون منطقی و SVM در مدل سازی مجزای وضعیت پایداری سقف و دیوارهای کارگاه های باز بر مبنای پارامترهای نمودار پایداری موجب بالا رفتن اطمینان به نتایج می شود. در این بین مهمترین عامل ایجاد خطا حالت های بینابینی و همچنین مرزهای دقیق تعریف شده است که با استفاده از روش های احتمالاتی مانند شبیه سازی مونت کارلو می توان تا حدود زیادی این نقیصه را برطرف و عملکرد این روش تجربی و ساده را برای ارزیابی و طراحی کارگاه های باز زیرزمینی ارتقا داد.

بنابراین، با استفاده از این سه معیار، عملکرد مدل های رگرسیون منطقی و SVM و همچنین نمودار پایداری استاندارد در پیش بینی وضعیت پایداری دسته داده های آزمون به تفکیک برای سقف و دیوارها ارزیابی شده و نتایج آن در جدول ۵ درج شده است.

در جدول ۵ ملاحظه می شود که عملکرد هر دو مدل مورد استفاده در این مقاله از عملکرد نمودار پایداری در ارزیابی وضعیت پایداری سطوح بیشتر بوده است. براین اساس در پیش بینی وضعیت پایداری سقف مدل رگرسیون منطقی و SVM به ترتیب ۵۷ درصد و ۶۶ درصد بیش از نمودار پایداری است. همچنین در ارزیابی شرایط پایداری دیوارها مدل رگرسیون منطقی و SVM به ترتیب ۱۰ درصد و ۱۹ درصد دارای دقت بیشتری نسبت به نمودار پایداری بوده اند. در اینجا مشاهده می شود که مدل SVM با دقت بیش از ۹۰ درصد در پیش بینی وضعیت دیوارها و سقف بهترین مدل است. همچنین ملاحظه می شود که نمودار پایداری دارای عملکرد بهتری در ارزیابی وضعیت دیوارها نسبت به سقف است که بیانگر وجود اشکال در عملکرد ضریب گرانج برای سقف است.

جدول ۵- نتایج ارزیابی عملکرد مدل های نمودار پایداری استاندارد، رگرسیون منطقی و SVM

نوع سطح	مدل	TPR	FPR	ACC
سقف	نمودار پایداری	۰/۲۴	۰/۳۴	۰/۲۹
	رگرسیون منطقی	۰/۸۴	۰/۰۷	۰/۸۶
	SVM	۰/۹۴	۰/۰۲	۰/۹۵
دیواره	نمودار پایداری	۰/۶۸	۰/۰۸	۰/۷۱
	رگرسیون منطقی	۰/۸۲	۰/۰۸	۰/۸۱
	SVM	۰/۸۹	۰/۰۵	۰/۹۰

نکته قابل توجه در ارزیابی به وسیله مدل های جدید این مقاله این است که خطای پیش بینی ها برای وضعیت تخریب فقط شامل پیش بینی به صورت ناپایداری بوده است و در هیچ یک از مدل ها هیچ موردی برای پیش بینی غیر صحیح تخریب به صورت پایداری یا بلعکس وجود ندارد. این امر نشان دهنده این است که وجود وضعیت بینابینی ناپایداری تنها دلیل خطا در طبقه بندی روش نمودار پایداری است.

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله وضعیت پایداری سطوح مختلف کارگاه های باز زیرزمینی بر مبنای پارامترهای روش نمودار پایداری با

forward." International journal of mining, Reclamation and Environment, 24(4), 307-339.

[8] Wattimena, R. K., Kramadibrata, S., Sidi, I. D., & Azizi, M. A. (2013), "Developing coal pillar stability chart using logistic regression." International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 58, 55-60.

[9] Agresti, A. (2018), "An introduction to categorical data analysis." John Wiley & Sons.

[10] Hilbe, J. M. (2009), "Logistic regression models." CRC press.

[11] Chatterjee, S., & Hadi, A. S. (2015), "Regression analysis by example." John Wiley & Sons.

[12] Vapnik, V. N. (1995), "The nature of statistical learning theory." Springer-Verlag.

[13] Vapnik, V. (2013), "The nature of statistical learning theory." Springer science & business media.

[14] Suorineni, F. T. (1998), "Effects of faults and stress on open stope design." Doctoral dissertation, University of Waterloo.

[15] Chang, C. C., & Lin, C. J. (2011), "LIBSVM: A library for support vector machines." ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST), 2(3), 1-27.

## مراجع

[1] Hustrulid, W. A., Hustrulid, W. A., Bullock, R. L., & Bullock, R. C. (Eds.). (2001), "Underground mining methods: Engineering fundamentals and international case studies." SME.

[2] Urli, V. (2015), "Ore-Skin design to control sloughage in underground open stope mining." Doctoral dissertation, University of Toronto.

[3] Potvin, Y. (1988), "Empirical open stope design in Canada." Doctoral dissertation, University of British Columbia.

[4] Mathews, K. E., Hoek, E., Wyllie, D. C., & Stewart, S. (1981), "Prediction of stable excavation spans for mining at depths below 1000 m in hard rock." CANMET DSS Serial No: 0sQ80-00081., Ottawa.

[5] Ataei, M. (2016), "Special topics in underground mining." Shahrood University of Technology Publication, Iran (In Persian).

[6] Nickson, S. D. (1992), "Cable support guidelines for underground hard rock mine operations." (Doctoral dissertation, University of British Columbia).

[7] Suorineni, F. T. (2010), "The stability graph after three decades in use: experiences and the way

<sup>11</sup> Convex quadratic programming (QP)

<sup>12</sup> Lagrange Multiplier

<sup>13</sup> Karush-Kuhn-Tucker (KKT)

<sup>14</sup> Hard margin

<sup>15</sup> Soft margin

<sup>16</sup> Trade-off

<sup>17</sup> Kernel function

<sup>18</sup> Gaussian radial basis function (RBF)

<sup>19</sup> Ashanti

<sup>20</sup> Obuasi

<sup>1</sup> Open stope mining

<sup>2</sup> Transverse Blasthole Open Stopping

<sup>3</sup> Longitudinal Open Stopping

<sup>4</sup> Hydraulic radius (HR)

<sup>5</sup> Stress factor

<sup>6</sup> Joint orientation factor

<sup>7</sup> Gravity factor

<sup>8</sup> Logit

<sup>9</sup> Vapnik

<sup>10</sup> Hyperplane (HP)