نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال یکم، شماره اول، پاییز ۱۳۹۲

Vol.1, No.2, Autumn 2013

مدل‌سازی تعیین نقاط بهینه حفاری با بهره‌گیری از تصویر ماهواره‌ای Hyperion و شبکه‌های عصبی

امین مهرمنش[۱]*، محمدجواد ولدان‌زوج[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 سیستم‌های 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 آلتراسیون‌های معدنی به‌منظور مدل‌سازی شکل و موقعیت توده‌های معدنی و تهیه نقشه نقاط بهینه حفاری است. نخستین هدف این مقاله تفکیک آلتراسیون‌های معدنی در تصویر ماهواره‌ای فراطیفی Hyperion با استفاده از دو روش SAM و نسبت باندی است. در ادامه با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و تابع شعاع‌مبنا، به منظور تلفیق لایه‌های مؤثر بر کانی‌سازی مس پورفیری و لایه آتراسیون حاصل از طبقه‌بندی تصویر، هدف دوم که همان مدل‌سازی نقاط بهینه حفاری است، حاصل می‌گردد. نتایج طبقه‌بندی تصویر فراطیفی با استفاده از روش‌های مذکور، نشان می‌دهد که روش نسبت باندی که قبل از به‌کارگیری آن از تبدیل MNF استفاده شده است، دارای دقتی بالا و در حدود ۹۴/۲ درصد (دقت کلی به‌دست آمده از ماتریس خطا) است. نتایج بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی تعیین نقاط بهینه حفاری نیز نشان می‌دهد که بهترین ساختار شبکه‌های عصبی، شبکه عصبی MLP است و میزان انطباق گمانه‌ها با نقشه تهیه شده به‌وسیله این شبکه عصبی ۵۴ درصد است.

کلیدواژه‌ها: تصویر فراطیفی، آلتراسیون، مس پورفیری، شبکه عصبی، سنجنده Hyperion.

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

تلفن: ۸۸۷۸۶۲۱۲

Email: amin1174@gmail.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

۱- مقدمه

مدل‌سازی تعیین مناطق حفاری، از پیش‌نیازهای اساسی مطالعات تفصیلی مواد معدنی است که منجر به کاهش هزینه‌های فرایند حفاری و تسهیل مدل‌سازی شکل و موقعیت توده‌های معدنی می‌شود. تعیین مناطق بهینه حفاری مستلزم تلفیق فاکتورهای مؤثر بر کانی‌سازی و استخراج الگوهای صحیح نحوه شکل‌گیری ذخایر معدنی از میان اطلاعات زمین‌شناسی، ژئوفیزیک و ژئوشیمی است. آلتراسیون در زمرهٔ مؤثرترین فاکتورهای کانی‌سازی جای دارد. وقتی آلتراسیون رخ می‌دهد، در حقیقت کانی‌های جدیدی تولید می‌شوند که با شناسایی آنها نوع آلتراسیون مشخص می‌گردد. بنابراین شناسایی آلتراسیون‌های مختلف را می‌توان گامی اساسی در مدل‌سازی شکل و موقعیت توده‌های معدنی برشمرد. از منظرِ سنجش از دور، می‌توان از این موضوع که هر یک از این کانی‌ها دارای منحنی‌های طیفی مخصوص به خود هستند، به عنوان وجه تمایزی برای تفکیک نوع کانی‌ها و در نتیجه تشخیص آلتراسیون‌ها از یکدیگر استفاده کرد. بنابراین یکی از روش‌های متداول در تفکیک آلتراسیون‌ها، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای است.

در زمینه استفاده از تصاویر چندطیفی در تهیه نقشه‌های پتانسیل معدنی، می‌توان به پتانسیل‌یابی مس پورفیری با استفاده از تصاویر ماهواره Landsat در سال ۱۳۸۵ به‌وسیله خودرس اشاره کرد [۱]. او در تحقیق خود با بهره‌گیری از روش‌های مؤلفه‌های اصلی و نیز نسبت باندی، به تفکیک آلتراسیون‌های 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 می‌توان به تحقیق صورت گرفته به‌وسیله Frank و Ruitenbeek به‌منظور شناسایی میکای سفید در سال ۲۰۰۶ اشاره داشت [۳]. آنها با اندازه‌گیری طول موج‌های مربوط به باندهای جذبی میکای سفید، این کانی را از دیگر مواد تفکیک کردند. همچنین Kruse در سال ۱۹۹۸ با بهره‌گیری از روش SAM[1] و استفاده از داده‌های فراطیفی، کانی‌های معدنی مرتبط با آلتراسیون‌های هیدروترمال را تعیین کرد [۴]. نگهبانی نیز در سال ۱۳۸۵ به بررسی و ارزیابی الگوریتم‌های شناسایی اهداف در تصاویر فراطیفی، به منظور آشکارسازی مواد معدنی پرداخت [۵].

در زمینه بهره‌گیری از روش‌های مختلف به‌منظور تهیه نقشه پتانسیل معدنی، تاکنون تحقیقات مختلفی صورت گرفته است. کرانزا و هال برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی ذخایر مس پورفیری ایالت بن‌گوت و ذخایر طلای اپی‌ترمال ایالت باگویو روش‌های همپوشانی شاخص، وزن‌های نشانگر و تئوری دمپسفر ـ شفر را نیز به‌کار گرفته‌اند. در آن تحقیق از همان نقشه‌های فاکتور که در منطق فازی ذکر گردید، استفاده شده است [۶]. ساهو و همکاران آنالیزی چندضابطه‌ای در محیط GIS را به‌منظور تشخیص نواحی پتانسیل‌دار ذخایر طلا در منطقه هاتی ماسکی به کار گرفتند. در این مطالعه ابتدا ارتباط مکانی فاکتورهای تشخیص کانی‌سازی با توجه به ذخیره‌های معدنی شناخته شده، به صورت تجربی تجزیه و تحلیل و وزن‌دهی شد و نقشه پتانسیل معدنی براساس شبکه استنتاجی ارائه شده، تهیه گردید [۷].

سینگر و همکاران در سال ۱۹۹۷ از شبکه‌های عصبی برای تخمین فاصله از رگه‌های معدنی استفاده کردند. این محققان در عین حال به استفاده از شبکه‌های عصبی احتمالاتی، به‌منظور کلاسه‌بندی رگه‌های معدنی اقدام کردند [۸]. آن‌ها در سال ۱۹۹۹ نیز دست به مقایسه نقشه پتانسیل معدنی تهیه شده به‌وسیله شبکه‌های عصبی و وزن‌های نشانگر زدند.

1. Spectral Angle Mapper

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

نتایج این تحقیق نشان می‌داد که میزان خطا (با مقدار ۲ درصد) در کلاسه‌بندی رگه‌های 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 کلاسه‌بندی رگه‌های معدنی در نقشه تهیه شده به روش وزن‌های نشانگر است [۹].

حسینعلی و همکاران در سال ۲۰۰۸ اقدام به وزن‌دهی لایه‌های اطلاعاتی در کانسار مس علی‌آباد به‌وسیله شبکه پرسپترون چندلایه و تهیه نقشه‌های پتانسیل معدنی در این کانسار کردند. کمترین میزان خطا برای نقاط تست برابر ۲۸ درصد و مربوط به شبکه پرسپترون سه لایه‌ای با ۸ نورون در لایه پنهان اول و ۳ نورون در لایه پنهان دوم ارزیابی شد [۱۰].

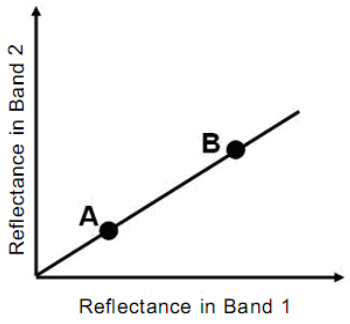
در زمینه استفاده از روش فازی نیز می‌توان به تحقیقات صورت گرفته به دست الیاسی و عادلی به‌منظور استفاده از روش فازی در تعیین مناطق بهینه حفاری در دو منطقه نوچون و چاه‌فیروز اشاره کرد. بیشترین میزان دقت نقشه‌های تهیه شده به روش فازی در منطقه نوچون برابر با ۶۴ درصد (گامای ۰/۸۷) و در منطقه چاه‌فیروزه برابر با ۷۲ درصد (گامای ۰/۸۵) بود [۱۱ و ۱۲]. در بسیاری از پژوهش‌ها نیز استفاده تلفیقی از شبکه‌های عصبی و سایر روش‌ها به‌منظور تهیه نقشه‌های پتانسیل معدنی انجام شده است. از جمله این موارد می‌توان به تلفیق شبکه‌های عصبی و اطلاعات سنجش از دور به‌وسیله سانچز [۱۳] و تلفیق شبکه‌های عصبی به همراه مجموعه‌های فازی به‌وسیله پوروال اشاره کرد [۱۴].

هدف اصلی این تحقیق بهره‌گیری از تصویر Hyperion برای تعیین دو آلتراسیون مرتبط با کانی‌سازی مس پورفیری، با استفاده از دو روش SAM و نسبت باندی است. از اهداف دیگر آن، تلفیق لایه‌های مؤثر بر کانی‌سازی و لایه آلتراسیون به منظور تهیه نقشه نقاط بهینه حفاری با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP و RBF و ارزیابی نقشه‌های تهیه شده با گمانه‌های موجود است.

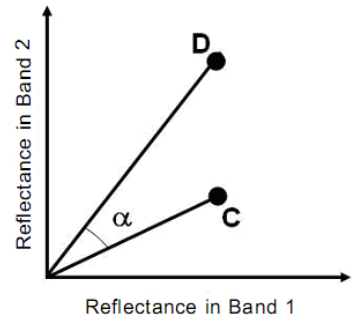
۲- روش‌های طبقه‌بندی

۲-۱- روش SAM

SAM از روش‌های طبقه‌بندی است که در آن بدین‌منظور از شباهت طیفی بین بازتاب طیفی هر پیکسل با بازتاب طیفی مرجع استفاده می‌شود. این الگوریتم شباهت طیفی را با محاسبه زاویه بین دو طیف در فضای چندبعدی طیفی که به صورت دو بردار مشخص می‌شوند تعیین می‌کند (شکل‌های ۱ و ۲). این الگوریتم را می‌توان به فضای nبعدی تعمیم داد. زاویه کوچک بین دو طیف نشان‌دهنده شباهت زیاد است و زاویه بزرگ نشان‌دهنده 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 می‌شود [۵ و ۱۵].



شکل ۱. دو طیف مشابه [۱۶]



شکل ۲. دو طیف غیرمشابه [۱۶]

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

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.

$$\alpha = \cos^{-1}\left[\frac{\vec{t}\,\vec{r}}{\|\vec{t}\|.\|\vec{r}\|}\right] \qquad \text{رابطه (۱)}$$

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[1]

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 طیفی‌اند [۷]. بنابر این در استفاده از این روش، ابتدا طیف تصویر به فضای MNF[2] 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 کاهندهٔ 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.

1. Band Ratio
2. Minimum Noise Fraction Transformation

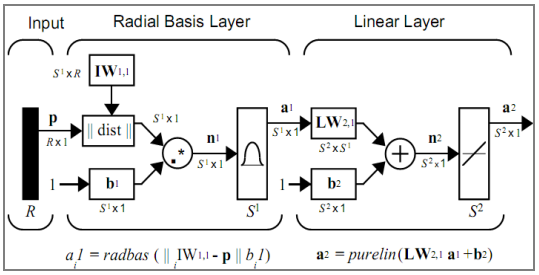
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

۳-۱- تابع شعاع‌مبنا[1] (RBF)

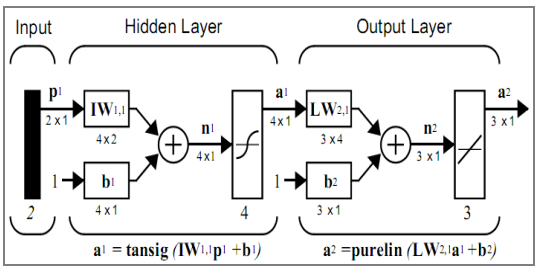
شبکه‌های عصبی شعاع‌مبنا علاوه بر لایه ورودی، از یک لایه خاص شعاع‌مبنا تشکیل شده‌اند که تابع عملکرد این لایه برمبنای توزیع گوسین است. این تابع، فاصله اقلیدسی بین بردار ورودی و مرکز نورون متناظر را مورد پردازش قرار می‌دهد [۱۹]. شکل ۳، شبکه شعاع‌مبنا را نشان می‌دهد. در این شکل، بردار ورودی با نماد p، لایه شعاع‌مبنا 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[2] (MLP)

شبکه‌های پرسپترون چندلایه در زمره پرکاربردترین شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی مسائل جهان واقعی جای دارند. در این شبکه‌ها آموزش برمبنای قانون پس‌انتشار خطا صورت می‌گیرد [۱۹]؛ بدین ترتیب که سیگنال خطا در این شبکه‌ها ـ که برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه عصبی است ـ 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 به‌ترتیب، توابع Tansig و Pureline هستند.



شکل ۳. شبکه عصبی شعاع‌مبنا [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[3] نوچون در محدوده طول جغرافیایی ′54 °29 و ′55 °29 شمالی، و محدوده عرض جغرافیایی ′50 °55 و ′51 °55 شرقی، در چهار کیلومتری جنوب غربی معدن سرچشمه، واقع در استان کرمان، قرار دارد. شکل‌های ۵ و ۶ به ترتیب نقشه

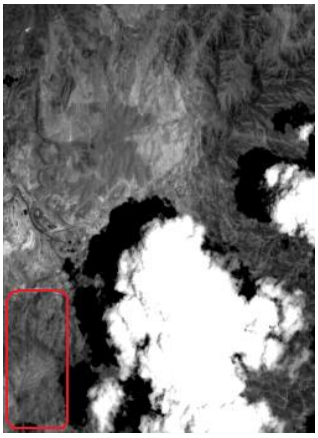
1. Radial Basis Function
2. Multi Layer Perceptrons
۳. هر نوع اثر و نشانه‌ای را از هر کانی معدنی، اندیس می‌نامند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

اندیس نوچون و تصویر مورد استفاده را نشان می‌دهند. در شکل ۶، 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 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

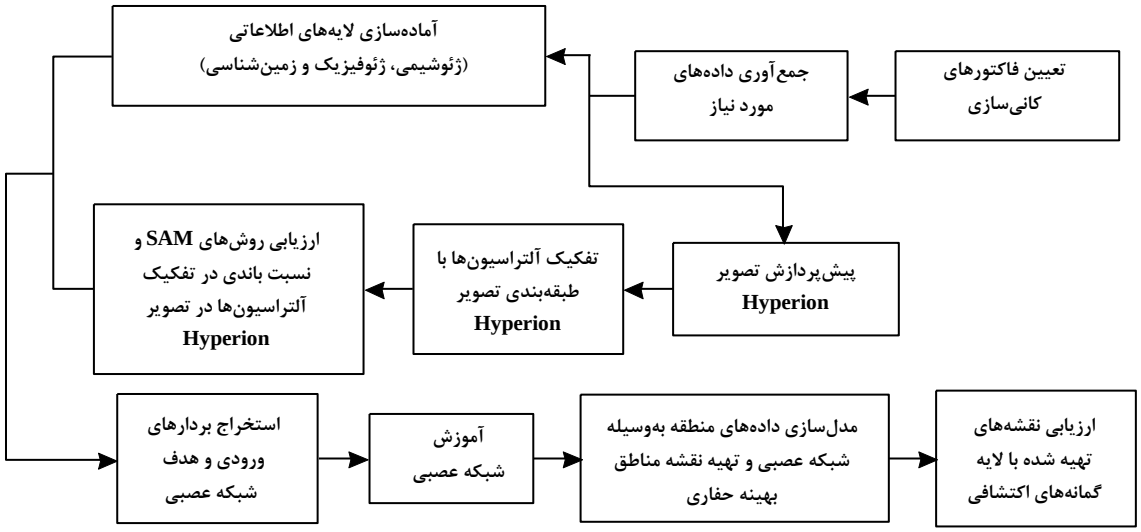
در این مرحله ابتدا بایستی تمامی لایه‌های مورد نیاز که در مرحلهٔ تعیین فاکتورهای تشخیص کانی‌سازی تعیین شده‌اند، جمع‌آوری و آماده‌سازی شوند. مراحل فرایند تهیه نقشه آلتراسیون شامل پیش‌پردازش تصویر و طبقه‌بندی تصویر با دو روش SAM و نسبت باندی است. سایر نقشه‌های لایه‌های اطلاعاتی مورد نظر شامل زون منشأ حرارت و سنگ میزبان، گسل‌ها، نشانه‌های کانی‌سازی، توزیع میزان عیار عنصر مس، توزیع میزان عیار عنصر مولیبدن، توزیع میزان ادیتیو عناصر مس و مولیبدن، توزیع میزان شارژابیلیتیه، 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.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]



شکل ۷. روش‌شناسی اجرا

جدول ۱. فاکتورهای کنترل‌کننده کانی‌سازی [۲۰]

فاکتورهای کانی‌سازی	نقشه‌های موجود
زون‌های تأثیر هیدروترمال	نقشه زون منشأ حرارت و سنگ میزبان
	نقشه آلتراسیون هیدروترمال
	نقشه نشانه‌های معدنی محلی
گسل‌ها	نقشه گسل‌های اصلی
آنومالی ژئوشیمی	نقشه عیار یک‌عنصری (آنومالی مس-آنومالی مولیبدن)
	نقشه عیار چندعنصری (اندیس‌های ادیتیو مس و مولیبدن)
آنومالی ژئوفیزیک	نقشه زون ناهنجاری مقاومت ظاهری
	نقشه زون ناهنجاری فاکتور فلزی
	نقشه زون ناهنجاری شارژابیلیته

۵-۲-۲- اجرای روش‌های طبقه‌بندی تصویر Hyperion

الف) اجرای الگوریتم *SAM*

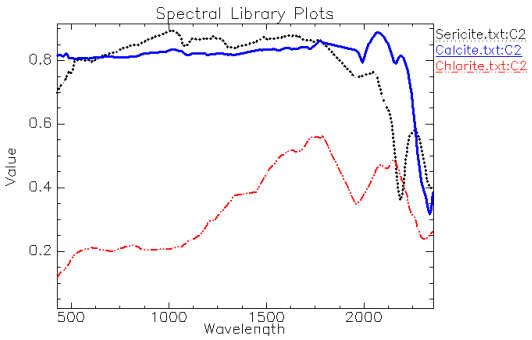
هر آلتراسیون دربرگیرندهٔ کانی‌هایی است مربوط به خود، که به منظور تعیین نوع آلتراسیون می‌بایست به تعیین این کانی‌ها پرداخت. دو آلتراسیون مربوط به مس که در این مقاله به آنها پرداخته شده است، عبارت‌اند از آلتراسیون پروپیلیتیک[1] و فیلیک[2]. کانی‌های معروف تشکیل‌دهنده آلتراسیون پروپیلیتیک عبارت‌اند از اپیدوت[3]، کلریت[4] و کلسیت[5]. در مورد آلتراسیون فیلیک نیز کانی عمده عبارت است از سریسیت[6] [۲۳]. در شکل ۸، منحنی طیفی برخی از این کانی‌ها نشان داده شده است.

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

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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

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 پروپیلیتیک 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 پروپیلیتیک و منحنی طیفی کانی سریسیت برای آلتراسیون فیلیک 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 پروپیلیتیک 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 پروپیلیتیک و منحنی طیفی کانی سریسیت برای آلتراسیون فیلیک است. در اینجا از ۳ حالتی که در ادامه ذکر می‌گردد استفاده شده است.

۱- کانی کلسیت شاخصی برای آلتراسیون پروپیلیتیک و کانی کائولینیت شاخصی برای آلتراسیون فیلیک؛

۲- کانی کلسیت شاخصی برای آلتراسیون پروپیلیتیک و کانی سریسیت شاخصی برای آلتراسیون فیلیک؛ و

۳- کانی‌های کلسیت و کلریت شاخصی برای آلتراسیون پروپیلیتیک و کانی‌های سریسیت و کائولینیت شاخصی برای آلتراسیون فیلیک.

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 فیلیک و ۹۵ پیکسل آموزشی دیگر برای آلتراسیون پروپیلیتیک، 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 فیلیک و ۱۷۸۱ پیکسل برای آلتراسیون پروپیلیتیک و بهره‌گیری از ماتریس خطا[1] 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.

1. Confusion matrix

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

۲- دقت کاربر: درصد نسبت پیکسل‌های کلاس درست طبقه‌بندی شده را به پیکسل‌های الگوریتم آنها در این کلاس مشخص می‌سازد.

۳- دقت کلی: میانگینی از دقت طبقه‌بندی است که نسبت پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی شده را به جمع پیکسل‌های معلوم زمینی نشان می‌دهد.

۴- ضریب کاپا: این ضریب دقت طبقه‌بندی را در مقایسه با طبقه‌بندی کاملاً تصادفی نشان می‌دهد و به این صورت محاسبه می‌شود:

رابطه (۲) $(A-B)/(1-B)$ = ضریب کاپا

در آن، A برابر است با کل پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده، تقسیم بر کل پیکسل‌های معلوم زمینی؛ و B برابر است با حاصل‌جمع حاصل‌ضرب پیکسل‌های معلوم زمینی هر کلاس در پیکسل‌های طبقه‌بندی شده برای آن کلاس، تقسیم بر مجذور کل پیکسل‌های معلوم زمینی.

جدول ۲. نتایج طبقه‌بندی (برحسب درصد) برای حالت ۱

کلاس	فیلیک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه‌بندی نشده	۰	۳/۵۴	۳/۰۷
فیلیک	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 پیکسل‌های هر کلاس به کل پیکسل‌های ۲ کلاس است.

جدول ۳. دقت‌های تولیدشده و کاربر برای حالت ۱

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

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

جدول ۴. نتایج طبقه‌بندی (برحسب درصد) برای حالت ۲

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

جدول ۵. دقت‌های تولیدشده و کاربر برای حالت ۲

کلاس	دقت تولیدشده (درصد)	دقت کاربر (درصد)
فیلیک	۷۰/۵۹	۵۶/۹۷
پروپیلیتیک	۹۰/۱۲	۹۵/۴۸

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

جدول ۶. نتایج طبقه‌بندی (برحسب درصد) برای حالت ۳

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

جدول ۷. دقت‌های تولید شده و کاربر برای حالت ۳

کلاس	دقت تولیدشده (درصد)	دقت کاربر(درصد)
فیلیک	۷۸/۳۱	۵۱/۹۵
پروپیلیتیک	۸۸/۳۸	۹۶/۳۹

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

همان‌طور که قبلاً ذکر گردید، با اعمال یک تبدیل MNF نویز و واریانس داده‌ها کاهش می‌یابند و در نتیجه حاصل کار باندهایی هستند که بیشترین

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

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 فیلیک 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.

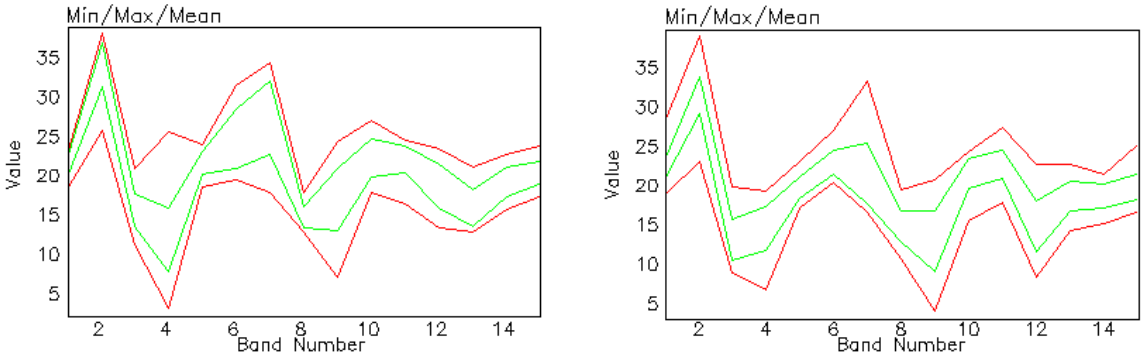
همان‌طور که مشاهده می‌شود، بهترین دقت به‌دست آمده در روش SAM، ۸۸/۷۹ درصد (حالت ۱) است.

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 فیلیک می‌توان گفت $b11 > b12 > b13$؛ یا به عبارت دیگر $(b13/b12) < 1$ و نیز $(b11/b12) > 1$؛ و در مورد آلتراسیون پروپیتیک داریم $b13 > b12$ و $b12 > b11$؛ یا به عبارت دیگر $(b13/b12) > 1$ و $(b11/b12) > 1$. بنابراین برای تفکیک این دو آلتراسیون از نسبت باندی $b13/b12$ استفاده می‌شود که مقادیر کوچک‌تر از ۱ بیانگر آلتراسیون فیلیک و مقادیر بزرگ‌تر از ۱ بیانگر آلتراسیون پروپیلیتیک است. تفاوت عمده دیگر در باند ۱۳ مشاهده می‌شود. در مورد آلتراسیون فیلیک دیده می‌شود که $b14 > b13$ و $b13 > b12$؛ یا به عبارت دیگر $(b14/b13) > 1$ و $(b12/b13) > 1$؛ و در مورد آلتراسیون پروپیلیتیک داریم $b13 > b12$ و $b13 > b14$؛ یا به عبارت دیگر $(b12/b13) < 1$ و $(b14/b13) < 1$. بنابراین برای تفکیک این دو آلتراسیون همزمان از نسبت‌های باندی $b12/b13$ و $b14/b13$ استفاده می‌شود. جدول‌های ۸ تا ۱۱ نتایج ارزیابی روش نسبت باندی را نمایش می‌دهد.

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

کلاس	فیلیک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه‌بندی نشده	۲۰/۹۶	۰	۲/۷۸
فیلیک	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 فیلیک (سمت چپ) و مقادیر حداقل، متوسط و حداکثر برای ۱۵ باند MNF پیکسل‌های نمونه (آموزشی) آلتراسیون پروپیلیتیک (سمت راست)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

جدول ۹. دقت‌های تولید شده و کاربر برای حالت ۱

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

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

جدول ۱۰. نتایج طبقه‌بندی (برحسب درصد) برای حالت ۲

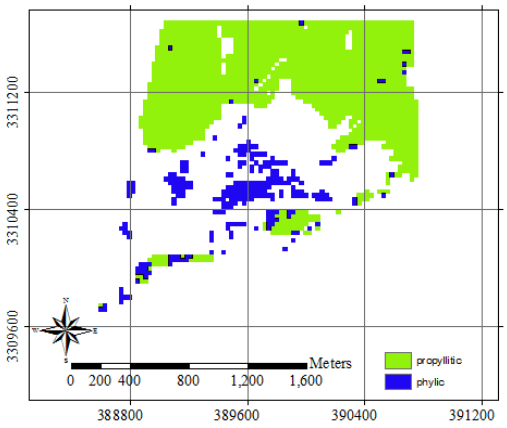
کلاس	فیلیک	پروپیلیتیک	جمع
طبقه‌بندی نشده	۳۱/۲۵	۱/۹۷	۵/۸۵
فیلیک	۶۸/۷۵	۰	۹/۱۱
پروپیلیتیک	۰	۹۸/۰۳	۸۵/۰۵
جمع	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

جدول ۱۱. دقت‌های تولیدشده و کاربر برای حالت ۲

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

ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای این حالت به ترتیب ۰/۷۶ و ۹۴/۱۵ درصد است.

همان‌طور که از نتایج دو روش SAM و نسبت باندی مشخص است، به طور کلی دقت‌های به‌دست آمده از روش نسبت باندی تا اندازه‌ای بهتر از دقت‌های به‌دست آمده از روش SAM است. همچنین در مورد دو حالت روش نسبت باندی دیده می‌شود که تفاوت چندانی بین دقت‌های به‌دست آمده وجود ندارد. در نهایت، از بین ۵ حالت تست شده در این تحقیق حالت اول از روش نسبت باندی دارای بهترین دقت (۹۴/۲ درصد) است. در مراحل بعدی از نقشه آلتراسیون‌های تفکیک شده با این روش که در شکل ۱۰ نشان داده شده، به عنوان لایه‌ای به‌منظور تلفیق با دیگر لایه‌ها به کار رفته است (از آوردن نقشه‌های خروجی ۴ حالت دیگر به دلیل محدودیت حجم مقاله خودداری شده است).

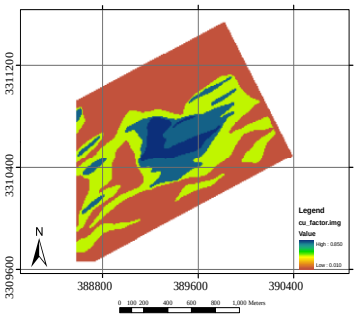


شکل ۱۰. نقشه آلتراسیون‌های تفکیک شده به روش نسبت باندی (حالت اول)

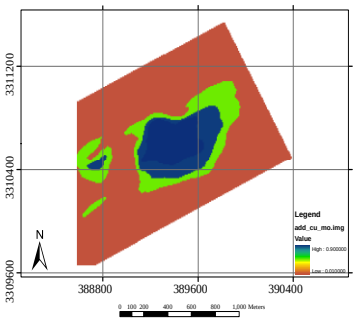
۵-۲-۳- آماده‌سازی داده‌های آموزشی ورودی

داده‌های آموزشی ورودی، عوامل کنترل‌کنندهٔ شکل‌گیری ذخیرهٔ معدنی‌اند که لازم است ابتدا برای ورود به شبکه عصبی آماده‌سازی گردند. به همین منظور لازم است ابتدا این لایه‌های اطلاعاتی به فرمت رستری با سایز پیکسل یکسان تبدیل شوند. لازم به تذکر است که به دلیل متفاوت بودن محدوده نقش آلتراسیون تهیه‌شده با استفاده از تصویر ابرطیفی با محدوده سایر لایه‌های اطلاعاتی، از محدوده مشترک نقشه آلتراسیون با سایر لایه‌ها در محیط GIS بهره گرفته شد. پس از آن، این لایه‌های اطلاعاتی به فرمت ASCII تبدیل گردیدند تا از روی این داده‌ها بتوان بردارهای آموزشی ورودی شبکه عصبی را استخراج کرد. این داده‌ها شامل زون ـ منشأ حرارت و سنگ میزبان، گسل‌ها، نشانه‌های کانی‌سازی، توزیع میزان عیار عنصر مس، توزیع میزان عیار عنصر مولیبدن، توزیع میزان شارژابیلیتیه، توزیع میزان مقاومت ظاهری و توزیع میزان فاکتور فلزی است که در شکل‌های ۱۱ تا ۱۸ نمایش داده شده‌اند.

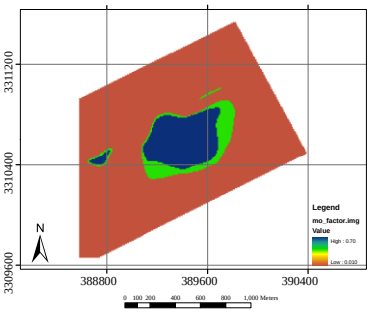
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]



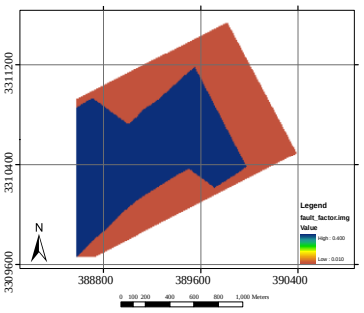
شکل ۱۱. لایه هاله مرکب مس



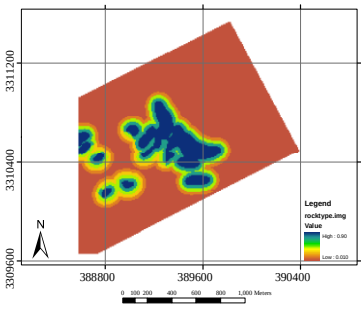
شکل ۱۲. لایه اندیس‌های ادیتیو



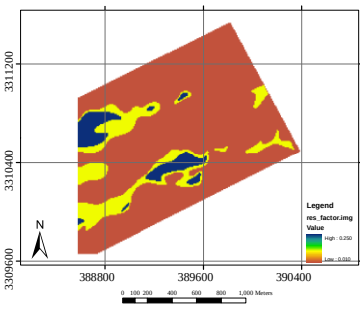
شکل ۱۳. لایه هاله مرکب مولیبدن



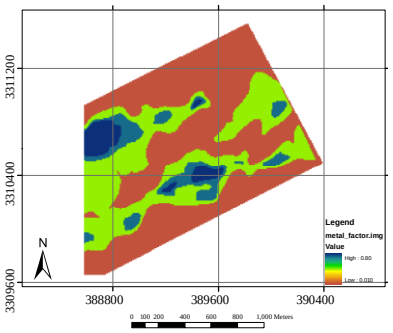
شکل ۱۴. لایه گسل



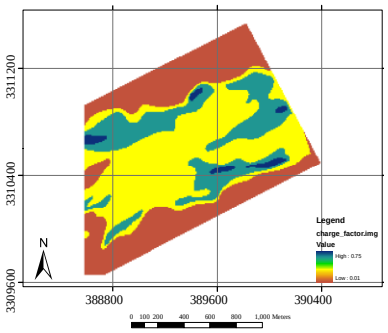
شکل ۱۵. لایه نوع سنگ



شکل ۱۶. لایه مقاومت ظاهری



شکل۱۷. لایه فاکتور فلزی



شکل۱۸. لایه شارژابیلیته

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 مکان‌مرجع 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.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

۵-۳- استخراج بردارهای آموزشی شبکه عصبی

همان‌گونه 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 گمانه‌ها، آنها برحسب درجه مطلوبیت به سه دسته مطلوب، متوسط و نامطلوب تقسیم شدند و درجه مطلوبیت هر یک از آنها به‌صورت عددی تعیین گردید.

برای استخراج بردارهای ورودی نیز ابتدا کلیه نقشه‌های فاکتور به فرمت رستری با سایز پیکسل یکسان تبدیل شدند و سپس به ازای هر درایه از بردار گمانه‌ها (X_{ij})، درایه متناظر X_{ij} از نقشه‌های فاکتور استخراج شد. بردار حاصل یک بردار شامل ۱۰ درایه از فاکتورهای کنترل‌کننده کانی‌سازی، در هر گمانه اکتشافی است که به عنوان بردار آموزشی ورودی متناظر با درجه مطلوبیت هر گمانه در فرایند آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۵-۴- ورود داده‌ها به شبکه عصبی و آموزش شبکه عصبی

پس از آماده‌سازی بردارهای آموزشی ورودی و هدف شبکه عصبی، شبکه‌های عصبی MLP و RBF به‌وسیله داده‌های آموزشی، آموزش داده شدند. با توجه به کم بودن تعداد این داده‌ها، برای آموزش این دو شبکه عصبی از روش cross correlation بهره برده شد. در روش cross correlation داده‌های آموزشی به چندین بخش به‌صورت تصادفی تقسیم‌بندی می‌شوند [۲۴ و ۲۵]. در هر مرحله یکی از این بخش‌ها از شبکه عصبی خارج می‌گردد و شبکه عصبی با سایر داده‌ها، آموزش داده می‌شود و از داده‌های خارج شده به‌عنوان داده‌هایی برای آزمون کارایی شبکه عصبی استفاده می‌شود. با تکرار این روند، در هر تکرار بخش دیگر داده‌های آموزشی از میان داده‌ها خارج می‌شود و آموزش شبکه عصبی به همان روش مذکور انجام می‌گیرد [۲۶].

۵-۵- مدل‌سازی داده‌های منطقه به‌وسیله شبکه عصبی و تهیه نقشه مناطق بهینه حفاری

پس از آموزش شبکه‌های عصبی MLP و RBF به‌منظور تعیین نقاط بهینه حفاری، لایه‌های اطلاعاتی کل منطقه به حالت ASCII تبدیل شدند. خروجی این مرحله ماتریس‌هایی است که درایه‌های آنها شامل مقادیر فاکتورهای کنترل‌کننده کانی‌سازی در تمام پیکسل‌های منطقه مطالعاتی است. با توجه به اینکه تعداد فاکتورهای کنترل‌کننده کانی‌سازی ۱۰ فاکتور بود، خروجی این مرحله، ۱۰ ماتریس با مقادیر فاکتورهای کانی‌سازی در منطقه مطالعاتی بود. سپس ماتریس‌های یاد شده به عنوان ورودی، وارد شبکه‌های عصبی شدند و مقادیر درجه مطلوبیت برای حفاری در کل منطقه مطالعاتی مدل‌سازی گردید. سپس ماتریس حاصل در محیط GIS از حالت ASCII به حالت رستری تبدیل شد و نقشه مکان‌های بهینه حفاری با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP و RBF در محیط GIS تهیه گردید.

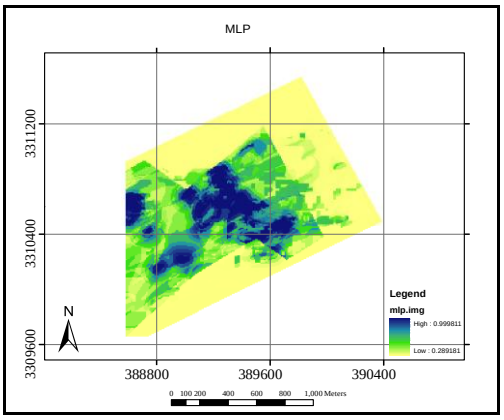
این نقشه‌ها که در شکل‌های ۱۹ و ۲۰ نشان داده شده‌اند، منطقه مطالعاتی را براساس مطلوبیت حفر گمانه‌های اکتشافی تقسیم‌بندی می‌کنند. مناطق آبی‌رنگ در این نقشه‌ها نشان دهنده مناطق مطلوب حفاری‌اند.

۵-۶- ارزیابی نقشه‌های تهیه شده

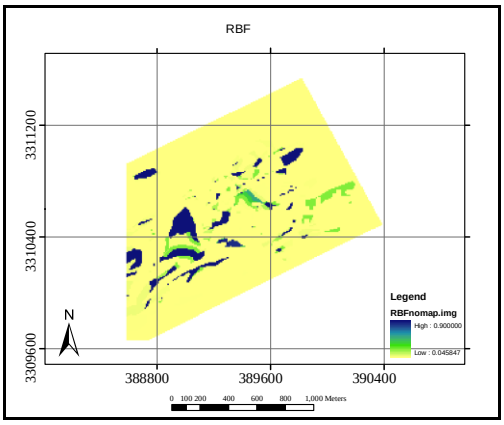
برای این منظور از انطباق مقادیر پیکسل‌های گمانه‌های اکتشافی با نتایج حفاری آن گمانه‌ها (جدول ۱۲) استفاده گردید. در این زمینه، ابتدا با استفاده از روش‌های کلاسه‌بندی Manual نقشه‌های نقاط بهینه حفاری تهیه شده به صورت سه کلاسه تفکیک شد. سپس، مقادیر پیکسل‌های مربوط به گمانه در نقشه نقاط بهینه استخراج شدند.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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]



شکل۱۹. نقشه مناطق بهینه حفاری، شبکه عصبیMLP



شکل ۲۰. نقشه مناطق بهینه حفاری، شبکه عصبی RBF

جدول ۱۲. ارزیابی نهایی نقشه‌های مناطق بهینه حفاری نوچون

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

سپس کلاس تعیین شده برای هر گمانه با وضعیت آن گمانه براساس جدول ۱۲ مقایسه شد. در صورتی‌که کلاس گمانه با وضعیت موجود گمانه همخوانی داشته باشد، در جدول ارزیابی نهایی ـ و در ستون ارزیابی سه‌کلاسه ـ 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 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)،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

محاسبه گردید.

رابطه (۳) $a = 1 - \frac{e}{E}$

در رابطه (۳)، a میزان انطباق گمانه‌ها با نقشه تهیه‌شده، e برابر با تعداد امتیازات منفی و E برابر با تعداد کل حالات عدم انطباق است. به‌منظور 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)

(تعداد گمانه‌های با وضعیت واقعی متوسط × ۱) + (تعداد گمانه‌ها با وضعیت مطلوب و نامطلوب × ۲) = تعداد کل حالات

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 باندی 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 به‌وسیله 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 باندی 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 باندی 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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

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 (گامای 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 بتوانند 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 Spectrometer Data to Map Minerals*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

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 فراطیفی با تأکید بر مواد معدنی*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده نقشه‌برداری، 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. *Comparision 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]عادلی سرچشمه، ا.، ۱۳۸۸. *تهیه نقشه پتانسیل معدنی مس با استفاده از GIS در مقیاس تفصیلی در یکی از محدوده‌های اکتشافی استان کرمان*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی- گروه نقشه‌برداری، دانشگاه تهران.

[۱۲]الیاسی، غ.، ۱۳۸۸. *پتانسیل‌یابی مس در مقیاس تفصیلی با استفاده از GIS در یکی از محدوده‌های اکتشافی استان کرمان*. پایان‌نامه 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]فهیم‌نژاد، ح.، ۱۳۸۴. *ارزیابی تفکیک نوع محصولات کشاورزی با استفاده از داده‌های سنجش از دور*، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده نقشه‌برداری، 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 شبکه‌های 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]حسنی‌پاک، 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.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

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

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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.1, No.1, Autumn 2013
1-18

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- Refearche 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 pecreptrons, 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.

Correspondence Address: Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Techcnology, No. 1346, Vali-asr Ave., Mirdamad Cross, Tehran, Iran. Tel: +98 21 88786212
Email: amin1174@gmail.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.29252/jgit.1.1.1]