

مقایسه روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و حداقل احتمال برای تفکیک واحدهای دگرسانی منطقه تخت گنبد سیرجان

ندا ماهوش محمدی^۱ و اردشیر هزارخانی^{۲*}

۱. دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

۲. استاد دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

تاریخ دریافت: ۹۷/۱۷/۰۱

تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۱/۲۸

چکیده

تفکیک واحدهای دگرسانی، برای بسیاری از فعالیت‌های معدنی از جمله اکتشاف کانسراها، دارای اهمیت می‌باشد. در گذشته از روش‌های رایج کلاسیک بدین منظور استفاده می‌شد اما امروزه روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) که یکی از مهم‌ترین مدل‌های داده کاوی است بسیار مورد استفاده قرار گرفته است. این مدل براساس نظریه یادگیری آماری می‌باشد. در پژوهش حاضر، روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و کرنل‌های مختلف آن با روش حداقل احتمال به‌منظور تفکیک واحدهای دگرسانی مواد معدنی منطقه تخت گنبد با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنجنده ASTER مورد تحلیل و ارزیابی قرار گرفت. نتایج به‌دست آمده نشان داد که روش SVM با تابع کرنل RBF نسبت به سایر کرنل‌ها و روش حداقل احتمال، بیشترین دقت (۸۹/۱۷ درصد) و ضریب کاپا (۰/۸۳) را دارد می‌باشد. ارزیابی نتایج به‌دست آمده و مطالعات صحرابی گویای این حقیقت است که روش SVM در طبقه‌بندی دگرسانی‌هایی با تفکیک پایین‌تر در منطقه مورد مطالعه بسیار کارآمدتر از روش‌های مورد بحث دیگر بوده است.

واژه‌های کلیدی: دگرسانی، ماشین بردار پشتیبان، حداقل احتمال، سنجش از راه دور، استر.

مقدمه

یکی از پر کاربردترین موارد در استفاده از داده‌های سنجش از دور در مقایسه با روش‌های دیگر تولید اطلاعات مانند نقشه‌برداری زمینی، عکس‌برداری هوایی و آمارگیری‌های محلی از مزایای بسیار برخوردار هستند (Campbell and Wynne, 2011). سنجش از دور علاوه بر اینکه مشکل دسترسی به محل و حضور فیزیکی در آن را که لازمه روش‌های زمینی و سنتی است را به حداقل رسانده است، با ایجاد پوشش خوبی از منطقه مورد مطالعه امکان دید کلی از آن را فراهم می‌سازد. طبقه‌بندی و تهیه نقشه آن به‌طور اتوماتیک بسیار دشوار می‌شود (Hord, 1982). این

* نویسنده مرتبط: ardehez@aut.ac.ir

نتایج تحقیق نشان داد که SVM با کرنل شعاعی نسبت به دیگر کرنل‌ها دقیق‌تر بالاتری دارد (Kavzoglu, and Colkesen, 2009). علاوه بر آن Pal and Mather (2005) روش‌های حداکثر احتمال، شبکه عصبی و روش SVM را برای طبقه‌بندی پوشش زمین با استفاده از تصاویر ETM به کاربرده‌اند، نتایج تحقیق نشان داده است که روش SVM نسبت به سایر روش‌های به کاربرده شده، دقیق‌تر است. همچنین می‌تواند با استفاده از تعداد داده‌های کمتری بهترین نتیجه را بدهد (Pal and Mather, 2005). مختاری در سال ۱۳۹۴ روش‌های طبقه‌بندی SVM و شبکه عصبی مصنوعی را برای طبقه‌بندی کاربری‌های اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ETM به کار گرفت. نتایج تحقیق نشان دادند که SVM قابلیت جداسازی بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد (مختاری و نجفی، ۱۳۹۴). گودرزی مهر و همکاران در سال ۱۳۹۱ روش‌های SVM و حداکثر احتمال و شبکه عصبی را به منظور تدقیک واحدهای سنگ‌شناسی با یکدیگر مقایسه کرده‌اند، که نتایج به دست آمده، نشان داد که روش SVM در داده‌های با تدقیک‌پذیری پایین بسیار کارآمدتر از دور روش دیگر است (گودرزی مهر و همکاران، ۱۳۹۱).

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش منطقه تخت گنبد واقع در استان کرمان و کمان ماغمایی ارومیه دختر است. کمان ماغمایی ارومیه دختر، یکی از مهم‌ترین مناطق برای اکتشاف کانسارهای مس پوروفیری است. بسیاری از معادن مهم ایران مانند سرچشم، میدوک و چهارگنبد بر روی این کمان قرار دارند. این کمریند، یکی از مناطق اصلی مس دار جهان و بخشی از کمریند کوه‌زنی برخوردي آپ-هیمالیا است که از غرب اروپا آغاز شده، از ترکیه و سپس ایران گذشته و تا غرب پاکستان ادامه دارد (Shafiei et al., 2010). هدف از این پژوهش، ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی SVM با انواع کرنل‌های مختلف و حداکثر احتمال با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای است و نرم‌افزار ENVI 5.1 برای تدقیک دگرسانی‌های منطقه تخت گنبد می‌باشد.

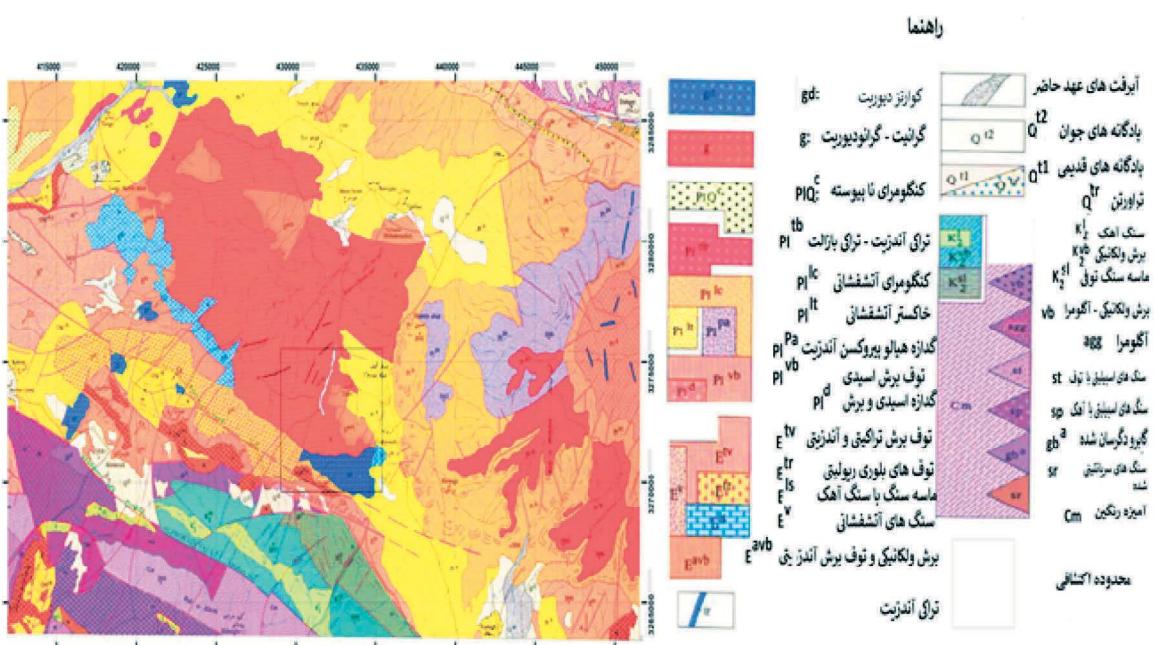
مشکلات منجر به ایجاد روش‌های جدیدتر و استفاده بیشتر از آن‌ها شده است. امروزه روش‌های جدید طبقه‌بندی از جمله روش‌های شبکه عصبی و یادگیری ماشین مانند الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و درخت تصمیم به سرعت توسعه یافته است. هر الگوریتم طبقه‌بندی یک روش پیاده‌سازی مخصوص به خود را دارد، بنابراین همان‌طور که مشهود است، نتایج به دست آمده از هریک با یکدیگر متفاوت است. یکی از کارآمدترین روش‌ها در تدقیک تصاویر ماهواره‌ای روش ماشین بردار پشتیبان¹ می‌باشد که از این پس به اختصار با SVM نشان داده می‌شود. روش ماشین بردار پشتیبان در سال ۱۹۹۲ توسط ولپنیک معرفی شده است و بر پایه نظریه یادگیری آماری بنا شده است (Vapnik, 1995). مبنای کار آن، طبقه‌بندی داده‌ها به صورت خطی است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خط ممیزی انتخاب شود که دارای بیشترین حاشیه باشد. در مسائلی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند داده‌ها با استفاده از توابع کرنل از هم جدا می‌شوند (Vapnik, 1995). روش SVM مورد استفاده بسیاری از محققین در زمینه‌های مختلف از جمله تدقیک کاربری‌های اراضی، کشاورزی، مطالعات زمین‌شناسی و ... قرار گرفته است (Granian et al., 2016; Abedi et al., 2016; Mountrakis et al., 2011; Shabankareh and Hezarkhani, 2016). جداسازی زون‌های دگرسانی با استفاده از داده‌های سیالات درگیر (Abbaszadeh et al., 2013) و طبقه‌بندی واحدهای سنگ‌شناسی (Yu et al., 2012) استفاده شده است. علاوه بر آن کاربرد این روش در تصاویر ماهواره‌ای به سرعت افزایش یافته است (Huang et al., 2002; Jiang et al., 2011; Oommen et al., 2008; Camps-Valls et al., 2010). برای مثال برای طبقه‌بندی کاربری اراضی در سال ۲۰۱۲ مقایسه‌ای بین طبقه‌بندی شبکه عصبی و SVM بر روی تصاویر ETM در چین انجام دادند، که نتیجه گیری شده، روش SVM عملکرد بهتری نسبت به روش شبکه عصبی دارد (Guo et al., 2012). همچنین در سال ۲۰۰۹ در ترکیه به منظور طبقه‌بندی اراضی از تصاویر ETM استفاده کردند،

1. Support vector machine

زمین‌شناسی منطقه

انواع توف، توفیت، کنگلومر، ماسمسنگ توفی و آهک می‌باشد. بخش دوم شامل فازهای نفوذی الیگوسن و میوسن است که در کانه‌زایی محدوده اکتشافی مؤثر بوده است. در الیگوسن با تولیت اصلی منطقه با ترکیب گرانیتی به صورت پلاکفرم‌های کم ارتفاع و در میوسن استوک‌های کانه‌زا با ترکیب میکروگرانوپوریت پورفیری قابل رویت است. بخش سوم شامل سنگ‌های آتشفسانی داسیت و ریوداسیت می‌باشد (حسینی و همکاران، ۱۳۹۴). از دیدگاه زمین‌شناسی ساختمانی، این محدوده اکتشافی بشدت گسله بوده و گسل‌ها عمدتاً شامل گسل‌های امتدادلغز و تراستی می‌باشند. به نظر می‌رسد تیپ کانه‌زایی در این محدوده اکتشافی به صورت پرفیری-اسکارن باشد. کانه‌زایی‌ها بیشتر به صورت رگه، رگچه، افسان و بیچ‌مانند بوده و بیشتر در واحدهای سیلیسی و استوک‌های میکروگرانوپوریت متتمرکز است. کانه‌زایی در کانسار مس تخت گنبد در ارتباط با ساختار استوک و رگه-رگچه‌های حاصل از نفوذ توده گرانوپوریتی است که موجب ایجاد سیستم کانه‌زایی نوع پورفیری در داخل خود و توف‌های مجاور شده است (شرکت مس تخت گنبد سیرجان، ۱۳۸۹).

از لحاظ زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه بخشی از برگه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ چهار گنبد است که بین طول جغرافیایی $E^{\circ} ۳۵^{\prime\prime} ۵۶^{\prime\prime}$ تا $E^{\circ} ۳۶^{\prime\prime} ۲۸^{\prime\prime}$ و عرض جغرافیایی $N^{\circ} ۲۷^{\prime\prime} ۱۹^{\prime\prime}$ تا $N^{\circ} ۲۹^{\prime\prime} ۴۲^{\prime\prime}$ قرار دارد (شکل ۱). کانسار مس تخت گنبد سیرجان در استان کرمان در فاصله ۷۰ کیلومتری شمال خاور شهرستان سیرجان و ۴۲ کیلومتری شمال خاوری روستای بلورد قرار دارد. از نظر موقعیت ساختاری در کمریند ماقمایی ارومیه-دختر واقع شده است. با توجه به نقشه زمین‌شناسی، منطقه مورد مطالعه بیشتر از واحدهای گرانیت-گرانوپوریت، کوارتزپوریت و توف ریولیتی تشکیل شده است. همچنین به طور عمده از سنگ‌های آتشفسانی-رسوبی ائوسن پوشیده شده است. همچنین نهشتلهای نؤژن به صورت رسوبات کربناتی و آواری و نیز سنگ‌های آتشفسانی عمدتاً در بخش‌های جنوب‌غربی، شرق و مرکز ورقه بروزد دارند (خان‌ناظر، ۱۳۷۴). سنگ‌های رخنمون‌دار محدوده اکتشافی در سه بخش اصلی قرار دارند. بخش اول شامل ردیفی از سنگ‌های ولکانوسدیمتر متعلق به ائوسن است که در اثر فازهای بعدی ماقمایی دگرگون شده‌اند. لیتو‌لوجی این ردیف شامل سنگ‌های آتشفسانی،



شکل ۱. نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه (بخشی از نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ ورقه چهار گنبد: خان‌ناظر، ۱۳۷۴)

گرمابی و کانی‌سازی است. به طرف بیرون ممکن است دگرسانی پروپیلیتی و گاهی نیز سنگ سالم آن را احاطه کند. دگرسانی پلاژیوکلازهای سنگ موجب تولید این دگرسانی با حضور کانی‌های گروه کائولینیت، ایلیت، مونت موریلوبونیت می‌شود.

دگرسانی پروپیلیتیک

دگرسانی پروپیلیتی اولین و بیرونی‌ترین دگرسانی تشکیل شده پیرامون کانساردرو سعت زیاد است. دگرسانی پروپیلیتیک با کانی‌های کلریت، اپیدوت، کلسیت به همراه مقادیر کمتری زئولیت و آمفیبول (اکتینولیت) مشخص می‌شود. عموماً زون دگرسان اولیه در ادامه فعالیت‌های گرمابی با دگرسانی‌های کوارتز-پتاسیک، آرژیلیک و سریسیت جایگزین می‌شود، لذا تنها بخش‌های حاشیه‌ای آن باقی می‌ماند و به صورت غلاف بزرگی که نشانگر محدوده فعالیت محلول‌های گرمابی بوده، کانی‌سازی را فرا می‌گیرد.

داده‌ها و روش تحقیق

روش ماشین بردار پشتیبان

روش SVM براساس این فرض عمل می‌کند که هیچ‌گونه اطلاعی از توزیع مجموعه داده‌ها وجود نداشته باشد. مهم‌ترین ویژگی آن هم، توانایی بالایی در استفاده از نمونه‌های تعییمی کمتر و دستیابی به دقت بالاتر نسبت به سایر روش‌های طبقه‌بندی است (؛ Mantero et al., 2005; Mountrakis et al., 2011). مبنای کاری دسته‌بندی ماشین بردار پشتیبان، طبقه‌بندی داده‌ها به صورت خطی است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود رده‌ها را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا کند به‌گونه‌ای که این خط دارای بیشترین حاشیه باشد. در ابتدا روش ماشین بردار پشتیبان را برای حالت دومتغیره در فضای دو بعدی که به صورت کاملاً جدا از هم باشند در نظر گرفته شده است. سپس حالت غیرخطی یعنی جایی که رده‌ها به صورت خطی جدا پذیر نیستند، تعمیم داده می‌شود (Hastie et al., 2009). شکل ۲ بهترین برآش خط برای جداسازی رده‌ها را نشان می‌دهد.

دگرسانی‌های منطقه مورد مطالعه

دگرسانی‌های اصلی شناخته شده در کانسار مس تخت گنبد شامل فیلیک، آرژیلیک سوپرژن، پروپیلیتیک، سیلیسی و کربناتی شدن است. دگرسانی فیلیک با بیشترین گسترش در محدوده، همراه اصلی کانه‌زایی هیپوژن مشاهده می‌شود. دگرسانی پتاسیک تقریباً به طور کامل با دگرسانی فیلیک جایگزین شده و فقط به طور محلی، بقایایی از بیوتیت ثانویه به صورت پراکنده در توده‌های میکروگرانودیوریتی مشاهده می‌گردد. دگرسانی آرژیلیک سوپرژن در سطح و اعماق کم گسترش داشته و دگرسانی فیلیک را تحت تأثیر قرار داده است. دگرسانی پروپیلیتیک به صورت گستردگی در اطراف محدوده کانه‌زایی و عمدتاً در واحدهای توفی مشاهده می‌شود (حسینی و همکاران، ۱۳۸۹).

دگرسانی سریسیتی (فیلیک)

در دگرسانی کوارتز-سریسیتی، کانی‌های ایلیت/سریسیت و نیز تورمالین، کوارتز و کائولینیت غالب هستند. دگرسانی کوارتز-سریسیتی یا فیلیک متداول‌ترین نوع دگرسانی در سنگ‌های غنی از آلومینیوم در عمق‌های متوسط است. کانی‌های عمدۀ آن سریسیت (موسکویت/ایلیت)، کائولینیت +/− کوارتز (زاپروئیدا)، تورمالین، کائولینیت و گاهی کانی‌های کربناته است و پیریت اغلب آنها را همراهی می‌کند. در اطراف رگه‌ها کلریت با سریسیت همراه می‌شود. سریسیتی شدن معمولاً در فاز آخر کانه‌زایی با دگرسانی فلدسپات و میکاها تشکیل می‌شود که با تولید مقادیر زیادی کوارتز ثانویه همراه است. وفور کانی کوارتز در این زون موجب شده از واژه کوارتز-سریسیت برای توصیف دقیق‌تر این زون استفاده شود. با اسیدی‌تر شدن محلول، سریسیت‌های تولیدی جای خود را به کائولن می‌دهند و در صورتی که این فرآیند ادامه یابد، شستشوی شدید سنگ منجر به تولید کانی‌هایی چون آلونیت و پیروفیلیت می‌شود.

دگرسانی آرژیلیک

دگرسانی آرژیلیکی یا آرژیلیک متوسط وسیع ترین و متداول‌ترین نوع دگرسانی برای بسیاری از سیستم‌های

بهینه که داده‌ها را رده‌بندی کند کار مشکلی است. یک راه حل بسیار خوب برای حل این مشکل، انتقال داده‌ها به فضای دیگر و یافتن بردارهای جدیدی است که جداسازی داده‌ها در این حالت به صورت خطی امکان‌پذیر باشد و حل مسئله جداسازی داده‌ها ساده‌تر می‌شود. در این صورت تابع K را به عنوان کرنل تعریف می‌کنیم (رابطه ۴). K ، تابعی است که مقدار آن به ازای دو بردار ورودی، برابر با حاصل ضرب داخلی داده‌های نگاشت شده، به فضای جدید می‌باشد و به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود. که در آن Φ تابع نگاشت داده‌ها به فضای جدید است، فرض براین است که x_i و x_j دو بردار از داده‌های اصلی است (Vapnik, 1995).

$$K_\phi(x_i, x_j) = \sum_{j=1}^q \phi_j(x_i) \cdot \phi_j(x_j) \quad (4)$$

تعدادی از توابع معروف کرنل از جمله کرنل خطی، چندجمله‌ای و پایه شعاعی (RBF) در زیر معرفی شده است.

$$\text{خطی} \quad K(x_i, x_j) = x_i^\top x_j \quad (5)$$

$$\text{چندجمله‌ای} \quad K(x_i, x_j) = (x_i^\top x_j + r)^d \quad (6)$$

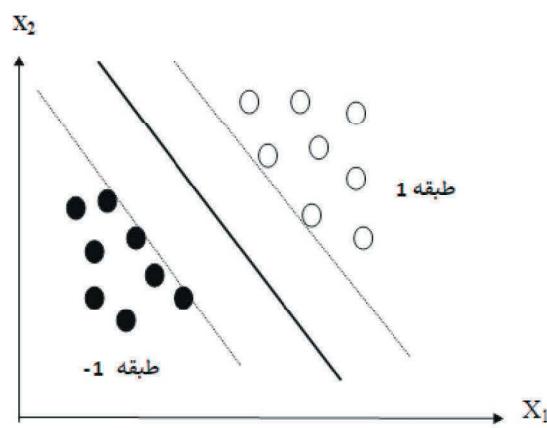
$$\text{RBF} \quad K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (7)$$

که در آن x^\top ترانهاده بردار x است، همچنین K باید تابعی مثبت و متقاضن باشد (Hastie et al., 2009). بنابراین می‌توان گفت در حقیقت این الگوریتم در بی یافتن یک ابرصفحه‌ای است که بتواند به نحوی عمل کند تا ضمن سازگاری با داده‌های تعلیمی، توانایی تفکیک و جداسازی مجموعه داده از یکدیگر را نیز داشته باشد (Mountrakis et al., 2011).

روش حداقل احتمال

روش حداقل احتمال یک روش آماری که هنوز هم جزء رایج‌ترین روش‌های طبقه‌بندی می‌باشد. در ابتدا احتمال اینکه پیکسل موردنظر متعلق به هر یک از کلاس‌های موجود باشد، محاسبه می‌گردد، و در نهایت پیکسل به کلاسی که بیشترین احتمال را دارد تعلق می‌گیرد (Jensen, 2005). قانون بیز (رابطه ۸) برای محاسبه احتمال به صورت زیر معرفی شده است (Oommen, 2008):

$$D = \ln(ac) - [0.5 \ln(|Cov|)] - [0.5(X - Mt)^T (Cov^{-1})(X - Mt)] \quad (8)$$



شکل ۲. نمایش خط جداکننده (خط تیره) برای دو طبقه (۱ و -۱)

نزدیک‌ترین داده‌ها به خط جداکننده بردار پشتیبان نامیده می‌شود. به فاصله بین دو صفحه مرزی حاشیه گویند. هدف اصلی در روش طبقه‌بندی SVM ماکزیمم‌سازی حاشیه می‌باشد. معادله خط جداکننده دورده به صورت $w \cdot x + b = 0$ تعریف می‌شود. اگر داده‌ها در رابطه $w \cdot x + b \leq 1$ صدق کنند، در ردیف ۱- قرار می‌گیرند و اگر در رابطه $w \cdot x + b \geq 1$ باشند، در ردیف ۱+ قرار می‌گیرند. داده‌ها به این صورت طبقه‌بندی می‌شوند. فرض کنید داده‌ها شامل n جفت: $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ ، و $\{-1, 1\}$ است. در فضای دو بعدی صفحه مرز نظر می‌تواند به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود (Vapnik, 1995).

$$G(x) = \text{sign}[x^\top w + b] \quad (1)$$

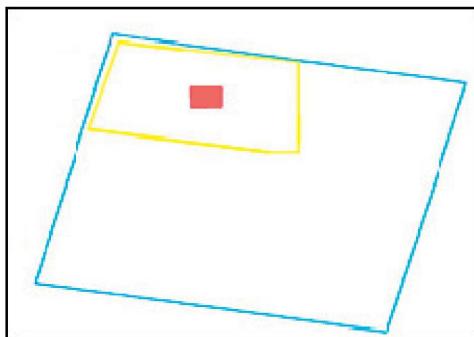
برای به دست آوردن تابع G باید w و b را محاسبه کرد. برای محاسبه w و b از حل معادلات درجه دوم لاغرانژ استفاده می‌شود. در معادلات درجه دوم هدف و تابع مینیمم‌سازی داریم که با توجه به مفروضات مسئله معادلات (۲) و (۳) را داریم:

$$\text{Minimize} \|w\|^2 \quad (2)$$

$$\text{subject to : } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad (3)$$

این یک مسئله بهینه‌سازی درجه دوم است که با استفاده از مسئله دوگان لاغرانژ قابل محاسبه است. در بسیاری از مواقع داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نیستند. در این حالت، ممکن است که جداسازی داده‌ها بهوسیله یک منحنی چندجمله‌ای یا دوایر امکان‌پذیر باشد. ولی یافتن منحنی

از آنجایی که حذف کامل خطای رادیومتریک و جوی مستلزم در اختیار داشتن پارامترهای محیطی و جوی زیادی است. لذا برای انجام تصحیح رادیومتریک، از روش Log residual که از قابلیت و کارایی خوبی برخوردار است (Lg، ۱۳۸۰) و همچنین در مطالعات مختلفی استفاده شده است (ماهش محمدی و همکاران، ۱۳۹۶)، با استفاده از نرم‌افزار ENVI صورت گرفت. پس از آن، جهت تفکیک بهتر مناطق دگرسانی پردازش‌گر جدید، SVM بر روی تصاویر تصحیح شده انجام شد. یکی از مهم‌ترین عوامل در طبقه‌بندی، انتخاب نمونه‌های تعلیمی است، حتی از انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی نیز مهم‌تر است (Hixon et al., 1981). در نتیجه، تاثیر نمونه‌های تعلیمی برای طبقه‌بندی توسط محققین زیادی مورد بررسی قرار گرفته است (گودرزی مهر و همکاران، ۱۳۹۱؛ Genderen and Lock, 1978). یک روش رایج در انتخاب نمونه‌های تعلیمی انتخاب مجموعه‌های کوچکی از پیکسل‌های هموزن در تصویر است (Campbell, 1996). برای تهییه نمونه‌های تعلیمی از برداشت‌های زمینی، مطالعات صحرابی و نقشه دگرسانی منطقه که شرایط همگن بودن پیکسل‌ها در آن لحاظ شده بود، استفاده شده است.



شکل ۳. موقعیت سین ASTER (آبی) پوششی محدوده مطالعاتی (زرد) و محدوده اکتشافی (قرمز)

به‌کارگیری روش SVM

در این پژوهش کارایی روش SVM برای تفکیک واحدی‌های دگرسانی مورد بررسی قرار گرفته است. لایه‌های هدف شامل سه لایه دگرسانی به نام فیلیک، آرژیلیک و پروپلیتیک و لایه‌های ورودی شامل ۱۴ باند است. به‌طورکلی ۱۶۰۰ پیکسل انتخاب شده است که ۱۰۰۰ پیکسل به عنوان پیکسل‌های آموزشی و ۶۰۰ پیکسل به عنوان پیکسل‌های

D نشان‌دهنده فاصله وزنی، C بیانگر درصد احتمال اینکه پیکسل مورد نظر عضور ده موردنظر (C) باشد. X معرف بردار اثر طیفی برای پیکسل تحت بررسی، Mt بردار میانگین برای داده‌های تعلیمی در ردیف Covc نشان‌دهنده ماتریس کوواریانس پیکسل‌های تعلیمی در ردیف Schrader (1997) است؛ گودرزی مهر و همکاران، ۱۳۹۱. با توجه به رابطه^۹ نمونه مورد نظر به کلاس Z تعلق می‌گیرد در صورتی که بیشترین مقدار D را داشته باشد.

$$j = \arg \max_{i=1 \dots M} D_i \quad (9)$$

در حقیقت در این روش، طبقه‌بندی براساس واریانس و کوواریانس انجام می‌شود. این روش برای فرض تکیه دارد که پیکسل‌ها در همه‌ی مناطق آموزشی دارای توزیع نرمال هستند (Schrader and Pouncey, 1997؛ ندوشن و همکاران، ۱۳۸۸).

پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای

استرسنجنده‌ای است که حاصل پیروزه مشترک آمریکا و ژاپن است و بر روی ماهواره ترا نصب شده است که در سال ۱۹۹۹ توسط ناسا در مدار زمین قرار گرفت. استر تصاویر ماهواره‌ای از زمین را با قدرت تفکیک بالا و در ۱۴ باند مختلف از طیف الکترومغناطیسی در بازه طیف مرئی تا فروسرخ حرارتی را تهییه می‌کند. البته سنجنده SWIR این سنجنده از آوریل ۲۰۰۸ به علت درجه حرارت بالا از کار افتاده است. قدرت تفکیک تصاویر استر از ۱۵ تا ۹۰ متر است. داده‌ای که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است، تصویر ماهواره‌ای استر منطقه تخت گنبد واقع در زون N ۴۰ است که به‌منظور پوشش کامل وسعت مطالعاتی منطقه، سین داده استر (مطابق شکل ۳) از سایت UCGS که در تابستان ۲۰۰۷ با پوشش ابر‌صرف ضبط شده است، انتخاب و به‌کارگرفته شده است.

یکی از مهم‌ترین مراحل قبل از پردازش و آنالیز اصلی داده‌ها، مرحله پیش‌پردازش است، چرا که تمامی محاسبات بعدی براساس تصویر تولیدی در این مرحله انجام می‌گیرد (گودرزی مهر و همکاران، ۱۳۹۱). به‌طورکلی دو فرآیند تصحیح هندسی و تصحیح خطای رادیومتریک بر روی تصاویر اعمال می‌شود.

مقادیر بهینه به دست آمده را نشان می‌دهد.

جدول ۲. مقادیر بهینه به دست آمده پارامترهای توابع کرنل

| توابع کرنل | σ | C | d | T |
|------------|----------|------|---|---|
| خطی | - | 1 | - | - |
| RBF | ۰.۷۱ | ۱۰۰ | - | - |
| چندجمله‌ای | - | ۱۰۰۰ | ۲ | ۲ |

نتایج و بحث

با توجه به مقادیر بهینه توابع کرنل ماشین بردار پشتیبان، سه مدل براساس داده‌های آموزشی و یک مدل براساس روش حداقل احتمال ساخته شود. پس از طبقه‌بندی تصویر برای تفکیک ۳ واحد دگرسانی براساس مدل‌های ساخته شده، مرحله ارزیابی دقت انجام شد تا روشی که بیشترین دقت را در طبقه‌بندی دارد مشخص گردد. عملکرد مدل‌ها را می‌توان، با استفاده از روش‌های مختلفی مورد ارزیابی و قیاس قرار داد، یکی از این روش‌ها محاسبه ماتریس پیش‌بینی هر مدل است. ماتریس پیش‌بینی، ماتریسی است که ابعاد آن تعداد کلاس‌ها است و قطر اصلی آن معرف تعدادی از داده‌هایی است که کلاس مربوطه، توسط مدل انتخاب شده، به درستی تشخیص داده شده است و بقیه درایه‌ها به غیراز قطر اصلی داده‌هایی هستند که اشتباه تشخیص داده شده‌اند. از این ماتریس معیارهایی دقت کلی، ضریب کاپا و دقت کاربر را می‌توان محاسبه نمود. معیار حساسیت (دقت کاربر)، درستی رده‌بندی داده‌ها را نشان می‌دهد. معیار حساسیت را با نام دیگر (True Positive) هم نشان می‌دهند. فرمول معیار حساسیت (TP) برابر است با رابطه (۱۰):

$$TPRate = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (10)$$

که (TP) تعداد داده‌هایی است که درست رده‌بندی شده‌اند و (Fals Negative) تعدادی از داده‌هایی است که به اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند. همچنین فرمول دقت کلی به زبان ساده به صورت رابطه (۱۱) زیر است:

$$(11) \quad \text{کل نمونه}/\text{داده‌های روی قطر اصلی} = \text{دقت کلی} \\ \text{برای ارزیابی اینکه مدل انتخابی براساس داده‌های آموزشی مناسب است از داده‌های آزمون استفاده می‌شود. بنابراین با استفاده از داده‌های آزمون عملکرد هر چهار مدل}$$

آزمایشی معرفی شده است (جدول ۱). همان‌طور که ذکر شد نمونه‌های آموزشی با توجه به مطالعات صحرابی و رخمنون سنگ‌های دگرسان شده و همچنین نقشه دگرسانی منطقه که شرایط همگن بودن پیکسل‌ها در آن لحاظ شده بود انتخاب گردید، که معادل مجموعه کوچکی از پیکسل‌های هموزن در تصویر است. از طرفی برای اینکه از نمونه‌های مطمئن‌تری استفاده شود از تصویر ترکیب رنگی کاذب ۴۶۸ استفاده شده. است تا پیکسل‌های مشکوک از مجموعه داده‌های آموزشی مورد نظر حذف شوند. پس از انتخاب داده‌های آموزشی باید تابع کرنل مناسب برای مدل SVM انتخاب گردد.

جدول ۱. تعداد پیکسل‌های آموزشی و آزمایشی انتخاب شده برای منطقه تخت گنبد

| تعداد پیکسل‌های آزمایشی | تعداد پیکسل‌های آموزشی | نام رده |
|-------------------------|------------------------|-----------|
| ۴۵۰ | ۲۴۰ | پروپلیتیک |
| ۲۶۰ | ۱۷۰ | آرژیلیک |
| ۲۹۱۰ | ۱۹۰ | فیلیک |
| ۱۰۰۰-Total | ۶۰۰-Total | |

از پرکاربردترین توابع کرنل مورد استفاده در ماشین بردار پشتیبان، کرنل خطی، پایه شعاعی و چند جمله‌ای است (Basak et al., 2007; Liu, 2011). از آنجاکه انواع کرنل‌های مختلف می‌تواند بر نتایج به دست آمده اثر بگذارد، لذا تأثیر هر کدام از این توابع کرنل ارزیابی می‌شود. علاوه بر آن، با به دست آوردن مقادیر بهینه پارامترهای توابع کرنل، می‌توان کرنل مناسب را انتخاب نمود. پارامترهایی مانند درجه کرنل چندجمله‌ای و مقدار گاما در ابتدا در هر کرنل با استفاده از جستجوی نقطه‌ای و داده‌های آموزشی، بهترین مقادیر برای پارامترها به دست می‌آید. این جستجو با درنظر گرفتن بازه‌ای برای هر یک از پارامترهای مورد نظر توابع کرنل انجام می‌گردد و در آن، مجموعه داده آموزشی به دو مجموعه آموزشی و مجموعه اعتبار تقسیم می‌شود. مجموعه اعتبار حکم یک مجموعه آزمون همزمان را دارد. سپس برای هر یک از توابع مدل‌های بسیاری با مقادیر متفاوت به دست می‌آید مدلی که دارای کمترین مقدار خطا باشد به عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود. جدول ۲، پارامترهای توابع کرنل و

است. و بعد از آن به ترتیب دقت تابع کرنل چندجمله‌ای و سپس کرنل خطی قرار دارد و کمترین مقدار دقت کلی برای روش حداکثر احتمال است. همان‌طور که مشاهده می‌کنید، در تمام کرنل‌ها روش SVM مقادیر ضریب کاپا و دقت کلی بالاتری نسبت به روش حداکثر احتمال را دارد. روش حداکثر احتمال تا حدود زیادی تحت تأثیر نوع توزیع داده‌های تعلیمی و نزدیکی آن‌ها به توزیع نرمال است. و این امر باعث کاهش دقت این روش شده است.

جدول ۴. مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا برای سه کرنل خطی، چندجمله‌ای، RBF و حداکثر احتمال

| | دقت کلی | ضریب کاپا |
|-----------------|---------|-----------|
| کرنل خطی | ۸۲/۱۶ | ۰/۸۱ |
| RBF | ۸۹/۱۷ | ۰/۸۳ |
| کرنل چندجمله‌ای | ۸۶/۳۳ | ۰/۸۲ |
| حداکثر احتمال | ۸۱/۵ | ۰/۷۹ |

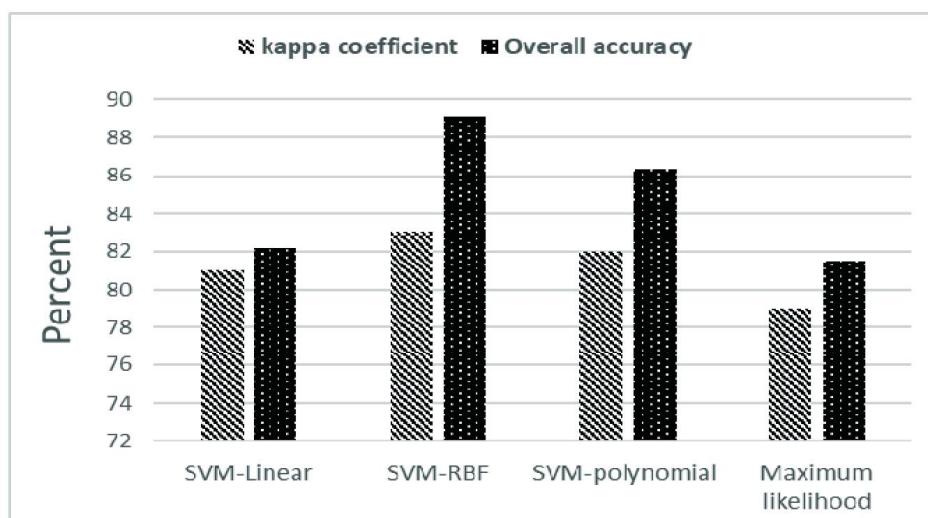
مقدار حساسیت کلاس‌ها برای روش حداکثر احتمال و روش SVM، با استفاده از توابع کرنل خطی، چندجمله‌ای و پایه شعاعی بررسی می‌شود. شکل ۵ نمودار هیستوگرام حساسیت کلاس‌ها است، همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش حداکثر احتمال نسبت به سه تابع کرنل خطی، چندجمله‌ای و پایه شعاعی مقدار حساسیت کمتری دارد. همچنین مقدار حساسیت تابع کرنل خطی نسبت به سایر توابع کرنل، کمتر است. به عبارت دیگر تابع کرنل چندخطی

مورد بررسی و قیاس قرار می‌گیرد تا مشخص شود کدام مدل دقت بالاتری دارد. داده‌های آزمون شامل آنالیز ICP-AES نمونه‌های برداشت شده از ۴۲ گمانه حفاری شده در منطقه برای واحدهای مختلف دگرسانی است که به عنوان واقعیت زمینی استفاده شده است. براساس آن ماتریس پیش‌بینی برای هر روش به صورت جداگانه محاسبه شد. ممکن است در برخی از مناطق معرفی شده دگرسانی وجود نداشته باشد بنابراین لازم است برای صحت سنجی محدوده‌های معرفی شده کنترل زمینی انجام شود. در جدول ۳، مختصات برخی از نقاط برداشت شده را نشان می‌دهد که برای کنترل زمینی و نتایج به دست آمده استفاده شده است.

جدول ۳. مشخصات نقاط برداشت شده به منظور ارزیابی نتایج به دست آمده

| لیتوژوژی | دگرسانی (طیفی) | مختصات نقاط کنترل زمینی (UTM-40N) | |
|----------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------|
| | | X | Y |
| Etr | سیلیسی، آرژیلیک، فیلیک، پروپلیتیک | ۳۲۶۹۷۶۴ | ۴۳۳۰.۳۳ |
| Etr | سیلیسی، آرژیلیک، فیلیک | ۳۲۶۹۹۶۵ | ۴۳۰۴۵۸ |
| Eavb | سیلیسی، فیلیک، پروپلیتیک | ۳۲۷۲۹۰.۹ | ۴۳۲۲۶۲ |
| | | ۳۲۷۲۷۰.۹ | ۴۳۲۲۶۲ |

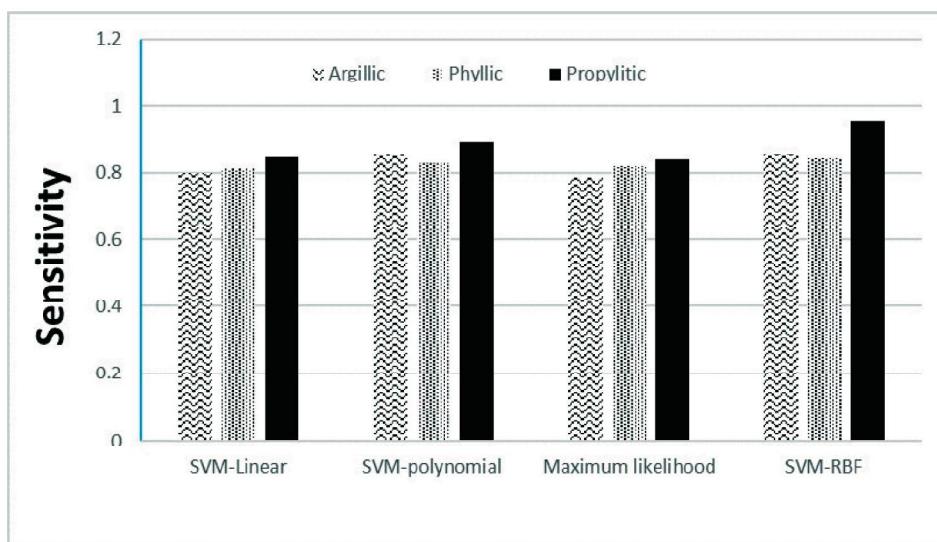
جدول و شکل ۴، دقت کلی و ضریب کاپا برای هر مدل ساخته شده را نشان می‌دهد. بیشترین دقت کلی به دست آمده برای روش SVM با معادل ۸۹/۱۷ درصد و تابع کرنل RBF



شکل ۴. نمودار ضریب کاپا و دقت کلی برای سه کرنل خطی، چندجمله‌ای، RBF و حداکثر احتمال

حساسیت فیلیک در تابع کرنل خطی با مقدار معادلش در روش حداکثر احتمال تقریباً دارای مقدار مساوی است. ولی به طور کلی مقدار حساسیت برای روش حداکثر احتمال برای هر سه رده نسبت به روش SVM با توابع مختلف کرنل دارای کمترین مقدار است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که کرنل RBF بارز و آشکار است و در طبقه‌بندی رده‌ها عملکرد بهتری دارد.

در مقایسه با سایر کرنل‌های ذکر شده، درستی رده‌بندی داده‌ها را به خوبی نشان نمی‌دهد. روش SVM با تابع کرنل RBF برای هر سه نوع دگرسانی آرژیلیک، فیلیک و پروپلیتیک از مقدار حساسیت بالایی برخوردار است. مقادیر حساسیت ۰/۹۵، ۰/۸۴ و ۰/۸۵ به ترتیب برای رده‌های پروپلیتیک، فیلیک و آرژیلیک است. بعد از تابع کرنل چندجمله‌ای بیشترین مقدار حساسیت را دارد. مقدار



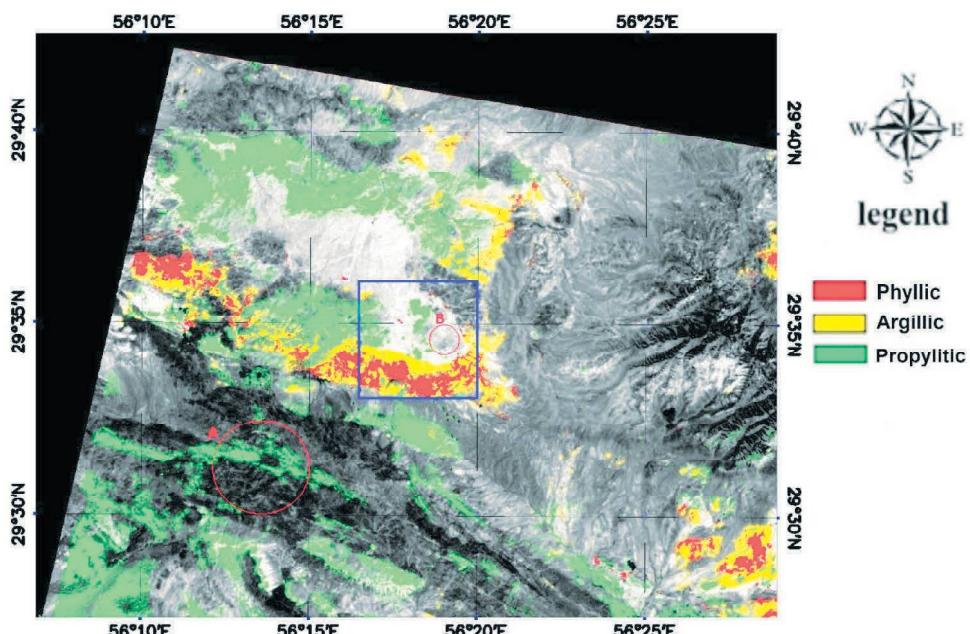
شکل ۵. نمودار هیستوگرام حساسیت رده‌ها با استفاده از روش SVM با کرنل‌های متفاوت و روش حداکثر احتمال

فوق بهوفور یافت می‌شوند و بسیاری از آن‌ها با دگرسانی پروپلیتیک مرتبط نیستند. نمونه بارز آن بخش‌های جنوبی-جنوب غربی منطقه است که با افیولیت‌های غنی از کانی‌های مافیک و منیزیم‌دار پوشیده شده است که ارزش اکتشافی ندارند. همچنین در قسمت جنوب شرقی در دامنه جنوبی آتشفسان دگرسانی وسیع و توده‌ای از آرژیلیک دیده می‌شود. بر روی این نقطه مقادیر جزئی آلونیت نیز مشاهده شده است. مطابق نقشه زمین‌شناسی این بخش‌ها توف‌ماسه‌سنگ و مارن هستند. با مقایسه تصاویر به دست آمده و با توجه به مطالعات صحرایی، دگرسانی‌هایی که روش SVM نمایش می‌دهند تا مقدار زیادی به واقعیت نزدیک‌تر است و روش حداکثر احتمال در برخی نقاط دگرسانی‌ها را به‌اشتباه تشخیص داده است. برای مثال با مقایسه محدوده A روی تصاویر طبقه‌بندی دگرسانی ایجاد شده توسط روش‌های ذکر شده در تحقیق، تصویر ۶ در این نقطه دگرسانی پروپلیتیک را شدیدتر نشان می‌دهد در صورتی که

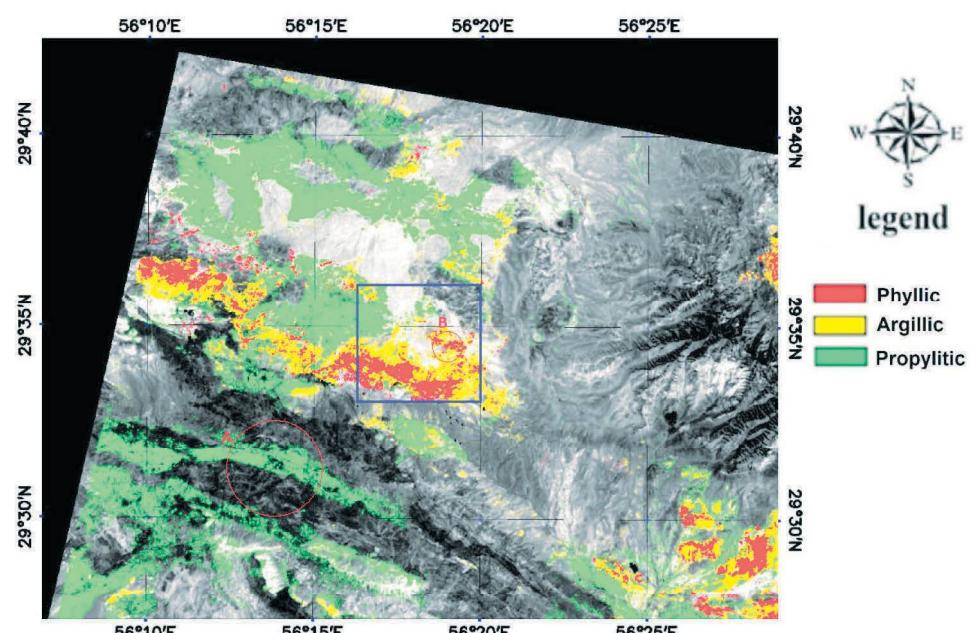
با توجه به نتایج به دست آمده و با بررسی نمودارها، مشخص شد که روش SVM با تابع کرنلی RBF دقت کلی، ضریب کاپا و حساسیت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارد بنابراین می‌توان گفت که عملکرد بهتری در طبقه‌بندی رده‌ها دارد. تصاویر ۶ و ۷ نقشه طبقه‌بندی دگرسانی‌های فیلیک، آرژیلیک و پروپلیتیک منطقه تخت گنبد را با استفاده از روش‌های SVM با تابع کرنل RBF و حداکثر احتمال نمایش می‌دهند که رنگ قرمز معرف دگرسانی فیلیک و رنگ زرد و سبز به ترتیب معرف دگرسانی‌های آرژیلیک و پروپلیتیک است. با توجه به تصاویر به دست آمده و مقایسه آن با نقشه زمین‌شناسی منطقه و داده‌های کنترل زمینی (جدول ۳) می‌توان نتیجه گرفت، که به طور کلی دگرسانی فیلیک در قسمت غرب منطقه بهوفور پیدا می‌شود که با واحد توف ریولیتی ارتباط نزدیک دارد. و دگرسانی پروپلیتیک در قسمت شمال غربی ظاهر شده است. کانی‌های کلریت، اپیدوت و کلسیت در محدوده اکتشافی

که این محدوده فاقد این نوع دگرسانی‌هاست که در روش ماشین بردار پشتیبان به درستی تشخیص داده شده است. بنابراین با توجه به نتایج بدست آمده، می‌توان به این نتیجه رسید که روش SVM با تابع کرنلی RBF برای تفکیک واحدهای دگرسانی منطقه مورد مطالعه می‌تواند بسیار کارآمد و مؤثر باشد.

این محدوده نماینده واریزه‌هایی است که غنی از کانی‌های مافیک و منیزیم‌دار هستند که با دگرسانی پروپولیتیک ارتباطی ندارند. همچنین در محدوده B همان‌طور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود روش حداکثر احتمال گسترش دگرسانی‌های فیلیک و آرژیلیک را بسیار وسیع نشان داده است درصورتی که با مطالعات صحرایی مشخص شده است



شکل ۶. نقشه دگرسانی به دست آمده از منطقه تخت گنبد با استفاده از روش SVM و تابع کرنل RBF



شکل ۷. نقشه دگرسانی به دست آمده از منطقه تخت گنبد با استفاده از روش حداکثر احتمال

- لگ، ک.، ۱۳۸۰. ترجمه فرهت جاه، دورستنجی و سیستم اطلاعات جغرافیایی، نیروهای مسلح، تهران.
- ماهوش محمدی، ن.، هزارخانی، الف. و مقصودی، ع.، ۱۳۹۶. به کارگیری روش‌های مختلف پردازش تصاویر ماهواره‌ای به منظور شناسایی و تفکیک بخش‌های دگرسانی منطقه خونی و کالکافی (استان اصفهان)، مجله پژوهش‌های دانش زمین، ۳۳، ۱۳۷-۱۵۲.
- مختاری، م. و نجفی، ا.، ۱۳۹۴. مقایسه روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی در استخراج کاربری‌های اراضی از تصاویر ماهواره‌ای لنده است. TM. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک، ۷۲، ۳۵-۴۴.
- ندوشن، م.، سفیانیان، ع. و خواجه‌الدین، س.ج.، ۱۳۸۸. تهیه نقشه پوشش اراضی شهر اراک با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی و حداکثر احتمال، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۶۹، ۸۳-۹۸.
- Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A. and Soltani-mohammadi, S., 2013. An SVM-based machine learning method for the separation of alteration zones in Sungun porphyry copper deposit, Chemie der Erde–Geochemistry. 73,4, 545-554.
- Abedi, M., Norouzi, G. H. and Bahroudi, A. 2012. Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas. Computers and Geosciences. 46, 272-283. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.12.014>.
- Basak, D., Pal, S. and Patranabis, D.C., 2007. Support vector regression. Neural Information Process. 11, 203-225.
- Campbell, J.B., 1996. Introduction to Remote Sensing. 2th edition, New York: The Guilford Press. 622.
- Campbell, J.B. and Wynne, R.H., 2011. Introduction to remote sensing. Guilford Press. 724.
- Camps-Valls, G., Mooij, J. and Scholkopf, B., 2010. Remote sensing feature selection by kernel dependence measures. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 7, 587-591.

نتیجه‌گیری

برای مقایسه و ارزیابی روش‌های به کارگیری در این تحقیق، مقدار دقیق کلی و معیار حساسیت مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج بدست آمده، روش ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل شعاعی با دقت کلی ۸۹/۱۷ درصد برای تفکیک واحدهای دگرسانی بسیار کارآمدتر است. همچنین مقادیر گاما و ضریب ثابت در تابع کرنل شعاعی ماشین بردار پشتیبان تاثیرزیادی بر نتایج بدست آمده، دارد. مقدار ضریب کاپا محاسبه شده برای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل RBF برابر ۸۳/۰ و برای روش حداکثر احتمال برابر ۷۹/۰ است. با توجه به مقایسه نتایج بدست آمده با واقعیت‌های زمینی مشخص گردید که بخش عمده‌ای از مناطقی که در زون پروپلیتیک با استفاده از روش حداکثر احتمال بارزسازی شده‌اند، درواقع با زون پروپلیتیک مرتبط نیستند و متعلق به بخش‌های افیولیتی و کربناته می‌باشند. همچنین در مقایسه با روش ماشین بردار پشتیبان جدایش دگرسانی آرژیلیک و فیلیک در برخی نقاط به نحو مطلوبی صورت نمی‌گیرد. بنابراین می‌توان گفت روش ماشین بردار پشتیبان برای تفکیک و طبقه‌بندی پدیده‌هایی که رفتار طیفی نزدیکی دارند، بسیار موفق‌تر از روش‌های رایج طبقه‌بندی عمل می‌کند.

منابع

- حسینی، م.ر.، قادری، م. و علیرضایی، س. ۱۳۸۹. انواع سیستم‌های رگه‌رچه و ارتباط آن‌ها با کانه‌زایی در کانسار مس تخت گنبد، شمال شرق سیرجان، پانزدهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، دانشگاه تربیت معلم، تهران، ۲۴۵-۲۵۲.
- خان ناظر، ن.ح.، ۱۳۷۴. نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰. چهارگنبد، سازمان زمین‌شناسی کشور.
- گزارش زمین‌شناسی کانسار تخت گنبد، ۱۳۸۹. شرکت مس تخت گنبد سیرجان.
- گودرزی مهر، س.، عباسپور، ر.ع.، احمدزاده، و.، و خاکباز، ب.، ۱۳۹۱. مقایسه روش ماشین بردار پشتیبان با روش‌های حداکثر احتمال و شبکه عصبی برای تفکیک واحدهای سنگ‌شناسی، فصلنامه زمین‌شناسی ایران، ۲۲، ۷۵-۹۲.

- Genderen, V.J.L. and Lock, B.F., 1978. Remote sensing: statistical testing of thematic map accuracy. *Remote Sensing of Environment*. 7, 3-14.
- Granian, H., Tabatabaei, S.H., Asadi, H.H. and Carranza, E.J., 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 Resource Research* 25,2,145-159.
- Guo, Y., De Jong, K., Liu, F., Wang, X. and Li, C., 2012. A Comparison of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines on Land Cover Classification, Springer-verlag Berlin Heidelberg, ISICA, CCIS. 316, 531-539.
- Hixon, R.F., Solis Ramirez, M.J. and Vil-loch, M., 1981. Aspects of morphometric and reproduction of the squid *Ommastrephes petrous*, Steenstrup 1885 in the western Gulf of Mexico. *American Malacological Bulletin Union*, 54-60.
- Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J., 2009. Overview of Supervised Learning. In the Elements of Statistical Learning. Springer New York. 9-41.
- Hord, R.M., 1982. Digital Image Processing of Remotely Sensed Data, Academic Press, New York, 256.
- Huang, C., Davis, L.S. and Townshend, J.R.G., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*. 23, 725-749.
- Jensen, J.R., 2005. Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective, 3rd Edition, Upper Saddle River: Prentice-Hall. 526.
- Jiang, X., Lin, M. And Zhao, C., 2011. Woodland cover change assessment using decision trees, support vector machines and artificial neural networks classification algorithms, Fourth International Conferenceon Intelligent Computation Technology and Automation. 312-315
- Kavzoglu, T. and Colkesen, I., 2009. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification, *Internation Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 11, 352-359.
- Liu, G.Q., 2011. Comparison of Regression and ARIMA models with Neural Network models to forecast the daily streamflow. PhD thesis, University of Delaware. 545.
- Mantero, P., Moser, G. and Serpico, S.B., 2005. Partially supervised classification of remote sensing images through SVM-based probability density estimation. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*. 43, 559-570.
- Mountrakis, G., Im, J. and Ogole, C., 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 13, 247-259.
- Oommen, T., 2008. An objective analysis of Support Vector Machine based classification for remote sensing. *Mathematical Geosciences*. 40, 409-424.
- Pal, M. and Mather, P.M., 2005. Support vector machines for classification in remote sensing, *International Journal of Remote Sensing*. 26,5, 1007-1011.
- Schrader, S. and Pouncy, R., 1997. ER-DAS Field Guide. 4th ed. ERDAS, Inc. Atlanta. 825.
- Shabankareh, M. and Hezarkhani, A., 2016. *Journal of African Earth Sciences Application of support vector machines for copper potential mapping in Kerman region, Iran*, *Journal of*

- African Earth Sciences. 25, 102–112.
- Shafiei, B., 2010. Lead isotope signatures of the igneous rocks and porphyry copper deposits from the Kerman Cenozoic magmatic arc (SE Iran), and their magmatic–metallogenetic implications, *Ore Geology Reviews*. 38, 27–36.
 - Vapnik, V.N., 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York.
 - Yu, L., Porwal, A., Holden, E. and Dentith, M.C., 2012. Computers and geosciences towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines. 45, 229–239.
 - Zhang, X., Pazner, M. and Duke, N., 2007. Lithologic and mineral information extraction for gold exploration using ASTER data in the south Chocolate Mountains (California). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62,4, 271–282.
 - Zuo, R. and Carranza, E.J.M., 2011. Support vector machine: A tool for mapping mineral prospectivity. *Computer Geoscience* 37, 12, 1967–1975.