

کاربرد روش آنالیز تمایز و ماشین بردار پشتیبان مرحله‌ای در مدل‌سازی کانی‌زایی کانسارهای طلای داشکسن

حمید گرانیان^۱، سید حسن طباطبائی*^۲، هوشنگ اسدی هارونی^۳، آرمان محمدی^۴

- ۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان، h.geranian@mi.iut.ac.ir
- ۲- دانشیار دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان، tabatabaei@cc.iut.ac.ir
- ۳- استادیار دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان، hooshang@cc.iut.ac.ir
- ۴- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان، armanmohammadee@mi.iut.ac.ir

(دریافت ۲۴ اردیبهشت ۱۳۹۳، پذیرش ۴ شهریور ۱۳۹۴)

چکیده

محدوده اکتشافی داشکسن از دو کانسار ساری گونای و آق‌داغ تشکیل شده است. کانسار طلای اپی‌ترمال ساری گونای با ذخیره ۱۲۰ میلیون تن با عیار متوسط ۲ گرم بر تن مهم‌ترین کانسار طلای ایران در کلاس جهانی است. با استفاده از داده‌های ژئوشیمیایی محیط خاکی و به کمک دو روش طبقه‌بندی آنالیز تمایز (LDA و QDA) و ماشین بردار پشتیبان (c-SVM و nu-SVM) وضعیت کانی‌زایی طلا در این کانسار مدل‌سازی شده است. پارامتر شاخص تولید (مجموع حاصل ضرب عیار بلوک‌ها در ارتفاع آن‌ها) برای سلول‌هایی به ابعاد ۲۵×۲۵ متر در سطح زمین تعریف شده است. این متغیر وابسته به سه کلاس زمینه، شاخص تولید متوسط و بالا طبقه‌بندی شده است. سپس به منظور محاسبه توابع کلاسه‌بندی از داده‌های ژئوشیمیایی که با سلول‌ها بالا همپوشانی دارند، استفاده شده است. ۷۰٪ داده‌ها، به‌عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰٪ باقیمانده به‌عنوان داده‌های آزمایشی به کار رفته‌اند. نتایج نشان داده است که در داده‌های آزمایشی روش nu-SVM با صحت ۷۸/۶٪، روش LDA با صحت ۸۰٪ و روش‌های nu-SVM، c-SVM و LDA با صحت ۵۷/۹٪ به ترتیب برای تفکیک نواحی زمینه، شاخص تولید متوسط و بالا کاربرد دارد. بنابراین ترکیب دو روش آنالیز تمایز و ماشین بردار پشتیبان می‌تواند کانی‌زایی طلا را در تپه ساری گونای مدل‌سازی نماید. با مدل‌سازی به کمک کلیه داده‌ها ژئوشیمیایی ضمن شناسایی موقعیت کانی‌زایی طلا در تپه آق‌داغ مشابه ساری گونای ولی با گسترش کمتر، اتصال این دو کانی‌زایی در عمق مشخص شده است. در نهایت دو ناحیه در تپه ساری گونای، یک ناحیه در تپه آق‌داغ و یک ناحیه در دره بین این دو تپه برای حفاری تکمیلی پیشنهاد شده است.

کلمات کلیدی

کلاسه‌بندی مرحله‌ای، آنالیز تمایز، ماشین بردار پشتیبان، مدل‌سازی طلا، کانسارهای طلای داشکسن

۱- مقدمه

امروزه، کاربرد روش‌های مقایسه‌ای، تلفیق و مدل‌سازی در پروژه‌های اکتشافی به منظور به‌دست آوردن یک استنباط علمی و اقتصادی از فعالیت‌های انجام شده و تصمیم‌گیری برای انجام فازهای بعدی در یک پروژه‌ی اکتشافی اجتناب ناپذیر است. آنچه که باعث افزایش کارایی این روش‌ها خواهد شد، پشتوانه علمی این روش‌ها و نوع داده‌های مورد استفاده است. بدیهی است که به کار بردن داده‌های اکتشافی زیرسطحی (مثل داده‌های گمان‌های) اعتبار روش‌های ارزیابی را افزایش خواهد داد. این مطلب، نکته‌ای است که کمتر در روش‌های مدل‌سازی استفاده شده است.

روش‌های کلاسه‌بندی مهمترین بخش روش مدل‌سازی داده‌های اکتشافی را تشکیل می‌دهند. در روش مدل‌سازی، کانسار به دو محدوده آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود. در محدوده آموزشی از داده‌های اکتشافی مدلی ساخته می‌شود. سپس از این مدل و داده‌های اکتشافی محدوده آزمایش، نتایج احتمالی مدل برآورد می‌شود. در صورت مثبت بودن نتایج برآورد شده ادامه عملیات اکتشافی میسر خواهد بود. در این مقاله از دو روش کلاسه‌بندی آنالیز تمایز و روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است.

استفاده از آنالیز تمایز در اکتشاف مواد معدنی اولین بار توسط هریس معرفی شد، که وی از این روش آنالیز به عنوان ابزاری برای ارزیابی رابطه متغیرهای زمین شناسی در تعیین احتمال کانی‌زایی منطقه استفاده کرد [۱۶]. در طول سالیان گذشته از این روش برای شناسایی آنومالی‌های ژئوشیمیایی [۲۳]، تعیین معیار اکتشافی به منظور تفکیک سنگ‌های دارای کانی‌زایی از سنگ‌های عقیم [۱۴]، تفکیک واحدهای سنگی و کانی‌ها از یکدیگر [۱۹] و همچنین جداسازی آلتراسیون‌ها [۲۵] استفاده شده است. از این روش برای تعیین مرز بین زون اکسیدی و سولفیدی در ناحیه انتقال در کانسار مس-طلائی پرفیری دالی [۵] و همچنین برای جداسازی زون‌های پرعیار مس از زون‌های کم عیار در کانسار چاه فیروز استفاده کرده‌اند [۴]. روش ماشین بردار پشتیبان نیز اولین بار به منظور تشخیص الگو، توسط واپنیک در سال ۱۹۸۲ ارائه شد. در طول سالیان گذشته با توسعه مباحث علمی آن از این روش در کلاسه‌بندی، رگرسیون و رتبه‌بندی استفاده شده است [۲۸]. اما استفاده از این روش در اکتشاف برای اولین بار توسط لی به‌منظور انتخاب نقاط بهینه حفاری در میادین نفت و گاز صورت گرفته است [۱۸]. کاربرد این روش در پتانسیل‌یابی کانسارهای فلزی [۳۰، ۳۲] و شناسایی آلتراسیون‌های حاوی کانی‌زایی نیز اثبات شده است [۷]. از این روش برای تفکیک

واحدهای سنگی منطقه‌ای در جنوب ملایر در استان همدان نیز استفاده شده است [۶].

محدوده اکتشافی مورد مطالعه به وسعت 4500×4500 متر است که از دو کانسار ساری گونای و آق‌داغ تشکیل شده است. مطالعات اکتشافی کاملی در کانسار ساری گونای توسط کارشناسان شرکت Rio Tinto انجام شده است. اما مطالعات اکتشافی در کانسار آق‌داغ در فاز اکتشافی مقدماتی قرار دارد. در این مقاله از اطلاعات ژئوشیمیایی محیط خاکی و حفاری گمانه‌ها در کانسار ساری گونای استفاده شده و به کمک دو روش کلاسه‌بندی آنالیز تمایز و ماشین بردار پشتیبان، توابع کلاسه‌بندی به‌دست آورده و صحت آن‌ها ارزیابی شده است. سپس به کمک این توابع کلاسه‌بندی و اطلاعات ژئوشیمیایی سطحی، نقشه کانی‌زایی طلا در کل محدوده اکتشافی تهیه شده است. از این نقشه برای پیشنهاد محل‌های حفاری تکمیلی در کانسار ساری گونای و حفاری اکتشاف تفصیلی در کانسار آق‌داغ استفاده شده است.

۲- روش‌های کلاسه‌بندی

روش‌های کلاسه‌بندی به دو گروه روش‌هایی بر پایه توزیع احتمال مشخص و روش‌های بدون نیاز به دانستن توزیع احتمال طبقه‌بندی می‌شوند. روش آنالیز تمایز جزو گروه اول و روش ماشین بردار پشتیبان جزو گروه دوم است. در روش‌های گروه اول هدف کمینه کردن خطای تجربی است، در حالی که در روش‌های گروه دوم به دنبال کمینه کردن خطای ساختاری می‌باشیم [۲۶]. در ادامه اصول اولیه این روش‌ها بیان می‌شود.

۲-۱- روش آنالیز تمایز

هدف آنالیز تمایز به‌دست آوردن ابر صفحه‌ای است که جداسازی بین گروه‌های مشاهده شده را تشریح می‌کند. علاوه بر این اجازه می‌دهد تا مشاهدات جدید را داخل یکی از گروه‌های شناخته شده و معلوم کلاسه‌بندی کنیم. این روش براساس میانگین و ماتریس مشترک داده‌ها است. برای انجام یک آنالیز تمایز باید شرایط زیر برقرار باشد [۱۳]:

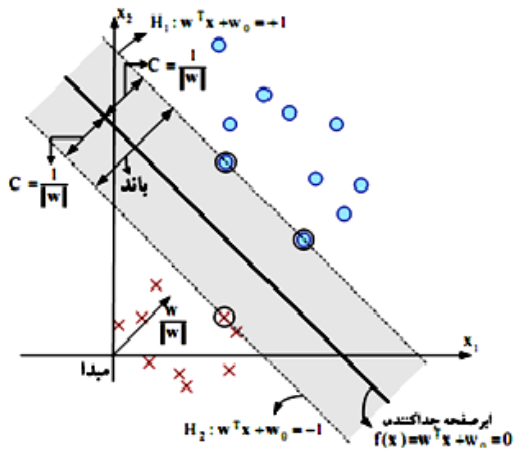
۱- همه‌ی متغیرها باید پراکندگی نرمال داشته باشند.

۲- ماتریس مشترک واریانس-کواریانس همه‌ی گروه‌ها باید همگن باشد.

اگر این دو شرط وجود داشته باشند، از روش آنالیز تمایز خطی و اگر فرض اول وجود داشته باشد ولی فرض دوم وجود نداشته باشد می‌توان یک تابع تمایز درجه‌ی دوم به جای یک تابع خطی استفاده کرد [۱۱].

اگر در یک نقطه مشاهده‌ای جدید، p متغیر اندازه‌گیری شده باشد خواهیم داشت:

آن قرار دارد که هیچ داده‌ای در مرز بین این دو ابرسطح قرار نمی‌گیرد (شکل ۱). هر چه فاصله بین دو ابرسطح موازی بیشتر باشد، خطای کلاس‌بندی هم کمتر خواهد بود [۱۰].



شکل ۱: ابرصفحه جداکننده با حداکثر حاشیه اطمینان در دو طرف آن به روش ماشین بردار پشتیبان [۱۰]

فرض کنید داده‌های آموزشی شامل N جفت داده به شکل زیر باشد. که متغیرهای مستقل x_i بتوانند در دو کلاس $y_i=1$ و $y_i=-1$ طبقه‌بندی شوند.

$$D = \{(x_i, y_i) | x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^N \quad (5)$$

در این صورت معادله ابرصفحه جداکننده دو کلاس به صورت زیر است:

$$\{x \in R | f(x) = w \cdot x + b = 0\}, w \in R, b \in R \quad (6)$$

که w بردار ضرایب ابرصفحه و b بردار نشان دهنده فاصله ابرصفحه از مبدا مختصات است. انتخاب جواب‌های منحصر به فرد برای این دو پارامتر منجر به داشتن حداکثر فاصله دو ابرصفحه موازی و بالا رفتن قابلیت تعمیم‌پذیری ابرصفحه جداکننده خواهد شد. بنابراین مساله بهینه‌سازی به صورت زیر مطرح می‌شود:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (7)$$

مشروط به قیود زیر:

$$y_i(\varphi(x_i) \cdot w + b) \geq (1 - \xi_i) \quad \forall i, \quad \xi_i \geq 0 \quad (8)$$

که $\varphi(x_i)$ تابع کرنل، c ثابت ظرفیت، ξ_i پارامتر کمکی برای تفکیک داده‌های دارای همپوشانی است. مقادیر بزرگ‌تر c نشان‌دهنده توجه بیشتر به نقاط در نزدیکی مرز

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ip})^T \quad (1)$$

برای کلاس‌بندی این نقطه مشاهده‌ای جدید بین کلاس K مشاهده‌ای که توسط یک ابر صفحه جدا شده‌اند نیاز به محاسبه فاصله‌ی آن نقطه از مرکز هر کلاس است. این فاصله از فرمول زیر به دست می‌آید:

$$cf(x_i) = (x_i - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_i - \mu_k) + \ln |\Sigma_k| - 2 \log \pi_k \quad (2)$$

در این فرمول μ_k بردار میانگین گروه k ($1 \leq k \leq K$)، Σ_k^{-1} معکوس ماتریس کواریانس گروه k ، $|\Sigma_k|$ دترمینال ماتریس کواریانس و π_k احتمال اولیه گروه k است. بر این اساس نقطه مشاهده‌ای جدید به گروهی تعلق خواهد داشت که کمترین فاصله از مرکز آن کلاس را داشته باشد. به این معادله، تابع آنالیز تمایز درجه دوم (QDA) گفته می‌شود [۳۱].

در صورتی که ماتریس کواریانس گروه‌ها همگن باشد، در فرمول ۲ می‌توان از ماتریس کواریانس مشترک بین گروه‌ها استفاده کرد. این ماتریس مشترک از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K n_k \Sigma_k \quad (3)$$

در این حالت معادله ۲ به شکل زیر تبدیل می‌شود:

$$cf(x_i) = (x_i - \mu_k)^T \Sigma^{-1} (x_i - \mu_k) - 2 \log \pi_k = 2 \mu_k^T \Sigma^{-1} x_i - \mu_k^T \Sigma^{-1} \mu_k - 2 \log \pi_k \quad (4)$$

به این معادله تابع آنالیز تمایز خطی (LDA) می‌گویند [۱۵]. در پروسه آنالیز تمایز سه نکته اعتبار سنجی تابع آنالیز تمایز برای وجود اختلاف معنی‌دار بین کلاس‌ها، بررسی متغیرهای تاثیر گذار در تابع تمایز و احتمال کلاسه‌بندی نادرست بایستی مورد توجه قرار گیرد [۲].

۲-۲- روش ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان ابزاری است که بر اساس اصول تئوری یادگیری آماری استوار است. در این روش بردارهای ورودی توسط توابع کرنل به یک فضای چند بعدی (با بعد بزرگتر از بعد اولیه) نگاشت می‌شوند. سپس یک ابرصفحه ساخته می‌شود که با حداکثر فاصله ممکن، بردارهای ورودی را از هم جدا کند. به این ابرصفحه، ابرصفحه با حداکثر مرز جداکننده گفته می‌شود. در دو طرف این ابرصفحه، دو ابرصفحه موازی

محدوده مورد مطالعه از دو کانسار طلای اپی-ترمال ساری گونای در شمال غربی و آق‌داغ در جنوب شرقی به شکل دو تپه تشکیل شده است (شکل ۲). این محدوده در ۴۲ کیلومتری شمال شرقی شهرستان قروه در بخش جنوب شرقی استان کردستان واقع است. محدوده مورد نظر حدوداً در مرز بین زون سنندج - سیرجان و کمان ماگمایی ارومیه- دختر قرار دارد. این دو کانسار، مرتبط با توده نفوذی ساب ولکانیکی بوده که در یک کمپلکس ولکانیکی ساب آلکان پتاسیم بالا متعلق به میوسن میانی تشکیل شده‌اند. کانسار ساری گونای با ذخیره ۱۲۰ میلیون تن با عیار متوسط ۲ گرم بر تن بزرگ‌ترین کانسار طلای شناخته شده در خاورمیانه محسوب می‌شود [۱۷]. سنگ بستر این منطقه، اغلب سنگ آهک ژوراسیک و اندکی رسوبات کلاستیک و سنگ‌های دگرگونی رسوبی می‌باشند. این سنگ‌ها به وسیله ولکانیک‌های آندزیتی و پیروکلاستیک‌های الیگومیوسن تا پلیستوسن پوشانده شده‌اند. جنس سنگ‌های تپه‌ی ساری گونای داسیت و آندزیت‌های پرفیری نیمه عمیق و توف‌های دودکشی/دیاترمی همراه با لاتیت پرفیری ساب آلکان است (شکل ۲). واحدهای سنگ‌های موجود در محدوده به وسیله تعداد زیادی رگه سولفیدی آنتیموان و آرسنیک دار قطع شده است [۳].

سیستم ساری گونای یک سیستم بزرگ اپی-ترمال با سولفیداسیون پایین همراه با پیوستگی قوی کانی‌سازی در راستای قائم است. این سیستم هسته‌ای غنی از طلا-استینیت- جیوه دارد که به وسیله هاله‌ای از آرسنیک و دورتر از آن به وسیله هاله‌ای از سرب- نقره- روی- مس محاصره شده است. کانی‌سازی در ساری گونای شامل دو فاز است. فاز اول کانی‌سازی شامل یک سیستم پرفیری مزوترمال همراه با آلتراسیون پتاسیک، سریسیت و کوآرتز- تورمالین - فلدسپار پتاسیک است. این مرحله منجر به تشکیل کانی‌سازی مس پرفیری کم عیار محدود به دایک‌های همراه آلتراسیون پتاسیک و اطراف آن‌ها شده است. فاز دوم کانی‌سازی در دمای پایین‌تر و همراه با آلتراسیون محدودتری رخ داده است. در این فاز سیلیسی-فیکاسیون محلی و همچنین تبدیل سرسیت تشکیل شده در فاز اول به فنگیت، و تشکیل پیریت آرسنیکی به صورت پراکنده در اطراف ذرات پیریت پرفیروبلاستیک فاز اول دیده می‌شود. کانی‌سازی طلا در هر دو فاز کانی‌سازی صورت گرفته است، در فاز اول به صورت انکلوزیون در کانی پیریت و در فاز دوم به صورت محلول جامد در ترکیب پیریت آرسنیکی یافت می‌شود [۲۲].

کانی‌سازی در تپه آق‌داغ به‌طور عمده در توف برشی لیتیک

تصمیم‌گیری و مقادیر کوچک‌تر شامل نقاط دورتر از مرز تصمیم‌گیری نیز در حل مساله بهینه‌سازی خواهد بود. به این روش ماشین بردار پشتیبان روش C-SVM می‌گویند. اما در روش nu-SVM مساله بهینه‌سازی به صورت زیر مطرح می‌شود:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 - nu \times \rho + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (9)$$

مشروط به قیود زیر:

$$y_i(\varphi(x_i) \cdot w + b) \geq \rho - \xi_i \quad \forall i, \quad \xi_i \geq 0, \rho \geq 0 \quad (10)$$

که ρ نصف فاصله‌ی بین دو ابرصفحه موازی و nu پارامتر کنترل تاثیر قسمت دوم تابع بهینه‌سازی است. مقدار پارامتر nu بین صفر تا یک انتخاب می‌شود. برای حل روابط ۷ و ۹ از تابع لاگرانژین دوگانه ولف با حفظ شرایط Karush-Kuhn-Tucker استفاده می‌شود. با به دست آمدن بردارهای w و b توسط بیشینه کردن تابع لاگرانژین دوگانه ولف، تابع تصمیم‌گیری برای کلاسه‌بندی یک متغیر جدید به صورت زیر خواهد بود [۲۷]:

$$G(x) = \text{sign}[f(x)] \\ = \text{sign}[\varphi(x) \cdot w + b] \quad (11)$$

برای به دست آوردن نتایج مناسب کلاسه‌بندی در روش ماشین بردار پشتیبان دو نکته را بایستی مورد توجه قرار داد. نکته اول، به دست آوردن مقادیر بهینه برای پارامترهای C و nu به ترتیب در روش C-SVM و nu-SVM است که به روش اعتبار متقابل صورت می‌گیرد. نکته دوم، به دست آوردن تابع کرنل مناسب به روش سعی و خطا است. در روش ماشین بردار پشتیبان از چهار تابع کرنل خطی، چند جمله‌ای، تابع پایه شعاعی و تابع سیگموئید بیشتر استفاده می‌شود. روابط این توابع در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: توابع کرنل متداول در روش ماشین بردار پشتیبان

فرمول	نوع تابع
$x_i \times x_j$	خطی
$[\gamma x_i x_j + \text{coefficient}]^d$	چند جمله‌ای
$\exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2)$	پایه شعاعی
$\tanh(\gamma x_i x_j + \text{coefficient})$	سیگموئید

۳- زمین‌شناسی منطقه

در محدوده اکتشافی ۱۷۲۴ نمونه ژئوشیمیایی از محیط خاک برداشت شده است (شکل ۵). این نمونه‌های نیز برای ۴۷ عنصر آنالیز شده است، که در جدول ۲ پارامترهای آماری ۳۰ عناصر مورد استفاده در طبقه‌بندی آورده شده است. پس از تعدیل داده‌های خارج از ردیف و داده‌های سنسور از نتایج آنالیزها، از داده‌های ژئوشیمیایی نرمال شده به روش امتیاز نرمالی برای طبقه‌بندی استفاده شده است. زیرا در این روش علاوه بر نرمال سازی داده‌ها، استاندارد سازی نیز صورت می‌گیرد. بنابراین میانگین امتیاز نرمالی کل نمونه‌های ژئوشیمیایی هر سلول برای هر عنصر به عنوان امتیاز نرمالی آن عنصر در آن سلول در نظر گرفته شده است.

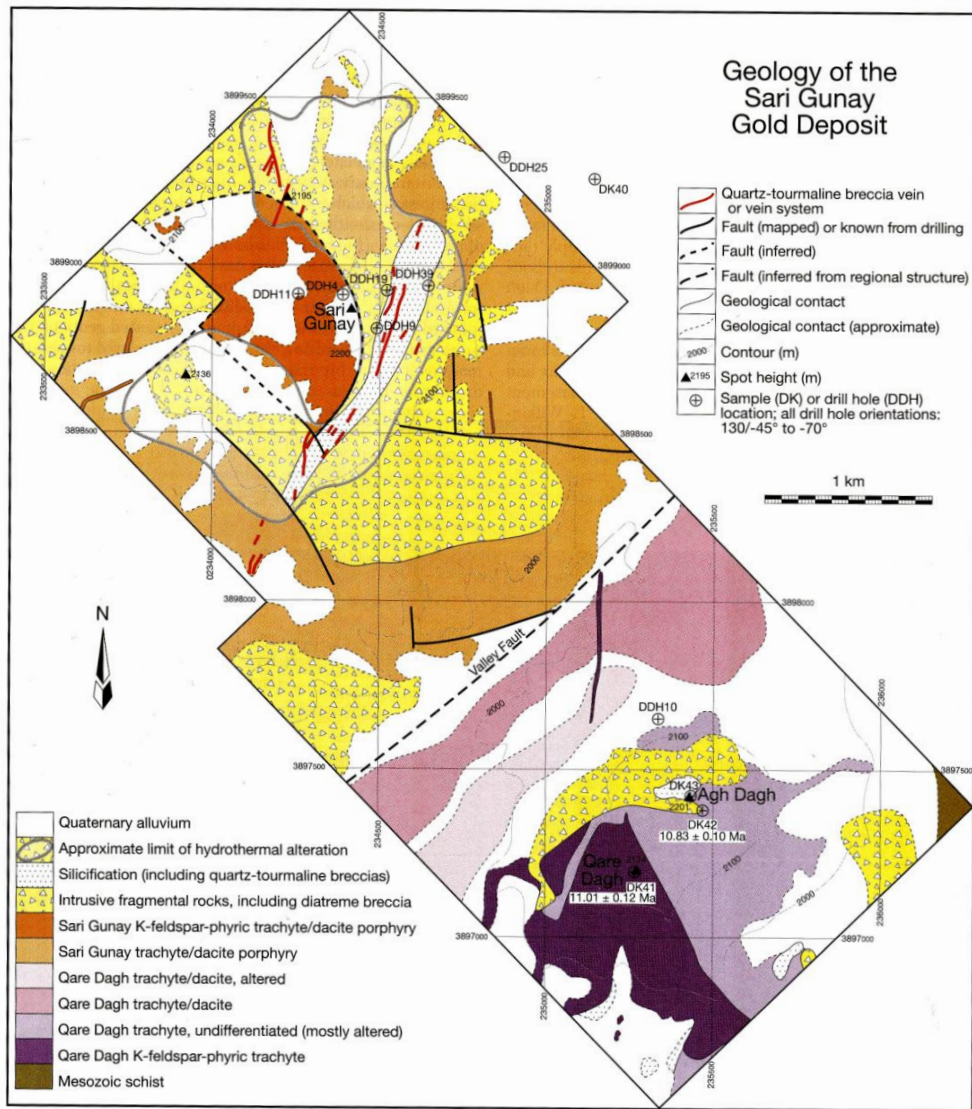
۵- کلاسه‌بندی

از ۱۷۶۷ سلول که مقدار شاخص تولید در آن‌ها تخمین خورده است، ۳۸۷ سلول دارای همپوشانی با نمونه‌های ژئوشیمیایی می‌باشند (به دلیل برداشت نمونه‌های ژئوشیمیایی با فواصل پروفیلی ۱۰۰ متری، بعضی سلول‌ها فاقد نمونه ژئوشیمیایی هستند). از این تعداد داده، ۷۰٪ به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی برای ساختن تابع کلاسه‌بندی و از ۳۰٪ باقیمانده به عنوان داده‌های آزمایشی برای بررسی صحت تابع به‌دست آمده و تعیین مقدار خطای کلاسه‌بندی استفاده شده است. در جدول ۳ تعداد داده‌های هر جامعه در این دو بخش نشان داده شده است. به منظور تفکیک سه کلاس از هم، در هر دو روش کلاسه‌بندی (DA) و SVM) به کار رفته در این مقاله، از روش مرحله‌ای استفاده شده است. در مرحله اول داده‌های کلاس A از داده‌های کلاس B+C جدا شده و در مرحله بعدی داده‌های کلاس B از داده‌های کلاس C تفکیک گردیده است. اولین گام در کلاسه‌بندی کاهش تعداد متغیرهای شرکت کننده در تابع کلاسه‌بندی است، که به آن کاهش ابعاد نیز می‌گویند.

دیاترم حلقه مانند در دامنه شمال غربی کوه آق‌داغ مشاهده می‌شود. به نظر می‌رسد که سیستم آق‌داغ به لحاظ کانی‌سازی آرسنیک غنی‌تر از ساری گونای می‌باشد ولی کانی‌سازی طلا و آنتیموان در این سیستم ضعیف‌تر از ساری گونای است. تفاوت دیگر بین دو سیستم آق‌داغ و ساری گونای وجود بیشتر برش‌های هیدروترمالی در سیستم ساری گونای نسبت به آق‌داغ است. این سیستم نیز دارای هاله‌ای ژئوشیمیایی از فلزات پایه همانند سیستم ساری گونای است [۲۹].

۴- آماده سازی داده‌ها

در تپه کانسار ساری گونای ۴۶ گمانه اکتشافی حفاری شده است (شکل ۳). طول مغزه‌های آنالیز شده بین ۰/۲۸ تا ۶/۷ متر با طول متوسط ۱ متر است. هر مغزه برای ۴۶ عنصر به روش ICP-MS و طلا به روش Fire Assay آنالیز شده است، که در این مقاله فقط از نتایج آنالیز طلای مغزه‌ها استفاده شده است. به‌منظور محاسبه عیار متوسط هر بلوک ۱۰ × ۲۵ × ۲۵ متری (ابعاد بهینه بلوک برای محاسبه ذخیره) در محدوده حفاری‌ها از روش کریجینگ استفاده شده است. سپس برای هر سلول ۲۵ × ۲۵ متری در سطح زمین (شکل ۳) حاصل‌ضرب مجموع عیار بلوک‌های بالاتر از عیار حد (عیار حد ۰/۵ گرم بر تن) در مجموع ضخامت بلوک‌ها با عیار بالاتر از عیار حد به‌عنوان شاخص تولید آن سلول محاسبه شده است. در جدول ۲ پارامترهای آماری متغیر شاخص تولید نشان داده شده است. از تعداد ۱۷۶۷ سلول، ۶۶۰ سلول فاقد کانی‌زایی اقتصادی طلا بوده (یعنی دارای شاخص تولید صفر می‌باشند) که به‌عنوان کلاس زمینه در نظر گرفته است. برای تعیین تعداد کلاس‌های بقیه سلول‌ها از روش فرکتالی عددی-اندازه‌ای استفاده شده است. محور افقی این نمودار، لگاریتم پارامتر شاخص تولید و محور قائم آن، لگاریتم تعداد تجمعی است. شکل ۴ نشان می‌دهد که داده‌ها شاخص تولید از دو طبقه تشکیل شده است. در این شکل نقطه شکست (در مقدار ۴۰۵۰ ppm×m) به‌عنوان آستانه تفکیک کلاس‌ها در نظر گرفته شده است. بنابراین متغیر شاخص تولید قابل تفکیک به ۳ جامعه‌ای، A به عنوان طبقه‌ای با شاخص تولید صفر (زمینه)، B به عنوان طبقه‌ای با شاخص تولید متوسط و C به عنوان طبقه‌ای با شاخص تولید بالا است. بدیهی است که بالا بودن شاخص تولید در هر سلول نشان‌دهنده‌ی کانی‌زایی مناسب‌تر طلا در زیر آن سلول خواهد بود. در شکل ۳ پراکنندگی سلول‌های این سه طبقه در تپه ساری گونای نشان داده شده است.



شکل ۲: نقشه زمین شناسی محدوده مطالعاتی [۲۲]

چون بعضی از متغیرهای مستقل می‌توانند ترکیب خطی یا غیر خطی از متغیرهای مستقل دیگر باشند. وجود این متغیرها در تابع جز افزایش محاسبات، کارایی دیگری نخواهند داشت.

در ضمن کاهش تعداد متغیرها منجر به افزایش قابلیت تعمیم پذیری تابع و کاهش خطای کلاسه‌بندی داده‌های آزمایشی نیز می‌شود.

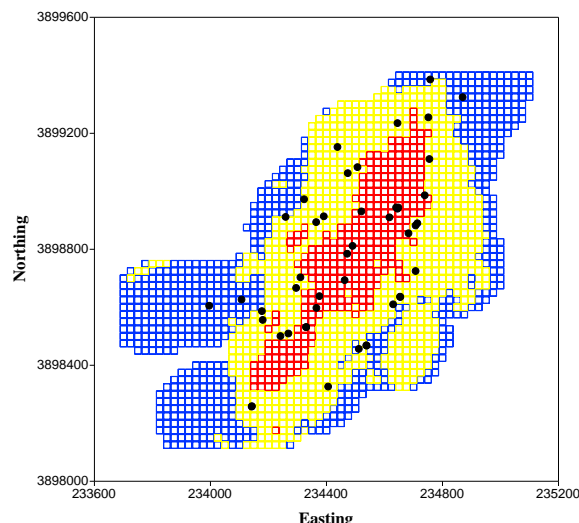
به‌منظور تعیین متغیرهای تاثیرگذار در تابع آنالیز تمایز از روش گام به گام با معیار فاصله ماهالونوبیتس استفاده شده است. نتایج نشان داده است که از ۴۷ عنصر فقط ۸ عنصر Ti و $Au, Na, W, Ba, Mo, Pb, Ag$ در مرحله اول کلاسه‌بندی و ۴ عنصر Au, K, W و Hg در مرحله دوم در تابع کلاسه‌بندی می‌توانند حضور داشته باشند.

بنابراین تابع آنالیز تمایز خطی و درجه دوم به کمک داده‌های آموزشی برای این عناصر محاسبه شده است. برای تعیین صحت توابع تمایز در کلاسه‌بندی داده‌های آموزشی از روش اعتبار متقابل *Leave-one-out* استفاده شده است. سپس از توابع به‌دست آمده برای کلاسه‌بندی داده‌های آزمایشی استفاده شده و نتایج با کلاسه‌های اولیه مقایسه شده است. در جدول ۴ و ۵ نتایج کلاسه‌بندی توابع بر روی داده‌های آموزشی و آزمایشی نشان داده است.

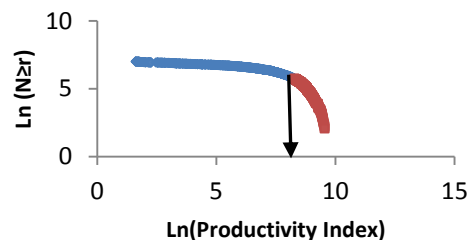
نتایج جداول ۴ و ۵ نشان می‌دهد که صحت کلاسه‌بندی داده‌ها آزمایشی به‌طور تقریبی در حد کلاسه‌بندی داده‌های آموزشی است. این مطلب نشان‌دهنده اعتبار قابل قبول توابع تمایز است. همچنین بهترین کلاسه‌بندی در هر دو روش متعلق به داده‌های جامعه B و پایین‌ترین صحت کلاسه‌بندی متعلق به داده‌های جامعه C است. در مجموع تابع آنالیز تمایز غیرخطی با صحت کلاسه‌بندی ۶۹/۳٪ از تابع آنالیز تمایز خطی با صحت کلاسه‌بندی ۶۸/۷٪ کمی عملکرد بهتری داشته است.

در کلاسه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان ابتدا متغیرهای موثر در کلاسه‌بندی به روش *Feature Selection* با معیار نزدیکترین همسایگی انتخاب شده‌اند. عناصر انتخابی در مرحله اول شامل $Au, Ba, Be, Y, Sc, Mn, Cu, Ni, Th, Sb$ و $Ti, As, Pb, Fe, Zr, Cd, Ag, S, Zn, Mo, Ce$ و در مرحله دوم شامل عناصر $Au, Cd, La, Li, Sb, Cu, As, Ti, Na, Ce, Al, Se, Nb, S, W, Sc$ می‌باشند.

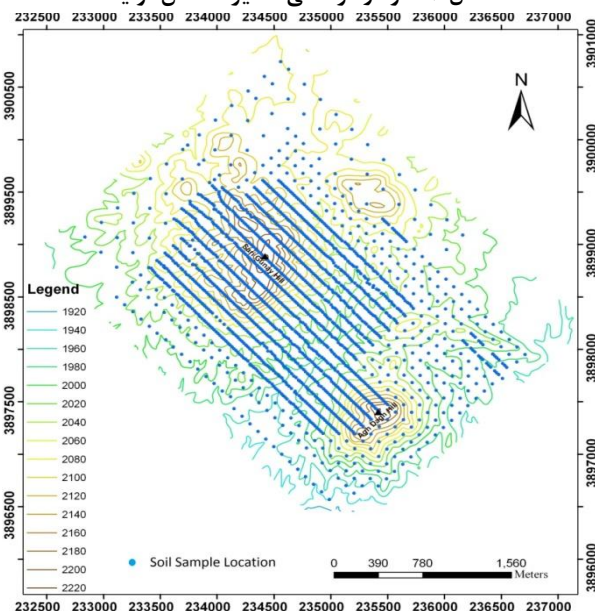
کلاسه‌بندی بر روی داده‌های آموزشی توسط هر چهار تابع کرنل انجام شده است، که بهترین نتایج با تابع کرنل پایه شعاعی به‌دست آمده است. بنابراین در مقاله فقط نتایج



شکل ۳: وضعیت کانی‌زایی در تپه ساری گونای (سلول‌های آبی، زرد و قرمز به ترتیب مناطق زمینه، با شاخص تولید متوسط و بالا هستند) به همراه موقعیت گمانه‌های اکتشافی (دایره‌های سیاه)



شکل ۴: نمودار فرکتالی متغیر شاخص تولید

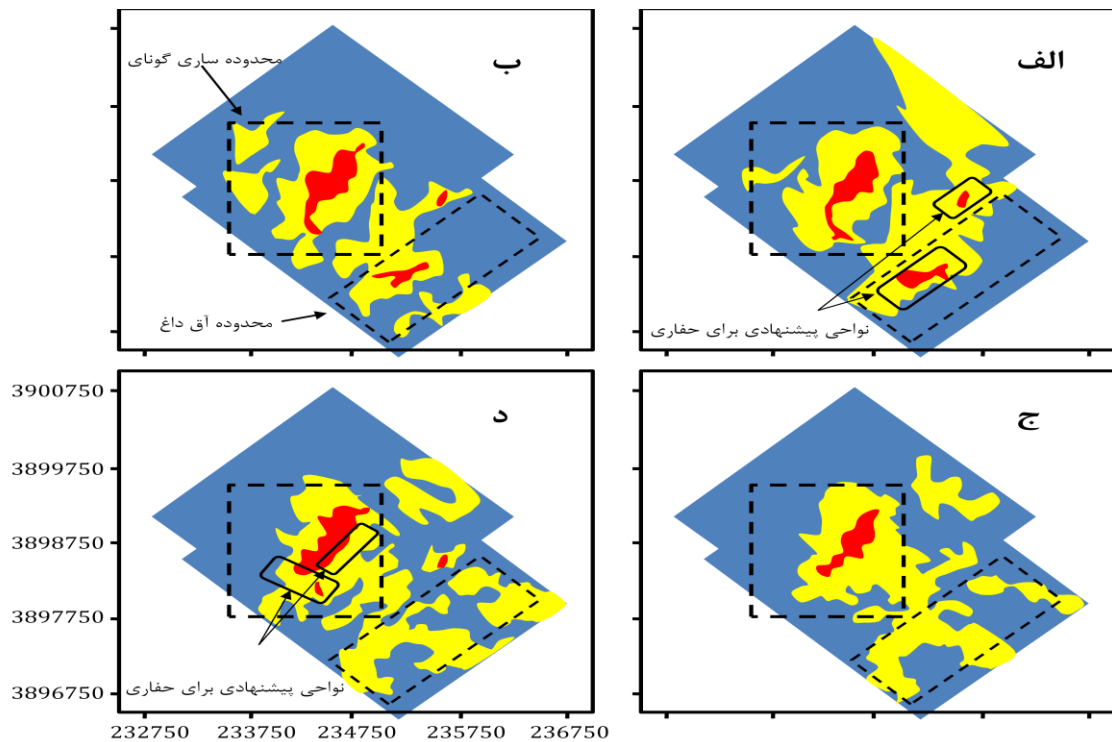


شکل ۵: موقعیت نمونه‌های ژئوشیمیایی بر روی نقشه توپوگرافی محدوده اکتشافی داشکسن

جامعه C است. اختلاف زیاد بین صحت کلاسه‌بندی داده‌های آموزشی و آزمایشی در هر دو روش ناشی از اختلاف خصوصیات آماری متغیرها در داده‌ها است. در صورتی که صحت کلاسه‌بندی به‌دست آمده به روش اعتبار متقابل در هر دو روش در حدود صحت کلاسه‌بندی داده‌های آزمایشی است. همچنین در مجموعه کلاسه‌بندی داده‌های آموزشی و آزمایشی نیز روش ν -SVM با صحت کلاسه‌بندی ۸۹/۱٪ عملکرد بهتری نسبت به روش c -SVM با صحت کلاسه‌بندی ۸۵/۵٪ نشان می‌دهد.

کلاسه‌بندی با این تابع کرنل ذکر شده است. در ضمن برای بهینه کردن پارامترهای C و ν و پارامتر γ متعلق به تابع کرنل پایه شعاعی انتخابی نیز از روش Cross-Validation 10-Fold استفاده شده است. در جدول ۶ و ۷ نتایج کلاسه‌بندی داده‌های با دو روش c -SVM و ν -SVM به ترتیب ذکر شده است.

نتایج جداول ۶ و ۷ نشان می‌دهد که در هر دو روش ماشین بردار پشتیبان بهترین کلاسه‌بندی متعلق به داده‌های جامعه A و پایین‌ترین صحت کلاسه‌بندی نیز متعلق به داده‌های



شکل ۶: مدل‌های پیش‌بینی کانی‌زایی طلا توسط چهار تابع کلاسه‌بندی در کل محدوده اکتشافی داشکسن به همراه نواحی پیشنهادی برای حفاریهای تکمیلی (الف- روش LDA، ب- روش QDA، ج- روش c -SVM و د- روش ν -SVM، مناطق زمینه به رنگ آبی، نواحی دارای شاخص تولید متوسط به رنگ زرد و نواحی دارای شاخص تولید بالا به رنگ قرمز است)

جدول ۲: پارامترهای آماری متغیر وابسته (شاخص تولید) و متغیرهای مستقل (عناصر) شرکت کننده در توابع کلاسه‌بندی

عنصر (واحد اندازه‌گیری)	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
شاخص تولید (ppm×m)	۰	۱۶۸۳۰	۱۷۵۴/۴	۲۹۳۱/۹	۴/۱۹	۲/۰۸
Al (%)	۰/۳۳	۴/۸۹	۲/۳	۰/۶	۰/۱۷	۰/۱۱
Ag (ppm)	۰/۵	۱۵۰/۵	۲/۱۷	۹/۱۵	۹/۶۹	۱۱۴/۵۸
As (ppm)	۱۶	۹۸۸۲	۳۳۱/۷	۵۷۰	۸/۴۲	۱۰۹/۶۴
Ba (ppm)	۵۷	۱۹۶۳	۴۲۷/۴	۱۹۹/۲	۲/۱۷	۹/۱۵
Be (ppm)	۰/۵	۳	۱/۰۷	۰/۵۱	۱/۰۹	۰/۶۵
Ce (ppm)	۳۱	۲۸۲	۸۸	۲۲/۶	۰/۸۸	۵/۳۵
Cd (ppm)	۰/۵	۶۰	۰/۹۵	۲	۱۷/۹۸	۴۶۲/۵۱
Cu (ppm)	۷	۵۱۳	۳۷	۳۹/۸	۵/۷۹	۴۵/۵۵
Fe (%)	۰/۵۴	۷/۶۸	۳/۸۱	۰/۸	۰/۳۹	۱/۹۴
Hg (ppm)	۰/۵	۷۷۰	۳/۱	۲۱/۴	۲۸/۲۶	۹۷۰/۶۷
K (%)	۰/۱۱	۱/۱۸	۰/۵	۰/۱۷	- ۰/۲۳	۰/۵۴
La (ppm)	۱۷	۱۵۲	۵۰/۲	۱۲/۴	۰/۸۷	۴/۹۱
Li (ppm)	۱	۴۱	۱۳/۵	۴/۷	۰/۴۷	۰/۷۵
Mn (ppm)	۶۷	۱۰۱۶۳	۱۱۹۸	۷۰۸	۲/۸۹	۲۱/۹
Mo (ppm)	۱	۲۴	۲/۵۵	۱/۶۹	۴/۱۶	۳۹/۳۵
Na (%)	۰/۰۱	۰/۰۹	۰/۰۲	۰/۰۱	۲/۰۳	۷/۷۸
Nb (ppm)	۲/۵	۶	۲/۵	۰/۲۱	۱۵/۱۸	۲۳۳/۹
Ni (ppm)	۷	۱۰۹	۵۵/۲	۱۷/۱	۰/۱	- ۰/۳۳
Pb (ppm)	۱۵	۱۱۴۳۶	۳۳۷/۵	۶۶۰/۴	۸	۸۹/۱۹
S (%)	۰/۰۱	۳/۶	۰/۰۸	۰/۱۴	۱۲/۲۶	۲۵۴/۱۵
Sb (ppm)	۲/۵	۱۱۱۱۵	۱۴۷/۷	۵۱۰/۶	۱۳/۲۸	۲۲۹/۳۳
Sc (ppm)	۲	۱۷	۶/۴	۱/۹	۱/۲۳	۳/۲۱
Se (ppm)	۴/۵	۵	۵	-	-	-
Ti (ppm)	۱۶	۱۸۰۹	۳۹۹	۲۰۱/۹	۰/۹۷	۱/۸۵
Th (ppm)	۳	۱۳۳	۱۳/۶	۷/۱	۵/۸۶	۷۰/۰۲
W (ppm)	۲/۵	۵۹۰	۴/۴	۱۶/۷	۲۷/۴	۹۰۵/۷۱
Y (ppm)	۵	۲۹	۱۵	۲/۹	۰/۴۲	۱/۰۴
Zn (ppm)	۱۷	۱۷۴۲	۱۵۱	۹۶/۸	۴/۹۵	۵۳/۷۲
Zr (ppm)	۱	۱۷	۳/۶	۱/۹	۲/۰۸	۷/۷۷
Au (ppb)	۱/۱	۷۵۸۰	۱۵۷/۲	۴۸۶/۱	۷/۲۶	۷۳/۴۴

جدول ۳: جدول وضعیت تعداد سلول‌ها دارای همپوشانی با نمونه‌های ژئوشیمیایی به تفکیک جوامع

جامعه	شاخص تولید (ppm×m)	تعداد کل	تعداد داده‌های آموزشی	تعداد داده‌های آزمایشی
A	۰	۱۳۵	۹۳	۴۲
B	بین ۵ تا ۴۰۵۰	۱۸۵	۱۳۵	۵۰
C	بین ۴۰۵۰ تا ۱۶۸۳۰	۶۷	۴۸	۱۹
تعداد کل		۳۸۷	۲۷۶	۱۱۱

جدول ۴: نتایج کلاسه‌بندی داده‌های آموزشی و آزمایشی با تابع تمایز خطی

کلاس واقعی (داده‌های آزمایشی)			کلاس واقعی (داده‌های آموزشی)			کلاس پیش‌بینی شده
C	B	A	C	B	A	
۰	۷	۲۵	۰	۲۱	۵۸	A
۸	۴۰	۱۷	۲۱	۱۰۵	۳۵	B
۱۱	۳	۰	۲۸	۹	۰	C
۰/۵۷۹	۰/۸۰۰	۰/۵۹۵	۰/۵۶۸	۰/۷۷۸	۰/۶۲۴	صحت نسبی
۷۶ = تعداد داده‌های صحیح ۱۱۱ = تعداد کل صحت نسبی کلی = ۰/۶۸۵			۲۷۶ = تعداد کل ۱۹۰ = تعداد داده‌های صحیح صحت نسبی کلی = ۰/۶۸۸			

جدول ۵: نتایج کلاسه‌بندی داده‌های آموزشی و آزمایشی با تابع تمایز غیرخطی

کلاس واقعی (داده‌های آزمایشی)			کلاس واقعی (داده‌های آموزشی)			کلاس پیش‌بینی شده
C	B	A	C	B	A	
۱	۷	۲۷	۱	۲۱	۶۴	A
۸	۳۸	۱۵	۲۱	۱۰۳	۲۸	B
۱۰	۵	۰	۲۶	۱۱	۱	C
۰/۵۲۶	۰/۷۶۰	۰/۶۴۳	۰/۵۴۲	۰/۷۶۳	۰/۶۸۸	صحت نسبی
۷۵ = تعداد داده‌های صحیح ۱۱۱ = تعداد کل صحت نسبی کلی = ۰/۶۷۶			۲۷۶ = تعداد کل ۱۹۳ = تعداد داده‌های صحیح صحت نسبی کلی = ۰/۶۹۹			

جدول ۶: نتایج کلاسه‌بندی با روش c-SVM با پارامترهای بهینه $C=4$ & $\gamma=0.05$ برای مرحله اول و $C=2$ & $\gamma=0.06$ برای مرحله دوم

کلاس واقعی (داده‌های آزمایشی)			کلاس واقعی (داده‌های آموزشی)			کلاس پیش‌بینی شده
C	B	A	C	B	A	
۰	۹	۳۲	۰	۳	۸۸	A
۸	۳۹	۱۰	۱۵	۱۲۸	۵	B
۱۱	۲	۰	۳۳	۴	۰	C
۰/۵۷۹	۰/۷۸۰	۰/۷۶۲	۰/۶۸۸	۰/۹۴۸	۰/۹۴۶	صحت نسبی
۸۲ = تعداد داده‌های صحیح ۱۱۱ = تعداد کل صحت نسبی کلی = ۰/۷۳۹			۲۷۶ = تعداد کل ۲۴۹ = تعداد داده‌های صحیح صحت نسبی کلی = ۰/۹۰۲			

جدول ۷: نتایج کلاسه‌بندی با روش ν -SVM با پارامترهای بهینه $\gamma = 0.05$ & $\nu = 0.04$ در مرحله اول و $\gamma = 0.05$ & $\nu = 0.34$ در مرحله دوم

کلاس واقعی (داده‌های آزمایشی)			کلاس واقعی (داده‌های آموزشی)			کلاس پیش‌بینی شده
C	B	A	C	B	A	
۰	۱۰	۳۳	۰	۳	۹۱	A
۸	۳۶	۹	۵	۱۳۱	۲	B
۱۱	۴	۰	۴۳	۱	۰	C
۰/۵۷۹	۰/۷۲۰	۰/۷۸۶	۰/۸۹۶	۰/۹۷۰	۰/۹۷۸	صحت نسبی
۸۰ = تعداد داده‌های صحیح ۱۱۱ = تعداد کل ۰/۷۲۱ = صحت نسبی کلی			۲۷۶ = تعداد داده‌های صحیح ۲۷۶ = تعداد کل ۰/۹۶۰ = صحت نسبی کلی			

۶- نتیجه‌گیری

به‌دست آمده با روش‌های ماشین بردار پشتیبان با نتایج واقعی (شکل ۴) بیشتر مطابقت دارد.

ب) ناحیه دوم متعلق به تپه آق‌داغ است. هر چهار تابع کلاسه‌بندی توانسته‌اند کانی‌زایی اقتصادی طلا را در تپه آق‌داغ نشان دهند (شکل ۶)، ولی مدل‌های به‌دست آمده به روش‌های آنالیز تمایز دارای نواحی با شاخص تولید بالا نیز می‌باشند. مدل‌های به‌دست آمده در شکل‌های الف و ب-۶ نشان دهنده‌ی کانی‌زایی طلا در این تپه مشابه تپه ساری گونای ولی با وسعت کمتر اتفاق افتاده است.

ج) بین دو تپه ساری گونای و آق‌داغ یک دره وجود دارد. شواهد زمین‌شناسی و نمونه‌برداری‌های سطحی نشان دهنده رگه‌های با کانی‌زایی سولفیدی آنتیموان و آرسنیک و طلا با راستای شمال شرقی- جنوب غربی در این منطقه است. مدل‌های کلاسه‌بندی شکل ۶ نیز این شواهد را تایید می‌کنند. شکل‌های الف و د-۶ پیوستگی و راستای این کانی‌زایی را بهتر نشان می‌دهند.

نتایج نشان می‌دهد که در تپه ساری گونای روش SVM بهتر عمل کرده است اما در تپه آق‌داغ و زون گسل بین این دو تپه روش DA نتایج بهتری را به همراه داشته است هر چند روش SVM نیز کانی‌زایی را در این دو منطقه در اولویت دوم نشان می‌دهد. این موضوع می‌تواند ناشی از تغییرات ژئوشیمیایی متفاوت بعضی از عناصری باشد که در مدل‌های SVM شرکت کرده‌اند ولی در مدل‌های DA حضور ندارند. این مطلب از طریق ترسیم نقشه‌های تک عنصری عناصر در منطقه تایید شده است. یک دلیل دیگر، شکل کانی‌زایی‌های متفاوت در این سه محدوده است. به طوری که کانی‌زایی‌های کوچکتر و رگه‌ای توسط روش DA و کانی‌زایی‌های بزرگتر و رگه‌ای مرکب توسط روش SVM بهتر مدل شده‌اند. یکی دیگر از نتایج مهم استنتاج شده از مدل‌های نشان داده شده

مقایسه نتایج کلاسه‌بندی روش آنالیز تمایز با روش ماشین بردار پشتیبان بر روی داده‌های آزمایشی، نشان می‌دهد که روش ν -SVM بهترین قابلیت تفکیک و روش LDA پایین‌ترین قابلیت تفکیک داده‌های جامعه A را دارد. همچنین روش ν -SVM پایین‌ترین عملکرد و روش LDA نیز بالاترین عملکرد را در کلاسه‌بندی داده‌های جامعه B داشته است. کمترین صحت کلاسه‌بندی داده‌های جامعه C نیز متعلق به روش QDA و سه روش دیگر عملکرد یکسانی داشته‌اند. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب دو روش ماشین بردار پشتیبان و روش آنالیز تمایز می‌توانند کانی‌زایی طلا را در کانسار ساری گونای مدل‌سازی نمایند. به طوری که مناطق فاقد کانی‌زایی توسط روش ν -SVM، مناطق با کانی‌زایی متوسط به روش LDA و نواحی با کانی‌زایی بالا توسط یکی از روش‌های LDA یا c-SVM یا ν -SVM تعیین شود.

به‌منظور پیش‌بینی مدل کانی‌زایی طلا در سطح و تعیین نقاط بهینه برای حفاری‌های تکمیلی در تپه ساری گونای و محل‌های مناسب حفاری در فاز اکتشافی مقدماتی و تفصیلی در تپه آق‌داغ از کل داده‌های ژئوشیمیایی محدوده اکتشافی و چهار تابع کلاسه‌بندی فوق استفاده شده است. نتایج مدل‌سازی کانی‌زایی طلا در سطح در شکل ۶ نشان داده شده است. سه ناحیه کانی‌زایی مجزا در این شکل قابل مشاهده است.

الف) ناحیه اول متعلق به تپه ساری گونای است. شکل ۶ نشان می‌دهد که هر چهار روش کلاسه‌بندی توانسته‌اند ناحیه با شاخص تولید بالا و متوسط را از زمینه تفکیک کنند. ولی مقایسه مدل‌های به‌دست آمده با مدل کریجینگ (شکل ۴)، نشان می‌دهد که شکل و اندازه این دو ناحیه در مدل‌های

مقایسه مدل‌های کانی‌زایی با شبکه حفاری‌های انجام شده (شکل ۴) دو ناحیه برای حفاری تکمیلی در تپه ساری گونای (شکل د-۶) پیش‌بینی شده است. همچنین یک ناحیه در تپه آق‌داغ و یک ناحیه در دره بین دو تپه (شکل الف-۶) برای حفاری در فاز اکتشافی مقدماتی و تفصیلی در این مناطق نیز پیشنهاد شده است.

در شکل ۶، پیوستگی و یکی بودن کانی‌زایی طلا در این سه ناحیه در عمق است. اثبات این موضوع با حفاری‌های تکمیلی امکان‌پذیر خواهد بود. بنابراین مناطق نشان داده شده در شکل ۶ با شاخص تولید بالا (نواحی قرمز رنگ) به‌عنوان اولویت اول و مناطق با شاخص تولید متوسط (نواحی زرد رنگ) به‌عنوان اولویت بعدی به‌عنوان محدوده‌های حفاری پیشنهاد می‌شود. به‌منظور محدود کردن نواحی پیشنهادی، با

مراجع

- quadratic discriminant analysis*”, Journal of Multivariate Analysis, Vol. 96, p. 384 – 403.
- [12] Dargahi, S.; Arvin, M.; Pan, Y.; Babaei, A.; 2010; “*Petrogenesis of post-collisional A-type granitoids from the Urumieh–Dokhtar magmatic assemblage, Southwestern Kerman, Iran: Constraints on the Arabian–Eurasian continental collision*”, Lithos, Vol. 115, p.190–204.
- [13] Davis, J.C.; 2002; “*Statistics and Data Analysis in Geology*”, 3rd edition. John Wiley & Sons, Inc., New York (638 pp.).
- [14] Fedikow, M.A.F.; Parbery, D.; Ferreira, K.J.; 1991; “*Geochemical Target Selection along the Agassiz Metalotect Utilizing Stepwise Discriminant Function Analysis*”, Journal of Economic Geology, vol. 86, p. 558-559.
- [15] George, C.; Fernandez, J.; 2002; “*Discriminant Analysis, A Powerful Classification Technique in Data Mining*”, Statistics and Data Analysis, p. 244–247.
- [16] Harris, D.P.; 1965; “*Multivariate statistical analysis - A decision tool for mineral exploration*”, In: J.C. Dotson and W.C. Peters (Editors), Symposium on Computers and Computer Applications in Mining and Exploration, 1. College of Mines, University of Arizona, Tucson, Ariz., p. C1-C35.
- [17] Kouhestani, H.; Ghaderi, M.; Zaw, K.; Meffre, S.; Hashem Emami, M.; 2012; “*Geological setting and timing of the Chah Zard breccia-hosted epithermal gold–silver deposit in the Tethyan belt of Iran*”, Mineralium Deposita, Vol. 47, p. 425–440.
- [18] Li, J.; 2005; “*Multiattributes pattern recognition for reservoir prediction*”, CSEG National Convention.
- [19] McKinley, J.M.; Roberson, S.; Cooper, M.; Tolosana-Delgado, R.; 2014; “*Discriminant Analysis of Palaeogene Basalt Lavas, Northern Ireland, Using Soil Geochemistry*”, Mathematics of Planet Earth Lecture Notes in Earth System Sciences, p. 103-106.
- [20] Mirnejad, H.; Simonetti, A.; Molasalehi, F.; 2011; “*Pb isotopic compositions of some Zn–Pb deposits and occurrences from Urumieh–Dokhtar and Sanandaj–Sirjan zones in Iran*”, Ore Geology Reviews, Vol. 39, p. 181–187.
- [21] Moosavi1, S.A.; Heidari1, S.M.; Rastad, E.; Esfahaninejad, M.; Rashidnejad Omran, N.; 2008; “*A brief review of mineral deposit types and geodynamic settings related to Neotethys in Iran*”, Geosciences, Vol. 17 (1), p. 132-142.
- [22] Richards, J.P.; Wilkinson, D.; Ullrich, T.; 2006; “*Geology of the Sari Gunay epithermal gold deposit*”, Geological Survey of Iran, Tehran, (586 pp.).
- [2] Hassani Pak, A.A.; Sharafodin, M.S.; 2001; “*Exploration Data Analysis*”, Tehran University Press, (987 pp.).
- [3] Rastad, E.; Niroomand, S.; Emami, M.H.; Rashid Nezhad Omran, N.; 2000; “*Genesis of Sb-As-Au deposit in volcano-plautonic complex of Dash-kasan (East Qorveh, Kordestan Province)*”, Journal of Geoscience, vol. 10 (1), p. 2-23.
- [4] Shikhzadeh, A.; Mokhtari, A.R.; Fathianpoor, N., Saheb zamani, N.; 2012; “*Application of Discriminant Analysis on RS/IP Data for Separation of High Grade from Low Grade Copper Zones – The Case Study of Chahfirouzeh Copper Deposit*”, Iranian Journal of Mining Engineering, vol. 7 (16), p. 25-32.
- [5] Fatemi, A.; Asadi Harooni, H.; Alinia, F.; Maghsoudy, S.; 2012; “*Separation of sulfide zone to oxide zone in transition area in Au-Cu Dalli porphyry deposit by discriminant analysis method*”, 4th Conference of Mining Engineering, Tehran University, p. 305-314.
- [6] Goodarzi Mehr, S.; Abbaspur, R.A.; Ahadnejad, V.; Khakbaz, B.; 2012; “*Comparison of Support Vector Machine, Neural Network, and Maximum Likelihood Methods for the Separation of Lithological Units*”, Iranian Journal of Geology, vol. 6 (22), p. 75-92.
- [7] Abbaszadeh, M.; Hezarkhani, A.; Soltani-Mohammad, S.; 2013; “*An SVM-based machine learning method for the separation of alteration zones in Sungun porphyry copper deposit*”, Chemie der Erde - Geochemistry, Vol. 73 (4), p. 545–554.
- [8] Abedi, M.; Norouzi, G.H.; Bahroudi, A.; 2012; “*Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas*”, Computers & Geosciences, Vol. 46, p. 272–283.
- [9] Aliyari, F.; Rastad, E.; Mohajjel, M.; 2012; “*Gold deposits in the Sanandaj–Sirjan zone: Orogenic Gold Deposits or Intrusion-Related Gold Systems*”, Resource Geology, Vol. 62 (3), p. 296–315.
- [10] Ben-Hur, A.; Weston, J.; 2010; “*A User’s Guide to Support Vector Machines*”, Chapter 13, Data Mining Techniques for the Life Sciences, O. Carugo, F. Eisenhaber (eds.), Humana Press, p. 223-239.
- [11] Croux, C.; Joossens, K.; 2005; “*Influence of observations on the misclassification probability in*

- [28] Yu, H.; Kim, S.; 2012; “*SVM Tutorial - Classification, Regression and Ranking*”, Handbook of Natural Computing, Springer, p. 479-506.
- [29] Wilkinson, L.; Damien, A.; 2005; “*Geology and mineralization of the sari gunay gold deposits, kordestan province Iran*”, Rio-Tinto Ltd Technical Report.
- [30] Wu, C.; Lv, X.; Cao, X.; Mo, Y.; Chen, C.; 2010; “*Application of support vector regression to predict metallogenic favorability degree*”, International Journal of the Physical Sciences, Vol. 5(16), p. 2523-2527.
- [31] Wu, W.; Mallet, Y.; Walczak, B.; Penninckx, W.; Massarta, D.L.; Heuerding, S.; Ernib, F.; 1996; “*Comparison of regularized discriminant analysis, linear discriminant analysis and quadratic discriminant analysis, applied to NIR data*”, Analytica Chimica Acta, Vol. 329, p. 257-265.
- [32] Zuo, R.; Carranza, E.J.M.; 2011; “*Support vector machine: A tool for mapping mineral prospectivity*”, Computers & Geosciences, Vol. 37, p. 1967-1975.
- “*northwest Iran*”, Economic Geology, Vol. 101, p. 1455-1496.
- [23] Rose, A.W.; 1972; “*Favorability for Cornwall-type Magnetite Deposits in Pennsylvania Using Geological, Geochemical and Geophysical Data in a Discriminant Function*”, Geochemical Exploration, Vol. 1, p. 181-194.
- [24] Srivastava, M.S.; 2002; “*Methods of multivariate statistics*”, John Wiley & Sons, (728 p.).
- [25] Tahmasebi, P.; Hezarkhani, A.; Mortazavi, M.; 2010; “*Application of Discriminant Analysis for Alteration Separation; Sungun Copper Deposit, East Azerbaijan, Iran*”, Australian Journal of Basic and Applied Sciences, Vol. 6, p. 564-576.
- [26] Theodoridis, S.; Koutroumbas, K.; 2009; “*Pattern Recognition*”, fourth edition, Elsevier, (967 pp.).
- [27] Yang, Q.; Li, X.; Shi, X.; 2008; “*Cellular automata for simulating land use changes based on support vector machines*”, Computers & Geosciences, Vol. 34, p. 592-602.

