

مدلسازی پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای در کمر بند افیولیتی جنوب نیشابور با تحلیل مولفه‌های مستقل

حامد فضلیانی^۱، ابوالقاسم کامکار روحانی^۲، علیرضا عرب امیری^۲

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود
۲- دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود

(دریافت ۱۳۹۸/۰۹/۱۸، پذیرش ۱۳۹۹/۰۳/۱۷)

چکیده

آنالیز مولفه‌های مستقل (ICA) یک روش آماری چندمتغیره نسبتاً جدید است که ابتدا برای مساله جداسازی کور منابع (BSS) و زمانی که هیچ اطلاعاتی درباره نحوه اختلاط منابع اولیه (سیگنال‌های مختلط‌شده) وجود ندارد و تنها شرط لازم استقلال آماری آنها است، ابداع شد. شرایطی مشابه مدل‌سازی پتانسیل معدنی که در آن برآیند فرآیندهای مستقل کانی‌زایی به صورت متغیرهای مشاهده‌شده‌ای همچون اطلاعات ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی در اختیار ما قرار می‌گیرد و ما اطلاعاتی درباره نحوه اختلاط آثار ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی کانی‌زایی‌های مختلف نداریم. در این مطالعه سعی بر آن بوده است که روش تجزیه مولفه‌های مستقل به عنوان یک روش دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی معرفی شود. به این منظور ناحیه‌ای به وسعت ۴۸۰۰ کیلومتر مربع در جنوب نیشابور، شمال شرق ایران، برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای مورد بررسی قرار گرفت. همچنین، برای انجام این مطالعه از داده‌های ژئوشیمی رسوبات آبراهه‌ای، نقشه رخساره‌های افیولیتی، الگوی شکستگی‌های ناحیه‌ای و محدوده آلتراسیون‌های سرپانتینی موجود در منطقه، استفاده شد. نهایتاً نتایج مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش تجزیه مولفه‌های مستقل با نتایج مطالعات ژئوشیمیایی تک‌متغیره و چندمتغیره مقایسه و به روش تشخیص عملکرد نسبی (ROC) و با استفاده از موقعیت اندیس‌های شناخته‌شده موجود در منطقه، اعتبارسنجی شد. در این بررسی مساحت زیر نمودار ROC، برابر با ۰٫۹۶۷ بود که نشان‌دهنده عملکرد بسیار مطلوب مدل‌سازی انجام‌شده می‌باشد.

کلمات کلیدی

تجزیه مولفه‌های مستقل، مدل‌سازی پتانسیل معدنی، ذخایر کرومیت انبانه‌ای، کمر بند افیولیتی جنوب نیشابور.

۱- مقدمه

ذخایر کرومیت انبانه‌ای یکی از انواع اصلی ذخایر کرومیت است که در بخش اولترامافیکی مجموعه‌های افیولیتی یافت [۱] و تقریباً تمام ذخایر کرومیت ایران را شامل می‌شوند [۲]. با در نظر گرفتن ابعاد کوچک توده‌ها، رفتار غیرقابل پیش‌بینی و پیچیدگی عوامل زمین‌شناختی، هیچ یک از روش‌های اکتشافی معمول به صورت کامل برای یافتن ذخایر کرومیت انبانه‌ای قابل استفاده نیستند [۳]. از طرف دیگر تلفیق اطلاعات اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی، با استفاده از اطلاعات مفید تمام روش‌های اکتشافی انجام شده و دقت بیشتر و ریسک کمتر مناطق امیدبخش معدنی را معرفی می‌کند. روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی به دو گروه دانش-محور و داده‌محور تقسیم می‌شوند. نتایج روش‌های دانش‌محور به دلیل وابستگی به دانش و تجربه کارشناسی در مراحل مختلف مدل‌سازی شامل وزن‌دهی به متغیرها، انتخاب حدود کلاس‌ها در نقشه‌های شاهد دو و چند کلاسه، تعیین مشخصات مدل مفهومی، انتخاب معیارهای الگوریتم مدل‌سازی و... همواره غیریکتا و دارای خطا هستند. در این مطالعه، سعی شده است برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی روش تبدیل آنالیز مولفه‌های مستقل^۱ یا ICA، به عنوان یک روش دانش‌محور با کمترین اتکا به تجربه کارشناسی معرفی شود.

تجزیه مولفه‌های مستقل، روش آماری چندمتغیره نسبتاً جدیدی است که مشاهدات چندمتغیره را به چندین مولفه با بیشترین درجه استقلال تبدیل می‌کند [۴] و به عنوان یک مدل برآورد متغیرهای پنهان، فرموله شده است [۵]. تبدیل ICA به صورت گسترده برای جداسازی کور منابع^۲ یا BSS استفاده می‌شود؛ جایی که درباره نحوه اختلاط سیگنال‌های مستقل اولیه و تشکیل سیگنال‌های مشاهده شده اطلاعاتی موجود نیست و یا بسیار کم بوده و تنها شرط مهم، همان استقلال سیگنال‌های اولیه است؛ دقیقاً مشابه شرایطی که در مدل‌سازی پتانسیل معدنی با آن روبرو هستیم و یا وقتی برآیند فرآیندهای کانی‌زایی مستقل به صورت متغیرهای مشاهده شده‌ای از قبیل اطلاعات ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی در اختیار ما قرار می‌گیرد و ما اطلاعی درباره نحوه اختلاط آثار ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی کانی‌زایی‌های مختلف نداریم. نهایتاً هدف روش پیشنهاد شده ICA، همانند مساله جداسازی کور منابع، شناسایی مولفه‌های مستقل یا همان کانی‌زایی‌های

مستقل اولیه، است.

تبدیل ICA تاکنون در زمینه‌های مختلفی برای جداسازی سیگنال، تشخیص الگو و کاهش نویز به کار گرفته شده است. پردازش سیگنال‌های مغزی در نوار الکتروانسفالوگرام [۵]، جداسازی آرتیفکت^۳ در داده‌های مغزه‌نگاری مغناطیسی [۵]، طبقه‌بندی متن [۶]، طبقه‌بندی تصویر [۸،۷]، شناسایی چهره [۹] و پردازش سیگنال‌های لرزه‌ای [۱۰]، از آن جمله‌اند.

تا کنون در شاخه‌های مختلف علوم زمین، مطالعات اندکی با استفاده از روش ICA صورت گرفته است. در مثال‌های محدودی این روش جهت بررسی ساختارهای ژئوشیمیایی جهانی و دینامیک گوشته، روی داده‌های ایزوتوپی اعمال شده است [۱۲،۱۱]. همچنین یو و همکاران، یک الگوریتم بهبود یافته را در تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی چندعنصری و پی‌جویی کانی‌زایی‌ها به کار گرفته‌اند [۱۳،۱۴]. در مطالعه دیگری غلامی و همکاران [۱۵] امکان استفاده از روش ICA در مطالعات سنجش از دور را بررسی و در تحقیق نسبتاً جامعی یانگ و چنگ [۱۶،۱۷] دو مقاله مرتبط ارائه کرده‌اند و کاربرد روش‌های PCA و ICA را در تجزیه و تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی مقایسه نموده‌اند.

مطالعه حاضر با هدف معرفی تبدیل ICA برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای، داده‌های ژئوشیمی رسوب آبراهه‌ای، اطلاعات زمین‌شناسی، الگوی شکستگی‌های ساختاری و داده‌های دورسنجی منطقه‌ای به وسعت ۴۸۰۰ کیلومتر مربع در شمال شرق ایران مورد استفاده قرار گرفته است. این داده‌ها پس از پردازش‌های اولیه و پیش‌پردازش‌های لازم، تحت تبدیل ICA قرار گرفته‌اند. سپس نتایج حاصل، بر اساس وزن متغیرها در ماتریس اختلاط به دست آمده، تفسیر و IC₂، به عنوان شاخص کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای در منطقه انتخاب شده است. نهایتاً دقت نتایج حاصل، با استفاده از روش تشخیص عملکرد نسبی (ROC) و با استفاده از موقعیت اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه، ارزیابی و با نتایج مطالعات ژئوشیمیایی تک‌متغیره و چندمتغیره موجود مقایسه شده است.

۲- تجزیه مولفه‌های مستقل

روش آنالیز مولفه‌های مستقل (ICA) در اصل در سال ۱۹۸۶ توسط جاتن و هرات معرفی شده و توسط کامون به روشنی شرح داده شده است [۱۸]. این تحلیل، داده‌های

به صورت کلی برای حل مساله ICA و به دست آوردن ماتریس جداسازی W ، دو مرحله زیر باید اجرا شود [۲۰]: الف) تعیین معیاری برای سنجش میزان استقلال یا میزان غیرگوسی بودن مولفه‌های خروجی (ICAها) و ب) بهینه کردن (کمینه و یا بیشینه برحسب مورد) معیار تعیین شده به صورتی که مولفه‌های خروجی بیشترین استقلال آماری را از یکدیگر داشته باشند. تاکنون چندین معیار مختلف برای سنجش میزان استقلال یا میزان غیرگوسی بودن مولفه‌های خروجی پیشنهاد شده است، از جمله:

اطلاعات متقابل (Mutual Information): این

شاخص، معیار معمول نظریه اطلاعات برای میزان وابستگی بین متغیرهای تصادفی است. در نتیجه با حداقل کردن آن، می‌توان بیشترین استقلال مولفه‌های خروجی را نتیجه‌گیری کرد [۱۸].

درست‌نمایی: برآورد درست‌نمایی بیشینه^۴ برای تعیین میزان استقلال در مدل ICA، به روش‌های مختلف به کار رفته است [۲۲، ۲۱، ۴].

کشیدگی: این شاخص معیار کلاسیک میزان غیرگوسی بودن است. کشیدگی برای متغیرهای گوسی برابر صفر است و هرچه میزان غیرگوسی بودن یک توزیع آماری بیشتر باشد، مقدار قدرمطلق کشیدگی نیز بزرگ‌تر می‌شود [۵].

نگنترویی^۵: نگنترویی، همواره غیرمنفی است و اگر و تنها اگر متغیر، توزیع گوسی داشته باشد، مقدار آن صفر می‌شود [۵].

تقریب‌های نگنترویی: باتوجه به آن که برآورد نگنترویی دشوار است در بعضی از منابع به جای این تابع، برخی از تقریب‌های آن مورد استفاده قرار گرفته است [۵].

با مشخص شدن معیار استقلال (تابع کنتراست) در عمل به الگوریتمی برای بهینه کردن (بیشینه یا کمینه برحسب مورد) آن نیز نیاز است. به عبارت دیگر در این مرحله، مشکل ICA به یک مساله بهینه‌سازی عددی تبدیل می‌شود که باید آن را حل کرد. تاکنون الگوریتم‌های متعددی به این منظور ارائه شده است که اساس تمامی آنها استقلال میان مولفه‌های خروجی و یا غیرگوسی بودن تابع توزیع احتمال آنها است [۲۳]. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم ICA سریع، الگوریتم نقطه ثابت سریع، الگوریتم اینفومکس، الگوریتم آنالیز مولفه‌های مستقل احتمالی و الگوریتم آنالیز مولفه مستقل تک واحدی اشاره کرد [۲۸-۲۴].

تصادفی مشاهده شده را به صورت خطی تبدیل به مولفه‌هایی با بیشترین استقلال ممکن از یکدیگر می‌کند. برای فرمول‌بندی ICA به عنوان مدلی برای شناسایی متغیرهای پنهان (Latent Variables)، می‌توان فرض کرد n ترکیب خطی مشاهده شده (x_1, \dots, x_n) از n مولفه مستقل وجود دارد. در این حالت برای هر کدام از متغیرهای مشاهده شده به صورت رابطه ۱ خواهیم داشت [۱۹، ۱۸]:

$$x_j = \sum_{i=1}^{i=n} a_{ij} s_i \quad (1)$$

که در آن:

s_i : مولفه‌های مستقل

x_j : متغیرهای مشاهده شده

a_{ij} : ضرایب بارگذاری در ترکیبات خطی هستند.

برای ساده‌تر شدن محاسبات می‌توان از علائم برداری-ماتریسی استفاده کرد. در این حالت مدل اختلاط رابطه ۱ به صورت رابطه ۲ نوشته خواهد شد [۵]:

$$x = As \quad (2)$$

که در آن:

x : برداری تصادفی با عناصر x_1, \dots, x_n

s : بردار تصادفی s_1, \dots, s_n

A : ماتریس اختلاط $n \times n$ وارون‌پذیر [۴] است.

از آنجا که هدف ICA شناسایی متغیرهای پنهان (مولفه‌های مستقل) با استفاده از متغیرهای مشاهده شده است، می‌توان رابطه ۲ را به شکل رابطه ۳ نوشت [۵]:

$$s = Wx \quad (3)$$

که در آن:

W : یک ماتریس جداسازی مربعی $n \times n$ و وارون A است. نقطه شروع ICA، فرضی بسیار ساده شامل استقلال مولفه‌های پنهان (مولفه‌های خروجی) است. در نتیجه در رابطه ۳، پیدا کردن W به طوری که مولفه‌های خروجی (بردار s) تا حد امکان از نظر آماری مستقل باشند، مساله ICA را حل خواهد کرد. از طرف دیگر، غیرگوسی بودن توزیع مولفه‌های خروجی، نیز به معنای استقلال آنها است [۵]. به عبارتی شرط اساسی در ICA، آن است که توزیع مولفه‌های مستقل خروجی باید غیرگوسی باشد.

۱-۲- الگوریتم FastICA

روش FastICA، یک روش بسیار کارآمد و پرکاربرد برای بهینه کردن تابع کنتراست در ICA است. این روش یک بردار وزنی w را در نظر گرفته و با استفاده از یک قانون یادگیری، آن را به روز می کند و این روند تا زمانی که مولفه خروجی $(w^T x)$ ، بالاترین درجه غیرگوسی بودن را دارد، ادامه می یابد [۵]. میزان غیرگوسی بودن در این روش با یکی از تخمین های نگنترویی، به صورت رابطه ۴ اندازه گیری می شود [۲۹]:

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (4)$$

که در آن:

J : نگنترویی

G : یک تابع غیردرجه دوم

y : متغیر تصادفی با میانگین صفر و واریانس واحد

v : متغیر گوسی با میانگین صفر و واریانس واحد است.

اما نکته مهم در معادله، انتخاب درست G برای به دست آوردن تخمین گری بهتر است. مطالعات ثابت کرده که انتخاب G با روش های زیر (روابط ۵ و ۶) بسیار مناسب است [۵]:

$$G(u) = \frac{1}{a_1} \log \cosh a_1 u \quad (5)$$

یا

$$G(u) = -\exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (6)$$

که در آن:

$1 \leq a_1 \leq 2$ یک ثابت مناسب است که اغلب برابر با ۱ در نظر گرفته می شود.

در مرحله بعد الگوریتم FastICA مبتنی بر یک طرح تکرار نقطه ثابت برای پیدا کردن حداکثر غیرگوسی بودن $w^T x$ (مولفه مستقل خروجی) خواهد بود. در نتیجه شکل پایه الگوریتم FastICA را می توان به صورت زیر نوشت: [۵]

مرحله ۱- یک بردار وزن اولیه w (به عنوان مثال به صورت تصادفی) انتخاب کنید.

مرحله ۲- آن را در فرمول قرار دهید:

$$w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w \quad (7)$$

مرحله ۳- قرار دهید:

$$w = w^+ / \|w^+\| \quad (8)$$

مرحله ۴- اگر همگرا نشد به مرحله ۲ بازگردید.

این روش یکی از مولفه های مستقل خروجی را تخمین می زند. برای برآورد چندین مولفه مستقل، نیاز است که الگوریتم FastICA را با استفاده از چندین واحد (به عنوان مثال نورون) با بردارهای وزن w_1, \dots, w_n اجرا کنیم. (برای مطالعه بیشتر و اثبات معادله ها به منابع [۳۰، ۲۴، ۵] رجوع شود).

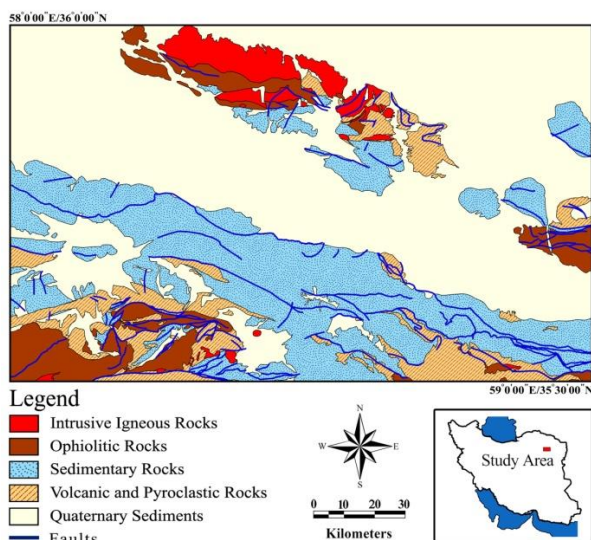
۲-۲- پیش پردازش های ICA

قبل از استفاده از یک الگوریتم ICA بر روی داده ها، انجام برخی از پیش پردازش ها بسیار مفید است. متمرکزسازی (Centering) و سفیدسازی (Whitening)، مهم ترین پیش پردازش های ICA محسوب می شوند. پیش پردازش های دیگری هم برای ICA پیشنهاد شده اند که به فراخور کاربرد، اعمال می شوند.

متمرکز کردن بردار داده های مشاهده شده (x)، اساسی ترین و ضروری ترین پیش پردازش ICA است؛ به عبارت دیگر تبدیل x به متغیری با میانگین صفر، که در نتیجه آن مولفه های مستقل خروجی (s) نیز دارای میانگین صفر خواهند بود. دیگر پیش پردازش مفید، سفیدسازی است. در این پیش پردازش، بردار داده های مشاهده شده (x) به گونه ای به یک بردار \tilde{x} جدید تبدیل می شود که مولفه های بردار جدید، ناهمبسته بوده و واریانس آنها برابر واحد می شود. [۵]

۳- موقعیت و زمین شناسی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در جنوب شهرستان نیشابور و شمال شرق ایران، زانده باریکی از ناحیه ساختمانی ایران مرکزی است. این منطقه در شمال غرب نقشه زمین شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰ تربت حیدریه قرار گرفته و شامل دو نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن و شامکان به وسعت ۴۸۰۰ کیلومتر مربع بین طول های 58° تا 59° شرقی و عرض های 35° تا 36° شمالی است. منطقه مورد مطالعه از نظر آب و هوایی جزو مناطق خشک و نیمه خشک بیابانی محسوب می شود [۳۲، ۳۱] و از نظر تکتونیکی، در بخش جنوبی زون تکتونیزه سبزوار، بین بلوک لوت در جنوب و زون بینالود (البرز شرقی) در شمال قرار گرفته است و مرز جنوبی آن به گسل بزرگ درونه ختم می شود. هم چنین از نظر توپوگرافی، قسمت شمالی منطقه شامل کوه های کم ارتفاع تا تپه ماهوری، قسمت میانی شامل



شکل ۱: نقشه واحدهای زمین‌شناسی اصلی و گسل‌های منطقه مورد مطالعه (تصحیح‌شده از [۳۴،۳۳])

شده است. در ادامه به چگونگی انتخاب این ۱۸ متغیر اشاره شده است.

داده‌های زمین‌شناسی: اطلاعات مورد استفاده

برای بررسی شرایط زمین‌شناسی این منطقه از دو نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰,۰۰۰ کدکن و شامکان که در سال ۱۳۷۷ و توسط سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران تهیه شده، استخراج شده است [۳۴،۳۳].

به‌منظور استخراج واحدهای سنگ‌شناسی از این نقشه‌ها، ابتدا نقشه‌های زمین‌شناسی به‌صورت رقومی درآمده و به ۵ واحد اصلی شامل دشت‌های کواترنری، سنگ‌های رسوبی، سنگ‌های آتشفشانی، افیولیت‌ها و توده‌های نفوذی تقسیم‌بندی شدند. از این میان، واحدهای افیولیتی و توده‌های نفوذی به دلیل نقشی که در کانی‌زایی‌های موجود در منطقه داشتند، برای شرکت در مدل‌سازی پتانسیل معدنی انتخاب شدند.

اطلاعات موجود در نقشه‌های زمین‌شناسی، داده‌های کیفی هستند و برای وارد کردن آنها به مدل‌سازی عددی باید به داده‌های کمی تبدیل شوند. به‌این منظور از روش عکس فاصله استفاده شد. در این روش به هر یک از سلول‌های موجود در نقشه، براساس فاصله‌شان با واحد زمین‌شناسی مورد نظر، امتیازی تعلق می‌گیرد. امتیاز هر سلول در روش عکس فاصله از رابطه ۹ به صورت زیر محاسبه شد [۳۵]:

$$S_i = \frac{1}{d_i} \quad (9)$$

دشت‌های مسطح تا تپه ماهوری و قسمت جنوبی شامل کوه‌های مرتفع تا ارتفاع ۳۰۰۰ متر است [۳۲،۳۱].

از نظر زمین‌شناسی کهن‌ترین رخنمون‌های سنگی این منطقه از کرتاسه بالا، شروع و در سنوزویک فراوانی می‌یابند و شامل سنگ‌های رسوبی، پیروکلاستیک، ولکانیک، نفوذی و افیولیتی هستند. مهم‌ترین واحدهای زمین‌شناسی منطقه از نظر ایجاد کانسارهای معدنی، توده‌های نفوذی و مجموعه‌های افیولیتی را دربرمی‌گیرند [۳۴،۳۳].

سنگ‌های آذرین نفوذی این منطقه در نتیجه رخداد پیرنئون به‌وجود آمده‌اند. این رخداد زمین‌ساختی در اوایل الیگوسن سبب تشکیل توده‌های نفوذی گرانیتوئیدی بعد از ولکانیسم ایوسن شده که نقش عمده آنها در کانی‌سازی‌های فلزی و دگرسانی‌های منطقه قابل توجه است [۳۴،۳۳].

رخساره‌های افیولیتی منطقه مورد مطالعه در باریکه اقیانوسی حد فاصل خرده قاره شرق مرکز ایران و زون البرز در زمان‌های قبل از کرتاسه فوقانی تشکیل شده است و بخش‌هایی از آن در اثر چرخش خرده‌قاره و رخداد تکتونیکی لارامید، طی فرایند زون فرورانش، بر روی پوسته قاره‌ای رانده شده است. به این دلیل تقریباً تمام رخساره‌های یک مرحله افیولیتی کلاسیک کامل را در بر می‌گیرد اما به دلیل تکتونیک تراستی حاکم به هنگام جایگزینی در پوسته قاره‌ای، نظم این توالی به‌هم خورده است. به‌طور کلی روند افیولیت‌های منطقه جنوب‌شرقی - شمال‌غربی، با بیشترین گسترش در شرق و جنوب غرب منطقه است [۳۴،۳۳]. همچنین اندیس‌های معدنی، معادن فعال و معادن متروکه کرومیت در این منطقه به چشم می‌خورد؛ چراکه واحدهای افیولیتی پریدوتیت و هارزبوژیت سرپنتینی شده، بستری مناسب برای زایش کرومیت انبانه‌ای ایجاد کرده‌اند. در این اندیس‌ها، کرومیت به شکل عدسی‌هایی در سنگ‌های سرپنتینی شده دیده می‌شود که به علت تکتونیزه‌بودن منطقه به‌صورت قطعات پراکنده درآمده‌اند. در شکل ۱، نقشه واحدهای زمین‌شناسی اصلی و گسل‌های موجود در منطقه مورد مطالعه به تصویر کشیده شده است.

۴- داده‌های مورد استفاده

برای انجام مدل‌سازی پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای در منطقه مورد مطالعه، از ۱۸ متغیر شامل داده‌های ژئوشیمی رسوب آبراه‌های، اطلاعات زمین‌شناسی، داده‌های دورسنجی و الگوی شکستگی‌های ساختاری موجود در منطقه استفاده

که در آن:

S_i : امتیاز سلول i ام

d_i : فاصله نقطه مرکزی سلول از واحد زمین‌شناسی مورد

نظر است.

داده‌های سنجش از دور: استفاده از پردازش تصاویر ماهواره‌ای یکی از روش‌های پرکاربرد در پی‌جویی مواد معدنی است. به صورت کلی در مناطقی با سنگ بستر نمایان، می‌توان تصاویر چندطیفی را برای تشخیص سنگ‌های آلتزه به کار برد، چرا که حضور این سنگ‌ها یک شاخص با ارزش برای شناسایی کانسارهای معدنی است [۳۶]. به صورت ویژه، در اکتشاف ذخایر کرومیت انبانه‌ای، استفاده از داده‌های دورسنجی برای تفکیک هارزبورژیت‌های سرپانتینیتی، به عنوان سنگ میزبان نهشته‌های کرومیتی بسیار متداول است [۳۷]. در انجام این مطالعه از تصویر سنجنده ETM+ (تاریخ برداشت ۲۰۰۱/۰۵/۲۲) استفاده شده است. هم‌چنین برای پردازش این تصویر و شناسایی محدوده‌های دارای آلتراسیون از نسبت‌های باندی ۵/۷ و ۳/۱ استفاده شد [۳۸،۳۹]. به این منظور پس از انجام تصحیح اتمسفری، نسبت‌های باندی مورد نظر به وسیله نرم افزار ENVI محاسبه شدند. نهایتاً اثر پوشش گیاهی موجود در تصاویر به دست آمده، با استفاده از شاخص پوشش گیاهی تفاضل نرمال شده (NDVI)، حذف شد.

مطالعه الگوی شکستگی‌های ساختاری: الگوی

شکستگی‌های محلی و ناحیه‌ای هر منطقه به عنوان کنترل‌کننده توده‌های معدنی از اهمیت فراوانی برخوردار است و توده‌های معدنی تمایل دارند در طول خطواره‌ها ایجاد و در تقاطع آنها متمرکز شوند [۳۶]. به صورت خاص، ذخایر کرومیت انبانه‌ای، در اثر حضور در زون تکتونیکی حاشیه قاره از یک طرف و صعود دیاپایریک سرپانتینیت‌ها در اثر وزن مخصوص پایین‌تر و افزایش حجم بعد از آلتراسیون از طرف دیگر، همواره با زون‌های شکستگی همراهی دارند [۴۰،۴۱]. در این پژوهش برای مطالعه الگوی شکستگی‌های ناحیه‌ای، از معیار خطوارگی در تصاویر ETM+ استفاده شد که مقدار آن از رابطه ۱۰ به دست می‌آید [۴۲]:

$$PF = \frac{a}{A} + \frac{b}{B} + \frac{c}{C} \quad (10)$$

که در آن:

PF : فاکتور خطوارگی در هر سلول تصویر

a : مجموع طول خطوط در هر سلول

b : تعداد برخورد‌های خطوط در هر سلول

c : تعداد خطوط در هر سلول و حروف بزرگ نشان دهنده

میانگین همین شاخص‌ها در تمامی سلول‌ها هستند.

داده‌های ژئوشیمیایی رسوب آبراهه‌ای: داده‌های

ژئوشیمیایی مورد استفاده در این مطالعه مربوط به برداشت‌های ژئوشیمی رسوب آبراهه‌ای ورقه‌های کدکن و شامکان است که توسط شرکت Jiangxi کشور چین انجام شده است. برای برداشت این نمونه‌ها یک شبکه نمونه‌برداری منظم به ابعاد تقریبی $1/5 \times 1/5$ کیلومتر بر روی مناطق دارای رخنمون سنگی منطقه قرار داده شده است. سپس از هر سلول ۲، ۳ و یا ۴ زیرنمونه از آبراهه‌های درجه یک و دو برداشت شده و با ترکیب آنها نمونه کامپوزیت حاصل به سلول نمونه‌برداری نسبت داده شده است. نهایتاً، نمونه‌های گرفته شده برای ۲۸ عنصر (شامل نقره، آرسنیک، طلا، بر، باریوم، برلیوم، بیسموت، کوبالت، کرم، مس، سزیم، فلئور، جیوه، لیتیم، مولیبدن، نیوبیم، نیکل، فسفر، سرب، روبیدیم، آنتیموان، قلع، استرنسیم، توریم، اورانیوم، وانادیم، تنگستن و روی) تجزیه شیمیایی شده‌اند [۳۲،۳۱].

به منظور استفاده از داده‌های ژئوشیمیایی در مطالعات انجام شده و آشکارشدن مولفه دیرزاد مرتبط با کانی‌زایی، ابتدا اثر لیتولوژی (مولفه هم‌زاد) با استفاده از روش محاسبه شاخص غنی‌شدگی حذف شد [۴۳]. نحوه محاسبه شاخص غنی‌شدگی در رابطه ۱۱ آمده است.

$$EF_i = \frac{C_i}{C_m} \quad (11)$$

که در آن:

EF : شاخص غنی‌شدگی

C_i : عیار عنصر مورد نظر در نمونه i ام

C_m : مقدار میان عنصر در سنگ میزبان نمونه برداشت

شده است.

باتوجه به آن‌که تعداد زیاد متغیرها می‌تواند تعداد IC های خروجی را بالا برده و فرآیند تفسیر داده‌ها را سخت کند، هرچه متغیرهای کم اثر بیشتری قبل از انجام مدل‌سازی حذف شوند، نتایج بهتری حاصل می‌شود. در نتیجه، به علت آن‌که در داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای منطقه مورد مطالعه، تعداد عناصر مورد بررسی زیاد است، با استفاده از روش شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم، متغیرهای کم‌اثر شناسایی و از مدل‌سازی حذف شدند. مقدار این شاخص برای هر یک از عناصر از رابطه ۱۲ به دست می‌آید.

ماتریس جداسازی ۱۸ مولفه مستقل خروجی که نشان‌دهنده وزن هرکدام از متغیرهای اولیه در محاسبه ICها است، در جدول ۲ نشان داده شده است. همچنین در شکل ۳، نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ ICهای مختلف آنالیز انجام شده، رسم شده است.

نمودار شکل ۳ نشان می‌دهد به جز چند IC آخر، سهم متغیرهای مختلف در دیگر ICها متعادل است. در نتیجه می‌توان گفت که ICهای محاسبه‌شده تحت سلطه یک متغیر نبوده و در هرکدام، تعدادی از متغیرها نقش آفرینی می‌کنند. پس از انجام مدل‌سازی، با توجه به وزن‌های موجود در ماتریس جداسازی می‌توان نسبت به تفسیر نتایج اقدام کرد. وزن‌های به‌دست‌آمده برای هر IC، معادل مقادیر بارگذاری متغیرهای مختلف و نشان‌دهنده میزان تاثیر هر متغیر در آن IC است. در نتیجه با استفاده از این مقادیر، می‌توان مشخص کرد که هر یک از ICها نشان‌دهنده چه رخداد زمین‌شناسی یا فرآیند کانی‌زایی است.

در این مطالعه، بعد از بررسی تک‌تک ICهای به‌دست‌آمده، IC2 برای شناسایی ذخایر کرومیت انبانه‌ای مورد توجه قرار گرفت. همان‌طور که در جدول ۲ مشخص است، این IC به‌ترتیب برای نیکل، کبالت، نسبت باندی ۵/۷، سنگ‌های افیولیتی، کروم و نسبت باندی ۳/۱، وزن بالایی دارد. عناصر ژئوشیمیایی حاضر در این بین شامل نیکل، کبالت

$$EFM = \frac{C_{max}}{C_m} \quad (12)$$

که در آن:

EFM : شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم

C_{max} : مقدار میانگین مقادیر عیار آن عنصر در منطقه

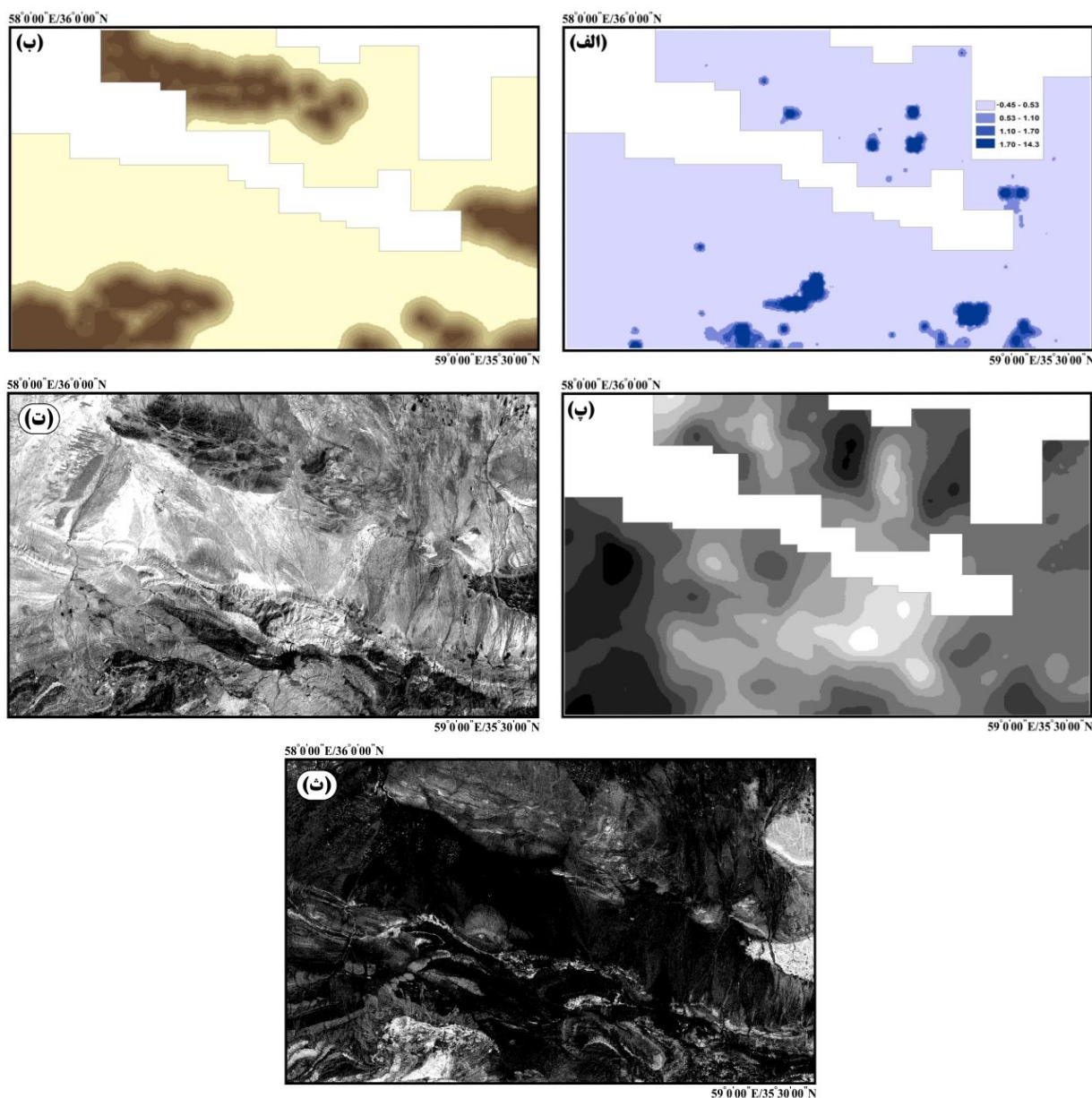
شاخص‌های آماری ۲۸ عنصر ژئوشیمیایی مطالعه‌شده به همراه شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم آنها در جدول ۱ نشان داده شده است. از میان ۲۸ عنصر ژئوشیمیایی مطالعه‌شده تنها ۱۳ عنصری که شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم آنها بالاتر از ۵ بود برای ورود به مدل‌سازی انتخاب شدند. شکل ۲، نقشه پنج نمونه از متغیرهای مورد استفاده در این مطالعه را به تصویر کشیده است.

۵- مدل‌سازی پتانسیل معدنی به‌روش ICA و تفسیر نتایج

پس از تعیین ۱۸ متغیر ورودی، پیش‌پردازش‌های لازم شامل متمرکزسازی و سفیدسازی داده‌ها بر روی آنها انجام شد. سپس داده‌ها با استفاده از نرم افزار ENVI 5.1 جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای، تحت تبدیل ICA قرار گرفتند. سپس نتایج حاصل از آنالیز در نرم افزار ArcMap ۱۰٫۳ رسم‌شده و تبدیل به نقشه‌های خروجی شد.

جدول ۱: شاخص‌های آماری و شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم داده‌های رسوب آبراهه‌ای منطقه مورد مطالعه

Variable	Count	Mean	Minimum	Maximum	EFM	Variable	Count	Mean	Minimum	Maximum	EFM
Zn	1721	59.48	34.78	245.06	4.12	Hg	1721	0.01	0.00	0.31	29.34
Pb	1721	12.26	1.70	37.30	3.04	W	1721	0.60	0.17	11.10	18.44
Ag	1721	0.06	0.03	0.17	2.64	B	1721	37.00	7.16	216.20	5.84
Cr	1721	1110.24	37.80	18437.20	16.61	Be	1721	1.39	0.62	3.13	2.26
Ni	1721	196.08	18.78	1193.00	6.08	Mo	1721	0.69	0.20	4.00	5.77
Bi	1721	0.13	0.07	0.32	2.40	Li	1721	24.50	8.17	77.11	3.15
Cu	1721	42.37	14.73	248.08	5.85	Au	1721	1.16	0.30	18.54	16.01
As	1721	9.21	2.10	482.00	52.35	Rb	1721	35.04	3.30	95.00	2.71
Sb	1721	0.39	0.10	12.10	30.76	P	1721	0.05	0.02	0.16	2.91
Co	1721	24.54	8.22	123.89	5.05	Cs	1721	4.44	2.26	11.01	2.48
Sn	1721	1.36	0.77	3.00	2.20	Nb	1721	7.76	3.30	19.90	2.56
Ba	1721	261.26	77.04	699.82	2.68	Th	1721	5.70	1.00	13.30	2.33
V	1721	163.48	38.76	940.03	5.75	U	1721	1.25	0.27	5.52	4.42
Sr	1721	383.00	68.28	1970.00	5.14	F	1721	302.38	100.00	853.00	2.82



شکل ۲: الف) نقشه عیار Hg، ب) امتیازدهی به روش عکس فاصله از واحدهای افیولیتی، پ) نقشه عامل خطوارگی، ت) تصویر نسبت بانندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از حذف اثر گیاهان و ث) تصویر نسبت بانندی ۳/۱ سنجنده ETM+

واحدهای مافیکی و اولترامافیکی در توالی‌های افیولیتی [۴۸] و در میان سنگ‌های دونیت، سرپانتینیت و پریدوتیت دیده می‌شوند [۴۹،۳]. این موضوع می‌تواند وزن بالای سنگ‌های افیولیتی (۰.۳۲) در IC2 را توجیه کند.

به‌علاوه دو متغیر نسبت بانندی ۵/۷ و ۳/۱ سنجنده ETM+ نیز به‌ترتیب با وزن ۰/۴۴ و ۰/۲۰ در بین متغیرهای موثر در IC2 حضور دارند. این موضوع با توجه به حضور سرپانتینیت و آلتراسیون‌های سرپانتینی در سنگ‌های افیولیتی قابل توجیه

و کروم هستند که در جدول بارگذاری IC2 به‌ترتیب دارای وزن ۰/۸۴، ۰/۴۷ و ۰/۲۴ هستند. این عناصر همگی جزئی از عناصر همراه ذخایر کرومیت نوع انبانه‌ای هستند [۳]. هم‌چنین محققان زیادی هر سه این عناصر را به‌عنوان عناصر اصلی ردیاب ذخایر کرومیت معرفی و از آنها برای شناسایی این ذخایر استفاده کرده‌اند [۴۷-۴۴].

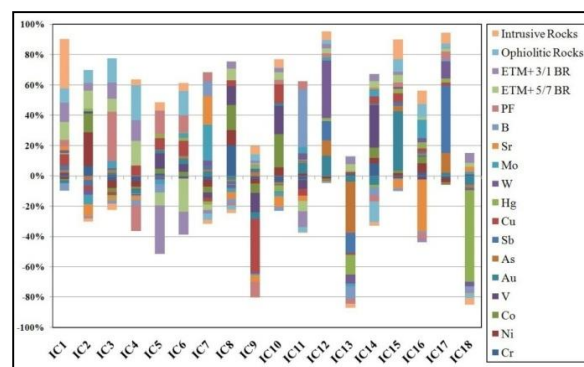
متغیر دیگری که در IC2 وزن بالایی دارد، سنگ‌های افیولیتی هستند. می‌دانیم که کرومیت‌های انبانه‌ای همواره در

جدول ۲: ماتریس جداسازی نشان دهنده وزن هر یک از متغیرها در مولفه‌های مستقل خروجی

Variable	IC1	IC2	IC3	IC4	IC5	IC6	IC7	IC8	IC9	IC10	IC11	IC12	IC13	IC14	IC15	IC16	IC17	IC18
Cr	-0.03	0.24	-0.06	-0.09	0.03	-0.02	-0.11	0.93	-0.05	-0.06	-0.05	-0.02	0.03	0.19	-0.01	0.03	-0.03	0.01
Ni	-0.03	0.84	-0.10	-0.10	-0.01	0.00	-0.17	0.46	-0.07	0.09	0.03	-0.03	0.01	0.08	0.04	0.09	-0.05	0.00
Co	-0.03	0.47	-0.05	-0.04	0.07	0.05	-0.15	0.76	-0.15	0.33	-0.01	-0.03	0.00	0.15	0.04	0.06	-0.02	0.00
V	0.06	0.05	0.01	-0.01	0.20	0.11	-0.14	0.57	-0.30	0.28	-0.14	-0.01	0.03	0.64	-0.02	-0.03	0.00	0.00
Au	-0.05	0.00	0.03	-0.08	0.04	0.08	0.11	-0.11	-0.11	0.02	0.16	0.33	-0.11	-0.14	0.88	0.02	0.04	-0.09
As	0.05	-0.10	0.03	0.01	0.01	0.04	0.05	-0.06	0.06	-0.02	0.02	0.24	-0.92	0.00	0.07	0.02	0.24	-0.02
Sb	0.08	-0.14	0.02	0.00	0.00	0.01	0.10	-0.10	0.05	-0.01	0.01	0.31	-0.36	0.02	0.05	0.02	0.85	-0.02
Cu	0.20	-0.11	-0.05	0.18	0.14	0.20	-0.09	0.18	-0.86	0.19	-0.10	0.00	-0.03	0.10	0.13	0.03	0.04	-0.01
Hg	0.02	0.07	-0.04	-0.01	0.05	0.05	-0.08	-0.01	0.06	-0.06	0.02	0.05	-0.35	-0.04	0.06	0.06	0.05	-0.91
W	0.05	-0.13	0.01	-0.03	-0.04	-0.01	0.13	-0.10	-0.02	0.00	0.09	0.93	-0.16	0.00	0.03	0.04	0.22	-0.05
Mo	-0.01	-0.23	0.10	-0.01	-0.06	0.06	0.93	-0.12	-0.02	-0.04	0.10	0.05	-0.05	0.11	-0.02	0.18	0.00	0.02
Sr	0.07	-0.30	-0.04	-0.07	0.00	0.02	0.73	-0.21	-0.10	-0.11	-0.08	-0.01	0.03	0.03	-0.14	-0.51	0.00	0.05
B	-0.12	-0.04	-0.04	-0.09	-0.11	0.00	0.39	-0.13	0.02	-0.04	0.85	-0.02	-0.23	-0.11	-0.04	-0.02	0.02	-0.05
PF	0.11	-0.03	0.67	-0.47	0.30	0.24	0.23	-0.06	-0.25	0.05	0.12	0.06	-0.09	-0.09	0.07	-0.06	0.09	-0.01
ETM+ 5.7 BR	0.32	0.44	0.18	0.44	-0.17	-0.47	-0.14	0.36	0.02	0.08	-0.15	0.08	0.11	0.09	0.11	0.03	0.04	0.04
ETM+ 3.1 BR	0.34	0.20	0.22	0.38	-0.63	-0.32	-0.09	0.21	0.04	0.05	-0.23	0.07	0.13	0.11	0.05	-0.03	0.00	0.10
Ophiolitic Rocks	0.25	0.32	0.33	0.63	0.01	0.34	-0.16	-0.13	0.10	0.00	-0.07	0.06	0.02	-0.31	0.19	0.13	0.05	-0.05
Intrusive Rocks	0.87	-0.07	-0.08	0.11	0.10	0.11	-0.11	-0.10	0.14	0.08	-0.01	0.14	-0.07	-0.05	0.29	0.13	0.13	-0.07

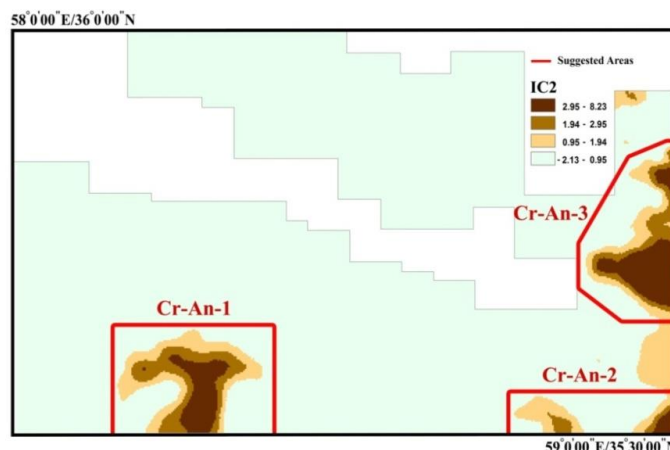
منحنی طیفی سرپانتینیت یک منحنی نسبتا صاف است، ولی در آن به علت وجود آهن فریک، جذب طیفی کوچکی در محدوده ۰٫۴۵ میکرومتر (محدوده باند ۱ سنجنده +ETM) و به دلیل وجود بنیان هیدروکسیل، جذب نسبتا مشخص تری در حدود ۲٫۳ میکرومتر (محدوده باند ۷ سنجنده +ETM) دیده می‌شود [۵۲]. این موضوع نشان می‌دهد که در نسبت‌های باندی ۵٫۷ و ۳٫۱ سنجنده +ETM، سرپانتینیت مقادیر نسبتا بالایی خواهد داشت.

با توجه به مطالب بیان شده و این حقیقت که متغیرهای دارای وزن بالا در IC2 همگی جزئی از شاخص‌های نشان دهنده ذخایر کرومیت انبانه‌ای هستند، می‌توان نتایج این مولفه مستقل خروجی از مدل‌سازی انجام شده را نشان دهنده مناطق امیدبخش کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای در منطقه مورد مطالعه به حساب آورد. در شکل ۴ نقشه حاصل از نتایج حاصل از IC2 به تصویر کشیده شده است. در این نقشه و دیگر نقشه‌های رسم شده در این مقاله، حدود کلاس‌های مختلف برابر با مقادیر $\bar{X} + 1S$ ، $\bar{X} + 2S$ و $\bar{X} + 3S$ و در هر مورد \bar{X} ، میانگین و S ، انحراف معیار آن متغیر است.



شکل ۳: نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ نشان دهنده سهم متغیرها در ICهای مختلف

است. می‌دانیم که سنگ‌های اولترامافیک موجود در توالی‌های افیولیتی، به ویژه دونیت و هارزبورژیت، تحت شرایط ویژه و در اثر آب‌گیری، کانی‌های گروه سرپانتین را به وجود آورده و آلتراسیون‌های سرپانتینی ایجاد می‌کنند [۵۰]. در نتیجه آلتراسیون سرپانتینی را می‌توان یکی از مشخصه‌های حضور ذخایر کرومیت انبانه‌ای به حساب آورد [۵۱]. از سوی دیگر



شکل ۴: نقشه IC2 از مدلسازی پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای در منطقه مورد مطالعه و محدوده‌های پیشنهادی

و تحلیل کمی رفتار سیستم‌های تشخیصی است [۵۷] و می‌توان از آن برای رتبه‌بندی سیستم‌های طبقه‌بندی، بر اساس عملکردشان استفاده کرد [۵۸]. این روش در ابتدا در تصمیم‌گیری‌های پزشکی مورد استفاده قرار می‌گرفت، ولی در سال‌های اخیر به‌طور گسترده در مطالعات داده‌کاوی کاربرد پیدا کرده است [۵۸]. در حال حاضر روش ROC به‌عنوان مثال در مطالعات یادگیری ماشین [۵۹]، تشخیص سیگنال [۶۰]، مدل‌سازی زمین‌لغزش [۶۱] و اکتشاف ذخایر معدنی [۶۲-۶۴] کاربردهای فراوانی یافته است.

منحنی ROC، یک نمودار دو بعدی است که در آن، نرخ واقعیت غلط^۷ در محور افقی و نرخ واقعیت صحیح^۸ در محور عمودی ترسیم می‌شود [۵۸]. به‌علاوه در این روش ROC، می‌توان عملکرد سیستم‌های طبقه‌بندی را به صورت یک مقدار عددی نشان داد. به این منظور از مساحت زیرمنحنی ROC، که به آن AUC گفته می‌شود، استفاده می‌شود [۵۷]. مقدار AUC سیستم‌های طبقه‌بندی مطلوب همیشه بین ۰/۵ تا ۱ است، ولی هرچه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد، بیان‌گر عملکرد بهتر مدل‌سازی انجام شده است [۵۸].

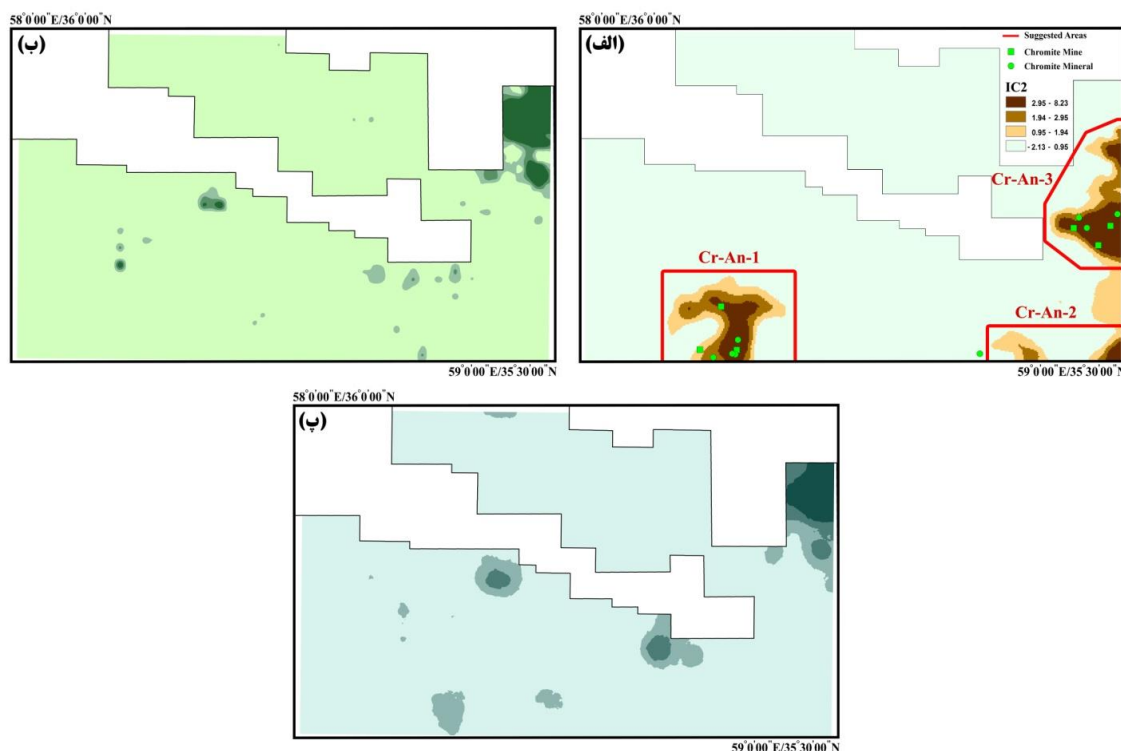
در منطقه مورد مطالعه، منحنی ROC مربوط به مدل‌سازی به‌روش ICA (IC2) با استفاده از نقشه موقعیت ۱۴ اندیس شناخته‌شده در نرم افزار TerrSet 18.31 رسم شد که در شکل ۶ نمایش داده شده است. مقدار AUC به‌دست آمده برای این روش برابر با ۰/۹۶۷ است که با توجه به نزدیکی آن به عدد ۱، نشان‌دهنده عملکرد بسیار مطلوب مدل‌سازی انجام‌شده در شناسایی اندیس‌های کرومیت انبانه‌ای است. هم‌چنین در شکل ۶، منحنی ROC مربوط به مطالعات

هم‌چنین با توجه به نتایج حاصل از مدل‌سازی انجام‌شده، سه محدوده پیشنهادی Cr-An-1 تا Cr-An-3 به‌عنوان محدوده‌های دارای پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای و جهت مطالعات بیشتر معرفی شده که در شکل ۴ مشخص شده است.

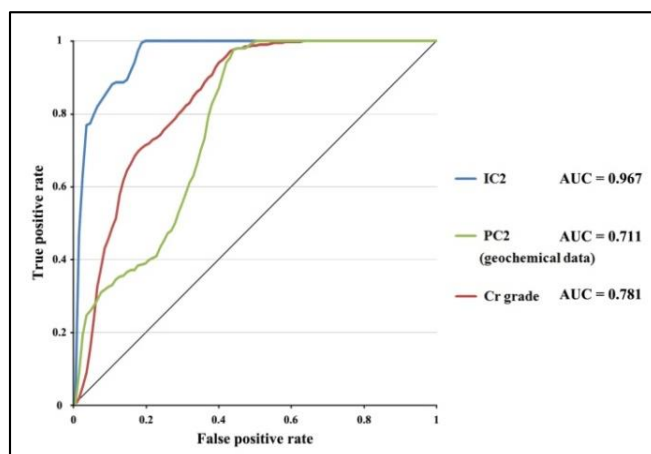
۶- ارزیابی نتایج مدل‌سازی ICA و مقایسه با مطالعات پیشین

از آن‌جا که هدف نهایی مدل‌سازی پتانسیل معدنی، شناسایی مناطق مستعد برای اکتشاف ذخایر معدنی است، برای ارزیابی نتایج آن عموماً از اندیس‌های شناخته‌شده (در صورت وجود) استفاده می‌شود. در منطقه مورد مطالعه، ۱۴ اندیس شناخته‌شده کرومیت انبانه‌ای وجود دارد که از آنها برای ارزیابی نتایج و اعتبارسنجی مدل‌سازی انجام‌گرفته، استفاده شده است. این اندیس‌ها عبارت از معادن فعال موجود در منطقه و محدوده‌هایی که کانی‌زایی مورد نظر به‌صورت مستقیم در آنها دیده شده، بودند و موقعیت و مشخصات آنها از نتایج مطالعات زمین‌شناسی چکشی [۵۵، ۵۴] و گزارش معادن فعال [۵۶] سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران استخراج شده است که موقعیت آنها در شکل ۵ الف دیده می‌شود. به‌منظور مقایسه با مطالعات پیشین، نتایج حاصل از مدل‌سازی انجام شده با نتایج مطالعات تک‌متغیره و چندمتغیره داده‌های ژئوشیمی آبراه‌ای موجود در منطقه [۵۳، ۳۲، ۳۱] نیز مقایسه شده است.

برای برآورد دقت مدل‌سازی ICA با استفاده از اندیس‌های شناخته‌شده، از منحنی تشخیص عملکرد نسبی^۹ یا ROC استفاده شد. منحنی ROC از کارآمدترین روش‌ها در مصورسازی



شکل ۵: الف) نقشه امتیازات IC2 (مطالعه حاضر) و محل اندیس‌های شناخته شده کرومیت انبانه‌ای، ب) نقشه مقادیر عیار Cr [۳۲،۳۱] و پ) نقشه امتیازات PC2 از آنالیز مولفه‌های اصلی داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای به تنهایی [۵۳]



شکل ۶: منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) مدلسازی ICA (مطالعه حاضر)، نقشه مقادیر عیار Cr و نقشه امتیازات PC2 از آنالیز مولفه‌های اصلی داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای

شناسایی اندیس‌های کرومیت انبانه‌ای است. از طرف دیگر همان‌طور که در نقشه عیار عنصر کروم [۳۲،۳۱] (شکل ۵-ب) دیده می‌شود، عنصر کروم به صورت کلی در محدوده Cr-An-1 و Cr-An-3 آنومالی نشان نمی‌دهد و در محدوده Cr-

ژئوشیمیایی تک و چندمتغیره هم دیده می‌شود. مقدار AUC نقشه عیار عنصر Cr و نقشه PC2 از آنالیز مولفه‌های اصلی داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای نیز به ترتیب برابر ۰٫۷۸۱ و ۰٫۷۱۱ است که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف‌تر نسبت به IC2 در

منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) انجام شد. مساحت زیر نمودار ROC در این مطالعه برابر با ۰٫۹۶۷ بود که با توجه به نزدیکی آن به عدد ۱، نشان‌دهنده عملکرد بسیار مطلوب مدل‌سازی مذکور است.

- مقایسه نتایج روش معرفی‌شده با نتایج مطالعات ژئوشیمیایی تک و چندمتغیره نشان داد که نتایج حاصل از این روش، هم‌خوانی بیشتری با اندیس‌های شناخته‌شده منطقه داشته و می‌تواند روش موثرتری در شناسایی مناطق امیدبخش معدنی باشد. افزودن اطلاعات واحدهای سنگ‌شناسی، توده‌های نفوذی و آلتراسیون‌ها که هم‌خوانی فضایی بالایی با ذخایر کرومیت انبانه‌ای دارند، باعث افزایش احتمال شناسایی مناطق امیدبخش معدنی شده است.

- عدم استفاده از دانش و تجربه کارشناسی در تهیه مدل مفهومی و مراحل مختلف اجرای مدل‌سازی، باعث شده است که روش معرفی‌شده، مشکلات معمول روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی را نداشته باشد. به صورت کلی استفاده از دانش و تجربه کارشناسی افراد مختلف (به‌عنوان مثال در وزن‌دهی به متغیرها، انتخاب حدود کلاس‌ها در نقشه‌های شاهد دو و چند کلاسه، تعیین مشخصات مدل مفهومی، انتخاب شاخص‌های الگوریتم مدل‌سازی و ...) باعث می‌شود نتایج به‌دست آمده از روش‌های دانش‌محور، غیریکتا و خطادار باشند. در روش معرفی‌شده از دانش و تجربه کارشناسی تنها در آخرین مرحله شامل تفسیر مولفه‌های مستقل خروجی استفاده شده است.

- هم‌چنین لزوم استفاده از مشخصات اندیس‌های شناخته‌شده برای تهیه مدل مفهومی در روش‌های داده‌محور، استفاده از آنها را سخت می‌کند. چرا که عموماً اطلاعات این اندیس‌ها به‌ویژه در مراحل اولیه اکتشاف چندان در دسترس نیست. در روش معرفی‌شده از اندیس‌های شناخته‌شده تنها در مرحله ارزیابی نتایج مدل‌سازی استفاده شده است که می‌توان آن را با بازدید صحرایی جایگزین کرد.

- در روش معرفی‌شده نیازی به اطلاعات اولیه درباره کانی‌زایی‌های موجود در منطقه نیست (دقیقاً مانند شرایط مساله جداسازی کور منابع) که مزیت بزرگی نسبت به روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی است. در تمام روش‌های متداول مدل‌سازی پتانسیل

An-2 نیز آنومالی بسیار کوچکی دارد ولی در شمال محدوده Cr-An-3 آنومالی نسبتاً بزرگی نشان داده است که در این ناحیه، اندیس شناخته‌شده‌ای وجود ندارد.

همان‌گونه که در نقشه امتیازات PC2 از آنالیز مولفه‌های اصلی داده‌های ژئوشیمی منطقه [۵۳] (شکل ۵-پ) مشخص است، انجام آنالیز چندمتغیره بر روی داده‌های ژئوشیمی آبراه‌های نیز نتوانسته است در محدوده Cr-An-2 و Cr-An-3، آنومالی چندانی ثبت کند. آنومالی ثبت‌شده در محدوده Cr-An-1 هم چندان قوی نیست. در این روش نیز قسمت‌های زیادی از بخش میانی منطقه و ناحیه شمال محدوده Cr-An-3 به‌عنوان آنومالی مشخص شده‌اند که با اندیس‌های شناخته‌شده منطقه هم‌خوانی ندارند.

به‌صورت کلی می‌توان گفت که مطالعه اندیس‌های شناخته‌شده موجود در منطقه به‌روش ROC و هم‌چنین بررسی موقعیت این اندیس‌ها، به خوبی برتری نتایج مدل‌سازی انجام شده (به‌روش ICA) را بر نتایج مطالعات ژئوشیمی تک و چندمتغیره (تنها بر روی داده‌های ژئوشیمی) نشان می‌دهد.

۷- نتیجه‌گیری

در این مطالعه تبدیل ICA به عنوان یک روش نسبتاً جدید در جداسازی کور منابع، برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای به‌کار رفته است. به‌منظور بررسی کارایی این روش در هدف بیان‌شده، منطقه‌ای با اندیس‌های شناخته‌شده کرومیت انبانه‌ای در شمال شرق ایران انتخاب شد. هم‌چنین برای کاهش متغیرهای ورودی و تسهیل تفسیر نهایی، داده‌های اکتشافی موجود در این منطقه (شامل داده‌های ژئوشیمیایی رسوب آبراه‌های، اطلاعات زمین‌شناسی، داده‌های دورسنجی و الگوی شکستگی‌های ساختاری)، پس از پیش‌پردازش‌های اولیه به ۱۸ متغیر منتخب تقلیل داده شدند. نهایتاً بعد از مطالعات انجام شده نتایج زیر به‌دست آمد:

- مولفه مستقل شماره ۲ (IC2) از مدل‌سازی انجام‌شده برای تمام شاخص‌های اکتشافی ذخایر کرومیت انبانه‌ای که در بین متغیرهای ورودی حضور داشته‌اند، وزن بالایی دارد و وزن دیگر متغیرها در این مولفه ناچیز است. در نتیجه این مولفه، نتایج تبدیل ICA جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای در این منطقه را به تصویر می‌کشد.

- اعتبارسنجی نتایج مدل‌سازی ICA، با استفاده از اندیس‌های شناخته‌شده موجود در منطقه و با روش

- [7] Chen, C., and Zhang, X. (1999). "Independent component analysis for remote sensing study". Image and Signal Processing for Remote Sensing, 3871: 150-158.
- [8] Lee, T., and Lewicki, M. (2002). "Unsupervised image classification, segmentation, and enhancement using ICA mixture models". IEEE Transactions on Image Processing, 11(3): 270-279.
- [9] Bartlett, M., Movellan, J., and Sejnowski, T. (2002). "Face recognition by independent component analysis". IEEE Transactions on Neural Networks, 13(6): 1450-1464.
- [10] Acernese, F., and Ciaramella, A. M. S. (2003). "Neural networks for blind-source separation of Stromboli explosion quakes". IEEE Transactions on Neural Networks, 14(1): 167-175.
- [11] Iwamori, H., and Albare`de, F. (2008). "Decoupled isotopic record of ridge and subduction zone processes in oceanic basalts by independent component analysis". Geochemistry Geophysics Geosystems, 9(4): 95-110.
- [12] Iwamori, H., Albare`de, F., and Nakamura, H. (2010). "Global structure of mantle isotopic heterogeneity and its implications for mantle differentiation and convection". Earth and Planetary Science Letters, 299(3): 339-351.
- [13] Yu, X., Liu, L., Hu, D., and Wang, Z. (2012). "Robust Ordinal Independent Component Analysis (ROICA) applied to mineral resources prediction". Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 42(3): 872-880.
- [14] Yu, X., Liu, S., Ren, J., Zhang, T., Yu, X., Liu, S., Ren, J., and Zhang, T. (2007). "Robust fast independent component analysis applied to mineral resources prediction". Proceedings of the IAMG 07, Beijing, China, 94-97.
- [15] Gholami, R., Moradzadeh, A., and Yousefi, M. (2012). "Assessing the Performance of Independent Component Analysis in Remote Sensing Data Processing". Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 40(4): 577-588.
- [16] Yang, J., and Cheng, Q. (2015a). "A comparative study of independent component analysis with principal component analysis in geological objects identification, Part I: Simulations". Journal of Geochemical Exploration, 149: 127-135.
- [17] Yang, J., and Cheng, Q. (2015b). "A comparative study of independent component analysis with principal component analysis in geological objects identification, Part II: A case study of Pinghe District, Fujian, China". Journal of Geochemical Exploration, 149: 136-146.

معدنی، ابتدا باید نوع کانی‌زایی مورد جستجو مشخص شود و سپس با توجه به مشخصات هر کانی‌زایی، متغیرهای موثر و وزن آنها مشخص شوند. ولی همان‌طور که در مطالعه موردی دیده شد، روش پیشنهادشده بدون اطلاعات اولیه از کانی‌زایی‌های موجود در منطقه و تنها با شناسایی ارتباطات فضایی بین متغیرها، کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای را شناسایی کرد.

• تعداد بالای متغیرهای ورودی به ICA باعث بالارفتن تعداد متغیرهای موثر در IC‌های خروجی می‌شود و تفسیر نتایج حاصل را سخت می‌کند. لازم است مطالعات بیشتری بر روی نحوه شناسایی متغیرهای کم‌اثر و کاهش تعداد متغیرهای ورودی به این روش صورت پذیرد.

۸- سپاس‌گزاری

بخشی از داده‌های مورد استفاده در این مطالعه توسط سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران (مدیریت شمال شرق کشور) در اختیار نویسندگان قرار گرفته است. به همین دلیل بر خود لازم می‌دانیم از این سازمان تشکر نماییم.

۹- مراجع

- [1] Prichard, H. M., Neary, C. R., Fisher, P. C., and O'hara, M. J. (2008). "PGE-rich podiform chromitites in the Al 'Ays ophiolite complex, Saudi Arabia: an example of critical mantle melting to extract and concentrate PGE". Economic Geology, 103: 1507-1529.
- [2] Yaghubpur, A., and Hassan Nejad A. A. (2006). "The spatial distribution of some chromite deposits in Iran, Using Fry Analysis". Journal of Sciences, Islamic Republic of Iran, 17(2): 147-152.
- [3] Mosier, D. L., Singer, D. A., Moring, B. C., and Galloway, J. P. (2012). "Podiform chromite deposits database and grade and tonnage models". U.S. Geological Survey Scientific Investigations Report 2012-5157, pp. 45.
- [4] Cardoso, J. F. (1997). "Infomax and maximum likelihood for source separation". IEEE Letters on Signal Processing, 4: 112-114.
- [5] Hyvärinen, A., and Oja, E. (2000). "Independent component analysis: algorithms and applications". Neural Networks, 13(4-5): 411-430.
- [6] Pu, Q., and Yang, G. (2006). "Short-text classification based on ICA and LSA". In International Symposium on Neural Networks, 265-270.

- "Explanatory text of geochemical map of Kadkan, stream sediment survey". Geological Survey of Iran Press.
- [32] Dezhong, H., Delian, L., and Shuigen, X. (1995b). "Explanatory text of geochemical map of Shamkan, stream sediment survey". Geological Survey of Iran Press.
- [۳۳] نادری میقان، ن.؛ ۱۳۷۷ الف؛ "نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شامکان". سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- [۳۴] نادری میقان، ن.؛ ۱۳۷۷ ب؛ "نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن". سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- [35] Carranza, E. J. M. (2008). "Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS, handbook of exploration and environmental geochemistry". Elsevier, Amsterdam, 11:.
- [36] Sabins, F. F. (1999). "Remote sensing for mineral exploration". Remote Sensing Enterprises, 1724 Celeste Lane, Fullerton, CA 92833, USA.
- [37] Rajendran, S., Khirbash, S., Pracejus, B., Nasir, S., Al-Abri, A., Kusky, T., and Ghلام, A. (2012). "Aster detection of chromite bearing mineralized zones in Semail Ophiolite Massifs of the northern Oman Mountains: Exploration strategy". Ore Geology Reviews, 44: 121-135.
- [38] Volesky, J. C., Stern, R. J., and Johnson, P. R. (2003). "Geological control of massive sulfide mineralization in the Neoproterozoic Wadi Bidah shear zone, southwestern Saudi Arabia, inferences from orbital remote sensing and field studies". Precambrian Research, 123: 235-247.
- [39] Stern, R. J. (1999). "Mineral exploration with satellite remote sensing imagery: examples from the Neoproterozoic Arabian-Nubian Shield". 11th International Conference of the Geological Society of Africa, 115-124.
- [40] Schuiling, R. D. (2011). "Troodos: a giant serpentinite diaper". International Journal of Geosciences, 2: 98-101.
- [41] Roshanravan, B., Aghajani, H., Yousefi, M., and Kreuzer, O. (2019). "Particle Swarm Optimization Algorithm for Neuro-Fuzzy Prospectivity Analysis Using Continuously Weighted Spatial Exploration Data". Natural Resources Research, 28: 309-325.
- [42] Hardcastle, K. C. (1995). "Photolineament Factor: A new computer - aided method for remotely sensing the degree to which bedrock is fractured". Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 61(6): 739-747.
- [43] Beus, A. A., and Gregorian, S. V. (1975). "Geochemical
- [18] Comon, P. (1994). "Independent component analysis, a new concept?". Signal Processing, 36: 287-314.
- [19] Jutten, C. and Héroult, J. (1991). "Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture". Signal Processing, 24: 1-10.
- [20] Kim, D., and Kim, S. k. (2012). "Comparing patterns of component loadings: Principal Component Analysis (PCA) versus Independent Component Analysis (ICA) in analyzing multivariate non-normal data". Behavior Research Methods, 44:1239-1243
- [21] Pearlmutter, B. A. and Parra, L. C. (1997). "Maximum likelihood blind source separation: A context-sensitive generalization of ICA". Advances in Neural Information Processing Systems, 9: 613-619.
- [22] Pham, D. T., Garrat, P., and Jutten, C. (1992). "Separation of a mixture of independent sources through a maximum likelihood approach". European Signal Processing Conference, 771-774.
- [23] Calhoun, V. D., Adali, T., Hansen, L. K., Larsen, J., and Pekar, J. J. (2003). "ICA of Functional MRI Data: AN Overview". Neuroimage, 15: 875-885.
- [24] Hyvärinen, A., and Oja, E. (1997). "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis". Neural Computation, 9(7): 1483-1492.
- [25] Tichavsk, P., Koldovsk, Z., and Oja, E. (2006). "Performance analysis of the FastICA algorithm and Cramer' r-rao bounds for linear independent component analysis". Signal Processing, IEEE, 54(4): 1189-203.
- [26] Bell, A., and Sejnowski, T. J. (1995). "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution". Neural Computation, 7(6): 1129-1159.
- [27] Beckmann, C. F., and Smith, S. M. (2004). "Probabilistic independent component analysis for functional magnetic resonance imaging". IEEE Transactions on Medical Imaging, 23(2): 137-152.
- [28] Lin, Q. H., Zheng Y. R., Yin, F. L., Liang, H., and Calhoun, V. D. (2007). "A fast algorithm for one-unit ICA-R". Information Sciences, 177: 1265-1275.
- [29] Hyvärinen, A. (1998). "New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit". In Advances in Neural Information Processing Systems, MIT Press, 273-279.
- [30] Hyvärinen, A. (1999). "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis". IEEE Transactions on Neural Networks, 10(3): 626-634.
- [31] Dezhong, H., Delian, L., and Shuigen, X. (1995a).

- اکتشافات معدنی ایران.
- [۵۶] عزمی، ح؛ ۱۳۸۹؛ "پی جویی مواد معدنی در مساحت ۵۰۰ کیلومتر مربع در نقاط مختلف استان خراسان رضوی". سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- [57] Swets, J. A. (1988). "Measuring the accuracy of diagnostic systems". *Science*, 240: 1285-1293.
- [58] Fawcett, T. (2006). "An introduction to ROC analysis". *Pattern Recognition Letters*, 27: 861-874.
- [59] Provost, F., Fawcett, T., and Kohavi, R. (1998). "The case against accuracy estimation for comparing induction algorithms". 15th International Conference on Machine Learning, 445-453.
- [60] Swets, J. A., Dawes, R. M., and Monahan, J. (2000). "Better decisions through science". *Scientific American*, 283: 82-87.
- [61] Romer, C., and Ferentinou, M. (2016). "Shallow landslide susceptibility assessment in a semiarid environment - A Quaternary catchment of KwaZulu-Natal, South Africa". *Engineering Geology*, 201: 29-44.
- [62] Chen, Y., and Wu, W. (2016). "A prospecting cost-benefit strategy for mineral potential mapping based on ROC curve analysis". *Ore Geology Reviews*, 74: 26-38.
- [63] Nykänen, V., Lahti, I., Niiranen, T., and Korhonen, K. (2015). "Receiver operating characteristics (ROC) as validation tool for prospectivity models - a magmatic Ni-Cu case study from the Central Lapland Greenstone Belt, Northern Finland". *Ore Geology Reviews*, 71: 853-860.
- [64] Sun, T., Chen, F., Zhong, L., Liu, W., and Wang, Y. (2019). "GIS-based mineral prospectivity mapping using machine learning methods: A case study from Tongling ore district, eastern China". *Ore Geology Reviews*, 109: 26-49.
- exploration methods for mineral deposits". *Applied Pub. Ud, Wilmette*.
- [44] Constantinou, G. (1980). "Metallogenesis associated with Troodos ophiolite. In Panayiotou, A. (Ed.), *Ophiolites*". International Ophiolite Symposium, Nicosia, Cyprus, 663-674.
- [45] Whittaker, P. J. (1986). "Chromite deposits in Ontario". Ontario Ministry of Northern Development and Mines.
- [46] Beqiraj, A., Masi, U., and Violo, M. (2000). "Geochemical characterization of podiform chromite ores from the ultramafic massif of Bulqiza (Eastern Ophiolitic Belt, Albania) and hints for exploration". *Exploration and Mining Geology*, 9: 149-156.
- [47] Navidi, A., Ziaii, M., Afzal, P., Yasrebi, A. B., Wetherelt, A., and Foster, P. (2014). "Determination of Chromites Prospects Using Multifractal Models and Zonality Index in the Parang 1: 100000 Sheet, Iran". *Universal Journal of Geoscience*, 2: 133-139.
- [48] Roshanravan, B., Aghajani, H., Yousefi, M., and Kreuzer, O. (2019). "Mineral Prospectivity Mapping For Podiform Chromite Deposits Using Continuously-Weighted Evidence Maps in Sabzevar Ophiolitic Belt". *Journal of Mineral Resources Engineering*. 4(1): 1-19.
- [49] Wells, F. G., Cater, F. W., and Rynearson, G. A. (1946). "Chromite deposits of Del Norte County, California". *California Division of Mines Bulletin*, 134: 1-76.
- [50] Paktunc, A. D. (1990). "Origin of podiform chromite deposits by multistage melting, melt segregation and magma mixing in the upper mantle". *Ore Geology Reviews*, 5: 211-222.
- [51] Lipin, B. R. (1984). "Chromite from the Blue Ridge Province of North Carolina". *American Journal of Science*, 284: 507-529.
- [52] Abrams, M. J., Rothery, D. A., and Pontual, A. (1988). "Mapping in the Oman Ophiolite using enhanced Landsat Thematic Mapper images". *Tectonophysics*, 151: 387-401.
- [۵۳] فضلیانی، ح، رحیمی پور، غ، ر، رنجبر، ح؛ ۱۳۸۶؛ "بررسی منطقه بندی نواحی معدنی ورقه‌های کدکن و شامکان با استفاده از داده‌های ژئوشیمی آبراهه ای". بیست و ششمین گردهمایی علوم زمین، سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور، تهران.
- [۵۴] دری، م، ب، صادقی، خ؛ ۱۳۷۷؛ "گزارش اکتشافات چکشی ورقه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن". سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- [۵۵] حیدری، ا، مناف نژاد، م، ص؛ ۱۳۷۸؛ "گزارش اکتشافات چکشی ورقه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شامکان". سازمان زمین‌شناسی و



Imam Khomeini International University
Vol. 5, No. 4, Winter 2021, pp. 1-5



نشریه مهندسی منابع معدنی
Journal of Mineral Resources Engineering
(JMRE)

DOI:10.30479/jmre.2020.12185.1348

Research Paper

Mineral Potential Modeling of Podiform Chromite Deposits in the South Neyshabur Ophiolitic Belt Using Independent Component Analysis

Fazliani H.¹, Kamkar-Rouhani A.^{2*}, Arab-Amiri A.R.³

1- Ph.D Student, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran
hamedfazliani@gmail.com

2- Associate Professor, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

kamkar@shahroodut.ac.ir

3- Associate Professor, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

alirezaarabamiri@yahoo.com

(Received: 09 Dec. 2019, Accepted: 06 Jun. 2020)

Abstract: Independent component analysis (ICA) is a relatively new multivariable statistical method originally devised for the blind source separation (BSS) problem, where there is no information on how to mix primary sources (mixed signals) and only the necessary condition is independence of the primary signals. Hence, ICA can be used in mineral potential modeling where several independent mineralization processes result in observed variables such as geophysical and geochemical information, and we do not know how the geophysical and geochemical effects of different mineralization processes are mixed together. In this study, we tried to introduce the ICA method as a knowledge-driven method of mineral potential modeling. To this end, an area of 4800 square kilometers in south of Neyshabur, northeast of Iran, was investigated to map the mineral potential of podiform chromite deposits. In this regard, geochemical stream sediment sampling data, ophiolitic facies map, structural pattern of fractures and serpentinite alteration location in the region were used for this study. Finally, the results of mineral potential modeling by the ICA method were compared with the results of univariate and multivariate geochemical studies and were also validated by using locations of the known mineral prospects in the region and receiver operating characteristic (ROC) method. As a result, the area under the ROC curve was marked by 0.967, indicating the outstanding performance of the ICA modeling.

Keywords: Independent component analysis (ICA), Mineral potential modeling, Podiform chromite deposits, South Neyshabur ophiolitic belt.

INTRODUCTION

Podiform chromite deposits are among the main chromite deposits that are found in Iran in abundance [1]. However, due to their small sizes, unpredictable behavior, and complex geological properties, exploring



these deposits via conventional exploration approaches always suffers from technical shortcomings. Mineral potential modeling methods, on the other hand, precisely use all exploratory datasets to detect promising areas. Because of utilizing the knowledge and experience of various experts at different stages of the modeling process, the results of knowledge-driven mineral potential modeling methods are erroneous and not unique. This study tries to introduce the independent component analysis (ICA) algorithm as a knowledge-driven method with the least reliance on the knowledge and experience of experts for mineral potential modeling of podiform chromite deposits.

ICA is a relatively new multivariate statistical method that transforms multivariate observations into multiple components with maximum degree of independence [2]. This method is widely used for blind source separation (BSS), where there is no (or very limited) information on how to mix primary sources (mixed signals) and only the necessary condition is independence of the primary signals. It is exactly similar to the conditions we face in mineral potential modeling, where several independent mineralization processes result in observed variables such as geophysical and geochemical information, and we do not know how the geophysical and geochemical effects of different mineralization processes are mixed together. The ICA transform has been used in many fields for signal separation, pattern recognition, and noise reduction. In geoscience, however, few studies have used the ICA method. For instance, Yang and Cheng (2015) compared the application of PCA and ICA methods in the analysis of geochemical data [3].

In this study, in order to introduce the ICA method for mineral potential modeling of podiform chromite deposits, we have used various data or information layers of an area of 4800 km² in northeast Iran. These data or information layers include stream sediment geochemical data, geological studies, the pattern of structural fractures, and remote sensing data. After conducting the required preprocessing algorithms, the data were transformed using the ICA algorithm. The results were then interpreted based on the weights of variables in the unmixing matrix, and IC2 was selected as the index of podiform chromite mineralization in the area. Finally, the precision of results was evaluated using the receiver operating characteristic (ROC) and the locations of known mineral prospects in the area. The comparison of these results with those existing univariate and multivariate geochemical studies showed a higher precision of the ICA method.

METHODS

ICA is a multivariate statistical method that transforms random data linearly into a set of components with maximum independence to each other. ICA can be simply explained using vector-matrix equation 1 [4]:

$$s = Wx \quad (1)$$

where x is a vector of observations x_1, \dots, x_n , s is the output vector s_1, \dots, s_n , and W is an $n \times n$ unmixing square matrix. ICA is based on a simple assumption: the output components are independent. Therefore, in equation 1, finding W would solve the ICA problem, provided that all output components (vector s) are statically as much as possible independent. For this purpose, two steps should be implemented [5]: a) determining a criterion for measuring the independence or non-gaussian being of the output components (ICs), and b) optimizing the determined criterion in a way that all output components have the highest statistical independence from each other. Previous studies have suggested several criteria for this purpose, including mutual information, maximum likelihood estimation, kurtosis, and negentropy, among others. After determining the independence criterion (contrast function), an optimization algorithm (maximization or minimization, depending on the case) is also required. In this regard, so far, various algorithms have been proposed including FastICA, Fast Fixed-Point ICA, Infomax-based ICA, Probabilistic ICA, and One-Unit ICA [4].

DATASETS

In order to conduct mineral potential modeling for podiform chromite deposits in the study region, a total of 18 variables, including stream sediment geochemical data, geological information, remote sensing data, and the pattern of structural fractures in the region were selected. The geological information was extracted from two 1:100,000 geologic maps of Kadkan and Shamkan. After digitizing the lithologic units,

the ophiolitic and intrusive rocks, due to their roles in the mineralization in the region, were considered in mineral potential modeling. Quantification of the geological dataset was carried out using the inverse distance method.

The 5/7 and 3/1 band ratios of ETM+ images were used for the detection of alteration zones. Moreover, the photolineament factor of ETM+ images as one of the factors that control the ore bodies, was used to determine the pattern of structural fractures.

The geochemical dataset used in this study consisted of geochemical stream sediment sampling conducted on the two above-mentioned geologic maps by the Jiangxi Company of China. The sampling grid was 1.5×1.5 (in km), from each of whose cells 2, 3, or 4 subsamples were collected from first- or second-order streams, and were then combined to make a composite sample to be attributed to the sampling cell [6]. The collected samples were analyzed for 28 chemical elements, out of which only more important elements, comprising of 13 elements, were selected using the maximum enrichment factor method that removes less effective elements.

DATA PREPROCESSING

The most essential and necessary data preprocessing for the ICA algorithm is to make centering the vector of observed data (\mathbf{x}), i.e., transforming \mathbf{x} into a set of variables with an average of zero, whose resulted set of independent output components (\mathbf{s}) has an average of zero as well. Another useful data preprocessing is to do whitening, which transforms the vector of observed data (\mathbf{x}) into a new vector, whose new components are independent with a variance of one [4].

FINDINGS AND ARGUMENT

In order to conduct mineral potential modeling for podiform chromite deposits, the data were transformed through the ICA algorithm using the ENVI 5.1. Then, the results were interpreted considering the weights presented in the unmixing matrix. The obtained weights for each IC correspond with loading values of different variables and show the impact value of each variable in that IC. Therefore, these values can determine what geological or mineralization phenomenon each IC represents. In this study, IC2 was considered for the recognition of podiform chromite deposits. This IC had high weight values for Ni, Co, band ratio 5/7, ophiolitic rocks, Cr, and band ratio 3/1, respectively. The weight of Ni, Co, and Cr in IC2 were 0.84, 0.47, and 0.24. These elements are all the paragenesis and pathfinders of podiform chromite deposits [7]. The weight of ophiolitic rocks was 0.32 in IC2. It should be noted that podiform chromite deposits are always accompanied by mafic and ultramafic rocks in the ophiolitic sequences [8]. The weights of band ratios 5/7 and 3/1 in IC2 were 0.44 and 0.20. This can be explained by the presence of serpentinite and related altered rocks in the ophiolitic rocks [9]. Therefore, IC2 (Figure 1), considering its effective variables, shows the promising areas for podiform chromite deposits in this region. Finally, three areas, namely Cr-An-1 to Cr-An-3 (Figure 1), were proposed for detailed exploration of such deposits.

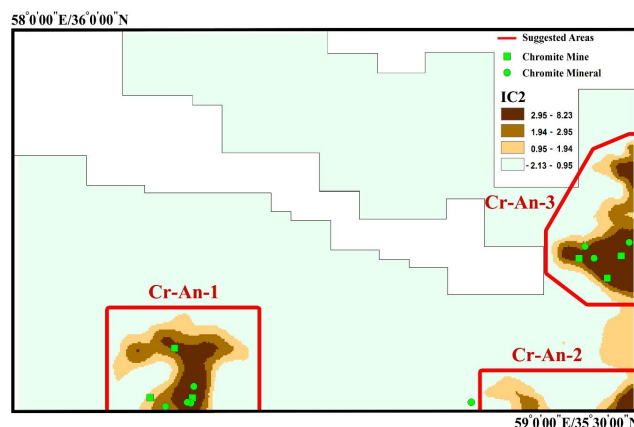


Figure 1. The map of IC2 scores and the promising areas for podiform chromite mineralization

The area of the study region has 14 known podiform chromite deposits that were used for the assessment and validation of the modeling results. For this purpose, the ROC method as one of the most effective methods in quantitative analysis of classification systems, was used. In this method, the performance of systems can be shown quantitatively using the area under the curve (AUC) [10]. The obtained AUC value used for ICA modeling was equal to 0.967 (see Figure 2). On the other hand, the AUC values for the results of univariate (Cr map) and multivariate (PCA approach) geochemical studies in this region were 0.871 and 0.711, respectively (Figure 2). Therefore, the results of ROC method show good performance of the ICA method in mineral potential modeling of podiform chromite deposits.

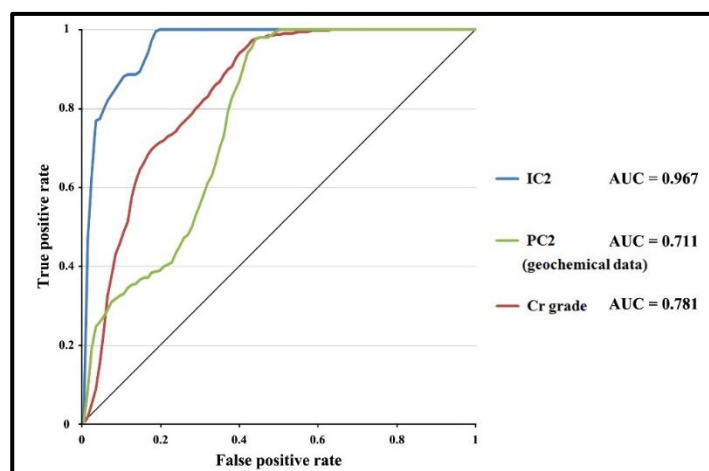


Figure 2. The ROC curve and the AUC values for ICA modeling, the map of Cr grade values, and the PC2 scores map of principal component analysis of stream sediment geochemical data

CONCLUSIONS

- The high weights of the pathfinder variables of podiform chromite deposits in IC2 has been the reason for this output component to be selected as the exploratory indicator of this type of mineralization in the study region. Moreover, three areas, namely Cr-An-1, Cr-An-2 and Cr-An-3, have been proposed for detailed exploration of such deposits.
- Validation of ICA modeling results has been performed using the ROC method. The area under the ROC curve in this study has been 0.967. This value for the results of univariate (Cr map) and multivariate (PCA approach) geochemical studies in this region have been 0.871 and 0.711, respectively. The results of the ROC method have shown that the proposed method for modeling podiform chromite deposits works better than the other two former methods.
- Not using expert knowledge and experience in preparing conceptual models and different stages of modeling implementation has not affected the proposed method to have the usual problems of knowledge-driven methods of mineral potential modeling (including non-unique and error-prone results).
- The proposed method does not require basic information about the type and characteristics of the existing mineralization in the region. This is a great advantage of the proposed method over conventional mineral potential modeling methods.

REFERENCES

- [1] Yaghubpur, A., and Hassan Nejad, A. A. (2006). "The spatial distribution of some chromite deposits in Iran, Using Fry Analysis". Journal of Sciences, Islamic Republic of Iran, 17(2): 147-152.
- [2] Cardoso, J. F. (1997). "Infomax and maximum likelihood for source separation". IEEE Letters on Signal Processing, 4: 112-114.
- [3] Yang, J., and Cheng, Q. (2015). "A comparative study of independent component analysis with principal component

- analysis in geological objects identification, Part I: Simulations*". Journal of Geochemical Exploration, 149: 127-135.
- [4] Hyvärinen, A., and Oja, E. (2000). "Independent component analysis: algorithms and applications". Neural Networks, 13(4-5): 411-430.
- [5] Kim, D., and Kim, S. k. (2012). "Comparing patterns of component loadings: Principal Component Analysis (PCA) versus Independent Component Analysis (ICA) in analyzing multivariate non-normal data". Behavior Research Methods, 44: 1239-1243.
- [6] Dezhong H., Delian L., and Shuigen X. (1995). "Explanatory text of geochemical map of Kadkan, stream sediment survey". Geological Survey of Iran Press.
- [7] Mosier, D. L., Singer, D. A., Moring, B. C., and Galloway, J. P. (2012). "Podiform chromite deposits database and grade and tonnage models". U.S. Geological Survey Scientific Investigations Report 2012-5157, pp. 45.
- [8] Roshanravan, B., Aghajani, H., Yousefi, M., and Kreuzer, O. (2019). "Mineral Prospectivity Mapping For Podiform Chromite Deposits Using Continuously-Weighted Evidence Maps in Sabzevar Ophiolitic Belt". Journal of Mineral Resources Engineering. 4(1): 1-19.
- [9] Paktunc, A. D. (1990). "Origin of podiform chromite deposits by multistage melting, melt segregation and magma mixing in the upper mantle". Ore Geology Reviews, 5: 211-222.
- [10] Fawcett, T. (2006). "An introduction to ROC analysis". Pattern Recognition Letters, 27: 861-874.