



مقاله پژوهشی

مدل سازی پتانسیل کانی سازی مس و طلا ی پورفیری با به کار گیری روش یاد گیری نیمه نظارتی در پهنه اکتشافی دهسلم، شرق ایران

مجید کیخای حسین پور^۱، امیر حسین کوهساری^{۱*}، امین حسین مرشدی^۱ و آلوک پروال^۲

(۱) گروه مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن و متالورژی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

(۲) مرکز مطالعات مهندسی منابع، مرکز تکنولوژی بمبئی هند، بمبئی، هندوستان

(۳) مرکز هدف گذاری اکتشاف، دانشگاه استرالیای غربی، کراولی ۶۰۰۹، غرب استرالیا، استرالیا

دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۲۷، پذیرش: ۱۳۹۹/۰۲/۳۰

چکیده

شناسایی نواحی امیدبخش معدنی در اکتشافات ناحیه‌ای برای برنامه‌ریزی عملیات اکتشاف تفصیلی با به کار گیری و تحلیل داده‌های اکتشافی موجود در قالب مدل سازی پتانسیل معدنی توسعه یافته است. در این پژوهش، برای مدل سازی پتانسیل مس و طلا ی پورفیری در پهنه اکتشافی دهسلم واقع در جنوب بلوک لوت، شرق ایران، از روش یاد گیری ماشین بردار پشتیبان نیمه نظارتی استفاده شده است. روش های یاد گیری نیمه نظارتی در مرحله یاد گیری، از داده های برچسب دار و بدون برچسب اکتشافی در الگوریتم محاسباتی خود بهره می‌برند. در این مقاله، با به کار گیری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان نیمه نظارتی بر روی داده های اکتشافی منطقه دهسلم شامل داده های زمین شناسی (سنگ شناسی و ساختاری)، ژئوشیمی رسوبات آبراهه‌ای، تصاویر ماهواره‌ای و مغناطیس هوا برد، مناطق هدف اکتشافی مس و طلا ی پورفیری شناسایی شد. در ادامه، نتیجه به کار گیری این مدل با خروجی روش ماشین بردار پشتیبان در حالت نظارت شده مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل های تولید شده با استفاده از نمودارهای منحنی مشخصه عملکرد سیستم و میزان تغییرات پیش بینی-مساحت بهبود یافته، بررسی شد. بر این اساس، مدل پتانسیل نیمه نظارتی عملکرد بهتری را در شناسایی اهداف اکتشافی مس و طلا ی پورفیری داشته است. نواحی اهداف پتانسیل شناسایی شده در مدل نیمه نظارتی، تمامی اندیس های معدنی شناخته شده در منطقه مورد بررسی را در ۹/۲ درصد از مساحت ناحیه مورد بررسی، به درستی پیش بینی کرده است. اهداف اکتشافی معرفی شده، اغلب هم راستا با روند گسل های اصلی منطقه، در راستای شمال غربی- جنوب شرقی و مرتبط با واحدهای ولکانیک نظیر ریولیت، آندزیت، داسیت و ریوداسیت هستند. نتیجه حاصل از این پژوهش نشان دهنده برتری روش یاد گیری نیمه نظارتی در شناسایی نواحی هدف معدنی برای برنامه‌ریزی عملیات تفصیلی اکتشافی است.

واژه‌های کلیدی: مدل سازی پتانسیل معدنی، مس و طلا ی پورفیری، یاد گیری نیمه نظارتی، ماشین بردار پشتیبان، دهسلم

مقدمه

به کار گیری تمامی اطلاعات اکتشافی موجود با هدف شناسایی

نواحی امیدبخش معدنی از مقیاس ناحیه‌ای (بیش از ۵۰۰ کیلومتر

عملیات اکتشاف مواد معدنی فرایندی مرحله‌ای است که با

مربع) تا محلی (کمتر از ۱۰ کیلومتر مربع) توسعه پیدا کرده است (Yousefi and Nykänen, 2017). در نخستین فاز اکتشافی نوع ذخیره هدف مورد جستجو در مقیاس ناحیه‌ای، با تعریف یک سیستم کانی سازی، ویژگی‌های اکتشافی مرتبط با آن نوع کانی سازی شناسایی شده و به کمک ابزار سامانه اطلاعات جغرافیایی و با به کارگیری فن‌های محاسباتی، نواحی امیدبخش معدنی شناسایی می‌شود (McCuaig et al., 2010). بر اساس تعریف روتیروتی و همکاران (Rotiroti et al., 2015)، یک سیستم کانی سازی به بررسی مجموعه عوامل مؤثر بر منشأ کانی سازی، مسیر حرکت سیال‌های کانه دار و در نهایت شرایط ته‌نشست ذخیره مورد هدف می‌پردازد.

پس از شناسایی معیارهای اکتشافی، روش‌های محاسباتی و تحلیلی برای کشف ارتباط درونی بین این معیارها و شناسایی نواحی امیدبخش معدنی تحت عنوان مدل سازی پتانسیل معدنی توسعه یافته اند (Parsa et al., 2016; Yousefi and Nykänen, 2017). وجود حجم بالای داده‌ها در بررسی‌های اکتشافی و ارتباط پیچیده بین معیارهای اکتشافی موجود و شواهد کانی سازی، سبب ایجاد عدم قطعیت بالایی در خروجی یک مدل اکتشافی پتانسیل معدنی شده است (Abedi et al., 2012). از این رو، به کارگیری روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین که توانایی تحلیل و کشف ارتباط پیچیده فضایی را در بین داده‌های اکتشافی اولیه دارا باشند، توسعه یافته است. این روش‌ها بر مبنای نحوه آموزش مدل به دو دسته روش‌های نظارت شده و بدون ناظر تقسیم بندی شده‌اند (Chen and Wu, 2016).

در روش‌های نظارت شده، مدل با برقراری ارتباط بین معیارهای اکتشافی و داده‌های برجسب دار آموزش می‌بیند. منظور از داده‌های برجسب دار در اکتشاف مواد معدنی موقعیت اندیس‌های شناخته شده در مقیاس ناحیه‌ای و یا موقعیت گمانه‌های اکتشافی مطلوب در مقیاس محلی است (Fatehi and Asadi, 2017). روش‌های بدون ناظر، ساختار مخفی و

پیچیده حاکم بر معیارهای اکتشافی را بدون در نظر گرفتن موقعیت اندیس‌های شناخته شده و تنها بر اساس شاخصه‌های آماری استخراج می‌کنند (Abedi et al., 2013). مهم ترین محدودیت روش‌های نظارت شده، استفاده نکردن از داده‌های بدون برجسب در فرایند مدل سازی است. در مراحل اولیه اکتشافی به خصوص در مناطق بکر اکتشافی، تعداد داده‌های برجسب دار بسیار محدود است و این امر سبب ناتوانی مدل‌های نظارت شده در مدل سازی مطلوب پتانسیل معدنی می‌شود (Zuo and Carranza, 2011). از سوی دیگر، روش‌های بدون ناظر به هیچ عنوان از داده‌های برجسب دار (حتی با وجود تعداد کم موجود) در فرایند یادگیری استفاده نمی‌کنند که این امر عدم اطمینان در خروجی مدل اکتشافی را افزایش می‌دهد (Chen, 2015). بنابراین توسعه و به کارگیری روشی که هم زمان از داده‌های برجسب دار و بدون برجسب در مراحل اولیه اکتشاف بهره برد، ضروری است. روش‌های یادگیری نیمه نظارتی برای پوشش محدودیت‌های دو رویکرد یادگیری اشاره شده، توسعه یافته‌اند. در مدل سازی پتانسیل معدنی با رویکرد یادگیری نیمه نظارت شده، برجسب‌ها مناطق تأیید شده کانی سازی (اندیس‌های معدنی شناخته شده) و یا نقاط بدون کانی سازی در منطقه مورد بررسی هستند که در فاز یادگیری مدل از آنها استفاده می‌شود و نتیجه خروجی مدل تولید شده، شناسایی مناطق دارای پتانسیل کانی سازی است که نیاز به بررسی‌های زمین شناسی دارد.

روش‌های یادگیری نیمه نظارتی در مدل سازی پتانسیل معدنی به صورت موفقیت آمیزی به کار گرفته شده‌اند. فاتحی و اسدی (Fatehi and Asadi, 2017) در پژوهش خود در اندیس مس طلای پورفیری دالی، از الگوریتم نیمه نظارتی ماشین بردار پشتیبان هدایت شده^۱ برای طراحی نقاط حفاری تکمیلی در فاز اکتشاف تفصیلی استفاده کردند. نتیجه حاصل از به کارگیری الگوریتم TSVM، مشخص کردن مرز نهایی زون کانی سازی مس طلا و زمینه بی اهمیت از دیدگاه کانی سازی بوده است.

1. Transductive support vector machine (TSVM)

وانگ و همکاران (Wang et al., 2020) در پژوهش خود برای مدل‌سازی پتانسیل آهن اسکارن با رویکرد جنگل تصادفی نیمه‌نظارت شده، ضمن معرفی این روش به مدل‌سازی پتانسیل معدنی آهن در کمربند معدنی فوجیان چین پرداختند. نتیجه این پژوهش نشان‌دهنده عملکرد بهتر روش یادگیری نیمه‌نظارتی ارائه شده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی بوده است.

منطقه اکتشافی دهسلم در شرق ایران و در نیمه جنوبی بلوک لوت واقع شده است. با وجود پتانسیل بالای کانه‌زایی بلوک لوت، بخش زیادی از ذخایر آن، به‌خصوص در نیمه جنوبی آن، ناشناخته مانده است (Karimpour et al., 2011; Malekzadeh Shafaroudi and Karimpour, 2013; Beydokhti et al., 2015; Malekzadeh Shafaroudi et al., 2015). هدف این پژوهش، ارائه یک مدل پتانسیل مس و طلائی پورفیری در پهنه اکتشافی دهسلم، شرق ایران با به‌کارگیری روش ماشین بردار پشتیبان نیمه‌نظارتی است. بدین‌منظور پس از شناسایی معیارهای اکتشافی مرتبط با کانی‌سازی مس طلائی پورفیری، از داده‌های زمین‌شناسی، ژئوشیمی رسوبات آبراهه‌ای، داده‌های ژئوفیزیک هوابرد و تصاویر سنجنده استر برای مدل‌سازی نواحی امیدبخش معدنی استفاده شده است.

محدوده مورد بررسی

محدوده مورد بررسی به وسعت تقریبی ۲۵۰۰ کیلومتر مربع در حدود ۳۰۰ کیلومتری جنوب- جنوب‌غربی بیرجند در شرق ایران و در جنوب‌غربی نقشه ۱:۲۵۰۰۰۰ دهسلم واقع شده است (شکل ۱-۱A). شرق ایران به دلیل وقوع موقعیت تکتونوماگمایی خاص که ناشی از فروزانده شدن بلوک افغان به زیر بلوک لوت در ترشیاری بوده است، پتانسیل بالایی برای انواع کانی‌سازی به‌ویژه ذخایر پورفیری و اپی‌ترمال وابسته به آن دارد (Beydokhti et al., 2015). طبق نقشه زمین‌شناسی دهسلم، قدیمی‌ترین واحدهای سنگی منطقه، سنگ‌های رسوبی کرتاسه هستند که در برخی نقاط در مجاورت توده‌های نفوذی دچار

دگرگونی همبری شده‌اند (شکل ۱-۱B). رخنمون اندکی از سنگ آهک اوریتولین‌دار در شمال‌غربی و شرق محدوده به رنگ خاکستری و نخودی با لایه‌بندی نازک تا متوسط دیده می‌شود. واحد کالک شیب‌ست با رخنمون بسیار جزئی در شرق محدوده مشاهده می‌شود. کنگلومرا و ماسه سنگ قرمز کرتاسه نیز در شرق نقشه رخنمون دارد که به شدت گسل خورده است (Akrami and Naderi Mighan, 2005).

بخش گسترده‌ای از منطقه مورد بررسی، پوشیده از سنگ‌های آتشفشانی ائوسن است. گدازه‌های آندزیت بازالتی، آندزیتی و داسیتی-ریوداسیتی و واحد آذرآواری توف بلورین بیشترین گسترش را در محدوده دارند. گدازه‌های آندزیت بازالتی به رنگ سیاه تا خاکستری تیره از شرق تا غرب منطقه گسترش دارند و در برخی نقاط در مجاورت توده‌های نفوذی دچار دگرسانی شدید شده‌اند. مخلوطی از گدازه‌های آندزیتی و توف با روند شمالی-جنوبی در شرق محدوده دهسلم دیده می‌شود که در برخی نقاط دگرسان‌شده و دارای کانی‌سازی است. گدازه‌های داسیتی-ریوداسیتی به رنگ روشن در مرکز و جنوب‌غربی نقشه گسترش دارد. گدازه‌های ریولیتی با رخنمون‌های کوچک و پراکنده و سنگ‌های آتشفشانی به شدت دگرسان‌شده اسیدی در شمال محدوده، دیگر سنگ‌های آتشفشانی ائوسن هستند (شکل ۱-۱B). تنها واحدهای نفوذی و نیمه‌عمیق محدوده، گرانیت، دیوریت-گرانودیوریت و دایک‌های اسیدی ائوسن-الیگوسن هستند که به شکل استوک کوچک و دایک در واحدهای آتشفشانی نفوذ کرده‌اند. رخنمون این واحدها در جنوب، جنوب‌غربی و شرق نقشه مشاهده می‌شود (Akrami and Naderi Mighan, 2005).

روش

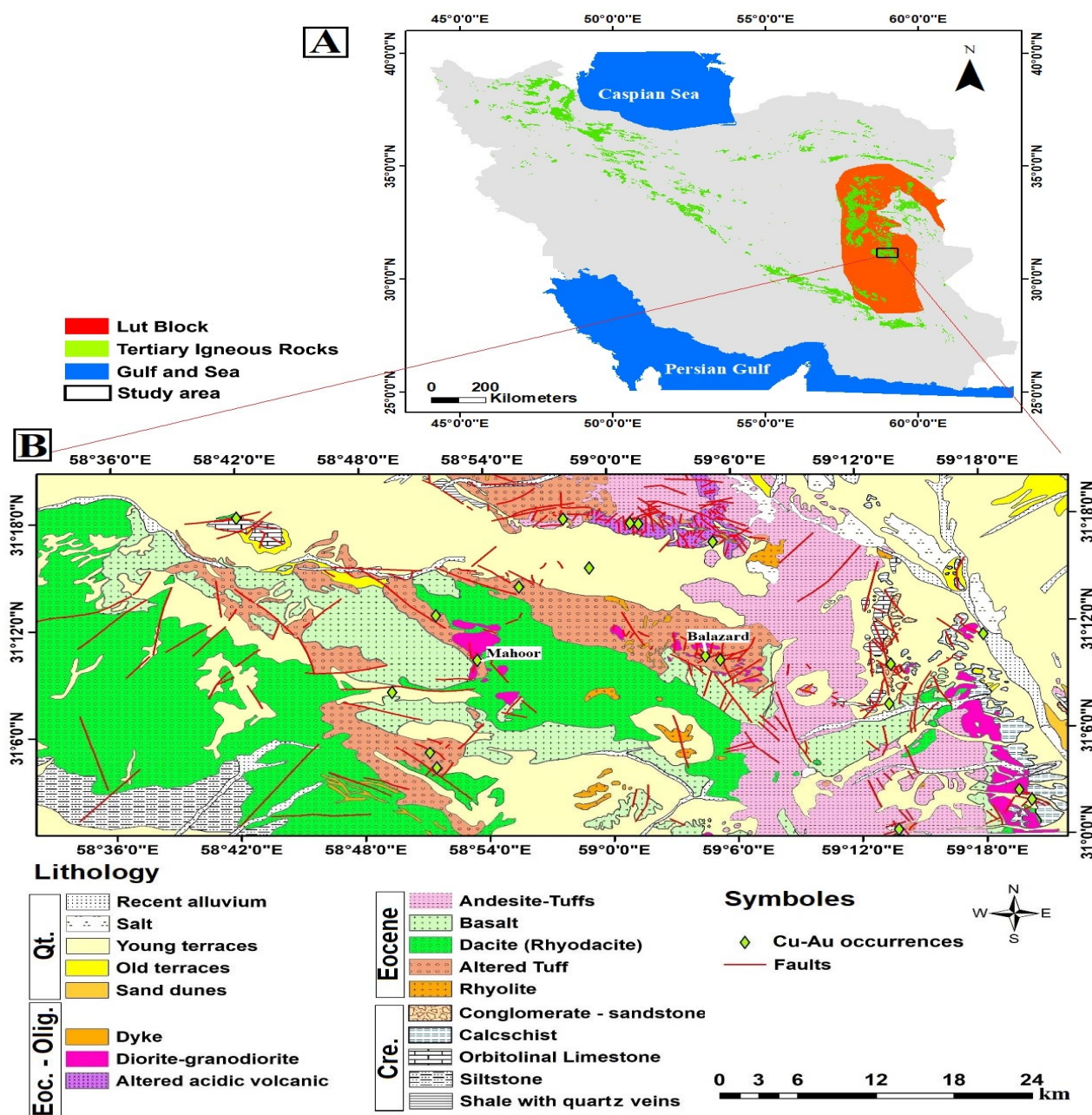
ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان^۱ به‌عنوان روشی نظارت‌شده، به‌صورت گسترده‌ای در مدل‌سازی پتانسیل معدنی به‌کار گرفته شده است

هدف، یافتن بهترین صفحه جداکننده به نحوی است که نواحی آنومال معدنی (طبقه مثبت) و زمینه بدون کانی سازی (طبقه منفی) به بهترین شکل تفکیک شوند (شکل ۲-۱A).

(Abedi et al., 2012; Rodriguez-Galiano et al., 2014; Geranian et al., 2016; Shabankareh and Hezarkhani, 2017).

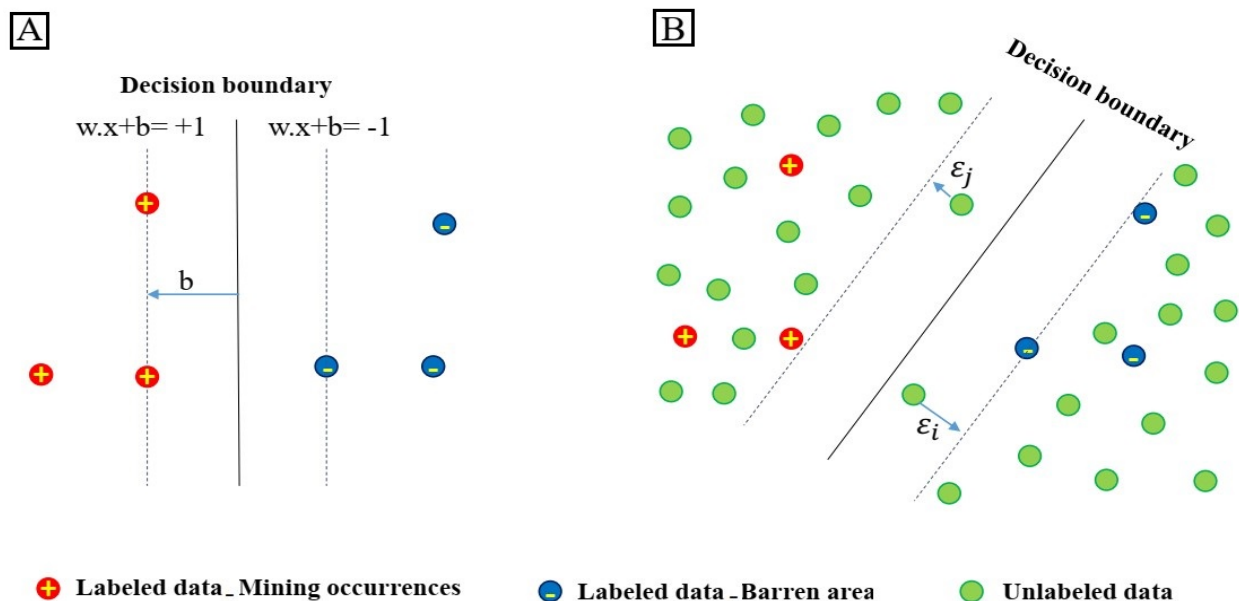
در این روش هدف، یافتن تابع تصمیم جداکننده با بیشترین فاصله از داده های هر طبقه است. در مدل سازی پتانسیل معدنی



شکل ۱. A: پراکندگی واحدهای سنگی ولکانیکی و موقعیت بلوک لوت در شرق ایران و B: نقشه زمین شناسی ساده شده منطقه مورد بررسی دهسلم

(Akrami and Naderi Mighan, 2005)

Fig. 1. A: Distribution of volcanic rock units and location of the Lut block in eastern Iran, and B: Simplified geological map of the Dehsalm study area (Akrami and Naderi Mighan, 2005)



شکل ۲. مقایسه ماشین بردار پشتیبان در شناسایی مرز تصمیم در حالت های A: نظارتی استاندارد و B: نیمه نظارتی

Fig. 2. Comparison of the decision boundary identified by A: supervised SVM, and B: semi-supervised SVM

$$Q(W, b) = \frac{1}{2} \|W\|^2$$

رابطه ۴:

$$y_i (W^T X + b) \geq 1 \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, M$$

برای حل این معادله از مسئله بهینه سازی ضرایب لاگرانژ و در حالت غیرخطی با به کارگیری توابع کرنل و نگاشت فضای داده ها به ابعاد بالاتر استفاده می شود (Abedi et al., 2012).

ماشین بردار پشتیبان نیمه نظارتی

ماشین بردار پشتیبان نیمه نظارتی هدایت شده، حالت ارتقایافته ماشین بردار پشتیبان استاندارد، با به کارگیری داده های بدون برچسب است. در این روش، هدف یافتن یک برچسب برای داده بدون برچسب است؛ به طوری که مرز جداکننده، بیشترین فاصله را از هر دو طرف داده های برچسب دار اولیه و داده بدون برچسبی که تازه روی آن برچسب زده شده، داشته باشد (Fatehi and Asadi, 2017). مرز جداسازی تولید شده توسط

با فرض M داده m بعدی ورودی $x_i = (1, 2, \dots, M)$ که متعلق به طبقه های مثبت و منفی هستند و برچسب آنها $y_i = 1$ و برای طبقه مثبت و $y_i = -1$ برای طبقه منفی است و با فرض خطی تفکیک پذیر بودن آن، تابع تصمیم SVM به صورت زیر تعریف می شود:

رابطه ۱:

$$D(x) = W^T X + b$$

که W یک بردار m بعدی و b جمله با یاس است. برای $i = (1, 2, \dots, M)$ داریم:

رابطه ۲:

$$W^T X + b \begin{cases} \geq 1 & \text{for } y_i = 1 \\ \leq -1 & \text{for } y_i = -1 \end{cases}$$

بهترین ابر صفحه یا مرز تصمیم در روش SVM با حل مسئله بهینه سازی تابع Q مطابق رابطه ۳ برای W و b تحت قید رابطه (۴) به دست می آید:

رابطه ۳:

بین اندازه حاشیه و خطای داده‌های آموزشی و غیر آموزشی به اشتباه طبقه‌بندی شده هستند و توسط کاربر تعیین می‌شوند. مؤلفه‌های W (شامل یک بردار m بعدی) و b (یک جمله بایاس) مربوط به ابر صفحه جداکننده هستند که مقادیر بهینه آنها با به کارگیری روش بهینه‌سازی ضرایب لاگراژ محاسبه می‌شود. در این پژوهش، برای آموزش مدل‌های SVM و TSVM از موقعیت اندیس‌های شناخته‌شده مس و طلای پورفیری و نقاط بدون کانی‌سازی، برای برچسب دهی به داده‌های ورودی استفاده شده است.

داده‌های اکتشافی

در این پژوهش برای مدل‌سازی پتانسیل ذخیره مس و طلای پورفیری، از داده‌های زمین‌شناسی، ژئوشیمی رسوبات آبراه‌ای، داده‌های ژئوفیزیک هوابرد و داده‌های ماهواره‌ای سنجیده استر استفاده شده است. داده‌های ژئوشیمی، شامل آنالیز ۸۴۳ داده ژئوشیمی رسوبات آبراه‌ای است که توسط سازمان زمین‌شناسی ایران برداشت شده است. برای تجزیه شیمیایی و تعیین مقادیر عناصر در نمونه‌های تهیه شده، نمونه‌ها خرد شده و سپس از الک ۱۷۷ میکرومتر عبور داده شد و مجدداً الک و تا ۸۰ میکرومتر پودر شده‌اند، سپس به وسیله محلول تیزاب سلطانی هضم شده و در نهایت با استفاده از طیف‌سنج نشری پلاسمای جفت شده القایی^۱ مورد آنالیز چند عنصری قرار گرفته‌اند. داده‌های ژئوفیزیک شامل داده‌های مغناطیس هوابرد است که با مشخصات شبکه پروازی ۲۵۰۰ × ۴۰۰ متر با ارتفاع پروازی ۵۰۰ متری توسط سازمان زمین‌شناسی ایران و با همکاری سازمان توسعه و نوسازی معادن ایران (ایمیدرو) برداشت شده است. داده‌های زمین‌شناسی شامل واحدهای لیتولوژیکی، گسل‌ها و اطلاعات اندیس‌های معدنی، از نقشه یک صدهزار زمین‌شناسی دهسلم اقتباس شده است. مشخصات داده‌های اکتشافی پردازش شده برای مدل‌سازی پتانسیل ذخیره مس و طلای پورفیری در منطقه مورد بررسی در جدول ۱ آمده است.

ماشین بردار پشتیبان استاندارد و نیمه‌نظارتی در شکل ۲ نشان داده شده است. در شکل ۲-A تنها سه نمونه داده با برچسب مثبت (نشان‌دهنده وجود اندیس معدنی) و سه نمونه با برچسب منفی (نشان‌دهنده نقاط بدون کانی‌سازی) وجود دارد. در شکل ۲-B به این مجموعه داده‌های بدون برچسب نیز افزوده شده است. چنان‌که در شکل ۲-B نشان داده شده، با استفاده از داده‌های غیر آموزشی بدون برچسب مرز تصمیم محاسبه شده، دو جامعه را از هم بهتر تفکیک کرده است. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی، این مرز نشان‌دهنده تفکیک جامعه هدف اکتشافی (ناحیه آنومال) و زمینه است.

برای آموزش الگوریتم TSVM علاوه بر بردار داده‌های ورودی $X_{train} = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ و برچسب آنها یعنی $Y_{train} = (y_1, y_2, \dots, y_M)$ از داده‌های بدون برچسب $X_u = (x_{M+1}, x_{M+2}, \dots, x_N)$ استفاده می‌شود و هدف آن پیش‌بینی طبقه داده‌های بدون برچسب $Y_u^* = (y_{M+1}^*, y_{M+2}^*, \dots, y_N^*)$ است. بنابراین تابع هدف ماشین بردار پشتیبان نیمه نظارت شده مطابق تابع Q در رابطه ۵ است که حل آن یافتن طبقه داده‌های بدون برچسب $Y_u^* = (y_{M+1}^*, y_{M+2}^*, \dots, y_N^*)$ با ابر صفحه‌ای (W, b) است که داده‌های آموزشی و غیر آموزشی را با بیشترین حاشیه تحت قیود رابطه ۶، جدا کند.

رابطه ۵:

$$Q(Y_u^*, b, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_M, \varepsilon_{M+1}^*, \dots, \varepsilon_N^*) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^M \varepsilon_i + C^* \sum_{j=M+1}^N \varepsilon_j^*$$

رابطه ۶:

$$y_i (W^T X_{li} + b) \geq 1 - \varepsilon_i, \varepsilon_i \geq 0, \text{ for } i = 1, \dots, M.$$

$$Y_{uj}^* (W X_{uj}^* + b) \geq 1 - \varepsilon_j^*, \varepsilon_j^* \geq 0, \text{ for } j = M+1, \dots, N.$$

$$Y_{uj}^* \in \{+1, -1\} \text{ for } j = M+1, \dots, N.$$

در این روابط، ε نمایانگر فاصله داده‌های آموزشی با بیشینه فاصله هر دسته از طبقه‌بند است (شکل ۲-B). C و C^* تعادل

جدول ۱. داده‌های اکتشافی مورد استفاده برای مدل‌سازی اکتشافی ذخایر مس و طلای پورفیری در منطقه مورد بررسی دهسلم

Table 1. The available datasets used for porphyry Cu-Au potential modeling in Dehsalm study area

Exploration data sets (used to extract input data layers)	Descriptions
Lithological setting	1:100,000 geological map sheet, used to classify host and other important lithologies
Structural setting	Faults and Lineament extracted from 1:100,000 geological map
Geochemical setting	843 stream sediment samples analyzed for Cu, As, Sb, Pb, Zn and Mo (no Au analysis)
Aster satellite imagery data	4 scenes (AST-L1T), used for alteration mapping
Airborne magnetic data	with 500m distance flight lines, 2500m tie lines and 400m flight height
Mineral occurrences	20 copper-gold occurrences
Digital elevation model (DEM)	Used to create 410 catchment basins

مدل مفهومی و معیارهای اکتشافی مس طلای پورفیری

برای شناسایی مرحله‌ای معیارهای اکتشاف ذخایر پورفیری جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی، تعریف مدل مفهومی تشکیل این ذخایر ضروری است. مشخصات سیستم کانی‌سازی، معیارهای اکتشافی و لایه‌های ورودی برای مدل‌سازی پتانسیل مس و طلای پورفیری در پهنه اکتشافی دهسلم در جدول ۲ نشان داده شده است. سیستم‌های کانی‌سازی مس پورفیری با کمان‌های ماگمایی زون فروانش در ارتباط هستند. حرکت و تغییر در شیب صفحات زمین ساختی به جریان یافتن سیال ماگمایی از گوشته به پوسته، ماگماتیسم و فرایندهای متامورفیک منجر می‌شود (Sillitoe, 1972). ثابت شده است که ناآمیختگی سیالات ماگمایی در طی فرایند کریستالیزه شدن، سازوکار اصلی تشکیل جریان‌های هیدروترمال در سیستم‌های پورفیری است. مسیر جریان محلول‌های گرمایی متنوع هستند و هر منطقه نفوذپذیر در یک سیستم کانی‌سازی به عنوان یک کانال و مجرای حرکت سیال شناخته می‌شود (Fatehi and Asadi, 2017). در این

پژوهش از لایه اکتشافی نزدیکی به گسل‌های منطقه برای ردیابی مسیر جریان محلول‌های گرمایی مرثر در کانی‌سازی استفاده شده است (شکل ۳-۱). نفوذ محلول‌های هیدروترمال از طریق مسیر و شکستگی‌ها و برهم‌کنش آنها با توالی سنگ‌های میزبان، باعث ایجاد دگرسانی‌های اولیه سدیک و کلسیک در ذخایر پورفیری می‌شود (Carranza and Hale, 2002). بنابراین نزدیکی به واحدهای دگرسان شده، عنوان معیاری مطلوب برای ردیابی این نوع کانی‌سازی است (شکل ۳-۲). برهم‌کنش سیستم محلول‌های هیدروترمال با سنگ میزبان در شرایط متفاوت دمایی، وجود سولفات‌ها و شرایط اسیدیته محیط، عامل اصلی ته‌نشست و کانی‌سازی هستند که توسط انواع مختلف سیستم‌های دگرسانی معرفی می‌شوند. انواع دگرسانی‌های مختلف مرتبط با کانی‌سازی در سیستم پورفیری شامل دگرسانی‌های پتاسیک، آرژیلیک متوسط تا پیشرفته (آلونیت)، اکسید آهن، سربستیک و پروپلیتیک است (John et al., 2010). در این پژوهش نزدیکی به واحدهای دگرسانی آرژیلیک و اکسید آهن برای

مدل سازی پتانسیل مس و طلای پورفیری به کار گرفته شده است (شکل ۳- E و F).

بر اساس بررسی های انجام شده، طیف وسیعی از سنگ های ولکانیک نفوذی با ترکیبی از دیوریت تا گرانیت، شامل کوارتز مونزونیت، دیوریت، گرانودیوریت، کوارتز دیوریت و مونزونیت در ارتباط ژنتیکی با تشکیل ذخایر پورفیری هستند (Sillitoe, 2000; John et al., 2010). بنابراین در مدل سازی اکتشافی این ذخایر، نزدیکی به این واحدهای نفوذی به عنوان معیار مطلوب اکتشافی قلمداد می شود (شکل ۳- B). پراکندگی فضایی و مقادیر آنومال عناصر مس، سرب، روی، مولیبدنوم، آرسنیک و آنتیموان به عنوان نشانگرهای ژئوشیمیایی مرتبط با این نوع کانی سازی شناخته شده اند (شکل ۴- A, B, C, D, E و F) (Sillitoe, 2010, 2000).

برداشت های مگنتومتری ابزاری مناسب برای شناسایی دگرسانی های هیدروترمال در کانسارهای مس و طلای پورفیری هستند (Abedi et al., 2012). در یک سیستم پورفیری غنی شدگی مگنتیت در پهنه دگرسانی پتاسیک که در مرکز سیستم واقع شده است، مشاهده می شود. بنابراین آنومالی مثبت می تواند مغناطیسی نشان دهنده دگرسانی پتاسیک باشد که ذخیره اصلی ماده معدنی را شامل می شود (Clark, 2014). در این پژوهش، فیلتر برگردان به قطب مغناطیسی برای شناسایی آنومالی های مثبت مغناطیسی به کار گرفته شده است و نقشه فاصله از این آنومالی ها به عنوان معیار اکتشافی مرتبط با کانی سازی احتمالی پورفیری در مدل سازی استفاده شده است (شکل ۳- D). با توجه به آنکه رسوبات آبراهه ای در هر نقطه در امتداد سیستم زهکشی، مواد مرکب حاصل از هوازدهی و فرسایش یک یا چند منبع بالادست را نشان می دهد (Carranza, 2008)، در این پژوهش، برای آماده سازی داده های ژئوشیمیایی جهت مدل سازی پتانسیل معدنی مس طلای پورفیری از روش آنالیز حوضه های آبریز استفاده شده است. این روش، نمایش بهتری از داده ها را در اختیار می گذارد و اجازه تمیز بین مناطق آنومال و غیر آنومال را می دهد (Keykha Hoseinpoor and

Aryafar, 2014). بدین منظور در این پژوهش، پس از استخراج حوضه آبریز بالادست هر نمونه ژئوشیمی با استفاده از فایل DEM منطقه، مقدار عیار آن نمونه برای عناصر ردیاب کانی سازی پورفیری، به حوضه آبریز متناظر آن نسبت داده شده است و از آن برای مدل سازی پتانسیل معدنی استفاده شده است (شکل ۴- A, B, C, D, E و F).

برای تهیه مدل اکتشافی مس طلای پورفیری در پهنه دهسلم، مقادیر تمامی لایه های شاهد اکتشافی (جدول ۲) پس از رستری شدن با اندازه پیکسل 100×100 متر با توجه به تراکم نمونه های ژئوشیمیایی (Hengl, 2006)، با به کارگیری تابع لجستیکی مطابق رابطه ۷، در محیط نرم افزاری ARCGIS 10.5، به صورت فازی شده در بازه صفر و یک به صورت پیوسته، وزن دار شدند (Yousefi and Carranza, 2015a):

رابطه ۷:

$$F_v = \frac{1}{1 + \exp[-s(v - i)]}$$

که در آن v مقدار عددی هر پیکسل لایه شاهد در بازه نامحدود، F_v مقدار فازی نسبت داده شده به v در بازه صفر و یک و S و i به ترتیب نشان دهنده شیب و نقطه عطف تابع فازی هستند. با توجه به آنکه مقادیر پیوسته نقشه های شاهد اکتشافی در محدوده یکسانی قرار ندارند و در نتیجه اهمیت نسبی آنها به صورت صحیح نمی تواند برای مدل سازی پتانسیل معدنی مورد ارزیابی قرار گیرد، وزن دار کردن آنها با به کارگیری تابع لجستیک پیوسته پیشنهاد شده است (Yousefi and Carranza, 2016; Roshanravan et al., 2019).

تولید مدل پتانسیل معدنی

برای آموزش مدل های SVM و TSVM، از موقعیت اندیس های شناخته شده (برچسب گذاری شده با مقدار یک) و نقاط بدون کانی سازی (برچسب گذاری شده با مقدار صفر)، به همراه سایر داده های بدون برچسب استفاده شد. نواحی بدون کانی سازی بر اساس بازدید صحرایی انجام شده از منطقه مورد بررسی انتخاب شده است که موقعیت آنها در شکل ۴ نشان داده شده

بهینه کرنل RBF، با به کارگیری روش تخمین شبکه ای و ضرایب لاگراتژ، در محیط نرم افزار آماری R و با استفاده از پکیج RSSL انجام شده است. مدل های اکتشافی پتانسیل مس و طلای پورفیری تولید شده با به کارگیری الگوریتم های SVM و TSVM به ترتیب در شکل های (۵-A و B) نشان داده شده است. در این مدل ها اهمیت اکتشافی برای هر پیکسل، به صورت درجه عضویت فازی نشان داده شده است که مقادیر نزدیک به عدد یک نشان دهنده احتمال بیشتر حضور کانی سازی مس و طلای پورفیری در منطقه دهسلم است.

است. فرایند یادگیری در هر دو مدل با به کارگیری تابع کرنل شعاع پایه گو سی^۱ و در حالت غیرخطی انجام شد. برای آموزش بهینه، داده های ورودی به صورت تصادفی به دو گروه داده آموزش (۷۰ درصد) و آزمون (۳۰ درصد) تقسیم شدند. سپس هر مدل با استفاده از داده های آموزشی تعلیم داده شد و از طبقه بندی کننده طراحی شده برای طبقه بندی داده های آزمون استفاده شد. این فرایند به صورت تصادفی در انتخاب داده های آموزش و آزمون برای ده مرتبه انجام شد و طبقه بند بهینه بر اساس معیار نرخ طبقه بندی صحیح^۲ برای داده های آزمون انتخاب شد. تمامی محاسبات مربوط به مدل های به کار گرفته شده و مؤلفه های

جدول ۲. مشخصات سیستم کانی سازی و معیارهای اکتشافی برای مدل سازی پتانسیل مس طلای پورفیری در منطقه دهسلم

Table 2. Characteristics of mineral system model and exploratory criteria for porphyry Cu-Au MPM in Dehsalm area

Targeting criteria	Spatial proxy	Rationale	Procedures Used
A) SOURCE			
Granitic to intermediate intrusive	Proximity to diorite-granodiorite and monzonite	Most porphyry Cu-Au deposits worldwide are formed in association with subduction-related calc-alkaline magmas and occur spatially in magmatic arcs (Sillitoe, 1972). A wide variety of intrusive rocks with dioritic to granitic compositions are spatially and genetically associated with, or host, porphyry deposits (John et al., 2010).	1) Euclidean distance calculated from intrusive rocks, including diorite-granodiorite and monzonite, 2) Euclidean distance calculated from dacite & rhyodacite rocks 3) Euclidean distance calculated from rhyolite rocks (Fig. 3B).
B) PATHWAYS			
Hydrothermal fluids	1) Proximity to alteration (argillic - Fe-Oxide) 2) Proximity to altered acidic volcanic rocks	Several types of wall-rock alteration (e.g., argillic, and iron-oxide (gossan) characterize porphyry Cu-Au deposits and may extend upward and outward for several kilometers from the center of the mineralization (Sillitoe, 2010). Mapping of the related alteration can be used as the evidence of passage of hydrothermal fluids from the presence of alteration signatures.	1) The band ratio method was applied on ASTER images to detect hydrothermal alteration, including argillic (b4/b5)*(b8/b6) and Fe-oxide (b4/b2) alterations and Euclidean distance calculated from alteration zones (Fig. 3E-F), 2) Euclidean distance calculated from the altered acidic volcanic rocks (Fig. 3A).

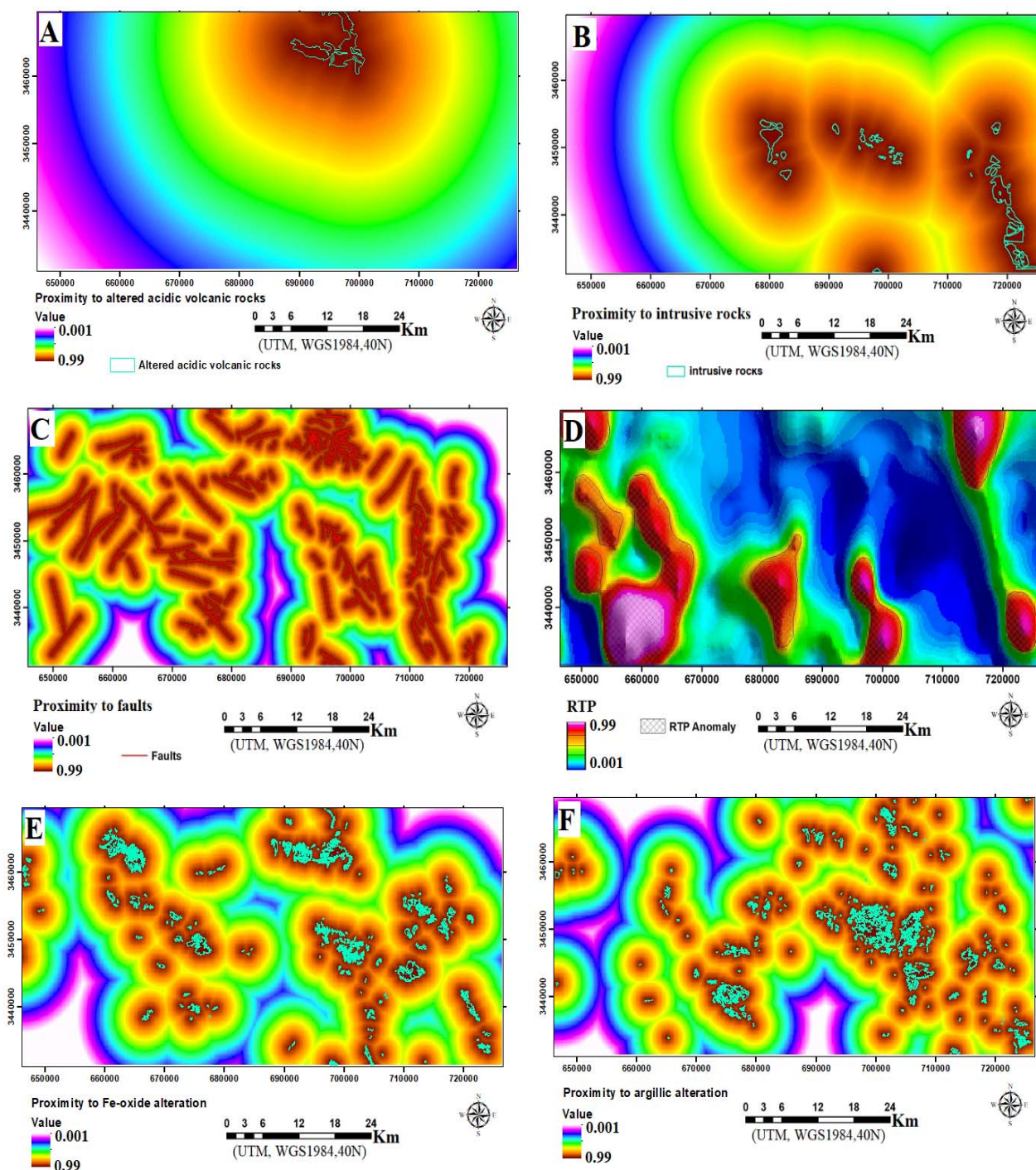
1. Gaussian Radial Basis Function (RBF)

2. Correct classification rate

۱۵۱۴ جدول ۲. مشخصات سیستم کانی سازی و معیارهای اکتشافی برای مدل سازی پتانسیل مس طلای پورفیری در منطقه دهسلم

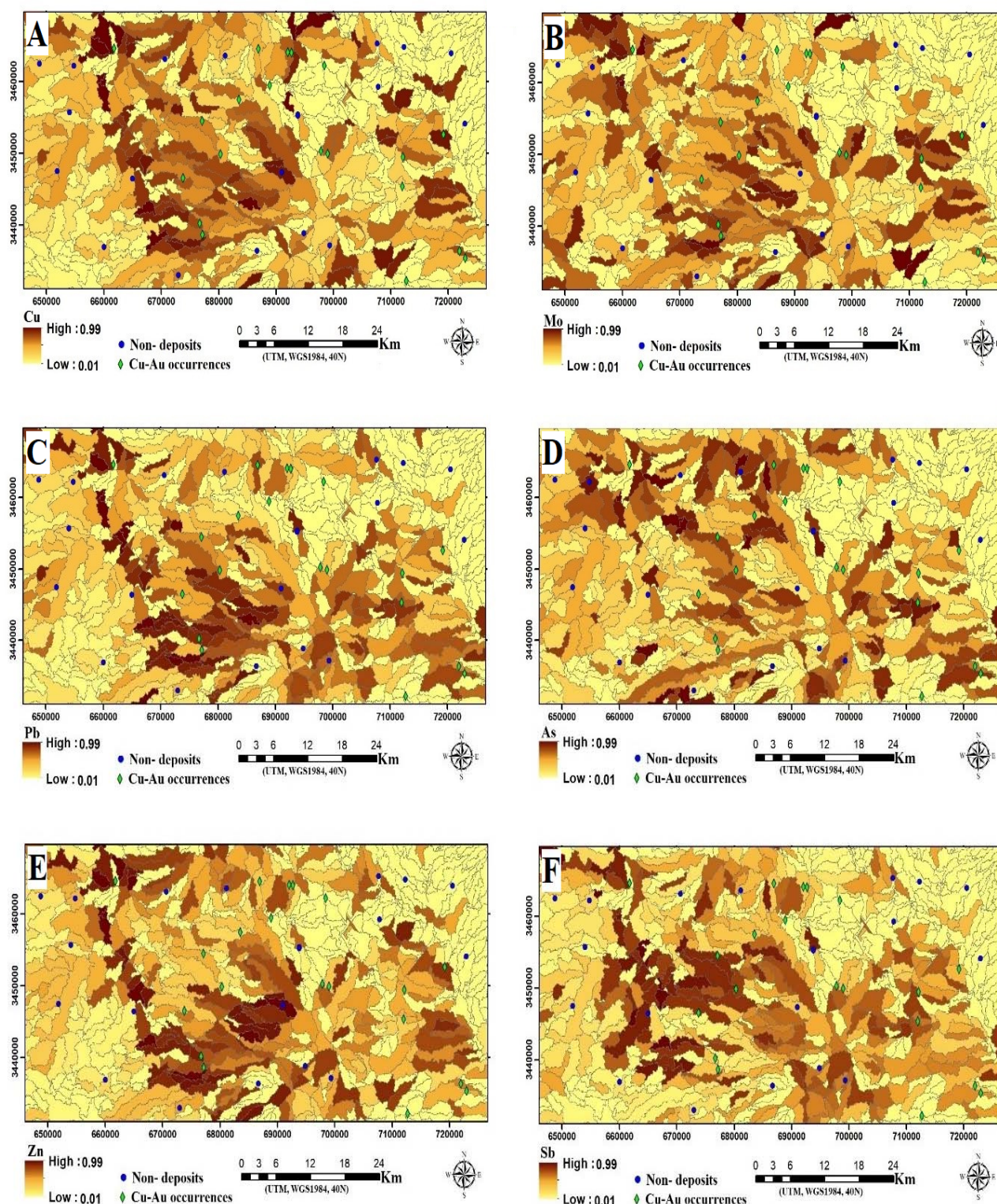
Table 2 (Continued). Characteristics of Mineral System model and exploratory criteria for Porphyry Cu-Au MPM in Dehsalm area

Targeting criteria	Spatial proxy	Rationale	Procedures Used
B) PATHWAYS			
Sub-surface intrusive bodies	Proximity to high magnetic anomaly	Intrusions associated with porphyry copper-gold deposit contain abundant igneous magnetite and produce greater quantities of hydrothermal magnetite during early potassic alteration (Clark, 2014). Hence, proximity to the magnetite anomalies can detect the early potassic alteration in porphyry systems.	Airborne magnetometer data were analyzed and Euclidean distance from reduction to pole magnetic (RTP) filter were calculated (Fig. 3D) (Clark, 2014).
C) Deposition			
Pathfinders elements	Favorable catchment basins anomaly of signature element (Cu, Pb, Zn, Mo, As and Sb)	The suite of important geochemical indicator elements for prospecting porphyry Cu-Au deposit is Cu-As-Sb-Mo-Zn-Pb (Yousefi and Carranza, 2015a; Sillitoe, 2010). Therefore, in this study sample catchment basin (SCB) modeling method was employed to portray geochemical anomalies as chemical traps for Cu-Au prospectivity modeling (e.g. Carranza, 2008).	1) Stream catchment basin (SCB) extracted from digital elevation model file in GIS software, 2) Stream sediment catchment basin analysis was done as suggested by (Carranza, 2008), 3) The fuzzy "Or" operation was used to generate the enhanced geochemical signature as Mo+ As+ Sb and Cu+ Pb+ Zn combinations, 3) Euclidean distance calculated from anomalous basins (Fig. 4).
Lineament	Structural features	In porphyry systems, generally the major faults act as pathways and the subsidiary fractures are the mineralization zones (Sillitoe, 2010). So, in this study proximity to the local faults is used as trap proxy for metal deposition.	Euclidean distance calculated from structural features (Fig. 3C)



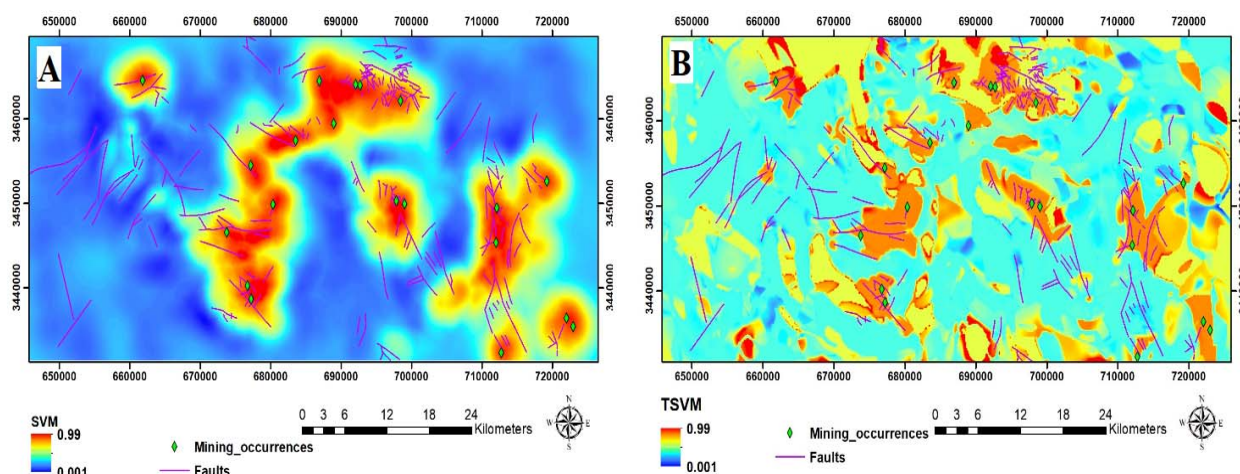
شکل ۳. لایه‌های شاهد اکتشافی وزن‌دار پیوسته برای مدل‌سازی پتانسیل مس و طلا پورفیری در منطقه دهسلم، A: لایه فاصله از واحدهای ولکانیک دگر سان شده، B: لایه فاصله از واحدهای ولکانیک نفوذی، C: لایه فاصله از گسل‌ها، D: لایه فاصله از آنومالی مغناطیسی برگردان به قطب، E: لایه فاصله از دگرسانی اکسید آهن و F: لایه فاصله از دگرسانی آرژیلیک

Fig. 3. Continuous weighted evidence layer for porphyry Cu-Au potential modeling in Dehsalm area, A: proximity to altered volcanic rocks, B: proximity to intrusion volcanic units, C: proximity to faults, D: proximity to RTP magnetite anomalies, E: proximity to Fe-oxide alteration, and F: proximity to argillic alteration



شکل ۴. نقشه‌های وزن‌دار پراکندگی ژئوشیمیایی حوضه آبریز برای عناصر ردیاب کانی سازی مس طلای پورفیری در منطقه ده سلم، A: مس، B: مولیبدنوم، C: سرب، D: آرسنیک، E: روی و F: آنتیمون

Fig. 4. Stream sediment weighted catchment basin of signature elements related to for porphyry Cu-Au mineralization in Dehsalm area, A: Copper, B: Molybdenum, C: Lead, and D: Arsenic, E: Zinc and F: Antimony



شکل ۵. اهداف اکتشافی مس طلا ی پورفیری در منطقه دهسلم با به کار گیری روش های A: SVM و B: TSVM

Fig. 5. Porphyry Cu-Au target areas in Dehsalm area generated by applying A: SVM, and B: TSVM algorithms

نام گذاری شده است (Chen and Wu, 2016). از مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد^۴ برای ارزیابی عملکرد مدل پتانسیل معدنی استفاده می شود. AUC مقداری بین ۰ و ۱ است که هر چه میزان آن به ۱ نزدیک تر باشد، نشان دهنده کارایی بهتر مدل است (Chen and Wu, 2016). نمودار مشخصه عملکرد سیستم برای دو مدل SVM و TSVM در شکل ۶ نشان داده شده است. میزان AUC برای مدل پتانسیل تولید شده توسط روش SVM برابر ۰/۸۹ و در روش TSVM معادل ۰/۹۱ است. بنابراین می توان نتیجه گیری کرد که هر دو مدل کارایی مناسبی داشته اند؛ هر چند مدل پتانسیل تولید شده به روش TSVM عملکرد بهتری داشته است.

در نمودار میزان تغییرات پیش بینی-مساحت بهبود یافته، دو عدد برای هر مدل پتانسیل محاسبه می شود، یکی نرخ پیش بینی اندیس های معدنی شناخته شده و دیگری نرخ پیش بینی نقاط بدون اندیس. بنابراین برای به دست آوردن عدد نهایی عملکرد هر مدل به منظور مقایسه با سایر مدل ها لازم است دو عدد فوق از هم کسر شده تا عدد نهایی برای هر مدل به دست آید و مدل دارای عملکرد کلی بالاتری به عنوان مدل بهتر انتخاب شود (Yousefi

ارزیابی و مقایسه مدل های پتانسیل معدنی

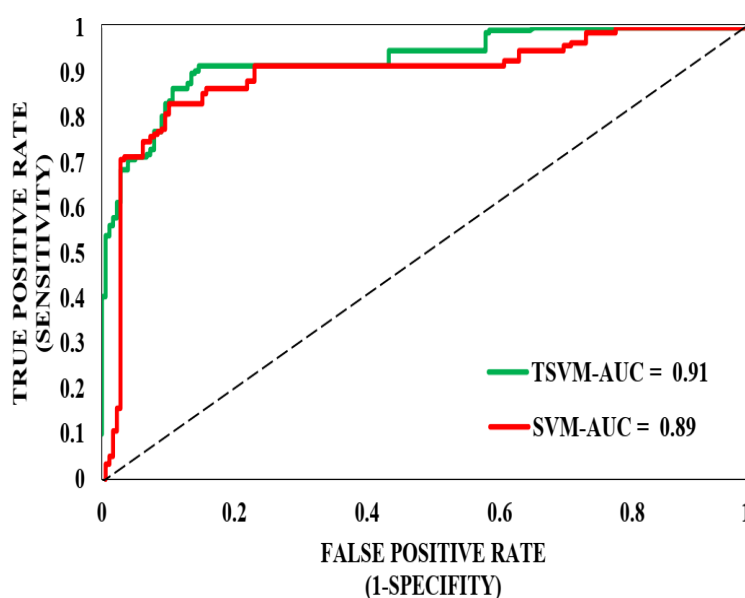
خروجی مورد انتظار در مدل سازی پتانسیل معدنی با ید نشان دهنده نقاط با اهمیت بالای اکتشافی در منطقه مورد جستجو باشد. این امر بدان معنی است که نواحی معرفی شده باید با اندیس های شناخته شده و با نقاط بدون کانی سازی به ترتیب بیشترین و کمترین همبستگی را داشته باشند (Porwal et al., 2003). برای ارزیابی عملکرد مدل های به کار گرفته شده در این پژوهش، از نمودار منحنی مشخصه عملکرد سیستم^۱ و نمودار میزان تغییرات پیش بینی-مساحت بهبود یافته استفاده شده است (Yousefi and Carranza, 2015b; Roshanravan et al., 2019). بدین منظور از موقعیت نقاط دارای کانی سازی و عقیمی که در فرایند آموزش مدل از آنها استفاده نشده است، برای رسم نمودار منحنی مشخصه عملکرد استفاده شده است. در نمودار ROC، محور عمودی بیانگر نسبت مناطق شناخته شده معدنی است که به درستی توسط مدل پتانسیل معدنی در رده آنومال طبقه بندی شده اند. این واژه در اصطلاح "حساسیت"^۲ نامیده شده است. در این نمودار محور افقی بیانگر نواحی بدون کانی سازی است که به اشتباه در طبقه آنومال، طبقه بندی شده است. این مفهوم تحت عنوان "یک منهای اختصاصی بودن"^۳

1. Receiver operating characteristic (ROC)
2. Sensitivity

3. Specify
4. Area under the curve (AUC)

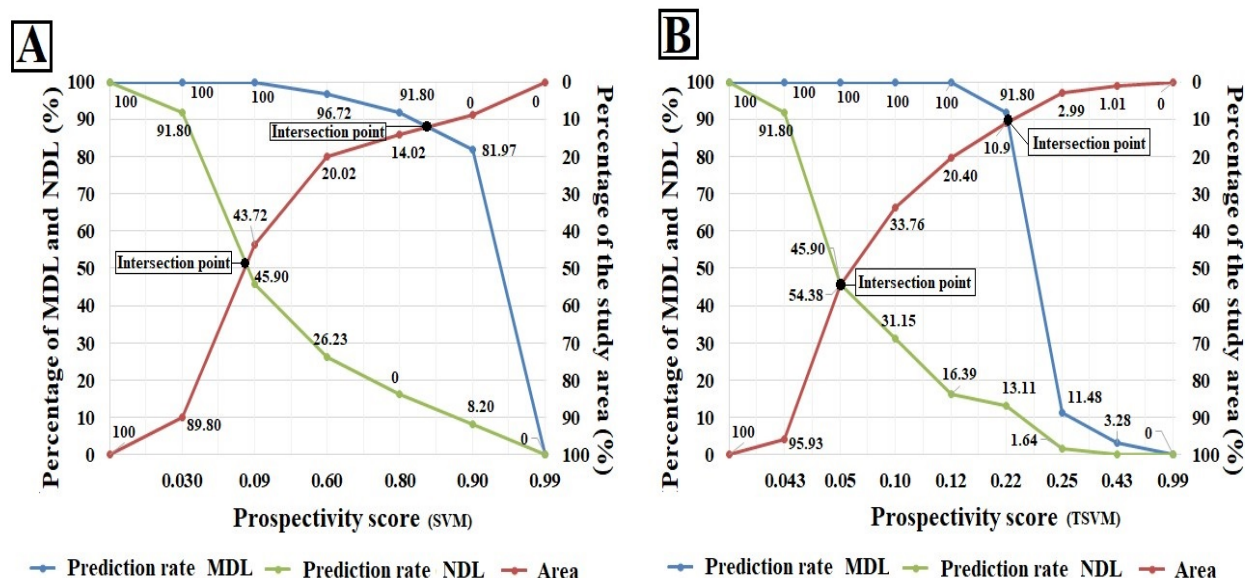
مدل، این اعداد از یکدیگر کسر شوند، مقدار عملکرد مدل SVM برابر $0/36$ و برای مدل TSVM مقدار $0/43$ است که نشان دهنده عملکرد بهتر روش TSVM در شناسایی اهداف اکتشافی مس و طلای پورفیری در منطقه مورد بررسی است.

در این مقاله اعداد بالا برای مدل SVM برابر $0/87$ و $0/51$ است (شکل ۷-۱)؛ در حالی که این اعداد برای مدل TSVM برابر $0/89$ و $0/46$ است (شکل ۷-۲). در صورتی که طبق روش نمودار میزان تغییرات پیش بینی-مساحت بهبود یافته، برای هر



شکل ۶. نمودار مشخصه عملکرد سیستم برای مدل های پتانسیل تولید شده در منطقه دهسلم

Fig. 6. Receiver operating characteristic curve for generated potential models in Dehsalm area

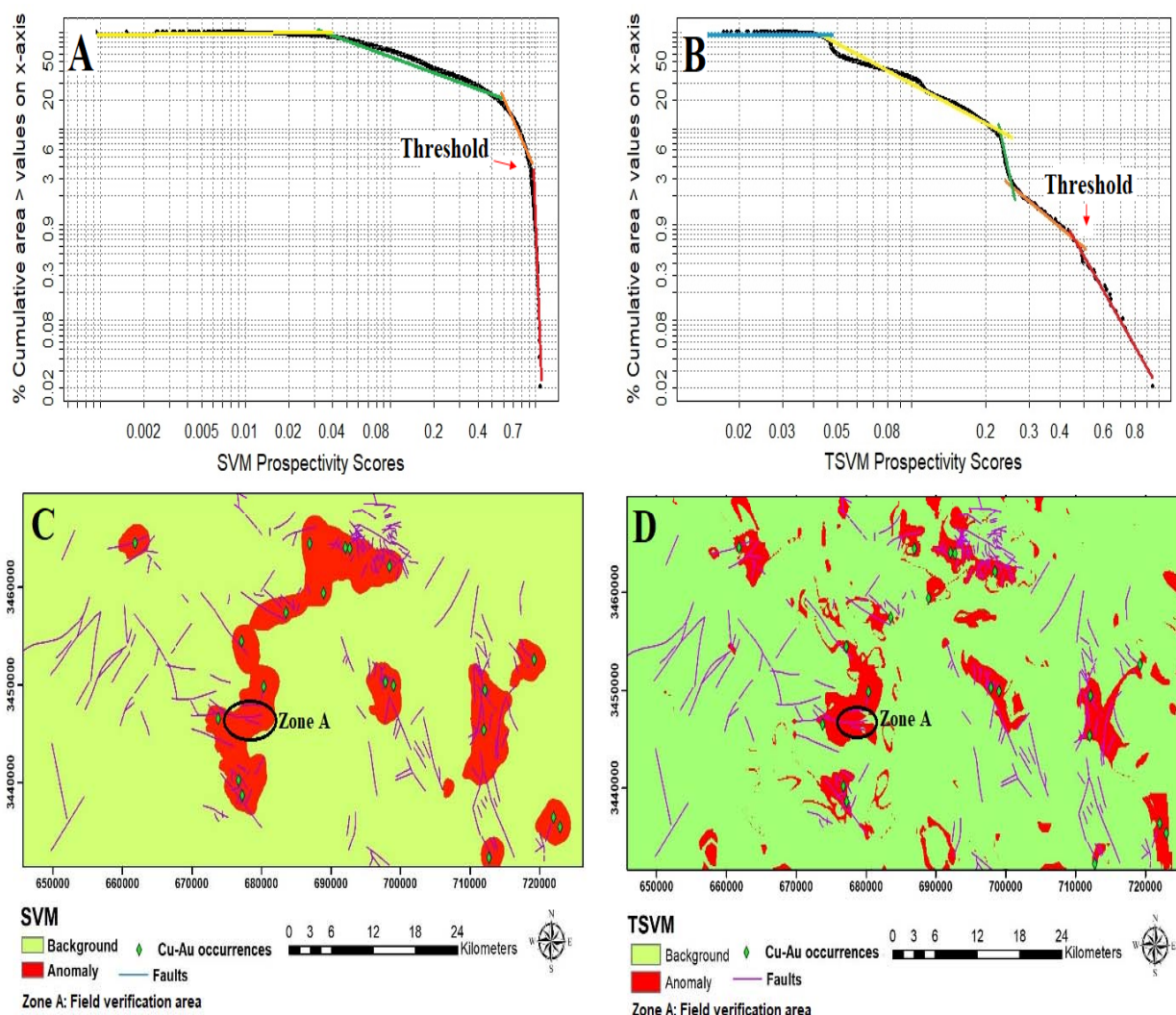


شکل ۷. نمودار میزان تغییرات پیش بینی-مساحت برای مدل های پتانسیل تولید شده در منطقه دهسلم به روش SVM:A و TSVM:B

Fig. 7. Probability- Area plot for generated potential models in Dehsalm area, A: SVM, and B: TSVM

مدل های نمایش دو طبقه ای اهداف اکتشافی (شکل ۸-C و D)، هر دو روش به درستی تمامی اندیس های شناخته شده را در منطقه آنومال طبقه بندی کرده اند؛ با این تفاوت که مساحت نواحی آنومال معرفی شده در روش TSVM (۹/۲ درصد مساحت منطقه مورد بررسی) نسبت به روش SVM (۱۱ درصد مساحت منطقه مورد بررسی) کمتر است.

برای شناسایی نواحی هدف معدنی و برنامه ریزی عملیات اکتشافی نیاز به طبقه بندی کردن نقشه های پیوسته پتانسیل معدنی است. در این پژوهش، از روش فرکتالی عیار-مساحت (Cheng et al., 1994; Ostadhosseini et al., 2018;) برای جدایش نواحی آنومالی از زمینه در خروجی مدل های SVM و TSVM استفاده شده است (شکل ۸-A و B). با توجه به



شکل ۸. نمودارهای فرکتالی و نمایش دو طبقه ای اهداف اکتشافی مس طلا ی پورفیری در پهنه اکتشافی دهسلم، A: نمودار فرکتال مدل SVM، B:

نمودار فرکتال مربوط به مدل TSVM، C: اهداف اکتشافی معرفی شده توسط روش SVM و D: اهداف اکتشافی معرفی شده توسط روش TSVM

Fig. 8. Concentration-area fractal plots and binary classification of predicted Cu-Au exploratory targets in Dehsalm area, A: fractal plot of SVM model, B: fractal plot of TSVM model, C: exploratory target areas predicted by SVM model, and D: exploratory target areas predicted by TSVM

بحث

برای شناسایی اهداف اکتشافی در مقیاس ناحیه‌ای، روش‌های مختلف نظارت‌شده و بدون ناظر در مدل‌سازی پتانسیل معدنی توسعه یافته‌اند. روش‌های نظارت‌شده، مانند SVM از داده‌های دارای برچسب اکتشافی برای طبقه‌بندی داده‌های اکتشافی استفاده می‌کنند. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی، در جایی که تعداد اندیس کافی برای برچسب‌دهی به لایه‌های اکتشافی وجود نداشته باشد، به کارگیری روش‌های دانش‌محور در مدل‌سازی پتانسیل معدنی پیشنهاد شده است (Porwal and Carranza, 2015).

در روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی که از اطلاعات اندیس‌های شناخته‌شده برای مدل‌سازی استفاده می‌شود، هرچه تعداد داده‌های برچسب دار بیشتر باشد، نتیجه مدل‌سازی دقیق‌تر خواهد بود؛ چراکه این رویکرد با کشف ارتباط بین داده‌های برچسب‌دار و معیارهای اکتشافی در مورد برچسب سایر داده‌های بدون برچسب پیش‌بینی می‌کند. پژوهش‌ها ثابت کرده است که تعداد کافی داده‌های برچسب‌دار در مدل‌های داده‌محور، بسته به الگوریتم یادگیری مورد استفاده در مدل‌سازی متفاوت هست (Carranza and Laborte, 2015). از این رو نمی‌توان مقدار ثابتی را برای تعداد داده‌های برچسب‌دار در مرحله یادگیری روش‌های نظارت‌شده و نیمه‌نظارتی در نظر گرفت.

در این پژوهش، از روش نوین یادگیری نیمه‌نظارتی TSVM برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی مس و طلای پورفیری در پهنه اکتشافی دهسلم استفاده شده است. این روش با به کارگیری هم‌زمان داده‌های برچسب‌دار و بدون برچسب اکتشافی در فرایند یادگیری، داده‌های اکتشافی را طبقه‌بندی می‌کند.

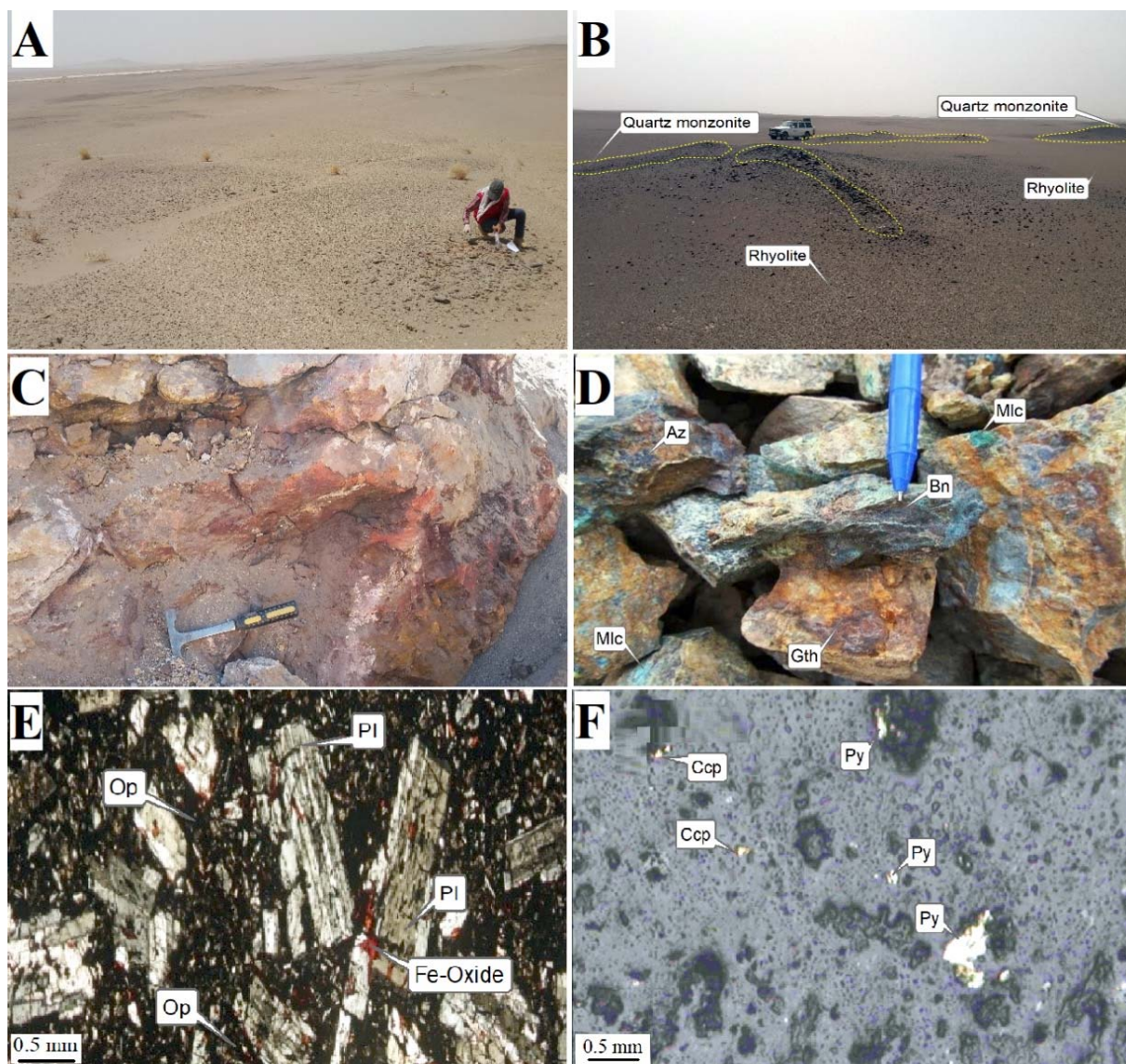
مقایسه مدل‌های پتانسیل تولید شده توسط معیار نمودار مشخصه عملکرد سیستم و نمودار میزان تغییرات پیش‌بینی - مساحت بهبود یافته، نشان‌دهنده عملکرد بهتر روش TSVM نسبت به روش SVM در شناسایی اهداف اکتشافی دارد. در روش

TSVM مساحت ناحیه آنو مال معرفی شده در برگیرنده اندیس‌های معدنی شناخته‌شده کمتر است؛ بنابراین برنامه‌ریزی شناسایی نواحی امیدبخش معدنی در فاز عملیات اکتشاف تفصیلی به صورت بهینه است (شکل ۸-۸D).

اهداف اکتشافی معرفی شده توسط دو روش SVM و TSVM اغلب در راستای شمالی - جنوبی تا شمال غربی - جنوب شرقی بوده و از راستای گسل‌های اصلی منطقه پیروی می‌کنند. بنابراین می‌توان نتیجه‌گیری کرد که فعالیت گسل‌های عمیق در این قسمت از بلوک لوت احتمالاً یکی از عوامل اصلی در ته‌نشست و کان‌زایی مس و طلای پورفیری در این منطقه است. در خروجی روش TSVM، نواحی آنو مال در قسمت جنوب و جنوب غربی منطقه مورد بررسی نیز شناسایی شده است که نیاز به بررسی‌های زمین‌شناسی تکمیلی دارد.

از دیدگاه سنگ‌شناسی براساس بازدید صحرایی انجام شده (زون A، مشخص شده در شکل ۸-۸C و D)، نواحی پتانسیل معدنی شده متشکل از سنگ‌های آتشفشانی ترشیری با ترکیب آندزیت بازالتی ائوسن، داسیت و ریولیت است (شکل ۹-۹E) که مورد نفوذ توده‌های نیمه‌عمیق به شکل استوک کوچک و دایک با ترکیب مونزودیوریت و دیوریت قرار گرفته است (شکل ۹-۹B).

بررسی‌های صحرایی حضور زون‌های دگرسانی آرژیلیک و اکسید آهن را تأیید می‌کند که اغلب از روند گسل‌ها در جهت شرقی - غربی پیروی می‌کنند (شکل ۹-۹A و C). در این منطقه تعداد ۱۲۳ نمونه ژئوشیمیایی از واحد سنگی و کانی‌سازی برداشت شده است. ناهنجاری مس تا بیش از ۱/۲ درصد و طلا تا بیش از ۲۰۰۰ میلی گرم در تن عیارسنجی شده است. کانی‌سازی به صورت رگه‌ای در محل پرشدگی گسل‌ها به صورت کانی‌سازی اکسیدی و سولفیدی با حضور کانی‌های مالاکیت، آزوریت، بورنیت، پیریت و کالکوپیریت به شکل افشان مشاهده شد (شکل ۹-۹D و F).



شکل ۹. شواهد کانی سازی در نواحی اکتشافی معرفی شده در منطقه دهسلم A: نمای کلی منطقه، B: نفوذ دایک های با ترکیب مونزونیت تا کوارتز مونزونیت در واحد ریولیت، C: نمایی از دگرسانی اکسید آهن، D: کانی سازی اکسیدی مس شامل ملاکیت، بورنیت و آزوریت به همراه گوتیت، E: مقطع نازک آندزیت پورفیری به همراه کانی سازی فلزی و F: مشاهده کانی های کالکوپیریت و پیریت در مقطع صیقلی تهیه شده از زون کانی سازی. علائم اختصاری کانی ها از ویتنی و اوانز (Whitney and Evans, 2010) اقتباس شده است (Mlc: ملاکیت، Bn: بورنیت، Az: آزوریت، Gth: گوتیت، Op: اوپیک، Pl: پلاژیوکلاز، Ccp: کالکوپیریت، Py: پیریت).

Fig. 9. Evidences of mineralization in delineated target zones in Dehsalm area; A: general view of the study area, B: Penetration of stokes and dykes with the combination of diorite to quartz monzonite in rhyolite units, C: Gossan zone, D: secondary iron oxides with bornite, malachite and azurite, E: thin section of altered porphyry andesite, and F: polished section of observed mineralized zone. Abbreviation after Whitney and Evans (2010) (Mlc: malachite, Bn: bornite, Az: azurite, Gth: Goethite, Op: opaque minerals, Pl: plagioclase, Ccp: chalcopyrite and Py: pyrite).

نتیجه گیری

اکتشافی دهسلم با تعریف مدل مفهومی کانی سازی مس و طلا ی

پورفیری و استفاده از روش های ماشین بردار پشتیبان و ماشین

در این پژوهش، اهداف اکتشافی مس و طلا ی پورفیری در پهنه

بهینه تری نسبت به روش SVM داشته و به درستی تمامی اندیس های مس و طلای شناخته شده را در ۹/۲ درصد از مساحت محدوده مورد بررسی، توجیه کرده است. بنابراین می توان نتیجه گرفت که مدل پتانسیل تولید شده با استفاده از روش یادگیری نیمه نظارتی برای هدایت فعالیت های اکتشافی ذخایر مس و طلای پورفیری در منطقه مورد بررسی قابل اعتمادتر است. انجام بازدید زمین شناسی و بررسی های تکمیلی برای بررسی وجود کانی سازی احتمالی در اهداف اکتشافی معرفی شده، جهت برنامه ریزی ادامه عملیات اکتشافی در این مناطق پیشنهاد می شود.

قدردانی

نویسندگان از سازمان زمین شناسی ایران برای در اختیار گذاشتن داده های اکتشافی قدردانی می نمایند. از سازمان صنعت، معدن و تجارت استان خراسان جنوبی و شرکت مهندسی چکاد کاوش برای فراهم آوردن امکانات بازدید بررسی های صحرایی تشکر می شود.

بردار پشتیبان نیمه نظارتی شناسایی شد. در مدل های یادگیری نظارت شده برای شناسایی اهداف اکتشافی، نیاز به داده های برچسب دار اکتشافی است و از آنجایی که در مراحل اولیه اکتشاف، تعداد داده های برچسب دار محدود به تعداد اندک رخنمون ها و اندیس های معدنی شناخته شده در منطقه مورد بررسی است، به کارگیری این روش ها با محدودیت همراه است. از این رو، برتری روش های یادگیری نیمه نظارتی، قابلیت به کارگیری آنها در مراحل اولیه اکتشاف، با وجود تعداد اندک داده های برچسب دار اکتشافی است. مهم ترین برتری ارائه روش های مبتنی بر یادگیری نیمه نظارتی، قابلیت به کارگیری آنها در مراحل مختلف اکتشاف است. با توجه به آنکه عملیات اکتشاف مواد معدنی فرایندی مرحله ای است، می توان در هر مرحله از عملیات اکتشافی، با شناسایی داده های برچسب دار جدید، نسبت به آموزش مجدد مدل برای شدت بخشی شناسایی زون های کانی سازی استفاده کرد.

در این بررسی، برای ارزیابی عملکرد مدل های پتانسیل تولید شده از روش نمودار مشخصه عملکرد سیستم استفاده شد. بر اساس این معیار، روش TSVM با مقدار AUC معادل ۰/۹۱ عملکرد

References

- Abedi, M., Norouzi, G.H. and Bahroudi, A., 2012. Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas. *Computers & Geosciences*, 46: 272-283. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.12.014>
- Abedi, M., Norouzi, G.H. and Torabi, S.A., 2013. Clustering of mineral prospectivity area as an unsupervised classification approach to explore copper deposit. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(10): 3601-3613. <https://doi.org/10.1007/s12517-012-0615-5>
- Afzal, P., Yusefi, M., Mirzaie, M., Ghadiri-Sufi, E., Ghasemzadeh, S. and Daneshvar Saein, L., 2019. Delineation of podiform-type chromite mineralization using geochemical mineralization prospectivity index and staged factor analysis in Balvard area (SE Iran). *Journal of Mining and Environment*, 10(3): 705-715. <https://doi.org/10.22044/JME.2019.8107.1678>
- Akrami, M.A. and Naderi Mighan, N., 2005. Geological map of Dehsalm (1:100,000). Geological Survey of Iran.
- Beydokhti, R.M., Karimpour, M.H., Mazaheri, S.A., Santos, J.F. and Klötzli, U., 2015. U-Pb zircon geochronology, Sr-Nd geochemistry, petrogenesis and tectonic setting of Mahoor granitoid rocks (Lut Block, Eastern Iran). *Journal of Asian Earth Sciences*, 111:

- 192–205.
<https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2015.07.028>
- Carranza, E.J.M., 2008. Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS. Elsevier, Amsterdam, 365 pp.
- Carranza, E.J.M. and Hale, M., 2002. Where porphyry copper deposits are spatially localized? A case study in Benguet province, Philippines. *Natural Resources Research*, 11(1): 45–59.
<https://doi.org/10.1023/A:1014287720379>
- Carranza, E.J.M. and Laborte, A.G., 2015. Random forest predictive modeling of mineral prospectivity with small number of prospects and data with missing values in Abra (Philippines). *Computers & Geosciences*, 74: 60–70.
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2014.10.004>
- Chen, Y., 2015. Mineral potential mapping with a restricted Boltzmann machine. *Ore Geology Reviews*, 71: 749–760.
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2014.08.012>
- Chen, Y. and Wu, W., 2016. A prospecting cost-benefit strategy for mineral potential mapping based on ROC curve analysis. *Ore Geology Reviews*, 74: 26–38.
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.11.011>
- Cheng, Q., Agterberg, F.P. and Ballantyne, S.B., 1994. The separation of geochemical anomalies from background by fractal methods. *Journal of Geochemical Exploration*, 51(2): 109–130.
[https://doi.org/10.1016/0375-6742\(94\)90013-2](https://doi.org/10.1016/0375-6742(94)90013-2)
- Clark, D.A., 2014. Magnetic effects of hydrothermal alteration in porphyry copper and iron-oxide copper-gold systems: a review. *Tectonophysics*, 624–625: 46–65.
<https://doi.org/10.1016/j.tecto.2013.12.011>
- Fatehi, M. and Asadi, H.H., 2017. Data integration modeling applied to drill hole planning through semi-supervised learning: A case study from the Dalli Cu-Au porphyry deposit in the central Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 128: 147–160.
<https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2016.09.007>
- Geranian, H., Tabatabaei, S.H., Asadi, H.H. and Carranza, E.J.M., 2016. Application of discriminant analysis and support vector machine in mapping gold potential areas for further drilling in the Sari-Gunay gold deposit, NW Iran. *Natural Resources Research*, 25(2): 145–159. <https://doi.org/10.1007/s11053-015-9271-2>
- Hengl, T., 2006. Finding the right pixel size. *Computers & geosciences*, 32(9): 1283–1298.
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.11.008>
- John, D.A., Ayuso, R.A., Barton, M.D., Blakely, R.J., Bodnar, R.J., Dilles, J.H., Gray, F., Graybeal, F.T., Mars, J.C., McPhee, D.K. and Seal, R.R., 2010. Porphyry copper deposit model. US Geological Survey Scientific Investigations, Reston, Report 2010–5070–B, 169 pp. <https://doi.org/10.3133/sir20105070B>
- Karimpour, M., Stern, C., Farmer, L. and Saadat, S., 2011. Review of age, Rb-Sr geochemistry and petrogenesis of Jurassic to Quaternary igneous rocks in Lut Block, Eastern Iran. *Geopersia*, 1(1): 19–54.
<https://doi.org/10.22059/JGEOPE.2011.22162>
- Keykha Hoseinpoor, M. and Aryafar, A., 2014. The use of robust factor analysis of compositional geochemical data for the recognition of the target area in Khusf 1: 100000 sheet, South Khorasan, Iran. *International Journal of Mining and Geo-Engineering*, 48(2): 191–199.
<https://doi.org/10.22059/IJMG.2014.53107>
- Malekzadeh Shafaroudi, A. and Karimpour, M.H., 2013. Hydrothermal alteration mapping in northern Khur, Iran, using ASTER image processing: a new insight to the type of copper mineralization. *Acta Geologica Sinica-English Edition*, 87(3): 830–842.
<https://doi.org/10.1111/1755-6724.12092>
- Malekzadeh Shafaroudi, A., Karimpour, M.H. and Stern, C.R., 2015. The Khopik porphyry copper prospect, Lut Block, Eastern Iran: geology, alteration and mineralization, fluid inclusion, and oxygen isotope studies. *Ore Geology Reviews*, 65(Part2): 522–544.
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2014.04.015>
- McCuaig, T.C., Beresford, S. and Hronsky, J., 2010. Translating the mineral systems approach into an effective exploration targeting system. *Ore Geology Reviews*, 38(3): 128–138.
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2010.05.008>
- Ostadosseini, A., Barati, M., Afzal, P. and Lee, I., 2018. Prospecting polymetallic mineralization

- in Ardestan area, Central Iran, using fractal modeling and staged factor analysis. *Geopersia*, 8(2): 279–292. <https://doi.org/10.22059/GEOPE.2018.254848.648376>
- Parsa, M., Maghsoudi, A., Yousefi, M. and Sadeghi, M., 2016. Prospectivity modeling of porphyry-Cu deposits by identification and integration of efficient mono-elemental geochemical signatures. *Journal of African Earth Sciences*, 114: 228–241. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2015.12.007>
- Porwal, A. and Carranza, E.J.M., 2015. Introduction to the Special Issue: GIS-based mineral potential modelling and geological data analyses for mineral exploration. *Ore Geology Reviews*, 71: 477–483. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.04.017>
- Porwal, A., Carranza, E.J.M. and Hale, M., 2003. Artificial neural networks for mineral-potential mapping: a case study from Aravalli Province, Western India. *Natural resources research*, 12(3): 155–171. <https://doi.org/10.1023/A:1025171803637>
- Rodriguez-Galiano, V.F., Chica-Olmo, M. and Chica-Rivas, M., 2014. Predictive modelling of gold potential with the integration of multisource information based on random forest: a case study on the Rodalquilar area, Southern Spain. *International Journal of Geographical Information Science*, 28(7): 1336–1354. <https://doi.org/10.1080/13658816.2014.885527>
- Roshanravan, B., Aghajani, H., Yousefi, M. and Kreuzer, O., 2019. An improved prediction-area plot for prospectivity analysis of mineral deposits. *Natural Resources Research*, 28(3): 1089–1105. <https://doi.org/10.1007/s11053-018-9439-7>
- Rotiroti, M., Di Mauro, B., Fumagalli, L. and Bonomi, T., 2015. COMPSEC, a new tool to derive natural background levels by the component separation approach: application in two different hydrogeological contexts in northern Italy. *Journal of Geochemical Exploration*, 158: 44–54. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2015.06.017>
- Shabankareh, M. and Hezarkhani, A., 2017. Application of support vector machines for copper potential mapping in Kerman region, Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 128: 116–126. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2016.11.032>
- Shahsavari, S., Rad, A.J., Afzal, P., Nezafati, N. and Aghdam, M.A., 2019. Prospecting for polymetallic mineralization using step-wise weight assessment ratio analysis (SWARA) and fractal modeling in Aghkand Area, NW Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 12(7): 248–258. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4304-5>
- Sillitoe, R.H., 1972. A plate tectonic model for the origin of porphyry copper deposits. *Economic geology*, 67(2): 184–197. <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.67.2.184>
- Sillitoe, R.H., 2000. Gold-rich porphyry deposits: descriptive and genetic models and their role in exploration and discovery. In: S.G. Hagemann and P.E. Brown (Editors), *Gold in 2000*. Society of Economic Geologists, Colorado, pp. 315–345. <https://doi.org/10.5382/Rev.13.09>
- Sillitoe, R.H., 2010. Porphyry copper systems. *Economic geology*, 105(1): 3–41. <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.105.1.3>
- Wang, J., Zuo, R. and Xiong, Y., 2020. Mapping mineral prospectivity via semi-supervised random forest. *Natural Resources Research*, 29(1): 189–202. <https://doi.org/10.1007/s11053-019-09510-8>
- Whitney, D.L. and Evans, B.W., 2010. Abbreviations for names of rock-forming minerals. *American Mineralogist*, 95(1): 185–187. <https://doi.org/10.2138/am.2010.3371>
- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2015a. Fuzzification of continuous-value spatial evidence for mineral prospectivity mapping. *Computers & Geosciences*, 74: 97–109. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2014.10.014>
- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2015b. Prediction-area (P–A) plot and C–A fractal analysis to classify and evaluate evidential maps for mineral prospectivity modeling. *Computers & Geosciences*, 79: 69–81. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.03.007>
- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2016. Data-driven index overlay and Boolean logic mineral prospectivity modeling in greenfields exploration. *Natural Resources Research*, 25(1): 3–18. <https://doi.org/10.1007/s11053-014-9261-9>

Yousefi, M. and Nykänen, V., 2017. Introduction to the special issue: GIS-based mineral potential targeting. *Journal of African Earth Sciences*, 128: 1–4.
<https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2017.02.023>

Zuo, R. and Carranza, E.J.M., 2011. Support vector machine: a tool for mapping mineral prospectivity. *Computers & Geosciences*, 37(12): 1967–1975.
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.09.014>

COPYRIGHTS

©2021 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.



How to cite this article

Keykhay-Hosseinpour, M., Kouhsari, A.H., Hossein Morshedy, A. and Porwal, A., 2021. Porphyry Cu-Au prospectivity modelling using semi-supervised learning algorithm in Dehsalm district, eastern Iran. *Journal of Economic Geology*, 13(1): 193–213. (in Persian with English abstract)
<https://dx.doi.org/10.22067/econg.v13i1.81382>



Porphyry Cu-Au prospectivity modelling using semi-supervised learning algorithm in Dehsalm district, eastern Iran

Majid Keykhay-Hosseinpoor^{1&2}, Amir Hossein Kouhsari^{1*}, Amin Hossein Morshedy¹, Alok Porwal^{2&3}

1) Department of Mining and Metallurgical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

2) Center of Studies in Resource Engineering (CSRE), IIT Bombay, Mumbai, India

3) Centre for Exploration Targeting, University of Western Australia, Crawley 6009, WA, Australia

Submitted: June 17, 2019

Accepted: May 19, 2020

Keywords: Mineral potential modeling, Porphyry Cu-Au mineralization, Semi-supervised learning, Support vector machine, Dehsalm

Introduction

The identification of potentially mineralized areas has progressed with the use and interpretation of all available exploratory data in the form of mineral potential modeling (MPM) (Yousefi and Nykänen, 2017). Recently, machine learning methods have been a popular research topic in the field of MPM ((Chen and Wu, 2016). Machine learning algorithms that have been used in MPM generally fall into the categories of being supervised or unsupervised. Supervised models, use the location of the known mineral occurrences as training sites (or labeled data). Therefore, these models suffer stochastic bias and error (Zuo and Carranza, 2011). Unsupervised models classify mineral prospectivity of every location based solely on feature statistics of individual evidential data layers ((Abedi et al., 2012). The semi-supervised learning models are a hybrid of supervised and unsupervised learning models that use both labeled and unlabeled data to extract the hidden structure of the data, as well as the relation between the input exploration layers and the output labeled data (Fatehi and Asadi, 2017).

The Dehsalm study area forms a part of the Lut metallogenic block of eastern Iran, which is characterized by the subduction zone setting and extensive magmatism (Beydokhti et al., 2015). The objective of this research is to present a prospectivity model to delineate exploration target areas for porphyry Cu-Au mineralization in the

study area. For generating a prospectivity model, we used TSVM algorithm, a semi-supervised learning integration technique, to identify the anomalous areas related to the porphyry Cu-Au mineralization. The input layers are selected based on a conceptual model for porphyry Cu-Au mineral system. The performance of the mineral prospectivity maps (MPMs) is evaluated using the various techniques, including the receiver operating characteristic (ROC) curve, an area under curve (AUC) metric.

Materials and methods

To apply a process-based understanding of porphyry copper-gold deposit system on the mapping of prospectivity, a conceptual model must be first developed (Fatehi and Asadi, 2017). Such a model should depict critical scale-dependent processes involved in the mineral deposit formation, and a mineral system approach can be followed to aid understanding where, when and why mineral deposits form (Parsa et al., 2016).

The spatial data sets used to model porphyry Cu-Au prospectivity of the study area include geological, remote sensing, geophysical, and geochemical data. In this study, semi-supervised support vector machine (TSVM) prospectivity technique is utilized to model porphyry Cu-Au target areas. The TSVM is an extension of SVM that uses the unlabeled data to improve the performances of the classifier. The aim of TSVM

*Corresponding author Email: Kohsary@gmail.com

algorithm is to find the decision hyper-plane subject to maximize the margin distance in labeled and unlabeled data.

Result

In the present study, TSVM and SVM models were applied to Cu-Au prospectivity modeling in the study area. The models were trained based on the location of known Cu-Au mineralization occurrences and non-deposit location using e1071 package in R open-source statistical software (70% of the labeled data were used in training and 30% in the testing phase of learning in both algorithms). The RBF kernel function were used and the optimal values of the kernel parameters were assessed using a 10-fold cross-validation procedure and the best learning performance was selected by correct classification rate. The output of the models highlighted the target areas for porphyry Cu-Au mineralization in the study area. The receiver operating characteristics (ROC) analysis shows that both models perform well, however, the TSVM model yields the best performance.

Discussion

To identify exploratory target areas on a regional scale, various supervised and unsupervised approaches have been developed in mineral potential modeling. Supervised methods such as SVM use labeled data to classify exploratory datasets. In this research, a new semi-supervised learning method, TSVM, was applied to model the mineral potential for porphyry Cu-Au mineralization in the Dehsalm exploration zone. The introduced target areas by TSVM method, within the known mineral indices, covered smaller areas than targets identified by SVM model, so planning the detailed exploration phase will be optimal. The result of this research demonstrates the superiority of the semi-supervised learning method in identifying the target areas for planning the exploratory operations.

Acknowledgements

We would like to thank the Geological Survey of Iran for providing the exploration data used in this research. The financial support of the South

Khorasan Industry, Mine & Trade Organization is gratefully thanked.

References

- Abedi, M., Norouzi, G.H. and Bahroudi, A., 2012. Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas. *Computers & Geosciences*, 46: 272–283. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.12.014>
- Beydokhti, R.M., Karimpour, M.H., Mazaheri, S.A., Santos, J.F. and Klötzli, U., 2015. U-Pb zircon geochronology, Sr-Nd geochemistry, petrogenesis and tectonic setting of Mahoor granitoid rocks (Lut Block, Eastern Iran). *Journal of Asian Earth Sciences*, 111: 192–205. <https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2015.07.028>
- Chen, Y. and Wu, W., 2016. A prospecting cost-benefit strategy for mineral potential mapping based on ROC curve analysis. *Ore Geology Reviews*, 74: 26–38. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.11.011>
- Fatehi, M. and Asadi, H.H., 2017. Data integration modeling applied to drill hole planning through semi-supervised learning: A case study from the Dalli Cu-Au porphyry deposit in the central Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 128: 147–160. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2016.09.007>
- Parsa, M., Maghsoudi, A., Yousefi, M. and Sadeghi, M., 2016. Prospectivity modeling of porphyry-Cu deposits by identification and integration of efficient mono-elemental geochemical signatures. *Journal of African Earth Sciences*, 114: 228–241. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2015.12.007>
- Yousefi, M. and Nykänen, V., 2017. Introduction to the special issue: GIS-based mineral potential targeting. *Journal of African Earth Sciences*, 128: 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2017.02.023>
- Zuo, R. and Carranza, E.J.M., 2011. Support vector machine: a tool for mapping mineral prospectivity. *Computers & Geosciences*, 37(12): 1967–1975. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.09.014>