

مدل سازی تعیین نقاط بهینه حفاری با بهره گیری از تصویر ماهواره ای Hyperion و شبکه های عصبی

امین مهرمنش^{۱*}، محمدجواد ولدان زوج^۲، محمودرضا صاحبی^۳، متین فروتن^۴، ماهیار سلطانی^۵

۱- کارشناس ارشد سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- دانشیار گروه سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- استادیار گروه سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۴- کارشناس ارشد سیستم های اطلاعات مکانی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۵- پژوهشگر مرکز فناوری اطلاعات و ارتباطات پیشرفته، دانشگاه صنعتی شریف

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۳/۲۲ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۵/۲۴

چکیده

از اهداف اساسی و اولیه در مطالعات تفصیلی اکتشاف منابع معدنی، تفکیک آلتراسیون های معدنی به منظور مدل سازی شکل و موقعیت توده های معدنی و تهیه نقشه نقاط بهینه حفاری است. نخستین هدف این مقاله تفکیک آلتراسیون های معدنی در تصویر ماهواره ای فرایطیفی Hyperion با استفاده از دو روش SAM و نسبت باندی است. در ادامه با استفاده از شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه و تابع شعاع مینا، به منظور تلفیق لایه های مؤثر بر کانی سازی مس پورفیری و لایه آتراسیون حاصل از طبقه بندی تصویر، هدف دوم که همان مدل سازی نقاط بهینه حفاری است، حاصل می گردد. نتایج طبقه بندی تصویر فرایطیفی با استفاده از روش های مذکور، نشان می دهد که روش نسبت باندی که قبل از به کارگیری آن از تبدیل MNF استفاده شده است، دارای دقتی بالا و در حدود ۹۴/۲ درصد (دقت کلی به دست آمده از ماتریس خطا) است. نتایج بهره گیری از شبکه های عصبی در مدل سازی تعیین نقاط بهینه حفاری نیز نشان می دهد که بهترین ساختار شبکه های عصبی، شبکه عصبی MLP است و میزان انطباق گمانه ها با نقشه تهیه شده به وسیله این شبکه عصبی ۵۴ درصد است.

کلیدواژه ها: تصویر فرایطیفی، آلتراسیون، مس پورفیری، شبکه عصبی، سنجنده Hyperion.

* نویسنده مکاتبه کننده: تهران، خیابان ولیعصر (عج)، بالاتر از تقاطع میرداماد، پلاک ۱۳۴۶، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه برداری.

تلفن: ۸۸۷۸۶۲۱۲

Email: amin1174@gmail.com

۱- مقدمه

مدل سازی تعیین مناطق حفاری، از پیش نیازهای اساسی مطالعات تفصیلی مواد معدنی است که منجر به کاهش هزینه های فرایند حفاری و تسهیل مدل سازی شکل و موقعیت توده های معدنی می شود. تعیین مناطق بهینه حفاری مستلزم تلفیق فاکتورهای مؤثر بر کانی سازی و استخراج الگوهای صحیح نحوه شکل گیری ذخایر معدنی از میان اطلاعات زمین شناسی، ژئوفیزیک و ژئوشیمی است. آلتراسیون در زمره مؤثرترین فاکتورهای کانی سازی جای دارد. وقتی آلتراسیون رخ می دهد، در حقیقت کانی های جدیدی تولید می شوند که با شناسایی آنها نوع آلتراسیون مشخص می گردد. بنابراین شناسایی آلتراسیون های مختلف را می توان گامی اساسی در مدل سازی شکل و موقعیت توده های معدنی برشمرد. از منظر سنجش از دور، می توان از این موضوع که هر یک از این کانی ها دارای منحنی های طیفی مخصوص به خود هستند، به عنوان وجه تمایزی برای تفکیک نوع کانی ها و در نتیجه تشخیص آلتراسیون ها از یکدیگر استفاده کرد. بنابراین یکی از روش های متداول در تفکیک آلتراسیون ها، استفاده از تصاویر ماهواره ای است.

در زمینه استفاده از تصاویر چندطیفی در تهیه نقشه های پتانسیل معدنی، می توان به پتانسیل یابی مس پورفیری با استفاده از تصاویر ماهواره Landsat در سال ۱۳۸۵ به وسیله خودرس اشاره کرد [۱]. او در تحقیق خود با بهره گیری از روش های مؤلفه های اصلی و نیز نسبت باندی، به تفکیک آلتراسیون های مرتبط با مس پورفیری پرداخت. رنجبر و همکارانش نیز در سال ۲۰۰۴ دست به تهیه نقشه آلتراسیون در مناطق سرچشمه و میدوک ایران با استفاده از تصاویر Landsat و ASTER زدند [۲].

در زمینه استفاده از تصاویر ابرطیفی در تهیه نقشه پتانسیل معدنی نیز می توان به تحقیق صورت گرفته به وسیله Frank و Ruitenbeek به منظور شناسایی

میکای سفید در سال ۲۰۰۶ اشاره داشت [۳]. آنها با اندازه گیری طول موج های مربوط به باندهای جذبی میکای سفید، این کانی را از دیگر مواد تفکیک کردند. همچنین Kruse در سال ۱۹۹۸ با بهره گیری از روش SAM^۱ و استفاده از داده های فراطیفی، کانی های معدنی مرتبط با آلتراسیون های هیدروترمال را تعیین کرد [۴]. نگاهیانی نیز در سال ۱۳۸۵ به بررسی و ارزیابی الگوریتم های شناسایی اهداف در تصاویر فراطیفی، به منظور آشکار سازی مواد معدنی پرداخت [۵].

در زمینه بهره گیری از روش های مختلف به منظور تهیه نقشه پتانسیل معدنی، تاکنون تحقیقات مختلفی صورت گرفته است. کرانزا و هال برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی ذخایر مس پورفیری ایالت بن گوت و ذخایر طلای اپی ترمال ایالت باگویو روش های همپوشانی شاخص، وزن های نشانگر و تئوری دمیسفر - شفر را نیز به کار گرفته اند. در آن تحقیق از همان نقشه های فاکتور که در منطق فازی ذکر گردید، استفاده شده است [۶]. ساهو و همکاران آنالیزی چندضابطه ای در محیط GIS را به منظور تشخیص نواحی پتانسیل دار ذخایر طلا در منطقه هاتی ماسکی به کار گرفتند. در این مطالعه ابتدا ارتباط مکانی فاکتورهای تشخیص کانی سازی با توجه به ذخیره های معدنی شناخته شده، به صورت تجربی تجزیه و تحلیل و وزن دهی شد و نقشه پتانسیل معدنی براساس شبکه استنتاجی ارائه شده، تهیه گردید [۷].

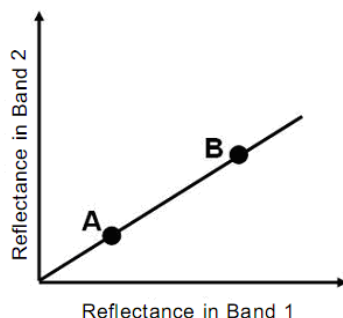
سینگر و همکاران در سال ۱۹۹۷ از شبکه های عصبی برای تخمین فاصله از رگه های معدنی استفاده کردند. این محققان در عین حال به استفاده از شبکه های عصبی احتمالاتی، به منظور کلاسه بندی رگه های معدنی اقدام کردند [۸]. آن ها در سال ۱۹۹۹ نیز دست به مقایسه نقشه پتانسیل معدنی تهیه شده به وسیله شبکه های عصبی و وزن های نشانگر زدند.

1. Spectral Angle Mapper

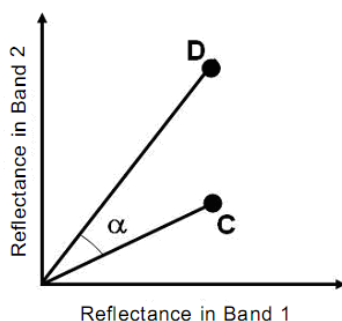
۲- روش های طبقه بندی

۲-۱- روش SAM

SAM از روش های طبقه بندی است که در آن بدین منظور از شباهت طیفی بین بازتاب طیفی هر پیکسل با بازتاب طیفی مرجع استفاده می شود. این الگوریتم شباهت طیفی را با محاسبه زاویه بین دو طیف در فضای چندبعدی طیفی که به صورت دو بردار مشخص می شوند تعیین می کند (شکل های ۱ و ۲). این الگوریتم را می توان به فضای n بعدی تعمیم داد. زاویه کوچک بین دو طیف نشان دهنده شباهت زیاد است و زاویه بزرگ نشان دهنده شباهت کم [۱۵]. به علت مستقل بودن زاویه دو بردار از طول آنها این روش حساسیت کمی به تغییرپذیری ناشی از فاکتور نور خورشیدی در تصویر دارد. زاویه بین دو بردار از طریق رابطه (۱) محاسبه می شود [۵ و ۱۵].



شکل ۱. دو طیف مشابه [۱۶]



شکل ۲. دو طیف غیر مشابه [۱۶]

نتایج این تحقیق نشان می داد که میزان خطا (با مقدار ۲ درصد) در کلاسه بندی رگه های معدنی در نقشه تهیه شده به روش شبکه عصبی برای هر دو سری نقاط تست و آموزش، به مراتب کمتر از میزان خطا (با مقدار ۲۳ درصد) در کلاسه بندی رگه های معدنی در نقشه تهیه شده به روش وزن های نشانگر است [۹].

حسینعلی و همکاران در سال ۲۰۰۸ اقدام به وزن دهی لایه های اطلاعاتی در کانسار مس علی آباد به وسیله شبکه پرسپترون چندلایه و تهیه نقشه های پتانسیل معدنی در این کانسار کردند. کمترین میزان خطا برای نقاط تست برابر ۲۸ درصد و مربوط به شبکه پرسپترون سه لایه ای با ۸ نورون در لایه پنهان اول و ۳ نورون در لایه پنهان دوم ارزیابی شد [۱۰].

در زمینه استفاده از روش فازی نیز می توان به تحقیقات صورت گرفته به دست الیاسی و عادل به منظور استفاده از روش فازی در تعیین مناطق بهینه حفاری در دو منطقه نوچون و چاه فیروز اشاره کرد. بیشترین میزان دقت نقشه های تهیه شده به روش فازی در منطقه نوچون برابر با ۶۴ درصد (گامای ۰/۸۷) و در منطقه چاه فیروزه برابر با ۷۲ درصد (گامای ۰/۸۵) بود [۱۱ و ۱۲]. در بسیاری از پژوهش ها نیز استفاده تلفیقی از شبکه های عصبی و سایر روش ها به منظور تهیه نقشه های پتانسیل معدنی انجام شده است. از جمله این موارد می توان به تلفیق شبکه های عصبی و اطلاعات سنجش از دور به وسیله سانچز [۱۳] و تلفیق شبکه های عصبی به همراه مجموعه های فازی به وسیله پوروال اشاره کرد [۱۴].

هدف اصلی این تحقیق بهره گیری از تصویر Hyperion برای تعیین دو آلتراسیون مرتبط با کانی سازی مس پورفیری، با استفاده از دو روش SAM و نسبت باندی است. از اهداف دیگر آن، تلفیق لایه های مؤثر بر کانی سازی و لایه آلتراسیون به منظور تهیه نقشه نقاط بهینه حفاری با استفاده از شبکه های عصبی MLP و RBF و ارزیابی نقشه های تهیه شده با گمانه های موجود است.

روش، ابتدا طیف تصویر به فضای MNF^۲ برده می‌شود و با کاهش وابستگی بین باندها با توجه به اختلاف‌های طیفی کانی‌ها در این فضا، تعدادی از نسبت‌های باندی به‌منظور طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۲-۲-۱- تبدیل MNF

در استفاده از داده ابرطیفی، بهتر است که نویز و نیز ابعاد داده کاهش یابند. تبدیل MNF به عنوان تبدیل کاهش‌دهنده ابعاد داده و نیز کاهنده نویز مطرح است. اولین مرحله تبدیل MNF را می‌توان در ۵ بخش تعیین نویز تصویر، محاسبه ماتریس کوواریانس نویز تصویر و مقادیر ویژه آن، تصحیح میانگین تصویر، غیروابسته کردن نویز در تصویر و نرمال ساختن نویز خطی در داده توصیف کرد. حاصل این ۵ مرحله، داده نویز سفید شده و با تصحیح میانگین شده است که در مرحله دوم تبدیل MNF به‌وسیله تبدیل PCA چرخانده می‌شود [۱۷].

۳- شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، ملهم از مغز انسان‌ها و متشکل از واحدهای پردازشگری با نام نورون‌ها هستند. این نورون‌ها با استفاده از دانش تجربی آموزش داده می‌شوند و سپس با تعمیم دانش به‌دست آمده درک بهتری از محیط به‌دست می‌آورند [۱۸]. این شبکه‌ها با دارا بودن قابلیت‌هایی مانند ساختار غیرخطی، تعمیم‌پذیری، یادگیری از الگوهای آموزشی، قابلیت کلاسه‌بندی داده‌ها و مانند اینها، ابزارهای توانمندی در علوم اکتشاف معدنی به‌شمار می‌روند. در ادامه این بخش به بررسی ساختار دو نوع شبکه عصبی که از آنها به‌منظور مدل‌سازی تعیین مناطق بهینه حفاری استفاده شده است، پرداخته می‌شود.

در رابطه (۱)، بردار t طیف مورد آزمایش و بردار r طیف مرجع است. مهم‌ترین مزیت این الگوریتم سادگی ساختار آن و استفاده سریع برای نمایش شباهت طیفی بین طیف تصویر و طیف مرجع است. البته مشکل طبقه‌بندی با استفاده از این الگوریتم در نظر نگرفتن مشکل پیکسل‌های مختلط است [۱۶]. انتخاب حد آستانه مناسب برای طبقه‌بندی به روش SAM تصمیمی اساسی است که معمولاً با استفاده از داده‌های معلوم از منطقه مورد استفاده تعیین می‌گردد.

$$\alpha = \cos^{-1} \left[\frac{\tilde{t} \cdot \tilde{r}}{\|\tilde{t}\| \cdot \|\tilde{r}\|} \right] \quad \text{رابطه (۱)}$$

لازم به ذکر است که داده‌های آموزشی برای تعیین بردار مرجع در این روش از شرکت ملی مس برگرفته شده‌اند که شامل منحنی‌های طیفی هستند که در مشاهدات میدانی و تصحیح رادیومتریکی بر روی آنها به‌وسیله همین شرکت صورت پذیرفته است.

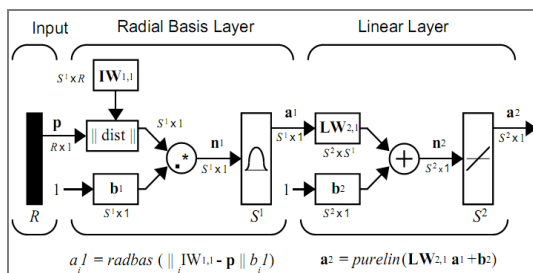
۲-۲- روش نسبت باندی^۱

در روش نسبت باندی به جای استفاده از کل منحنی طیفی از تعدادی طول موج و نسبت مقادیر آنها استفاده می‌شود. از آنجا که طیف‌های مرجع اغلب فقط در چند طول موج اختلاف‌هایی با یکدیگر دارند و در دیگر طول موج‌ها طیف‌های بسیار به یکدیگر شبیه‌اند، به جای استفاده از کل طول موج‌ها (کل منحنی طیفی) از نسبت دو یا چند باند نیز می‌توان برای طبقه‌بندی استفاده کرد [۳]. این روش‌ها در مقایسه با روش‌هایی که مبنای آنها مقایسه دو منحنی طیفی است، به میزان اندکی از خطاهای مربوط به فرایند تصحیح اتمسفری تأثیر می‌پذیرند [۳].

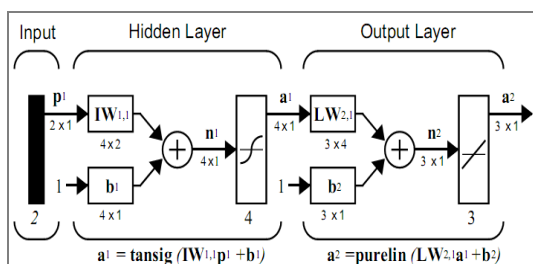
هنگامی که از نسبت دو باند به عنوان شاخصی برای جداسازی دو ماده استفاده می‌شود، هر قدر این دو باند وابستگی کمتری به یکدیگر داشته باشند نتایج بهتری به دست می‌آید. اما می‌دانیم که تصاویر ابرطیفی تعداد باندهای زیادی دارند و این باندها دارای وابستگی‌های طیفی اند [۷]. بنابر این در استفاده از این

1. Band Ratio

2. Minimum Noise Fraction Transformation



شکل ۳. شبکه عصبی شعاع مبنا [۱۵]



شکل ۴. شبکه پرسپترون چندلایه [۱۵]

۴- معرفی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه بایستی به گونه‌ای انتخاب شود که علاوه بر وجود تصویر ابرطیفی از آن و همچنین وجود شواهد کانی‌سازی، دارای داده‌های زمین‌شناسی، ژئوفیزیک، ژئوشیمی و چاه‌های اکتشافی نیز باشد. تصویر مورد استفاده در این مقاله از محدوده‌ای از استان کرمان و نواحی اطراف شامل منطقه معدنی نوچون برگرفته شده است.

این تصویر که از سنجنده Hyperion به‌دست آمده است، دارای ۲۴۲ باند طیفی در محدوده ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر است و در پهنای ۷/۶۵ کیلومتر در سال ۲۰۰۴ برداشت شده است. اندیس^۳ نوچون در محدوده طول جغرافیایی ۲۹° ۵۴' و ۲۹° ۵۵' شمالی، و محدوده عرض جغرافیایی ۵۵° ۵۰' و ۵۵° ۵۱' شرقی، در چهار کیلومتری جنوب غربی معدن سرچشمه، واقع در استان کرمان، قرار دارد. شکل‌های ۵ و ۶ به ترتیب نقشه

۳-۱- تابع شعاع مبنا^۱ (RBF)

شبکه‌های عصبی شعاع مبنا علاوه بر لایه ورودی، از یک لایه خاص شعاع مبنا تشکیل شده‌اند که تابع عملکرد این لایه بر مبنای توزیع گوسین است. این تابع، فاصله اقلیدسی بین بردار ورودی و مرکز نورون متناظر را مورد پردازش قرار می‌دهد [۱۹]. شکل ۳، شبکه شعاع مبنا را نشان می‌دهد. در این شکل، بردار ورودی با نماد p ، لایه شعاع مبنا با نماد dist ، بردار وزن میان نورون‌ها با نماد $IW^{1,1}$ ، پارامتر بایاس در لایه اول با نماد b^1 ، بردار وزن لایه دوم با نماد $IW^{2,1}$ ، پارامتر بایاس در لایه دوم با نماد b^2 و عملکرد ضرب با نماد $*$ ، نمایش داده شده است. همچنین خروجی تابع گوسین (بردار a^1)، ورودی لایه خطی به‌شمار می‌آید که در نهایت پس از اعمال توابع عملکرد در لایه خطی خروجی شبکه عصبی (a^2) حاصل می‌شود.

۳-۲- شبکه پرسپترون چندلایه^۲ (MLP)

شبکه‌های پرسپترون چندلایه در زمره پرکاربردترین شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی مسائل جهان واقعی جای دارند. در این شبکه‌ها آموزش بر مبنای قانون پس‌انتشار خطا صورت می‌گیرد [۱۹]؛ بدین ترتیب که سیگنال خطا در این شبکه‌ها - که برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه عصبی است - در لایه خروجی تشکیل می‌شود و مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه عصبی در کل شبکه توزیع می‌گردد [۱۹]. شکل ۴، ساختار شبکه پرسپترون چندلایه‌ای را نمایش می‌دهد. در این شکل، بردار ورودی با نماد P ، بردار وزن میان نورون‌ها با نماد $IW^{1,1}$ ، پارامتر بایاس در لایه اول با نماد b^1 ، بردار وزن لایه دوم با نماد $IW^{2,1}$ و پارامتر بایاس در لایه دوم با نماد b^2 نمایش داده شده‌اند. توابع عملکرد لایه اول و دوم در این شبکه به ترتیب، توابع Tansig و Pureline هستند.

1. Radial Basis Function
2. Multi Layer Perceptrons

۳. هر نوع اثر و نشانه‌ای را از هر کانی معدنی، اندیس می‌نامند.

فاکتورهای تشخیص کانی‌سازی که براساس نتایج مطالعات این طرح در مقیاس $\frac{1}{5000}$ و از شرکت ملی صنایع مس ایران برگرفته شده در جدول ۱ به نمایش درآمده است [۲۰].

۵-۲- جمع‌آوری و آماده‌سازی لایه‌های اطلاعاتی ورودی شبکه عصبی

در این مرحله ابتدا بایستی تمامی لایه‌های مورد نیاز که در مرحله تعیین فاکتورهای تشخیص کانی‌سازی تعیین شده‌اند، جمع‌آوری و آماده‌سازی شوند. مراحل فرایند تهیه نقشه آلتراسیون شامل پیش‌پردازش تصویر و طبقه‌بندی تصویر با دو روش SAM و نسبت بانندی است. سایر نقشه‌های لایه‌های اطلاعاتی مورد نظر شامل زون منشأ حرارت و سنگ میزبان، گسل‌ها، نشانه‌های کانی‌سازی، توزیع میزان عیار عنصر مس، توزیع میزان عیار عنصر مولیبدن، توزیع میزان شارژ ایلینیت، توزیع میزان مقاومت ظاهری و توزیع میزان فاکتور فلزی است که مراحل آماده‌سازی این لایه‌های اطلاعاتی در مراحل بعدی تشریح گردیده است.

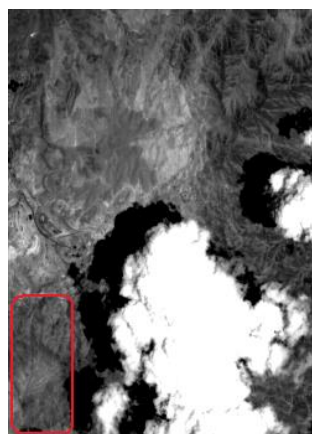
۵-۲-۱- پیش‌پردازش تصویر Hyperion و تفکیک آلتراسیون‌ها

با توجه به اینکه در این مقاله از داده‌های فراطیفی استفاده شده و این داده‌ها دارای پهنای باند باریک (در حدود ۱۰ نانومتر) هستند، برخی خطاها وارد تصویر می‌شوند که در مورد سنجنده‌های چندطیفی به چشم نمی‌خورند. در این مقاله پیش‌پردازش‌های انتخاب باند، تصحیح خطوط بد، تصحیح پیکسل‌های نواری، هم‌ردیف‌سازی در محیط‌های MATLAB و ENVI و تصحیح اتمسفری با استفاده از برنامه FLASH صورت پذیرفت. اطلاعات بیشتر در زمینه مدل‌سازی خطاهای موجود در تصاویر فراطیفی در منابع [۲۱ و ۲۲] موجود است.

اندیس نوچون و تصویر مورد استفاده را نشان می‌دهند. در شکل ۵، اندیس نوچون با کادر مشخص شده است.



شکل ۵. راه‌های دسترسی اندیس مس نوچون [۲۰]



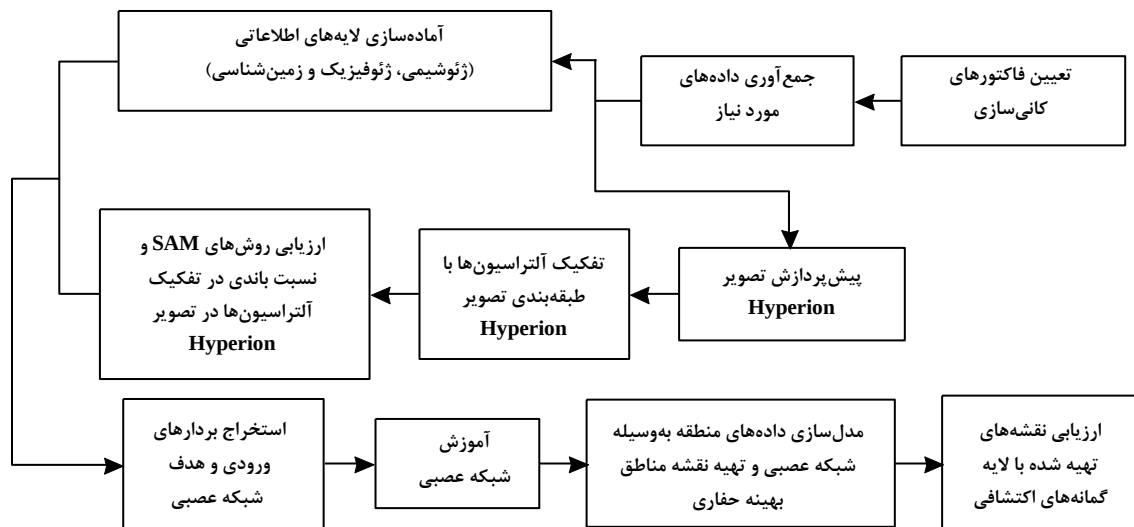
شکل ۶. تصویر منطقه مورد مطالعه (باند ۱۰۹)

۵- روش اجرا

با توجه به اینکه هدف از این مقاله تفکیک آلتراسیون‌های مربوط به مس پورفیری و تهیه نقشه مناطق بهینه حفاری با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP و RBF است، روش‌شناسی (متدولوژی) اجرا در شکل ۷ به نمایش درآمده است.

۵-۱- تعیین فاکتورهای تشخیص کانی‌سازی

در این مرحله لایه‌های اطلاعاتی مؤثر بر شکل‌گیری ذخایر عنصر مس، که نشانه‌ای بر وجود این عنصر و خاستگاه اصلی ترکیبات آن هستند، با بررسی مدل مفهومی مس پورفیری مربوط به طرح توسعه سیستم‌های اطلاعاتی مکانی شرکت ملی صنایع مس ایران، تعیین گردید. نقشه‌های لایه‌های اطلاعاتی



شکل ۷. روش شناسی اجرا

جدول ۱. فاکتورهای کنترل کننده کانی سازی [۲۰]

فاکتورهای کانی سازی	نقشه های موجود
زون های تأثیر هیدروترمال	نقشه زون منشأ حرارت و سنگ میزبان
	نقشه آلتراسیون هیدروترمال
	نقشه نشانه های معدنی محلی
گسل ها	نقشه گسل های اصلی
آنومالی ژئوشیمی	نقشه عیار یک عنصری (آنومالی مس-آنومالی مولیبدن)
	نقشه عیار چند عنصری (اندیس های ادیتو مس و مولیبدن)
آنومالی ژئوفیزیک	نقشه زون ناهنجاری مقاومت ظاهری
	نقشه زون ناهنجاری فاکتور فلزی
	نقشه زون ناهنجاری شارژ ابلیت

سریسیت^۶ [۲۳]. در شکل ۸، منحنی طیفی برخی از این کانی ها نشان داده شده است.

لازم به ذکر است که به دلیل ضعیف یا قوی بودن هر یک از این کانی ها ممکن است در برخی مکان ها کانی های دیگری مانند کائولینیت، مونتموریونیت یا جز

۵-۲-۲- اجرای روش های طبقه بندی تصویر

Hyperion

(الف) اجرای الگوریتم SAM

هر آلتراسیون دربرگیرنده کانی هایی است مربوط به خود، که به منظور تعیین نوع آلتراسیون می بایست به تعیین این کانی ها پرداخت. دو آلتراسیون مربوط به مس که در این مقاله به آنها پرداخته شده است، عبارت اند از آلتراسیون پروپیلیتیک^۱ و فیلیک^۲. کانی های معروف تشکیل دهنده آلتراسیون پروپیلیتیک عبارت اند از اپیدوت^۳، کلریت^۴ و کلسیت^۵. در مورد آلتراسیون فیلیک نیز کانی عمده عبارت است از

1. Propylitic
2. Phyllic
3. Epidote
4. Chlorite
5. calcite
6. sericite

کانی وجود دارد. به عنوان مثال، یکی از این حالت‌ها استفاده از منحنی طیفی کانی اپیدوت به عنوان شاخصی برای آلتراسیون پروپلیتیک و منحنی طیفی کانی سریسیت برای آلتراسیون فلیک است. در اینجا از ۳ حالتی که در ادامه ذکر می‌گردد استفاده شده است.

۱- کانی کلسیت شاخصی برای آلتراسیون پروپلیتیک و کانی کائولینیت شاخصی برای آلتراسیون فلیک؛

۲- کانی کلسیت شاخصی برای آلتراسیون پروپلیتیک و کانی سریسیت شاخصی برای آلتراسیون فلیک؛ و

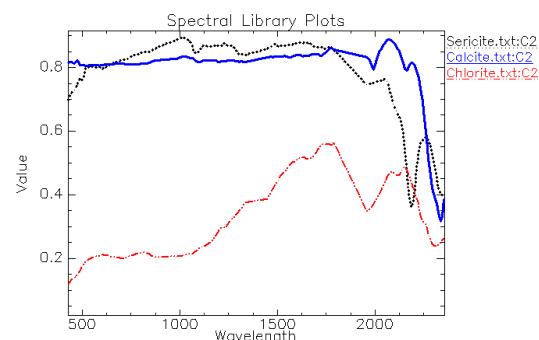
۳- کانی‌های کلسیت و کلریت شاخصی برای آلتراسیون پروپلیتیک و کانی‌های سریسیت و کائولینیت شاخصی برای آلتراسیون فلیک.

همان‌گونه که پیش‌تر نیز اشاره شد، می‌بایست در این روش یکسری حد آستانه برای کانی‌ها در نظر گرفت. برای این منظور با استفاده از تعداد ۲۶ پیکسل آموزشی برای آلتراسیون فلیک و ۹۵ پیکسل آموزشی دیگر برای آلتراسیون پروپلیتیک، روش SAM بارها با حد آستانه‌های مختلف برای هر یک از کانی‌های ۳ حالت یاد شده آزمایش گردید و حد آستانه‌هایی که بهترین نتایج را در پی داشتند، انتخاب شدند و نهایتاً برای طبقه‌بندی تصویر با به‌کارگیری روش SAM از این حدهای آستانه استفاده گردید.

نتایج طبقه‌بندی تصویر نیز با بهره‌گیری از داده‌های زمینی تهیه شده به‌وسیله شرکت ملی مس ایران شامل ۲۷۲ پیکسل آلتراسیون فلیک و ۱۷۸۱ پیکسل برای آلتراسیون پروپلیتیک و بهره‌گیری از ماتریس خطا^۱ ارزیابی گردیده‌اند. نتایج در جداول شماره ۲ تا ۷ به نمایش درآمده‌اند. همچنین پارامترهای این جداول عبارت‌اند از:

۱- دقت تولید شده: درصد نسبت به پیکسل‌های یک کلاس درست طبقه‌بندی شده، به پیکسل‌های معلوم زمینی آن کلاس.

اینها نیز به چشم بخورد. از طرفی، فراوانی کانی‌های هر آلتراسیون نیز ممکن است در مکان‌ها یا موارد مختلف متفاوت باشد. به عنوان مثال در مورد آلتراسیون پروپلیتیک ممکن است کانی شاخص فقط کلسیت باشد و دیگر کانی‌ها با فراوانی کمتری وجود داشته باشند. از این رو برای تشخیص این دو آلتراسیون با استفاده از روش SAM حالت‌های بسیار گوناگونی برای مشخص کردن یک آلتراسیون با استفاده از یک یا چند کانی وجود دارد. به عنوان مثال، یکی از این حالت‌ها استفاده از منحنی طیفی کانی اپیدوت به عنوان شاخصی برای آلتراسیون پروپلیتیک و منحنی طیفی کانی سریسیت برای آلتراسیون فلیک است. در اینجا از ۳ حالتی که در ادامه ذکر می‌گردد استفاده شده است.



شکل ۸. منحنی طیفی برخی از کانی‌های مرتبط با آلتراسیون‌های مس پورفیری

لازم به ذکر است که به دلیل ضعیف یا قوی بودن هر یک از این کانی‌ها ممکن است در برخی مکان‌ها کانی‌های دیگری مانند کائولینیت، مونتموریونیت یا جز اینها نیز به چشم بخورد. از طرفی، فراوانی کانی‌های هر آلتراسیون نیز ممکن است در مکان‌ها یا موارد مختلف متفاوت باشد. به عنوان مثال در مورد آلتراسیون پروپلیتیک ممکن است کانی شاخص فقط کلسیت باشد و دیگر کانی‌ها با فراوانی کمتری وجود داشته باشند. از این رو برای تشخیص این دو آلتراسیون با استفاده از روش SAM حالت‌های بسیار گوناگونی برای مشخص کردن یک آلتراسیون با استفاده از یک یا چند

1. Confusion matrix

جدول ۴. نتایج طبقه بندی (برحسب درصد) برای حالت ۲

کلاس	فیلک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه بندی نشده	۱/۴۷	۱/۷۴	۱/۷
فیلک	۷۰/۵۹	۸/۱۴	۱۶/۴۲
پروپیلیتیک	۲۷/۹۴	۹۰/۱۲	۸۱/۸۸
جمع	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

جدول ۵. دقت های تولید شده و کاربر برای حالت ۲

کلاس	دقت کاربر (درصد)	دقت تولید شده (درصد)
فیلک	۵۶/۹۷	۷۰/۵۹
پروپیلیتیک	۹۵/۴۸	۹۰/۱۲

ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای این حالت به ترتیب ۰/۵۳ و ۸۷/۵۳ درصد است.

جدول ۶. نتایج طبقه بندی (برحسب درصد) برای حالت ۳

کلاس	فیلک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه بندی نشده	۰	۰/۵۶	۰/۴۹
فیلک	۷۸/۳۱	۱۱/۰۶	۱۹/۹۷
پروپیلیتیک	۲۱/۶۹	۸۸/۳۸	۷۹/۵۴
جمع	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

جدول ۷. دقت های تولید شده و کاربر برای حالت ۳

کلاس	دقت کاربر (درصد)	دقت تولید شده (درصد)
فیلک	۵۱/۹۵	۷۸/۳۱
پروپیلیتیک	۹۶/۳۹	۸۸/۳۸

ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای این حالت به ترتیب ۰/۵۴ و ۸۷/۰۴ درصد است.

(ب) اجرای الگوریتم نسبت باندی

همان طور که قبلاً ذکر گردید، با اعمال یک تبدیل MNF نویز و واریانس داده ها کاهش می یابند و در نتیجه حاصل کار باندهایی هستند که بیشترین

۲- دقت کاربر: درصد نسبت پیکسل های کلاس درست طبقه بندی شده را به پیکسل های الگوریتم آنها در این کلاس مشخص می سازد.

۳- دقت کلی: میانگینی از دقت طبقه بندی است که نسبت پیکسل های صحیح طبقه بندی شده را به جمع پیکسل های معلوم زمینی نشان می دهد.

۴- ضریب کاپا: این ضریب دقت طبقه بندی را در مقایسه با طبقه بندی کاملاً تصادفی نشان می دهد و به این صورت محاسبه می شود:

$$\text{رابطه (۲)} \quad (A - B) / (1 - B) = \text{ضریب کاپا}$$

در آن، A برابر است با کل پیکسل های درست طبقه بندی شده، تقسیم بر کل پیکسل های معلوم زمینی؛ و B برابر است با حاصل جمع حاصل ضرب پیکسل های معلوم زمینی هر کلاس در پیکسل های طبقه بندی شده برای آن کلاس، تقسیم بر مجذور کل پیکسل های معلوم زمینی.

جدول ۲. نتایج طبقه بندی (برحسب درصد) برای حالت ۱

کلاس	فیلک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه بندی نشده	۰	۳/۵۴	۳/۰۷
فیلک	۷۵/۳۷	۵/۶۱	۱۴/۸۶
پروپیلیتیک	۲۴/۶۳	۹۰/۸۵	۸۲/۰۸
جمع	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

در این جدول منظور از عددهای ستون جمع، درصد نسبت پیکسل های هر کلاس به کل پیکسل های ۲ کلاس است.

جدول ۳. دقت های تولید شده و کاربر برای حالت ۱

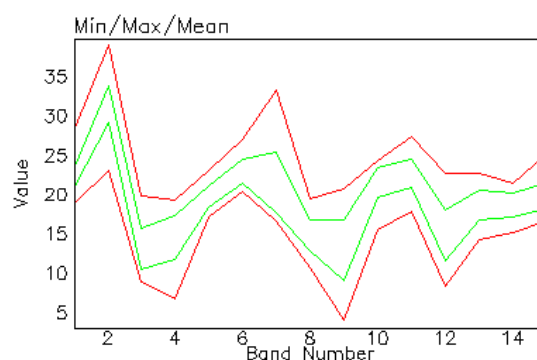
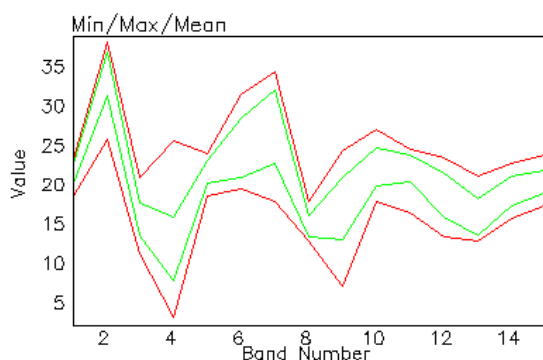
کلاس	دقت کاربر (درصد)	دقت تولید شده (درصد)
فیلک	۶۷/۲۱	۷۵/۳۷
پروپیلیتیک	۹۶/۰۲	۹۰/۸۵

ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای این حالت به ترتیب ۰/۵۸ و ۸۸/۷۹ درصد است.

$b_{12} < b_{11}$ ؛ یا به عبارت دیگر $(b_{13}/b_{12}) > 1$ و $(b_{11}/b_{12}) > 1$. بنابراین برای تفکیک این دو آلتراسیون از نسبت باندی b_{13}/b_{12} استفاده می‌شود که مقادیر کوچک‌تر از ۱ بیانگر آلتراسیون فیلک و مقادیر بزرگ‌تر از ۱ بیانگر آلتراسیون پروپیلیتیک است. تفاوت عمده دیگر در باند ۱۳ مشاهده می‌شود. در مورد آلتراسیون فیلک دیده می‌شود که $b_{13} < b_{14}$ و $b_{13} < b_{12}$ ؛ یا به عبارت دیگر $(b_{14}/b_{13}) > 1$ و $(b_{12}/b_{13}) > 1$ ؛ و در مورد آلتراسیون پروپیلیتیک داریم $b_{12} < b_{13}$ و $b_{14} < b_{13}$ ؛ یا به عبارت دیگر $(b_{14}/b_{13}) < 1$ و $(b_{12}/b_{13}) < 1$. بنابراین برای تفکیک این دو آلتراسیون همزمان از نسبت‌های باندی b_{12}/b_{13} و b_{14}/b_{13} استفاده می‌شود. جدول‌های ۸ تا ۱۱ نتایج ارزیابی روش نسبت باندی را نمایش می‌دهد.

جدول ۸. نتایج طبقه‌بندی (برحسب درصد) برای حالت ۱

کلاس	فیلک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه‌بندی نشده	۲۰/۹۶	۰	۲/۷۸
فیلک	۷۹/۰۴	۳/۴۸	۱۳/۴۹
پروپیلیتیک	۰	۹۶/۵۲	۸۳/۷۳
جمع	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰



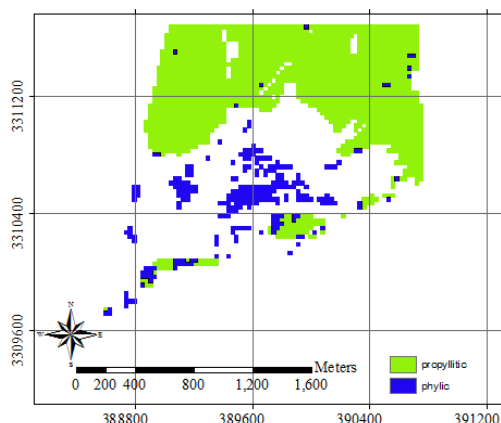
شکل ۹. مقادیر حداقل، متوسط و حداکثر برای ۱۵ باند MNF پیکسل‌های نمونه آلتراسیون فیلک (سمت چپ) و مقادیر حداقل، متوسط و حداکثر برای ۱۵ باند MNF پیکسل‌های نمونه (آموزشی) آلتراسیون پروپیلیتیک (سمت راست)

استقلال را از یکدیگر دارند. در اینجا با توجه به مقادیر ویژه حاصل از تبدیل MNF از ۱۵ باند اول استفاده شده است. حال می‌بایست به دنبال باندهایی بود که مقادیرشان برای پیکسل‌های دو آلتراسیون فیلک و پروپیلیتیک دارای اختلاف‌های زیاد از یکدیگر است تا بتوان از آنها به عنوان شاخصی برای جداسازی این دو آلتراسیون بهره گرفت. این کار با استفاده از تعدادی پیکسل نمونه (پیکسل‌های آموزشی) برای این دو آلتراسیون و بررسی مقادیر حداقل و متوسط و حداکثر برای این ۱۵ باند MNF صورت پذیرفت. شکل ۹، این مقادیر را برای پیکسل‌های آموزشی دو آلتراسیون نشان می‌دهد.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، بهترین دقت به‌دست آمده در روش SAM، ۸۸/۷۹ درصد (حالت ۱) است.

تفاوت‌های بسیاری را می‌توان در این منحنی‌ها دید و در نتیجه از نسبت‌های باندی مختلفی می‌توان برای تفکیک این دو آلتراسیون بهره گرفت. در این تحقیق از دو مورد استفاده شده است که در ادامه آورده می‌شوند. تفاوت عمده در باند ۱۲ است که در مورد آلتراسیون فیلک می‌توان گفت $b_{13} < b_{12} < b_{11}$ ؛ یا به عبارت دیگر $(b_{13}/b_{12}) < 1$ و نیز $(b_{11}/b_{12}) > 1$ ؛ و در مورد آلتراسیون پروپیلیتیک داریم $b_{12} < b_{13}$

کار رفته است (از آوردن نقشه‌های خروجی ۴ حالت دیگر به دلیل محدودیت حجم مقاله خودداری شده است).



شکل ۱۰. نقشه آلتراسیون‌های تفکیک شده به روش نسبت بانندی (حالت اول)

۵-۲-۳- آماده سازی داده های آموزشی ورودی

داده های آموزشی ورودی، عوامل کنترل کننده شکل گیری ذخیره معدنی اند که لازم است ابتدا برای ورود به شبکه عصبی آماده سازی گردند. به همین منظور لازم است ابتدا این لایه های اطلاعاتی به فرمت رستری با سایز پیکسل یکسان تبدیل شوند. لازم به تذکر است که به دلیل متفاوت بودن محدوده نقش آلتراسیون تهیه شده با استفاده از تصویر ابرطیفی با محدوده سایر لایه های اطلاعاتی، از محدوده مشترک نقشه آلتراسیون با سایر لایه ها در محیط GIS بهره گرفته شد. پس از آن، این لایه های اطلاعاتی به فرمت ASCII تبدیل گردیدند تا از روی این داده ها بتوان بردارهای آموزشی ورودی شبکه عصبی را استخراج کرد. این داده ها شامل زون - منشأ حرارت و سنگ میزبان، گسل ها، نشانه های کانی سازی، توزیع میزان عیار عنصر مس، توزیع میزان عیار عنصر مولیبدن، توزیع میزان شارژ ابلیتی، توزیع میزان مقاومت ظاهری و توزیع میزان فاکتور فلزی است که در شکل های ۱۱ تا ۱۸ نمایش داده شده اند.

جدول ۹. دقت های تولید شده و کاربر برای حالت ۱

دقت کاربر (درصد)	دقت تولید شده (درصد)	کلاس
۷۷/۶۲	۷۹/۰۴	فیلیک
۱۰۰	۹۶/۵۲	پروپیلیتیک

ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای این حالت به ترتیب ۰/۷۷ و ۹۴/۲ درصد است.

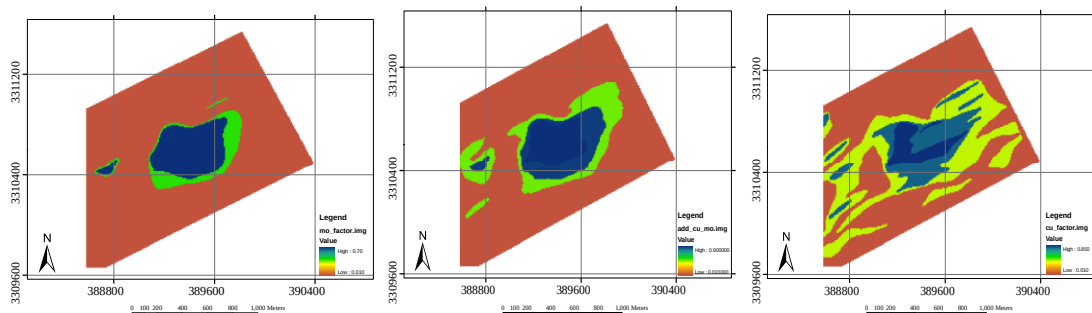
جدول ۱۰. نتایج طبقه بندی (بر حسب درصد) برای حالت ۲

جمع	پروپیلیتیک	فیلیک	کلاس
۵/۸۵	۱/۹۷	۳۱/۲۵	طبقه بندی نشده
۹/۱۱	۰	۶۸/۷۵	فیلیک
۸۵/۰۵	۹۸/۰۳	۰	پروپیلیتیک
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	جمع

جدول ۱۱. دقت های تولید شده و کاربر برای حالت ۲

دقت کاربر (درصد)	دقت تولید شده (درصد)	کلاس
۱۰۰	۶۸/۷۵	فیلیک
۱۰۰	۹۸/۰۳	پروپیلیتیک

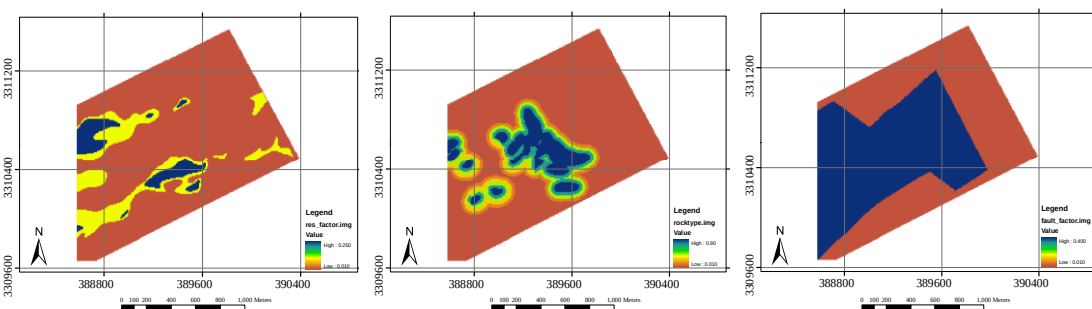
ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای این حالت به ترتیب ۰/۷۶ و ۹۴/۱۵ درصد است. همان طور که از نتایج دو روش SAM و نسبت بانندی مشخص است، به طور کلی دقت های به دست آمده از روش نسبت بانندی تا اندازه ای بهتر از دقت های به دست آمده از روش SAM است. همچنین در مورد دو حالت روش نسبت بانندی دیده می شود که تفاوت چندانی بین دقت های به دست آمده وجود ندارد. در نهایت، از بین ۵ حالت تست شده در این تحقیق حالت اول از روش نسبت بانندی دارای بهترین دقت (۹۴/۲ درصد) است. در مراحل بعدی از نقشه آلتراسیون های تفکیک شده با این روش که در شکل ۱۰ نشان داده شده، به عنوان لایه ای به منظور تلفیق با دیگر لایه ها به



شکل ۱۳. لایه هاله مرکب مولیبدن

شکل ۱۲. لایه اندیس‌های ادیتیو

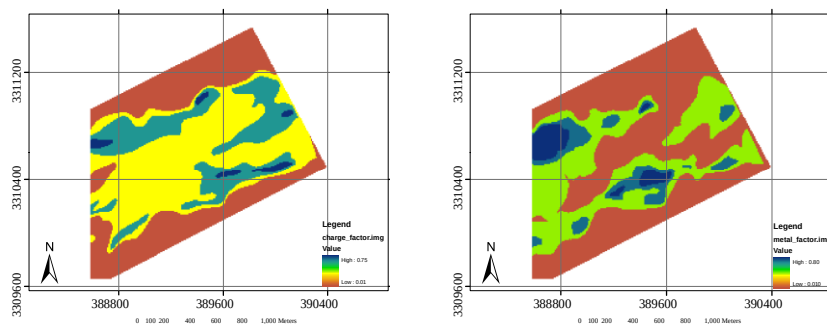
شکل ۱۱. لایه هاله مرکب مس



شکل ۱۶. لایه مقاومت ظاهری

شکل ۱۵. لایه نوع سنگ

شکل ۱۴. لایه گسل



شکل ۱۸. لایه شارژ ابلیت

شکل ۱۷. لایه فاکتور فلزی

۵-۲-۴- آماده‌سازی داده‌های آموزشی هدف

داده‌های آموزشی هدف در شبکه عصبی همان اطلاعات گمانه در محدوده مشترک لایه‌های اطلاعاتی قرار داشتند و کلیه اطلاعات این گمانه‌ها اعم از عمق، عیار عنصر مس نسبت به عمق و مختصات مکان مرجع گمانه‌ها موجود است. برای استخراج بردار هدف، به معیاری نیاز است که به‌وسیله آن بتوان میزان مطلوبیت گمانه اکتشافی مورد نظر برای حفاری را سنجید. به همین منظور در هر گمانه، از متوسط درصد عیار عنصر

مس نسبت به عمق گمانه استفاده شد. ابتدا، پروفیل تغییرات میزان عیار مس نسبت به عمق در هر گمانه رسم گردید. سپس جداول ارزیابی کیفی گمانه‌های اکتشافی براساس متوسط میزان درصد عیار مس پورفیری نسبت به عمق گمانه‌ها تشکیل شد و گمانه‌های اکتشافی به‌منظور ورود به شبکه‌های عصبی براساس درجه مطلوبیت، به سه دسته مطلوب متوسط و نامطلوب تقسیم‌بندی شدند.

۵-۵- مدل سازی داده های منطقه به وسیله شبکه

عصبی و تهیه نقشه مناطق بهینه حفاری

پس از آموزش شبکه های عصبی MLP و RBF به منظور تعیین نقاط بهینه حفاری، لایه های اطلاعاتی کل منطقه به حالت ASCII تبدیل شدند. خروجی این مرحله ماتریس هایی است که درایه های آنها شامل مقادیر فاکتورهای کنترل کننده کانی سازی در تمام پیکسل های منطقه مطالعاتی است. با توجه به اینکه تعداد فاکتورهای کنترل کننده کانی سازی ۱۰ فاکتور بود، خروجی این مرحله، ۱۰ ماتریس با مقادیر فاکتورهای کانی سازی در منطقه مطالعاتی بود. سپس ماتریس های یاد شده به عنوان ورودی، وارد شبکه های عصبی شدند و مقادیر درجه مطلوبیت برای حفاری در کل منطقه مطالعاتی مدل سازی گردید. سپس ماتریس حاصل در محیط GIS از حالت ASCII به حالت رستری تبدیل شد و نقشه مکان های بهینه حفاری با استفاده از شبکه های عصبی MLP و RBF در محیط GIS تهیه گردید.

این نقشه ها که در شکل های ۱۹ و ۲۰ نشان داده شده اند، منطقه مطالعاتی را براساس مطلوبیت حفر گمانه های اکتشافی تقسیم بندی می کنند. مناطق آبی رنگ در این نقشه ها نشان دهنده مناطق مطلوب حفاری اند.

۵-۶- ارزیابی نقشه های تهیه شده

برای این منظور از انطباق مقادیر پیکسل های گمانه های اکتشافی با نتایج حفاری آن گمانه ها (جدول ۱۲) استفاده گردید. در این زمینه، ابتدا با استفاده از روش های کلاسه بندی Manual نقشه های نقاط بهینه حفاری تهیه شده به صورت سه کلاسه تفکیک شد. سپس، مقادیر پیکسل های مربوط به گمانه در نقشه نقاط بهینه استخراج شدند. به عبارت دیگر، از لحاظ نقشه نقاط بهینه، کلاس هر گمانه با توجه به مقادیر هر پیکسل در یکی از کلاس های تعریف شده تعیین گردید.

۵-۳- استخراج بردارهای آموزشی شبکه عصبی

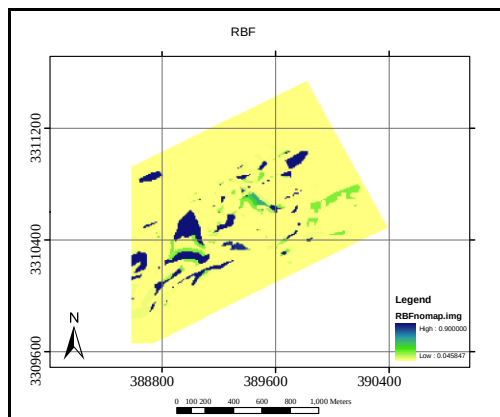
همان گونه که ذکر گردید، برای استخراج بردارهای آموزشی هدف شبکه، از میزان متوسط عیار مس نسبت به عمق در هر گمانه استفاده شد و با تشکیل جدول ارزیابی مقادیر کیفی گمانه ها، آنها برحسب درجه مطلوبیت به سه دسته مطلوب، متوسط و نامطلوب تقسیم شدند و درجه مطلوبیت هر یک از آنها به صورت عددی تعیین گردید.

برای استخراج بردارهای ورودی نیز ابتدا کلیه نقشه های فاکتور به فرمت رستری با سایز پیکسل یکسان تبدیل شدند و سپس به ازای هر درایه از بردار گمانه ها (X_{ij})، درایه متناظر X_{ij} از نقشه های فاکتور استخراج شد. بردار حاصل یک بردار شامل ۱۰ درایه از فاکتورهای کنترل کننده کانی سازی، در هر گمانه اکتشافی است که به عنوان بردار آموزشی ورودی متناظر با درجه مطلوبیت هر گمانه در فرایند آموزش مورد استفاده قرار می گیرد.

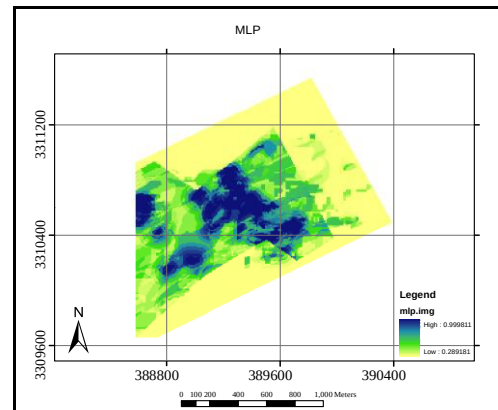
۵-۴- ورود داده ها به شبکه عصبی و آموزش

شبکه عصبی

پس از آماده سازی بردارهای آموزشی ورودی و هدف شبکه عصبی، شبکه های عصبی MLP و RBF به وسیله داده های آموزشی، آموزش داده شدند. با توجه به کم بودن تعداد این داده ها، برای آموزش این دو شبکه عصبی از روش cross correlation بهره برده شد. در روش cross correlation داده های آموزشی به چندین بخش به صورت تصادفی تقسیم بندی می شوند [۲۴] و [۲۵]. در هر مرحله یکی از این بخش ها از شبکه عصبی خارج می گردد و شبکه عصبی با سایر داده ها، آموزش داده می شود و از داده های خارج شده به عنوان داده هایی برای آزمون کارایی شبکه عصبی استفاده می شود. با تکرار این روند، در هر تکرار بخش دیگر داده های آموزشی از میان داده ها خارج می شود و آموزش شبکه عصبی به همان روش مذکور انجام می گیرد [۲۶].



شکل ۲۰. نقشه مناطق بهینه حفاری، شبکه عصبی RBF



شکل ۱۹. نقشه مناطق بهینه حفاری، شبکه عصبی MLP

جدول ۱۲. ارزیابی نهایی نقشه‌های مناطق بهینه حفاری نوچون

وضعیت اصلی گمانه‌ها				RBF				MLP			
شماره گمانه	وضعیت گمانه ۳ کلاسه	شماره گمانه	وضعیت گمانه ۳ کلاسه	وضعیت ۳ کلاسه	ارزیابی ۳ کلاسه	وضعیت ۳ کلاسه	ارزیابی ۳ کلاسه	وضعیت ۳ کلاسه	ارزیابی ۳ کلاسه	وضعیت ۳ کلاسه	ارزیابی ۳ کلاسه
۱	خ	۱۵	خ	ض	-۲	ض	-۲	م	-۱	م	-۱
۲	ض	۱۶	م	خ	-۲	ض	-۱	خ	-۲	م	۰
۳	ض	۱۷	م	خ	-۲	ض	-۱	م	-۱	م	۰
۴	م	۱۸	ض	ض	-۱	ض	۰	خ	-۱	خ	-۲
۵	خ	۱۹	م	خ	۰	ض	-۱	م	-۱	م	۰
۶	م	۲۰	ض	خ	-۱	خ	-۱	م	۰	خ	-۲
۷	م	۲۱	ض	ض	-۱	ض	۰	م	۰	ض	۰
۸	خ	۲۲	ض	خ	۰	ض	۰	ض	-۲	ض	۰
۹	م	۲۳	م	ض	-۱	ض	-۱	خ	-۱	خ	-۱
۱۰	خ	۲۴	ض	ض	-۲	ض	۰	خ	۰	ض	۰
۱۱	م	۲۵	ض	خ	-۱	ض	۰	م	۰	م	-۱
۱۲	ض	۲۶	ض	خ	-۲	ض	۰	م	-۱	م	-۱
۱۳	م	۲۷	ض	خ	-۱	ض	۰	خ	-۱	م	-۱
۱۴	خ	۲۹	ض	خ	۰	ض	۰	م	-۱	م	-۱
ارزیابی				۰/۵۲۰۸				۰/۵۴۱۷			
خ: خوب، م: متوسط، ض: ضعیف											

امتیاز (۲-) داده می‌شود. امتیاز (۱-) به معنی اختلاف یک درجه‌ای وضعیت گمانه در نقشه و جدول (مانند اختلاف وضعیت متوسط و وضعیت نامطلوب)، و امتیاز (۲-) به معنی اختلاف دو درجه‌ای وضعیت گمانه در نقشه و جدول (مانند اختلاف وضعیت مطلوب و نامطلوب) بوده است. میزان انطباق هر یک از نقشه‌های تهیه شده با گمانه‌های اکتشافی با استفاده از رابطه (۳)،

سپس کلاس تعیین شده برای هر گمانه با وضعیت آن گمانه براساس جدول ۱۲ مقایسه شد. در صورتی که کلاس گمانه با وضعیت موجود گمانه همخوانی داشته باشد، در جدول ارزیابی نهایی - و در ستون ارزیابی سه کلاسه - امتیاز صفر داده می‌شود و در صورت اختلاف وضعیت کلاس واقعی گمانه با وضعیت گمانه در نقشه، در جدول ارزیابی نهایی، امتیاز (۱-) و یا

محاسبه گردید.

$$a = 1 - \frac{e}{E} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در رابطه (۳)، a میزان انطباق گمانه‌ها با نقشه تهیه شده، e برابر با تعداد امتیازات منفی و E برابر با تعداد کل حالات عدم انطباق است. به منظور محاسبه تعداد کل حالات عدم انطباق وضعیت گمانه‌ها از رابطه (۴) استفاده شد. جدول ۱۲ ارزیابی نقشه‌های تهیه شده در اندیس نوچون را نمایش می‌دهد.

رابطه (۴)

$$\begin{aligned} & (\text{تعداد گمانه‌های با وضعیت واقعی متوسط} \times 1) + \\ & (\text{تعداد گمانه‌ها با وضعیت مطلوب و نامطلوب} \times 2) = \\ & \text{تعداد کل حالات} \end{aligned}$$

۶- نتایج و پیشنهادها

آلتراسیون‌ها از مهم‌ترین فاکتورهای شکل‌گیری کانی‌های معدنی به‌شمار می‌آیند. با توجه به توانایی فوق‌العاده تصاویر ابرطیفی در شناسایی محدوده‌های آلتراسیون‌ها و شکل‌گیری کانی‌ها، بهره‌گیری از این تصاویر، از روش‌های مؤثر در افزایش دقت تفکیک آلتراسیون‌های معدنی و به تبع آن افزایش دقت تعیین مناطق بهینه حفاری است.

در این مقاله به بررسی تفکیک آلتراسیون‌های مس پورفیری با استفاده از طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی به دو روش SAM و نسبت بانندی و تلفیق نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصاویر با سایر فاکتورهای مؤثر بر کانی‌سازی با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی MLP و RBF پرداخته شده است. با توجه به تحلیل طبقه‌بندی تصویر Hyperion و آنالیز مدل‌سازی نقاط بهینه حفاری به وسیله شبکه‌های عصبی ذکر شده نتایجی به دست آمد که در ادامه به آنها اشاره می‌شود.

در تکنیک‌هایی چون روش SAM، مبنای کار درواقع مقایسه طیف تصویر با طیف مرجع است. تعیین این که طیف تصویر، در چه طول موجی بهترین انطباق را با طیف مرجع دارد مشکل است. در روش نسبت

بانندی به جای استفاده از کل منحنی طیفی از تعدادی طول موج استفاده می‌گردد. از آنجا که طیف‌های مرجع اغلب فقط در چند طول موج دارای اختلاف‌هایی با یکدیگرند و در دیگر طول موج‌ها طیف‌ها با یکدیگر شباهت زیاد دارند، بنابراین وجود این شباهت‌ها، تمایز طیف‌های مختلف را از یکدیگر دچار مشکل می‌سازد [۳].

کاستی دیگر تکنیک SAM این است که به علت انجام محاسبات در محدوده‌ای از طول موج‌ها و محاسبه وابستگی آنها به شکل کلی منحنی طیفی، نتایج به دست آمده از آنها ممکن است تحت تأثیر خطاهای مربوط به فرایند تصحیح اتمسفری و نیز خطای در نظر نگرفتن اختلاط غیرخطی طیف‌ها در تکنیک جداسازی طیفی خطی باشند.

بنابراین همان‌طور که در نتایج این تحقیق نیز مشاهده می‌شود، روش نسبت بانندی دارای دقت‌های بهتری در حدود ۹۴/۲ درصد در قیاس با روش SAM با دقتی در حدود ۸۸ درصد بوده است.

در مدل‌سازی تعیین مناطق بهینه حفاری با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP، RBF و GRNN، پس از انطباق لایه گمانه‌های اکتشافی با نقشه‌های تهیه شده در این تحقیق، کمترین میزان انطباق مربوط به شبکه‌های عصبی RBF با میزان ۵۲ درصد است. این مقدار در مقایسه با بهترین مقدار انطباق گمانه‌های اکتشافی نقشه تهیه شده با شبکه عصبی RBF که در آن به جای لایه آلتراسیون طبقه‌بندی شده از تصویر Hyperion، از نقشه آلتراسیون‌های معدنی منطقه نوچون (که با استفاده از برداشت زمینی تهیه شده است) استفاده شده، در حدود ۶ درصد کمتر است [۲۶]. همچنین بیشترین میزان انطباق گمانه‌های مربوط به شبکه‌های عصبی MLP با میزان انطباقی در حدود ۵۴ درصد است. این مقدار در مقایسه با بهترین مقدار انطباق گمانه‌های اکتشافی نقشه تهیه شده با شبکه عصبی MLP که در آن به جای لایه آلتراسیون طبقه‌بندی شده از تصویر Hyperion، از نقشه

توانند با سرعت بیشتری بهترین باندها یا ویژگی‌های طیفی را برای تمایز کلاس‌های مختلف تشخیص دهند. از این رو بهره‌گیری از طبقه‌بندی‌کننده‌های ویژگی‌مبنا در تحقیقات آتی پیشنهاد می‌گردد. در این تحقیق از طیف‌های کتابخانه‌ای به‌منظور استفاده در الگوریتم‌ها استفاده گردید. نوع دیگری از طیف‌ها، طیف‌های خالصی هستند که با استفاده از روش‌های تعیین اعضای خالص تصویر به دست می‌آیند. چنانچه این روش‌ها کارآمدی مطلوبی داشته باشند، می‌توان از این منحنی‌های خالص نیز می‌توان استفاده کرد.

۷- قدردانی

نگارندگان مقاله از جناب آقای دکتر منصوریان و کارشناسان محترم شرکت مس از جمله جناب آقای مهندس نادر صاحب‌زمانی، جناب آقای مهندس امیر عادلی سرچشمه و جناب آقای مهندس رضا الیاسی، بابت همکاری صمیمانه‌شان کمال قدردانی را دارند.

۸- منابع

- [۱] خودرس حقیقی، ا.، ۱۳۸۵، پتانسیل‌یابی مس-طلا پورفیری در اندیس سربیشه جنوب بیرجند. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی- گروه نقشه‌برداری، دانشگاه تهران.
- [2] Ranjbar, H., Shahriari, H. & Honarmand, M., 2004. *Integration of ASTER and Airborne Geophysical Data for Exploration of Copper Mineralization: A Case Study of Sar Cheshmeh Area*. XXth International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congress, 4, 701-706.
- [3] Frank, J.A. & Ruitenbeek, V., 2006. *Mapping White Mica and Their Absorption Wavelengths Using Hyperspectral Band Ratios*. Remote Sensing of Environment, 102, 211-222.
- [4] Kruse, F. A., 1988. *Use of Airborne Imaging*

آلتراسیون‌های معدنی منطقه نوچون استفاده شده، تا اندازه‌ای کمتر است [۲۶]. مقدار دقت نقشه تهیه شده با استفاده از شبکه عصبی RBF در این تحقیق در مقایسه با بهترین دقت نقشه تهیه شده به روش فازی (گامی ۰/۸۷) در حدود ۱۲ درصد کمتر است [۱۲]. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، بهترین ساختار شبکه به‌منظور تهیه نقشه مناطق بهینه حفاری در منطقه نوچون متعلق به شبکه‌های عصبی MLP با میزان انطباقی در این تحقیق حدود ۵۴ درصد است. بنابراین شبکه‌های مذکور قادر به مدل‌سازی تعیین مناطق بهینه حفاری با دقتی در این حدود هستند.

با توجه به قابلیت‌های شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی مکان‌های بهینه حفاری و ماهیت طبیعی فرایند شکل‌گیری ذخایر معدنی، می‌توان این شبکه‌ها را در مناطق مطالعاتی دیگر به‌منظور اکتشاف تفصیلی مس پورفیری به کار برد. همچنین می‌توان با تغییر ماده معدنی مورد نظر، این شبکه‌ها را برای اکتشاف مواد معدنی دیگر با فاکتورهای کانی‌سازی متفاوت آزمود و نقشه مکان‌های بهینه حفاری برای عناصر مختلف را ترسیم کرد.

به دلیل بزرگ بودن اندازه پیکسل‌ها در تصویر مورد استفاده در این تحقیق، معمولاً بیش از یک هدف یا عارضه در داخل یک پیکسل وجود خواهد داشت. بنابراین کمتر با پیکسل‌های خالص روبه‌رو خواهیم بود که بتوانیم هر پیکسل را در یکی از کلاس‌های مربوط به هدف طبقه‌بندی کنیم. به همین خاطر به‌منظور بیشتر شدن دقت‌های کلاسه‌بندی روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل‌های خالص (مانند روش SAM استفاده از روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل‌های مختلط نیز که می‌توانند فراوانی مواد داخل پیکسل‌های مختلط را تخمین بزنند پیشنهاد می‌گردد.

در روش‌هایی مانند نسبت باندی چنانچه برای تفکیک مواد مختلف با افزونگی باندها یا کلاس‌های متعدد مواجه باشیم، نیاز به الگوریتم‌هایی است که Spectrometer Data to Map Minerals

Associated with Hydrothermally Altered Rocks in the Northern Grapevine Mountains, Nevada, and California. Remote Sensing of Environment, 24(1), 31-51.

[۵] نگهبانی، س.، ۱۳۸۵. شناسایی اهداف در تصاویر فرافصیح با تأکید بر مواد معدنی. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

[6] Carranza, J., 2002. *Geographically-Constrained Mineral Potential Mapping*. Ph.D. Thesis, Delft University of Technology, The Netherlands, 480 pp.

[7] Sahoo, N.R., Jotimani, P. and Tripathy, G.K., 1995. *Multi-Criteria Analysis in GIS Environment for Natural Resource Development: A Case Study on Gold Exploration*. Tata Infotech Ltd.

[8] Singer, D.A. and Kouda, R., 1997. *Classification of Mineral Deposits into Types Using Mineralogy with a Probabilistic Neural Network*. Nonrenewable Resources, 6, 27-32.

[9] Singer, D.A. and Kouda, R.A., 1999. *Comparison of the Weights-of-evidence Method and Probabilistic Neural Networks*. Natural Resources Research, 8(4), 287-298.

[10] Hosseinali, F. and Alesheikh, A.A., 2008. *Weighting Spatial Information in GIS for Copper Mining Exploration*. journal of Applied Science, 5(9), 1187-1198.

[۱۱] عادلای سرچشمه، ا.، ۱۳۸۸. تهیه نقشه پتانسیل معدنی مس با استفاده از GIS در مقیاس تفصیلی در یکی از محدوده های اکتشافی استان کرمان. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی - گروه نقشه برداری، دانشگاه تهران.

[۱۲] الیاسی، غ.، ۱۳۸۸. پتانسیل یابی مس در مقیاس تفصیلی با استفاده از GIS در یکی از محدوده های اکتشافی استان کرمان. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی - گروه نقشه برداری، دانشگاه تهران.

[13] Sanchez, J.P. et al., 2003. *Artificial Neural*

Network as a Tool for Mineral Potential Mapping with GIS. Journal of Remote Sensing, 24 (5), 1151-1156.

[14] Porwal, A. et al., 2004. *A Hybrid Neuro - Fuzzy Model for Mineral Potential Mapping*. journal of Mathematical Geology, 36(7), 803-826.

[15] Girouard, G., 2004. *Validated Spectral Angle Mapper Algorithm for Geological Mapping Comparative Study between Quickbird and Landsat-TM*. ISPRS conferences.

[۱۶] فهیم نژاد، ح.، ۱۳۸۴. ارزیابی تفکیک نوع محصولات کشاورزی با استفاده از داده های سنجش از دور، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

[17] Jacob, T., 2007. *Partial Unmixing of Hyperspectral Imagery: Theory and Methods*. ASPRS Annual conference.

[۱۸] مهناج، م.ب.، ۱۳۸۱. مبانی شبکه های عصبی، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

[19] Hagan, M.T., Demuth, H.B. & Beale, M.H., 1996. *Neural Networks Design*. PWS Publishing Company, Boston.

[۲۰] شرکت ملی صنایع مس ایران، ۱۳۷۸. طرح تحقیق و توسعه سیستم اطلاعات جغرافیایی؛ تدوین متدولوژی تعیین نقاط حفاری با استفاده از GIS.

[21] Beck, R., 2003. *EO-1 User Guide v. 2.3*. Department of Geography University of Cincinnati.

[22] <http://eo-1.gsfc.nasa.gov>, 2001. *EO-1 Technology Validation Extended Mission Questionnaire Background Data and Operation Assumptions*.

[۲۳] حسینی پاک، ع.ا.، ۱۳۷۹. مدلسازی کانسارهای فلزی- غیرفلزی و کاربرد اکتشافی آنها. انتشارات دانشگاه تهران.

[24] Bishop, C.M., 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition*. 1st edition. Oxford Clarendon.

[25] Yugoslavia report, 1972. *Report on Explorations for Copper in Now Chun Area*. Institute for geological and mining exploration Beograd-Yugoslavia , 1-39.

[۲۶] فروتن مقدم، م.، ۱۳۸۸. مکان‌یابی معادن با استفاده از شبکه‌های عصبی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.



Determining the Optimum Position of Boreholes, Using Hyperion Image and Neural Networks Method

Mehrmanesh, A.^{1*}, ValadanZouj M.J.², Sahebi M.R.³, Forutan M.⁴, Soltani M.⁵

1- M.Sc. in GIS, K.N. Toosi University of Technology

2- Associate Prof., K.N. Toosi University of Technology

3- Assistant Prof., K.N. Toosi University of Technology

4- M.Sc. in GIS, K.N. Toosi University of Technology

5- Recherche in Advanced Information & Communication Technology Center, Sharif University of Technology

Abstract

Among detailed mineral exploration studies, the alteration mapping has been proved to be the fundamental objective for identifying the deposits formation. This paper aims determining alteration zones in Hyperspectral images with the assist of SAM & Band Ratio methods at first. The second interest is integrating the output of determined alteration zones by other mineralization factors using different Neural Networks namely Multilayer perceptrons, Radial Basis Function & Generalized Neural Network and using cross correlation method. This integration is performed for determining the position of boreholes of porphyry copper exploration in Nowchoun region. In the case of Hyperspectral classification, the best result have been achieved by the band ratio method, i.e. about 94.2 percent. Eventually, the degree of correlation between maps that produced by neural networks and operated exploration boreholes have been estimated. Comparison between the high potential points indicated by our maps with those previous drilled boreholes reveals that MLP network has the highest correlation. This correlation is about 54% in Nowchoun region.

Keywords: Hyperspectral image, Alteration, Porphyry copper, Neural Networks, Hyperion.