

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک
گروه اکتشاف معدن

رساله دکتری

توسعه مدل سازی پتانسیل معدنی با استفاده از روش های PCA و ICA

نگارنده: حامد فضلیانی

اساتید راهنما:

دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی

دکتر علیرضا عرب امیری

مهرماه ۱۳۹۹

شماره: ۸۰۴۲۰۹۹-۴۹
تاریخ: ۱۰/۱۰/۹۹
ویرایش:

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره ۱۱: صورت جلسه نهایی دفاع از رساله دکتری (Ph.D)

بدینوسیله گواهی می شود آقای حامد فضلیانی دانشجوی دکتری رشته اکتشاف معدن به شماره دانشجویی ۹۲۴۶۴۲۵ ورودی ۱۳۹۲ در تاریخ ۱۳۹۹/۷/۲۹ از رساله نظری / ☒ عملی خود با عنوان: توسعه مدل سازی پتانسیل معدنی با استفاده از روش های PCA و ICA، دفاع و با اخذ نمره ۱۹.۳۷۵ به درجه: عالی..... نائل گردید.

الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰ ☒ ب) درجه خیلی خوب: نمره ۱۸/۹۹ - ۱۷ ☐
ج) درجه خوب: نمره ۱۶/۹۹ - ۱۵ ☐ د) مردود: کمتر از ۱۵ ☐

ردیف	هیئت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱	دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی	استاد/ اساتید راهنما	دانشیار	
۲	دکتر علیرضا عرب امیری	استاد/ اساتید راهنما	دانشیار	
۳	دکتر احمد واعظیان	استاد مدعو داخلی	استادیار	
۴	دکتر حجت ا... رنجبر	استاد مدعو خارجی	استاد	
۵	دکتر پرویز ضیائیان	استاد مدعو خارجی	دانشیار	
۶	دکتر امین روشندل	سرپرست (نماینده) تحصیلات تکمیلی دانشکده	دانشیار	

مدیر محترم تحصیلات تکمیلی دانشگاه:

ضمن تأیید مراتب فوق مقرر فرمائید اقدامات لازم در خصوص انجام مراحل دانش آموختگی آقای حامد فضلیانی بعمل آید.

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده:

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:



تقدیم بہ مسرود خستہ مہربانم
بہ پاس بردبارے و یارے ہمیشگی شان

سپاسگزاری

در ابتدای کلام لازم می‌دانم از تمام کسانی که مرا در انجام و نگارش این رساله یاری نموده‌اند تشکر نمایم. ابتدا از اساتید عزیز و دانشمندم جناب آقای دکتر کامکار روحانی و جناب آقای دکتر عرب‌امیری تشکر می‌نمایم چراکه با صبر و محبت بی‌پایان مرا از دانش خود بهره‌مند نمودند. از اساتید محترم جناب آقای دکتر رنجبر، جناب آقای دکتر ضیائی‌ان و جناب آقای دکتر واعظیان که داوری رساله حاضر را برعهده داشته و با نظرات اصلاحی خود بر غنای آن افزودند، قدردانی می‌نمایم. همچنین از دیگر اساتید محترم دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود به خاطر دانشی که به من آموختند سپاسگزارم.

بخشی از داده‌های مورد استفاده در این مطالعه توسط سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی شمال شرق کشور در اختیار اینجانب قرار گرفته است. از مدیران محترم این سازمان، بخصوص جناب آقای دکتر عزمی تشکر می‌نمایم.

همچنین در طول تهیه رساله حاضر همواره از یاری و هم‌اندیشی دوست و همکار عزیزم جناب آقای مهندس سدید بهره‌مند بوده‌ام که به این وسیله از ایشان نیز قدردانی می‌نمایم.

با احترام حامد فضلیانی

۱۳۹۹/۷/۱۰

تعهد نامه

اینجانب حامد فضلیانی دانشجوی دوره دکتری رشته مهندسی اکتشاف معدن دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده رساله تحت عنوان "توسعه مدل سازی پتانسیل معدنی با استفاده از روش های PCA و ICA" تحت راهنمایی آقایان دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی و دکتر علیرضا عربامیری متعهد می شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه صنعتی شاهرود» و یا «Shahrood University of Technology» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آنها) استفاده شده است، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است، اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

۱۳۹۹/۷/۱۰

مالکیت نتایج و حق نشر

کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.

استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

وابستگی بالای روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی به دانش و تجربه کارشناسی، باعث می‌شود که نتایج حاصل از آنها غالباً غیریکتا و دارای خطا باشند. در روش‌های دانش‌محور متداول، عموماً از 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 پارامترهای الگوریتم مدل‌سازی و ...، به فراوانی استفاده می‌شود. این مشکل در کنار موارد دیگری چون لزوم تعیین نوع کانی‌زایی مورد جستجو قبل از مدل‌سازی، استفاده از این روش‌ها را در پی‌جویی مواد معدنی دشوار می‌نماید.

در این مطالعه سعی شده است تا آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) و آنالیز مؤلفه‌های مستقل (ICA) به عنوان دو روش دانش‌محور با اتکای کمتر به دانش و تجربه کارشناسی جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی معرفی گردند. این روش‌ها در وهله نخست به خاطر ساختار تئوری چندمتغیره، حجم پایین عملیات محاسباتی و عدم نیاز به پیش‌فرض‌ها و اطلاعات اولیه، همخوانی زیادی با طبیعت مطالعات اکتشاف ذخایر معدنی و داده‌های مورد استفاده در آنها، دارند. همچنین با توجه به مواردی چون عدم نیاز به تعیین نوع کانی‌زایی مورد جستجو قبل از مدل‌سازی، کسب نتایج متنوع حاصل از اجرای یک فرآیند مدل‌سازی واحد و کاهش تأثیر قضاوت کارشناسی در اجرای مدل‌سازی، کارایی مثبتی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی از خود نشان می‌دهند.

در مطالعه حاضر، به منظور تدوین مراحل استفاده از این روش‌ها، پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم، داده‌ها مستقیماً وارد فرآیند PCA و ICA شده‌اند. سپس با توجه به مقادیر بارگذاری متغیرها در جدول بردارهای ویژه PCA و ماتریس جداسازی ICA و بررسی همراهی مثبت و منفی متغیرها در این جداول، نسبت به تفسیر هر کدام از مؤلفه‌های خروجی اقدام شده است. به منظور اجرای این فرآیند، منطقه‌ای به وسعت ۴۸۰۰ کیلومتر مربع در جنوب نیشابور، شمال شرق ایران، مورد استفاده قرار گرفته است. در این منطقه داده‌های باکیفیتی شامل نتایج مطالعات ژئوشیمی رسوب آبراهه‌ای، اطلاعات زمین‌شناسی، الگوی شکستگی‌های ساختاری و داده‌های دورسنجی موجود می‌باشند.

پس از انجام مطالعه، دو مدل کانی‌زایی مختلف شامل ذخایر کرومیت انبانه‌ای و ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در این منطقه شناسایی شدند. سپس دقت نتایج بدست آمده از دو روش معرفی شده با استفاده از موقعیت اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه و روش منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) مورد ارزیابی قرار گرفت. همچنین نتایج بدست آمده با نتایج مطالعات ژئوشیمیایی تک‌متغیره و

چندمتغیره و نتایج مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش منطق فازی نیز مقایسه گردید. به‌علاوه تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج مدل‌سازی ICA و PCA نیز مورد بررسی قرار گرفت. در این مطالعه مساحت زیر نمودار ROC برای مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای در PCA و ICA به‌ترتیب ۰/۹۲۲ و ۰/۹۶۷ و برای مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال ۰/۹۰۷ و ۰/۸۷۳ بوده است که نشان دهنده دقت بالای این روش‌ها در شناسایی مناطق امیدبخش معدنی در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. همچنین روش‌های پیشنهاد شده در استفاده کمتر از قضاوت کارشناسی موفق بوده و تنها در مرحله تفسیر نتایج از دانش و تجربه کارشناسی بهره گرفته‌اند. به‌علاوه هر دو روش، بدون اطلاعات اولیه از منطقه مورد مطالعه، موفق به شناسایی هر دو نوع کانی‌زایی موجود در منطقه شده‌اند. این موارد می‌توانند گام‌های موثری در راستای استفاده آسان‌تر و موثرتر از روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در مطالعات اکتشافی باشند.

کلمات کلیدی: مدل‌سازی پتانسیل معدنی، آنالیز مؤلفه‌های اصلی، آنالیز مؤلفه‌های مستقل، ذخایر کرومیت انبانه‌ای، ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال، منحنی تشخیص عملکرد نسبی.

لیست مقالات مستخرج از رساله

1. Fazliani, H., Kamkar-Rouhani, A., and Arab-Amiri, A. (2020), "Integration and analysis of geological, geochemical and remote sensing data of south of Neyshabur using principal component analysis", International Journal of Mining and Geo-Engineering.
- ۲- فضلیانی، ح.، کامکار روحانی، ا. و عرب‌امیری، ع.، (۱۳۹۹) "مدل‌سازی پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای در کمربند افیولیتی جنوب نیشابور با تحلیل مؤلفه‌های مستقل"، نشریه مهندسی منابع معدنی.
- ۳- فضلیانی، ح.، کامکار روحانی، ا. و عرب‌امیری، ع.، (۱۳۹۸) "ترکیب منطق فازی و آنالیز مؤلفه‌های اصلی جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در جنوب نیشابور، یازدهمین همایش انجمن زمین‌شناسی اقتصادی ایران، دانشگاه اهواز.
- ۴- فضلیانی، ح.، کامکار روحانی، ا. و عرب‌امیری، ع.، (۱۳۹۸) "پی‌جویی کانی زایی طلا- آنتیموان در شمال شهرستان کاشمر با استفاده از روش‌های آماری چند متغیره، همایش ملی توسعه پایدار (با رویکرد فرصت‌ها و چالش‌های سرمایه‌گذاری در منطقه ترشیز)، دانشگاه کاشمر.
- ۵- فضلیانی، ح.، کامکار روحانی، ا. و عرب‌امیری، ع.، (۱۳۹۷) "مقایسه آنالیز مولفه‌های مستقل و آنالیز مولفه‌های اصلی جهت شناسایی زون‌های آلتراسیون هیدروترمال در تصاویر ETM+، مطالعه موردی محدوده معدن طلای ارغش"، دومین کنفرانس ملی مهندسی مواد، متالورژی و معدن، دانشگاه شهید چمران اهواز.

شماره صفحه	عنوان
	فهرست مطالب
۱	فصل اول: کلیات
۲	۱-۱- تعریف مسئله و بیان سؤالات اصلی تحقیق
۳	۲-۱- معایب روش‌های موجود و ضرورت انجام تحقیق
۴	۱-۲-۱- استفاده از مدل‌های ریاضی در اغلب روش‌های مدل‌سازی پتانسیل معدنی
۵	۲-۲-۱- استفاده گسترده از قضاوت کارشناسی در مراحل مختلف مدل‌سازی پتانسیل معدنی
۶	۳-۲-۱- تعیین نوع کانی‌زایی مورد جستجو قبل از مدل‌سازی
۷	۴-۲-۱- عدم امکان استفاده از روش‌های داده‌محور در اغلب مطالعات پی‌جویی
۷	۵-۲-۱- خطای ناشی از تمرکز اندیس‌های شناخته شده در بخشی از منطقه مورد مطالعه
۸	۳-۱- هدف از تحقیق و مزایای استفاده از روش‌های پیشنهادی
۹	۱-۳-۱- استفاده موفق در شاخه‌های مختلف اکتشافی
۱۰	۲-۳-۱- همخوانی مشخصات (اهداف، شرایط و داده‌های) روش‌های اکتشافی با اصول روش‌های
	آماري چندمتغیره
۱۱	۳-۳-۱- استفاده آسان و سریع
۱۱	۴-۳-۱- حجم پایین عملیات محاسباتی
۱۱	۵-۳-۱- امکان ورود داده‌های متنوع و نتیجه‌گیری واحد از آنها
۱۲	۶-۳-۱- عدم نیاز به پیش‌فرض‌ها و اطلاعات اولیه در منطقه مطالعاتی
۱۲	۷-۳-۱- به حداقل رسیدن پردازش اولیه داده‌ها
۱۲	۸-۳-۱- کسب نتایج متنوع حاصل از اجرای یک روش واحد
۱۳	۹-۳-۱- کاهش تأثیر قضاوت کارشناسی در اجرای مدل‌سازی
۱۳	۱۰-۳-۱- امکان استفاده از مقادیر پیوسته برای متغیرها
۱۴	۱۱-۳-۱- تعیین پارامترهای مؤثر در کانی‌زایی
۱۵	۴-۱- ساختار رساله
۱۷	۵-۱- نوآوری تحقیق
۱۹	فصل دوم: داده‌ها و روش تحقیق
۲۰	۱-۲- سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و مدل‌سازی پتانسیل معدنی
۲۰	۱-۱-۲- کاربرد GIS در علوم زمین
۲۱	۲-۱-۲- تلفیق داده‌ها و تهیه نقشه پتانسیل معدنی با استفاده از GIS
۲۲	۳-۱-۲- روش‌های مختلف مدل‌سازی پتانسیل معدنی
۲۳	۱-۳-۱-۲- اصول روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی
۲۴	۲-۳-۱-۲- اصول روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی
۲۶	۲-۲- روش‌شناسی (متدولوژی) روش‌های PCA و ICA
۲۶	۱-۲-۲- روش PCA
۲۸	۱-۱-۲-۲- روابط ریاضی روش PCA
۳۲	۲-۱-۲-۲- غیر همبسته بودن مؤلفه‌های خروجی در روش PCA
۳۳	۳-۱-۲-۲- کاربردهای اساسی روش PCA

فهرست مطالب	
عنوان	شماره صفحه
۲-۲-۱-۴- انتخاب مؤلفه‌های خروجی مناسب	۳۳
۲-۲-۲- روش ICA	۳۵
۲-۲-۲-۱- روابط ریاضی روش ICA	۳۶
۲-۲-۲-۲- الگوریتم FastICA	۳۹
۲-۲-۲-۳- الگوریتم نقطه ثابت سریع	۴۰
۲-۲-۲-۴- الگوریتم اینفومکس	۴۱
۲-۲-۲-۵- الگوریتم احتمالی آنالیز مؤلفه‌های مستقل (PICA)	۴۲
۲-۲-۲-۶- الگوریتم آنالیز مؤلفه مستقل تک واحدی	۴۳
۲-۲-۳- شباهت‌ها و تفاوت‌های روش‌های PCA و ICA	۴۴
۲-۲-۴- روش منطق فازی	۴۵
۲-۲-۴-۱- عملگر گامای فازی	۴۷
۲-۳- منطقه مورد مطالعه	۴۷
۲-۳-۱- موقعیت جغرافیایی	۴۷
۲-۳-۲- راه‌های دسترسی	۴۹
۲-۳-۳- توپوگرافی و ارتفاعات	۵۰
۲-۳-۴- زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه	۵۰
۲-۳-۴-۱- واحدهای زمین‌شناسی	۵۱
۲-۳-۴-۲- سنگ‌های آذرین نفوذی	۶۰
۲-۳-۴-۳- مجموعه‌های افیولیتی	۶۱
۲-۳-۴-۴- تکتونیک و تکوین زمین ساخت	۶۳
۲-۳-۴-۵- زمین‌شناسی اقتصادی	۶۳
۲-۴- داده‌های مورد استفاده	۶۵
۲-۴-۱- داده‌های زمین‌شناسی	۶۶
۲-۴-۲- داده‌های ماهواره ای	۶۷
۲-۴-۲-۱- روش نسبت‌های باندی	۶۹
۲-۴-۲-۱-۱- نسبت باندی ۵/۷ تصاویر ETM+	۶۹
۲-۴-۲-۲- نسبت باندی ۳/۱ تصاویر ETM+	۷۲
۲-۴-۲-۳- حذف اثر گیاهان و سنگ‌های آهکی	۷۳
۲-۴-۲-۴- محاسبه فاکتور خطوارگی	۷۶
۲-۴-۲-۳- سلول‌بندی مجدد داده‌های ماهواره ای	۷۷
۲-۴-۳- داده‌های ژئوشیمیایی رسوب آبراهه ای	۷۸
۲-۴-۳-۱- حذف اثر لیتولوژی از داده‌های ژئوشیمیایی	۸۰
۲-۴-۳-۲- انتخاب داده‌های ژئوشیمیایی	۸۳
فصل سوم: مروری بر مطالعات پیشین	
۱-۳- کاربرد روش PCA در اکتشاف ذخایر معدنی	۸۸
۱-۱-۳- کاربرد روش PCA در مطالعات ژئوشیمی اکتشافی	۸۸

شماره صفحه	فهرست مطالب	عنوان
۹۲	۳-۱-۲- کاربرد روش PCA در مطالعات ژئوشیمی زیست محیطی	
۹۴	۳-۱-۳- کاربرد روش PCA در مطالعات زمین شناسی	
۹۶	۳-۱-۴- کاربرد روش PCA در مطالعات ژئوفیزیک اکتشافی	
۹۹	۳-۱-۵- کاربرد روش PCA در مطالعات سنجش از دور	
۱۰۳	۳-۱-۶- کاربرد روش PCA در تلفیق داده های اکتشافی	
۱۰۷	۳-۲- کاربرد روش ICA در اکتشاف ذخایر معدنی	
۱۱۹	فصل چهارم: مدل سازی پتانسیل معدنی با استفاده از روش های PCA و ICA	
۱۲۰	۴-۱- پیش پردازش و تصحیحات مورد نیاز داده ها	
۱۲۰	۴-۱-۱- اصلاح داده های خارج از ردیف	
۱۲۴	۴-۱-۲- استاندارد سازی داده ها	
۱۲۵	۴-۱-۳- نرمال کردن توزیع داده ها	
۱۳۰	۴-۱-۴- متمرکز سازی داده ها	
۱۳۱	۴-۱-۵- سفید سازی داده ها	
۱۳۳	۴-۲- مدل سازی پتانسیل معدنی	
۱۳۳	۴-۲-۱- مدل سازی پتانسیل معدنی به روش PCA	
۱۳۷	۴-۲-۲- مدل سازی پتانسیل معدنی به روش ICA	
۱۳۹	۴-۲-۳- محاسبه حد آستانه آنومالی	
۱۴۱	۴-۳- تفسیر نتایج	
۱۴۱	۴-۳-۱- کانی زایی کرومیت انبانه ای	
۱۴۱	۴-۳-۱-۱- کانی زایی کرومیت انبانه ای در مدل سازی PCA	
۱۴۴	۴-۳-۱-۲- کانی زایی کرومیت انبانه ای در مدل سازی ICA	
۱۴۹	۴-۳-۲- کانی زایی طلا-آنتیموان اپی ترمال	
۱۴۹	۴-۳-۲-۱- کانی زایی طلا-آنتیموان اپی ترمال در مدل سازی PCA	
۱۵۳	۴-۳-۲-۲- کانی زایی طلا-آنتیموان اپی ترمال در مدل سازی ICA	
۱۵۶	۴-۳-۳- تأثیر داده های خارج از ردیف بر نتایج مدل سازی PCA و ICA	
۱۵۷	۴-۳-۳-۱- شناسایی و اصلاح داده های خطا دار	
۱۵۸	۴-۳-۳-۲- شناسایی و اصلاح داده های خارج از ردیف	
۱۵۹	۴-۳-۳-۳- تأثیر اصلاح داده های خارج از ردیف بر نتایج مدل سازی PCA	
۱۵۹	۴-۳-۳-۳-۱- تأثیر اصلاح داده های خارج از ردیف بر نتایج PCA برای کانی زایی کرومیت انبانه ای	
۱۶۰	۴-۳-۳-۳-۲- تأثیر اصلاح داده های خارج از ردیف بر نتایج PCA برای کانی زایی طلا-آنتیموان اپی ترمال	
۱۶۲	۴-۳-۳-۴- تأثیر اصلاح داده های خارج از ردیف بر نتایج مدل سازی ICA	
۱۶۴	۴-۳-۳-۴-۱- تأثیر اصلاح داده های خارج از ردیف بر نتایج ICA برای کانی زایی کرومیت انبانه ای	

فهرست مطالب	
عنوان	شماره صفحه
۴-۳-۳-۲- تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج ICA برای کانن‌زایی طلا-آنتیموان	۱۶۵
اپی‌ترمال	
فصل پنجم: مقایسه و ارزیابی نتایج و بازدید صحرایی	۱۶۹
۵-۱- مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای تک‌متغیره	۱۷۱
۵-۲- مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای چندمتغیره	۱۷۱
۵-۳- مدل‌سازی پتانسیل معدنی منطقه به روش منطق فازی	۱۷۲
۵-۳-۱- مشقت موضوع بعد و کاهش ابعاد داده‌ها	۱۷۲
۵-۳-۲- ساخت مدل مفهومی و وزن دهی به داده‌های ورودی	۱۷۳
۵-۳-۱-۲- مدل مفهومی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال	۱۷۳
۵-۳-۲-۲- مدل مفهومی ذخایر کرومیت انبانه‌ای	۱۷۴
۵-۳-۳- مدل‌سازی به روش منطق فازی	۱۷۵
۵-۴- مقایسه نتایج به‌دست آمده برای ذخایر کرومیت انبانه‌ای	۱۷۷
۵-۴-۱- بررسی نتایج مدل‌سازی فازی، ژئوشیمی تک‌متغیره و چندمتغیره برای شناسایی ذخایر کرومیت انبانه‌ای	۱۸۲
۵-۵- مقایسه نتایج به‌دست آمده برای ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال	۱۸۳
۵-۵-۱- بررسی نتایج مدل‌سازی فازی، ژئوشیمی تک‌متغیره و چندمتغیره برای شناسایی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال	۱۸۹
۵-۶- اعتبارسنجی مدل‌های پتانسیل معدنی به روش منحنی تشخیص عملکرد نسبی	۱۹۰
۵-۶-۱- اعتبارسنجی مدل‌های پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای	۱۹۳
۵-۶-۲- اعتبارسنجی مدل‌های پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال	۱۹۴
فصل ششم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات	۱۹۷
۶-۱- نتیجه‌گیری	۱۹۸
۶-۲- پیشنهادات	۲۰۱
فهرست منابع	۲۰۳

فهرست اشکال

عنوان	شماره صفحه
شکل ۱-۱- نمودار جریان فرآیند تحقیقاتی در مطالعه حاضر	۱۶
شکل ۱-۲- نمودار ۵۰ مشاهده از دو متغیر همبسته (الف) بر روی محور مختصات اصلی (ب) بر روی محور مختصات جدید بعد از PCA (اصلاح شده از Jolliffe, 2003)	۲۸
شکل ۲-۲- طرح شماتیک مدل ICA (Mohanaprasad et al., 2019)	۳۷
شکل ۳-۲- بلوک دیاگرام الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های مستقل تک واحدی (Lu and Rajapakse, 2001)	۴۴
شکل ۴-۲- موقعیت منطقه مورد مطالعه در شمال شرق ایران و جنوب نیشابور	۴۸
شکل ۵-۲- موقعیت منطقه مورد مطالعه (الف) در زون تکتونیکی سبزوار (ساده شده از Alavi, 1991) و (ب) در نقشه‌های ۱:۲۵۰۰۰ تربت حیدریه و کاشمر	۴۹
شکل ۶-۲- راه‌های اصلی و فرعی منطقه مورد مطالعه	۵۰
شکل ۷-۲- نقشه واحدهای زمین‌شناسی اصلی و گسل‌ها در منطقه مورد مطالعه	۶۵
شکل ۸-۲- نقشه (الف) توده‌های نفوذی، (ب) واحدهای افیولیتی، (پ) امتیازدهی بر اساس فاصله از توده‌های نفوذی و (ت) امتیازدهی بر اساس فاصله از واحدهای افیولیتی در منطقه مورد مطالعه	۶۷
شکل ۹-۲- نمودار طیف آزمایشگاهی بازتابش بعضی از کانی‌های هیدروکسیل‌دار در مقابل محدوده باندهای ۵ و ۷ سنجنده ETM+ (Sabins, 1997)	۷۰
شکل ۱۰-۲- تصویر نسبت بانندی ۵/۷ سنجنده ETM+ در منطقه مورد مطالعه	۷۱
شکل ۱۱-۲- روش قاچ زنی بر روی تصویر نسبت بانندی ۵/۷ در منطقه مورد مطالعه	۷۱
شکل ۱۲-۲- نمودار طیف آزمایشگاهی بازتابش بعضی از اکسیدهای آهن فریک در مقابل محدوده باندهای ۳ و ۱ سنجنده ETM+ (Sabins, 1997)	۷۲
شکل ۱۳-۲- تصویر نسبت بانندی ۳/۱ سنجنده ETM+ در منطقه مورد مطالعه	۷۳
شکل ۱۴-۲- روش قاچ زنی بر روی تصویر نسبت بانندی ۳/۱ در منطقه مورد مطالعه	۷۳
شکل ۱۵-۲- نمودار طیف بازتابش گیاهان، سنگ‌های آهکی و دگرسانی‌های گرمایی در باندهای مختلف سنجنده ETM+ (اصلاح شده از Liu and Mason, 2016)	۷۴
شکل ۱۶-۲- تصویر (الف) شاخص NDVI، (ب) نسبت بانندی ۵/۷ و (ج) نسبت بانندی ۵/۷ پس از حذف اثر گیاهان و سنگ‌های آهکی در منطقه مورد مطالعه	۷۵
شکل ۱۷-۲- نقشه فاکتور خطوارگی در منطقه مورد مطالعه	۷۷
شکل ۱۸-۲- تصویر نسبت بانندی ۵/۷ در منطقه مورد مطالعه بعد از تغییر اندازه پیکسل‌ها	۷۸
شکل ۱۹-۲- نقشه غلظت ۱۷ عنصر مورد استفاده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه	۸۶
شکل ۱-۳- نقشه توزیع PC1 در منطقه گنگدس تبت و موقعیت معادن مس، سرب و روی اسکارن (Zuo, 2011)	۹۰
شکل ۲-۳- نقشه رستری نتایج OSM-PCA (راست) و SWSM-PCA (چپ) و اندیس‌های طلا و نقره موجود در منطقه پانگژیدونگ در جنوب شرقی چین و منحنی ROC ارزیابی نتایج به‌دست آمده (Xiao et al., 2020)	۹۱
شکل ۳-۳- نتایج ارزیابی زیست‌محیطی در ناحیه معدنی پنکسی چین (Sun et al. 2020)	۹۴
شکل ۴-۳- امتیازات مؤلفه سوم از PCA وزن‌دار مکانی اجرا شده در منطقه گنجیو کشور چین به‌صورت دو بعدی و سه بعدی و موقعیت گسل‌ها و توده‌های نفوذی منطقه بر روی آنها (Cheng et al., 2011)	۹۵

فهرست اشکال

عنوان	شماره صفحه
شکل ۳-۵- نتیجه درون‌یابی داده‌های ۱۶ خط برداشت مغناطیس سنجی هوابرد با استفاده از روش isPCA در منطقه ساحلی اقیانوس اطلس در کشور کانادا (Dehler, 2015 Li and)	۹۷
شکل ۳-۶- الف-ت) نقشه میدان مغناطیسی به‌دست آمده از چهار مؤلفه اصلی اول ث) مجموع شدت میدان مغناطیسی الف تا ت، ج) شدت میدان مغناطیسی باقیمانده پس از تفریق ث از میدان TM (Davydenko and Grayver, 2014)	۹۸
شکل ۳-۷- نتایج اعمال روش PCA بر روی تصاویر TM منطقه اسچوپن هند (Ghosh et al. 2014)	۱۰۰
شکل ۳-۸- الف) تصویر کاذب رنگی PC1, PC2 و PC3 به ترتیب به‌عنوان آبی، سبز و قرمز، ب) تصویر کاذب رنگی PC1, PC3 و PC4 به ترتیب به‌عنوان آبی، سبز و قرمز و پ) نقشه زمین‌شناسی تفسیری با استفاده از الف و ب (Pal et al., 2007)	۱۰۱
شکل ۳-۹- الف) تصویر کاذب رنگی R (PC4)، G (PC5) و B (میانگین PC4 و PC5) به‌دست آمده از PCA بر روی شش باند سنجنده ETM+ و ب) تصویر کاذب رنگی R (PC4)، G (میانگین PC4 و PC2) و B (PC2) به‌دست آمده از PCA انتخابی بر روی چهار باند سنجنده ETM+ (Vural and Aydal, 2020)	۱۰۲
شکل ۳-۱۰- نقشه کانی‌های هیدروکسیل دار (راست) و اکسیدهای آهن (چپ) به‌دست آمده از روش کروستا در منطقه سرچشمه استان کرمان (Honarmand et al, 2002)	۱۰۳
شکل ۳-۱۱- ترکیب تصاویر هیدروکسیل و اکسید آهن با داده‌های ژئوفیزیکی هوابرد به منظور شناسایی مناطق دارای دگرسانی گرمابی در منطقه سرچشمه استان کرمان (Honarmand et al., 2002)	۱۰۵
شکل ۳-۱۲- نتایج تلفیق داده‌های مغناطیسی و رادیومتریک در منطقه مورد مطالعه با استفاده از رابطه ۲-۴۲ (Ranjbar et al., 2001)	۱۰۷
شکل ۳-۱۳- تصاویر کاذب رنگی حاصل از تبدیل ICA (راست) و تبدیل PCA (چپ) بر روی تصویر ETM+ جنوب شرق ماسوله (Gholami et al., 2012)	۱۰۸
شکل ۳-۱۴- تصویر کاذب رنگی RGB:PC2,PC3,PC6 در منطقه اردستان (Mahmoudishadi et al., 2017)	۱۰۹
شکل ۳-۱۵- تصویر کاذب رنگی RGB:IC2,IC3,IC6 در منطقه اردستان (Mahmoudishadi et al., 2017)	۱۱۰
شکل ۳-۱۶- نقشه IC1، IC2 و IC3 از آنالیز داده‌های مغناطیسی بیابان گبی در کشور چین که به ترتیب سنگ‌های آذرین، مرز صفحات پوسته و سنگ‌های بازیک و اولترابازیک را نشان می‌دهند (Wang et al., 2016)	۱۱۱
شکل ۳-۱۷- نقشه ناهنجاری‌های طلا بر اساس داده‌های خام (راست) و پردازش شده (چپ) (Liu et al., 2020)	۱۱۲
شکل ۳-۱۸- نقشه ناهنجاری‌های مس بر اساس داده‌های خام (راست) و پردازش شده (چپ) (Liu et al., 2020)	۱۱۳
شکل ۳-۱۹- نمودار پراکندگی مقادیر دو متغیر از دو گروه نمونه فرضی و راستای مؤلفه‌های اصلی و مؤلفه‌های مستقل خروجی (Yang and Cheng, 2015 a)	۱۱۴
شکل ۳-۲۰- محدوده مطالعاتی فرضی شامل چهار واحد سنگی (بالا) نتایج تبدیل PCA (وسط) و نتایج تبدیل ICA (پایین) (Yang and Cheng, 2015 a)	۱۱۵

فهرست اشکال

عنوان	شماره صفحه
شکل ۳-۲۱- نقشه زمین‌شناسی منطقه پینگو در جنوب چین (بالا) نتایج جداسازی واحدهای سنگی با استفاده از PCA (پایین راست) و نتایج جداسازی واحدهای سنگی با استفاده از ICA (پایین چپ) ۱۱۶	
(Yang and Cheng, 2015 b)	
شکل ۴-۱- تصویر شماتیک یک نمودار جعبه‌ای توکی (اصلاح شده از Reimann et al., 2005)	۱۲۲
شکل ۴-۲- نمودار جعبه‌ای داده‌های خام عناصر Au, Sb, Cu, Co, Ni و V	۱۲۳
شکل ۴-۳- هیستوگرام فراوانی عناصر Au, Cr و B (الف) قبل و (ب) بعد از تبدیل لگاریتمی	۱۲۸
شکل ۴-۴- نمودار Q-Q عناصر Au, Cr و B (الف) قبل و (ب) بعد از تبدیل لگاریتمی	۱۲۹
شکل ۴-۵- نمودار درصد تجمعی واریانس مؤلفه‌های خروجی (راست) و میزان واریانس هر مؤلفه خروجی از کل واریانس داده‌ها (چپ)	۱۳۵
شکل ۴-۶- نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ نشان دهنده سهم متغیرها در PCهای خروجی	۱۳۶
شکل ۴-۷- نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 تا PC4	۱۳۶
شکل ۴-۸- نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ نشان دهنده سهم متغیرها در ICهای خروجی	۱۳۸
شکل ۴-۹- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC1 تا IC4	۱۳۹
شکل ۴-۱۰- نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1	۱۴۲
شکل ۴-۱۱- نقشه مقادیر PC1 حاصل از مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش PCA در منطقه مورد مطالعه	۱۴۳
شکل ۴-۱۲- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC2	۱۴۵
شکل ۴-۱۳- نقشه مقادیر IC2 حاصل از مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه	۱۴۶
شکل ۴-۱۴- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC3	۱۴۸
شکل ۴-۱۵- نقشه مقادیر IC3 حاصل از مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه	۱۴۸
شکل ۴-۱۶- نمودار ستونی وزن متغیرها در PC2	۱۵۰
شکل ۴-۱۷- نقشه مقادیر PC2 حاصل از مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش PCA در منطقه مورد مطالعه	۱۵۱
شکل ۴-۱۸- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC9	۱۵۳
شکل ۴-۱۹- نقشه مقادیر IC9 حاصل از مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه	۱۵۴
شکل ۴-۲۰- نمودار جعبه‌ای توکی برای عناصر Mo, Cr و B در منطقه مورد مطالعه	۱۵۷
شکل ۴-۲۱- (الف و ب) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 بعد از جایگزینی داده‌های خطادار پ و ت (نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۰
شکل ۴-۲۲- (الف و ب) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC2 بعد از جایگزینی داده‌های خطادار پ و ت (نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC2 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۱
شکل ۴-۲۳- نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ وزن متغیرها در نتایج روش ICA (الف) قبل و (ب) بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۳
شکل ۴-۲۴- (الف و ب) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در IC2 بعد از جایگزینی داده‌های خطادار پ و ت (نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در IC2 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۵
شکل ۴-۲۵- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC12, IC13, IC15 و IC17 قبل از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۶
شکل ۴-۲۶- نقشه مقادیر IC12, IC13, IC15 و IC17 قبل از اصلاح داده‌های خارج از ردیف به ترتیب در کنار نقشه غلظت عناصر W, As, Au و Sb	۱۶۷

فهرست اشکال

عنوان	شماره صفحه
شکل ۴-۲۷ (الف) نقشه و (ب) نمودار ستونی وزن متغیرها در IC9 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۸
شکل ۵-۱- نتیجه مدل‌سازی پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش منطق فازی با گامای ۰/۹۰	۱۷۶
شکل ۵-۲- نتیجه مدل‌سازی پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای به روش منطق فازی با گامای ۰/۹۰	۱۷۶
شکل ۵-۳- نقشه پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای (الف) به روش PCA، (ب) به روش ICA، (پ) به روش مدل‌سازی فازی، (ت) به روش PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)، (ث) نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از قاچ‌زنی تصویر، (ج) واحدهای افیولیتی (نادری‌میقان، ۱۳۷۷ الف و ب)، (چ) نقشه غلظت عنصر Cr (Dezhong et al., 1995 a&b) و (ح) نقشه غلظت عنصر Co (Dezhong et al., 1995 a&b)	۱۷۸
شکل ۵-۴ (الف) سرپانتینی شدن سنگ‌های افیولیتی، (ب) دپوی سنگ معدن کرومیت استخراج شده به صورت سنتی و (ج) توپوگرافی واحدهای افیولیتی در محدوده Cr-An-3	۱۷۹
شکل ۵-۵ (الف) توپوگرافی واحدهای گنگلومرای سخت نشده PI Q ^c در محدوده Cr-An-4 (ب) حضور قطعاتی از سنگ‌های افیولیتی و سنگ‌های آذرین دگرسان شده در محدوده	۱۸۱
شکل ۵-۶- نقشه پتانسیل معدنی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال (الف) به روش PCA، (ب) به روش ICA، (پ) به روش مدل‌سازی فازی، (ت) به روش PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)، (ث) نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از قاچ‌زنی تصویر، (ج) سنگ‌های نفوذی (نادری‌میقان، ۱۳۷۷ الف و ب)، (چ) نقشه غلظت عنصر Au (Dezhong et al., 1995 a&b) و (ح) نقشه غلظت عنصر Sb (Dezhong et al., 1995 a&b)	۱۸۴
شکل ۵-۷- رگه نفوذی سیلیسی در محدوده Au-An-2	۱۸۶
شکل ۵-۸ (الف) بیرون زدگی دایک سیلیسی و دگرسانی گرمابی در جنوب غرب روستای حسن آباد و (ب) کانی‌زایی طلا در معدن طلای ارغش در محدوده Au-An-4	۱۸۶
شکل ۵-۹ (الف و ب) رخنمون رگه و رگچه‌های سیلیسی، (ب) دگرسانی لیمونیتی و هماتیتی و (پ) دگرسانی آرزلیک در محدوده Au-An-3	۱۸۷
شکل ۵-۱۰- موقعیت نمونه‌های برداشت شده در محدوده آنومالی Au-An-3 و تصویر ماهواره‌ای منطقه	۱۸۸
شکل ۵-۱۱- ماتریس درهم‌ریختگی شماتیک (اصلاح شده از Fawcett, 2006)	۱۹۲
شکل ۵-۱۲- منحنی ROC مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر کروم	۱۹۳
شکل ۵-۱۳- نمودار میله‌ای مقادیر AUC برای مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر کروم	۱۹۴
شکل ۵-۱۴- منحنی ROC مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش PCA (PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر طلا و آنتیموان	۱۹۵
شکل ۵-۱۵- نمودار میله‌ای مقادیر AUC برای مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش PCA (PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر طلا و آنتیموان	۱۹۵

فهرست جداول

عنوان	شماره صفحه
جدول ۱-۲- روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی (یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹)	۲۴
جدول ۲-۲- روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی (یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹)	۲۶
جدول ۳-۲- پارامترهای آماری و شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم داده‌های رسوب آبراهه‌ای در منطقه مورد مطالعه	۸۴
جدول ۴-۲- متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه	۸۶
جدول ۱-۳- مقادیر بارگذاری متغیرهای هدف و توضیحی در مؤلفه‌های اصلی به‌دست آمده از PCA بر روی کانسار مس پرفیری دره‌زار (بارهای کمتر از ۰/۲ حذف شده اند) (Honarmand et al., 2002)	۱۰۴
جدول ۲-۳- مقادیر بارگذاری متغیرهای هدف و توضیحی در مؤلفه‌های اصلی به‌دست آمده از PCA بر روی منطقه کنترلی (بارهای کمتر از ۰/۳ حذف شده اند) (Ranjbar et al., 2001)	۱۰۶
جدول ۱-۴- مقادیر چولگی و کشیدگی متغیرهای ژئوشیمیایی مورد استفاده قبل و بعد از تبدیل لگاریتمی	۱۲۷
جدول ۲-۴- بردارهای ویژه PCA جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه	۱۳۴
جدول ۳-۴- سهم مؤلفه‌های خروجی از واریانس کل داده‌ها	۱۳۵
جدول ۴-۴- ماتریس جداسازی ICA جهت مدل‌سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه	۱۳۸
جدول ۵-۴- متغیرهای مؤثر در PC1 به ترتیب وزن آنها	۱۴۲
جدول ۶-۴- متغیرهای مؤثر در IC2 به ترتیب وزن آنها	۱۴۵
جدول ۷-۴- متغیرهای مؤثر در IC3 به ترتیب وزن آنها	۱۴۷
جدول ۸-۴- متغیرهای مؤثر در PC2 به ترتیب وزن آنها	۱۵۰
جدول ۹-۴- متغیرهای مؤثر در IC9 به ترتیب وزن آنها	۱۵۴
جدول ۱۰-۴- مشخصات داده‌های خارج از ردیف در ۱۸ متغیر مورد استفاده در منطقه مورد مطالعه	۱۵۹
جدول ۱۱-۴- چولگی و کشیدگی داده‌های ژئوشیمیایی قبل و بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف	۱۶۳
جدول ۱-۵- مقادیر بارگذاری مؤلفه اصلی دوم و سوم PCA داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای منطقه (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)	۱۷۲
جدول ۲-۵- مقادیر عضویت فازی داده‌های ورودی جهت شناسایی مناطق امیدبخش طلا-آنتیموان اپی‌ترمال	۱۷۴
جدول ۳-۵- مقادیر عضویت فازی داده‌های ورودی جهت شناسایی مناطق امیدبخش کرومیت انبانه‌ای	۱۷۵
جدول ۴-۵- موقعیت جغرافیایی و نتایج دو نمونه کانی سنگین از محدوده Cr-An-4	۱۸۱
جدول ۵-۵- موقعیت جغرافیایی و نتایج آنالیز شش نمونه لیتوژئوشیمیایی از محدوده Au-An-3	۱۸۸
جدول ۶-۵- مقادیر AUC برای مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر کروم	۱۹۴
جدول ۷-۵- مقادیر AUC برای مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش PCA (PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر طلا و آنتیموان	۱۹۵

فهرست اختصارات		
Principal Component Analysis	PCA	آنالیز مؤلفه‌های اصلی
Independent Component Analysis	ICA	آنالیز مؤلفه‌های مستقل
Geographic Information System	GIS	سامانه اطلاعات جغرافیایی
Blind Source Separation	BSS	جداسازی کور منابع
Fast Independent Component Analysis	FastICA	آنالیز مؤلفه‌های مستقل سریع
Proabilistic Independent Component Analysis	PICA	آنالیز مؤلفه‌های مستقل احتمالی
Spatially Weighted Principal Component Analysis	SWPCA	آنالیز مؤلفه‌های اصلی وزندار مکانی
Spatially Weighted Singularity Mapping	SWSM	نقشه‌برداری تکینگی وزن دار مکانی
Ordinary Singularity Mapping	OSM	نقشه‌برداری تکینگی معمولی
Mineral Liberation Analysis	MLA	آنالیز آزادسازی مواد معدنی
Inverse Spatial Principal Component Analysis	isPCA	آنالیز مؤلفه‌های اصلی فضایی معکوس
Inverse Distance Weighting	IDW	وزن دهی عکس فاصله
Minimum Curvature	MINC	روش انحنای حداقل
Bidimensional Empirical Mode Decomposition	BEMD	روش تجزیه مد تجربی دوبعدی
Intrinsic Mode Functions	IMF	توابع مد ذاتی
The Enhanced Thematic Mapper Plus	ETM+	سنجنده نقشه‌بردار موضوعی بهبودیافته
Band Ratio	BR	نسبت بانندی
Photolineament Factor	PF	فاکتور خطوارگی
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	شاخص پوشش گیاهی تفاضل نرمال شده
Near-Infrared	NIR	مادون قرمر نزدیک
Electrospray Ionization	ESI	یونیزاسیون الکترواسپری
Inductively Coupled Plasmas	ICP	طیف‌سنج پلاسمای جفت شده القایی
Atomic Emission Spectroscopy	ES	طیف‌سنج نشر اتمی
Atomic Fluorescence Spectroscopy	AFS	طیف‌سنج فلورسانس اتمی
X-Ray Fluorescence	XRF	طیف‌سنج فلورسانس پرتو ایکس
Catalytic Polarography	POL	پلاروگرافی کاتالیستی
Interquartile Range	IQR	دامنه میان چارکی
Quantile-Quantile Plot	Q-Q Plot	نمودار چندک-چندک
Natural Logarithm	ln	لگاریتم طبیعی
Singular Value Decomposition	SVD	تجزیه مقدارهای منفرد
Eigen Value Decomposition	EVD	تجزیه مقدارهای ویژه
Polynomial Eigen Value Decomposition	PEVD	تجزیه مقدارهای ویژه چندجمله‌ای
Receiver Operating Characteristic	ROC	منحنی تشخیص عملکرد نسبی
True Positive Rate	TP rate	نرخ مثبت درست
False Positive Rate	FP rate	نرخ مثبت نادرست
Area Under an ROC Curve	AUC	سطح زیر منحنی ROC

فصل اول

کلیات

۱-۱- تعریف مسئله و بیان سؤالات اصلی تحقیق

آنالیز مؤلفه‌های اصلی^۱ (PCA) و آنالیز مؤلفه‌های مستقل^۲ (ICA) از روش‌های آماری چندمتغیره هستند که هدف هر دو پیدا کردن یک مجموعه جدید از مؤلفه‌های غیرهمبسته به صورت ترکیبی از متغیرهای مشاهده شده است، با این تفاوت که مؤلفه‌های حاصل از روش PCA غیرهمبسته هستند و بر اساس کاهش واریانس رتبه‌بندی می‌شوند ولی مؤلفه‌های حاصل از روش ICA دارای بیشترین درجه استقلال ممکن می‌باشند (Yang and Cheng, 2015a).

در این تحقیق سعی بر آن خواهد بود که دو روش PCA و ICA به عنوان گزینه‌هایی جهت تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی بررسی گردند. به صورت کلی، روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی به دو دسته داده‌محور و دانش‌محور تقسیم‌بندی می‌شوند. مشخص است که هر کدام از این روش‌ها دارای خصوصیات و مزایای منحصر به فردی هستند که در فصل دوم به آنها اشاره خواهد شد. ولی بی‌تردید این روش‌ها ایرادات و کاستی‌هایی هم دارند که استفاده از هر کدام از آنها را در تمام پروژه‌های اکتشافی غیرممکن می‌سازد. این ایرادات ممکن است ناشی از متدولوژی و تئوری این روش‌ها باشد و یا از عدم انطباق کامل آنها با روش‌ها و داده‌های اکتشافی نشأت گرفته باشد. در هر صورت استفاده از روش‌های جدید برای تلفیق داده‌ها و مدل‌سازی پتانسیل معدنی همواره مفید به نظر رسیده و باعث پوشش نقاط ضعف و کاستی‌های روش‌های موجود خواهد شد. به خصوص اگر روش‌های جدید بر اساس اصول و تئوری‌های متفاوت و جدیدتری تعریف شده باشند، می‌توان به بهبود نتایج حاصل از آنها امیدوار بود.

دلیل نیاز به تئوری‌های جدید در مدل‌سازی پتانسیل معدنی آن است که محیط زمین، فضایی ناهمگن و ناشناخته است و هرچه ما در اندازه‌گیری پارامترهای مختلف آن بکوشیم، باز هم متغیرهای مؤثر دیگری وجود خواهند داشت که باید شناسایی و اندازه‌گیری شوند. در نتیجه نه تنها تعیین مدل مناسب

1 Principal Component Analysis

2 Independent Component Analysis

جهت مدل سازی محدوده های اکتشافی مختلف بسیار سخت است، بلکه شناسایی اصول تئوریک متناسب با خصوصیات مختلف پدیده های زمین شناسی و از جمله کانی زایی های مختلف بسیار دشوار می نماید. به همین دلیل است که تاکنون ایرادات تئوریک زیادی بر روش های موجود وارد شده و بحث های فراوانی بر روی استفاده یا عدم استفاده از تئوری های مختلف از جمله آمار، زمین آمار، تئوری احتمال، مدل های ریاضی، هوش مصنوعی و ... بین متخصصان علوم اکتشافی در گرفته است.

در نتیجه همان طور که گفته شد، در این مطالعه تلاش می شود از دو روش PCA و ICA که به صورت مکرر در داده های اکتشافی مختلف از جمله ژئوشیمی اکتشافی، سنجش از دور، ژئوفیزیک و ... به کار گرفته شده اند (Cheng et al., 2011; Ranjbar et al., 2011; Boogaart, 2013; Li and Dehler, 2015; Eldosouky et al., 2017; Botwe et al., 2018; Xiao et al., 2018; Wang et al., 2019; Assembe et al., 2020; Bolouki et al., 2020; Sharifi et al., 2020; Vural and Aydal, 2020)، در تلفیق داده های اکتشافی و مدل سازی پتانسیل معدنی استفاده گردد.

به این منظور در اولین فصل رساله ابتدا سعی شده است تا مشکلات نظری و عملی روش های معمول مدل سازی پتانسیل معدنی بررسی شده و در نتیجه لزوم معرفی روش های جدید بیان گردد. سپس با بیان مزایای دو روش یادشده جهت مدل سازی پتانسیل معدنی هدف از انجام تحقیق بیان گردد.

۱-۲- معایب روش های موجود و ضرورت انجام تحقیق

اگر بخواهیم ضرورت انجام تحقیق را بررسی نماییم، ابتدا باید معایب روش های موجود مدل سازی پتانسیل معدنی را بررسی نماییم. چرا که لزوم معرفی روش های جدید تنها زمانی آشکار می گردد که معایبی در روش های موجود شناسایی شده و نیاز به برطرف کردن این معایب احساس شود. در این بخش سعی بر آن بوده است تا مشکلات و معایب کلی روش های متداول (دانش محور و داده محور) مدل سازی پتانسیل معدنی که ممکن است با استفاده از روش های پیشنهادی برطرف گردند، مورد بررسی قرار گیرند.

می‌دانیم که روش‌های دانش‌محور و داده‌محور هر دو بر اساس تهیه یک مدل اکتشافی از کانی‌زایی مورد جستجو کار می‌کنند. در روش‌های داده‌محور این مدل بر اساس اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه مورد مطالعه ساخته می‌شود. ولی در روش‌های دانش‌محور مدل اکتشافی با توجه به خصوصیات اندیس‌های شناخته شده هم نوع در خارج از منطقه مورد مطالعه تهیه می‌گردد. بدون تردید این روش‌ها دارای برخی اشکالات نظری و عملی هستند که در ادامه به بعضی از آنها اشاره خواهد شد. مشخص است که اشکالات بیان شده در این قسمت اشکالات کلی هستند و به کلیت فرآیندهای مدل‌سازی پتانسیل معدنی اشاره می‌نمایند.

۱-۲-۱- استفاده از مدل‌های ریاضی در اغلب روش‌های مدل‌سازی پتانسیل معدنی

به‌صورت کلی فرآیند مدل‌سازی پتانسیل معدنی در اغلب روش‌های داده‌محور و دانش‌محور موجود با استفاده از قواعد ریاضی صورت می‌پذیرد. به عبارت دیگر این روش‌ها عموماً از مدل‌های ریاضی برای تعریف پدیده‌های کانی‌زایی استفاده می‌نمایند. بدون تردید مدل‌سازی ریاضی یکی از دقیق‌ترین روش‌های مدل‌سازی پدیده‌های طبیعی و مصنوعی می‌باشد. ولی باید در نظر داشت که در این روش مدل‌سازی، تمام متغیرهای مؤثر در مدل و تمام روابط ریاضی موجود بین این متغیرها باید به‌صورت کامل و دقیق مشخص باشند تا به نتیجه مطلوب دست پیدا شود (Carranza, 2008).

ولی متأسفانه زمین‌شناسی و علی‌الخصوص اکتشاف منابع معدنی، علم ناشناخته‌هاست. بدون تردید در هیچ مطالعه علمی در حوزه اکتشاف منابع معدنی، تمام پدیده‌ها و متغیرهای دخیل در فرآیندهای کانی‌زایی به‌صورت کامل شناخته شده نیستند و روابط موجود بین متغیرهای شناخته شده نیز به درستی مشخص نیست. در نتیجه پرواضح است که استفاده از مدل‌سازی ریاضی چندان با چنین محیطی و به‌صورت کلی با پدیده‌های کانی‌زایی همخوانی ندارد.

لازم به ذکر است که همین عدم شناخت از پارامترهای مؤثر، باعث شده‌است تا متخصصان در اغلب روش‌های موجود، پارامترهای تجربی مختلفی را وارد نمایند که هیچ عینیت زمین‌شناسی ندارند و یا

برای تعریف روابط بین متغیرها از معادلات تجربی استفاده کنند که به مرور زمان استثنائات فراوانی برای آنها پیدا می‌گردد.

۱-۲-۲- استفاده گسترده از قضاوت کارشناسی در مراحل مختلف مدل‌سازی پتانسیل معدنی

یکی از اصلی‌ترین اشکالات وارد بر روش‌های موجود مدل‌سازی پتانسیل معدنی، بیشتر در مورد روش‌های دانش‌محور صدق می‌نماید. می‌دانیم که نقطه مشترک تمام روش‌های دانش‌محور، پررنگ بودن نقش قضاوت کارشناسی در مراحل مختلف اجرای آنها می‌باشد. در این روش‌ها قضاوت کارشناسی (به معنی استفاده از نظر، دانش و تجربه محقق) از مرحله تهیه مدل اکتشافی گرفته تا تعیین فاکتورهای با اهمیت و وزن‌دهی به داده‌های اکتشافی مختلف و کلاس‌های متفاوت آنها، حضور پررنگی در اجرای روش‌های مذکور و به تبع آن در نتیجه حاصل از آنها دارد. حتی در روش‌های داده‌محور نیز با اینکه نقش قضاوت کارشناسی بسیار اندک است ولی در بعضی موارد می‌توان تأثیر آن را احساس کرد. به عنوان مثال در روش الگوریتم ژنتیک شبکه‌های عصبی که یک روش داده‌محور است، تعداد بیت‌های هر ژن، درصد جفت شدن داده‌های تولید شده، درصد جهش‌ها و ... توسط کاربر تعیین می‌شود. باید توجه داشت که استفاده از دانش و تجربه کارشناسی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی صرف نظر از آنکه اغلب اجتناب ناپذیر است، ولی عموماً باعث بالا رفتن خطا و ایجاد عدم قطعیت در نتایج مدل‌سازی می‌گردد، چرا که دانش و تجربه کارشناس کامل نبوده و ممکن است با خطای زیادی همراه باشد. استفاده گسترده از قضاوت کارشناسی در روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی چندین مشکل اساسی بوجود می‌آورد که در ادامه به آنها اشاره شده است: (Carranza, 2008)

الف) عدم دسترسی به نتایج یکسان توسط کارشناسان مختلف. با توجه به اینکه ممکن است تشخیص کارشناسی افراد مختلف با یکدیگر متفاوت باشد، پارامترهای مختلف مدل و وزن‌های تخصیص داده شده به متغیرها توسط این افراد نیز با یکدیگر متفاوت خواهد بود. در نتیجه

نتایج حاصل از مدل سازی پتانسیل معدنی با استفاده از یک روش در یک منطقه یکسان، توسط افراد مختلف متفاوت خواهد بود.

ب) وابستگی شدید نتایج حاصل از این روش ها به میزان دانش و تجربه کارشناس.

پ) عدم امکان استفاده از این روش ها توسط کاربران کم تجربه و با سطح دانش معمول کارشناسی.

ت) سوق پیدا کردن نحوه اجرای روش ها به سمت آزمون و خطا. با توجه به آنکه تقریباً قاعده فراگیر و روال مشخصی برای تعیین پارامترهای مختلف روش های دانش محور و وزن دهی به متغیرها وجود ندارد، عموماً کارشناسان جهت به دست آوردن بهترین مدل روی به روش آزمون و خطا می آورند که بدون تردید روش مناسبی برای تعیین پارامترهای مدل و تخصیص وزن به متغیرها نیست.

۱-۲-۳- تعیین نوع کانی زایی مورد جستجو قبل از مدل سازی

یکی از اصلی ترین مشکلات موجود در تمام روش های داده محور و دانش محور مدل سازی پتانسیل معدنی، انتخاب نوع کانی زایی مورد نظر قبل از شروع مدل سازی است. با توجه به آنکه مدل سازی، عموماً در مرحله پی جویی مواد معدنی صورت می پذیرد، تعیین نوع کانی زایی در آن قاعدتاً با خطا همراه خواهد بود. در این مرحله از اکتشافات معدنی اطلاعات چندانی از منطقه مورد مطالعه وجود ندارد و فعالیت های اکتشافی با هدف شناخت روندهای کلی کانی زایی و در محدوده های وسیع انجام می پذیرند و هدف نهایی آنها، کوچک تر کردن محدوده مورد مطالعه جهت انجام برداشت های اکتشافی دقیق تر است. در نتیجه امکان تعیین نوع کانی زایی های احتمالی موجود در منطقه در چنین شرایطی بسیار دشوار می باشد.

بدون تردید، این مشکل در روش های دانش محور بسیار جدی تر از روش های داده محور است. روش های دانش محور، عموماً در مناطقی مورد استفاده قرار می گیرند که نه مطالعات اکتشافی در خوری در آنها انجام گرفته است و نه اندیس های شناخته شده چندانی دارند. به علاوه مشکل وقتی حادتر می شود که

در نظر داشته باشیم برای تهیه مدل اکتشافی کانی‌زایی‌های مورد جستجو نیاز به دانستن تیپ و ژنز آنها نیز هست. در مقابل در روش‌های داده‌محور، با توجه به اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه، تعیین نوع کانی‌زایی‌های احتمالی ساده‌تر می‌باشد. ولی باید توجه داشت، در چنین مواردی هم ممکن است تنها اندیس‌های بعضی از مواد معدنی موجود در منطقه قبلاً شناسایی شده باشند و دیگر انواع کانی‌زایی‌های سطحی یا زیرسطحی منطقه به دلایل مختلف ناشناخته مانده باشند (Carranza, 2008).

۱-۲-۴- عدم امکان استفاده از روش‌های داده‌محور در اغلب مطالعات پی‌جویی

همان‌طور که می‌دانیم روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی روش‌های دقیق‌تری بوده و نتایج حاصل از آنها قابل اعتمادتر می‌باشد. ولی در بیشتر مواقع این روش‌ها کارایی چندانی در پی‌جویی منابع معدنی ندارند. همان‌طور که گفته شد پی‌جویی منابع معدنی عموماً در مناطقی صورت می‌پذیرد که مطالعات اکتشافی چندانی در آنها انجام نشده‌است. در چنین شرایطی نمی‌توان امیدوار به وجود اندیس‌های شناخته شده زیادی در منطقه بود تا بتوان از روش‌های داده‌محور استفاده کرد. به‌علاوه در اغلب این روش‌ها نیاز به تعداد قابل قبولی از اندیس‌های شناخته شده‌است، تا بتوان علاوه بر ساخت مدل کانی‌زایی و آموزش آن (داده‌های آموزشی^۱) از برخی از آنها نیز به‌عنوان داده‌های آزمایشی^۲ استفاده کرد. همچنین مشخص است که اگر چنین مدل‌هایی را بر اساس تعداد اندکی کانسار شناخته شده موجود در منطقه تهیه نماییم، نتایج حاصل از مدل‌سازی دارای عدم قطعیت بالایی خواهد بود (Carranza, 2008).

۱-۲-۵- خطای ناشی از تمرکز اندیس‌های شناخته شده در بخشی از منطقه مورد مطالعه

باید توجه داشت که تنها وجود تعداد زیادی اندیس شناخته شده در یک منطقه نمی‌تواند منجر به یک مدل‌سازی داده‌محور با کیفیت گردد. به‌عنوان مثال اگر به دلایل مختلف (از جمله وجود کارهای

1 Train Data
2 Test Data

اکتشافی، آثار معدنکاری قدیمی، راه دسترسی و یا توپوگرافی هموارتر در بخشی از محدوده مطالعاتی) تعداد اندیس‌های شناخته شده بیشتر از دیگر نقاط باشد، این موضوع بر مدل اکتشافی تهیه شده تأثیر نامطلوب می‌گذارد. به‌عنوان نمونه، چنین شرایطی می‌تواند منجر به تخصیص وزن بالاتر به بعضی از واحدهای زمین‌شناسی گردد. حال آنکه ممکن است واحدهای مطلوب‌تری از جمله توده‌های نفوذی در بخش ناشناخته منطقه وجود داشته باشند. در چنین شرایطی حتی اگر از روش‌های دانش‌محور استفاده نماییم، بدون شک وجود اندیس‌های بیشتر در یک واحد زمین‌شناسی بر نظر کارشناس تأثیر خواهد گذاشت و باعث تخصیص امتیاز بیشتر به آن واحد خواهد شد (یوسفی، ۱۳۹۱).

۱-۳- هدف از تحقیق و مزایای استفاده از روش‌های پیشنهادی

در بخش قبل برخی از مشکلات کلی موجود در روش‌های دانش‌محور و داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی بیان گردید. با وجود آنکه سال‌های زیادی از به‌کارگیری این روش‌ها در تلفیق نتایج حاصل از روش‌های مختلف پی‌جویی و اکتشاف مواد معدنی می‌گذرد ولی بعضی از این معایب تاکنون مورد توجه قرار نگرفته‌اند. به‌عنوان مثال همان‌طور که در بخش ۱-۲-۳ اشاره شد در تمام روش‌های دانش‌محور و داده‌محور کنونی نوع کانی‌زایی مورد جستجو، باید قبل از انجام مدل‌سازی مشخص شده و سپس با توجه به خصوصیات آن کانی‌زایی خاص، فرآیند مدل‌سازی، طراحی و اجرا گردد. بدون شک این روند معمولی است که در علوم مختلف به‌کار گرفته شده و از اجزاء جدایی‌ناپذیر فرآیند مدل‌سازی بحساب می‌آید. ولی در علوم اکتشافی و به خصوص در مرحله پی‌جویی مواد معدنی شرایط کمی متفاوت است. همان‌طور که گفته شد در مرحله پی‌جویی، اطلاعات موجود درباره محدوده اکتشافی بسیار ناچیز است. حتی ممکن است داده‌های موجود به اطلاعات زمین‌شناسی و چند برداشت ژئوشیمیایی یا ژئوفیزیکی کوچک مقیاس محدود گردد. در چنین شرایطی تعیین نوع کانی‌زایی مورد جستجو قبل از انجام مدل‌سازی و مطالعه همه جانبه داده‌ها بسیار دشوار می‌نماید. اگر وسعت زیاد مناطق مطالعاتی در مرحله پی‌جویی را به مورد بالا اضافه کنیم مشکل جدی‌تر هم خواهد شد. چراکه در چنین مناطق وسیعی

(حداقل ۲۴۰۰ کیلومتر مربع در نقشه‌های ۱:۱۰۰۰۰۰ معمول) ممکن است چندین نوع کانی‌زایی مختلف وجود داشته باشد و هدف‌گذاری یکی از آنها در مدل‌سازی ممکن است منجر به غافل شدن از دیگر کانی‌زایی‌ها گردد. در روش‌های معمول راه حل این مشکل، انتخاب کانی‌زایی مورد جستجو با استفاده از نتایج حاصل از تک روش‌های اکتشافی همچون داده‌های ژئوشیمیایی در نظر گرفته شده‌است. ولی بی تردید چنین انتخابی باعث بالا رفتن خطا خواهد شد چراکه ناخودآگاه تأثیر نتایج حاصل از آن روش را در فرآیند مدل‌سازی نسبت به دیگر داده‌ها بالا می‌برد.

این مشکل و دیگر مشکلاتی که در بخش قبل به آنها اشاره شد، بیانگر لزوم مطالعه و معرفی روش‌های جدید جهت تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی می‌باشد. دو روش PCA و ICA، علاوه بر آنکه مشکلات بیان شده را تا حدود زیادی برطرف می‌نمایند، مزایای نیز به همراه دارند. باتوجه به آنکه روش‌شناسی، خصوصیات اجرایی و کاربردهای این دو روش در فصل دوم و سوم بیان خواهد شد، در ادامه برخی از مزایای استفاده از آنها در مدل‌سازی پتانسیل معدنی مورد اشاره قرار گرفته است.

۱-۳-۱- استفاده موفق در شاخه‌های مختلف اکتشافی

روش‌های آمار چندمتغیره به‌ویژه روش PCA به‌صورت گسترده و کاملاً موفق در تمام شاخه‌های مختلف اکتشافی استفاده شده‌اند. به‌علاوه در اغلب این موارد روش مذکور جهت تلفیق داده‌ها، کاهش ابعاد آنها و نهایتاً تفسیر و نتیجه‌گیری واحد از متغیرهای متفاوت به‌کارگرفته شده‌است. این موضوع دلیل بسیار خوبی بر لزوم بررسی امکان استفاده از چنین روش‌هایی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی با استفاده از داده‌های مختلف اکتشافی می‌باشد.

۱-۳-۲- همخوانی مشخصات (اهداف، شرایط و داده‌های) روش‌های اکتشافی با اصول

روش‌های آماری چندمتغیره

از جمله مزیت‌های استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره در تلفیق داده‌های اکتشافی می‌توان به همخوانی کامل خصوصیات و اهداف این روش‌ها با خصوصیات داده‌های اکتشافی و اهداف فرآیندهای مدل‌سازی پتانسیل معدنی اشاره کرد. به عنوان مثال می‌توان خصوصیات زیر را برای داده‌های مختلف اکتشافی برشمرد، که کاملاً با شرایط لازم برای داده‌های ورودی به روش‌های چندمتغیره همخوانی دارند (Carranza, 2008; Davis, 2002):

- ✓ عموماً تعداد متغیرها و پارامترهای موجود در مسأله بسیار زیاد است.
- ✓ وسعت محدوده‌ها و در نتیجه تعداد نمونه‌های گرفته شده و حجم داده‌ها بسیار بالا است.
- ✓ توزیع داده‌ها عموماً لاگ‌نرمال بوده و به راحتی قابل تبدیل به توزیع نرمال می‌باشد.
- ✓ داده‌ها دارای همبستگی فضایی بوده و مستقل نیستند. لازم به ذکر است که در روش‌های آمار چندمتغیره بر خلاف روش‌های مبتنی بر نظریه احتمال شرط مستقل بودن داده‌ها وجود ندارد و این روش‌ها عموماً برای داده‌های همبسته طراحی شده‌اند.
- همچنین اهداف اصلی دو روش PCA و ICA شامل موارد زیر می‌باشد که کاملاً می‌تواند استفاده از این روش‌ها را در مدل‌سازی پتانسیل معدنی توجیه نماید (Hyvärinen and Oja, 2000; Davis, 2002; Jolliffe, 2003; Yang and Cheng, 2015a):
- ✓ تغییر محور مختصات داده‌ها در راستای بیشترین تغییرات.
- ✓ کاهش ابعاد داده‌ها و معرفی مؤلفه‌های جدیدی که بیشترین تغییرپذیری داده‌ها اولیه را نمایندگی می‌کنند.
- ✓ شناسایی همبستگی‌های موجود بین متغیرها و محاسبه مؤلفه‌های جدید با استفاده از روابط خطی بین متغیرهای اولیه.
- ✓ تفسیر داده‌ها و نتیجه‌گیری واحد از چندین متغیر اولیه با توجه به تشکیل مؤلفه‌های جدید.

۱-۳-۳- استفاده آسان و سریع

همان‌طور که بیان شد، روش‌های آماری چندمتغیره با توجه به عدم نیاز به آماده‌سازی و پردازش اولیه داده‌ها و همچنین وجود الگوریتم‌های رایانه‌ای پیشرفته و کاربرپسند^۱ در نرم‌افزارهای آماری و GIS، می‌توانند به راحتی توسط تمام کارشناسان کم تجربه نیز مورد استفاده قرار گیرند. به‌علاوه زمان مورد نیاز برای استفاده از این پردازش‌ها نیز بسیار کم است. همان‌طور که می‌دانیم سرعت عمل، علی‌الخصوص در پروژه‌های اکتشافی آنلاین^۲، یکی از پارامترهای مهم در انتخاب روش مدل‌سازی است. از این لحاظ روش‌های آماری چندمتغیره می‌توانند جایگاه بسیار مناسبی در بین روش‌های موجود به‌دست آورند.

۱-۳-۴- حجم پایین عملیات محاسباتی

حجم محاسبات مربوط به روش‌های پیشنهادی نسبت به اغلب روش‌های کنونی، بسیار کمتر می‌باشد. در نتیجه می‌توان مدل‌سازی را در منطقه‌ای وسیع با حجم بسیار زیادی از نمونه‌ها و تعداد زیادی از متغیر انجام داد.

۱-۳-۵- امکان ورود داده‌های متنوع و نتیجه‌گیری واحد از آنها

یکی دیگر از امتیازات روش‌های آماری چندمتغیره آن است که می‌توان داده‌های مختلف را در آن وارد نمود. اولین اصل اساسی در مطالعات اکتشافی آن است که تمام آثار زمین‌شناسی (مثل توده‌های نفوذی)، ژئوشیمی، ژئوفیزیک، دورسنجی و ... موجود در محل یک کانی‌زایی (چه در راستای هاله‌های مثبت (غنی‌شدگی) و چه در راستای هاله‌های منفی (تهی‌شدگی)) همگی دارای منشاء واحدی بوده و زاده فرآیند کانی‌زایی مذکور هستند. با توجه به همین اصل است که ما به‌عنوان مثال با استفاده از آثار ژئوشیمیایی بدنبال شناسایی فرآیندهای کانی‌زایی هستیم. در نتیجه با توجه به همین اصل می‌توان از

¹ User Friendly

^۲ پروژه‌هایی که در آنها داده‌ها به‌طور پیوسته یا هر چند وقت یکبار تجدید می‌شوند و یا داده‌های جدیدی به آنها اضافه می‌گردد.

کارآیی روش‌های چندمتغیره آماری در مدل‌سازی پتانسیل معدنی و شناسایی کانی‌زایی‌های احتمالی اطمینان حاصل کرد. همچنین با توجه به همین اصل می‌توان ورود تمام داده‌های مفید اکتشافی به‌صورت هم‌زمان در این روش‌ها و نتیجه‌گیری واحد از آنها را توجیه نمود. البته باید توجه داشت که در این زمینه، پیش‌پردازش‌های اولیه‌ای همچون کمی‌سازی داده‌های کیفی و استانداردسازی داده‌ها (بدون‌بعد کردن و یکسان‌سازی حدود بالا و پایین داده‌ها) قبل از اعمال روش‌های چندمتغیره لازم است.

۱-۳-۶- عدم نیاز به پیش‌فرض‌ها و اطلاعات اولیه در منطقه مطالعاتی

با توجه به اینکه روش‌های آماری تنها با داده‌ها و روابط عددی و فضایی موجود بین آنها سر و کار دارند، در استفاده از این روش‌ها هیچ نیازی به وجود اطلاعات اولیه در مورد منطقه مورد مطالعه از جمله نوع اندیس‌های مورد جستجو یا روابط کمی و کیفی موجود بین متغیرها، نمی‌باشد.

۱-۳-۷- به حداقل رسیدن پردازش اولیه داده‌ها

در این روش‌ها صرف‌نظر از بعضی پیش‌پردازش‌های اولیه از جمله استانداردسازی داده‌ها، نرمال کردن توزیع داده‌ها و تبدیل داده‌های کمی به داده‌های کیفی، نیازی به پردازش‌های اولیه مانند کلاس‌بندی نقشه‌های ورودی، تهیه نقشه‌های شاهد، تخصیص وزن به کلاس‌ها و نقشه‌ها، فازی کردن داده‌های ورودی و ... وجود ندارد.

۱-۳-۸- کسب نتایج متنوع حاصل از اجرای یک روش واحد

همان‌طور که اشاره شد یکی از نکات مشترک تمام روش‌های موجود، لزوم انتخاب نوع کانی‌زایی مورد جستجو قبل از شروع فرآیند مدل‌سازی است. در نتیجه در تمام آنها، در هر بار اجرای فرآیند مدل‌سازی، تنها احتمال وجود یک کانی‌زایی خاص مورد بررسی قرار گرفته و یک نقشه خروجی نیز ارائه می‌گردد. تنها در روش توابع برآورد (مبتنی بر نظریه دمسپتر- شیفتر) است که تعداد نقشه‌های خروجی

در هر مرحله از مدل‌سازی بیشتر از یک است. با وجود آنکه چهار نقشه خروجی در این روش همگی مربوط به یک نوع کانی‌زایی هستند ولی بازهم وجود اطلاعات تکمیلی در این نقشه‌ها جزء مزیت‌های روش توابع برآورد به حساب می‌آید (Carranza, 2008).

ولی در خروجی روش‌های PCA و ICA همزمان چندین مؤلفه خروجی به دست می‌آید که می‌توانند حاوی اطلاعات کانی‌زایی‌های مختلف موجود در منطقه باشند. در این زمینه می‌توان به کاربرد این روش در مطالعات ژئوشیمی اکتشافی اشاره نمود که عموماً آنومالی‌های ژئوشیمیایی مختلف در مؤلفه‌های خروجی متفاوتی نمایان می‌گردند. این مزیت به خصوص در مراحل اولیه اکتشاف و در مناطقی که کار معدنی چندانی صورت نگرفته است، بسیار مفید می‌باشد.

۱-۳-۹- کاهش تأثیر قضاوت کارشناسی در اجرای مدل‌سازی

با توجه به آنکه نیازی به تعیین پارامترهای مدل و وزن‌دهی به متغیرها، در روش‌های پیشنهادی وجود ندارد، در نتیجه تأثیر قضاوت کارشناسی در آنها به حداقل رسیده است. به عبارت دیگر در مرحله آماده‌سازی داده‌ها و انجام فرآیند مدل‌سازی، نظر و قضاوت کارشناس تأثیر چندانی ندارد، بلکه استفاده از آن به مرحله تفسیر نتایج انتقال داده شده است. در مرحله تفسیر نتایج است که کارشناس مربوطه باید با استفاده از دانش و تجربه خود و با توجه به محیط زمین‌شناسی و شرایط اکتشافی منطقه مورد مطالعه، نتایج حاصل از روش‌های آماری چندمتغیره را تفسیر نموده و مشخص نماید که هر مؤلفه خروجی نشان دهنده چه عارضه زمین‌شناسی یا رخداد کانی‌زایی می‌باشد.

۱-۳-۱۰- امکان استفاده از مقادیر پیوسته برای متغیرها

همان‌طور که می‌دانیم، یکی از عواملی که باعث ایجاد خطا در مدل‌سازی پتانسیل معدنی می‌گردد، استفاده از نقشه‌های شاهد دو و چندکلاسه است. نقشه‌های شاهد دوکلاسه مقادیر مربوط به یک متغیر را تنها به صورت دو کلاس با مقادیر ثابت (عموماً ۰ و ۱) نمایش می‌دهند. مشخص است که اغلب

پدیده‌های طبیعی به صورت تدریجی تغییر می‌نمایند و این شیوه با واقعیت موجود در طبیعت تفاوت دارد. در نقشه‌های شاهد چندکلاسه هم این مشکل اندکی اصلاح شده ولی به صورت کامل حل نگشته است. چراکه در این نقشه‌ها نیز مقادیر یک متغیر با چند عدد ثابت بیان می‌شوند و مقادیر بین این اعداد به نزدیکترین عدد گرد می‌شوند. (Carranza, 2008)

یکی از مزایای روش‌های پیشنهادی آن است که مقادیر مربوط به متغیرهای مختلف را می‌توان به صورت پیوسته و با همان کمیت‌های اندازه‌گیری شده در تحلیل وارد نمود. به عنوان مثال می‌توان به دگرسانی‌های گرمایی به دست آمده از مطالعات دورسنجی اشاره کرد. همان‌طور که می‌دانیم نتایج خروجی از مطالعات دورسنجی عموماً به صورت نقشه‌های رستری هستند که پیکسل‌های آنها مقادیر رقومی^۱ مختلفی بین ۰ تا ۲۵۵ یا گستره‌های دیگر به تناسب نوع داده، به خود اختصاص داده‌اند. در بسیاری از روش‌های معمول مدل‌سازی، این مقادیر به صورت نقشه‌های دوکلاسه در مدل‌سازی شرکت داده می‌شوند که مسلماً این فرآیند با خطا همراه خواهد بود. ولی در روش‌های پیشنهادی، می‌توان این متغیرها را به صورت مقادیر پیوسته برای سلول‌های مختلف وارد تحلیل نمود.

۱-۳-۱۱- تعیین پارامترهای مؤثر در کانی‌زایی

در ژئوشیمی یکی از کاربردهای روش PCA، تعیین بهترین ترکیب عناصر معرف کانی‌زایی می‌باشد. به علاوه این روش متغیرهایی که همبستگی منفی (تهی شدگی) با کانی‌سازی دارند و همچنین عناصر بلا استفاده در شناسایی یک کانی‌زایی خاص را نیز مشخص می‌سازد. در تلفیق داده‌ها نیز می‌توان به همین روش بهترین ترکیب متغیرهای مؤثر در کانی‌زایی‌های مورد جستجو را مشخص نمود. همچنین وزن هر کدام را هم می‌توان با توجه به بردارهای ویژه آنها برآورد کرد. از این خصوصیت می‌توان هم برای حذف متغیرهای مزاحم در مرحله بعدی پردازش داده‌ها استفاده کرد (آنالیز PCA و ICA چند مرحله ای) و هم برای تعیین متغیرهای مؤثر و وزن‌دهی به آنها در دیگر روش‌های معمول تلفیق داده‌ها.

به عبارت دیگر می توان از روش های پیشنهادی به صورت ترکیبی با دیگر روش های مدل سازی پتانسیل معدنی و برای وزن دهی به متغیرها استفاده نمود. (Ranjbar et al., 2001; Yang and Cheng, 2015a)

۱-۴- ساختار رساله

به صورت کلی فرآیند عملیاتی تمام روش های معمول مدل سازی پتانسیل معدنی (داده محور و دانش محور) را می توان در چهار مرحله زیر خلاصه نمود: (Carranza, 2008)

۱- جمع آوری، پیش پردازش و آماده سازی داده های اکتشافی.

۲- تهیه مدل مفهومی کانی زایی مورد جستجو بر اساس اندیس های شناخته شده موجود در منطقه و یا ذخایر مطالعه شده در دیگر مناطق اکتشافی.

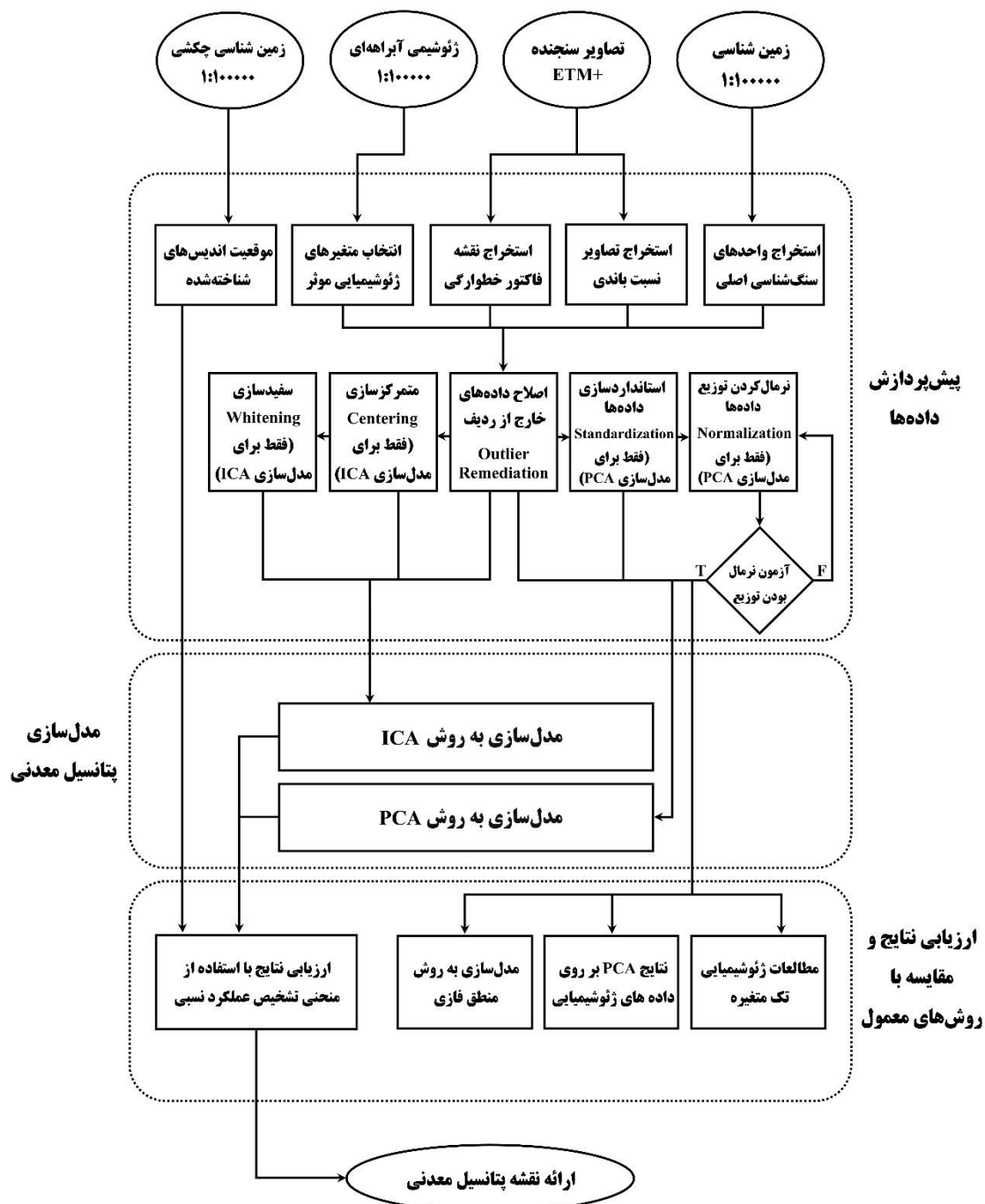
۳- تهیه نقشه های شاهد از داده های اولیه و تخصیص وزن به نقشه ها و الگوهای شاهد بر اساس مدل مفهومی تهیه شده.

۴- تلفیق نقشه های شاهد به منظور معرفی مناطق امیدبخش برای ذخیره مورد جستجو.

همان طور که پیشتر گفته شد، در روش های پیشنهادی نیازی به تعیین نوع کانی زایی مورد جستجو در آغاز فرآیند مدل سازی و در نتیجه تهیه مدل مفهومی (مرحله دوم از فرآیند بالا) نمی باشد. همچنین در این روش ها نیازی به تهیه نقشه های شاهد و وزن دهی به آنها (مرحله سوم) نیز وجود ندارد. این دو موضوع در عین آنکه باعث ساده تر شدن فرآیند مدل سازی پتانسیل معدنی می شوند، تفاوت هایی هم در روند اجرای آن ایجاد می نمایند.

با توجه به موارد یادشده و به منظور تعریف، تدوین و سنجش روش پیشنهادی، مراحل در نظر گرفته شده است که خلاصه ای از آن در روندنمای^۱ شکل ۱-۱ به تصویر کشیده شده است. مراحل کلی فرآیند مورد استفاده که در قالب یک مطالعه موردی به اجرا در آمده است، شامل جمع آوری داده های اولیه،

پیش‌پردازش داده‌های ورودی، مدل‌سازی پتانسیل معدنی، ارزیابی نتایج، مقایسه با روش‌های معمول، بازدید صحرایی و نهایتاً تهیه نقشه خروجی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه می‌باشد.



شکل ۱-۱- نمودار جریان فرآیند تحقیقاتی در مطالعه حاضر

۱-۵- نوآوری تحقیق

همان‌طور که در فصل سوم به‌صورت کامل توضیح داده خواهد شد، در مطالعات گذشته روش PCA به‌صورت گسترده در پردازش نتایج حاصل از روش‌های مختلف اکتشافی مورد استفاده قرار گرفته است. به‌علاوه این روش در مطالعات معدودی به‌عنوان یک روش داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی نیز به کار گرفته شده است. در مقابل روش ICA روش جدیدی است که کاربردهای آن در علوم‌زمین چندان گسترش نیافته است. ولی با توجه به موارد بیان شده در بخش قبل، می‌توان گفت که هر دو روش پتانسیل لازم را برای استفاده در زمینه مدل‌سازی پتانسیل معدنی دارند. در نتیجه اصلی‌ترین نوآوری تحقیق حاضر را می‌توان استفاده از دو روش PCA و ICA در مدل‌سازی پتانسیل معدنی به صورت دانش‌محور با کمترین اتکا به دانش و تجربه کارشناسی عنوان کرد.

نوآوری موجود در تحقیق حاضر را می‌توان به صورت زیر لیست نمود:

- ✓ معرفی دو روش PCA و ICA برای مدل‌سازی دانش‌محور پتانسیل معدنی.
- ✓ عدم استفاده از دانش و تجربه کارشناسی در تهیه مدل مفهومی و مراحل مختلف اجرای مدل‌سازی دانش‌محور شامل وزن‌دهی به متغیرها، انتخاب حدود کلاس‌ها در نقشه‌های شاهد دو و چند کلاسه، انتخاب پارامترهای الگوریتم مدل‌سازی و ...
- ✓ عدم نیاز به تعیین نوع کانی‌زایی‌های مورد جستجو بر خلاف تمام روش‌های متداول دانش‌محور و داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی.
- ✓ بررسی تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش PCA و ICA.

فصل دوم

داده ها و روش تحقیق

۲-۱- سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و مدل سازی پتانسیل معدنی

همان طور که می دانیم سامانه های اطلاعات جغرافیایی سیستم های رایانه ای هستند، که داده های مکانی را نگهداری و استفاده می کنند. بر اساس تعریف اولیه Burrough (1986)، GIS مجموعه ای از ابزارهای جمع آوری، ذخیره سازی، بازیافت، تبدیل و نمایش داده های مکانی از جهان واقعی است. می توان قابلیت هایی که GIS در اختیار کاربران قرار می دهد را به شرح زیر بیان نمود (علوی پناه و همکاران، ۱۳۸۷):

- ✓ دسترسی آسان و سریع به حجم وسیعی از داده ها.
- ✓ انتخاب جزئیات با توجه به ناحیه یا موضوع.
- ✓ ارتباط یا تلفیق یک سری از داده ها با مجموعه ای از دیگر داده ها.
- ✓ تحلیل ویژگی های مکانی داده ها.
- ✓ تحقیق برای ویژگی ها یا عوارض ویژه در یک ناحیه.
- ✓ به هنگام سازی سریع و ارزان داده ها.
- ✓ مدل سازی داده ها و ارزیابی گزینه ها.
- ✓ تهیه محصولاتی مانند نقشه، نمودار و جدول.

۲-۱-۱- کاربرد GIS در علوم زمین

امروزه GIS به دلیل قدرت بالا در تحلیل داده های مکانی، کاربردهای فراوانی در علوم زمین پیدا کرده است. از آن جمله می توان به موارد زیر اشاره کرد (Bonham-Carter, 1994):

- ۱- تهیه نقشه حوادث و بلایای طبیعی، پایداری شیب ها، زمین لرزه ها، منطقه بندی خسارت زمین لرزه، فوران های آتشفشانی، خسارت ناشی از طغیان رودخانه ها و سونامی، فرسایش ساحلی، خطرات آلودگی ناشی از فعالیت های معدنی یا صنعتی و گرم شدن کره زمین.

۲- انتخاب محل مناسب برای اجرای پروژه‌های مهندسی نظیر دفع مواد زائد، خط لوله، جاده و مسیر راه آهن، سدها، گسترش و توسعه ساختمان سازی.

۳- تحقیق و یافتن ارتباط میان داده‌های زیست محیطی و سایر داده‌ها.

۴- شناسایی و ارزیابی منابع زمینی و زیرزمینی مانند مواد معدنی، آب، شن و ماسه، سنگ ساختمانی، نفت خام، گاز طبیعی زغال سنگ، انرژی زمین گرمایی و سایر منابع معدنی.

۲-۱-۲- تلفیق داده‌ها و تهیه نقشه پتانسیل معدنی با استفاده از GIS

با استفاده از GIS می‌توان بهترین مناطق را که دارای خصوصیات لازم برای وجود کانی‌سازی هستند، شناسایی نمود تا در مراحل بعدی و تفصیلی تر، عملیات اکتشافی بر روی آنها متمرکز گشته، در زمان و هزینه صرفه جویی شده و در ضمن از ریسک عملیات اکتشافی نیز کاسته شود. در عمل روش‌های اکتشافی مختلفی وجود دارند که هر روش ممکن است تعدادی نواحی امیدبخش معرفی کند، ولی به دلیل محدودیت مالی و زمانی فقط تعدادی از این مناطق به عنوان اولویت اکتشافی انتخاب می‌شوند. در نتیجه در انتخاب این مناطق باید حداکثر دقت در نظر گرفته شود. پس اگر به جای بررسی جداگانه هر روش اکتشافی، روش‌های مختلف در ارتباط با یکدیگر مورد بررسی قرار گیرند و خصوصیات روش‌های مختلف در یک چارچوب وابسته به هم تجزیه و تحلیل شوند، انتخاب بهترین نواحی برای تمرکز عملیات اکتشافی با دقت بیشتر و ریسک کمتر صورت خواهد گرفت. یکی از روش‌هایی که می‌توان به کمک آن بهترین مناطق مساعد را شناسایی نمود، استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی و قابلیت‌های مربوطه، جهت بررسی و ترکیب اطلاعات و نقشه‌های مختلف به منظور جستجو و دستیابی به هدف می‌باشد.

یک پروژه اکتشافات معدنی، پروسه‌ای چند مرحله‌ای است که در منطقه‌ای وسیع با مقیاس کوچک آغاز شده و مرحله به مرحله مقیاس بزرگ‌تر و مناطق کوچک‌تر می‌شوند، تا اینکه سرانجام به انتخاب محل‌هایی برای حفاری، شناسایی کانسار معدنی، مطالعه سه بعدی کانی‌سازی و بررسی فنی و اقتصادی آن منجر می‌گردد. در یک مقیاس کوچک ابتدا بایستی بر اساس ویژگی‌های زمین‌شناسی و دیگر

اطلاعات موجود، مناطق دارای پتانسیل برای وجود ذخایر معدنی تعیین شوند. در اکتشافات میان مقیاس، قسمت‌هایی از مناطق مورد اکتشاف بر اساس شواهد حاصل از تهیه نقشه‌های زمین‌شناسی و برداشت‌های ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی و نیز موقعیت اندیس‌های شناخته شده معدنی، برای مراحل بعدی اکتشاف، انتخاب می‌شوند. با شناسایی مناطق مساعدتر می‌توان اهداف اکتشافی را به‌طور مستقیم انتخاب کرده یا مرحله دقیق‌تری را طراحی نمود (یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹).

هدف اغلب پروژه‌های GIS، ترکیب و تلفیق داده‌های مکانی از منابع گوناگون است. استفاده از GIS برای پیدا کردن محل، در واقع یافتن مناطقی است که یک سری معیارها و ملاک‌ها در آنها صدق می‌کند. این مکان‌ها بر روی یک نقشه خروجی مشخص خواهند شد. پیش‌بینی مکان قرارگیری توده‌های معدنی بیشتر بر اساس روابط تجربی به‌دست آمده از مدل‌های توصیفی ذخایر شناخته شده انجام می‌شود. مدل توصیفی یک نوع خاص از ذخایر معدنی نیز بر اساس خصوصیات تعدادی از ذخایر شناخته شده آن نوع تهیه شده و راهنمایی برای یافتن ذخایر جدید از همان نوع محسوب می‌گردد. در استفاده از GIS برای تهیه نقشه‌های پتانسیل معدنی، مدل‌های توصیفی نقش مهمی در انتخاب و اقتباس نقشه‌های پیش‌بینی کننده و تخصیص وزن به آنها ایفا می‌کنند (یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹).

۲-۱-۳- روش‌های مختلف مدل‌سازی پتانسیل معدنی

بی تردید، تلفیق داده‌های مختلف اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی یک منطقه در محیط GIS می‌تواند باعث صرفه‌جویی در وقت و هزینه شود و اطلاعات با کیفیت‌تر و مطلوب‌تری فراهم آورد. ولی باید توجه نمود که هر شکل از مدل‌سازی داده‌ها نیازمند اطلاعات ابتدایی از محیط مورد مطالعه می‌باشد. بر این اساس روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی به دو گروه دانش‌محور^۱ و داده‌محور^۲ تقسیم بندی شده‌اند که در ادامه به آنها اشاره خواهد شد.

1 Knowledge-Driven
2 Data-Driven

۲-۱-۳-۱- اصول روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی

روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در شروع عملیات اکتشافی در مناطقی که از لحاظ زمین‌شناسی مناسب بوده ولی در آن کار اکتشافی کمی صورت گرفته است، استفاده می‌شوند. این روش‌ها اصولاً در مناطقی که در آنجا هیچ ذخیره شناخته شده‌ای وجود ندارد یا تعداد ذخایر شناخته شده اندک است، به کار می‌روند. تجربه اجرای عملیات اکتشافی و بررسی ارتباط بین ذخایر معدنی شناخته شده و الگوهای زمین‌شناسی در نواحی دیگری که در آنها فعالیت‌های اکتشافی در حد خوب و متوسط صورت گرفته، به عنوان اساس روش‌های دانش‌محور در تهیه مدل پتانسیل معدنی در نظر گرفته می‌شود (Carranza, 2008). همچنین مدل مفهومی تهیه شده به این روش، به عنوان ملاکی برای انتخاب و شناسایی معیارهای اکتشافی و الگوهای شاهد، تولید نقشه‌های پیش‌گو، تخصیص وزن به نقشه‌ها و الگوهای شاهد و در نهایت تلفیق نقشه‌های شاهد به منظور معرفی مناطق امیدبخش برای ذخیره مورد جستجو استفاده می‌شود.

بنابراین واژه دانش‌محور اشاره به ارزیابی کیفی^۱ یا وزن دادن^۲ به شواهد بر اساس مقایسه و قضاوت کارشناسی دارد. تخمین وزن هر نقشه شاهد و همچنین تخمین امتیاز و ارزش هر الگو (کلاس) از نقشه، بر اساس قضاوت کارشناسی از میزان ارتباط بین ذخایر مورد جستجو و هر پدیده زمین‌شناسی شاخص^۳ (نشانه و راهنما) صورت می‌گیرد. از این روش دانش‌محور به نام روش تجربه محور^۴ نیز شناخته شده است.

تجربه‌ای که در روش دانش‌محور تهیه مدل پتانسیل معدنی استفاده می‌شود، از طریق عملیات و مشاهدات صحرایی و همچنین از طریق تجربه کاربرد روش‌های مختلف تحلیل و وابستگی فضایی بین شاخص‌های اکتشافی، با پراکندگی ذخایر شناخته شده مشابه مواد معدنی مورد جستجو، به دست می‌آید

1 Qualitative

2 Weighting

3 Indicative

4 Expert Driven

(یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹). در جدول ۱-۲ فهرستی از شاخص‌ترین روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی به همراه معایب و مزایای کلی آنها گردآوری شده‌است.

جدول ۱-۲ روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی (یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹)		
عنوان روش	مزایا	معایب
۱ روش منطق بولی	۱- استفاده از نقشه‌های شاهد دو کلاسه ۲- وزن یکسان تمام نقشه‌ها ۳- نقشه خروجی دو کلاسه	
۲ روش هم‌پوشانی شاخص دوتایی	۱- امکان وزن‌دهی به نقشه‌های شاهد ۲- نقشه خروجی چند کلاسه	۱- استفاده از نقشه‌های شاهد دو کلاسه ۲- تلفیق خطی شواهد
۳ روش هم‌پوشانی شاخص چند کلاسه	۱- استفاده از نقشه‌های شاهد چند کلاسه ۲- وزن‌دهی به تمام کلاس‌های نقشه‌های شاهد	۱- تلفیق خطی شواهد
۴ روش تحلیل سلسله مراتبی		
۵ روش منطق فازی	۱- عملگرهای فازی مختلف ۲- نمایش و تخصیص وزن مطلوب‌تر به شواهد فضایی	۱- در نظر نگرفتن عدم قطعیت داده‌ها
۶ روش توابع برآورد (بر اساس تئوری دمپستر-شیفر)	۱- امکان استفاده از عملگرهای مختلف ۲- در نظر گرفتن عدم قطعیت داده‌ها ۳- تولید چهار نقشه خروجی و در نتیجه تفسیر بهتر نتایج	۱- تخمین همزمان دو مورد از چهار تابع اولیه با دانش کارشناسی

۲-۱-۳-۲- اصول روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی

روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در مناطقی که عملیات اکتشافی و مطالعات قبلی در حد متوسط تا خوب انجام گرفته، مناسب می‌باشند. در این مناطق، هدف تعیین نواحی با وسعت کمتر می‌باشد که باید برای اکتشافات بیشتر مورد توجه قرار گیرند. به این منظور ابتدا باید اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه مطالعه گردند که این مطالعه براساس اصول زیر صورت می‌گیرد (Carranza 2008):

- ۱- در هر منطقه مورد مطالعه، محل وقوع ذخایر شناخته شده، مجموع نمونه‌هایی با شباهت بالا به محل وقوع کانی‌سازی‌های ناشناخته هستند.

۲- این نمونه‌ها مجموعه اطلاعات اکتشافی با ارزشی از الگوهای شاهد فضایی مانند آنومالی‌های ژئوشیمیایی، آنومالی‌های ژئوفیزیکی، گسل‌ها، سنگ میزبان کانی‌سازی و غیره را فراهم می‌کنند که در محل ذخایر شناخته شده حضور دارند.

۳- این مجموعه از اطلاعات اکتشافی، می‌توانند یک مدل مفهومی از معیارهای پی‌جویی را برای دیگر نقاط محدوده مورد مطالعه، ارائه نمایند.

به‌علاوه باید گفت که مدل مفهومی به‌دست آمده از اندیس‌های شناخته شده در یک منطقه، میزان وقوع و وابستگی ذخایر معدنی را به‌صورت تابعی از حضور یا عدم حضور معیارهای اکتشافی و شواهد فضایی مهم بیان می‌کند. بنابراین با توجه به توضیحات فوق اگر در یک ناحیه، الگوها و شواهد مهم با تعداد بیشتر نسبت به سایر نواحی حضور داشته باشند، این ناحیه احتمال امیدبخشی بیشتری را نسبت به سایر نقاط دارد.

به‌طور خلاصه در انواع مختلف روش‌های داده‌محور، با توجه به وجود اندیس‌های معدنی شناخته شده در یک منطقه و همچنین با توجه به اینکه شناخت مشخصات یک تیپ کانسار خاص در یک محیط زمین‌شناسی معلوم، بزرگ‌ترین راهنمای برنامه‌ریزان اکتشافی برای دستیابی به کانسارهای مشابه است، می‌توان اندیس‌های دیگری مشابه ذخایر شناخته شده را جستجو نمود.

در بخش عمده‌ای از عملیات اکتشافی، عوامل زمین‌شناسی مؤثر در روند اکتشاف، در کنترل طراح پروژه نیستند. از جمله این عوامل می‌توان مشخصات کانسار مورد پی‌جویی را نام برد. این مشخصات را می‌توان از مطالعه اندیس‌های شناخته شده مشابه در یک منطقه به‌دست آورد و به اصطلاح مدل کانسارهای منطقه را مشخص نمود و سپس با یک طرح مناسب و چند مرحله‌ای به دنبال مناطقی گشت که دارای خصوصیتی مشابه مدل به‌دست آمده باشند و آن مناطق را به‌عنوان اولویت اکتشافی در نظر گرفت. شاخص‌ترین روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی به همراه معایب و مزایای کلی آنها در جدول ۲-۲ بیان شده‌است.

جدول ۲-۲- روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی (یوسفی و کامکار روحانی، ۱۳۸۹)

عنوان روش	معایب	مزایا
۱ تخمین داده‌محور توابع برآورد (ر اساس تئوری دمپستر- شیفتر)	۱- امکان استفاده از عملگرهای مختلف ۲- در نظر گرفتن عدم قطعیت داده‌ها ۳- تولید چهار نقشه خروجی و در نتیجه تفسیر بهتر نتایج	
۲ تحلیل جداسازی		۱- یکی از روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده
۳ رگرسیون لجستیکی		
۴ روش وزن‌های نشانگر	۱- تبدیل نقشه‌های ورودی چندکلاسه به نقشه‌های دوکلاسه بر اساس وزن‌های به‌دست آمده	
۵ روش وزن‌های نشانگر مبسوط	۱- استفاده از نقشه‌های چندکلاسه بر خلاف روش وزن‌های نشانگر معمولی	
۶ شبکه‌های عصبی مصنوعی	۱- یکی از روش‌های هوش مصنوعی برگرفته از شبکه عصبی طبیعی مغز انسان ۲- امکان مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیچیده متغیرها ۳- طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از فرآیند آموزش ۴- امکان بررسی عدم قطعیت موجود در داده‌های ورودی	
۷ مدل‌های شبکه‌ای بیزین	۱- بر اساس تئوری احتمالات شرطی بیزین ۲- استفاده از مدل‌های ترسیمی ۳- امکان در نظر گرفتن عدم قطعیت	
۸ ماشین برداری پشتیبان		۱- از روش‌های هوش مصنوعی

۲-۲- روش‌شناسی (متدولوژی) روش‌های PCA و ICA

همان‌طور که پیشتر بیان شد، هدف از این مطالعه بررسی کاربرد دو روش PCA و ICA در مدل‌سازی دانش‌محور پتانسیل معدنی بوده‌است. در این فصل سعی شده‌است تا تعریف، روابط پایه و اصول کلی این دو روش مورد بررسی قرار گیرد.

۲-۲-۱- روش PCA

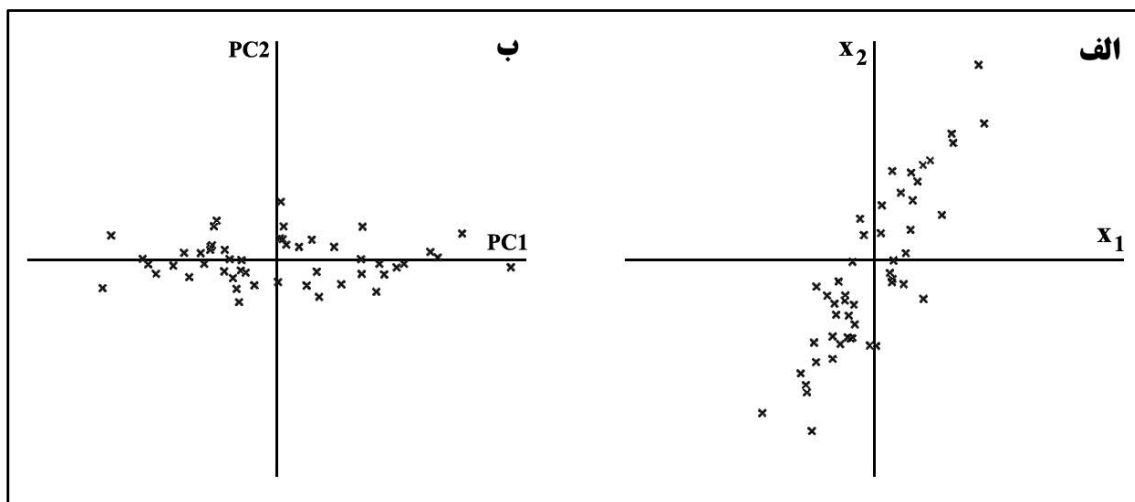
روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی یا به اختصار PCA، یک روش کلاسیک آمار چندمتغیره است که هدف آن پیدا کردن ترکیبات خطی از متغیرهای همبسته اولیه می‌باشد به‌صورتی که مؤلفه‌های حاصل، یک

دستگاه مختصات جدید تشکیل دهند. در این روش، مشاهدات چندمتغیره به چندین مؤلفه غیرهمبسته تبدیل می‌شوند که بر اساس واریانس‌شان رتبه‌بندی شده‌اند (Yang and Cheng, 2015a).

به بیان دیگر PCA، یک تبدیل خطی از m متغیر اولیه به m متغیر جدید است، به صورتی که هر متغیر جدید یک ترکیب خطی از متغیرهای اولیه باشد. این فرآیند به شکلی انجام می‌شود که هر متغیر جدید تا حد امکان و بطور متوالی بیشترین مقدار از کل واریانس را برآورد نماید. در نتیجه m متغیر جدید محاسبه شده، حاوی تمام واریانس داده‌های اصلی خواهند بود. (Davis, 2002)

روش PCA، احتمالاً قدیمی‌ترین و شناخته‌شده‌ترین روش آنالیز چندمتغیره است که در حال حاضر نیز کاربردهای بسیار گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف علمی دارد (Jolliffe, 2003). این روش نخستین بار توسط Pearson (1901) معرفی شد و توسط Hotelling (1933) به طور مستقل توسعه یافت.

از نظر هندسی، PCA را می‌توان به صورت دوران محورهای مختصات اولیه تعریف کرد، تا جایی که مجموع مربعات فاصله عمودی نمونه‌ها تا محور جدید کمینه گردد. به عنوان یک مثال ساده در فضای دو بعدی، شکل ۱-۲ الف نمودار ۵۰ مشاهده از دو متغیر همبسته X_1 و X_2 را نشان می‌دهد (Jolliffe, 2003). همان‌طور که مشخص است دامنه تغییرات در هر دو متغیر قابل توجه است، ولی تغییرات در راستای X_2 بیشتر از X_1 می‌باشد. شکل ۱-۲ ب نمودار همین مشاهدات بعد از تبدیل PCA را نشان می‌دهد که در راستای محورهای PC1 و PC2 رسم شده‌اند. واضح است که در راستای محور PC1 تغییرات بیشتری وجود دارد، اما در جهت محور PC2 تغییرات بسیار کم است. به بیان عام‌تر، اگر مجموعه‌ای از متغیرهای p (با تعداد عضو بیشتر از ۲) که بین آنها همبستگی قابل توجهی وجود دارد تحت تبدیل PCA قرار گیرند، آنگاه اولین PCها بیشترین تغییرات (واریانس) موجود در متغیرهای اصلی را در خود حفظ می‌کنند و در مقابل، چند PC آخر جهاتی را شناسایی می‌کنند که در آن تغییرات بسیار کمی وجود دارد. (Jolliffe, 2003)



شکل ۲-۱- نمودار ۵۰ مشاهده از دو متغیر همبسته الف) بر روی محور مختصات اصلی ب) بر روی محور مختصات جدید بعد از PCA (اصلاح شده از Jolliffe, 2003)

۲-۱-۲- روابط ریاضی روش PCA

همان‌طور که گفته شد مؤلفه‌های اصلی از نظر جبری ترکیبات خطی از p متغیر تصادفی اولیه $(X_1, X_2, \dots, X_p)$ هستند. این ترکیبات خطی از نظر هندسی انتخاب یک دستگاه مختصات جدید را نشان می‌دهند که از دوران دستگاه اولیه با $X_1, X_2, \dots, X_p$ محور مختصات، به دست می‌آید. محورهای جدید به ترتیب جهتهایی با بیشترین تغییرپذیری را نشان می‌دهند و بیان ساده‌تری از ساختمان کوواریانس را فراهم می‌کنند.

چنانکه ملاحظه خواهیم نمود مؤلفه‌های اصلی تنها به ماتریس کوواریانس Σ (یا ماتریس همبستگی ρ) $X_1, X_2, \dots, X_p$ مربوط می‌شوند و برای بسط آن‌ها فرض نرمال چند متغیری لازم نیست. از سوی دیگر مؤلفه‌های اصلی که برای جامعه‌های نرمال چند متغیری به دست می‌آیند تعبیر مفیدی بر حسب بیضوی‌های چگالی ثابت دارند. علاوه بر این وقتی جامعه نرمال چند متغیری است استنباط‌هایی را از مؤلفه‌های نمونه می‌توان به عمل آورد. (Johnson and Wichern, 2002)

فرض کنید بردار تصادفی $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ دارای ماتریس کوواریانس Σ با مقادیر ویژه $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ است.

ترکیبات خطی زیر را در نظر می‌گیریم:

$$Y_1 = \ell'_1 X = \ell_{11}X_1 + \ell_{21}X_2 + \dots + \ell_{p1}X_p \quad (۱-۲)$$

$$Y_2 = \ell'_2 X = \ell_{12}X_1 + \ell_{22}X_2 + \dots + \ell_{p2}X_p$$

⋮

$$Y_p = \ell'_p X = \ell_{1p}X_1 + \ell_{2p}X_2 + \dots + \ell_{pp}X_p$$

در این صورت با استفاده از قوانین ماتریس کواریانس خواهیم داشت:

$$\text{Var}(Y_i) = \ell'_i \Sigma \ell_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (۲-۲)$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = \ell'_i \Sigma \ell_k \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (۳-۲)$$

در نتیجه مؤلفه‌های اصلی، آن ترکیبات خطی ناهمبسته $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$ هستند که واریانس‌شان در

رابطه (۲-۲) تا حد ممکن بزرگ باشد. (Johnson and Wichern, 2002)

اولین مؤلفه اصلی یک ترکیب خطی با واریانس ماکزیمم است. یعنی $\text{Var}(Y_i) = \ell'_i \Sigma \ell_i$ را ماکزیمم

می‌کند. واضح است که $\text{Var}(Y_i) = \ell'_i \Sigma \ell_i$ را می‌توان با ضرب کردن هر l_1 در یک ثابت ماکزیمم کرد.

برای از بین بردن این ابهام بهتر است بردارهای ضرایب با طول واحد را مورد توجه قرار دهیم. بنابراین

تعریف می‌کنیم (Johnson and Wichern, 2002):

اولین مؤلفه اصلی = ترکیب خطی $l'_1 X$ که $\text{Var}(l'_1 X)$ را با توجه به $l'_1 l_1 = 1$ ماکزیمم کند. (۴-۲)

دومین مؤلفه اصلی = ترکیب خطی $l'_2 X$ که $\text{Var}(l'_2 X)$ را با توجه به $l'_2 l_2 = 1$ و $\text{Cov}(l'_1 X, l'_2 X) = 0$

0 ماکزیمم کند. (۵-۲)

و در مرحله i ام خواهیم داشت:

مؤلفه اصلی i ام = ترکیب خطی $l'_i X$ که $\text{Var}(l'_i X)$ را با توجه به $l'_i l_i = 1$ و $\text{Cov}(l'_i X, l'_k X) = 0$

($k < i$) ماکزیمم کند. (۶-۲)

در نتیجه می‌توان گفت، با فرض آنکه Σ ماتریس کوواریانس بردار تصادفی $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$

باشد و Σ دارای زوج مقدار ویژه-بردار ویژه $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ باشد به‌صورتی که

Johnson and Wichern,) مؤلفه اصلی نام به صورت زیر بیان می شود: $0 \leq p\lambda \leq \dots \leq 2\lambda \leq 1\lambda$ (2002)

$$Y_i = e_i'X = e_{1i}X_1 + e_{2i}X_2 + \dots + e_{pi}X_p, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (7-2)$$

همچنین با این انتخابها خواهیم داشت:

$$\text{Var}(Y_i) = e_i' \sum e_i = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (8-2)$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = e_i' \sum e_k = 0 \quad i \neq k \quad (9-2)$$

در صورتی که بعضی از λ_i ها برابر باشند، انتخابهای بردارهای ضرایب مربوط e_i و در نتیجه Y_i یکتا نخواهند بود.

اگر $B = \sum$ می دانیم که:

$$\left(\ell = e_1 \text{ وقتی به دست می آید که } \ell = e_1 \right) \max_{\ell \neq 0} \frac{\ell' \sum \ell}{\ell' \ell} = \lambda_1 \quad (11-2)$$

اما چون بردارهای ویژه نرمال شده اند، لذا $e_1' e_1 = 1$ از این رو:

$$\max_{\ell \neq 0} \frac{\ell' \sum \ell}{\ell' \ell} = \lambda_1 = \frac{e_1' \sum e_1}{e_1' e_1} = e_1' \sum e_1 = \text{Var}(Y_1) \quad (12-2)$$

به طور مشابه داریم:

$$\max_{\ell \perp e_1, e_2, \dots, e_k} \frac{\ell' \sum \ell}{\ell' \ell} = \lambda_{k+1} \quad k = 1, 2, \dots, p-1 \quad (13-2)$$

برای انتخاب $l = e_{k+1}$ که $e_{k+1}' e_k = 0$ ، $k = 1, 2, \dots, p-1$

$$e_{k+1}' \sum e_{k+1} / e_{k+1}' e_{k+1} = e_{k+1}' \sum e_{k+1} = \text{Var}(Y_{k+1}) \quad (14-2)$$

اما $e_{k+1}' (\sum e_{k+1}) = \lambda_{k+1} e_{k+1}' e_{k+1} = \lambda_{k+1}$ بنابراین: $\text{Var}(Y_{k+1}) = \lambda_{k+1}$. حال باید عمود بودن e_i بر e_k (یعنی $e_i' e_k = 0$ که $i \neq k$) را نتیجه می دهد، اثبات کنیم. اکنون بردارهای ویژه $\sum$ در صورتی که مقادیر ویژه $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ متمایز باشند، متعامدند. اگر تمام مقادیر ویژه متمایز نباشند، در آن صورت بردارهای ویژه متناظر با مقادیر ویژه مشترک را می توان متعامد

انتخاب کرد. بنابراین برای هر دو بردار ویژه e_i و e_k ، $e_i' e_k = 0$ ، چون $i \neq k$. لذا اگر

آن را سمت چپ در e_i' ضرب کنیم، برای هر $i \neq k$ ، داریم: (Johnson and Wichern, 2002)

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = e_i' \sum e_k = e_i' \lambda_k e_k = \lambda_k e_i' e_k = 0 \quad (15-2)$$

و بدین ترتیب اثبات کامل می‌شود.

همان‌طور که گفتیم مؤلفه‌های اصلی ناهمبسته بوده و واریانس آنها برابر مقادیر ویژه $\sum$ است. در نتیجه

با فرض آنکه $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ دارای ماتریس کوواریانس $\sum$ با زوج مقدار ویژه - بردار ویژه

$Y_1 = e_1' X, Y_2 = e_2' X, \dots, Y_p = e_p' X$ ، $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ باشد و $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ ،

آنگاه:

$$\sigma_{11} + \dots + \sigma_{pp} = \sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \lambda_1 + \dots + \lambda_p = \sum_{i=1}^p \text{Var}(Y_i) \quad (16-2)$$

اثبات: می‌دانیم $\sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \text{tr}(\sum)$ و همچنین $\Lambda = \sum$ می‌توان نوشت $\sum = P \Lambda P'$

که Λ ماتریس قطری مقادیر ویژه و $P = [e_1, e_2, \dots, e_p]$ چنان است که $P' P = P P' = I$ در نتیجه:

$$r(\sum) = \text{tr}(P \Lambda P') = \text{tr}(\Lambda P' P) = \text{tr}(\Lambda) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p \quad (17-2)$$

از این رو

$$\sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \text{tr}(\sum) = \text{tr}(\Lambda) = \sum_{i=1}^p \text{Var}(Y_i) \quad (18-2)$$

رابطه (۱۶-۲) بیان می‌کند که:

$$\sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p \quad (19-2)$$

و در نتیجه نسبت واریانس کل مربوط به (بیان شده با) مؤلفه اصلی k ام، عبارت است از:

$$\left(\begin{array}{l} \text{مربوط به مؤلفه اصلی } k \text{ ام} \\ \text{سهم کل واریانس جامعه} \end{array} \right) = \frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (20-2)$$

اگر برای p بزرگ، بیشتر واریانس کل جامعه (مثلاً ۸۰ تا ۹۰ درصد) آن را بتوان به سه مؤلفه اول نسبت

داد در آن صورت این مؤلفه‌ها را بدون اینکه اطلاعات زیادی را از دست دهیم، می‌توان «جایگزین» p

متغیر اولیه کرد (Johnson and Wichern, 2002).

هر مؤلفه بردار ضرایب $e_i = [e_{1i}, \dots, e_{ki}, \dots, e_{pi}]$ نیز ارزش بررسی را دارد. مقدار e_{ki} اهمیت متغیر k ام را در مؤلفه اصلی i ام صرف نظر از متغیرهای دیگر اندازه می‌گیرد. به‌ویژه e_{ki} با ضریب همبستگی Y_i و X_k متناسب است. در نتیجه اگر $Y_1 = e_1'X$, $Y_2 = e_2'X$, ..., $Y_p = e_p'X$ مؤلفه‌های اصلی به‌دست آمده از ماتریس کوواریانس باشند آنگاه (Johnson and Wichern, 2002):

$$\rho_{Y_i, X_k} = \frac{e_{ki} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}} \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2-21)$$

ضرایب همبستگی بین مؤلفه‌های Y_i و متغیرهای X_k هستند. در اینجا $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ زوج‌های مقدار ویژه-بردار ویژه هستند.

۲-۱-۲-۲- غیر همبسته بودن مؤلفه‌های خروجی در روش PCA

همان‌طور که اشاره شد روش PCA یک روش آسان و غیرپارامتریک برای استخراج اطلاعات از یک مجموعه داده پیچیده فراهم می‌آورد. یکی از خصوصیات اصلی و مفید مؤلفه‌های حاصل از این روش، غیر همبسته بودن آنها است (Beus and Grigorian, 1975).

به عبارت دیگر این روش با استفاده از ترکیبات خطی از متغیرهای همبسته موجود، یک مجموعه از مؤلفه‌های غیرهمبسته ایجاد می‌نماید. همان‌طور که بیان شد، اولین مؤلفه اصلی خروجی، بیشترین مقدار واریانس داده‌ها را در بر دارد. این امر بدان معنی است که اولین مؤلفه حداقل با تعدادی از متغیرهای اولیه همبسته است. دومین مؤلفه خروجی دو ویژگی مهم دارد. این مؤلفه بیشترین واریانس مجموعه داده‌ها که توسط مؤلفه اول محاسبه نشده است را در نظر می‌گیرد. به عبارت دیگر، دومین مؤلفه با تعدادی از متغیرهای مشاهده شده که همبستگی بالایی با مؤلفه اول ندارند، همبسته است. ویژگی دوم این است که مؤلفه دوم با مؤلفه اول همبستگی ندارد، یعنی همبستگی بین دو مؤلفه صفر است. سایر مؤلفه‌های استخراج شده در این روش نیز این دو ویژگی را دارا می‌باشند (Jolliffe, 2003).

۲-۱-۳- کاربردهای اساسی روش PCA

در یک تقسیم‌بندی کلی می‌توان دو کاربرد اساسی برای روش PCA برشمرد: اول کاهش ابعاد داده‌های چندبعدی (چندمتغیره) و دوم تفسیر داده‌های چندبعدی که با توجه به تعداد بالای متغیرهای اولیه کار دشواری است.

بدون تردید ایده اصلی روش PCA، کاهش ابعاد یک مجموعه داده متشکل از تعداد زیادی متغیر همبسته است، در حالی که تا حد ممکن واریانس موجود در مجموعه داده‌ها حفظ شود (Jolliffe, 2003). با توجه به آنکه در این روش، تعداد محدودی از مؤلفه‌های نخست حاوی بخش بزرگی از واریانس موجود در کلیه متغیرهای اولیه هستند، با صرف نظر کردن از بخش کوچکی از واریانس داده‌ها (طی فرآیند انتخاب مؤلفه‌های مناسب و حذف مؤلفه‌های کم‌اثر) می‌توان بعد داده‌ها را کاهش داد (Davis, 2002). به‌عنوان مثال مهم‌ترین کاربرد PCA در مطالعه تصاویر ماهواره‌ای، جمع‌آوری و متراکم ساختن اطلاعات پدیده‌های موجود در باندهای مختلف یک یا چند سنجنده در تعداد کمتری از مؤلفه‌های اصلی (PCها) است. در نتیجه PCA برای حذف اطلاعات زائد در داده‌های ماهواره‌ای کاربرد فراوانی دارد. همچنین روش PCA از طریق یافتن ساختارهای ارتباطی بین متغیرها به تفسیر داده‌های اکتشافی کمک می‌نماید. با توجه به اینکه اغلب، درک و شهود فضای داده‌های چندبعدی دشوار است، PCA با تهیه ترکیبات خطی از متغیرهای اولیه و محاسبه وزن تمام متغیرهای اولیه در مؤلفه‌های جدید، روابط بین متغیرها را روشن‌تر کرده و به تفسیر داده‌های چندبعدی کمک می‌نماید.

۲-۱-۴- انتخاب مؤلفه‌های خروجی مناسب

همان‌طور که گفته شد با وجود آنکه مؤلفه‌های اول PCA بخش اعظم تغییرپذیری داده‌ها را در خود دارند، ولی به‌صورت کلی در این روش تعداد مؤلفه‌های استخراج شده با تعداد متغیرهای اولیه برابر است (Davis, 2002). در نتیجه برای کاهش ابعاد داده‌ها و حذف داده‌های کم‌اثر و زائد لازم است که تعدادی از مؤلفه‌های استخراج شده انتخاب شده و دیگر مؤلفه‌ها حذف گردند.

به این منظور در اغلب مطالعات معمولاً دو یا سه مؤلفه اول که مقدار قابل توجهی از تغییرپذیری داده‌ها را در خود دارند انتخاب می‌گردند. همچنین برای این کار قواعدی نیز در نظر گرفته شده‌است که عموماً بر اساس همین اصل (بالاترین میزان تغییرپذیری) مؤلفه‌ها را بر می‌گزینند. از جمله این قواعد می‌توان به انتخاب مؤلفه‌هایی با مقادیر ویژه بیشتر از یک، انتخاب مؤلفه‌هایی که درصد بیشتری از واریانس کل داده‌ها را نمایندگی می‌نمایند و انتخاب مؤلفه‌ها با استفاده از آزمون اسکری^۱ اشاره کرد (Jolliffe, 2003).

در بیشتر زمینه‌های مطالعاتی انتخاب مؤلفه‌ها بر این اساس کارآمد به نظر می‌رسد. به‌عنوان مثال در مطالعه واحدهای اصلی زمین‌شناسی، با توجه به آنکه بیشترین تغییرپذیری داده‌ها مربوط به واحدهای سنگ‌شناسی اصلی است، بدون شک مطالعه چند مؤلفه اصلی اول برای شناسایی این واحدها کفایت می‌نماید. ولی در بعضی از شاخه‌ها از جمله مطالعات اکتشاف ذخایر معدنی، انتخاب مؤلفه‌ها بر اساس میزان واریانس کل مشکلاتی به همراه دارد که باید به آنها توجه کرد. مشخص است که در اکتشاف ذخایر معدنی هدف از انجام مطالعات، شناسایی بی‌هنجاری‌های کوچکی است که در اثر فرآیندهای کانی‌زایی شکل می‌گیرند. بدون تردید این فرآیندهای کوچک مورد جستجو بخش کوچکی از تغییرپذیری داده‌ها را نیز در خود دارند. این موضوع وقتی جدی‌تر می‌شود که مطالعه مورد نظر در مراحل اولیه اکتشافات معدنی و در محدوده جغرافیایی وسیعی انجام شده باشد. در نتیجه انتخاب مؤلفه‌هایی با واریانس کل بالا در این چنین مطالعه‌ای ممکن است باعث از دست دادن اطلاعات مفید موجود در داده‌ها گردد. در نتیجه به نظر می‌رسد که انتخاب مؤلفه‌های مناسب در چنین مطالعاتی نیازمند بررسی‌های بیشتر می‌باشد. در این مطالعه با بررسی متغیرهای اولیه مؤثر (دارای وزن مثبت یا منفی بزرگتر) در تمام مؤلفه‌های خروجی، نسبت به انتخاب مناسب‌ترین آنها اقدام شده‌است. بدون تردید تفسیر مؤلفه‌های خروجی به این روش نیاز به دانش و تجربه موضوعی در زمینه مورد مطالعه داشته و

به علاوه نیازمند مطالعات کتابخانه‌ای و میدانی جانبی نیز می‌باشد. این روش در بخش تفسیر نتایج مدل‌سازی به صورت کامل توضیح داده شده است.

ICA - ۲-۲-۲ روش

روش آنالیز مؤلفه‌های مستقل یا به اختصار ICA، روش آمار چندمتغیره نسبتاً جدیدی است که مشاهدات چندمتغیره را به چندین مؤلفه با بیشترین درجه استقلال^۱ (یا درجه غیر گاوسی بودن^۲) تبدیل می‌نماید (Cardoso, 1998) و به عنوان یک مدل برآورد متغیرهای پنهان فرموله شده است (Hyvärinen and Oja, 2000). این روش در ابتدا توسط Jutten and Herault (1986) معرفی و توسط Comon (1994) به روشنی شرح داده شده است.

تبدیل ICA به صورت گسترده برای جداسازی کور منابع^۳ (BSS) یا جداسازی کور سیگنال‌ها^۴ استفاده می‌گردد. جایی که هیچ اطلاعی (یا اطلاعات بسیار کمی) درباره نحوه اختلاط سیگنال‌های مستقل اولیه و فرآیند تشکیل سیگنال‌های مشاهده شده در دست نیست و تنها شرط مهم همان استقلال سیگنال‌های اولیه می‌باشد (Cardoso, 1998). دقیقاً مشابه شرایطی که در مدل‌سازی پتانسیل معدنی با آن روبرو هستیم. جایی که برآیند فرآیندهای کانی‌زایی مستقل به صورت متغیرهای مشاهده شده‌ای همچون اطلاعات ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی در اختیار ما قرار می‌گیرد و ما اطلاعی درباره نحوه اختلاط آثار ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی کانی‌زایی‌های مختلف نداریم. در اینجا نیز همانند مساله جداسازی کور منابع، هدف شناسایی مؤلفه‌های مستقل است که همان کانی‌زایی‌های مستقل اولیه هستند.

1 Independence
2 Nongaussianity
3 Blind Source Separation
4 Blind Signal Separation

۲-۲-۱- روابط ریاضی روش ICA

به منظور فرمول‌بندی ICA به‌عنوان مدلی برای شناسایی متغیرهای پنهان^۱ (مؤلفه‌های مستقل)، می‌توان فرض کرد که n ترکیب خطی مشاهده شده $(x_1, \dots, x_n)$ از n مؤلفه مستقل وجود دارد. در این حالت برای هر کدام از متغیرهای مشاهده شده خواهیم داشت (Jutten and Hérault, 1991; Comon, 1994):

$$x_j = \sum_{i=1}^n a_{ij} s_i \quad (22-2)$$

که در آن s_i مؤلفه‌های مستقل، x_j متغیرهای مشاهده شده و a_{ij} ضرایب بارگذاری در ترکیبات خطی هستند. برای ساده‌تر شدن محاسبات می‌توان از نمادهای برداری-ماتریسی استفاده کرد. در این حالت مدل اختلاط رابطه (۲۲-۲) به‌صورت زیر نوشته خواهد شد (Hyvärinen and Oja, 2000):

$$x = As \quad (23-2)$$

که در آن x ، برداری تصادفی با عناصر $x_1, \dots, x_n$ و به همین ترتیب s بردار تصادفی $s_1, \dots, s_n$ و نهایتاً A ماتریس اختلاط^۲ $n \times n$ وارون پذیر (Cardoso, 1997) می‌باشد.

از آنجا که هدف ICA شناسایی مؤلفه‌های مستقل با استفاده از متغیرهای مشاهده شده‌است، می‌توان رابطه (۲۳-۲) را به‌صورت زیر نوشت (Hyvärinen and Oja, 2000):

$$s = Wx \quad (24-2)$$

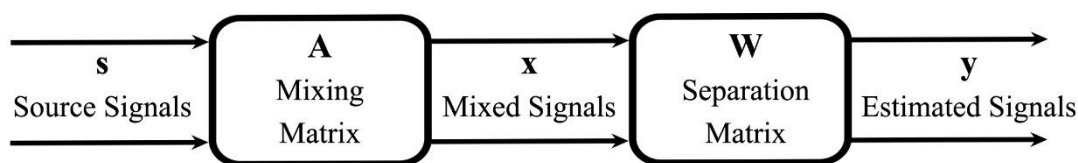
که در آن W یک ماتریس جداسازی مربعی^۳ $n \times n$ و وارون A می‌باشد. نقطه شروع ICA فرضی بسیار ساده است، متغیرهای پنهان (مؤلفه‌های خروجی) مستقل هستند. در نتیجه در رابطه (۲۴-۲)، پیدا کردن W به‌طوری که مؤلفه‌های خروجی (بردار s) تا حد امکان از نظر آماری مستقل باشند، مساله ICA را حل خواهد کرد. از طرف دیگر، همان‌طور که Hyvärinen and Oja (2000) بیان کرده‌اند، غیرگوسی بودن توزیع مؤلفه‌های خروجی نیز معادل استقلال آنها است و

1 Latent Variables

2 Mixing Matrix

3 Unmixing Square Matrix

محدودیت اساسی در ICA، آن است که توزیع مؤلفه‌های مستقل خروجی باید غیرگوسی باشد. نهایتاً برای حل مساله ICA و به دست آوردن ماتریس جداسازی W باید دو مرحله زیر اجرا گردد (Kim and Kim, 2012): الف) تعیین معیاری برای سنجش میزان استقلال یا میزان غیرگوسی بودن مؤلفه‌های خروجی (ICها) و ب) بهینه کردن (کمینه و یا بیشینه بر حسب مورد) معیار تعیین شده به‌صورتی که مؤلفه‌های خروجی بیشترین استقلال آماری را از یکدیگر داشته باشند. شکل ۲-۲ طرح کلی مدل ICA را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۲- طرح شماتیک مدل ICA (Mohanaprasad et al., 2019)

تاکنون چندین معیار مختلف جهت سنجش میزان استقلال یا میزان غیرگوسی بودن مؤلفه‌های خروجی پیشنهاد شده‌است، از جمله:

✓ اطلاعات متقابل^۱: این پارامتر معیار معمول نظریه اطلاعات^۲ برای میزان وابستگی^۳ بین

متغیرهای تصادفی است. در نتیجه با حداقل کردن آن می‌توان بیشترین استقلال مؤلفه‌های

خروجی را نتیجه‌گیری کرد. (Comon, 1994)

✓ درست‌نمایی^۴: برآورد درست‌نمایی بیشینه^۵ به روش‌های مختلف برای تعیین میزان استقلال

در مدل ICA به کار رفته است. (Cardoso, 1997; Pearlmutter and Parra, 1997; Pham)

(et al., 1992)

✓ کشیدگی^۶: این پارامتر معیار کلاسیک میزان غیرگوسی بودن است. کشیدگی برای متغیرهای

1 Mutual Information

2 Information Theory

3 Dependence

4 Likelihood

5 Maximum Likelihood Estimation

6 Kurtosis

گوسی برابر صفر است و هرچه میزان غیرگوسی بودن یک توزیع آماری بیشتر باشد، مقدار

قدرمطلق کشیدگی نیز بزرگتر می‌شود. (Hyvärinen and Oja, 2000)

✓ نگنتروپی^۱: نگنتروپی در نظریه اطلاعات^۲ به عنوان معکوس آنترروپی^۳ تعریف شده است. در این

نظریه، آنترروپی یک متغیر تصادفی، درجه‌ای از اطلاعات است که مشاهده متغیر در اختیار ما

قرار می‌دهد. می‌توان گفت که، هرچه متغیر تصادفی تر باشد، توزیع گوسی‌تری (نرمال‌تری)

داشته و آنترروپی بزرگتری دارد. در نتیجه نگنتروپی یک متغیر همواره غیرمنفی است و مقدار

آن صفر می‌شود اگر و تنها اگر متغیر توزیع گوسی داشته باشد. (Hyvärinen and Oja, 2000)

✓ تقریب‌های نگنتروپی^۴: مشکل استفاده از نگنتروپی آن است که برآورد آن از نظر محاسباتی

بسیار دشوار می‌باشد. در نتیجه این تابع کنتراست تقریباً در حد تئوری باقی مانده است. به

همین دلیل در بعضی از منابع به جای این تابع، برخی از تقریب‌های ساده‌تر آن مورد استفاده

قرار گرفته است (Hyvärinen and Oja, 2000) که در بخش‌های بعدی به دو مورد از آنها

اشاره خواهد شد.

با مشخص شدن معیار استقلال (تابع کنتراست) در عمل به الگوریتمی برای بهینه (بیشینه یا کمینه

بر حسب مورد) کردن آن نیاز است. به عبارت دیگر در این مرحله، مشکل ICA به یک مسئله بهینه

سازی عددی تبدیل می‌شود که باید آن را حل نمود. تاکنون الگوریتم‌های متعددی به این منظور ارائه

شده‌است که اساس تمامی آنها استقلال و یا غیرگوسی بودن تابع توزیع احتمال مؤلفه‌های خروجی

می‌باشد (Calhoun et al., 2003). از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم ICA سریع^۵، الگوریتم

نقطه ثابت سریع^۶، الگوریتم اینفومکس^۷، الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های مستقل احتمالی^۸ و الگوریتم آنالیز

1 Negentropy

2 Information Theory

3 Entropy

4 Approximations of Negentropy

5 FastICA

6 Fast Fixed-Point ICA

7 Infomax-Based Ica

8 Probabilistic ICA

مؤلفه مستقل تک واحدی^۱ اشاره کرد (برای مطالعه بیشتر ببینید Tichavský et al., 2006; Hyvärinen and Oja, 1997; Bell and Sejnowski, 2004; Beckmann and Smith, 2003; Lin, et al., 2010). در ادامه بعضی از این الگوریتم‌ها معرفی شده‌اند.

۲-۲-۲-۲- 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^۲ آن را به روز می‌نماید تا زمانی که، مؤلفه خروجی $(w^T x)$ بالاترین درجه غیرگوسی بودن را داشته باشد (Hyvärinen and Oja, 2000). میزان غیرگوسی بودن در این روش با یکی از تخمین‌های نگنترویی به صورت رابطه زیر اندازه‌گیری می‌شود (Hyvärinen, 1998):

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (25-2)$$

که در آن، J نگنترویی، G یک تابع غیر درجه دوم، y متغیر تصادفی با میانگین صفر و واریانس واحد و v متغیر گوسی با میانگین صفر و واریانس واحد است. اما نکته مهم در اینجا انتخاب درست G برای به دست آوردن تخمین‌گرهای قوی‌تر می‌باشد. ثابت شده‌است که انتخاب G به صورت زیر بسیار مفید خواهد بود (Hyvärinen and Oja, 2000):

$$G(u) = \frac{1}{a_1} \log \cosh a_1 u \quad (26-2)$$

or

$$G(u) = -\exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (27-2)$$

که در آن $1 \leq a_1 \leq 2$ یک ثابت مناسب است که اغلب $a_1 = 1$ در نظر گرفته می‌شود.

در مرحله بعد الگوریتم FastICA مبتنی بر یک طرح تکرار نقطه ثابت^۳ برای پیدا کردن حداکثر

1 One-unit ICA
2 Learning Rule
3 Fixed-Point Iteration Scheme

غیرگوسی بودن $w^T x$ (مؤلفه مستقل خروجی) خواهد بود. در نتیجه فرم پایه الگوریتم FastICA را

می‌توان به صورت زیر نوشت: (Hyvärinen and Oja, 2000)

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

۲- قرار دهید $w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w$

۳- قرار دهید $w = w^+ / \|w^+\|$

۴- اگر همگرا نشد به مرحله ۲ بازگردید.

این روش یکی از مؤلفه‌های مستقل خروجی را تخمین می‌زند. برای برآورد چندین مؤلفه مستقل، نیاز

است که الگوریتم FastICA را با استفاده از چندین واحد (به عنوان مثال نورون) با بردارهای وزن w_1

$w_n, \dots$ اجرا کنیم. (برای مطالعه بیشتر و اثبات معادله‌ها ببینید Hyvärinen and Oja, 1997;

(Hyvärinen and Oja, 2000; Hyvärinen, 1999)

۲-۲-۳- الگوریتم نقطه ثابت سریع

تابع هدف الگوریتم نقطه ثابت سریع آنالیز مؤلفه‌های مستقل، براساس بیشینه کردن خاصیت غیرگوسی

مؤلفه‌های تخمین زده شده، تعریف شده است. همچنین میزان خاصیت غیرگوسی بودن مؤلفه‌ها، با

استفاده از معیار نگنترویی J اندازه‌گیری می‌شود. متغیر تصادفی مشاهده شده Y به صورت رابطه ۲-۲۸

تعریف می‌شود که در آن H آنترپی متغیر تصادفی Y است.

$$J(y) = H(y_{Gauss}) - H(y) \quad (2-28)$$

$$H(y) = - \int f(y) \log(f(y)) dy$$

برای استخراج مؤلفه‌های مستقل باید تابع زیر را که تخمینی از نگنترویی است بیشینه کنیم.

$$J(y_i) = [E\{g(w^T x)\} - E\{g(v)\}]^2 \quad (2-29)$$

پیدا کردن مقدار بیشینه این تابع توسط الگوریتم نقطه ثابت سریع زیر انجام می‌شود.

$$w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g(w^T x)\}w \quad (2-30)$$

$$w^+ = w^+ / \| w^+ \|$$

این الگوریتم مؤلفه‌های خروجی را بصورت موازی باهم و یا یکی یکی تخمین می‌زند. این الگوریتم برای بیشینه‌سازی تابع هدف ذکر شده از یک تابع غیرخطی استفاده می‌کند. تابع غیرخطی استفاده شده در اینجا تابع $g(u) = u^3$ است. تعیین نوع این تابع تأثیر بسزایی در سرعت همگرا شدن الگوریتم دارد.

۲-۲-۴- الگوریتم اینفومکس

الگوریتم اینفومکس بر اساس حداقل کردن اطلاعات متقابل عمل می‌نماید. اطلاعات متقابل برای یک جفت متغیر تصادفی به صورت زیر تعریف می‌شود: (Langlois et al., 2010)

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) \quad (۳۱-۲)$$

که در آن $H(X|Y)$ ، آنترپی مشروط^۱ (آنترپی X به شرط آنکه Y مقدار خاص y را بگیرد) است و

$H(X)$ آنترپی X . آنترپی مشروط از رابطه زیر به دست می‌آید: (Langlois et al., 2010)

$$H(X|Y) = H(X, Y) - H(Y) \quad (۳۲-۲)$$

که در آن $H(X, Y)$ ، آنترپی مشترک^۲ X و Y و $H(Y)$ آنترپی Y است. مطابق تعریف، آنترپی برای

یک متغیر معین به صورت زیر تعریف می‌شود: (Langlois et al., 2010)

$$H(X) = - \sum_x P(x) \log P(x) \quad (۳۳-۲)$$

$$H(Y) = - \sum_y P(y) \log P(y) \quad (۳۴-۲)$$

$$H(X, Y) = - \sum_{x,y} P(x, y) \log P(x, y) \quad (۳۵-۲)$$

بنابراین با استفاده از رابطه (۳۱-۲) و به منظور به دست آوردن مؤلفه‌های خروجی با حداکثر استقلال، الگوریتمی برای به حداقل رساندن اطلاعات متقابل لازم است. بر این اساس الگوریتم پایه زیر به نام

InfoMax برای محاسبه ماتریس جداسازی W پیشنهاد شده است: (Amari et al., 1996)

۱- یک مقدار اولیه برای $W(0)$ (مثلاً به صورت تصادفی) انتخاب کنید.

1 Conditional Entropy
2 Joint Entropy

۲- قرار دهید $W(t+1) = W(t) + \eta(t)(I - f(Y)Y^T)W(t)$.

۳- اگر همگرا نشد، به مرحله ۲ برگردید.

که در آن t مرحله پیشروی الگوریتم را نشان می‌دهد، $\eta(t)$ یک تابع کلی است که اندازه مراحل برای به روزرسانی ماتریس جداسازی را مشخص می‌کند (معمولاً یک تابع نمایی یا یک ضریب ثابت)، $f(Y)$ یک تابع غیرخطی است که معمولاً با توجه به نوع توزیع انتخاب می‌شود (توزیع زیرگوسی^۱ یا ابرگوسی^۲)، I ماتریس یککه با ابعاد $m \times m$ است و T عملگر ترانهاد می‌باشد. $f(Y)$ در مورد توزیع‌های ابرگوسی، معمولاً به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود: (Langlois et al., 2010)

$$f(Y) = \text{Tanh}(Y) \quad (۳۶-۲)$$

و برای توزیع‌های زیرگوسی خواهیم داشت:

$$f(Y) = Y - \text{Tanh}(Y) \quad (۳۷-۲)$$

۲-۲-۵- الگوریتم احتمالی آنالیز مؤلفه‌های مستقل (PICA)

این الگوریتم یک مدل نویزی از روش ICA است. در الگوریتم‌های توضیح داده شده قبلی، نویز موجود در داده‌ها، مورد توجه قرار نگرفته است. ولی در معادلات مدل PICA، نویز به عنوان یک منبع مستقل جداگانه در نظر گرفته شده است.

از آنجا که در مواردی داده‌ها دارای نسبت سیگنال به نویز پایین می‌باشند، تطبیق دادن آنها با مدل‌های بدون نویز ICA امکان وقوع خطای تخمین را بالا می‌برد. این خطا زمانی رخ می‌دهد که تخمین تعداد منابع مستقل به دلیل وجود نویز در مشاهدات به درستی امکان پذیر نیست. با در نظر گرفتن نویز در مدل ICA، امکان وقوع این خطا کاهش یافته و حساسیت الگوریتم در تخمین صحیح منابع مستقل

1 Sub-Gaussian
2 Super-Gaussian

افزایش می‌یابد. مدل استفاده شده برای الگوریتم PICA بصورت زیر تعریف شده است: (Beckmann and Smith, 2004)

$$x_i = As_i + \mu + \eta_i \quad \forall i \in \mathcal{V} \quad (2-38)$$

$$\eta_i \sim g(0, \sigma^2 \Sigma_i) \quad (2-39)$$

$$\hat{s} = Wx \quad (2-40)$$

در رابطه (2-38)، x_i بردار ستونی p بعدی از داده‌های مشاهده شده مربوط به هر پیکسل از تصویر است. s_i بردار ستونی q بعدی شامل مؤلفه‌های مستقل موجود در داده‌ها است. η_i نشان دهنده نویز گوسی است که میزان آن از رابطه (2-39) تخمین زده می‌شود. همچنین بردار μ ، میانگین مشاهدات x_i را نشان می‌دهد با فرض اینکه شاخص i شامل همه مجموعه موقعیت پیکسل‌های $\mathcal{V}$ بوده و ماتریس A با ابعاد $p \times q$ ناتباهیده¹ باشد. سرانجام حل مشکل، همچون الگوریتم‌های قبلی، نیاز به یافتن ماتریس اختلاط W از رابطه (2-40) دارد.

باید توجه داشت که در نظر گرفتن اثر نویز به‌عنوان یک منبع مستقل جداگانه در الگوریتم PICA، صحت نتایج این روش را نسبت به الگوریتم FastICA و اینفومکس در حضور داده‌های نویزی بهبود می‌بخشد. (برای مطالعه بیشتر و اثبات معادلات Beckmann and Smith, 2003 و Beckmann and Smith, 2004 را ببینید)

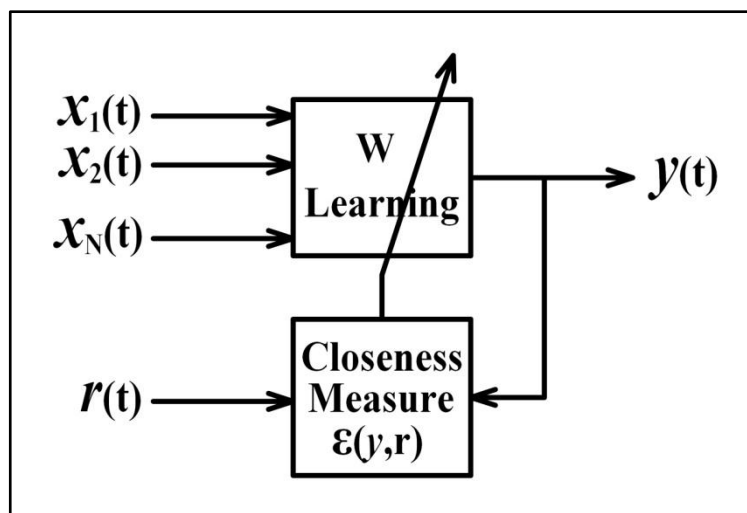
۲-۲-۶- الگوریتم آنالیز مؤلفه مستقل تک واحدی

بلوک دیاگرام الگوریتم آنالیز مؤلفه مستقل تک واحدی که توسط Lu and Rajapakse (2001) پیشنهاد شده در شکل ۲-۳ به تصویر کشیده شده است. در این الگوریتم $x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)$ ترکیب مشاهده شده از M سیگنال منبع اولیه می‌باشند و $y(t)$ خروجی تخمین زده شده از الگوریتم آنالیز مؤلفه مستقل تک واحدی است. همچنین $r(t)$ سیگنال مرجع است که اطلاعات قبلی را از سیگنال

¹ Nondegenerate

منبع مورد نظر $s^*(t)$ در بر می گیرد ولی با $s^*(t)$ یکسان نیست. نزدیکی بین خروجی تخمین زده شده $y(t)$ و سیگنال مرجع $r(t)$ توسط $\varepsilon(y, r)$ اندازه گیری شده و بعنوان قید یادگیری آنالیز مؤلفه مستقل برای پیدا کردن تنها یک بردار وزنی w^* (یک سطر از ماتریس اختلاط W) در نظر گرفته می شود. از این رو سیگنال خروجی $y(t) = w^{*T}x(t)$ مساوی با سیگنال منبع مورد نظر $s^*(t)$ می باشد.

باید توجه داشت که در این الگوریتم، هر نورون ICA به جداکننده ای تبدیل می شود که تنها یکی از مؤلفه های مستقل را پیدا می کند. برای اطلاعات بیشتر و اثبات معادله ها Hyvärinen and Oja, 1997, Lu and Rajapakse, 2001 و Lu and Rajapakse, 2005 را ببینید.



شکل ۳-۲- بلوک دیاگرام الگوریتم آنالیز مؤلفه های مستقل تک واحدی (Lu and Rajapakse, 2001)

۳-۲-۲- شباهت ها و تفاوت های روش های PCA و ICA

با توجه به آنکه PCA و ICA دو مدل چندمتغیره مختلف هستند ولی شباهت هایی هم با یکدیگر دارند. از جمله آنکه هدف هر دو روش PCA و ICA، پیدا کردن یک مجموعه جدید از مؤلفه های غیرهمبسته به صورت ترکیبی از متغیرهای مشاهده شده و اغلب همبسته است (Yang and Cheng, 2015a). به علاوه هر دو روش، جزء روش های نظارت نشده طبقه بندی می گردند (Ghahramani, 2004). همچنین هر دو روش می توانند داده ها را به محورهای مختصات جدید منطبق بر ساختار ذاتی شان منتقل نمایند (Yang and Cheng, 2015a).

ولی تفاوت‌های موجود بین این دو روش نیز تفاوت‌هایی مهم و اساسی است که برای درک بهتر و استفاده از آنها، دانستن آنها ضروری می‌باشد. در ادامه به تفاوت‌های تئوریک دو روش اشاره مختصری می‌گردد:

۱- روش PCA به دنبال مجموعه‌ای از مؤلفه‌های غیرهمبسته می‌گردد که بر اساس کاهش واریانس رتبه‌بندی شده‌اند، در حالی که روش ICA برای پیدا کردن مؤلفه‌هایی با بیشترین درجه استقلال تلاش می‌نماید.

۲- آنالیز PCA بر مبنای تجزیه و تحلیل ماتریس کوواریانس عمل می‌کند که بر پایه فرض گوسی بودن استوار است. ولی در مقابل، ICA براساس فرض غیرگوسی بودن منابع مستقل عمل می‌کند.

۳- روش PCA فقط از آمار مرتبه دوم استفاده می‌کند ولی ICA از آمار مرتبه بالاتر بهره می‌برد. آمار مرتبه بالاتر، فرض آماری قویتری برای شناسایی ساختارهای احتمالی در مجموعه داده‌های چندمتغیره معمولاً غیرگوسی، می‌باشد.

۴- PCهای به‌دست آمده از روش PCA بر اساس واریانس شان رتبه‌بندی می‌شوند، در حالی که واریانس ICها خروجی از روش ICA، توسط خود روش، واحد نگه داشته می‌شود.

۵- برای بسیاری از الگوریتم‌های ICA، به دلیل فرمت تصادفی در محاسبه ICها، نمرات آنها و همچنین ترتیب شان در هربار اجرای الگوریتم ممکن است متفاوت باشد. علاوه بر این، با توجه به ماهیت روش‌های تکرار شونده، نتایج نهایی برخی از الگوریتم‌های ICA ممکن است به جای یک جواب بهینه کلی به یک جواب بهینه محلی همگرا باشند. در مقابل PCA معمولاً در تکرارهای متعدد نیز پاسخ منحصر به فردی ارائه می‌نماید.

۲-۲-۴- روش منطق فازی

در این مطالعه به‌منظور مقایسه نتایج روش‌های پیشنهادی با روش‌های معمول، روش دانش محور منطق فازی برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه به کار گرفته شده و نتایج آن در قیاس با

نتایج مدل‌سازی ICA و PCA مورد بررسی قرار گرفته است. به همین دلیل در این بخش تئوری روش منطق فازی به اجمال بیان شده است.

لطفی عسگرزاده در سال ۱۹۶۵ نظریه مجموعه‌های فازی را به‌عنوان تعمیمی از مجموعه‌های معمولی معرفی نمود. او عضویت در این مجموعه‌ها را نادقیق توصیف کرد و معتقد بود که بسیاری از مجموعه‌هایی که در واقعیت با آنها سروکار داریم از این نوع هستند. بر اساس تعاریف کلاسیک، عضویت در مجموعه‌های معمولی به‌صورت ۱ یا ۰ (درست یا نادرست) تعریف شده‌است، در حالی که درجه عضویت در مجموعه‌های فازی بین ۰ تا ۱ است و این مجموعه‌ها بدون مرز واضح در نظر گرفته می‌شوند (Beucher et al., 2014).

از آنجا که داده‌های مورد استفاده در اکتشاف ذخایر معدنی عموماً در زمره داده‌های نادقیق قرار دارند و حتی گاهی با داده‌های کیفی (مانند واحدهای زمین‌شناسی) به جای داده‌های کمی روبرو هستیم، روش منطق فازی به‌صورت گسترده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی کاربرد یافته است. منطق فازی جزء روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی طبقه‌بندی شده و به محقق این امکان را می‌دهد تا از دانش و تجربه خود در ساخت مدل مفهومی، انتخاب لایه‌های شاهد و همچنین تعیین وزن کلاس‌های مختلف هر لایه استفاده نماید (Feltrin, 2009).

به‌طور کلی روش منطق فازی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی شامل دو مرحله اصلی فازی‌سازی داده‌ها و ترکیب منطقی لایه‌های شاهد فازی می‌باشد (Carranza, 2008). نخستین مرحله شامل فازی‌سازی داده‌ها، عموماً با دو روش قابل اجرا است. روش اول محاسبه از طریق منحنی تابع عضویت فازی و روش دیگر تخصیص مقادیر عضویت بر اساس دانش و تجربه محقق (Zhang and Zhou, 2015) که در روش اول نیز پارامترهای تعیین کننده تابع عضویت فازی باید با نظر محقق تعیین شوند. در نتیجه به‌صورت کلی می‌توان گفت که در این روش سنجش میزان اهمیت نسبی الگوهای شاهد اکتشافی و بخش‌های مختلف نقشه‌های شاهد و همچنین تخصیص وزن به آنها از راه قضاوت، تجربه و نظر کارشناسی صورت می‌پذیرد (Carranza, 2008). مرحله دوم مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش فازی، شامل ترکیب

لایه‌های وزن‌دار می‌باشد. به این منظور باید از عملگرهای فازی استفاده کرد. عملگرهای فازی اصلی عبارتند از AND فازی، OR فازی، جمع جبری فازی، ضرب جبری فازی و گامای فازی (Zimmermann, 1991).

۲-۴-۱- عملگر گامای فازی

عملگر گامای فازی یکی از پرکاربردترین عملگرهای فازی در زمینه مدل‌سازی پتانسیل معدنی می‌باشد که در این مطالعه نیز مورد استفاده قرار گرفته است. این عملگر خود بر اساس دو عملگر ضرب جبری فازی و جمع جبری فازی و از رابطه ۲-۴۱ به دست می‌آید (Bonham-Carter, 1994):

$$\mu_c = \left(\text{جمع جبری فازی} \right)^\gamma \times \left(\text{ضرب جبری فازی} \right)^{1-\gamma} = (1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i))^\gamma \times (\prod_{i=1}^n \mu_i)^{1-\gamma} \quad (۲-۴۱)$$

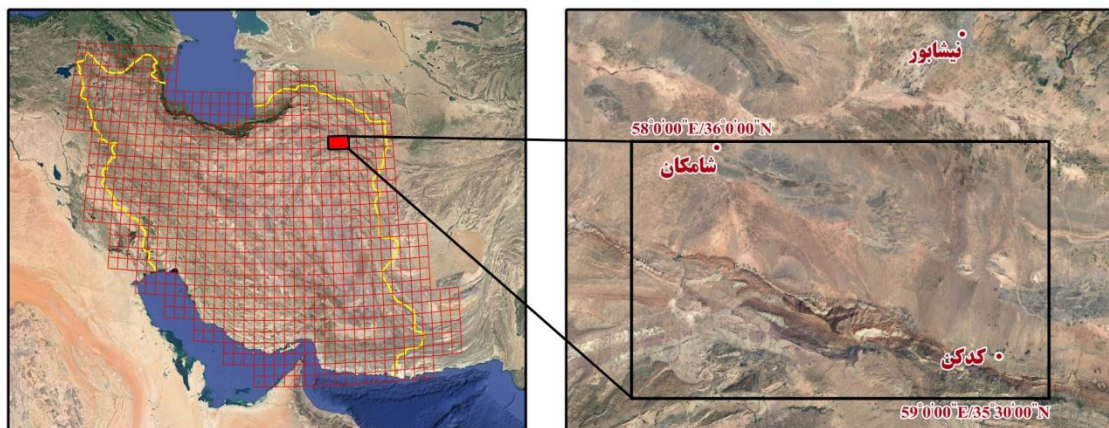
که در آن μ_c مقدار نهایی پتانسیل معدنی برای هر سلول، μ_i امتیاز فازی سلول در لایه i ام، n تعداد لایه‌های اطلاعاتی ترکیب شده و γ پارامتر گاما است که می‌تواند بین صفر تا یک انتخاب گردد. همان‌طور که مشخص است اگر $\gamma = 1$ باشد حاصل برابر با جمع جبری فازی خواهد بود و اگر $\gamma = 0$ باشد، حاصل برابر با ضرب جبری فازی می‌شود. با توجه به آنکه ضرب جبری فازی عملکردی کاهشی و جمع جبری فازی عملکردی افزایشی دارد (Bonham-Carter, 1994) با انتخاب صحیح مقدار γ می‌توان نتایج انعطاف‌پذیری بین اثرات افزایشی و کاهشی آن دو به دست آورد.

۲-۳- منطقه مورد مطالعه

۲-۳-۱- موقعیت جغرافیایی

منطقه‌ای که برای بررسی امکان استفاده از روش‌های پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است، محدوده‌ای به وسعت ۴۸۰۰ کیلومتر مربع (۶۰×۸۰ کیلومتر) در شمال شرق ایران، شمال استان خراسان رضوی و جنوب شهرستان نیشابور می‌باشد. تاکنون مطالعات اکتشافی فراوان و با کیفیتی در این محدوده انجام شده است از جمله مطالعات ژئوشیمیایی رسوب آبراهه‌ای ۱:۱۰۰۰۰۰، اکتشافات زمین‌شناسی

چکشی، نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰، ۱:۱۰۰۰۰۰ و ۱:۲۵۰۰۰، مطالعات پتانسیل‌یابی مواد معدنی در محدوده شهرستان نیشابور، مطالعه تصاویر ماهواره‌ای منطقه و ... همچنین در این محدوده اندیس‌های شناخته شده فراوان فلزی و غیرفلزی شامل رخنمون مواد معدنی و معادن فعال وجود دارد از جمله اندیس‌های طلا، آنتیموان، مس، کرومیت، آزبست، سیلیس، کانی‌های رسی، آهک، گچ و ... (عزمی، ۱۳۸۹). می‌توان گفت که وجود داده‌های اکتشافی فراوان و با کیفیت می‌تواند به روند مدل‌سازی پتانسل معدنی موجود در منطقه کمک کرده و وجود اندیس‌های شناخته شده بررسی دقت فرایند مدل‌سازی را ممکن می‌نماید. در نتیجه این ناحیه جهت مطالعه موردی روش‌های معرفی شده انتخاب گردید.

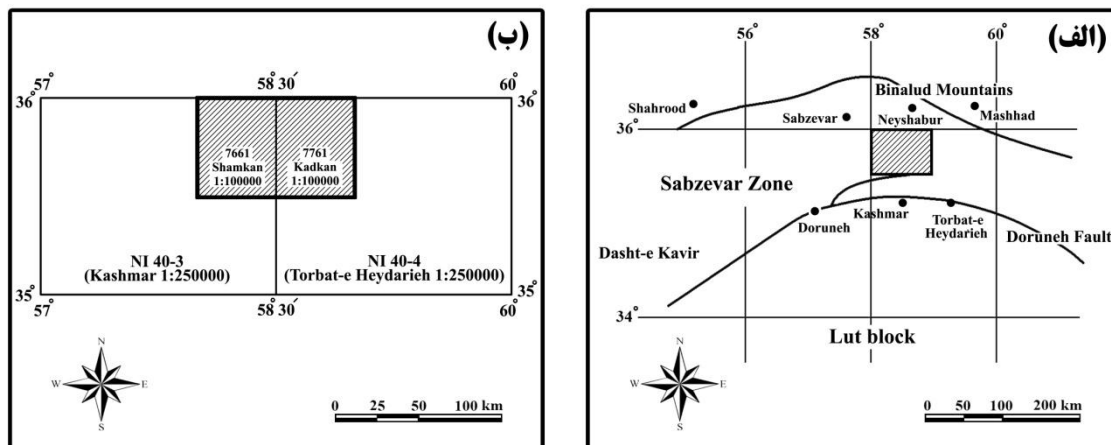


شکل ۲-۴- موقعیت منطقه مورد مطالعه در شمال شرق ایران و جنوب نیشابور

از نظر مختصات جغرافیایی، این محدوده بین طول‌های 58° تا 59° شرقی و عرض‌های $35^{\circ} 30'$ تا 36° شمالی قرار گرفته و از لحاظ تقسیمات کشوری، شامل بخش‌هایی از چهار شهرستان نیشابور، تربت حیدریه، کاشمر و سبزوار می‌باشد. (شکل ۲-۴)

همچنین از نظر زمین‌شناسی این ناحیه شامل دو نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن (۷۷۶۱) و شامکان (۷۶۶۱) بوده و همچنین بخش شمال غرب نقشه ۱:۲۵۰۰۰ تربت حیدریه (NI 40-4) و شمال شرق نقشه ۱:۲۵۰۰۰ کاشمر (NI 40-3) را در بر گرفته است. منطقه مورد مطالعه از لحاظ تکتونیکی، زائده باریکی

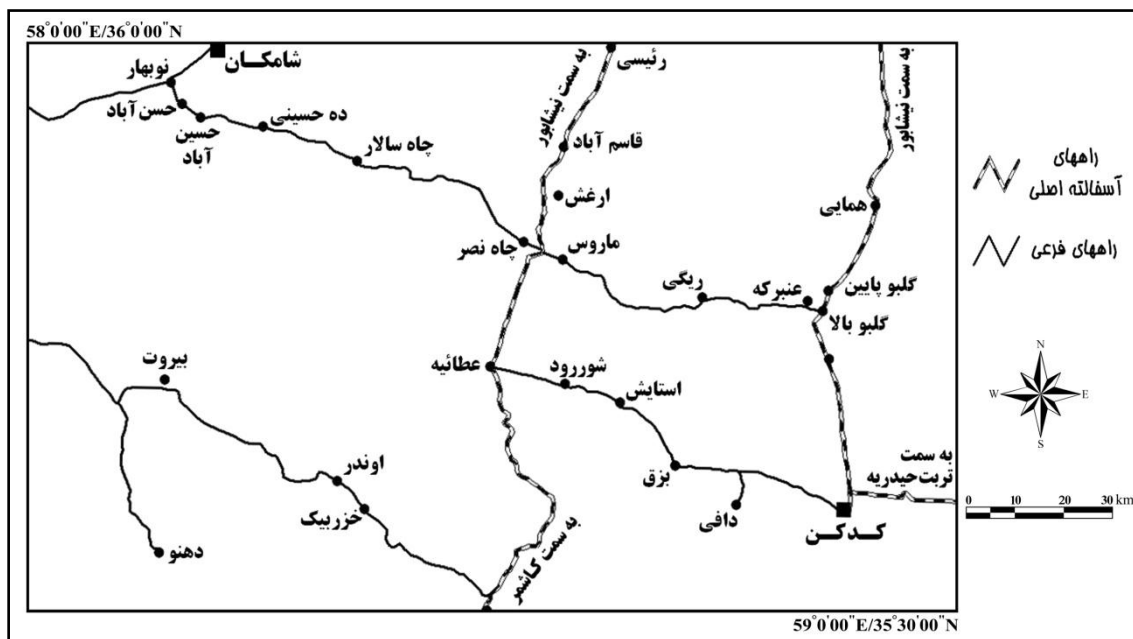
از ناحیه ساختمانی ایران مرکزی است که در شرق زون تکتونیزه سبزوار قرار داشته و از شمال به رشته کوه بینالود و از جنوب به بلوک لوت منتهی می‌گردد. گسل ریوش (با سن ائوسن) مهم‌ترین گسل این منطقه است و به‌عنوان انشعابی از گسل عظیم درونه با حرکت رورانده و گاهاً امتدادلغز خود، سنگ‌های منطقه را تحت تأثیر قرار داده است (شکل ۲-۵).



شکل ۲-۵- موقعیت منطقه مورد مطالعه (الف) در زون تکتونیک سبزوار (ساده شده از Alavi, 1991) و (ب) در نقشه‌های ۱:۲۵۰۰۰ تربت حیدریه و کاشمر

۲-۳-۲- راه‌های دسترسی

به علت وجود راه‌های آسفالت درجه یک و دو و همچنین راه‌های روستایی فراوان در این ناحیه، منطقه مورد مطالعه به خوبی قابل دسترسی بوده و عبور و مرور در آن به راحتی صورت می‌پذیرد. جاده اصلی موجود در این منطقه، جاده آسفالت درجه یک نیشابور- کاشمر می‌باشد. این جاده در وسط منطقه مورد مطالعه از شمال تا جنوب کشیده شده‌است. همچنین جاده درجه دو نیشابور- تربت حیدریه نیز در بخش شرقی منطقه از شمال به سمت جنوب حرکت کرده و بعد از رسیدن به شهر کدکن به سمت تربت حیدریه منحرف می‌شود. به‌علاوه، جاده‌های روستایی آسفالت و شوسه فراوانی در منطقه وجود دارد که در شکل ۲-۶ نشان داده شده‌اند.



شکل ۲-۶- راه‌های اصلی و فرعی منطقه مورد مطالعه

۲-۳-۳- توپوگرافی و ارتفاعات

به صورت کلی می‌توان این منطقه را به سه ناحیه توپوگرافی مختلف تقسیم‌بندی کرد. ناحیه شمالی این منطقه شامل کوه‌های کم ارتفاع تا تپه‌ماهورهای نسبتاً مرتفع می‌باشد و ارتفاع آن از سطح دریا بین ۱۳۰۰ تا ۱۵۰۰ متر است. ناحیه میانی اغلب از دشتهای مسطح تا تپه‌ماهوری شکل گرفته است و ارتفاع آن از سطح دریا بین ۱۲۰۰ تا ۱۴۰۰ متر می‌باشد. در ناحیه جنوبی منطقه، کوه‌های مرتفعی وجود دارند که جزء ارتفاعات کوه‌سرخ به حساب می‌آیند. ارتفاع این ناحیه اغلب بین ۱۵۰۰ تا ۳۰۰۰ متر تغییر می‌کند (Dezhong et al., 1995a, b). بلندترین کوه این ناحیه به نام مول کوه یا کوه ملکان در جنوب شرق منطقه مورد مطالعه قرار داشته و ۳۰۱۳ متر ارتفاع دارد (دری و صادقی، ۱۳۷۷).

۲-۳-۴- زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در جنوب نیشابور و حد فاصل شهرستان‌های کاشمر، سبزوار و تربت حیدریه زائده‌ای باریک از ناحیه ساختمانی ایران مرکزی می‌باشد. این منطقه شامل دو نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰

کدکن و شامکان بوده و رخنمون‌های سنگی آن از پالئوزوئیک زیرین شروع شده و در سنوزوئیک فراوانی می‌یابند. این برونزدها شامل سنگ‌های رسوبی، آواری، ولکانیکی، افیولیتی و نفوذی می‌باشند. در این فصل واحدهای سنگی، زمین ساخت و زمین‌شناسی اقتصادی منطقه مورد مطالعه به اختصار توضیح داده شده‌است. لازم به توضیح است که اطلاعات موجود در این فصل از نقشه‌های زمین‌شناسی کدکن و شامکان (نادری‌میقان، ۱۳۷۷ الف و ب) گرفته شده‌است.

۲-۳-۴-۱- واحدهای زمین‌شناسی

پالئوزوئیک

رخساره‌های پالئوزوئیک در منطقه منحصر به اطراف گسل ریوش است و گسترش محدودی دارد. به علت نبود سنگواره سن این سنگ‌ها ناشناخته است و گمان می‌رود که این برونزدها در اثر عملکرد گسل به این محل انتقال یافته باشند.

C1: این رخساره بیشتر از ماسه سنگ‌های کوارتزی (با بیش از ۹۷ درصد کوارتز) با گردشگی متوسط و جورشدگی خوب، فشرده، رسیده و به رنگ سفید و ارغوانی پدید آمده است. رنگ و استحکام ماسه سنگ لالون باعث ایجاد صخره‌هایی شده که بلندای آنها ۱۰۰ متر و کمتر است.

کرتاسه

K¹: از سنگ آهک بایومیکروسپاریتی و بایومیکریتی تا آهک دولومیتی خاکستری روشن تا تیره و بشکل طبقات ضخیم لایه ایجاد شده‌است. این واحد ستبرای بیش از ۱۵۰۰ متر دارد که بلندترین ارتفاعات منطقه را به خود اختصاص داده است.

K^{SS}: این رخساره از تناوب ماسه سنگ و سنگ سیلت نازک لایه قرمز رنگ با میان لایه ماسه سنگ‌های اهکی متوسط لایه خاکستری پدید آمده که با مرز تدریجی بر روی سنگ آهک‌های کرتاسه زیرین جای

گرفته است. ستبرای نزدیک به ۲۸۰ متر دارد و در آن لایه‌های ماسه سنگ آهکی فشارهای تکتونیکی را به صورت چین خوردگی نشان می‌دهند.

K^c_1 : این کنگلومرا بگونه‌ای یکنواخت از تکه‌ها و قلوه‌های سنگ آهک کرم تا خاکستری خرد شده پدید آمده است.

K^c_2 : این واحد کنگلومرایی خاکستری تا قرمز سخت شده باجورشدگی ضعیف شامل تکه‌های کوچک در اندازه‌هایی از ۲ میلی‌متر تا تکه‌های بزرگ با گردشگی خوب است. ستبرای آن حدود ۱۵۰ متر بوده و در نزدیکی گسل ریوش جای گرفته است.

K^{l_2} : این واحد از آهک بایومیکرایتی خاکستری تیره، لایه متوسط تا ضخیم لایه تشکیل شده است که بر مبنای شواهد فسیلی سن آن ماستریشتین بوده و در نواحی کم عمق حوضه^۱ تشکیل شده است. ضخامت تقریبی آن ۶۵ متر می‌باشد.

پالئوسن

نهمین مرحله‌های حد فاصل کرتاسه - پالئوسن متأثر از رخداد لارامید است و سبب تشکیل واحدهای کنگلومرایی ماسه سنگی و سنگ آهکهای نواحی کم ژرفای دریا شده است.

P^c : قطعات این کنگلومرای تیره از سنگ‌های اولترابازیک در اندازه‌های متنوع، درشت و گرد شده پدید آمده‌اند. ستبرای آن نزدیک به ۶۰۰ متر است و در اطراف روستای توندر گسترش دارند.

P^{csh} : این واحد از تناوب کنگلومرا، ماسه سنگ و مارن خاکستری تا قهوه‌ای تشکیل شده است. جنس قطعات سازنده کنگلومرا عمدتاً ماسه سنگی می‌باشد و اندازه ذرات آن از ۲ میلیمتر تا ۲۰ سانتی‌متر در تغییر است. مارن‌ها نیز به گونه شیلی همراه با گچ در قسمت‌های تحتانی این رخساره برونزد دارند. گسترش این رخساره در اطراف روستاهای عنبرکه و گلبو می‌باشد.

^{P1}: جنس این واحد از آهک بایومیکرایت سفید یا خاکستری روشن با سطوح خشن صخره ساز و ضخیم لایه است که در حوالی روستاهای عنبرکه، تلخ بخش، گلبو و کلاته کدخدا به صورت کوههای عنبرکه و گلبو برونزد دارد. مورفولوژی صخره‌ای، خشن و مرتفع و نیز رنگ سفید آهکی، این رخساره را از سایر سنگهای اطراف متمایز می‌سازد. ضخامت این رخساره بین ۲۰۰ متر تا ۶۰۰ متر در بخش‌های مختلف در تغییر است.

^{PE1}: این واحد از آهک بیومیکروسپاریت ماسه‌ای لایه متوسط تا لایه ستر خاکستری روشن پدید آمده است. رنگ روشن سطح فرسایشی خشن و مرتفع تکتونیزه از ویژگی‌های این واحد به سبب تقریبی ۷۰۰ متر است.

اٲوسن

واحدهای تشکیل دهنده اٲوسن در منطقه تحت مطالعه عمدتاً شامل آندزیت و توفهای وابسته به آن است (سنگ‌های اسیدی تا بازیک).

^{E^{ta}}: این واحد شامل تناوب توف و آگلومرای تیره رنگ است که قطعات آگلومرا در آن عمدتاً آندزیتی و از جنس رخساره ^{E^{iv}} می‌باشند.

^{Etm}: از تناوب توف سرشار از سنگواره نومولیت، توف مارنی روشن و سنگ سیلیت قرمز تا خاکستری سبز پدید آمده و به صورت چین خورده دیده می‌شود. سبب برای میانگین آن نزدیک به ۵۰۰ متر است.

^{E^{ts}}: شامل ماسه سنگ توفی متوسط لایه تا نازک لایه به رنگ سبز روشن و سنگ سیلت نازک لایه به رنگ خاکستری تیره تا روشن متناوب با سنگ سیلت خاکستری تیره متوسط لایه، آهک ماسه‌ای بایومیکرایتی، توف آهکی، آهک میکرواسپاریت ماسه‌ای فسیل دار و آهک بایو میکرواسپاریتی. این واحد گسترش بسیار زیادی در جنوب ورقه دارد به طوریکه پرفرازترین ارتفاعات گستره را تشکیل داده وضخامت آن در این محدوده بیش از ۳ کیلومتر می‌باشد.

E^{nl} : شامل آهک بایومیکرایت، بایومیکروسپارایت و بایوسپارایت لایه متوسط تا لایه نازک برنگ خاکستری روشن تا تیره است. مورفولوژی این آهکها به صورت تپه ماهوری تا مرتفع و صخره ساز بوده و ضخامت تقریبی آن تا ۱۰۰ متر می باشد.

E^V : این واحد ولکانیکی شامل تراکی آندزیت تا آندزیت و داسیت تا ریوداسیت با بافت پورفیری در زمینه دانه ریز، میکرولیتی و اینترسرتال تیره رنگ است که در جنوب ورقه با ضخامتی متغیر تا حداکثر ۶۰۰ متر گسترش دارد.

E^{cs} : شامل گنگلومرای سبز خاکستری در بردارنده قطعه های گرد شده فاقد جورشدگی خوب با میان لایه های ماسه سنگ توفقی لایه متوسط است. ستبرایی از ۱۵۰ متر تا ۱۰۰۰ متر را در بخش های گوناگون به خود اختصاص داده است.

E^{sst} : از تناوب ماسه سنگ توفی متوسط لایه خاکستری سبز و سنگ سیلت قرمز پدیده آمده است. بیشترین گسترش این واحد در شمال روستای چنار (غرب منطقه) به ستبرای ۱۸۰۰ متر دیده می شود. E^{at} : در برگیرنده توف آندزیتی، سنگ های پیروکلاستیک، هیالوپیروکسن، آندزیت و آگلومرا به رنگ خاکستری تیره با بافت آذراواری، پورفیری و آفتیک است.

E^s : از لیتیک آركوز ریزدانه قرمز تیره تا خاکستری با میان لایه های توف شیشه ای، سنگ سیلت ریزدانه قرمز و مقدار کمی مارن پدید آمده است. تأثیر سیال های گرمایی در نقاط ضعف، بویژه گسل های رورانده، موجب دگرسانی شدید آرژلیتی و سرسیتی شده است. کانی سازی آنتیموان وزرنیخ نیز در بخش های یاد شده هم روند با راستای گسل ها دیده می شود.

E^{tv} : شامل توف آندزیتی، پیروکلاستیک، پیروکسن آندزیت با بافت پورفیری و آگلومرا به رنگ خاکستری روشن تا تیره است. این واحد در نواحی جنوبی ورقه گسترش دارد. مورفولوژی خشن، صخره ساز و مرتفع این رخساره از ویژگی های آگلومرا و دیگر لیتولوژیهای این واحد می باشد. در بخش های مختلف

منطقه به دلیل عملکرد گسل و فرسایش، ضخامت‌های متفاوتی را شاهد هستیم که در یک مقطع سالم در جنوب روستای دافی ضخامت آن حدود ۱۱۶۰ متر است.

E^t : این واحد از تناوب توفهای بلورین و آذر آواری با لایه‌بندی نازک تا ستمبر، خاکستری تا سبز روشن همراه با میان لایه‌های توف شیلی با بافت پورفیروکلاست و کلاستیک پدید آمده است. ستمبرای آن نزدیک به چند صد متر با مورفولوژی مرتفع و فرسایش شیلی می‌باشد.

E^{pa} : این واحد سنگی ولکانیکی شامل پیروکسن آندزیت، کوارتز آندزیت و آندزیت با بافت پورفیری و به رنگ تیره در ناودیس چلونک، جنوب روستای کدکن و برس، شمال روستای جنداب و در جنوب روستای چوچه علی (غرب ورقه) برونزد دارد. این رخساره مورفولوژی تپه ماهوری و فرسایش یافته‌ای با ضخامت حداقل ۵۰ تا حداکثر ۱۰۰۰ متر دارد.

E^{an} : از آندزیت خاکستری تا خاکستری تیره با بافت پورفیری تشکیل گردیده است. بیشترین گسترش این واحد سنگی در ناودیس چلونک در شرق منطقه حوالی روستای چلونک و نیز در غرب منطقه نزدیک روستای قاسم آباد می‌باشد. ضخامت آن از ۵۰ تا ۱۰۰ متر در تغییر است.

E^{ab} : این رخساره از بازالت آندزیتی خاکستری تیره با بافت بادامی شکل پورفیری و اینترسرتال^۱ تشکیل شده است. مورفولوژی آن تپه ماهوری تا هموار بوده و ضخامتی بین ۴۰۰ تا ۶۰۰ متر دارد.

E^{nm} : این رخساره از مارنهای روشن دولومیت‌دار تشکیل یافته است که به‌طور محدود با ضخامت کمتر از ۱۰۰ متر در یال جنوبی ناودیس چلونک قرار گرفته است.

Ry : این رخساره از جنس ریولیت گوشتی رنگ با بافت پورفیری و زمینه میکروگرانولار است که گسترش محدودی در حوالی ولکانیکهای E^v دارد. این رخساره به شدت تحت تأثیر دگرسانی ناشی از نفوذ سنگهای گرانیتوئیدی و عملکرد گسل‌های منطقه قرار گرفته به‌طوری‌که اکثراً کانیهای تشکیل دهنده آن

دگرسان شده‌اند و می‌تواند حاوی خاک‌های صنعتی باشد. ضخامت این برونزد از ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ متر متغیر است.

الیگوسن

بر اثر عملکرد رخداد پیرنئن ارتباط حوضه‌های رسوبی با دریای آزاد محدودتر شده و رسوبگذاری در محیط‌های قاره‌ای صورت گرفته است.

O^m : این واحد در برگیرنده مارن قرمز تا روشن با میان لایه‌های گچ، ماسه سنگ و سنگ سیلت است.
 O^{sms} : این رخساره آواری از تناوب ماسه سنگ، سنگ سیلت و مارن تشکیل شده‌است. بطور کلی اغلب سنگ‌های مارنی و سیلیت‌های این واحد فرسایش یافته و ماسه‌سنگ‌ها به‌صورت ستیغ‌هایی صخره‌ای برونزد دارند. در بخش‌های سالم حداکثر ضخامت آن به ۱۰۰۰ متر می‌رسد.

O^{ss} : شامل سنگ سیلت قرمز تیره لایه نازک با بین لایه‌های ماسه‌سنگی قرمز تیره لایه نازک می‌باشد.
این رخساره فرسایش شیلی داشته و در مناطق مرکزی با ضخامت حداکثر ۷۰۰ متر رخنمون دارد.
 O^{smc} : این واحد شامل تناوب ماسه‌سنگ قرمز ریز دانه جور شده با لایه‌بندی متوسط تا ضخیم و مارن قرمز می‌باشد که کنگلومرای قرمز تیره رنگ نیز به‌صورت بین لایه‌ای در آن دیده می‌شود.

O^{st} : از ماسه‌سنگ قرمز تیره تا خاکستری با میان لایه‌های توفی، مارن‌های روشن و سیلت‌ها تشکیل شده‌است. این واحد در میانه منطقه، حوالی روستای محمدآباد چلیو با ضخامت تقریبی ۱۷۰۰ متر تشکیل شده‌است. بر اثر عملکرد گسل‌های رانده و مایعات گرمایی، دگرسانی شدید در قسمت‌های از آن پدیدار گشته و اندیس معدنی آنتیموان و زرنیخ را می‌توان در سطح مشاهده نمود.

O^{cs} : شامل کنگلومرا با سیمان سخت، قرمز تیره، جورشدگی ضعیف و اجزاء گردشده همراه با میان لایه‌های ماسه سنگ با لایه‌بندی متوسط قرمز تیره است. کنگلومرا از لایه‌های ستبری تشکیل گردیده است که ستبرای آنها در ناودیس سنگرد به‌طور میانگین ۵۰۰ متر است.

الیگومیوسن

OMsm: از تناوب ماسه سنگ لایه متوسط تا ستر لایه قرمز روشن و سنگ سیلت لایه نازک با میان لایه‌های مارن قرمز تشکیل شده‌است.

OM^{mss}: این واحد در برگیرنده تناوب مارن قرمز و سنگ سیلت لایه نازک تا متوسط با میان لایه‌های ماسه سنگ قرمز می‌باشد.

OM^m₁: این واحد از تناوب مارن‌های روشن و گچ با میان لایه شیل‌های مارنی و سنگ سیلت نازک لایه سبز خاکستری تشکیل گردیده است. گچ‌های متبلور و خاکی به گونه‌ای نازک لایه تا متوسط لایه به فراوانی در این مارن‌ها وجود دارد.

OM^m₂: این واحد شامل تناوب مارن قرمز و روشن و سنگ سیلت قرمز با میان لایه‌های گچ و ماسه سنگ نازک لایه قرمز می‌باشد. حداکثر ضخامت این واحد حدود ۱۰۰۰ متر در حوالی روستای شوررود تظاهر دارد.

g: جنس این رخساره گچ با ضخامت حدود ۱۰ متر است. این گچ‌های لایه متوسط تا لایه ضخیم سفید رنگ را می‌توان قسمتی از واحد مارنی گچی OM^m₁ و هم ارز سنی آن در نظر گرفت. در قسمت‌هایی که میزان و ضخامت این گچ‌ها بسیار زیاده‌تر از مارن‌ها است شرایط تشکیل آنها بهتر فراهم بوده و به یک منبع اقتصادی مبدل گشته است. این گچ‌ها به صورت خاکی و بلورین می‌باشند.

OM^{s.sh}: شامل تناوب ماسه سنگ لایه نازک خاکستری و شیل‌های مارنی می‌باشد که هسته یک ساختمان تاق‌دیس را در اطراف روستای ماروس (غرب منطقه) به ضخامت حدود ۲۰۰ متر تشکیل می‌دهد. مورفولوژی این واحد تپه ماهوری مسطح و فرسایش یافته می‌باشد.

OM^c: این واحد کنگلومرای خاکستری تیره تا تیره، گرد شده با جورشدگی ضعیف و سخت‌شدگی زیاد می‌باشد. ضخامت آن در قسمت‌های سالم حداکثر ۴۵۰ متر است.

OM¹: شامل آهک تا آهک ماسه‌ای با یو میکرو اسپارایت لایه ضخیم تا لایه متوسط سفید تا خاکستری روشن با ضخامت تقریبی ۳۰۰ متر است.

میوسن

رخساره‌های سنگی میوسن حاکی از کم عمق شدن حوضه رسوب‌گذاری و درشت‌تر شدن اندازه قطعات آواری (رسوب‌گذاری ماسه سنگ، کنگلومرا، مارن و...) بر اثر حرکات آلپ پایانی می‌باشد.

Ng^{c1}: شامل کنگلومرای خاکستری تیره با گردش‌دگی و جورشدگی ضعیف و سیمان سخت با ضخامت ۱۵۰ متر تا ۳۵۰ متر می‌باشد. از پیل‌های متنوعی در اندازه ۲ میلی‌متر تا درشت‌تر مانند گرانیت نه چندان گرد شده، آندزیت پورفیری، آذرآواری، آهک‌های مختلف به رنگ‌های سفید، خاکستری و قهوه‌ای، گابرو و ماسه سنگ تشکیل شده‌است.

Ng^s: یک واحد ماسه سنگ لیتارنایتی سبز تیره تا روشن با لایه‌بندی نازک تا متوسط و حداکثر ضخامت ۵۰۰ متر است. سن این واحد را می‌توان نئوژن (میوسن) در نظر گرفت.

Ng^{cs1}: از تناوب ماسه سنگ ساب لیتارنایت دانه متوسط تا دانه درشت لایه متوسط تا نازک و فلدسپاتیک لیتارنایت خاکستری با کنگلومرای سخت شده خاکستری با ضخامت میانگین ۵۵۰ متر تشکیل شده‌است. Ng^{c2}: این رخساره از کنگلومرا با سیمان سخت شده و قطعات گرد شده با جورشدگی ضعیف به رنگ خاکستری با ضخامت تقریبی ۷۵۰ متر تشکیل گردیده‌است.

Ng^{csm}: از تناوب کنگلومرا، ماسه سنگ، سنگ سیلت و کمی مارن خاکستری سبز تشکیل یافته‌است. کنگلومرای این واحد از قطعات ولکانیکی، ماسه سنگی و توفی تشکیل شده‌است و سیمان بین قطعات آن سخت نشده می‌باشد.

Ngsm: از تناوب ماسه سنگ لیتارنایتی لایه متوسط خاکستری رنگ با جورشدگی خوب، سنگ سیلت قرمز و مارن-های روشن تا قرمز به همراه بین لایه‌های گچی تشکیل شده‌است. در این واحد گچ‌ها به

شکل ضخیم لایه خاکی با آگرگات گل کلمی رخنمون دارند. ضخامت این واحد بین ۵۰ متر تا ۳۵۰ متر می باشد.

پلیوسن

Ng^{cs_2} : این کنگلومرای خاکستری رنگ با سیمان به نسبت سخت و جورشدگی ضعیف متشکل از تکه های ۲ میلیمتری تا ۲۰ سانتی متری گرد شده است. ریخت این واحد بدلیل فرسایش به نسبت ناهموار است.

PI Q^c : این رخساره کنگلومرای جوان از قطعه های گوناگون سخت نشده با جورشدگی و گردشدگی بسیار ضعیف پدید آمده است. این واحد جوانترین رخساره سنگی در نقشه منطقه است. ریخت شناسی این واحد رسوبی، تپه ماهوری و واریزه ای می باشد که گسترش پراکنده ای را بویژه در بخش های شمال شرق و جنوب و غرب منطقه دارد. این واحد ذخامتی از ۱۵۰ تا ۳۵۰۰ متر را نشان می دهد.

کواترنری

Q^{t1} : شامل نهشته ها و پادگانه های قدیمی به صورت پادگانه های آبرفتی مرتفع می باشد که حالت افقی داشته و رخداد تکتونیکی مؤثری را تحمل نکرده اند. این واحد رسوبی بیشتر در دامنه برونزدهای سنگی تشکیل و حاصل هوازدگی و ته نشست رسوبات می باشد.

Q^{t2} : در برگیرنده نهشته ها و پادگانه های جوان به شکل پادگانه های آبرفتی مسطح و افقی است. گسترش این واحد زیاد بوده و حاوی رسوبات در اندازه های گوناگون است که پهنه ای گسترده را پوشانده و در مناطقی که اندازه دانه های نهشته کوچکتر باشند مستعد کشاورزی می باشد.

Q^f : مخروط افکنه از دیگر رخساره های متعلق به عهد حاضر است که در پای دامنه ارتفاعات و برونزدهای سنگی در محل ورود رودخانه به دشت تشکیل شده است.

۲-۳-۴-۲- سنگ‌های آذرین نفوذی

به دنبال فعالیت ولکانیکی دوره ائوسن، رخداد پیرنئن در اوایل الیگوسن در محدوده مورد مطالعه به وقوع پیوسته و سبب تشکیل توده نفوذی گرانیتوئیدی بعد از ولکانیسم ائوسن شده است. نقش عمده این نفوذی‌ها در کانی‌سازی مس، طلا، آنتیموان و دگرسانی منطقه قابل توجه می‌باشد. توده نفوذی فلسیک شامل سنگ‌های اسیدی تا قلیایی است. این نفوذیها که از انواع گرانیت، گرانودیوریت و دیوریت تشکیل شده سنگ‌های ولکانیکی را قطع نموده و به صورت رگه‌هایی در بین ولکانیکهای ائوسن (E^v) قرار گرفته‌اند. بر اثر این نفوذ، سنگ‌های نزدیک به توده نفوذی تحت تأثیر دگرسانی حرارتی واقع شده و تغییرات دگرگونی همبری در کانیهای آنها به وجود آمده است. با توجه به قطعات سنگی یافت شده در رخساره کنگلومرای OM^c و Ng^c_1 به نظر می‌رسد که بتوان سن دقیق‌تر نفوذ را الیگوسن فوقانی- میوسن تحتانی و بر اثر عملکرد فازکوه‌زایی آلپ میانی در نظر گرفت.

dr (دیوریت): این رخساره نفوذی شامل دیوریت، میکرودیوریت، کوارتز دیوریت و میکروکوارتز دیوریت است که در اطراف روستای قاسم‌آباد در شمال منطقه و ارتفاعات جنوب کدکن در درون توفهای ائوسن گسترش دارد. به نظر می‌رسد دیوریت‌ها در اطراف روستای قاسم‌آباد یک روند طبقه‌ای شکل (مشابه طبقات سنگ‌های رسوبی) را داشته و احتمالاً عملکرد گسل‌های راندگی در آنها مؤثر بوده است. این ویژگی به همراه مایعات گرمایی باعث دگرسانی شدید در کل رخساره و کانی‌سازی فلزی مس، آنتیموان و طلا گردیده است که بسیار حائز اهمیت می‌باشد.

gd (گرانودیوریت): این واحد قسمتی از برونزدهای نفوذی منطقه را تشکیل داده است. به عبارتی گسترش این واحد در نواحی شرقی در روستای قاسم‌آباد بیش از گرانیت‌ها بوده و در قسمت‌هایی نیز، گرانودیوریت‌ها و گرانیت‌ها غیر قابل تفکیک‌اند. برونزدهای خیلی محدود مونزونیت و مونزونیت فلدسپاتوئیددار نیز وجود دارد. نفوذ مایعات گرمایی باعث گردیده که قسمت‌هایی از این رخساره تحت تأثیر دگرسانی آرژیلیکی قرار گیرد و اندیس‌های معدنی کائولن را بوجود آورد.

gr (گرانیت): این واحد به صورت گرانیت، میکروگرانیت و لوکوگرانیت خاکستری روشن است که گسترش محدودی داشته و اغلب بر اثر دگرسانی شدید و عملکرد گسل‌های فراوان به زون آرژیلیک تبدیل شده و کانی‌سازی خاک‌های صنعتی از قبیل کائولن را به وجود آورده است.

۲-۳-۴-۳- مجموعه‌های افیولیتی

افیولیت‌های محدوده مورد مطالعه به عنوان بقایای صفحه اقیانوسی قدیمی شناخته می‌شوند که به طریق تکتونیکی جایگزین شده‌اند. این مجموعه در اقیانوسی باریک حد فاصل خرده قاره شرق مرکز ایران و زون البرز در زمان‌های قبل از کرتاسه فوقانی تشکیل شده که در اثر چرخش خرده قاره و رخداد تکتونیکی لارامید، بخش‌هایی از آن طی فرایند زون فرورانش بر روی پوسته قاره‌ای فراراند^۱ گردیده است. لذا تقریباً تمام رخساره‌های یک سکانس افیولیتی کلاسیک کامل را در بر می‌گیرد اما به دلیل تکتونیک تراستی حاکم به هنگام جایگزینی در پوسته قاره‌ای، نظم این توالی به هم خورده است. سن این افیولیت‌ها بر اساس فسیل‌های موجود در آهک‌های پلاژیک، کرتاسه بالایی تعیین گردیده است. به طور کلی افیولیت‌های منطقه روند جنوب شرقی- شمال غربی داشته که بیشترین گسترش آن در نواحی شرقی، شمالی و جنوب غرب می‌باشد.

am: شامل آمفیبول شیست متعلق به رخساره دگرگونی اپیدوت آمفیبولیت است که به صورت کلاهی در قله ارتفاع دونیتی با کنتاکت گسله واقع گشته است.

ub: این واحد شامل سنگ‌های اولترامافیکی پریدوتیت، هارزبورژیت و لرزولیت سرپانتینی شده است که بیشتر در نوار افیولیتی ارتفاعات جنوبی محدوده مورد مطالعه با مرزهای گسلی و دگرسانی شده جایگزین گردیده است. این سنگ‌ها تیره رنگ و دارای بافت شبکه‌ای هستند.

sr: این رخساره سرپانتینیتی از دگرسانی شدید سنگ‌های اولترامافیک و مافیک حاصل شده بگونه‌ای که تمام سنگ به سرپانتینیت مبدل گردیده است. این رخساره به صورت گستره‌های محدود در منطقه برونزد دارد. این واحد مورفولوژی هموار و رنگ روشنی را نیز از خود به نمایش می‌گذارد.

ud: این واحد اولترامافیکی به شدت سرپانتینیتی شده است و برونزد بسیار محدودی دارد.

gb: شامل گابرو، گابروی دیوریتی و میکروگابرو دیوریت است. این واحد به شدت دگرسان شده است آنچنان که در بیشتر موارد تشخیص ویژگی‌های سنگ غیرممکن به نظر می‌رسد.

db: دیابازهای این واحد در میانه شمالی و جنوبی منطقه، گسترش داشته و بافت آنها سرتال است.

ba: این رخساره بازالتی تیره رنگ، دانه ریز و سخت، گسترش بسیار محدود دارد.

sp: اسپلیت‌های سبز رنگ که حاصل دگرسانی بازالت‌ها می‌باشد دارای فرسایش پوست پیازی و ساختمان‌های بالشی در منطقه مورد مطالعه است.

¹K: از آهک‌های بایومیکرایتی گلوبوترونکانادار¹ سفید تا صورتی دانه ریز تشکیل شده که در بالاترین بخش‌های سکانس افیولیتی قرار گرفته است.

²K^V: شامل تناوب سنگ‌های ولکانیک تراکی آندزیت، آندزیت و ریوداسیت تیره رنگ است.

cm: این واحد سنگی آمیزه رنگی که بیشترین برونزد نوار افیولیتی منطقه را تشکیل می‌دهد شامل انواع سنگ‌های تشکیل دهنده سکانس افیولیتی می‌باشد و به گونه فرسایشی و تکتونیکی این مجموعه را ساخته است. مورفولوژی این واحد سنگی کاملاً هموار و تپه ماهوری است که از سنگ‌های گابرو با ساخت بالشی، آهک‌های گوشتی رنگ گلوبوترونکانادار، سنگ‌های رسوبی رسی و زئولیتی، سنگ‌های نفوذی و ... که جملگی به شدت سرپانتینیتی شده و غیر قابل تفکیک هستند، تشکیل شده است.

۲-۳-۴- تکتونیک و تکوین زمین ساخت

تکتونیک حاکم بر رخساره‌های منطقه مورد مطالعه بسیار فعال بوده و آثار آن را می‌توان در قسمت‌های مختلف بخوبی مشاهده کرد. در این منطقه روند گسل‌های تراستی جنوب‌شرق-شمال‌غرب است که گسل‌های امتدادلغز با روندهای تقریباً شمالی-جنوبی آنها را قطع می‌کنند. سن گسل‌های تراستی از کرتاسه بالا تا نئوژن می‌باشد. گسل ریوش مهمترین گسل این منطقه (با سن ائوسن) منشعب از گسل معروف درونه است. این گسل مورب لغز در قسمت‌هایی به صورت شیب لغز (رورانده) و در بخش‌هایی به صورت امتداد لغز دیده می‌شود. گمان می‌رود رخساره‌های پالئوزوئیک ورقه بر اثر عملکرد امتداد لغز این گسل از محل دیگری مثل زون تکنار به این مکان منتقل شده باشند. شیب این گسل به سوی شمال می‌باشد و عمده فعالیتش عملکرد رورانده آن است. آن چنان که حرکات گسل ریوش به همراه چین خوردگی منطقه سبب شده تا مجموعه سنگ‌ها در جنوب غرب منطقه به شدت درهم ریخته شوند. به عنوان مهم‌ترین رخداد تکتونیکی این منطقه، در تریاس بالا-ژوراسیک بر اثر رخداد کیمرین پیشین عمل کافت^۱ موجب جدایش خرده قاره شرق مرکز ایران از زون البرز و تشکیل اقیانوس باریکی شده است. سپس بر اثر رخداد لارامید در اواخر کرتاسه روند این حرکت معکوس شده و پوسته اقیانوسی نئوتتیس^۲ با شیب به سمت شمال شرق به زیر کوه‌های چین خورده بینالود فرورفته و اقیانوس مزبور بسته شده. بر اثر این فرآیند، محیط‌های تکتونیکی مختلفی به ترتیب از محل فرورانش به سمت لیتوسفر قاره‌ای به وجود آمده است.

۲-۳-۵- زمین‌شناسی اقتصادی

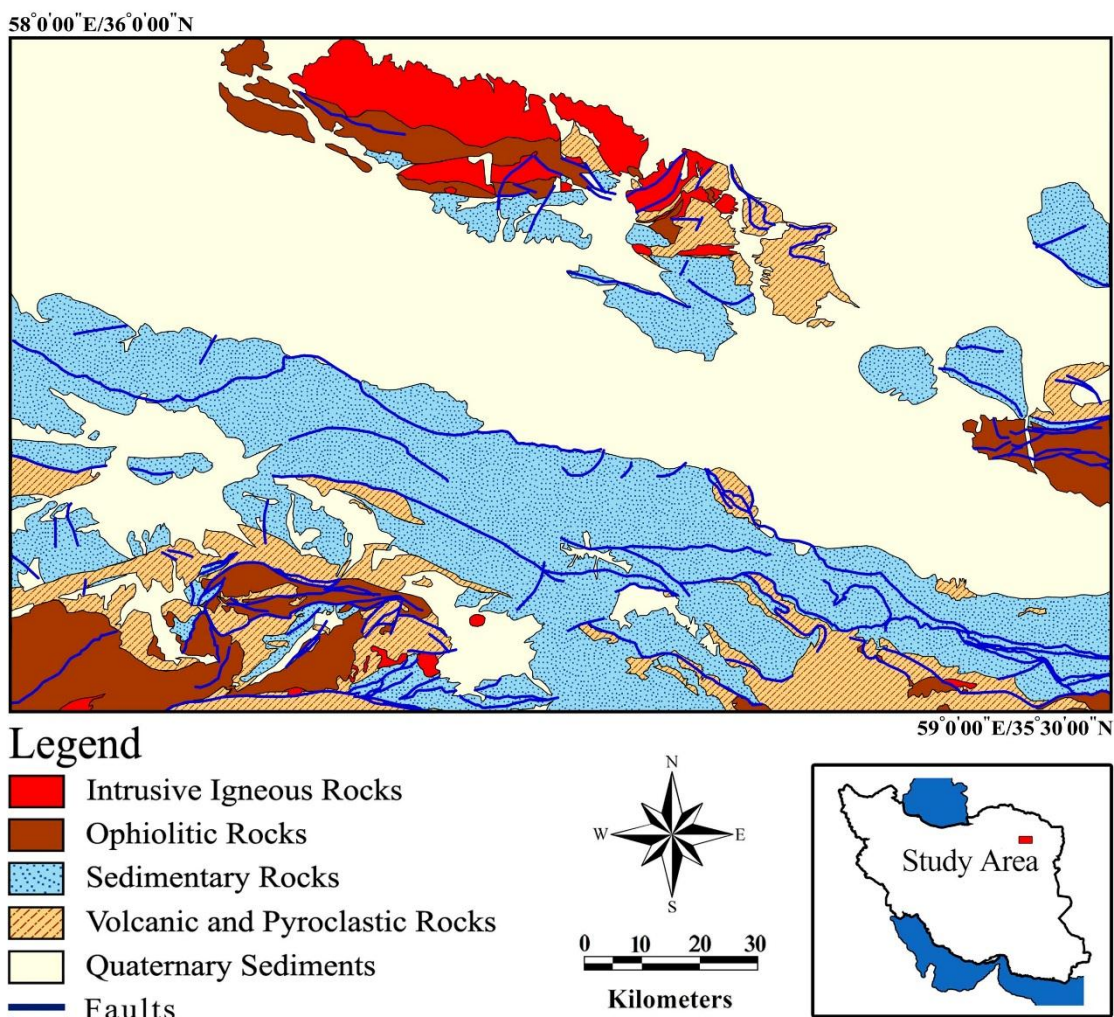
اندیس‌های معدنی محدوده مورد مطالعه با توجه به ویژگی‌های تکتونیکی، توده‌های نفوذی و مجموعه‌های افیولیتی بسیار حائز اهمیت هستند. وجود بعضی از این کانی سازی‌ها حاکی از عملکرد

1 Rifting

2 New Tethys Ocean

گسل‌ها و ایجاد درز و شکاف‌ها بوده که بر اثر نفوذ محلول‌های گرمابی و آب‌های جوی در درز و شکاف‌ها و ایجاد تغییرات فیزیکوشیمیایی و دگرسانی گسترش می‌یابد. حضور توده‌های نفوذی فلسیک و محلول‌های گرمابی وابسته به آنها در نواحی شمالی تا جنوب غربی منطقه، محیط مناسبی را برای ایجاد ذخایر فلزی و غیر فلزی پدید آورده است. به نظر می‌رسد سیالات گرمابی از طریق شکستگی‌ها به طرف بالا حرکت کرده و در مسیر خود سنگ‌های میزبان را دگرسان نموده و با ایجاد شرایط مناسب، کانی‌سازی نموده‌اند. شدت دگرسانی و نوع آن اساساً وابسته به نوع سنگ میزبان است. در نتیجه توسعه زون‌های دگرسانی، محیط‌های مناسبی جهت ایجاد ذخایر کائولن نیز پدید آورده است، که بعضاً به دلیل وجود ناخالصی‌های کوارتز و اکسید آهن، ارزش اقتصادی پائینی دارند.

همچنین رخساره‌های افیولیتی بستر مناسبی برای کانی‌سازی‌های کرومیت، آزبست، تالک و زئولیت می‌باشد. به صورت کلی واحدهای پریدوتیت و هارزبوژیت سرپنتینی شده (ub) بستری مناسب برای زایش کرومیت است. در این واحدها، کرومیت به شکل عدسی‌هایی در سنگ‌های سرپنتین شده یافت می‌شود که به علت تکتونیزه بودن منطقه به صورت قطعاتی پراکنده وجود دارد. در این ناحیه معادن کرومیت فعال و متروکه وجود دارد. همچنین آزبست و تالک نیز در نوار افیولیتی، در اثر دگرسانی شدید سرپانتینیت‌ها بوجود آمده و به صورت اندیس‌های معدنی با رگه‌هایی به ضخامت حداکثر یک متر دیده می‌شود. از سوی دیگر واحدهای آهکی همچون K^1 , K^1 , OM^1 , P^1 و PE^1 در سطح منطقه به گونه‌ای پراکنده گسترش دارند. بخش‌هایی از این واحدها که کمتر تحت تأثیر تکتونیک شکسته شدند، می‌توانند بصورت یک استعداد معدنی در نظر گرفته شوند. به علاوه نهشته‌های گچی نیز در بعضی از واحدهای زمین‌شناسی منطقه دیده می‌شود و در نقاطی که تمرکز آن قابل ملاحظه باشد اقتصادی به نظر می‌رسد. نقشه واحدهای زمین‌شناسی اصلی و گسل‌های منطقه مورد مطالعه در شکل ۲-۷ شان داده شده است.



شکل ۲-۷- نقشه واحدهای زمین‌شناسی اصلی و گسل‌ها در منطقه مورد مطالعه (اصلاح شده از نادری‌میکان، ۱۳۷۷ الف و ب)

۲-۴- داده‌های مورد استفاده

به منظور بررسی امکان استفاده از روش‌های PCA و ICA برای تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل‌های معدنی از کلیه داده‌های اکتشافی موجود در منطقه مورد مطالعه، استفاده شده‌است. این مجموعه داده‌ها شامل داده‌های ژئوشیمی آبراه‌ای، زمین‌شناسی، سنجش از دور و مطالعات زمین‌شناسی چکشی بوده‌است که در ادامه مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

۲-۴-۱- داده‌های زمین‌شناسی

اطلاعات زمین‌شناسی مورد استفاده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی این منطقه از دو نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن (نادری‌میقان، ۱۳۷۷ الف) و شامکان (نادری‌میقان، ۱۳۷۷ ب) استخراج شده که توسط سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران تهیه گردیده است. جهت استخراج واحدهای سنگ‌شناسی از این نقشه‌ها ابتدا نقشه‌های زمین‌شناسی به صورت رقومی درآمد و سپس واحدهای رقومی شده به پنج واحد اصلی شامل دشت‌های کواترنری، سنگ‌های رسوبی، سنگ‌های آتشفشانی، افیولیت‌ها و توده‌های نفوذی تقسیم‌بندی شدند. با توجه به دورنمای زمین‌شناسی اقتصادی و سلطه محیط زیرخزش قاره‌ای بر سراسر منطقه مورد مطالعه، واحدهای افیولیتی و توده‌های نفوذی به عنوان واحدهای مهم در کانی‌زایی‌های احتمالی، جهت شرکت در مدل‌سازی پتانسیل معدنی انتخاب شدند. با توجه به آنکه اطلاعات موجود در نقشه‌های زمین‌شناسی داده‌های کیفی هستند، برای وارد کردن آنها به پردازش‌های آماری باید به داده‌های کمی تبدیل شوند. به این منظور می‌توان بر اساس حضور یا عدم حضور واحدهای زمین‌شناسی در یک سلول، به ترتیب امتیاز یک و صفر را به آن سلول اختصاص داد. این یک روش معمول در تهیه نقشه‌های شاهد دوکلاسه می‌باشد (Carranza, 2008). ولی با توجه به آنکه نرمال بودن توزیع داده‌ها یکی از شرایط لازم برای اغلب پردازش‌های آماری است (Rencher, 2002) می‌توان با امتیازدهی به سلول‌ها، براساس فاصله، نتیجه بهتری به دست آورد. در این روش به هر سلول موجود در نقشه، بر اساس فاصله آن سلول با واحد زمین‌شناسی مورد نظر امتیاز داده می‌شود. به این ترتیب با ایجاد نقشه‌های شاهد چندکلاسه علاوه بر خروج داده‌های زمین‌شناسی از حالت گسسته (۰ و ۱)، توزیع آماری داده‌ها نیز از توزیع برنولی^۱ به سمت توزیع نرمال^۲ حرکت می‌نماید. در این مطالعه جهت امتیازدهی به سلول‌ها از روش عکس فاصله^۳ استفاده شده است. در این روش امتیاز هر سلول از رابطه (۲-۴۲) به صورت زیر محاسبه می‌شود (Carranza, 2008):

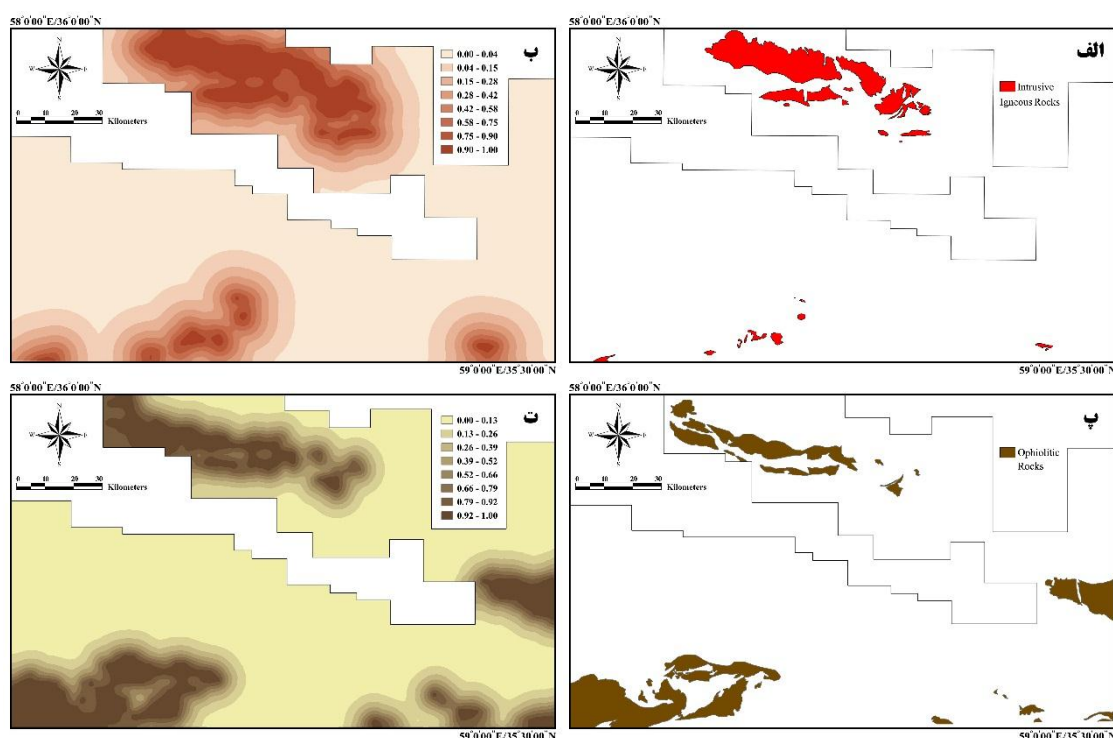
1 Bernoulli distribution

2 Gaussian distribution

3 Inverse Distance Method

$$S_i = \frac{1}{d_i} \quad (۴۲-۲)$$

که در آن d_i فاصله نقطه مرکزی سلول از واحد زمین‌شناسی مورد نظر می‌باشد. با استفاده از این روش داده‌های کیفی مربوط به واحدهای زمین‌شناسی به داده‌های کمی قابل ورود به تحلیل آماری تبدیل شده‌اند. شکل ۸-۲ الف و ب نقشه توده‌های نفوذی و واحدهای افیولیتی موجود در منطقه و شکل ۸-۲ پ و ت نقشه امتیازات فاصله از همان واحدهای سنگی را نشان می‌دهد.



شکل ۸-۲- نقشه الف) توده‌های نفوذی، ب) واحدهای افیولیتی، پ) امتیازدهی بر اساس فاصله از توده‌های نفوذی و ت) امتیازدهی بر اساس فاصله از واحدهای افیولیتی در منطقه مورد مطالعه

۲-۴-۲- داده‌های ماهواره ای

مطالعات سنجش از دور^۱ یکی از روش‌های معمول در پی‌جویی مواد معدنی بوده و به‌صورت گسترده در شناسایی مناطق دارای کانی‌زایی به کار گرفته شده‌اند. به‌صورت کلی دو رویکرد اصلی در مطالعات سنجش از دور جهت اکتشاف مواد معدنی دیده می‌شود. نخست مطالعه الگوی شکستگی سنگ‌ها به

منظور بررسی امکان نفوذ محلول‌های گرمابی در آنها و دوم شناسایی دگرسانی‌های گرمابی که می‌توانند با توده‌های معدنی همراه باشند (Sabins, 1999).

در رویکرد نخست فرض بر آن است که حضور یا عدم‌حضور یک نهشته معدنی، در ارتباط با الگوی شکستگی منطقه می‌باشد. به‌عنوان مثال، اگر واحدهای سنگی یک منطقه فاقد شکستگی‌های ساختاری باشند امکان نفوذ محلول‌های گرمابی در آنها وجود ندارد و در مقابل هرچه چگالی این شکستگی‌ها بیشتر باشد احتمال نفوذ محلول‌های گرمابی در آنها بیشتر است.

همچنین رویکرد دوم بر این حقیقت استوار است که محلول‌های گرمابی تشکیل دهنده نهشته‌های معدنی گرمابی عموماً سنگ میزبان را در اطراف خود تحت تأثیر قرار داده و دگرسانی‌های مختلفی ایجاد می‌نمایند. در نتیجه با پیدا کردن دگرسانی‌های گرمابی به کمک روش‌های سنجش از دور، می‌توان مناطق دارای پتانسیل کانی‌زایی را شناسایی کرد. اگرچه باید این موضوع را در نظر داشت که مناطق دارای دگرسانی‌های گرمابی الزاماً دارای نهشته‌های معدنی نبوده و تمام نهشته‌های معدنی نیز در اطراف خود زون‌های دگرسانی ایجاد نمی‌نمایند، ولی می‌توان گفت که حضور سنگ‌های دگرسان شده یک شاخص با اهمیت برای تشخیص حضور توده‌های معدنی می‌باشد (Sabins, 1999).

به‌طور کلی دگرسانی‌های گرمابی، مقدار انرژی جذب شده و یا بازتابش یافته را در سنگ‌های میزبان تغییر می‌دهند. به همین علت در مناطقی با سنگ بستر نمایان می‌توان تصاویر چند طیفی را به خوبی برای تشخیص دگرسانی‌های گرمابی به کار برد (Sabins, 1999).

کانی‌های حاوی بنیان هیدروکسیل^۱ (همچون کائولینیت، مونت موریلونیت، ایلیت و دیگر کانی‌های رسی) و اکسیدهای آهن (همچون هماتیت، لیمونیت و گوتیت) از گسترده‌ترین محصولات دگرسانی گرمابی هستند و در زون‌های دگرسانی مختلف یافت می‌شوند (Ranjbar et al., 2003). به‌علاوه اکسیدهای آهن در زون اکسیداسیون (کلاهایک آهنی^۲) نیز به‌صورت گسترده دیده می‌شوند (Ranjbar

1 Hydroxyl Bearing Minerals

2 Gossan

(et al., 2004). در نتیجه شناسایی این کانی‌ها به کمک مطالعه تصاویر ماهواره‌ای، می‌تواند منجر به شناسایی زون‌های دگرسانی و نهایتاً اندیس‌های احتمالی مواد معدنی گردد. به همین دلیل، محققین زیادی از تصاویر سنجنده ETM+ برای شناسایی محدوده‌های دارای دگرسانی گرمایی استفاده کرده‌اند (Ranjbar et al., 2003; Nouri et al., 2020).

در انجام این مطالعه از تصویر سنجنده ETM+ ماهواره لندست ۷ (تاریخ برداشت ۲۲/۰۵/۲۰۰۱) استفاده شده‌است. همچنین به منظور شناسایی محدوده‌های دارای دگرسانی گرمایی، روش نسبت‌های باندی^۱ به کار گرفته شده و جهت مطالعه الگوی شکستگی‌های ناحیه‌ای روش محاسبه فاکتور خطواری^۲ مورد استفاده قرار گرفته است.

۲-۴-۱-۲- روش نسبت‌های باندی

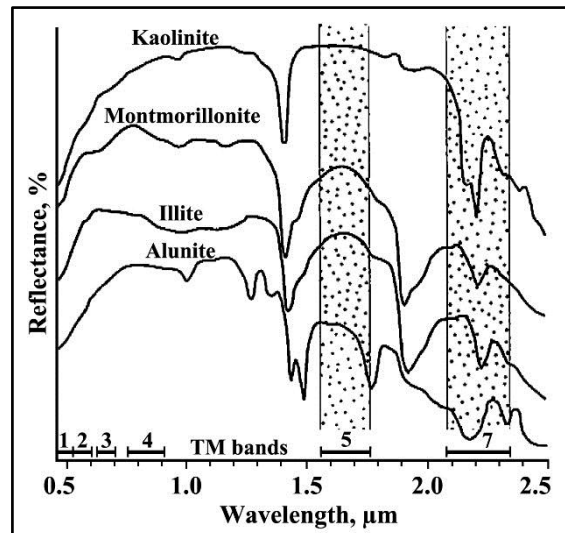
به صورت کلی نسبت‌های باندی حاصل تقسیم مقادیر رقومی^۳ پیکسل‌ها در یک باند طیفی به باند طیفی دیگر می‌باشد و عموماً برای آشکارسازی تغییرات ظریف طیفی پدیده‌ها که در تصاویر باندهای تک قابل تشخیص نیستند، استفاده می‌شود. به علاوه در تصاویر نسبت باندی بعضی از عوامل و پارامترهایی که اثرات نامطلوب دارند (مثل اثر توپوگرافی) نیز حذف می‌گردند (Sabins, 1999). در پردازش تصاویر ETM+ به صورت معمول از دو نسبت باندی ۵/۷ و ۳/۱ به ترتیب برای آشکارسازی کانی‌های حاوی هیدروکسیل و اکسیدهای آهن استفاده می‌شود (Cuesta, 1998; Honarmand et al., 2002; Hao et al., 2016; Beiranvand Pour et al., 2018; Botwe et al., 2018; Bolouki et al., 2020).

۲-۴-۱-۱-۲- نسبت باندی ۵/۷ تصاویر ETM+

همان‌طور که در نمودار طیف بازتابی کانی‌های حاوی هیدروکسیل (شکل ۲-۹) مشخص است، این کانی‌ها بازتابش شدیدی در طول موج‌های محدوده باند ۵ سنجنده ETM+ دارند. همچنین در طول موج

1 Band Ratio
2 Photolineament Factor
3 Digital Numbers

های محدوده باند ۷ سنجنده نیز یک جذب آشکار (بازتابش بسیار کم) در نمودار طیفی آنها دیده می‌شود (Sabins, 1997).



شکل ۲-۹- نمودار طیف آزمایشگاهی بازتابش بعضی از کانی‌های هیدروکسیل‌دار در مقابل محدوده باندهای ۵ و ۷ سنجنده ETM+ (Sabins, 1997)

به منظور به‌دست آوردن تصویر نسبت بانندی ۵/۷، لازم است مقادیر رقومی هر پیکسل در باند ۵ بر مقادیر رقومی همان پیکسل در باند ۷ تقسیم گردد. بازتابش سنگ‌های دگرسان نشده در باند ۷ مشابه بازتابش آنها در باند ۵ است، بنابراین نسبت بانندی ۵/۷ برای آنها نزدیک واحد (۱/۰۰) می‌شود. اما سنگ‌های دگرسان شده بازتابش پایینی در باند ۷ دارند بنابراین نسبت ۵/۷ برای آنها بسیار بیشتر از واحد می‌شود (Sabins, 1997). در نتیجه با توجه به تفاوت روشنایی آنها در تصویر نسبت بانندی ۵/۷ می‌توان دگرسانی‌های گرمابی را از سنگ‌های دگرسان نشده تفکیک کرد. شکل ۲-۱۰ تصویر نسبت بانندی ۵/۷ در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد که در آن مناطق دارای دگرسانی‌های گرمابی با پیکسل‌های روشن‌تر دیده می‌شوند.

به منظور بارزتر کردن نتایج حاصل از نسبت بانندی ۵/۷ در منطقه مورد مطالعه، روش قاچ‌زنی^۱ تصویر (Amara et al., 2019; Achieng et al., 2017) نیز بر روی آن اعمال شده و نتیجه آن در شکل ۲-۱۱

به تصویر کشیده شده است. در این تصویر مناطق دارای کانی‌های حاوی بنیان هیدروکسیل به رنگ قرمز مشخص شده‌اند.

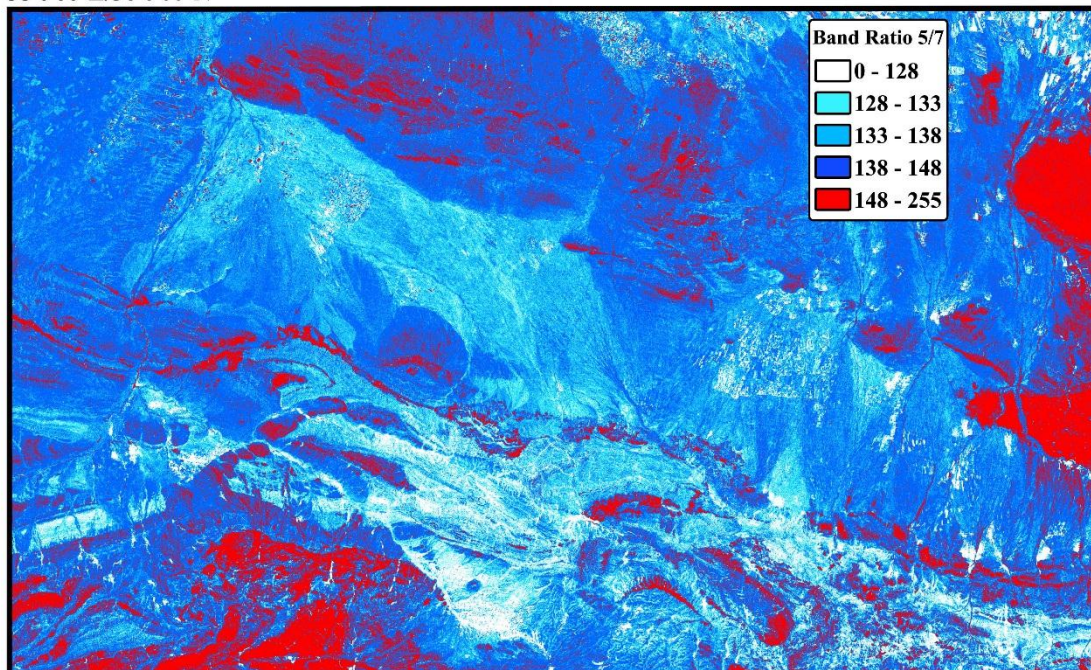
58°0'00"E/36°0'00"N



59°0'00"E/35°30'00"N

شکل ۲-۱۰- تصویر نسبت بانندی ۵/۷ سنجنده ETM+ در منطقه مورد مطالعه

58°0'00"E/36°0'00"N

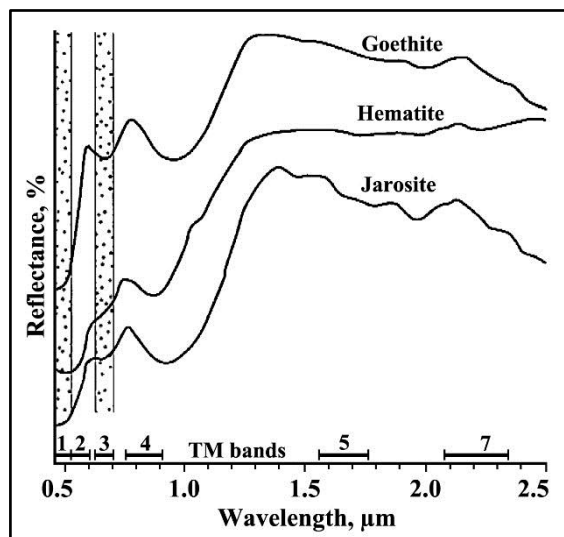


59°0'00"E/35°30'00"N

شکل ۲-۱۱- روش قاج زنی بر روی تصویر نسبت بانندی ۵/۷ در منطقه مورد مطالعه

۲-۴-۲-۱-۲- نسبت باندی ۳/۱ تصاویر ETM+

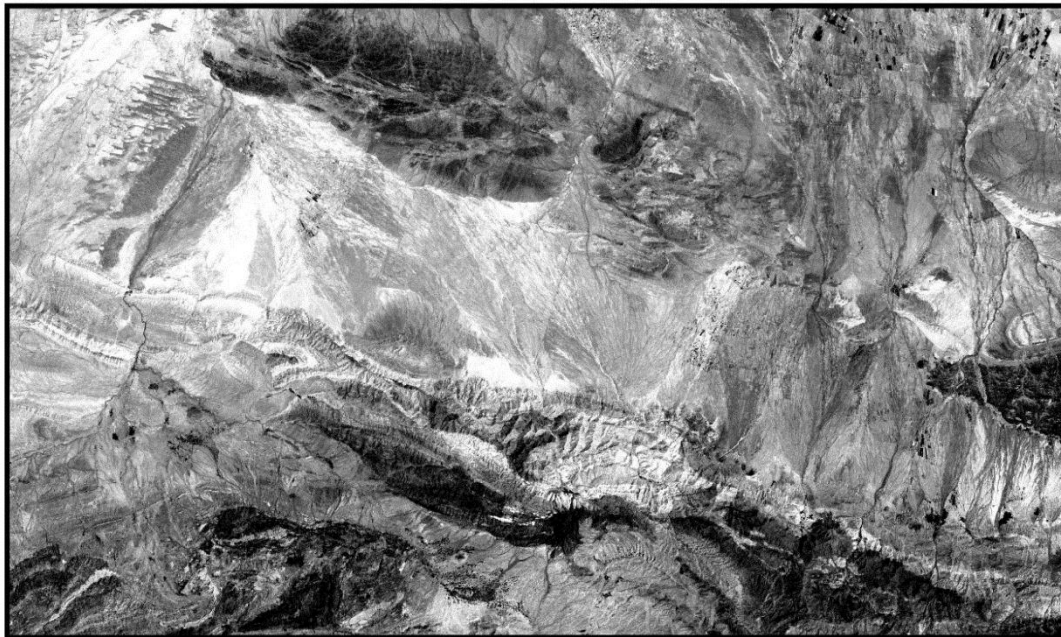
شکل ۲-۱۲ نمودار طیف بازتابی اکسیدهای آهن فریک را نشان می‌دهد (Sabins, 1997). همان‌طور که اشاره شد، این کانی‌ها (همچون هماتیت، لیمونیت و گوتیت) دومین دسته از کانی‌هایی هستند که در زون‌های دگرسانی اجتماع می‌کنند و بوسیله تصاویر ETM+ می‌توان آنها را شناسایی کرد. همان‌طور که در شکل ۲-۱۲ دیده می‌شود، این کانی‌ها کمترین بازتابش را در محدوده باند ۱ ETM+ (رنگ آبی) دارند و در محدوده باند ۳ ETM+ (رنگ قرمز) نیز یک بازتابش نسبتاً بالا نشان می‌دهند (Sabins, 1999).



شکل ۲-۱۲- نمودار طیف آزمایشگاهی بازتابش بعضی از اکسیدهای آهن فریک در مقابل محدوده باندهای ۱ و ۳ سنجنده ETM+ (Sabins, 1997)

در نتیجه پس از محاسبه نسبت باندی ۳/۱ پیکسل‌های حاوی دگرسانی‌های گرمابی که به اکسیدهای آهن آلوده هستند مقادیر رقومی بالا داشته و با رنگ روشن در تصویر دیده می‌شوند و در مقابل پیکسل‌های حاوی سنگ‌های دگرسان نشده، مقادیر رقومی پایین و رنگ تیره خواهند داشت (Sabins, 1999). شکل ۲-۱۳ تصویر نسبت باندی ۳/۱ در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همچنین به منظور بارزتر کردن نتایج حاصل از نسبت باندی ۳/۱ نیز از روش قاپچرزی تصویر استفاده شده‌است که نتیجه آن در شکل ۲-۱۴ دیده می‌شود. در این تصویر مناطق دارای اکسیدهای آهن فریک به رنگ قرمز مشخص شده‌اند.

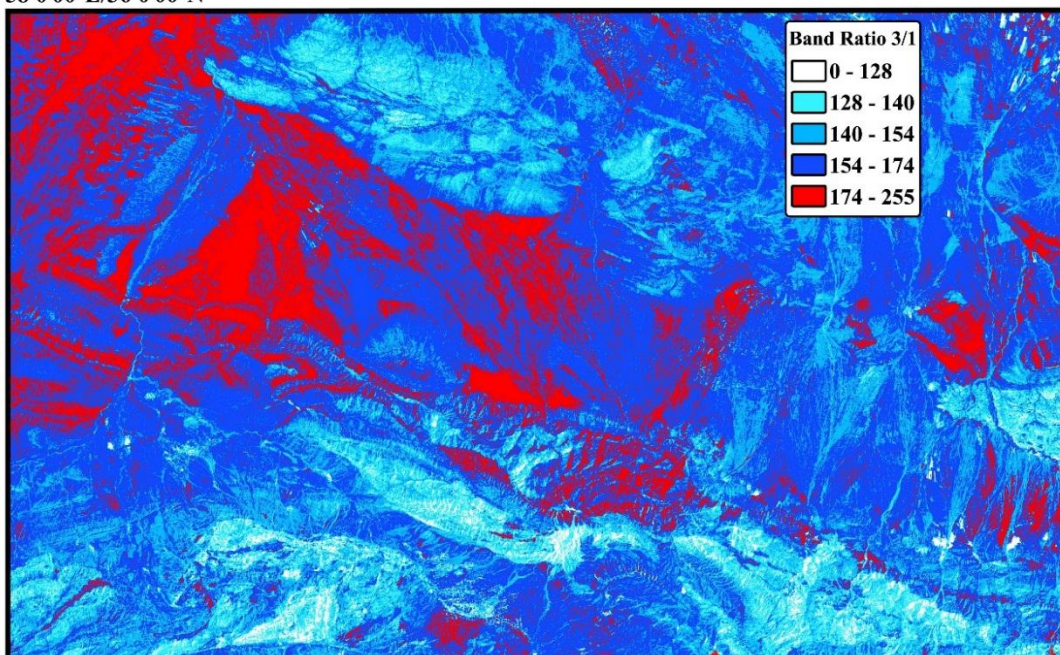
58°0'00"E/36°0'00"N



59°0'00"E/35°30'00"N

شکل ۲-۱۳- تصویر نسبت بانندی ۳/۱ سنجنده ETM+ در منطقه مورد مطالعه

58°0'00"E/36°0'00"N



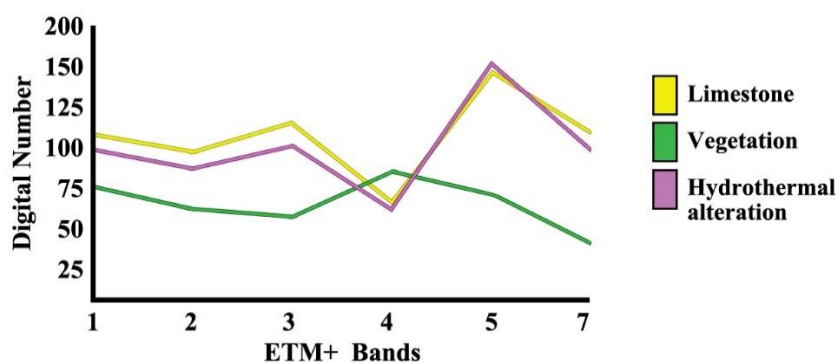
59°0'00"E/35°30'00"N

شکل ۲-۱۴- روش قاچ زنی بر روی تصویر نسبت بانندی ۳/۱ در منطقه مورد مطالعه

۲-۴-۱-۳- حذف اثر گیاهان و سنگ‌های آهکی

گیاهان و سنگ‌های آهکی به خاطر داشتن آثار طیفی مشابه، عموماً در تصاویر نشان دهنده کانی‌های رسی (تصویر نسبت بانندی ۵/۷) وارد شده و ایجاد خطا می‌کنند. کانی‌های کربناته در ناحیه مادون قرمز

موج کوتاه، ویژگی‌های طیفی خود را نشان می‌دهند و گیاهان نیز در این ناحیه بازتابش طیفی مشابه کانی‌های رسی دارند (Okada et al., 1993). حتی در مناطقی با پوشش گیاهی پراکنده نیز ممکن است مقدار کل پوشش گیاهی قابل توجه بوده و سهم بازتابش آن در بازتابش کلی مؤثر باشد (Siegal and Goetz, 1977). شکل ۲-۱۵ نمودار طیف بازتابش گیاهان، سنگ‌های آهکی و دگرسانی‌های گرمایی را در باندهای مختلف سنجنده ETM+ نشان می‌دهد (Liu and Mason, 2016). همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود رفتار طیفی گیاهان و سنگ‌های آهکی در باند ۵ و ۷ سنجنده ETM+ مشابه دگرسانی‌های گرمایی بوده و در نتیجه در تصویر نسبت بانندی ۵/۷ باعث ایجاد خطا در شناسایی دگرسانی‌ها می‌شوند.



شکل ۲-۱۵- نمودار طیف بازتابش گیاهان، سنگ‌های آهکی و دگرسانی‌های گرمایی در باندهای مختلف سنجنده ETM+ (اصلاح شده از Liu and Mason, 2016)

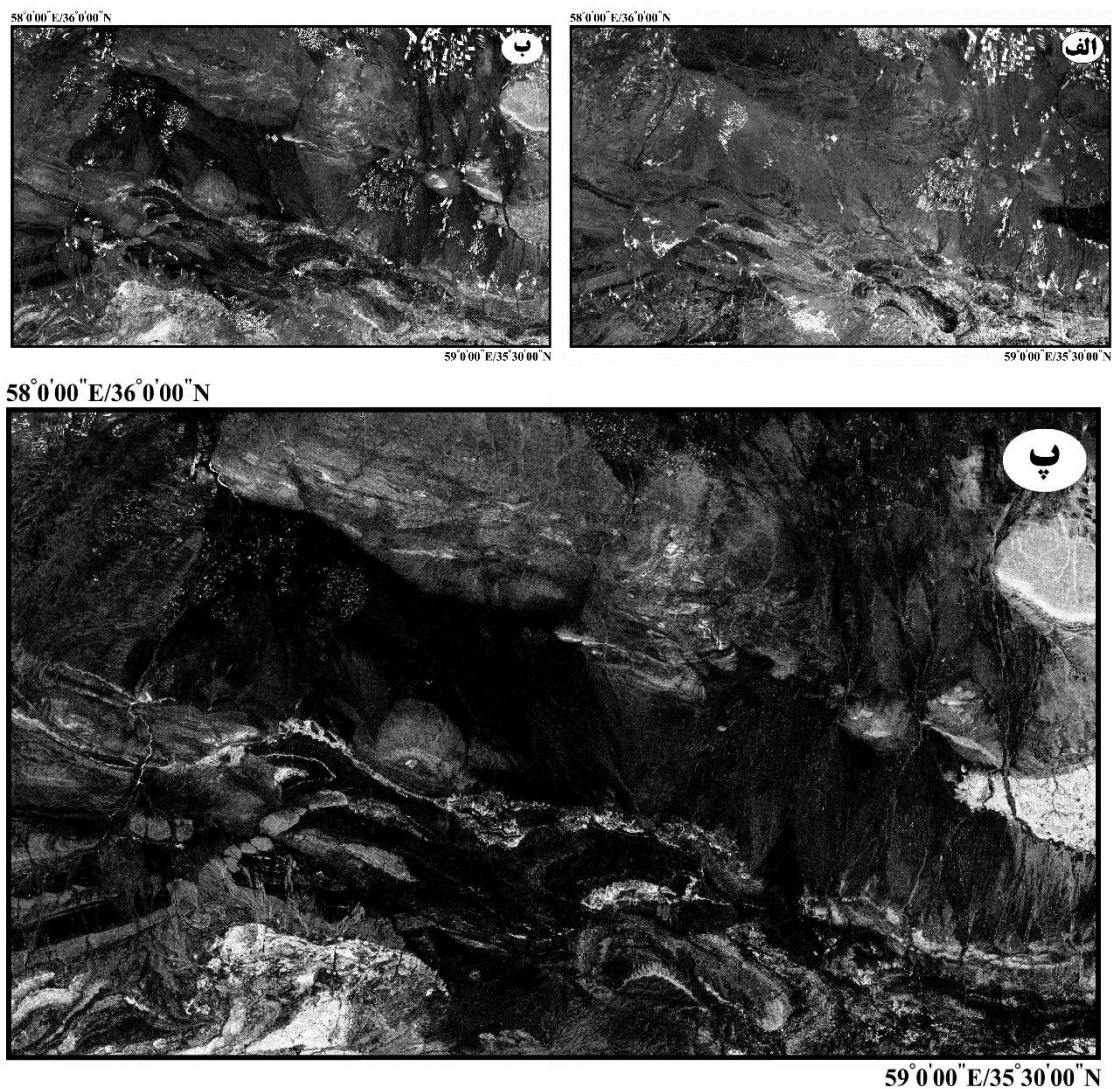
در این مطالعه برای شناسایی و حذف اثر گیاهان از شاخص پوشش گیاهی تفاضل نرمال شده^۱ (NDVI) استفاده شد. در این روش ابتدا مقدار شاخص NDVI در منطقه محاسبه شده و سپس در هر پیکسل مقادیر به دست آمده از مقدار نسبت بانندی ۵/۷ کم می‌شود. مقدار شاخص NDVI در هر سلول از رابطه ۲-۴۳ محاسبه می‌گردد (Costa et al., 2020):

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (۲-۴۳)$$

¹ Normalized Difference Vegetation Index

که در آن NIR و Red به ترتیب مقادیر پیکسل مورد نظر در باندهای مادون قرمز نزدیک (باند ۴ ETM+) و قرمز مرئی (باند ۳ ETM+) می‌باشد.

همچنین به منظور حذف اثر سنگ‌های آهکی، ابتدا با استفاده از نقشه زمین‌شناسی منطقه، نقشه واحدهای آهکی تهیه گردید و سپس در تصویر نسبت بانندی ۵/۷ مقادیر پیکسل‌های منطبق بر این واحدها با میانگین مقادیر پیکسل‌های اطرافشان جایگزین شد. شکل ۲-۱۶ تصویر شاخص NDVI در منطقه مورد مطالعه و تصویر نسبت بانندی ۵/۷ پس از حذف اثر گیاهان و سنگ‌های آهکی را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۱۶- تصویر الف) شاخص NDVI، ب) نسبت بانندی ۵/۷ و ج) نسبت بانندی ۵/۷ پس از حذف اثر گیاهان و سنگ‌های آهکی در منطقه مورد مطالعه

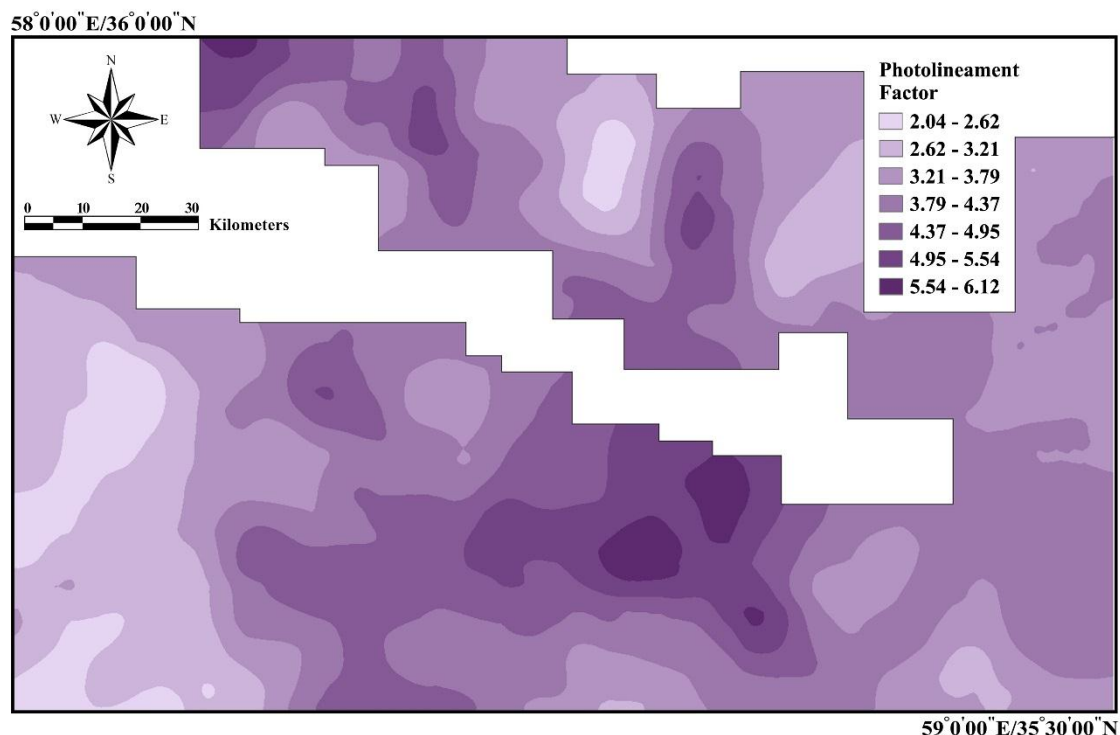
۲-۴-۲-۲- محاسبه فاکتور خطوارگی

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، الگوی شکستگی‌های محلی و ناحیه‌ای هر منطقه به‌عنوان کنترل‌کننده توده‌های معدنی از اهمیت فراوانی برخوردار بوده و مقایسه بین الگوی خطواره‌ها و رخداد‌های کانی‌زایی نشان داده است که توده‌های معدنی تمایل دارند در طول خطواره‌ها اتفاق افتاده و در تقاطع خطواره‌ها متمرکز شوند (Sabins, 1999). به‌صورت کلی خطواره‌ها، ناپیوستگی‌های خطی یا انحناداری هستند مرتبط با خصوصیات ژئومورفولوژیکی و یا ساختارهای مختلف تکتونیکی مانند گسل‌ها، شکستگی‌ها، محور چین‌ها، همبری‌های سنگ‌شناسی و ... (Kassou et al., 2012). در این مطالعه از فاکتور خطوارگی^۱ جهت مطالعه الگوی شکستگی‌های ناحیه‌ای استفاده شده است که مقدار آن از رابطه ۲-۴۴ به‌دست می‌آید (Hardcastle, 1995):

$$PF = \frac{a}{A} + \frac{b}{B} + \frac{c}{C} \quad (۲-۴۴)$$

در این رابطه 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 برزگ نشان دهنده میانگین همین پارامترها در کل سلول‌ها می‌باشد.

در این مطالعه به منظور تهیه نقشه فاکتور خطوارگی، ابتدا فیلترهای جهت دار صفر، ۴۵ و ۴۵- درجه بر روی تصویر باند ۸ سنجنده ETM+ توسط نرم‌افزار ENVI 5.1 اعمال شد. سپس خطواره‌های آشکار شده در تصویر کاذب رنگی حاصل از تصویر سه فیلتر فوق، بوسیله نرم‌افزار ArcMap 10.3 رقومی گردید. در انتها با انتخاب شبکه ۱/۵ در ۱/۵ کیلومتر پارامترهای فوق و نهایتاً میزان فاکتور خطوارگی در هر سلول شبکه محاسبه شد. در شکل ۲-۱۷ نقشه فاکتور خطوارگی در منطقه مورد مطالعه به تصویر کشیده شده است.

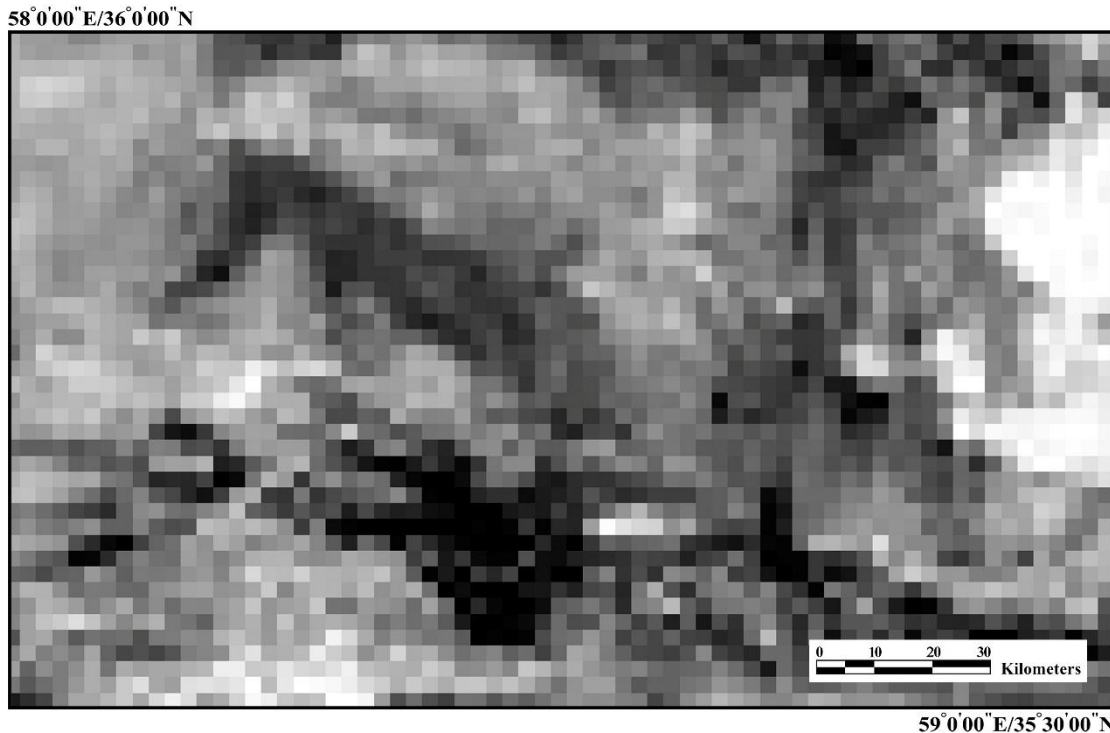


شکل ۲-۱۷- نقشه فاکتور خطوارگی در منطقه مورد مطالعه

۲-۴-۳- سلول‌بندی مجدد داده‌های ماهواره ای

یکی از اهداف این مطالعه آن است که تمام اطلاعات اکتشافی موجود در منطقه وارد مدل‌سازی‌های آماری گردند. در نتیجه نیاز است که در مرحله نخست تمام اطلاعات به داده‌های کمی تبدیل شوند و سپس مختصات مکانی این داده‌های کمی بر هم منطبق گردد. به عبارت دیگر لازم است که سلول‌های تمام نقشه‌های ورودی بر هم منطبق گردند. با توجه به مشخصات سنجنده ETM⁺، اندازه پیکسل تصاویر این سنجنده، ۳۰ در ۳۰ متر می‌باشد و با اندازه سلول‌های دیگر داده‌ها همخوانی ندارد (به عنوان مثال اندازه سلول داده‌های ژئوشیمیایی حدوداً ۱/۵ در ۱/۵ کیلومتر است). در نتیجه برای وارد کردن داده‌های سنجنش از دور به تحلیل‌های آماری، باید اندازه پیکسل‌ها بزرگتر شده و بر سلول‌های ژئوشیمیایی منطبق گردند. این کار با استفاده از نرم‌افزار ENVI و با میانگین‌گیری از مقادیر رقومی^۱ پیکسل‌های ماهواره‌ای موجود در محدوده هر سلول ژئوشیمیایی انجام گردید (شکل ۲-۱۸). سپس

داده‌های هر سلول به اضافه مختصات جغرافیایی آن استخراج شده و برای ورود به تحلیل‌های آماری آماده گردید.



شکل ۲-۱۸- تصویر نسبت بانندی ۵/۷ در منطقه مورد مطالعه بعد از تغییر اندازه پیکسل‌ها

۲-۴-۳- داده‌های ژئوشیمیایی رسوب آبراهه ای

با توجه به آنکه مدل‌سازی پتانسیل معدنی عموماً در مراحل اولیه اکتشاف (پی‌جویی مواد معدنی) به کار گرفته می‌شود، در مطالعه حاضر برای بخش ژئوشیمیایی، از داده‌های ژئوشیمی رسوب آبراهه ای^۱ منطقه استفاده شده‌است.

مطالعات ژئوشیمی رسوب آبراهه‌ای، عموماً به‌عنوان نخستین مرحله از اکتشافات ژئوشیمیایی در مناطقی با سنگ بستر نمایان و دارای سیستم‌های آبراهه‌ای توسعه یافته، انجام می‌گردد و در آن هر نمونه معرف ترکیب شیمیایی مواد بالا دست خود می‌باشد. این روش به خاطر داشتن مزایای زیادی چون پوشش وسیع نمونه‌ها، سهولت در نمونه‌برداری، هزینه تمام شده اندک و از طرف دیگر وجود هاله‌های پراکندگی

¹ Stream Sediment Geochemical Data

وسیع در کانی‌زایی‌های فلزی، بسیار پر کاربرد می‌باشد. ولی در مقابل مواردی مهمی چون بالا بودن احتمال آلودگی نمونه‌ها، اهمیت بالای لنداسکیپ^۱ ژئوشیمیایی در محتوای رسوبات آبراهه‌ای، میزان رسوبات بالادست و رسوبات کناره‌ها در آبراهه، وجود پدیده رسوبگذاری مجدد^۲ و در نتیجه مشکل شدن تفسیر داده‌ها و ربط آنها با منبع تولید آنومالی و ... باید در مطالعات ژئوشیمیایی رسوب آبراهه‌ای و تفسیر نتایج آنها در نظر گرفته شود.

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه مربوط به برداشت‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای ورقه‌های کدکن و شامکان است که به سفارش سازمان زمین‌شناسی ایران و توسط شرکت جیانگزی^۳ چین در سال ۱۹۹۵ (Dezhong et al., 1995a, b) انجام شده‌است. در مطالعه انجام شده توسط این شرکت، یک شبکه نمونه برداری منظم به ابعاد $1/5 \times 1/5$ کیلومتر بر روی مناطقی که دارای رخنمون سنگی هستند، قرار داده شده‌است. سپس در هر سلول زیرنمونه‌هایی از رسوبات بخش ۴۰- مش (کوچک‌تر از $0/40$ میلی‌متر) آبراهه‌های درجه یک و دو (سرشاخه‌ها) گرفته شده‌است. در بعضی از این سلول‌ها دو، سه و یا چهار زیرنمونه گرفته شده و نهایتاً از ترکیب آنها یک نمونه مرکب^۴ به دست آمده و به‌عنوان نمونه شاخص آن سلول آنالیز شده‌است (Dezhong et al., 1995a, b). در نتیجه در این روش، نمونه‌برداری به‌صورت آبراهه‌ای انجام شده ولی هم‌زمان نتایج به‌صورت یک شبکه منظم ثبت گردیده‌اند و نیازی به شبکه‌بندی مجدد آنها نمی‌باشد.

در منطقه مورد مطالعه، به‌صورت کلی ۳۴۴۴ کیلومتر مربع رخنمون سنگی وجود دارد، که در نمونه برداری رسوب آبراهه‌ای انجام شده ۵۶۸۵ زیرنمونه از این محدوده جمع‌آوری شده و از ترکیب آنها، مجموعاً ۱۷۲۱ نمونه ترکیبی به‌دست آمده است. این نمونه‌ها برای ۲۸ عنصر (شامل نقره، آرسنیک، طلا، بر، باریم، بریلیوم، بیسموت، کبالت، کروم، مس، سزیم، فلئور، جیوه، لیتیم، مولیبدن، نیوبیم، نیکل، فسفر، سرب، روبیدیم، آنتیموان، قلع، استرانسیم، توریم، اورانیوم، وانادیم، تنگستن و روی) تجزیه

1 Landscape

2 Reworking

3 Jiangxi

4 Composite Sample

شیمیایی شده‌اند. به منظور کسب بهترین نتیجه، برای عناصر مختلف، روش‌های تجزیه شیمیایی متفاوتی استفاده شده‌است. به‌عنوان مثال، غلظت Au در این مطالعه با استفاده از طیف‌سنج جرمی و به روش یونیزاسیون الکترواسپری^۱ (ESI) اندازه‌گیری شده‌است. غلظت عناصر Ba و Li, Be, Zn, Co, Cu با استفاده از روش طیف‌سنج پلاسمای جفت شده القایی^۲ (ICP) به‌دست آمده است. غلظت Ag با استفاده از روش طیف‌سنج نشر اتمی^۳ (ES) تعیین شده‌است و همچنین غلظت عناصر Bi, Sb, As و Hg با استفاده از طیف‌سنج فلورسانس اتمی^۴ (AFS) اندازه‌گیری شده‌است. به علاوه، برای Cr و Nb از روش طیف‌سنج فلورسانس پرتو ایکس^۵ (XRF) استفاده شده و برای Mo روش پلاروگرافی کاتالیستی^۶ (POL) به کار رفته است. (Dezhong et al., 1995a, b)

۲-۴-۳-۱- حذف اثر لیتولوژی^۷ از داده‌های ژئوشیمیایی

همان‌طور که می‌دانیم غلظت عناصر مختلف در نمونه‌های ژئوشیمیایی گرفته شده از سنگ‌های مختلف یا مواد حاصل از آنها شامل رسوبات آبراهه‌ای، خاک و ...، صرف نظر از آلودگی‌های احتمالی، متأثر از دو مؤلفه همزاد^۸ و دیرزاد^۹ می‌باشد. مؤلفه همزاد، مربوط به غلظت عناصر در زمان سنگ‌زایی و تغییرات مربوط به آن می‌باشد و مؤلفه دیرزاد در ارتباط با فرآیندهای بعد از سنگ‌زایی مانند فرآیندهای کانی‌زایی مختلف می‌باشد (Beus and Grigorian, 1975).

بدون تردید در اکتشاف مواد معدنی، هدف شناسایی مؤلفه دیرزاد مرتبط با کانی‌زایی است، ولی گاهی اثر مؤلفه مربوط به سنگ‌شناسی چنان بالاست که بکلی مؤلفه دیرزاد را می‌پوشاند (Beus and Grigorian, 1975). به علاوه مقدار این مؤلفه در سنگ‌های مختلف نیز متفاوت است. به‌عنوان نمونه

1 Electrospray Ionization

2 Inductively Coupled Plasmas

3 Atomic Emission Spectroscopy

4 Atomic Fluorescence Spectroscopy

5 X-Ray Fluorescence

6 Catalytic Polarography

7 Lithologic Effect

8 Syngenetic

9 Epigenetic

میانگین غلظت عنصر کبالت از ۱۵۰ ppm در سنگ‌های فوق‌بازی^۱ تا ۱ ppm در سنگ‌های گرانیتی متغیر بوده و برعکس غلظت عنصر توریم از ۱۴ ppm در سنگ‌های گرانیتی تا ۰/۰۰۴ ppm در سنگ‌های فوق‌بازی تغییر می‌کند (Kablukov et al., 1964). همچنین این دامنه تغییرات برای عنصر کلسیم از ۱/۱۲٪ در سنگ‌های گرانیتی تا ۳۲/۵٪ در سنگ‌های کربناتی می‌باشد (Kablukov et al., 1964). این دامنه وسیع تغییرات در میزان غلظت زمینه عناصر در سنگ‌های مختلف، اهمیت ویژه حذف اثر سنگ‌شناسی از داده‌های ژئوشیمیایی را نشان می‌دهد. چرا که اگر نمونه‌ها از سنگ‌های مختلفی گرفته شده باشند، بدون وجود کانی‌زایی، عیار زمینه آنها متفاوت خواهد بود.

دو رویکرد عمده برای حذف اثر سنگ‌شناسی وجود دارد شامل: روش‌های مستقیم و روش‌های غیرمستقیم. در روش‌های غیرمستقیم بدون توجه به موقعیت مکانی نمونه‌ها و سنگ منشاء آنها و تنها با استفاده از تحلیل‌های آماری چندمتغیره مثل تحلیل فاکتوری و PCA نسبت به حذف اثر سنگ‌شناسی اقدام می‌شود. اما در روش مستقیم ابتدا سنگ منشاء هر نمونه شناسایی می‌شود. به این منظور تمام واحدهای سنگی موجود در شعاع تأثیر نمونه ژئوشیمیایی مشخص می‌گردند. در این مرحله با توجه به وسعت شعاع تأثیر نمونه‌ها، ممکن است تعداد واحدهای سنگی موجود زیاد باشد، در نتیجه جوامع آماری زیادی (تک سنگی، دو سنگی و ...) ایجاد می‌شود. ولی باید توجه داشت که هر جامعه باید حداقل دارای ۱۰ نمونه باشد تا بتوان پردازش‌های آماری را بر روی اعضای آن اعمال کرد (حسنی‌پاک و شرف‌الدین، ۱۳۸۰). در غیر این صورت باید جوامع سنگی که مشابهت بیشتری با هم دارند را ادغام نمود تا تعداد نمونه‌های آنها به حد نصاب برسد.

در مرحله بعد اثر سنگ‌شناسی از عیار نمونه‌های جوامع سنگی به‌دست آمده حذف می‌گردد و به این منظور از مقدار زمینه عناصر در هر جامع سنگی استفاده می‌شود. عموماً از مقدار میانگین یا میانه داده‌ها به‌عنوان عیار زمینه استفاده شده و با توجه به آنکه میانه پارامتری مستقل از توزیع فراوانی و کران بالا

و پایین داده‌ها است، معمولاً به میانگین ترجیح داده می‌شود. در نهایت به دو روش می‌توان اثر سنگ‌شناسی را از داده‌های هر جامعه سنگی حذف نمود:

۱- با کم کردن مقدار زمینه هر عنصر در جامعه مورد نظر از غلظت آن عنصر در نمونه‌های همان جامعه که در این صورت به داده‌های به‌دست آمده مقادیر بازمانده گفته می‌شود.

۲- با تقسیم مقدار غلظت عنصر در هر نمونه بر مقدار زمینه آن عنصر در کل جامعه، که به آن شاخص غنی‌شدگی^۱ گفته شده و بر طبق رابطه ۲-۴۵ محاسبه می‌شود (Beus and Grigorian, 1975):

$$EF_i = \frac{C_i}{C_m} \quad (۴۵-۲)$$

در این رابطه EF شاخص غنی‌شدگی، C_i غلظت عنصر مورد نظر در نمونه i ام و C_m مقدار میانه عنصر در هر جامعه سنگی است.

در منطقه مورد مطالعه، با توجه به اینکه نمونه‌های ژئوشیمیایی رسوب آبراهه‌ای از سرشاخه‌ها برداشته شده‌اند و نتایج حاصل از تجزیه شیمیایی آنها نیز به سلول‌های منظم زیر هر نمونه نسبت داده شده‌است، حذف اثر سنگ‌شناسی بر اساس سنگ‌های موجود در هر سلول انجام شده‌است. همان‌طور که پیش‌تر عنوان شد، واحدهای سنگی موجود در این منطقه به شش واحد اصلی شامل ۱- سنگ‌های آتشفشانی (عمدتاً شامل توف‌ها و آندزیت‌ها)، ۲- سنگ‌های نفوذی اسیدی (عمدتاً شامل گرانیت‌ها، دیوریت‌ها، مونزیت‌ها و گرانودیوریت‌ها)، ۳- افیولیت‌ها (بیشتر شامل سنگ‌های مافیک و اولترامافیک، بازالت و گابرو، سرپانتینیت و آمیزه‌های رنگی)، ۴- نهشته‌های کواترنری، ۵- کنگلومراهای میوسن و ۶- دیگر سنگ‌های رسوبی تقسیم شده‌اند. در نتیجه، بر اساس حضور یا عدم حضور این واحدها در هر سلول نمونه‌برداری، نمونه‌های ژئوشیمیایی در ۴۲ گروه آماری مختلف دسته‌بندی گردیدند. سپس در هر گروه، با تقسیم داده‌ها بر مقدار میانه، شاخص غنی‌شدگی^۲ محاسبه و اثر سنگ‌شناسی از داده‌ها حذف گردید.

1 Index of Concentration
2 Enrichment Factor

۲-۴-۳-۲- انتخاب داده‌های ژئوشیمیایی

بدون تردید یکی از عوامل مؤثر در کاهش دقت PCA و ICA تعداد زیاد متغیرها ورودی به آنها می‌باشد. به همین خاطر است که، تعداد نمونه‌ها و نسبت تعداد متغیرها به تعداد نمونه‌ها یکی از پارامترهای مهم در اعتبار نتایج این روش‌های آماری چندمتغیره می‌باشد (Hutcheson and Nick, 1999). از طرف دیگر تعداد زیاد متغیرها، می‌تواند فرآیند تفسیر داده‌ها را نیز سخت نماید. هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی زیاد باشد، از یک طرف، تعداد PCها و ICهای خروجی بالا رفته و از طرف دیگر متغیرهای مؤثر در هر مؤلفه خروجی نیز زیاد می‌شوند، که هر دو مورد باعث پیچیده‌تر شدن تفسیر مؤلفه‌های خروجی می‌شوند.

در نتیجه هرچه متغیرهای کم‌اثر قبل از انجام PCA و ICA حذف شوند، دقت آنالیزهای انجام شده بالاتر می‌رود و نتایج بهتری حاصل می‌گردد. این روش پیشتر در تفسیر تصاویر ماهواره‌ای با عنوان آنالیز مؤلفه‌های انتخابی (تکنیک کروستا) به کار گرفته شده‌است. در این تکنیک، حذف باندهای کم‌اثر و انجام PCA بر روی دسته خاصی از باندهای تصویر ماهواره‌ای، تفسیر نتایج به دست آمده را ساده‌تر کرده و مطمئن می‌شوند که برخی مواد (مثل گیاهان) در تصاویر حاصل بارز نشده‌اند (Loughlin, 1999 و Crosta and Filho, 2003).

در این مطالعه با توجه به تعداد بالای داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای، روش شاخص غنی‌شدگی ماکزیم^۱ برای شناسایی متغیرهای ژئوشیمیایی کم‌اثر و حذف آنها از مدل‌سازی بکار گرفته شد. این شاخص، شدت غنی‌شدگی عناصر را نسبت به پارامتر مرکزیت آنها محاسبه کرده و مقدار آن از رابطه (۲-۴۶) به دست می‌آید.

$$MEF = \frac{C_{MAX}}{C_m} \quad (۲-۴۶)$$

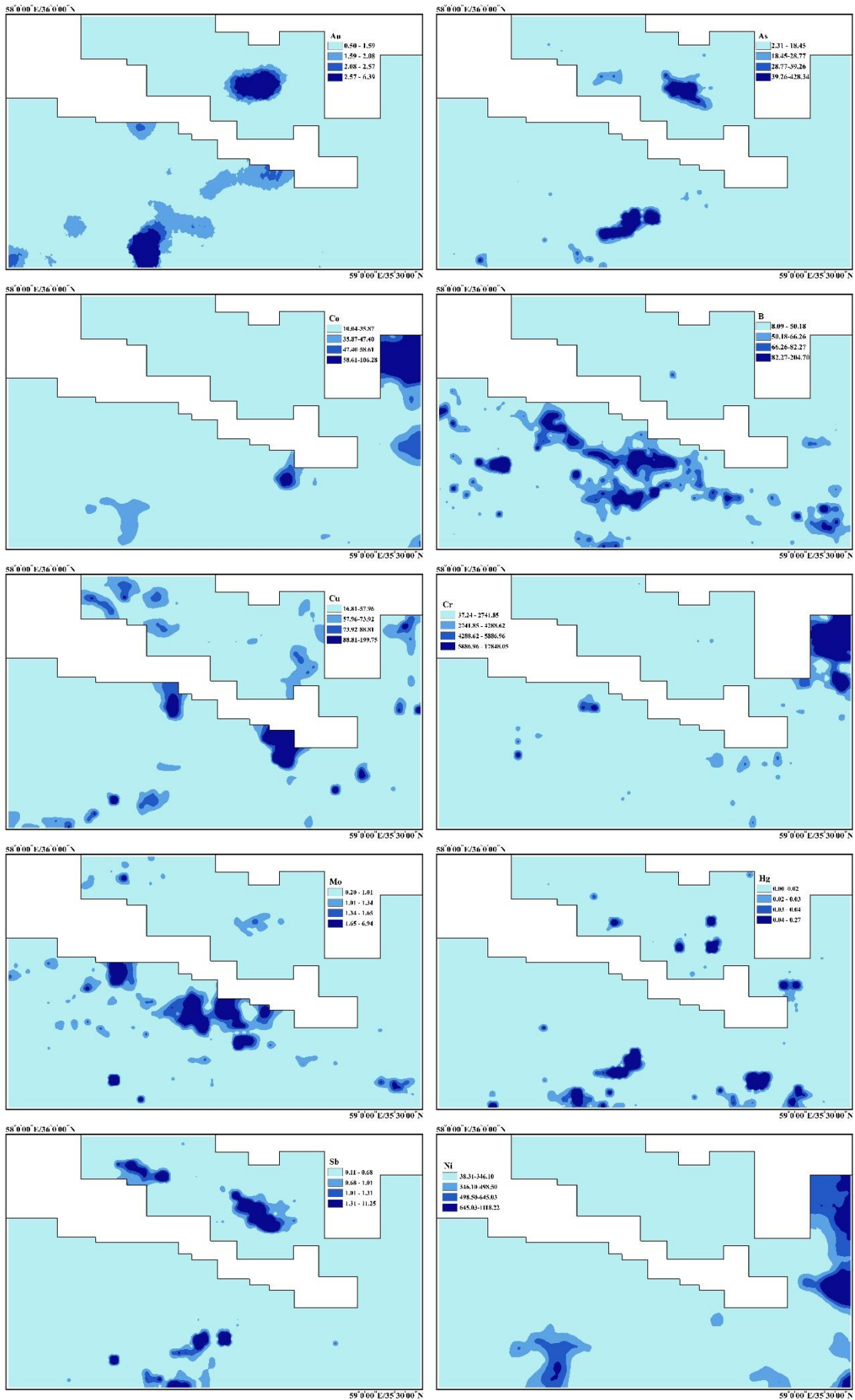
¹ Maximum Enrichment Factor

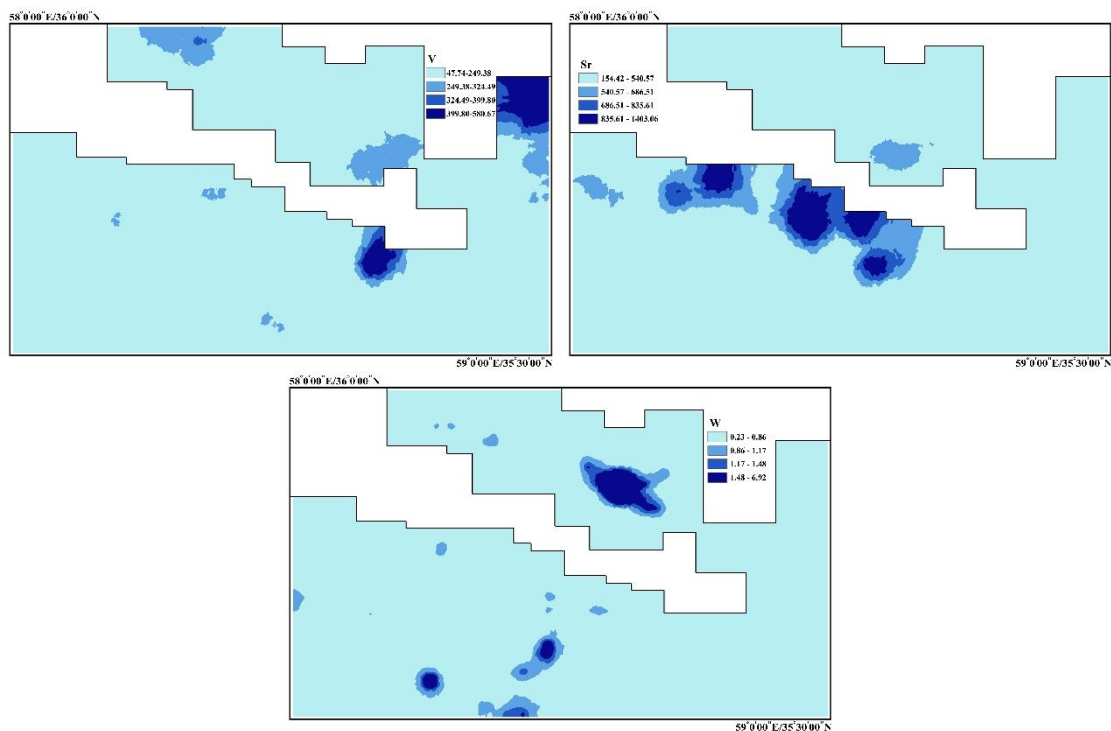
که در آن MEF شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم، C_{MAX} بالاترین عیار عنصر مورد نظر در منطقه و C_m مقدار میانه مقادیر عیار آن عنصر است. پارامترهای آماری ۲۸ عنصر ژئوشیمیایی مطالعه شده به همراه شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم آنها در جدول ۳-۲ نشان داده شده‌است.

جدول ۳-۲- پارامترهای آماری و شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم داده‌های رسوب آبراه‌ای در 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

در نهایت، به منظور کاهش تعداد متغیرها و حذف متغیرهای ژئوشیمیایی کم‌اثر، تنها ۱۳ عنصری که شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم آنها بالاتر از ۵ بود برای ورود به PCA انتخاب شدند. نقشه غلظت ۱۳ عنصر ژئوشیمیایی مورد استفاده در شکل ۲-۱۹ نشان داده شده‌است.





شکل ۲-۱۹- نقشه غلظت ۱۷ عنصر مورد استفاده در مدل سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه

سرانجام، با توجه به مطالب بیان شده تعداد ۱۸ متغیر برای شرکت در مدل سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه انتخاب شدند که شامل واحدهای افیولیتی، سنگ های نفوذی، فاکتور خطوارگی (PF)، نسبت باندی ۵/۷ ETM+، نسبت باندی ۳/۱ ETM+، Cr، Ni، Co، V، Mo، W، Au، Sb، As، Sr، Hg و B بودند. جدول ۲-۴ این متغیرها را به صورت دسته بندی شده، نشان می دهد.

جدول ۲-۴- متغیرهای مورد استفاده در مدل سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه

No.	Type	Variable
1	Geological Data	Intrusive Rocks
2		Ophiolitic Rocks
3		Photolineament Factor (PF)
4	Remote Sensing Data	Hydroxyl Bearing Minerals (ETM+ 5/7 Band Ratio)
5		Ferric Iron (ETM+ 3/1 Band Ratio)
6	Geochemical Data	Cr
7		Ni
8		Co
9		V
10		Cu
11		Mo
12		W
13		Au
14		Sb
15		As
16		Sr
17		Hg
18		B

فصل سوم

مروری بر مطالعات پیشین

۳-۱- کاربرد روش PCA در اکتشاف ذخایر معدنی

همان طور که قبلاً نیز گفته شد روش PCA یک روش چندمتغیره کلاسیک است که تقریباً در تمام شاخه‌های مختلف اکتشاف ذخایر معدنی با موفقیت به کار گرفته شده است. بدون شک تعداد بالای متغیرها در مطالعات اکتشافی دلیل اصلی کاربرد وسیع روش‌های چندمتغیره و به خصوص روش PCA می‌باشد. بی تردید مطالعه تک‌تک متغیرها بصورت جداگانه بسیار وقت گیر بوده و جمع‌بندی نتایج حاصل از مطالعات تک‌متغیره نیز بسیار دشوار است. به همین دلیل است که مطالعات چندمتغیره می‌توانند کار را برای پردازش چنین داده‌هایی هموارتر نمایند. در این بخش سعی بر آن بوده است تا کاربردهای PCA در شاخه‌های مختلف اکتشافی از جمله زمین‌شناسی، ژئوشیمی، ژئوفیزیک و سنجش از دور، مرور شده و نمونه‌هایی از این مطالعات به صورت خلاصه بررسی گردند. به علاوه، PCA در تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی نیز کاربرد داشته که در ادامه به آن اشاره خواهد شد.

۳-۱-۱- کاربرد روش PCA در مطالعات ژئوشیمی اکتشافی

بی تردید می‌توان گفت که در بین شاخه‌های مختلف علوم زمین، PCA یکی از پرکاربردترین روش در مطالعات ژئوشیمی اکتشافی بوده است. شاید دلیل این کاربرد وسیع، علاوه بر تعداد بالای متغیرها، تعداد بسیار زیاد نمونه‌ها و نسبت بالای تعداد نمونه به متغیر در مطالعات ژئوشیمی اکتشافی باشد. چراکه نسبت بالای تعداد نمونه به متغیر یکی از پارامترهای مهم در کسب نتایج مطلوب از روش PCA می‌باشد.

در هر حال این روش به طور گسترده و با موفقیت در پردازش داده‌های ژئوشیمیایی زیادی به کار رفته است (Reimann et al., 2002; Kelepertsis et al., 2006; Tolosana-Delgado and Van den Boogaart, 2013; Xiao et al., 2018; Wang et al., 2019; Sharifi et al., 2020). به عنوان مثال Muller et al. (2008) از PCA برای شناسایی عوامل ژئوشیمیایی استفاده کردند و Cloutier et al. (2008)، PCA را برای طبقه‌بندی الگوی‌های ژئوشیمیایی به کار برده‌اند. همچنین Lalor and Zhang

(2011) روش PCA را به همراه چندین روش دیگر برای شناسایی مقادیر خارج از ردیف در نمونه‌های ژئوشیمیایی که برای عناصر نادر خاکی^۱ آنالیز شده‌اند، استفاده کرده‌اند. در مطالعه دیگری Zekri et al. (2019) ابتدا از PCA به عنوان یک روش کاهش ابعاد برای از بین بردن نویز در داده‌های ژئوشیمیایی استفاده کرده‌اند و در انتها نقشه چشم‌انداز ژئوشیمیایی منطقه مورد مطالعه را با ترکیبی از روش ماشین‌های بردار پشتیبان و PCA تهیه نموده‌اند.

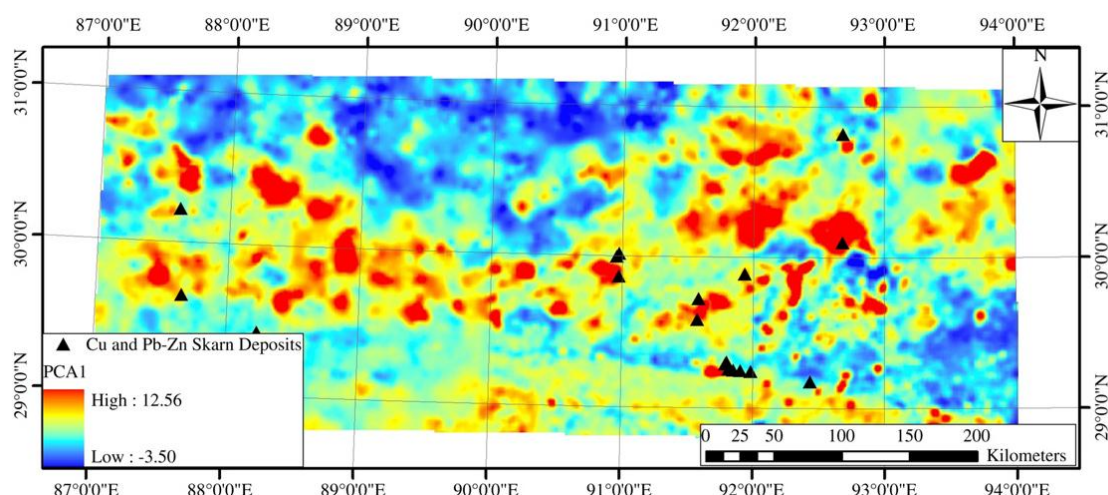
همان‌طور که بیان شد با توجه به تعداد بالای متغیرها در مطالعات ژئوشیمیایی، عموماً از PCA جهت کاهش ابعاد داده‌ها استفاده می‌شود، ولی این روش کاربردهای دیگری هم در این شاخه از علوم اکتشافی دارد. به صورت کلی می‌توان گفت که هدف اصلی استفاده از PCA در مطالعات ژئوشیمیایی دو قسم است: ۱- کاهش ابعاد داده‌ها و ۲- افزایش قابلیت تفسیر داده‌های ژئوشیمیایی (Yang and Cheng, 2015a). در ادامه چند نمونه از مطالعات ژئوشیمی اکتشافی که با استفاده از روش PCA انجام شده‌اند را به صورت خلاصه بررسی می‌نماییم.

اولین نمونه تحقیقی از Zuo (2011) است که در آن روش‌های PCA و مدل‌سازی فرکتال طیف-مساحت^۲ (S-A) برای شناسایی آنومالی‌های ژئوشیمیایی مرتبط با کانی‌زایی اسکارن مس، سرب و روی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این مطالعه که در کمربند گنگدس^۳ در بخش چینی تبت انجام شده، ابتدا نقشه‌های رستری داده‌های رسوب آبراهه‌ای مس، سرب، روی و نقره رسم شده‌اند. سپس روش PCA جهت ترکیب مقادیر عیار عناصر مورد اشاره استفاده شده و مؤلفه اول به عنوان شاخص کانی‌زایی اسکارن مس، سرب و روی معرفی شده است (شکل ۳-۱). در نهایت، تحلیل فرکتال جهت تحلیل الگوی مؤلفه اول به کار رفته است.

11 Rare-Earth Element

2 Spectrum–Area Fractal Modeling

3 Gangdese Belt



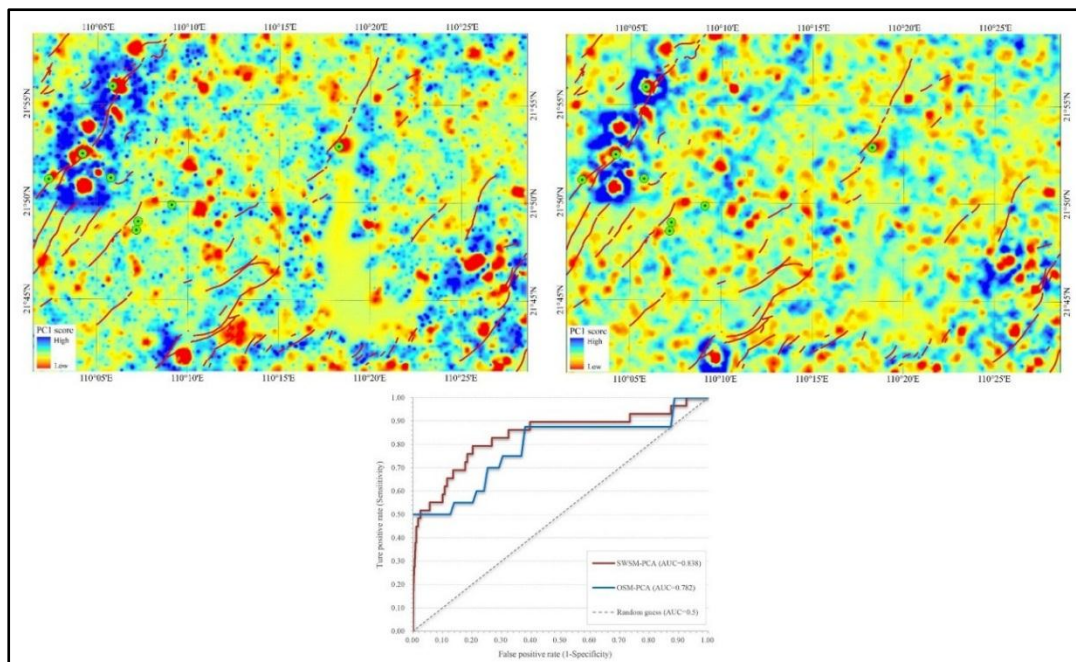
شکل ۳-۱- نقشه توزیع PC1 در منطقه گنگدس تبت و موقعیت معادن مس، سرب و روی اسکارن (Zuo, 2011)

با توجه به اینکه PCA یک روش آماری است، گاهی اوقات کاربرد آن بر روی داده‌های مکانی ممکن است با مشکلاتی همراه باشد. به عنوان مثال همان طور که پیش از این نیز گفته شد هر مؤلفه اصلی (PC) به دست آمده از روش PCA، جنبه متفاوتی از اطلاعات موجود در مجموعه داده‌ها را نمایش می‌دهد ولی اهمیت هر PC در مطالعه مربوطه با توجه به خصوصیت آماری آن PC مشخص می‌گردد و در نتیجه برخی از PCهای به دست آمده برای تفسیر قابل قبول نیستند. در مطالعه‌ای Zhao et al. (2016) این مشکل را به وسیله وزن دهی مکانی به ماتریس‌های ضرایب همبستگی موجود بین متغیرها و تعریف یک آنالیز مؤلفه‌های اصلی وزندار مکانی^۱ (SWPCA) بر طرف نموده‌اند. مطالعه ایشان جهت تهیه نقشه مناطق دارای پتانسیل کانی‌سازی آهن در شرق منطقه معدنی تیانشن^۲ چین انجام شده‌است. در این مطالعه فاکتور وزن دهی براساس مدل زمین‌شناسی منطقه و مقادیر PC1 آنالیز مؤلفه‌های اصلی عادی تعریف شده‌است. نهایتاً در نتایج این تحقیق SWPC1 در مقایسه با PC1 معانی فیزیکی قابل توجه بیشتری را نشان می‌دهد. همچنین SWPC1ها با توجه به بارگذاری، نمرات و اطلاعات زمینی به دست آمده تفاسیر بهتری از پدیده‌های زمین‌شناسی در مقایسه با PCهای عادی ارائه می‌نماید.

1 Spatially Weighted Principal Component Analysis

2 Tianshan Mineral District

در پژوهش دیگری Xiao et al. (2020) برای شناسایی آنومالی‌های طلا-نقره در داده‌های ژئوشیمیایی رسوب آبراهه‌ای منطقه پانگ‌زیدونگ^۱ در جنوب شرقی چین، روش PCA را با نقشه‌برداری سینگولاریتی وزن دار مکانی^۲ (SWSM) و نقشه‌برداری سینگولاریتی معمولی^۳ (OSM) ترکیب کرده‌اند. در این مطالعه ابتدا مقادیر شاخص تکینگی (سینگولاریتی) ناهمسانگرد محلی برای عناصر ردیاب شامل نقره، طلا، مس، سرب و روی محاسبه شده‌است. سپس این مقادیر بوسیله تکنیک PCA تجزیه و تحلیل شده و PC1 به‌عنوان مؤلفه نشان دهنده آنومالی‌های ژئوشیمیایی پلی‌متال مورد جستجو، انتخاب گردیده است. همین فرآیند برای مقادیر شاخص تکینگی به‌دست آمده از روش OSM نیز تکرار شده‌است (شکل ۳-۲). همچنین برای تعیین حد آستانه آنومالی تکنیک آماری تی-استودنت^۴ به کار گرفته شده‌است.



شکل ۳-۲- نقشه رستری نتایج OSM-PCA (راست) و SWSM-PCA (چپ) و اندیس‌های طلا و نقره موجود در منطقه پانگ‌زیدونگ در جنوب شرقی چین و منحنی ROC ارزیابی نتایج به‌دست آمده (Xiao et al., 2020)

نهایتاً با استفاده از روش تشخیص عملکرد نسبی^۵ و روش‌های فرکتالی نرخ پیش‌بینی-مساحت و عیار-مساحت نتایج به‌دست آمده از دو متد ترکیبی OSM-PCA و SWSM-PCA با اندیس‌های شناخته

-
- 1 Pangxidong
 - 2 Spatially Weighted Singularity Mapping
 - 3 Ordinary Singularity Mapping
 - 4 Student's t-Statistic Method
 - 5 Receiver Operating Characteristics

شده طلا و نقره موجود در منطقه مقایسه و عملکرد آنها بررسی شده است. در این مطالعه آنومالی های ژئوشیمیایی به دست آمده از روش SWSM-PCA همخوانی بیشتری با اندیس های شناخته شده نقره و طلا داشته و در نتیجه به عنوان مناطق مطلوب برای اکتشاف ذخایر پلی متال نقره و طلا پیشنهاد شده اند.

۳-۱-۲- کاربرد روش PCA در مطالعات ژئوشیمی زیست محیطی

علاوه بر مطالعات ژئوشیمی اکتشافی، مطالعات ژئوشیمی زیست محیطی فراوانی نیز با استفاده از روش PCA انجام گرفته اند. با توجه به آنکه در این مطالعات نیز داده های مورد استفاده عموماً عیار عناصر (عناصر سمی) موجود در محیط هستند، روش PCA توانسته به خوبی جهت تفسیر داده های چندمتغیره به کار گرفته شود. در ادامه نمونه هایی از این مطالعات ذکر شده است.

در تحقیقی که توسط Boruvka et al. (2005) انجام شده، روش PCA برای تشخیص غنی شدگی ناشی از پدیده های زمین شناسی و آلودگی انسانی عناصر Zn، Pb، Ni، Hg، Cu، Cr، Co، Cd، Be در ۱۴ ناحیه شمال و شمال شرقی جمهوری چک به کار گرفته شده است. در نهایت ایشان به کمک PCA، یک گروه از عناصر موجود در خاک های سطحی و خاک های زیرسطحی شامل کبالت، کرم، مس، نیکل و روی را غیر آلاینده و دارای منشأ طبیعی تشخیص داده اند. همچنین غنی شدگی قوی کادمیم، سرب و جیوه در خاک های سطحی را نشان دهنده سهم قابل توجه آلودگی های انسانی در عیار این عناصر تفسیر نموده اند. نهایتاً در این تحقیق مناطقی با برخی بی هنجاری های ژئوشیمیایی و دارای آلودگی های زیست محیطی توسط PCA شناسایی شده است.

در مطالعه زیست محیطی دیگری که توسط Yang et al. (2011) در شهر چانگچون^۱ چین انجام شده است، مجموعاً ۳۵۲ نمونه از خاک مناطق شهری برداشت شده و برای عناصر Zn، Pb، Cu، Mn، Cd، Hg و As و اکسیدهای فلزی CaO ، Al_2O_3 ، Fe_2O_3 ، MgO ، SiO_2 و K_2O و NaO آنالیز شده اند. در این مطالعه نیز روش PCA برای شناسایی منشأ فلزات سنگین به کار گرفته شده و جوامع کاملاً مجزایی

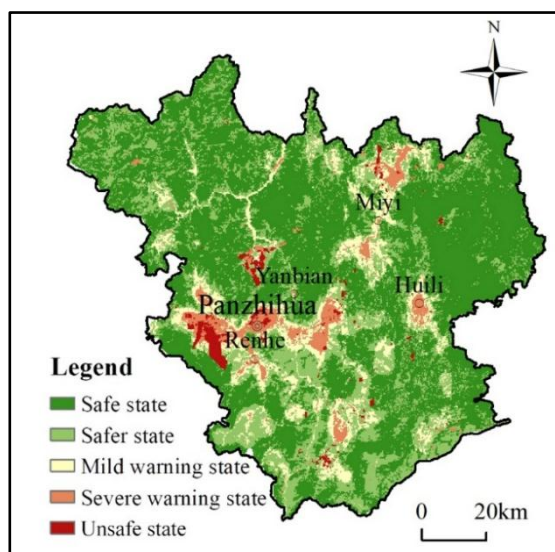
1 Changchun City

از فلزات کمیاب و عناصر اصلی موجود در خاک‌های شهری را نشان داده است. نتایج این مطالعه نشان داد که عیار کروم توسط سنگ مادر کنترل می‌شود، در حالی که مس، سرب و روی عمدتاً از گازهای خروجی خودروها ناشی می‌شوند. به علاوه، جیوه و آرسنیک عمدتاً از احتراق زغال سنگ نشأت گرفته و کادمیم عموماً در مراکز صنعتی تولید می‌گردد.

نمونه دیگری از مطالعات زیست‌محیطی با استفاده از PCA مربوط به مقاله Shah et al. (2012) می‌باشد. این مطالعه جهت بررسی کیفیت آب شرب (با منشأ سطحی و زیر سطحی) در مناطق دارای سنگ‌های مافیک و الترامافیک منطقه بوچا ولایت مهمند^۱ در شمال پاکستان انجام شده است. در این تحقیق ابتدا غلظت فلزات سنگین موجود در آب اندازه‌گیری شده و سپس تجزیه و تحلیل‌های آماری مانند واریانس یک طرفه، تحلیل همبستگی، تجزیه و تحلیل خوشه‌ای و PCA جهت شناسایی منابع آلودگی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

در پژوهش دیگری که در سال ۲۰۲۰ به چاپ رسیده است Sun et al. (2020) با استفاده از تئوری فاجعه^۲ و PCA و با مطالعه مجموعه داده‌های متنوعی چون تصاویر ماهواره‌ای، شتاب لرزه‌ای، نوع خاک، داده‌های زمین‌شناسی و ... روشی برای ارزیابی میزان سلامت زیست‌محیطی در نواحی معدنی ارائه داده‌اند. این مطالعه در ناحیه معدنی پنکسی^۳ در جنوب کشور چین انجام شده و در آن نتایج به دست آمده از مدل ارائه شده با استفاده از روش‌های نمودار دوشاخگی^۴، تشخیص عملکرد نسبی و بازدیدهای زمینی، اعتبارسنجی شده‌اند. نهایتاً توزیع مناطق دارای اخطار محیط زیستی خفیف و شدید و نایمن در این ناحیه ارائه شده است (شکل ۳-۳).

1 Mohmand Agency
2 Catastrophe Theory
3 Panxi
4 Bifurcation Curve



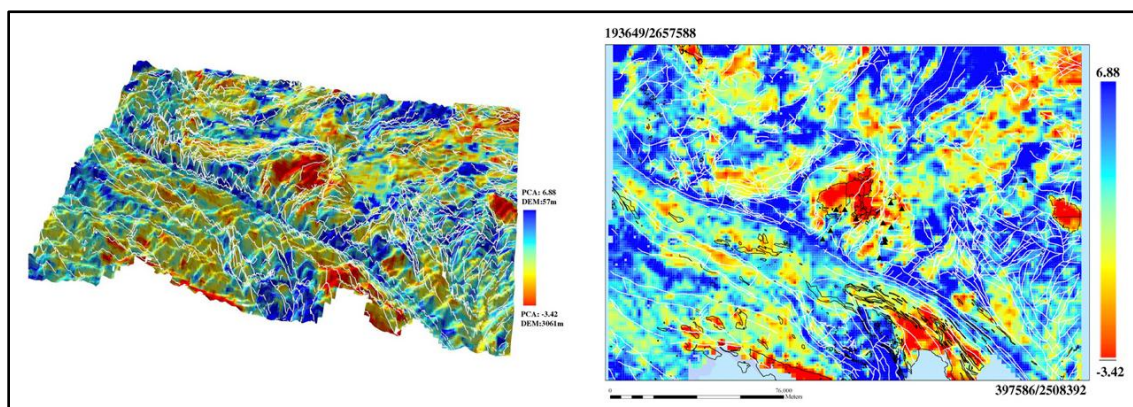
شکل ۳-۳- نتایج ارزیابی زیست‌محیطی در ناحیه معدنی پنکسی چین (Sun et al. 2020)

۳-۱-۳- کاربرد روش PCA در مطالعات زمین‌شناسی

در بعضی دیگر از مقالات، PCA در حوزه زمین‌شناسی و برای شناسایی واحدهای سنگی یا بررسی‌های مشابه به کار گرفته شده‌است. اولین نمونه مربوط به مطالعه Marques et al. (2008) می‌باشد. در این تحقیق با اینکه داده‌های به کار رفته کمی هستند ولی متغیرها عموماً از نوع اکسیدهای فلزی بوده که اغلب در مطالعات زمین‌شناسی استفاده می‌شوند. در این مطالعه که در منطقه وسیعی از فلات قاره شمال شرقی برزیل صورت گرفته متغیرهای مورد استفاده شامل CaO , MgO , Fe_2O_3 , Al_2O_3 , SiO_2 , P_2O_5 و TiO_2 , K_2O و عناصر Mn و Sr بوده‌اند. هدف از این مطالعه بررسی توزیع مکانی فازهای کانی‌شناسی رسوبات کربناته با توجه به خواستگاه رخساره‌های رسوبی منطقه و با استفاده از روش PCA بوده‌است. نتایج این تحقیق نشان داده است که در بخش‌های کربناته منطقه مورد مطالعه، که اساساً از کلسیت منیزیم و آراگونیت تشکیل شده‌اند، در عمق بین ۱۵ تا ۲۰ متر تغییر بین CaO و MgO وجود دارد که ظاهراً به دلیل تأثیر دمای آب دریا، میزان اکسیژن و نور محیط است. همچنین رخساره‌های رسوبی عمدتاً از کوارتز، کانی‌های رسی، فلدسپات‌های پتاسیک و کانی‌های میکرومیکایی تشکیل شده‌اند و دارای اکسیدهای آهن و تیتانیم و کانی‌های هیدروکسیدی به‌عنوان عمده فازهای فرعی هستند. رفتار عناصر اصلی گواه حضور رسوبات بازمانده ماسه‌ای غنی از کوارتز در اعماق ۳۵، ۶۰ و ۸۰ متری فلات

قاره ایالت کرا^۱ است که در اینجا به عنوان بازمانده خطوط ساحلی قدیمی مربوط به پیشروی فلاندرین^۲ تفسیر شده‌اند.

در پژوهش دیگری توسط Cheng et al. (2011)، یک مطالعه موردی برای شناسایی مکان توده‌های نفوذی با استفاده از داده‌های ژئوشیمیایی در منطقه معدنی گنجیو^۳ کشور چین انجام شده‌است. در این مطالعه PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی اکسید فلزی شامل MgO ، CaO ، Al_2O_3 ، K_2O ، Na_2O ، SiO_2 و Fe_2O_3 انجام شده‌است. به علاوه یک روش PCA وزن دار مکانی (SWPCA) نیز به همین منظور استفاده شده که در آن یک تابع نمایی بر اساس عکس فاصله از توده‌های نفوذی فلسیک به عنوان توابع وزنی به کار گرفته شده‌است (شکل ۳-۴). نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که روش SWPCA ارائه شده، باعث افزایش نسبت سیگنال به نویز در مؤلفه نشان دهنده نفوذی‌های آذرین می‌شود و تأثیر سنگ‌های رسوبی را نیز کاهش می‌دهد.



شکل ۳-۴- امتیازات مؤلفه سوم از PCA وزن دار مکانی اجرا شده در منطقه گنجیو کشور چین به صورت دو بعدی و سه بعدی و موقعیت گسل‌ها و توده‌های نفوذی منطقه بر روی آنها (Cheng et al., 2011)

همچنین در مطالعه دیگری Makvandi et al. (2019) روش PCA را برای پردازش مشخصات کمی کانی‌های اکسید آهن و جدایش آنها بر اساس منشاء شکل‌گیری استفاده کرده‌اند. در این مطالعه دانه‌های مگنتیت و هماتیت از بخش فرومغناطیسی ۰/۲۵-۰/۵ میلی‌متر و ۰/۵-۲/۰ میلی‌متر نمونه‌هایی که از

1 Ceara
2 Flandrian
3 Gejiu

رسوبات یخچالی، سنگ بستر آذرین، سنگ‌های رسوبی و پی‌سنگ قبل از رسوب‌گذاری در منطقه کیگاویک^۱ کشور کانادا، جمع‌آوری شده‌اند. سپس با استفاده از آنالیز آزادسازی مواد معدنی^۲ (MLA) پارامترهایی چون محیط، مساحت، نسبت ابعاد، ضریب فرم و میزان گوشه‌داری ذرات اندازه‌گیری شده و آنالیز PCA بر روی این داده‌ها اعمال گردیده است. نتایج به‌دست آمده از روش PCA نشان می‌دهد که اکسیدهای آهن حاضر در سنگ بستر و رسوبات یخچالی را می‌توان به دلیل اندازه دانه‌های کوچکتر و فراوانی بیشتر بعضی از کانی‌های همراه آنها، از اکسیدهای آهن موجود در ذخایر ماسیوسولفید آتشفشانی (VMS) تفکیک کرد. همچنین خواص کانی‌شناسی و دانه‌بندی اکسیدهای آهن موجود در سنگ‌های آذرین آنها را از اکسیدهای آهن حاضر در پی‌سنگ و سنگ‌های رسوبی متمایز می‌کند. علاوه بر این، این نتایج نشان می‌دهد که ترکیب و فراوانی کانی‌های همراه اکسیدهای آهن نه تنها در نمونه‌های مختلف رسوبات یخچالی، بلکه در بخش‌های اندازه‌ای مختلف یک نمونه نیز متفاوت است.

۳-۱-۴- کاربرد روش PCA در مطالعات ژئوفیزیک اکتشافی

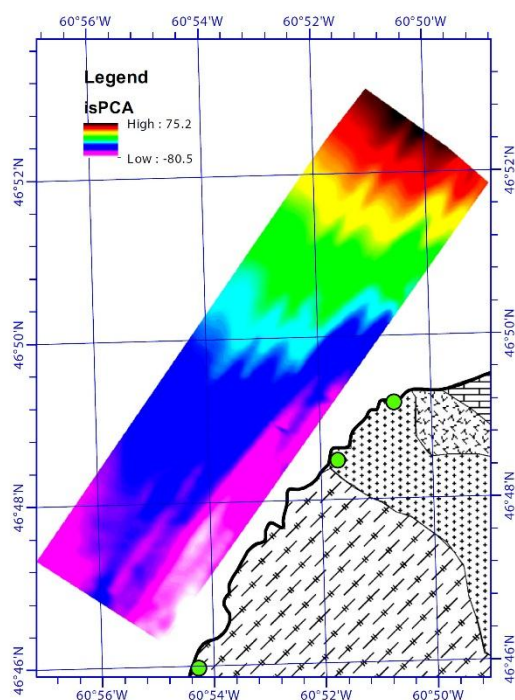
روش PCA در مطالعات ژئوفیزیک اکتشافی نیز کاربردهای زیادی داشته است. ولی با توجه به آنکه تعداد متغیرها در مطالعات ژئوفیزیکی عموماً چندان زیاد نیست، در بعضی از این مطالعات کاربردهای مفید دیگری برای این روش آماری چندمتغیره توسعه داده شده‌است که در ادامه نمونه‌هایی از آنها را بررسی می‌نماییم.

به‌عنوان اولین نمونه Ranjbar et al. (2001) در مطالعه‌ای جهت تحلیل و یکپارچه‌سازی داده‌های مغناطیس هوابرد و داده‌های دگرسانی از روش PCA استفاده کرده‌اند. در این مطالعه که در مقیاس معدن انجام شده است، داده‌های ژئوفیزیکی مانند مغناطیس سنجی و رادیومتری، ژئوشیمی و دگرسانی ترکیب شده و محدوده مناسب برای معدنکاری تعیین شده است.

1 Kiggavik

2 Mineral Liberation Analysis

همچنین در مطالعه دیگری Li and Dehler (2015) روشی را که آنالیز مؤلفه‌های اصلی فضایی معکوس^۱ (isPCA) نامیده شده است جهت درون‌یابی داده‌های ژئوفیزیک هوابرد توسعه داده‌اند. در روش isPCA، کل یک پروفایل برداشت ژئوفیزیکی و موقعیت مکانی آن به عنوان یک موجودیت کلی (یک داده ورودی) در نظر گرفته شده و مجموعه‌ای از خطوط برداشت شده در پیمایش هوابرد برای درون‌یابی و هموارسازی داده‌ها به کار گرفته شده‌اند (شکل ۳-۵). نتایج این مطالعه نشان داده است که روش isPCA نسبت به روش‌های وزن‌دهی عکس فاصله^۲ (IDW)، کریجینگ^۳ و روش انحنای حداقل^۴ (MINC) در حفظ جزئیات ساختار ناهنجاری‌ها و بازیابی مقادیر اصلی، بهتر عمل کرده است.

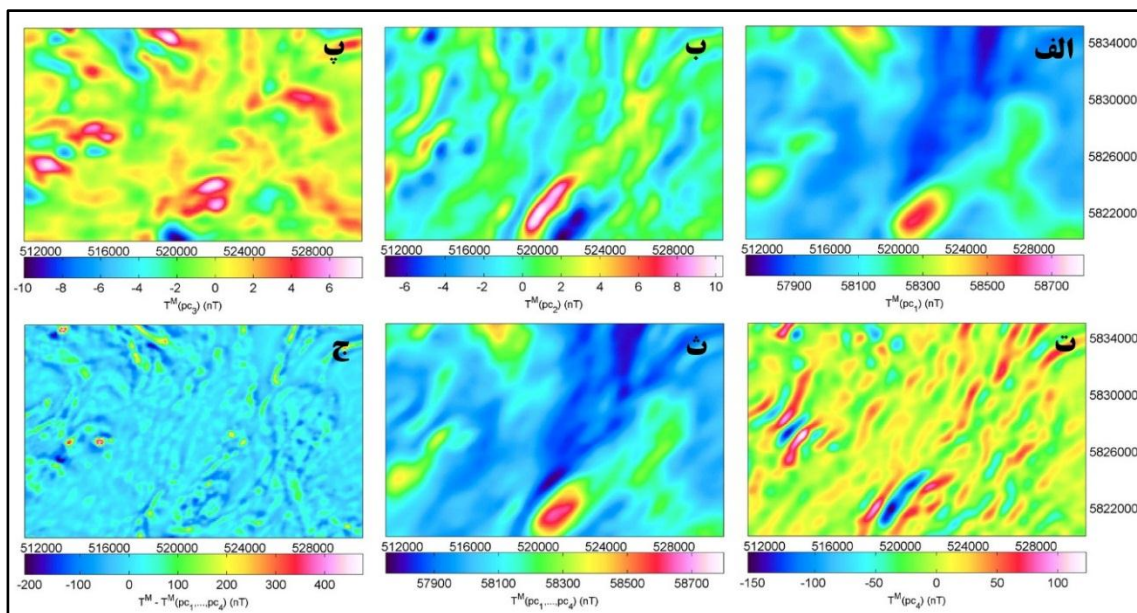


شکل ۳-۵- نتیجه درون‌یابی داده‌های ۱۶ خط برداشت مغناطیس سنجی هوابرد با استفاده از روش isPCA در منطقه ساحلی اقیانوس اطلس در کشور کانادا (Li and Dehler, 2015)

با توجه به اینکه تصحیح خطاهای موجود در داده‌های ژئوفیزیکی یکی از پیش‌پردازش‌های معمول در مطالعات مربوطه است، تلاش‌هایی برای انجام این تصحیحات بر اساس روش‌های مبتنی بر PCA صورت

-
- 1 Inverse Spatial Principal Component Analysis
 - 2 Inverse Distance Weighting
 - 3 Kriging
 - 4 Minimum Curvature

گرفته است. به عنوان مثال Davydenko and Grayver (2014) روش هایی برای ساخت فیلترهای پایین گذر^۱ و فیلترهای فضایی جهت دار^۲ مبتنی بر PCA ارائه نموده اند (شکل ۳-۶). در این مطالعه که بر روی داده های میدان مغناطیسی در منطقه دریاچه مکفولدز^۳ کشور کانادا انجام شده است، محققین برای تصحیح خطای هم تراز سازی که به طور معمول در داده های هوا برد اتفاق می افتد از فیلتر PCA ابداع شده استفاده کرده اند.



شکل ۳-۶- الف-ت) نقشه میدان مغناطیسی به دست آمده از چهار مؤلفه اصلی اول (ث) مجموع شدت میدان مغناطیسی الف تا ت، ج) شدت میدان مغناطیسی باقیمانده پس از تفريق ث از میدان T^M (Davydenko and Grayver, 2014)

در مطالعه دیگری Kawamura and Yamaoka (2006) میدان جابه جایی^۴ داده های لرزه ای ثبت شده در ۱۴۷ ایستگاه GPS منطقه کانتو-توکای^۵ ژاپن در دوره زمانی بین ژانویه ۱۹۹۹ تا فوریه ۲۰۰۳ را با استفاده از روش PCA تحلیل نموده اند. در این بازه زمانی برخی از رویدادهای ژئوفیزیکی برجسته در منطقه رخ داده است. ایشان با استفاده از PCA میدان جابجایی را به چند حالت مکانی معرف و حالت های زمانی مربوط به آنها تجزیه کرده اند تا به صورت کمی رویدادهای ژئوفیزیکی اصلی که باعث تغییر شکل

-
- 1 Low-Pass Filters
 - 2 Spatial Directional Filters
 - 3 McFaulds
 - 4 Displacement Field
 - 5 Kanto-Tokai

سریع پوسته زمین در این منطقه شده را استخراج نمایند. به علاوه ایشان جهت جلوگیری از آلودگی نتایج به دست آمده در PC های مختلف، از تکنیک چرخش مؤلفه‌ها^۱ نیز بهره برده‌اند. در این تحقیق ترکیب تکنیک چرخش مؤلفه‌ها نسبت به PCA عادی عملکرد بهتری را در جداسازی میدان جابجایی به نمایش گذاشته است.

۳-۱-۵- کاربرد روش PCA در مطالعات سنجش از دور

به صورت کلی روش PCA در تفسیر داده‌های رقومی سنجش از دور از اهمیت بالایی برخوردار است. شاید بتوان گفت که قدیمی‌ترین کاربردهای روش PCA در مطالعات اکتشافی مربوط به شاخه سنجش از دور می‌باشد. همان‌طور که گفته شد اصلی‌ترین کاربرد PCA کاهش ابعاد داده‌ها است. در مطالعات دورسنجی با توجه به آنکه عموماً تعداد باندهای موجود در تصاویر مربوط به سنجنده‌های مختلف زیاد است، می‌توان با صرف نظر کردن از بخش کوچکی از تغییرپذیری داده‌ها، ابعاد آن را کاهش داد. همچنین با توجه به آنکه در روش PCA بیشتر تغییرپذیری داده‌ها در مؤلفه‌های اصلی اول نمایان می‌شوند، می‌توان از این روش برای حذف اطلاعات زائد در داده‌های ماهواره‌ای استفاده کرد.

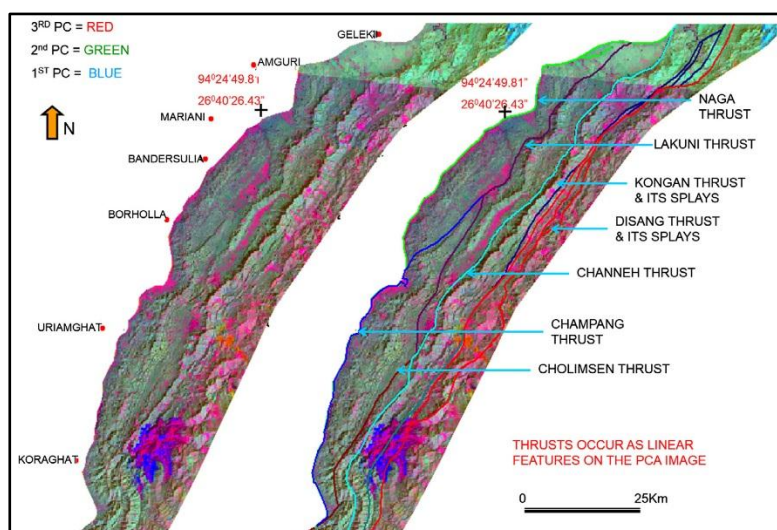
همان‌طور که بیان شد کاربرد روش PCA در مطالعات دورسنجی بسیار فراوان است. به عنوان مثال جهت پردازش داده‌های سنجنده TM و ETM+ روش PCA به صورت معمول برای تعیین محل دگرسانی‌های گرمایی به کار می‌رود (به عنوان مثال Loughlin, 1991; Crosta et al., 2003; Ranjbar et al., 2011; Honarmand et al., 2012; Eldosouky et al., 2017; Botwe et al., 2018; Fotze et al., 2019; Assembe et al., 2020; Vural and Aydal, 2020; Bolouki et al., 2020).

به صورت معمول دو تکنیک عمده جهت استفاده از PCA در داده‌های ماهواره‌ای وجود دارد. اول روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی استاندارد و دوم روش مؤلفه‌های انتخابی یا روش کروستا^۲. در روش اول تمام باندهای طیفی تصویر جهت انجام آنالیز استفاده می‌شوند. ولی در روش کروستا بعضی از باندهای

1 Mode-Rotation Technique
2 Crosta Technique

سنجنده مورد نظر بر اساس خواص طیفی‌شان در PCA شرکت داده می‌شوند. این روش نیز به صورت موفقیت‌آمیزی در تعداد بسیار زیادی از پروژه‌های اکتشافی به کار گرفته شده است (به عنوان مثال Ranjbar et al., 2004; Vural et al., 2017; Boateng et al., 2018; Rajan Girija, and Mayappan, 2019). در ادامه چند نمونه از کاربرد روش PCA در مطالعات سنجش از دور اکتشافی مورد بررسی قرار گرفته است.

در مطالعه‌ای که توسط Ghosh et al. (2014) انجام شده است، داده‌های سنجنده TM و ETM+ ماهواره لندست و داده‌های ارتفاعی ماهواره استر برای اصلاح نقشه‌های زمین‌شناسی موجود استفاده شده‌اند. در این تحقیق از روش PCA (شکل ۳-۷) به همراه روش‌های دیگر پردازش دیجیتالی تصاویر همچون تلفیق تصویر، کشش خطی کنتراست، متعادل‌سازی هیستوگرام و رنگ‌آمیزی عوارض جهت تفسیر تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده است.

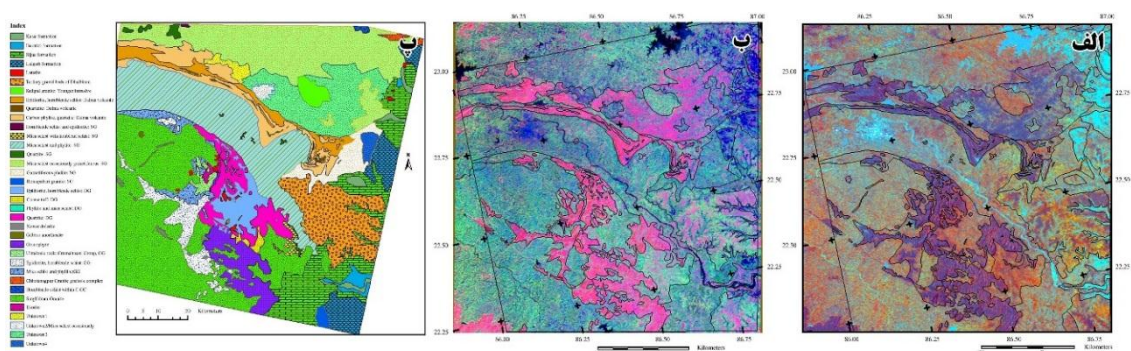


شکل ۳-۷- نتایج اعمال روش PCA بر روی تصاویر TM منطقه اسچوپن هند (Ghosh et al. 2014)

به علاوه جهت تقویت بافت^۱ به منظور تشخیص انواع مختلف سنگ‌ها نیز PCA به کار گرفته شده است. در نهایت برداشت‌های محدود زمینی جهت تفسیر بهتر و تایید نهایی نقشه‌های زمین‌شناسی کمربند چین‌خوردگی اسچوپن^۲ در شمال شرقی هند، انجام شده است.

1 Textural Enhancement
2 Schuppen Belt

در مطالعه دیگری که توسط Pal et al. (2007) انجام شده، روش PCA جهت تلفیق داده‌های نوری (اپتیکال) و رادار روزنه مصنوعی (SAR)^۱ به کار گرفته شده‌است. در این تحقیق نیز استفاده از PCA تلاشی بوده‌است برای نقشه‌برداری از واحدهای مختلف زمین‌شناسی. این محققان ابتدا داده‌های رادار روزنه مصنوعی ERS-2 را با استفاده از دو روش مختلف فیلتر کرده‌اند و سپس هر دو تصویر راداری تقویت شده را به‌طور جداگانه با تصویر سنجنده LISS III ماهواره IRS-1C (که تحت فرآیند تعدیل هیستوگرام^۲ قرار گرفته است) با استفاده از روش PCA ترکیب نموده‌اند (شکل ۳-۸).



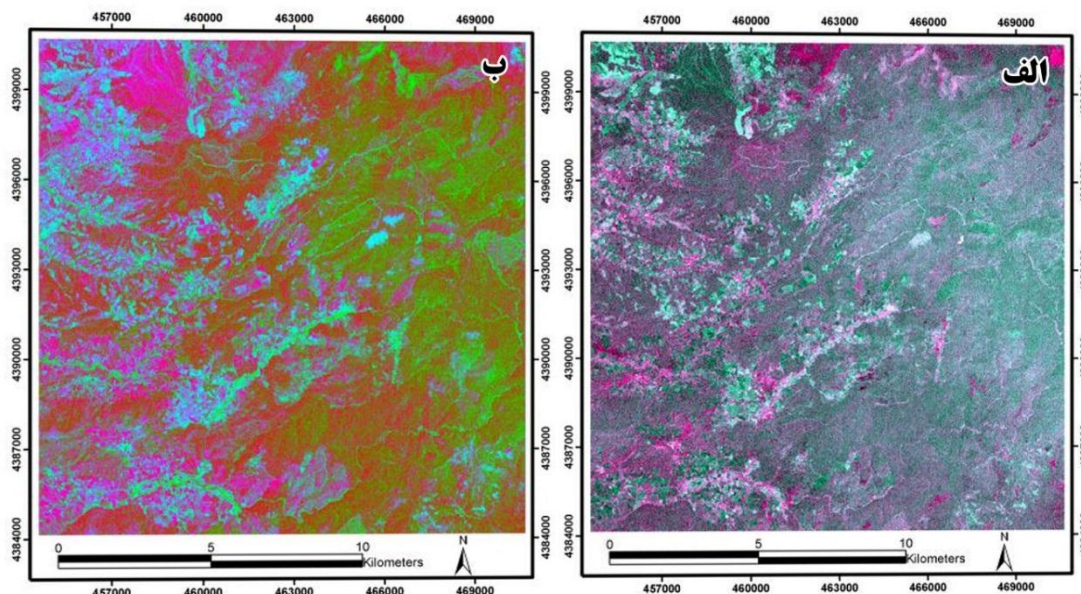
شکل ۳-۸- الف) تصویر کاذب رنگی PC1، PC2 و PC3 به ترتیب به‌عنوان آبی، سبز و قرمز، ب) تصویر کاذب رنگی PC1، PC3 و PC4 به ترتیب به‌عنوان آبی، سبز و قرمز و پ) نقشه زمین‌شناسی تفسیری با استفاده از الف و ب (Pal et al., 2007)

در تحقیق دیگری Masoumi and Ranjbar (2012) داده‌های ASTER در محدوده طول موج فروسرخ کوتاه را با استفاده از روش‌های PCA و نسبت بانندی مورد بررسی قرار داده‌اند و مناطق دگرسان را بارزسازی نموده‌اند. در این مطالعه که به منظور اکتشاف کانی‌سازی مس در منطقه بافت کرمان انجام شده‌است، داده‌های ژئوفیزیک هوایی نیز با استفاده از روش PCA پردازش شده‌اند.

در این رابطه، مطالعه جدید دیگری توسط Vural and Aydal (2020) در منطقه کیزاسیک^۳ کشور ترکیه انجام شده‌است. در این پژوهش سعی شده‌است با مطالعه تصاویر سنجنده ETM+ و عکس‌های هوایی و مقایسه آنها با داده‌های زمین‌شناسی و ژئوشیمیایی، تأثیر دگرسانی‌های گرمابی و تغییرات

1 Synthetic Aperture Radar
2 Histogram Equalized
3 Kisacik

سنگ‌شناسی بر شناسایی ذخایر طلای اپی‌ترمال منطقه بررسی شود. به این منظور، پس از انجام تصحیحات اتمسفری و هندسی، تصاویر سنجنده ETM+ با استفاده از تکنیک‌هایی چون نسبت باندی، طبقه‌بندی تصویر و PCA عادی و انتخابی (تکنیک کروستا) مورد بررسی قرار گرفته‌اند. شکل ۳-۹ الف، تصویر کاذب رنگی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد که در آن PC4، PC5 و میانگین PC4 و PC5 حاصل از PCA عادی ۶ باند تصویر ماهواره‌ای، به ترتیب به‌عنوان باند قرمز، سبز و آبی انتخاب شده‌اند. در این تصویر، پیکسل‌های صورتی روشن نشان‌دهنده دگرسانی‌های گرمابی هستند. همچنین شکل ۳-۹ ب، تصویر کاذب رنگی حاصل از نتایج PCA انتخابی (تکنیک کروستا) بر روی چهار باند سنجنده ETM+ را نشان می‌دهد که در این تصویر نیز پیکسل‌های صورتی روشن دگرسانی‌های گرمابی را نشان می‌دهند. نتایج این مطالعه نشان داده است که PCA عادی و انتخابی، نتایج دقیقی در تعیین مناطق دگرسانی گرمابی مرتبط با کانی‌سازی طلا اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه، فراهم کرده است. همچنین مشخص شده است که استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور با پشتیبانی GIS و شناسایی مناطق احتمالی دگرسانی‌های گرمابی می‌تواند نیاز به انجام مطالعات میدانی کلاسیک را تا حد زیادی کاهش دهد.

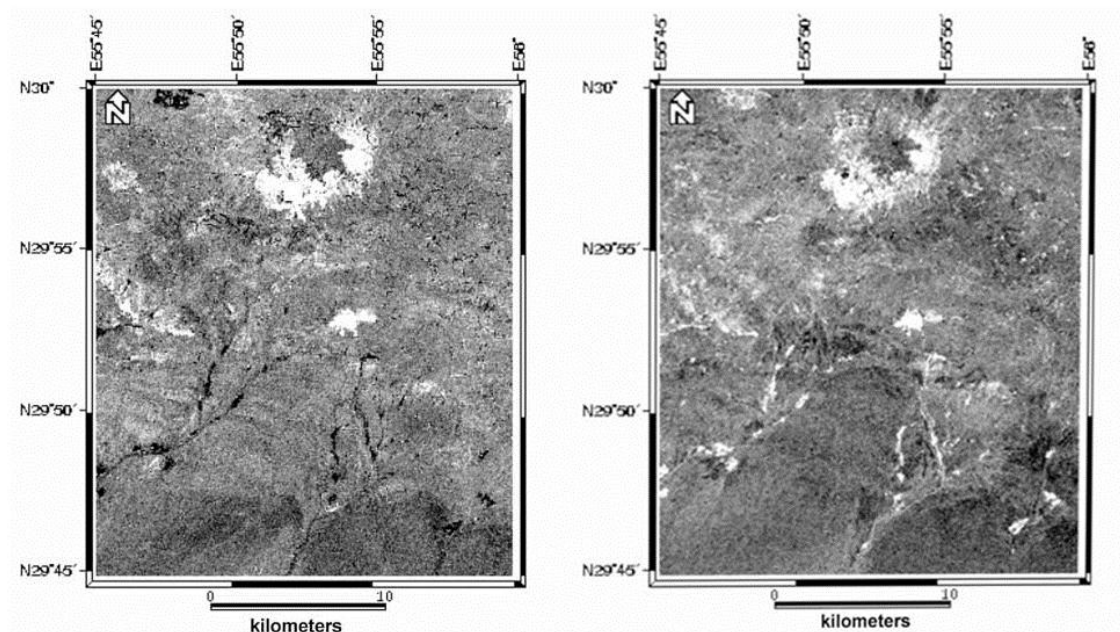


شکل ۳-۹ الف) تصویر کاذب رنگی (PC4) R، (PC5) G و (میانگین PC4 و PC5) به‌دست آمده از PCA بر روی شش باند سنجنده ETM+ و ب) تصویر کاذب رنگی (PC4) R، G (میانگین PC4 و PC2) و B (PC2) به دست آمده از PCA انتخابی بر روی چهار باند سنجنده ETM+ (Vural and Aydal, 2020)

۳-۱-۶- کاربرد روش PCA در تلفیق داده‌های اکتشافی

استفاده از PCA در تلفیق داده‌های اکتشافی گسترش چندانی نداشته و تنها در سلسله مطالعاتی که توسط رنجبر و همکاران (رنجبر و همکاران، ۱۳۸۱؛ Honarmand et al., 2002; Ranjbar et al., 2001; Ranjbar et al., 2003) انجام شده، به کار گرفته شده‌است. در یکی از این مطالعات که توسط Honarmand et al. (2002) انجام شده‌است، روش PCA به منظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی ذخایر مس پرفیری و برای تلفیق داده‌های دورسنجی و ژئوفیزیک هوابرد استفاده شده‌است. این پژوهش در محدوده برگه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ سرچشمه استان کرمان با مساحت ۶۴۰ کیلومتر مربع در قسمت جنوبی کمربند آتشفشانی ایران مرکزی انجام شده‌است.

در این مطالعه، ابتدا تصاویر ETM+ به منظور نقشه‌برداری دگرسانی‌ها با استفاده از روش آنالیز مؤلفه‌های انتخابی (تکنیک کروستا)، تجزیه و تحلیل شده و مناطق حاوی کانی‌های هیدروکسیل‌دار و اکسیدهای آهن شناسایی شده‌اند (شکل ۳-۱۰). ولی با توجه به آنکه این روش قادر به شناسایی تمام مناطق دارای دگرسانی گرمابی نبوده، به منظور بهبود وضوح چنین مناطقی، تلفیق داده‌های دورسنجی و ژئوفیزیک انجام شده‌است.



شکل ۳-۱۰- نقشه کانی‌های هیدروکسیل‌دار (راست) و اکسیدهای آهن (چپ) به‌دست آمده از روش کروستا در منطقه سرچشمه استان کرمان (Honarmand et al., 2002)

به این منظور، ابتدا داده‌های ورودی به متغیرهای توضیحی و هدف تقسیم شده‌اند. داده‌های توضیحی شامل داده‌های ژئوفیزیکی هوابرد (شمارش K، Th و U و شدت میدان مغناطیسی کل) و داده‌های سنجش از دور (تصاویر هیدروکسیل و اکسیدهای آهن تولید شده به روش کروستا) بوده‌اند. همچنین داده‌های هدف شامل داده‌های ژئوشیمیایی (Cu و Mo)، ژئوفیزیک زمینی (IP و مقاومت الکتریکی) و نقشه دگرسانی‌ها (فیلیک و پروپیلیتیک) بوده‌اند.

سپس مدل‌سازی در دو مرحله انجام شده‌است: ۱- تلفیق داده‌های هدف و توضیحی موجود در یک ناحیه کنترلی با استفاده از PCA و ۲- استفاده از رابطه به‌دست آمده از مقادیر بارگذاری متغیرها در مرحله اول برای تلفیق متغیرهای توضیحی در ناحیه مورد جستجو. به این منظور محدوده کانسار مس پرفیری دره‌زار به‌عنوان منطقه کنترلی انتخاب شده‌است. سپس آنالیز PCA بر روی تمام داده‌های موجود در محدوده کانسار دره‌زار انجام گرفته است که نتایج آن در جدول ۳-۱ دیده می‌شود.

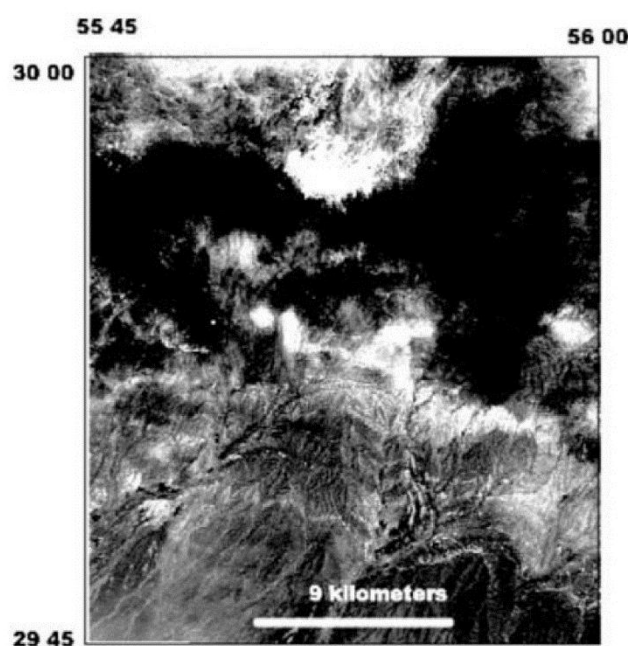
جدول ۳-۱- مقادیر بارگذاری متغیرهای هدف و توضیحی در مؤلفه‌های اصلی به‌دست آمده از PCA بر روی کانسار مس پرفیری دره‌زار (بارهای کمتر از ۰/۲ حذف شده‌اند) (Honarmand et al., 2002)

	Principal Components				
	1	2	3	4	5
Cu	0.33	--	-0.40	0.64	0.37
Mo	0.55	--	--	0.52	--
Resistivity	-0.56	0.31	0.30	--	0.60
IP	0.67	0.20	0.43	--	--
U counts	0.31	0.84	--	--	--
Th counts	0.37	0.79	-0.22	--	--
K counts	0.35	0.57	-0.39	-0.30	--
Total Magnetism	-0.46	0.47	0.57	0.20	--
Phyllic	0.75	-0.40	--	-0.30	0.41
Propylitic	-0.75	0.40	--	0.30	-0.41
Iron oxide	0.87	--	0.30	--	-0.20
Hydroxyl	0.85	--	20	--	-0.30
Percentage of variance	36.3	19.7	9.1	8.6	8.1

در مرحله بعد با توجه به متغیرهای هدف، PC1 برای شناسایی کانی‌زایی مس پرفیری انتخاب شده و با استفاده از مقادیر بارگذاری متغیرها در این مؤلفه، رابطه ۳-۱ برای تلفیق متغیرهای توضیحی در کل منطقه مورد مطالعه پیشنهاد شده‌است.

$$PC1 = 0.35(K_{counts}) + 0.37(Th_{count}) + 0.31(U_{counts}) - 0.46(Magnetic_{intensity}) + 0.87(Fe_{oxide}) + 0.85(Hydroxyl) \quad (1-3)$$

نهایتاً این رابطه خطی برای شناسایی مناطق دارای دگرسانی گرمابی در منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است. شکل ۳-۱۱ نتیجه به دست آمده از این روش را در محدوده نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ سرچشمه نشان می دهد که در آن مناطق دگرسان شده با پیکسل های روشن دیده می شوند.



شکل ۳-۱۱- ترکیب تصاویر هیدروکسیل و اکسید آهن با داده های ژئوفیزیکی هوابرد به منظور شناسایی مناطق دارای دگرسانی گرمابی در منطقه سرچشمه استان کرمان (Honarmand et al., 2002)

می توان گفت که در این مطالعه روش PCA به عنوان یک روش داده محور مدل سازی پتانسیل معدنی معرفی شده است، که در آن مقادیر بارگذاری متغیرها با توجه به کانسارهای شناخته شده موجود در منطقه استخراج شده و با استفاده از این مقادیر یک رابطه خطی برای شناسایی مناطق مشابه در کل منطقه مورد جستجو پیشنهاد شده است.

همچنین در پژوهش دیگری Ranjbar et al. (2001) به صورت مشابه از PCA برای تلفیق داده های هوابرد مغناطیس سنجی-رادئومتریک و داده های ژئوشیمیایی و-دگرسانی استفاده کرده اند. در این مطالعه نیز پس از استفاده از PCA بر روی داده های یک منطقه کنترلی، از بردارهای ویژه به دست آمده برای تهیه رابطه خطی ۳-۲ استفاده شده است و نهایتاً از این رابطه برای مدل سازی مناطق دارای

دگرسانی گرمابی در منطقه مورد جستجو و فشرده‌سازی داده‌ها استفاده شده‌است.

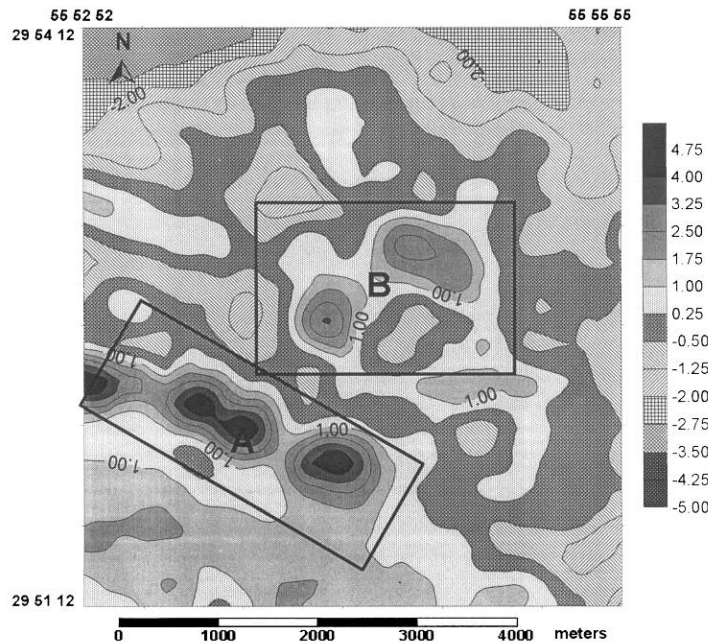
$$Y1 = 0.46(K_{counts}) + 0.60(Th_{counts}) + 0.53(U_{counts}) - 0.34(Total\ Magnetic\ Intensity) \quad (2-3)$$

مقادیر ویژه به‌دست آمده از PCA بر روی داده‌های منطقه کنترلی در جدول ۲-۳ و نتایج حاصل از تلفیق داده‌های مغناطیسی و رادیومتریکی برای شناسایی محدوده‌های دارای دگرسانی گرمابی در شکل ۱۲-۳ نشان داده شده‌است.

جدول ۲-۳- مقادیر بارگذاری متغیرهای هدف و توضیحی در مؤلفه‌های اصلی به‌دست آمده از PCA بر روی منطقه کنترلی (بارهای کمتر از ۰/۳ حذف شده اند) (Ranjbar et al., 2001)

Variables	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
Cu ^R	0.37	-0.31	---	0.56	---	---	---
Cu ^S	---	---	---	---	0.63	-0.30	0.44
Mo ^R	0.48	---	0.30	0.41	0.30	---	---
Mo ^S	0.63	-0.36	0.30	0.31	---	---	---
Zn ^R	-0.67	---	-0.30	---	---	---	---
Pb ^R	0.30	---	-0.34	---	---	0.61	0.60
Rb ^R	---	0.30	-0.57	0.30	-0.30	---	---
Sr ^R	-0.76	---	---	---	---	---	---
Fe ₂ O ₃ ^R	-0.37	-0.45	---	---	---	---	-0.41
Al ₂ O ₃ ^R	0.81	---	---	---	---	0.33	---
Na ₂ O ^R	-0.83	---	---	---	---	---	---
K ₂ O ^R	0.61	---	-0.38	---	---	---	---
SiO ₂ ^R	0.85	---	---	---	---	---	---
CaO ^R	-0.92	---	---	---	---	---	---
MgO ^R	-0.85	---	---	---	---	---	---
MnO ^R	-0.78	---	---	---	---	---	---
Resistivity ^G	-0.43	0.51	0.41	---	---	---	---
IP ^G	0.76	---	---	---	---	0.30	---
Magnetic ^A	-0.34	0.56	0.23	---	---	0.40	---
U ^A counts	0.53	0.66	---	---	---	---	---
Th ^A counts	0.60	0.57	---	---	---	---	---
K ^A counts	0.46	0.40	-0.32	0.41	---	---	---
Phyllic	0.86	---	---	---	---	---	---
Propylitic	-0.86	---	---	---	---	---	0.80
Cu ^D	0.52	-0.44	0.38	0.37	---	---	---
Percentage of variance	48.3	9.8	6.2	4.9	4.2	4.0	3.8

^G Ground survey.
^D Diamond drill core.
^R Rock samples.
^S Soil samples.
^A Airborne.



شکل ۱۲-۳- نتایج تلفیق داده‌های مغناطیسی و رادیومتریک در منطقه مورد مطالعه با استفاده از رابطه ۲-۳
(Ranjbar et al., 2001)

۲-۳- کاربرد روش ICA در اکتشاف ذخایر معدنی

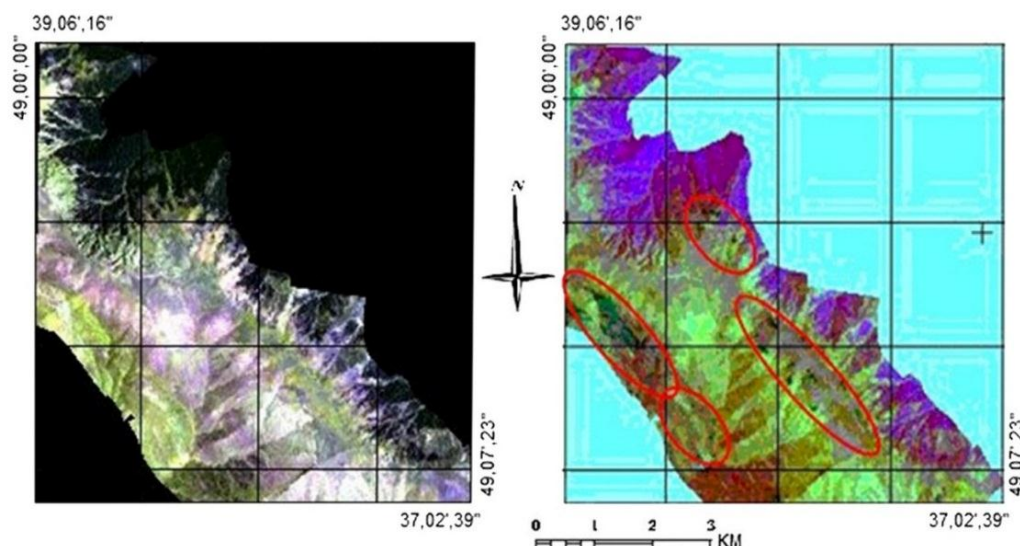
روش آنالیز مؤلفه‌های مستقل (ICA) تاکنون در زمینه‌های مختلفی برای جداسازی سیگنال، تشخیص الگو، کاهش نویز و ... به کار گرفته شده‌است، به‌عنوان مثال پردازش سیگنال‌های مغزی در نوار الکتروآنسفالوگرام^۱ (Hyvärinen and Oja, 2000)، جداسازی آرتیفکت^۲ در داده‌های مغزنگاری مغناطیسی^۳ (Hyvärinen and Oja, 2000)، طبقه‌بندی متن (Pu and Yang, 2006)، طبقه‌بندی تصویر (Bartlett et al., 2002; Chen and Zhang, 1999; Lee and Lewicki, 2002)، شناسایی چهره (Bartlett et al., 2002) و پردازش سیگنال‌های لرزه‌ای (Acernese and Ciaramella, 2003). در عین حال در شاخه‌های مختلف علوم زمین و اکتشاف ذخایر معدنی، مطالعات اندکی با استفاده از ICA وجود دارد. در این زمینه Iwamori and Albarède (2008) و Iwamori et al. (2010) روش ICA را بر روی داده‌های ایزوتوپی جهت بررسی ساختارهای ژئوشیمیایی جهانی و دینامیک گوشته اعمال کرده‌اند. همچنین Yu et al.

1 Electroencephalogram

2 Artifact

3 Magnetoencephalography (MEG)

(2007 & 2012) Zhang et al. و (2007) یک الگوریتم بهبود یافته را جهت تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی چند عنصری و پی‌جویی کانی‌زایی‌ها به‌کار گرفته‌اند. در مطالعه دیگری (2012) Gholami et al. امکان استفاده از روش ICA در مطالعات سنجش از دور را بررسی کرده‌اند و در تحقیق نسبتاً جامعی Yang and Cheng (2015 a&b) دو مقاله مرتبط ارائه کرده و کاربرد روش‌های PCA و ICA را در تجزیه و تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی مقایسه نموده‌اند. در ادامه تعدادی از این مطالعات را بررسی می‌نماییم. در اولین نمونه (2012) Gholami et al. در پژوهشی، توانایی ICA در شناسایی مناطق مستعد برای کانی‌سازی و دگرسانی‌های گرمایی در تصاویر ماهواره‌ای را بررسی نموده‌اند. به این منظور تصویر سنجنده ETM+ در منطقه گشت واقع در جنوب شرقی شهرستان ماسوله استان گیلان به وسعت تقریبی ۸۰ کیلومتر مربع استفاده شده‌است. محققین بعد از تصحیحات هندسی و رادیومتریک تبدیل ICA را بر روی تصویر منطقه مورد نظر اعمال کرده (شکل ۳-۱۳ راست) و ICهای به‌دست آمده را با توجه به مقادیر بارگذاری باندهای مختلف مورد ارزیابی قرار داده‌اند. سپس برای مقایسه نتایج به‌دست آمده، روش PCA نیز بر روی تصویر مورد نظر اجرا شده‌است (شکل ۳-۱۳ چپ).



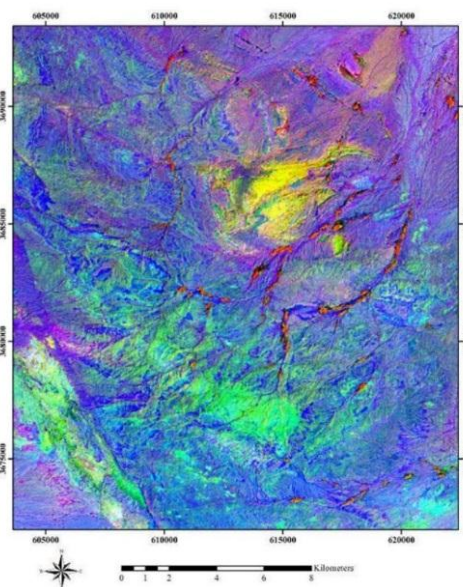
شکل ۳-۱۳- تصاویر کاذب رنگی حاصل از تبدیل ICA (راست) و تبدیل PCA (چپ) بر روی تصویر ETM+ جنوب شرق ماسوله (Gholami et al., 2012)

نهایتاً به منظور ارزیابی نتایج به‌دست آمده بازدید صحرایی صورت گرفته و تعداد ۱۸۳ نمونه سنگی نیز از منطقه مورد مطالعه جمع‌آوری شده‌است. نتایج این مطالعه نشان داده است که روش ICA توانایی

شناسایی عوارض نشان دهنده مناطق امیدبخش اکتشافی را داشته و نسبت به روش PCA نتایج بهتری در این منطقه نشان داده است.

در پژوهش دیگری که توسط Mahmoudishadi et al. (2017) انجام شده است نیز، دو روش PCA و ICA برای پردازش تصاویر ماهواره‌ای و شناسایی دگرسانی‌های مرتبط با ذخایر مس پورفیری به کار گرفته شده‌اند. به این منظور از باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز موج کوتاه سنجنده ASTER در محدوده‌ای به وسعت حدود ۴۰۰ کیلومتر مربع در بخش مرکزی شهرستان اردستان، شمال شرقی استان اصفهان واقع در کمربند آتشفشانی ایران مرکزی استفاده شده است.

در این مطالعه بعد از انجام تصحیحات رادیومتری و اتمسفری، دو تبدیل PCA و ICA بر روی باندهای سنجنده ASTER اعمال شده و از نمودار طیف آزمایشگاهی کانی‌های مرتبط با دگرسانی‌های مختلف برای شناسایی باندهای بازتابنده و جذب کننده هر کدام استفاده شده و نهایتاً این اطلاعات به اضافه جدول بردارهای ویژه به دست آمده از دو روش برای شناسایی PCها و ICهای مفید به کار رفته‌اند.

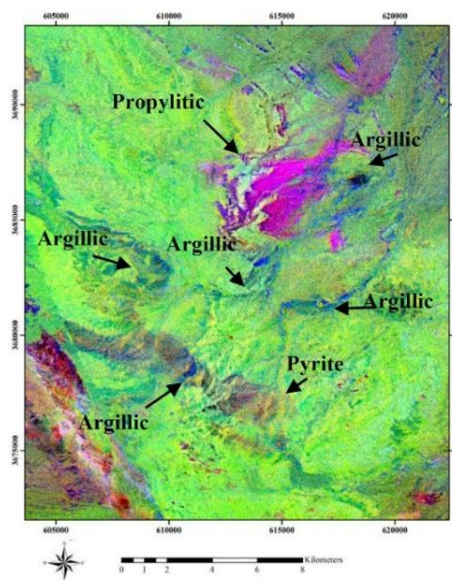


شکل ۳-۱۴- تصویر کاذب رنگی RGB:PC2,PC3,PC6 در منطقه اردستان (Mahmoudishadi et al., 2017)

در نتیجه مؤلفه‌های خروجی دوم، سوم و ششم به ترتیب برای شناسایی کانی پیریت، دگرسانی آرژلیک و دگرسانی پروپیلیتیک مفید تشخیص داده شدند. شکل ۳-۱۴ تصویر کاذب رنگی RGB:PC2,PC3,PC6 در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد که در آن کانی‌های پیریت، دگرسانی

آرژلیک و دگرسانی پروپلیتیک به ترتیب با رنگ‌های سبز، آبی و زرد دیده می‌شوند. همچنین شکل ۳-۱۵ تصویر کاذب رنگی RGB:IC2,IC3,IC6 در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد که در آن موقعیت دگرسانی‌های شناسایی شده مشخص شده است.

نهایتاً به منظور اعتبارسنجی نتایج به‌دست آمده از گزارش زمین‌شناسی منطقه استفاده شده‌است. در نتایج این تحقیق اعلام شده‌است که تصاویر کاذب رنگی هر دو روش مورد استفاده، مناطق دارای پیریت، دگرسانی آرژلیک و دگرسانی پروپلیتیک را از بستر آندزیتی منطقه جدا نموده‌اند. با این حال روش ICA با توجه به استقلال مؤلفه‌های خروجی روش کارآمدتری برای استخراج دگرسانی‌های مرتبط با مواد معدنی بوده‌است.



شکل ۳-۱۵- تصویر کاذب رنگی RGB:IC2,IC3,IC6 در منطقه اردستان (Mahmoudishadi et al., 2017)

در پژوهش دیگری، Wang et al. (2016) از ICA در کنار روش تجزیه مد تجربی دوبعدی^۱ (BEMD) برای آنالیز داده‌های مغناطیسی بیابان گبی در شرق تیان‌شان کشور چین^۲ استفاده کرده‌اند.

این تحقیق در سه مرحله انجام شده‌است. در مرحله اول، داده‌های مغناطیسی ۱:۲۰۰,۰۰۰ این منطقه برای به‌دست آوردن توابع مد ذاتی^۳ (IMFهای) بوسیله روش BEMD تجزیه شده‌اند. با توجه به آنکه

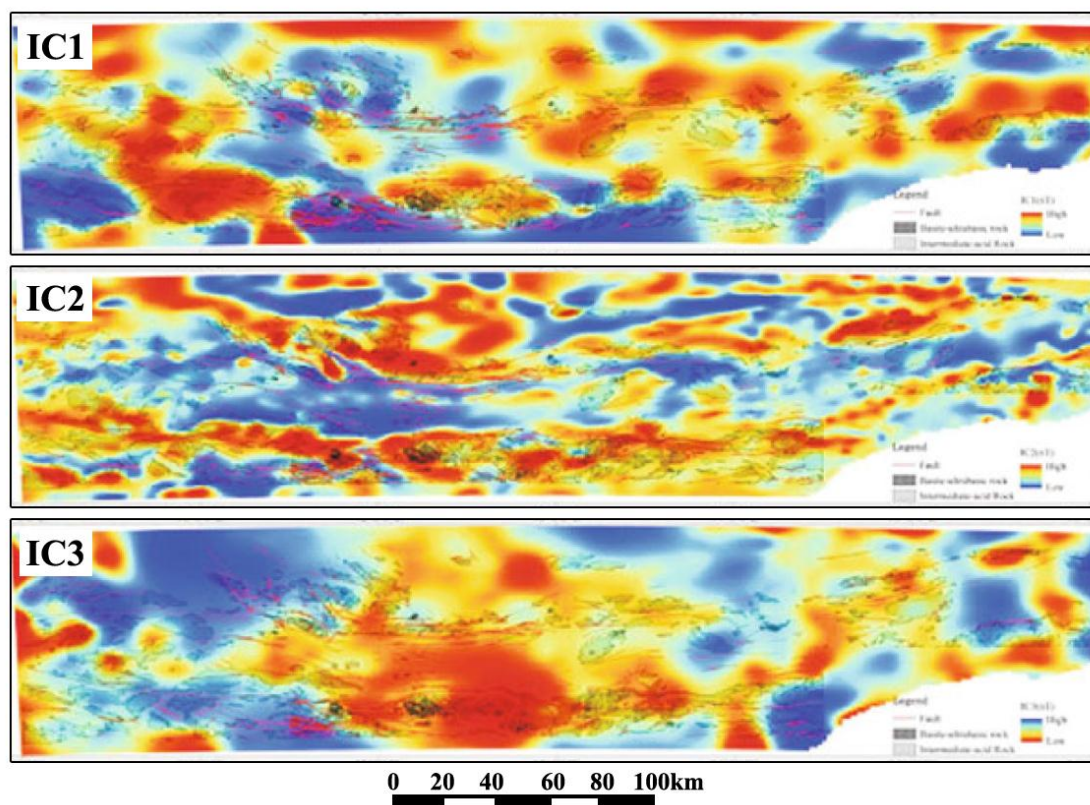
1 Bidimensional Empirical Mode Decomposition

2 Gobi Desert, Eastern Tianshan, China

3 Intrinsic Mode Functions

بررسی اهمیت زمین‌شناختی IMFها به دلیل تعداد زیادشان دشوار است، در مرحله دوم از FastICA برای بازسازی IMFهای اولیه استفاده شده است. در نتیجه از ۹ IMF ورودی سه IC خروجی به دست آمده است که تفسیر آنها ساده تر می‌باشد. در نهایت تفسیر ICهای به دست آمده با استفاده از اطلاعات زمین‌شناسی موجود انجام گرفته است.

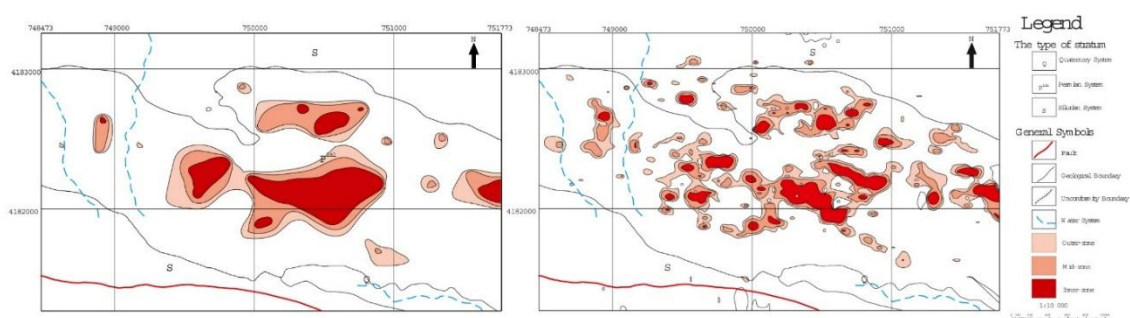
نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که IC1 سنگ‌های آذرین را از لایه رسوبی رویی متمایز می‌کند و ممکن است مرتبط با فرایند نفوذ ماگمایی باشد. همچنین IC2 توزیع صفحات پوسته را نشان می‌دهد که با فرورانش صفحه‌ای مرتبط است. نهایتاً IC3 سنگ‌های بازیک و اولترابازیک را نشان می‌دهد که در ناحیه میانی منطقه دیده می‌شوند (شکل ۳-۱۶). محققان این پژوهش نتیجه گرفته‌اند که خروجی روش ICA مختصرتر بوده و تفسیر زمین‌شناختی آنها آسان تر می‌باشد.



شکل ۳-۱۶- نقشه IC1، IC2 و IC3 از آنالیز داده‌های مغناطیسی بیابان گبی در کشور چین که به ترتیب سنگ‌های آذرین، مرز صفحات پوسته و سنگ‌های بازیک و اولترابازیک را نشان می‌دهند (Wang et al., 2016)

همچنین در پژوهش دیگری (Liu et al., 2020) از الگوریتم FastICA برای استخراج اطلاعات ژئوشیمیایی از سیگنال‌های مختلط استفاده شده‌است. این مطالعه در منطقه‌ای به وسعت تقریبی ۶ کیلومترمربع در داجیدان در استان چین^۱ انجام شده‌است. به این منظور داده‌های ژئوشیمیایی ۱:۱۰۰۰۰ از ۳۳۰۷ نمونه خاک برای عناصر Au, Cu, Pb, As, Sb و Zn آنالیز شده و مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

با توجه به آنکه وجود نویز در داده‌های ژئوشیمیایی اغلب منجر به شناسایی ناهنجاری‌های کاذب می‌شود، هدف اصلی این مطالعه، حذف نویز از داده‌های ورودی بوده‌است. در این راه، ابتدا الگوریتم FastICA برای استخراج داده‌های ژئوشیمیایی عناصر طلا و مس استفاده شده، تا تداخل موجود بین داده‌های ژئوشیمیایی کاهش یابد. به این منظور غیرگوسی بودن توزیع داده‌های شش عنصر ژئوشیمیایی از طریق آزمون توزیع نرمال کولموگوروف-اسمیرنوف^۲ بررسی شده‌است. سپس مقادیر عناصر Au, Cu, Pb, As, Sb و Zn بعد از درونیابی به روش کریجینگ، به‌عنوان سیگنال‌های مختلط ورودی در نظر گرفته شده‌اند. در نهایت، نویز موجود در داده‌های خروجی روش FastICA با استفاده از الگوریتم تغییر پذیری کل^۳ حذف شده‌است. سپس نقشه ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی عناصر طلا و مس بر اساس داده‌های خام و پردازش شده رسم و مقایسه شده‌اند.

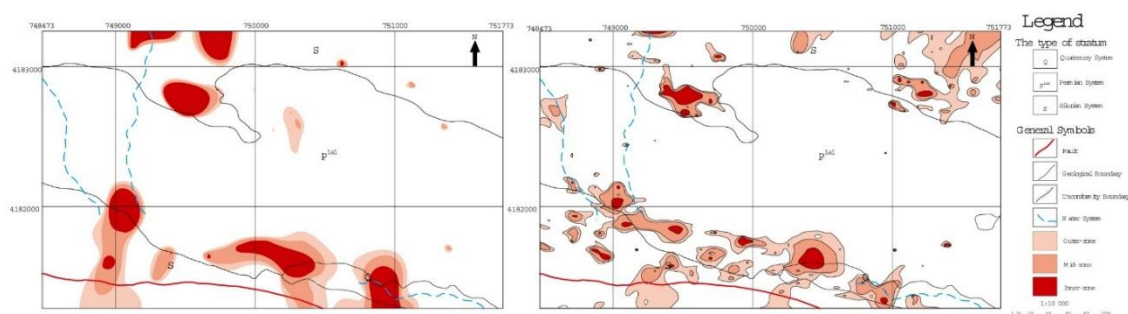


شکل ۳-۱۷- نقشه ناهنجاری‌های طلا بر اساس داده‌های خام (راست) و پردازش شده (چپ) (Liu et al., 2020)

1 Dachaidan, Qinghai Province Of China

2 Kolmogorov-Smirnov Test

3 Total Variation Algorithm

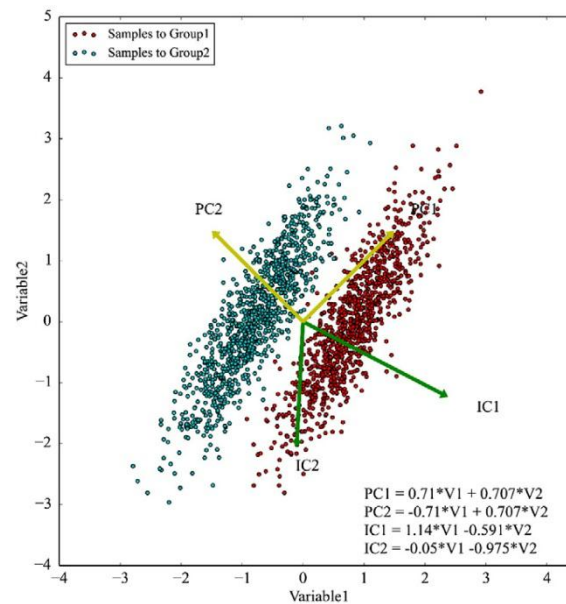


شکل ۳-۱۸- نقشه ناهنجاری‌های مس بر اساس داده‌های خام (راست) و پردازش شده (چپ) (Liu et al., 2020)

اشکال ۳-۱۷ و ۳-۱۸ به ترتیب نقشه ناهنجاری‌های عناصر طلا و مس قبل و بعد از حذف نویز داده‌های ژئوشیمیایی را نشان می‌دهند. با مقایسه این تصاویر، محققین نتیجه گرفته‌اند که قبل از حذف نویز، مراکز آنومالی بیشتری وجود دارد که از نظر مکانی پراکنده هستند. ولی پس از پردازش، پراکندگی موجود در آنومالی‌های دو عنصر به‌طور قابل توجهی کاهش یافته و توزیع مکانی آنها مطابقت بیشتری با کمربند فلززایی طلا و مس منطقه پیدا کرده است. در نتیجه می‌توان گفت که استفاده از FastICA و الگوریتم واریانس کل به‌طور مؤثری داده‌های نویز را از داده‌های اصلی حذف کرده و همزمان ناهنجاری‌های کاذب را نیز از بین برده است.

به‌علاوه در تحقیق نسبتاً جامعی Yang and Cheng (2015 a&b) دو مقاله مرتبط ارائه داده‌اند و در این مقالات کاربرد تئوری‌های PCA و ICA را در تجزیه و تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی مقایسه نموده‌اند. ایشان در مقاله اول دو تئوری PCA و ICA را بررسی نموده و نشان داده‌اند که این روش‌ها چگونه باید در تجزیه و تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی به منظور تفسیرهای زمین‌شناسی و تعیین خصوصیات عوارض زمین به‌کار گرفته شوند. به این منظور محققین از سه مثال مصنوعی استفاده کرده‌اند. در مثال اول از دو گروه از نمونه‌های سنگی فرضی^۱ استفاده شده که برای دو متغیر آنالیز شده‌اند. شکل ۳-۱۹ نمودار پراکندگی مقادیر دو متغیر از دو گروه نمونه را نشان می‌دهد که در آن پیکان‌های سبز نشان دهنده جهت ICها و پیکان زرد نشان دهنده جهت PCهای خروجی هستند.

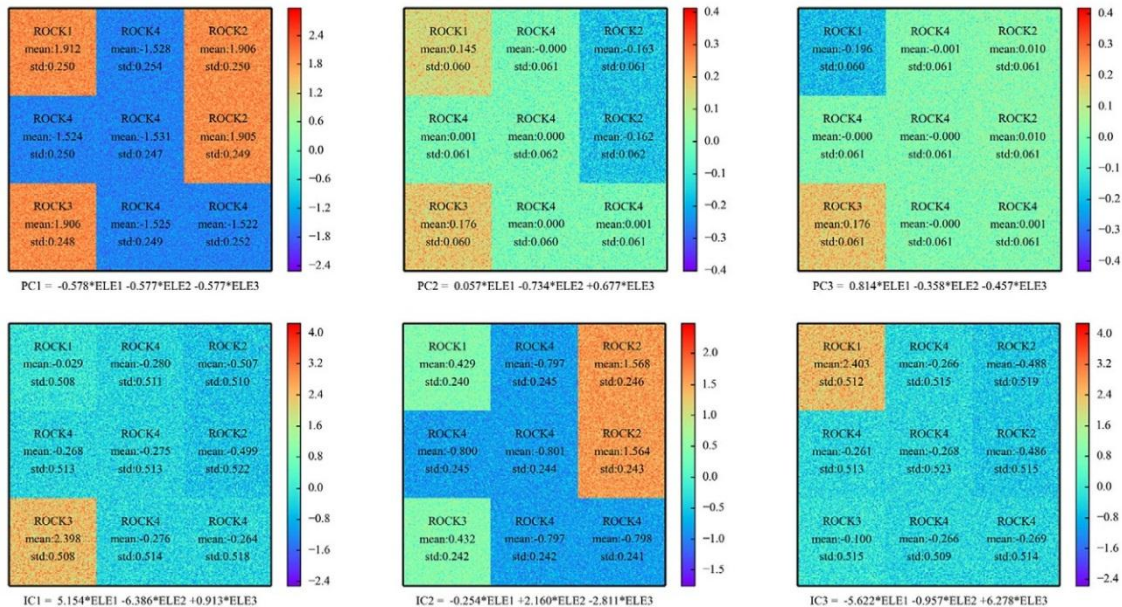
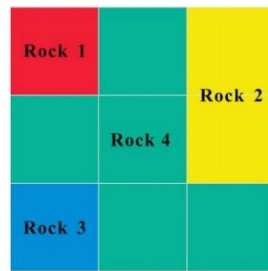
1 Artificial Data



شکل ۳-۱۹- نمودار پراکندگی مقادیر دو متغیر از دو گروه نمونه فرضی و راستای مؤلفه‌های اصلی و مؤلفه‌های مستقل خروجی (Yang and Cheng, 2015 a)

همچنین در مثال دوم یک شبیه‌سازی رایانه‌ای شامل یک سناریوی ساده شامل نه بلوک مساوی تشکیل شده از چهار واحد سنگی جهت مقایسه عملکرد روش‌های PCA و ICA در نظر گرفته شده‌است. در این مورد فرض شده‌است که هر بلوک شامل ۱۰۰۰۰ نمونه بوده و هر نمونه برای سه عنصر آنالیز شده‌است (شکل ۳-۲۰).

به علاوه در مثال سوم یک شبیه‌سازی جامع‌تر مونت کارلو^۱ به کار گرفته شده‌است که در آن نقشه مشابهی با چهار واحد سنگی که به ۹ بلوک با مساحت برابر تقسیم شده‌اند، وجود دارد. در این مورد نیز در هر بلوک ۹۰۰ نمونه در نظر گرفته شده و در هر نمونه عیار سه عنصر به‌طور تصادفی تولید شده‌است.



شکل ۳-۲۰- محدوده مطالعاتی فرضی شامل چهار واحد سنگی (بالا) نتایج تبدیل PCA (وسط) و نتایج تبدیل ICA (پایین) (Yang and Cheng, 2015 a)

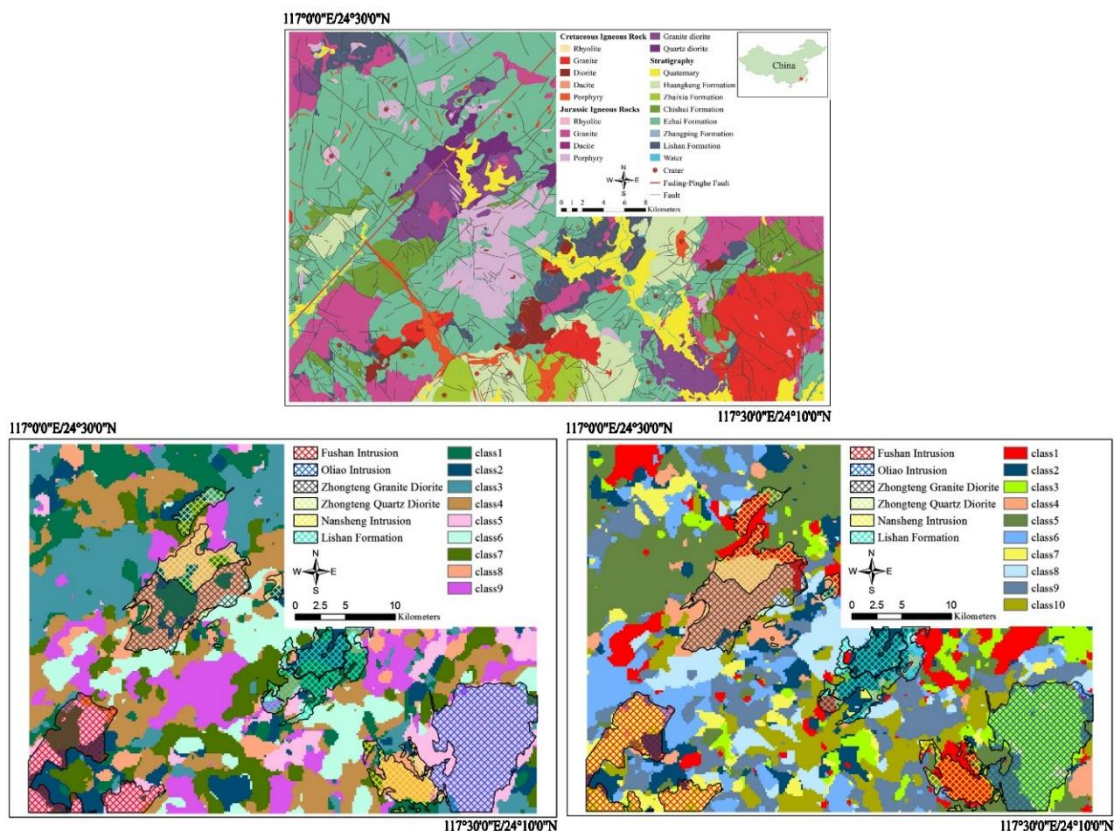
نهایتاً در هر یک از سه مثال بالا، معیار واگرایی کولبک و لیبلر^۱ برای اندازه‌گیری درجه تفاوت بین واحدهای سنگی جدا شده در دو روش PCA و ICA محاسبه و باهم مقایسه شده‌است.

نتایج این مطالعه نشان داده است که هم ICها و هم PCها می‌توانند به‌صورت بالقوه برای استخراج محتوا و خصوصیات پدیده‌های زمین‌شناسی استفاده شوند. ولی روش PCA زمانی که برای تشخیص عوارض اصلی زمین‌شناسی، واحدهای زمین‌شناسی و یا فرآیندهای زمین‌شناسی استفاده شود، می‌تواند بیشتر سودمند باشد. در حالی که روش ICA تمایل به تولید مؤلفه‌هایی دارد که زیرجامعه‌های متمایز حاصل از ویژگی‌های مختلف زمین‌شناسی را نشان دهند. همچنین به گفته این پژوهشگران، این

¹ Kullback–Leibler Divergence Criterion

تکنیک‌ها اگر توسط زمین‌شناسان مجرب و با اطلاع از مشکلات زمین‌شناسی واقعی استفاده شوند، می‌توانند اطلاعات مفیدی ارائه نمایند.

به علاوه نویسندگان در مقاله دوم، با استفاده از داده‌های ژئوشیمی رسوبات آبراهه‌ای، این دو روش را برای تهیه نقشه واحدهای سنگی منطقه پینگو از استان فوجیان در جنوب چین^۱ به کار گرفته‌اند که نتایج آن در شکل ۳-۲۱ نشان داده شده‌است. در این مطالعه موردی روش ICA، یازده عارضه زمین‌شناسی را شناسایی کرده است، در حالی که روش PCA تنها قادر به شناسایی چهار عارضه زمین‌شناسی بوده‌است. نهایتاً محققین با مقایسه نتایج، اعلام کرده‌اند که طبقه‌بندی ICA دقیق‌تر از طبقه‌بندی PCA بوده و ساختار ذاتی داده‌های ژئوشیمیایی در رابطه با عوارض زمینی در فضای ICها بسیار واضح‌تر است تا در فضای PCها.



شکل ۳-۲۱- نقشه زمین‌شناسی منطقه پینگو در جنوب چین (بالا) نتایج جداسازی واحدهای سنگی با استفاده از PCA (پایین راست) و نتایج جداسازی واحدهای سنگی با استفاده از ICA (پایین چپ) (Yang and Cheng, 2015 b)

1 Pinghe District, Fujian, China

همان‌طور که پیشتر گفته شد، به‌صورت کلی کاربردهای چندان زیادی از روش ICA در مطالعات علوم زمین و به خصوص اکتشاف ذخایر معدنی به چشم نمی‌خورد. شاید بتوان برای این موضوع دو دلیل عمده بر شمرد: اول آنکه ICA روش نسبتاً جدیدی است که برای توسعه کاربردی در علوم زمین نیاز به پژوهش‌های بیشتری دارد. دوم عدم وجود درک جامع از اصول روش ICA و عدم وجود روش مناسب برای تفسیر نتایج حاصل از آن نیز می‌تواند دلیلی برای عدم گسترش این روش در مطالعات مرتبط با علوم زمین باشد (Yang and Cheng, 2015a). یکی از مشکلات اصلی در تفسیر نتایج ICA آن است که روش ICA به‌عنوان پیش‌فرض، تعداد مؤلفه‌ها را برابر با تعداد متغیرهای ورودی قرار داده و هیچگونه رتبه‌بندی برای آنها در نظر نمی‌گیرد. در نتیجه، ساده نیست که بعضی از این مؤلفه‌ها را بر اساس اهمیت نسبی شان انتخاب کنیم. می‌توان گفت که این مساله مهم‌ترین چالش محققین در استفاده از روش ICA می‌باشد.

فصل چهارم

مدل سازی پتانسیل معدنی با استفاده از

روش های PCA و ICA

۴-۱- پیش‌پردازش و تصحیحات مورد نیاز داده‌ها

پس از جمع‌آوری داده‌ها، نخستین مرحله از هر فرآیند داده‌کاوی، مدل‌سازی و یا تحلیل داده‌های اکتشافی، پیش‌پردازش^۱ داده‌های جمع‌آوری‌شده می‌باشد. در این مرحله با استفاده از تکنیک‌های آماری یا غیرآماری مختلف داده‌های غیرمفید و ناکارآمد از داده‌های مفید و کاربردی تفکیک می‌شوند. به عبارت دیگر در این مرحله با اعمال تبدیل‌هایی، بعضی از داده‌ها و یا بعضی از خواص یا مشخصات آنها حذف یا تغییر داده می‌شوند تا آماده ورود به مراحل بعد شامل پردازش‌های اصلی یا مدل‌سازی‌های مورد نظر گردند. پیش‌پردازش داده‌ها به عنوان نمونه می‌تواند شامل مواردی چون تجمیع داده‌ها^۲، یکسان‌سازی ساختار داده‌ها^۳، جایگزینی داده‌های مفقود شده^۴، اصلاح داده‌های متناقض^۵ مانند داده‌های کیفی، اصلاح داده‌های خارج از ردیف^۶، حذف نویز داده‌ها، فشرده‌سازی داده‌ها^۷، نرمال‌سازی داده‌ها^۸، کاهش ابعاد داده‌ها^۹ و ... باشد. در ادامه مهم‌ترین پیش‌پردازش‌های مورد نیاز در دو روش PCA و ICA و نحوه اعمال آنها بر روی داده‌های مورد استفاده بیان شده‌اند.

۴-۱-۱- اصلاح داده‌های خارج از ردیف

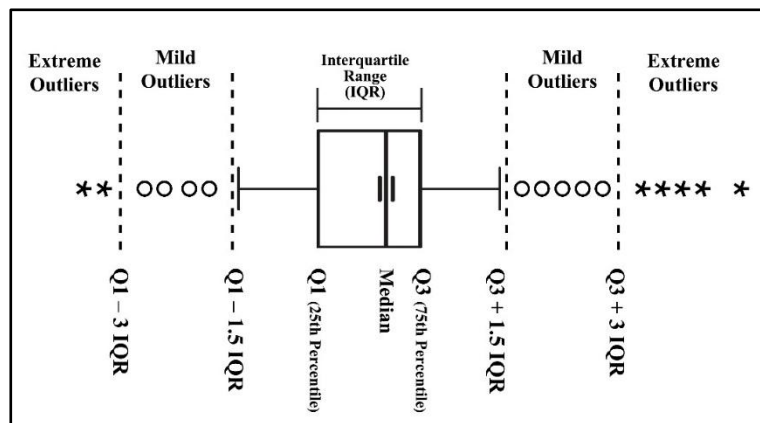
داده‌های خارج از ردیف یا مقادیر پرت، به داده‌هایی گفته می‌شود که بنا به دلایلی، به صورت چشمگیر، خارج از جامعه اصلی قرار گرفته و از نظر مقدار عددی، فاصله معنی‌داری از سایر داده‌ها داشته باشد. در نتیجه، فاصله زیاد آنها با جامعه اصلی، نشان دهنده تشکیل داده خارج از ردیف توسط مکانیسمی متفاوت نسبت به سایر داده‌ها خواهد بود (Aggarwal, 2013).

-
- 1 Preprocessing
 - 2 Data Integration
 - 3 Data Format Unification
 - 4 Missing Data
 - 5 Inconsistent Data
 - 6 Outliers
 - 7 Data Compression
 - 8 Normalization
 - 9 Dimension Reduction

داده‌های خارج از ردیف می‌تواند ناشی از مکانیزم‌های انسانی یا طبیعی مختلفی باشند. به‌عنوان نمونه در مطالعات ژئوشیمیایی، ایجاد داده‌های خارج از ردیف می‌تواند در اثر عواملی چون خطاهای انسانی، خطاهای دستگاهی، فرآیندهای کانی‌زایی یا دگرسانی و آلودگی‌های ناشی از فعالیت‌های انسانی باشد (Lalor and Zhang, 2001). به‌عنوان مثال، اشتباه یا خطای انسانی می‌تواند در مراحل نمونه‌برداری، آماده‌سازی، آنالیز و یا وارد کردن داده‌ها صورت پذیرد. همچنین خطاهای دستگاهی ممکن است در اثر عملکرد نادرست دستگاه‌های آنالیز نمونه‌ها ایجاد شود. از سوی دیگر در مناطقی که کانی‌زایی اتفاق می‌افتد غلظت بعضی از عناصر زیاد شده و این امر باعث ایجاد چولگی مثبت در توزیع احتمال داده‌ها می‌شود. همچنین آلودگی‌های زیست محیطی ناشی از فعالیت‌های انسانی نیز می‌تواند سبب افزایش غلظت بعضی از عناصر در محیط طبیعی گردد.

باید توجه داشت که هرگونه پردازش و تفسیر داده‌ها بدون اصلاح مقادیر خارج از ردیف می‌تواند نتایج مطالعات را تحت تأثیر قرار دهد. با پیروی از همین قاعده، در برخی منابع اشاره شده‌است که روش PCA به وجود مقادیر خارج از ردیف حساس بوده و نتایج به‌دست آمده از آن بدون حذف این مقادیر، با خطا همراه خواهند بود (Filzmoser et al., 2009). همچنین در تمام تکنیک‌های مختلف ICA، عدم وجود مقادیر خارج از ردیف جزء فرضیات اولیه می‌باشد (Pandey et al., 2008). در نتیجه برای شناسایی مقادیر خارج از ردیف روش‌های مختلفی پیشنهاد شده‌اند که به‌صورت کلی به سه گروه شامل روش‌های تشخیص تک‌متغیره، دومتغیره و چندمتغیره تقسیم می‌شوند. در روش‌های تک‌متغیره هر یک از متغیرها به‌صورت جداگانه تحلیل شده و عموماً با بررسی توزیع داده‌ها، مقادیر خارج از یک حد آستانه معین به‌عنوان پرت تلقی می‌شوند. اما در آنالیزهای دو و چندمتغیره علاوه بر فاصله یک مشاهده از مرکز، شکل داده‌ها نیز باید در نظر گرفته شود (Filzmoser et al., 2005). به علاوه روش‌های تک‌متغیره شناسایی مقادیر خارج از ردیف نیز خود به دو گروه کلی تقسیم می‌شوند شامل: ۱- روش‌های بصری بر

اساس رسم نمودار (مثل روش نمودار احتمال، نمودار جعبه ای^۱ و آزمون مربع کای^۲) و ۲- روش‌های محاسباتی بر اساس تعیین حد آستانه (مثل روش دورفل^۳، روش فانوپ^۴ و روش فرکتالی). در این مطالعه از روش نمودار جعبه‌ای توکی (Tukey, 1977; Reimann et al., 2005) برای شناسایی داده‌های خارج از ردیف استفاده شده‌است. در این روش از پارامتر میانه و انحراف معیار داده‌ها برای تشخیص مقادیر پرت استفاده می‌شود. شکل ۴-۱ تصویر شماتیک یک نمودار جعبه‌ای را نشان می‌دهد. در این تصویر Q1 چارک اول و Q3 چارک سوم داده‌ها هستند (مقادیری که به ترتیب ۲۵٪ و ۷۵٪ داده‌ها از آنها کوچک‌ترند). همچنین دامنه میان چارکی^۵ (IQR) فاصله عددی بین چارک اول و چارک سوم تعریف می‌شود (Salomão et al., 2019).



شکل ۴-۱ تصویر شماتیک یک نمودار جعبه‌ای توکی (اصلاح شده از Reimann et al., 2005)

در این مدل چهار مرز برای شناسایی مقادیر خارج از ردیف تعریف می‌گردد. دو مرز داخلی برابر با $Q1 - 1.5IQR$ و $Q3 + 1.5IQR$ و دو مرز بیرونی برابر با $Q1 - 3IQR$ و $Q3 + 3IQR$ هستند. در نتیجه داده‌های بزرگتر یا کوچکتر از مرزهای بیرونی داده‌های خارج از ردیف مفرط^۶ و داده‌های بین مرزهای داخلی و بیرونی داده‌های خارج از ردیف خفیف^۷ در نظر گرفته می‌شوند. با توجه به آنکه در جامعه‌ای با توزیع

-
- 1 Boxplot
 - 2 Chi-Squared Test
 - 3 Doerffel
 - 4 Funop
 - 5 Interquartile Range
 - 6 Extreme Outliers
 - 7 Mild Outliers

در مطالعه حاضر، مقادیر خارج از ردیف برای کلیه متغیرها با استفاده از روش نمودار جعبه‌ای در نرم‌افزار IBM SPSS Statistics 22 شناسایی شده و با بزرگترین داده قبل از خود جایگزین شدند. به‌عنوان نمونه، نمودار جعبه‌ای عناصر Cr، Ni، Cu، Sb و Au در شکل ۴-۲ به تصویر کشیده شده است.

۴-۱-۲- استانداردسازی داده‌ها

در بسیاری از داده‌های چندمتغیره بازه تغییرات متغیرها یکسان نیست. به‌عنوان مثال در داده‌های مورد استفاده در این تحقیق بازه تغییرات عنصر کروم از $37/8$ تا $18437/2$ ppm می‌باشد ولی برای عنصر آنتیموان این بازه از $0/1$ تا $12/1$ ppm بوده است. همچنین واحد اندازه‌گیری متغیرهای مختلف نیز ممکن است با هم متفاوت باشند. به‌عنوان مثال ممکن است غلظت یکی از متغیرهای ژئوشیمیایی با درصد اندازه‌گیری شده باشد و متغیر دیگر با ppm و در کنار آنها واحد متغیر فاصله از واحدهای زمین‌شناسی متر باشد. در این حالت متغیرهای دارای مقادیر عددی بزرگ‌تر، تأثیر بیشتری بر الگوریتم طبقه‌بندی می‌گذارند که باعث بالا رفتن خطا در نتایج طبقه‌بندی می‌شود. بر همین اساس، روش PCA نیز به مقیاسی که متغیرهای اولیه با آن اندازه‌گیری شده‌اند حساس می‌باشد. حتی اگر اندازه‌گیری متغیرها با یک واحد انجام شده باشد اما دامنه مقادیر یکی از متغیرها خیلی بزرگ‌تر از بقیه باشد باز هم انتظار داریم اولین مؤلفه اصلی تحت تأثیر این متغیر باشد. یک روش عملی برای حل این مشکل استانداردسازی^۱ داده‌ها می‌باشد. این کار موجب می‌شود که همه متغیرهای اولیه اهمیت یکسانی در تحلیل داشته باشند (Bishop, 1996). حتی در ICA نیز این هدف با استفاده از سفیدسازی داده‌ها به دست می‌آید که در بخش ۴-۱-۵ به آن خواهیم پرداخت.

دو روش کلی برای استانداردسازی داده‌ها وجود دارد. در روش اول، یک تبدیل خطی یا غیرخطی، داده‌ها را در بازه‌ای که به وسیله کاربر انتخاب می‌شود قرار می‌دهد. به‌عنوان نمونه تبدیلی که عموماً در مطالعات مربوط به شبکه عصبی کاربرد دارد در رابطه ۴-۱ آورده شده است. در این تبدیل اگر فرض کنیم $X_{i,min}$

1 Standardization

و $x_{i,max}$ به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه داده‌ها در متغیر x_{ij} باشند و بخواهیم x_{ij} را به y_{ij} تبدیل کنیم به گونه‌ای که در بازه بین $y_{i,min}$ و $y_{i,max}$ قرار گیرد خواهیم داشت: (Theodoridis and Koutroumbas, 1999)

$$y_{ij} = y_{i,min} + \frac{(y_{i,max} - y_{i,min})(x_{ij} - x_{i,min})}{(x_{i,max} - x_{i,min})} \quad (1-4)$$

این تبدیل خطی بوده و داده‌ها را بدون مقیاس می‌کند ولی تغییری در تابع توزیع داده‌ها ایجاد نمی‌نماید. در روش دوم سعی شده از خواص آماری داده‌ها استفاده گردد، در نتیجه از رابطه ۲-۴ برای استانداردسازی مقادیر هر متغیر i استفاده شده‌است. (Theodoridis and Koutroumbas, 1999)

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_i}{\sigma_i} \quad (2-4)$$

که در آن μ_i تخمین میانگین متغیر x_{ij} و σ_i تخمین واریانس آن متغیر بر روی n نمونه مورد مطالعه است. این رابطه نیز یک تبدیل خطی بوده و میانگین و واریانس داده‌ها را به ترتیب صفر و یک می‌نماید. در مطالعه حاضر از رابطه ۱-۴ برای استانداردسازی داده‌ها استفاده شده‌است.

۳-۱-۴- نرمال کردن توزیع داده‌ها

نرمال بودن توزیع داده‌های چندمتغیره یکی از پیش فرض‌های اصلی در روش PCA می‌باشد (Rencher, 2002) و نتایج به دست آمده از آن به شدت تحت تأثیر داده‌هایی با توزیع غیرنرمال بوده و همراه با خطا خواهند بود (Reimann et al., 2002). در نتیجه لازم است قبل از انجام PCA توزیع داده‌های ورودی بررسی و در صورت لزوم به توزیع نرمال تبدیل شود. آزمون‌های متفاوتی برای بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها وجود دارد. از آن جمله می‌توان به استفاده از آماره‌های چولگی^۱ و کشیدگی^۲، آزمون شاپیرو-

ویلیک^۱، آزمون کولموگروف-اسمیرنوف^۲ و یا روش‌های بصری چون رسم نمودار هیستوگرام، نمودار P-P و یا نمودار Q-Q اشاره کرد.

یکی از ساده‌ترین روش‌ها برای این کار، بررسی میزان چولگی و کشیدگی توزیع می‌باشد. چولگی برآوردی از میزان عدم تقارن توزیع یک متغیر است. چولگی مثبت نشان می‌دهد که دنباله نمودار در سمت راست توزیع طولانی‌تر از سمت چپ است و بخش عمده‌ای از داده‌ها در سمت چپ میانگین قرار دارند. در مقابل، چولگی منفی نشان می‌دهد که دنباله در سمت چپ توزیع از سمت راست طولانی‌تر بوده و بخش عمده‌ای از داده‌ها در سمت راست میانگین قرار دارند. همچنین کشیدگی میزان تیزی نمودار توزیع را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر با استفاده از میزان کشیدگی می‌توان مشخص کرد که نمودار توزیع متغیر از توزیع نرمال نوک‌تیزتر است یا هموارتر.

به صورت کلی مقدار چولگی و کشیدگی یک توزیع کاملاً نرمال به ترتیب صفر و ۳ در نظر گرفته می‌شود (Alghofaily and Ding, 2019). در نتیجه می‌توان از این دو پارامتر برای بررسی نرمال بودن توزیع یک متغیر استفاده کرد. به این منظور محققین مختلف حدود پایینی و بالایی چولگی و کشیدگی را برای آزمون نرمال بودن توزیع‌ها معرفی کرده‌اند. از این میان محدوده بین ۲ تا ۲- برای چولگی و ۷ تا ۷- برای کشیدگی (West et al., 1996; Kim, 2013; Hong et al., 2020) از بقیه مشهورتر هستند. به این ترتیب می‌توان گفت توزیع‌هایی با میزان قدرمطلق چولگی بیشتر از ۲ و قدرمطلق کشیدگی بیشتر از ۷ نرمال نیستند.

مقدار چولگی و کشیدگی متغیرهای ژئوشیمیایی مورد استفاده در این مطالعه در جدول ۴-۱ نشان داده شده است. همان‌طور که مشخص است چولگی و کشیدگی هیچکدام از متغیرها در محدوده نرمال قرار ندارند.

1 Shapiro-Wilk Test

2 Kolmogorov-Smirnov Test

جدول ۴-۱- مقادیر چولگی و کشیدگی متغیرهای ژئوشیمیایی مورد استفاده قبل و بعد از تبدیل لگاریتمی

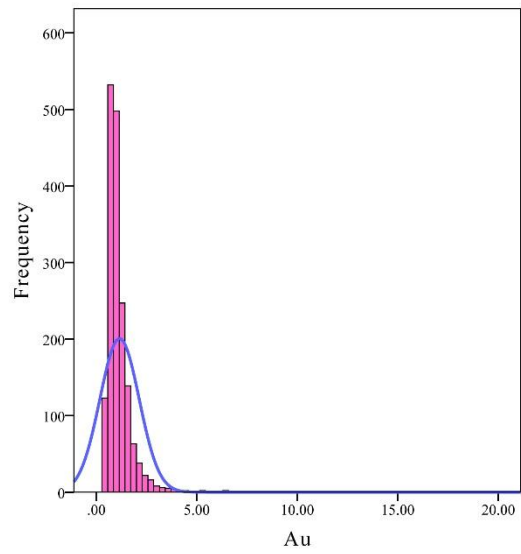
	Cr	Ni	Cu	As	Sb	Co	V	Sr	Hg	W	B	Mo	Au
Skewness	5.38	2.65	3.41	18.08	12.32	3.69	3.58	3.24	9.98	13.43	2.86	3.21	9.24
Kurtosis	36.37	8.56	20.93	458.74	223.42	19.51	17.61	15.69	125.64	228.88	13.47	15.89	131.58

	ln(Cr)	ln(Ni)	ln(Cu)	ln(As)	ln(Sb)	ln(Co)	ln(V)	ln(Sr)	ln(Hg)	ln(W)	ln(B)	ln(Mo)	ln(Au)
Skewness	0.19	0.51	0.97	1.84	1.57	1.08	0.98	0.68	1.96	1.76	0.66	0.61	1.16
Kurtosis	0.81	0.27	2.11	7.94	5.97	3.21	2.36	2.10	7.20	11.84	0.93	1.71	3.88

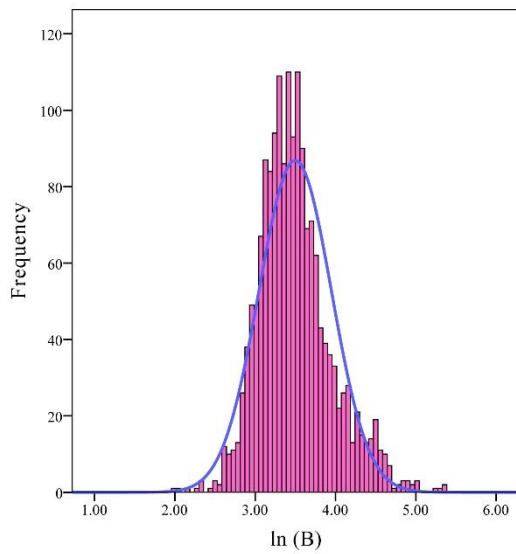
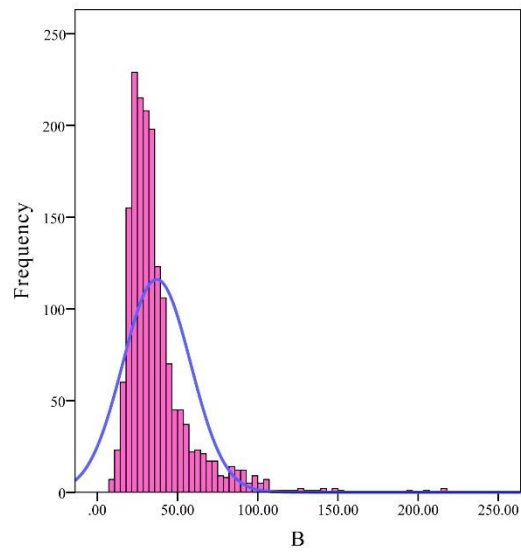
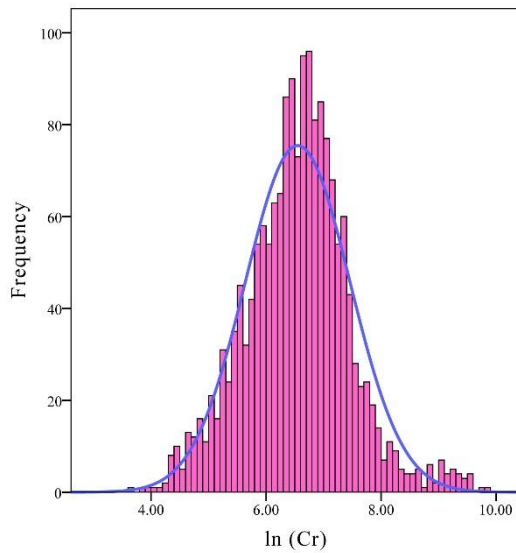
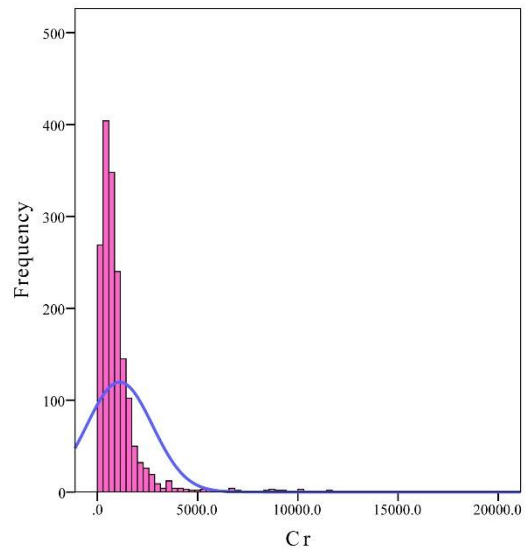
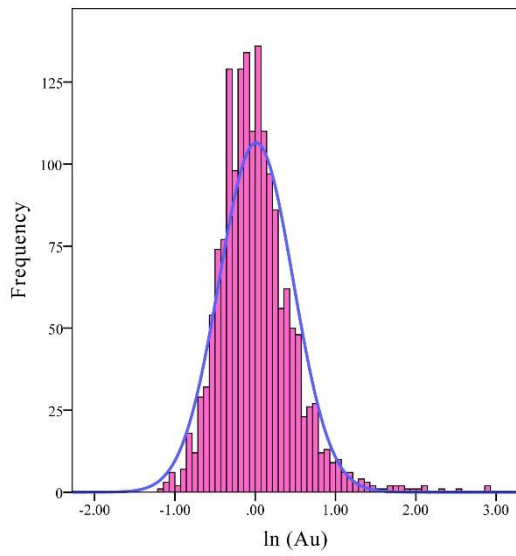
همچنین رسم هیستوگرام فراوانی داده‌ها و همچنین نمودار Q-Q (نمودار چندک-چندک^۱) از روش‌های بصری معمول برای بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها می‌باشد. نمودار هیستوگرام یک توزیع کاملاً نرمال، متقارن و زنگوله است. در نتیجه شکل هیستوگرام می‌تواند نشان دهنده توزیع نرمال داده‌ها باشد. همچنین نمودار Q-Q روشی نموداری برای مقایسه دو توزیع نظری می‌باشد (Gibbons and Chakraborti, 2014). حال اگر یکی از توزیع‌های مورد مقایسه را یک توزیع نرمال استاندارد در نظر بگیریم، می‌توان نرمال بودن توزیع دوم را با آن سنجید. در این روش اگر دو توزیع مقایسه شده مشابه باشند، نقاط روی نمودار Q-Q تقریباً روی خط $y = x$ قرار خواهند گرفت و اگر توزیع‌ها رابطه خطی داشته باشند، نقاط نمودار، تقریباً روی یک خط راست قرار می‌گیرند، ولی این خط الزاماً خط $y = x$ نخواهد بود. به عبارت ساده‌تر هرچه نقاط ترسیم شده در این نمودار به خط راست نزدیک‌تر باشند، توزیع فراوانی آنها به نرمال نزدیک‌تر خواهد بود.

شکل ۴-۳ الف، هیستوگرام فراوانی و شکل ۴-۴ الف، نمودار Q-Q بعضی از متغیرهای ژئوشیمیایی مورد استفاده در این مطالعه را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل مشخص است، نه هیستوگرام فراوانی متغیرها به حالت زنگوله‌ای شباهت دارد و نه نمودار Q-Q آنها به خط راست نزدیک می‌باشد.

الف

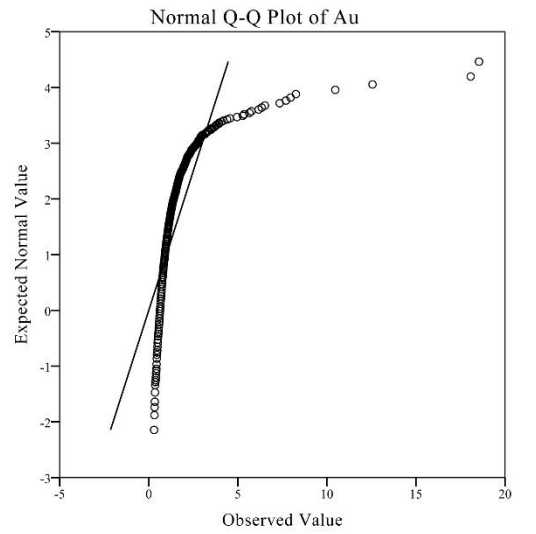


ب

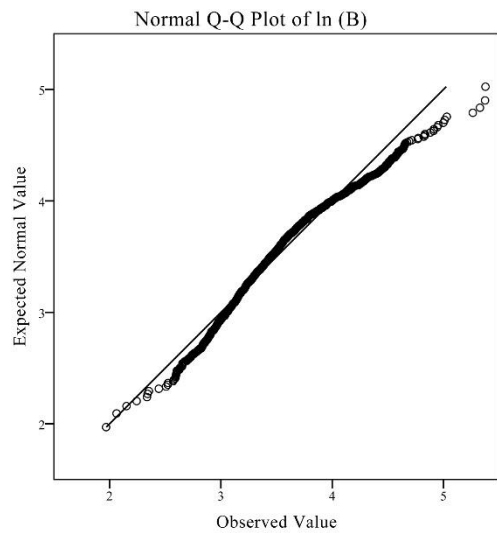
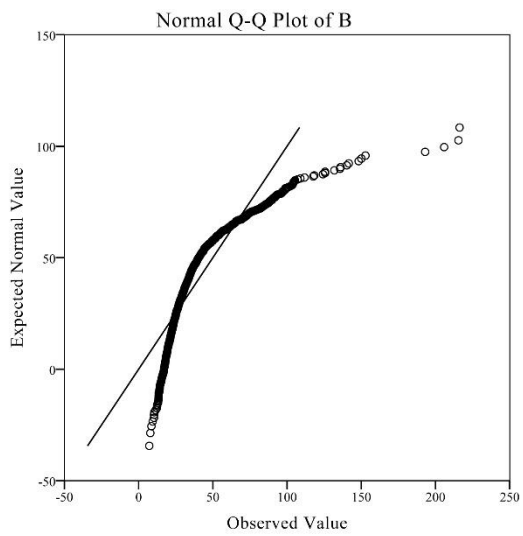
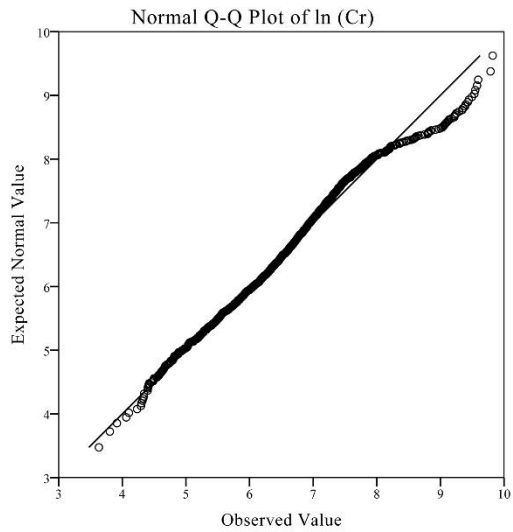
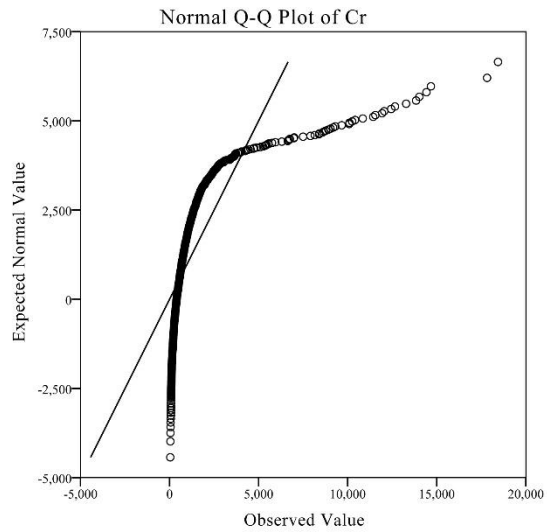
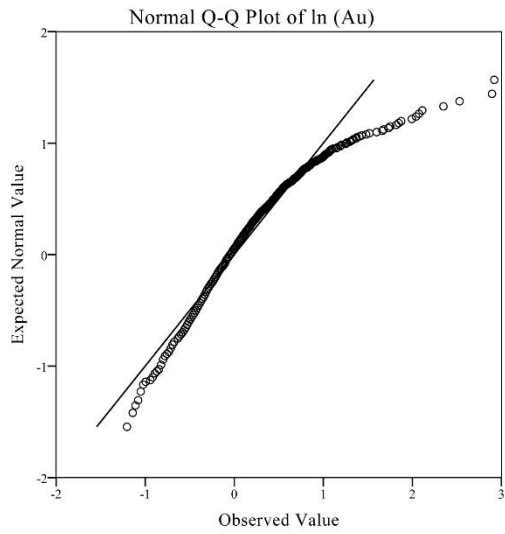


شکل ۴-۳- هیستوگرام فراوانی عناصر Au، Cr و B (الف) قبل و (ب) بعد از تبدیل لگاریتمی

الف



ب



شکل ۴-۴- نمودار Q-Q عناصر Au، Cr و B (الف قبل و ب) بعد از تبدیل لگاریتمی

برای تبدیل توزیع داده‌های یک متغیر به توزیع نرمال، روش‌های متعددی پیشنهاد شده‌است. از جمله این روش‌ها می‌توان به تبدیل لگاریتمی، روش محاسبه ریشه دوم، تبدیل جانسون^۱ و تبدیل باکس کاکس^۲ اشاره کرد.

با توجه به آنکه معمولاً توزیع داده‌های ژئوشیمیایی نزدیک به لاگ نرمال است، برای حداقل کردن اثر چولگی داده‌ها و تبدیل توزیع آنها به نرمال، عموماً از تبدیل لگاریتمی^۳ استفاده می‌شود (Romic and Romic and Webster, 2014; Oliver and Webster, 2014). در نتیجه در این مطالعه نیز برای نرمال کردن توزیع داده‌ها از لگاریتم طبیعی^۴ (ln) استفاده شده‌است. به این منظور مقادیر لگاریتم طبیعی متغیرهایی که توزیع غیرنرمال داشته‌اند محاسبه و در مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفته است. اشکال ۴-۳ ب و ۴-۴ ب، هیستوگرام فراوانی و نمودار Q-Q متغیرهای B، Cr و Au را بعد از تبدیل لگاریتمی نشان می‌دهند. همان‌طور که مشخص است، هیستوگرام و نمودار Q-Q این متغیرها به صورت آشکاری به حالت نرمال نزدیک شده‌اند. همچنین مقادیر چولگی و کشیدگی تمام متغیرهای ژئوشیمیایی مورد استفاده نیز قبل و بعد از تبدیل لگاریتمی در جدول ۴-۱ نشان داده شده‌است. مشخص است که این مقادیر بعد از تبدیل مورد اشاره یا در بازه مورد قبول برای توزیع نرمال قرار گرفته‌اند و یا بسیار به آن نزدیک شده‌اند.

۴-۱-۴- متمرکزسازی داده‌ها

اساسی‌ترین و ضروری‌ترین پیش‌پردازش ICA، متمرکزکردن^۵ بردار داده‌های مشاهده شده می‌باشد (Hyvärinen and Oja, 2000). این پیش‌پردازش به همراه سفیدکردن داده‌ها، به منظور کاهش پیچیدگی الگوریتم ICA و ساده‌سازی آن انجام می‌گردد (Kothandaraman et al., 2020). هدف از

1 Johnson Transformation
2 Box-Cox Transformation
3 Logarithmic Transformation
4 Natural Logarithm
5 Centering

متمرکز کردن داده‌ها تبدیل بردار مشاهدات x به برداری با میانگین صفر است. این کار با کم کردن میانگین از بردار مشاهدات و با استفاده از رابطه ۳-۴ صورت می‌پذیرد: (Mohanaprasad et al., 2019)

$$\tilde{x} = x - E\{x\} \quad (3-4)$$

که در آن $E\{x\}$ میانگین بردار مشاهدات و $\tilde{x}$ بردار جدیدی است که حول میانگین متمرکز شده‌است. باید توجه داشت که در نتیجه متمرکز کردن بردار مشاهدات، میانگین مؤلفه‌های مستقل خروجی نیز صفر می‌گردد. ولی این موضوع باعث نمی‌شود که میانگین این مؤلفه‌ها قابل محاسبه نباشد. چراکه با توجه به رابطه ۲-۲۳ خواهیم داشت: (Hyvärinen and Oja, 2000)

$$E\{s\} = A^{-1}E\{x\} \quad (4-4)$$

که در آن $E\{s\}$ میانگین مؤلفه‌های مستقل s و A ماتریس اختلاط می‌باشد. در نتیجه می‌توان گفت، با توجه به آنکه متمرکزسازی داده‌ها ماتریس اختلاط را تحت تأثیر قرار نمی‌دهد (Mohanaprasad et al., 2019) می‌توان بعد از برآورد ماتریس اختلاط و مؤلفه‌های خروجی (s) ، با اضافه کردن $A^{-1}E\{x\}$ مؤلفه‌های خروجی با میانگین اصلی را محاسبه کرد.

۴-۱-۵- سفیدسازی داده‌ها

دیگر پیش‌پردازش مفید در روش ICA، سفیدسازی^۱ داده‌ها می‌باشد. در این پیش‌پردازش، بردار مشاهدات (x) به‌صورتی به یک بردار $\tilde{x}$ جدید تبدیل می‌شود که مؤلفه‌های بردار جدید ناهمبسته بوده و واریانس آنها برابر واحد باشد (Hyvärinen and Oja, 2000). به عبارت دیگر، از سفید کردن برای ناهمبسته کردن^۲ داده‌های متمرکز شده استفاده می‌شود. طبق نظریه پردازش سیگنال آماری^۳، تمام سیگنال‌های مستقل، ناهمبسته هستند. از طرف دیگر واریانس داده‌های ناهمبسته باید واحد و ماتریس کواریانس آنها همانی^۴ باشد (Kothandaraman et al., 2020). در نتیجه می‌توان نوشت:

1 Whitening

2 Uncorrelate

3 Statistical Signal Processing Theory

4 Identity Matrix

$$E\{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}^T\} = \mathbf{I} \quad (5-4)$$

سفید کردن با استفاده از روش‌های مختلفی مثل تجزیه مقدرهای منفرد^۱ (SVD)، تجزیه مقدرهای ویژه^۲ (EVD) و تجزیه مقدرهای ویژه چندجمله‌ای^۳ (PEVD) انجام می‌شود (Kothandaraman et al., 2020) که یکی از معمول‌ترین آنها، روش EVD است. در این روش بردار سفید شده $\tilde{\mathbf{x}}$ از رابطه زیر به دست می‌آید: (Hyvärinen and Oja, 2000)

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{E}^T\mathbf{x} \quad (6-4)$$

که در آن $\mathbf{E}$ ماتریس متعامد بردارهای ویژه ماتریس کواریانس مشاهدات $\mathbf{x}$ است و $\mathbf{D} = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ ماتریس قطری^۴ از مقادیر ویژه آن. در رابطه ۶-۴ مقدار $\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}$ را می‌توان با یک عملیات مؤلفه به مؤلفه ساده به صورت $\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} = \text{diag}(d_1^{-\frac{1}{2}}, \dots, d_n^{-\frac{1}{2}})$ محاسبه کرد. همچنین باید توجه کرد که سفیدسازی، ماتریس اختلاط را به ماتریس اختلاط جدید $\tilde{\mathbf{A}}$ تبدیل می‌نماید. از رابطه‌های ۲-۲۳ و ۴-۶ خواهیم داشت: (Hyvärinen and Oja, 2000)

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{E}^T\mathbf{A}\mathbf{s} = \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{s} \quad (7-4)$$

با توجه به آنکه ماتریس اختلاط جدید ($\tilde{\mathbf{A}}$) متعامد است، می‌توان گفت که سفیدسازی تعداد پارامترهایی که باید تخمین زده شوند را کاهش داده و مساله ICA را ساده‌تر می‌نماید. تعداد عناصر ماتریس اصلی $\mathbf{A}$ برابر با n^2 است که همگی باید برآورد گردند ولی در مقابل تعداد عناصر ماتریس متعامد $\tilde{\mathbf{A}}$ برابر با $n(n-1)/2$ است. به بیان ساده‌تر، یک ماتریس متعامد تنها حدود نیمی از تعداد پارامترهای یک ماتریس معمولی را دارا می‌باشد. بنابراین می‌توان گفت که سفیدسازی نیمی از مشکل ICA را حل نموده و روش بسیار خوبی برای کاهش پیچیدگی ICA می‌باشد (Hyvärinen and Oja, 2000).

1 Singular Value Decomposition
 2 Eigen Value Decomposition
 3 Polynomial Eigen Value Decomposition
 4 Diagonal Matrix

در انتها باید اشاره کرد، با وجود آنکه سفیدسازی باعث کاهش مشکلات محاسباتی روش ICA می‌شوند، ولی به صورت همزمان باعث می‌شود واریانس مؤلفه‌های مستقل خروجی نیز برابر واحد باشد. نتیجه نه چندان مطلوب این فرض آن است که رتبه‌بندی بر اساس واریانس برای مؤلفه‌های مستقل وجود نخواهد داشت. (Yang and Cheng, 2015a)

۲-۴- مدل سازی پتانسیل معدنی

در فصل دوم و بخش قبل، اصول تئوری روش‌های پیشنهادی و نحوه جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌های ورودی بررسی شد. در این بخش نحوه اجرای مدل‌سازی PCA و ICA بر روی داده‌های انتخاب شده مورد بحث قرار می‌گیرد.

۲-۴-۱- مدل سازی پتانسیل معدنی به روش PCA

به منظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش PCA، نرم‌افزار IBM SPSS Statistics 22 به کار گرفته شده است. به این منظور تمام داده‌های مورد استفاده، پس از کمی شدن و پیش‌پردازش‌های مورد نیاز، در یک فایل Excel جمع‌آوری شده و در نرم‌افزار مورد اشاره تحلیل گردید. می‌دانیم که روش PCA به صورت ذاتی مؤلفه‌های خروجی را بر اساس واریانس‌شان از بزرگ به کوچک رتبه‌بندی می‌نماید (Davis, 2002). از طرف دیگر داده‌های مرتبط با کانی‌زایی (به عنوان مثال داده‌های مربوط به ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی) بخش کوچکی از واریانس کل داده‌های برداشت شده از هر منطقه را تشکیل می‌دهند (Carranza, 2008). به همین دلیل ممکن است داده‌های مرتبط با کانی‌زایی جزو اولین مؤلفه‌های خروجی به دست آمده از PCA قرار نگیرند. در نتیجه حذف آخرین مؤلفه‌های خروجی ممکن است به از بین رفتن اطلاعات مربوط به برخی از کانی‌زایی‌های موجود در منطقه منجر شود. از این رو، در مطالعه انجام شده، تعداد مؤلفه‌های خروجی مساوی با تعداد متغیرهای ورودی در نظر گرفته شد و مؤلفه‌های مفید در مرحله تفسیر نتایج انتخاب و جداسازی شدند.

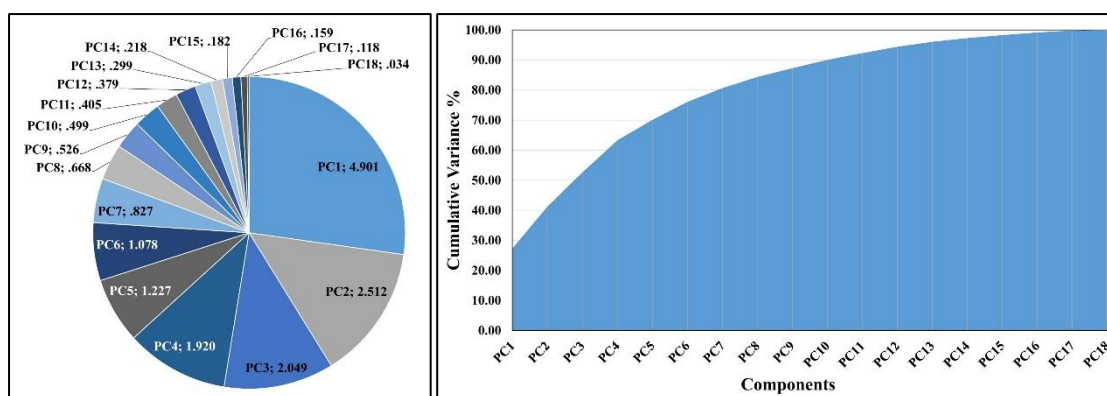
پس از اعمال PCA بر داده‌های ورودی، یکی از نتایج به‌دست آمده جدول بردارهای ویژه می‌باشد. با توجه به آنکه در این روش هر مؤلفه خروجی یک ترکیب خطی از متغیرهای اولیه است (Davis, 2002)، این جدول وزن هر متغیر اولیه در ترکیب خطی مؤلفه‌های خروجی را مشخص می‌نماید. بردارهای ویژه به‌دست آمده از مدل‌سازی انجام شده در جدول ۴-۲ نشان داده شده‌اند.

جدول ۴-۲- بردارهای ویژه PCA جهت مدل سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه																		
Variable	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13	PC14	PC15	PC16	PC17	PC18
As	-0.63	0.54	0.07	0.14	0.25	-0.17	-0.01	-0.08	0.01	-0.01	0.20	0.24	-0.01	-0.11	0.25	-0.07	-0.02	0.00
Au	-0.15	0.28	0.09	0.42	-0.35	0.47	-0.43	-0.28	0.27	0.18	0.07	0.01	0.01	0.03	-0.02	0.01	0.00	0.00
B	-0.53	-0.20	-0.11	0.47	0.06	0.39	-0.02	0.35	-0.20	-0.04	-0.11	0.26	-0.16	0.13	0.00	0.02	0.05	0.00
Co	0.81	0.16	0.36	0.22	0.10	0.20	0.04	0.08	-0.13	-0.03	0.07	0.02	0.02	0.00	-0.03	-0.08	-0.21	-0.09
Cr	0.75	0.03	0.35	0.06	0.46	0.01	0.04	-0.03	0.06	0.19	0.05	0.01	0.05	0.11	0.06	0.09	0.19	-0.07
Cu	0.23	0.48	0.52	-0.23	-0.38	0.09	-0.20	0.28	-0.07	-0.21	-0.14	0.04	0.10	-0.19	0.03	0.05	0.10	-0.02
Hg	0.05	0.43	-0.17	0.55	0.18	-0.31	-0.02	0.38	0.42	-0.10	-0.07	-0.11	-0.03	0.02	-0.04	0.01	-0.03	0.00
Mo	-0.68	0.02	0.14	-0.18	0.16	0.37	0.11	0.30	-0.02	0.20	0.25	-0.30	-0.09	-0.13	-0.01	0.01	0.01	0.00
Ni	0.77	-0.02	0.06	0.43	0.21	0.21	0.14	0.06	-0.08	0.14	-0.05	0.04	0.22	-0.09	0.02	0.02	-0.02	0.12
Sb	-0.63	0.55	0.11	0.01	0.34	-0.07	0.00	-0.14	-0.10	-0.05	0.09	0.14	0.08	-0.03	-0.30	0.08	0.01	0.00
Sr	-0.62	-0.18	0.16	-0.50	-0.07	0.11	0.15	0.21	0.24	0.10	-0.01	0.15	0.31	0.15	0.02	-0.02	-0.06	-0.01
V	0.32	0.31	0.72	-0.39	0.06	-0.07	-0.15	0.06	0.02	-0.04	0.09	0.00	-0.20	0.21	0.00	-0.02	-0.03	0.09
W	-0.62	0.47	-0.01	0.07	0.29	0.17	-0.10	-0.14	-0.18	-0.14	-0.25	-0.29	0.14	0.14	0.10	-0.04	-0.01	0.00
PF	-0.24	0.09	0.47	0.27	-0.21	0.21	0.66	-0.22	0.16	-0.20	-0.03	-0.02	-0.08	0.00	0.01	0.03	0.03	0.00
ETM+ 3/1 BR	0.38	0.30	-0.50	-0.50	0.21	0.33	0.02	-0.04	0.13	-0.09	-0.07	0.06	-0.10	-0.02	0.07	0.23	-0.09	0.00
ETM+ 5/7 BR	0.54	0.37	-0.45	-0.35	0.15	0.34	0.10	0.00	0.11	-0.10	0.01	0.06	-0.03	-0.02	-0.07	-0.26	0.10	0.01
Intrusive Rocks	0.00	0.73	-0.09	-0.10	-0.27	-0.17	0.24	0.03	-0.10	0.46	-0.24	0.03	-0.10	0.01	-0.01	-0.02	-0.02	-0.01
Ophiolitic Rocks	0.32	0.49	-0.47	0.14	-0.42	-0.04	0.13	0.10	-0.18	-0.09	0.33	-0.06	0.12	0.17	0.03	0.06	0.03	0.00

همان‌طور که اشاره شد PCA، مؤلفه‌های خروجی را بر اساسی سهم‌شان از واریانس داده‌ها رتبه‌بندی می‌نماید. جدول ۴-۳ سهم هر مؤلفه خروجی در واریانس کل داده‌ها را نشان می‌دهد. همچنین در شکل ۴-۵، نمودار درصد واریانس تجمعی مؤلفه‌های خروجی و سهم هر مؤلفه در واریانس کل داده‌ها به تصویر کشیده شده‌است.

جدول ۴-۳- سهم مؤلفه‌های خروجی از واریانس کل داده‌ها

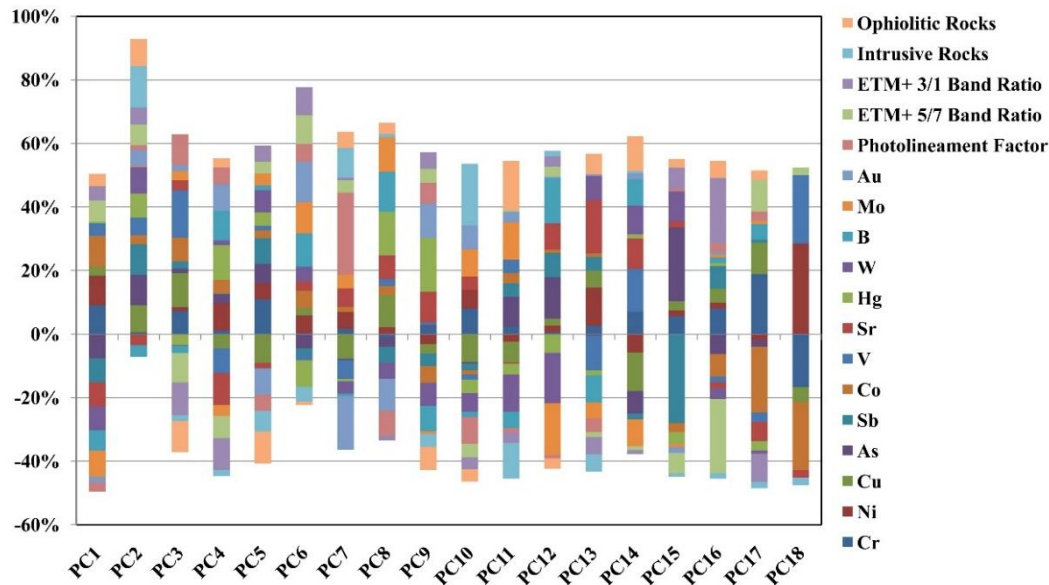
Component	Total	% of Variance	Cumulative %
PC1	4.90	27.23	27.23
PC2	2.51	13.95	41.18
PC3	2.05	11.39	52.57
PC4	1.92	10.67	63.23
PC5	1.23	6.82	70.05
PC6	1.08	5.99	76.04
PC7	0.83	4.59	80.63
PC8	0.67	3.71	84.34
PC9	0.53	2.92	87.26
PC10	0.50	2.77	90.04
PC11	0.40	2.25	92.28
PC12	0.38	2.11	94.39
PC13	0.30	1.66	96.05
PC14	0.22	1.21	97.26
PC15	0.18	1.01	98.27
PC16	0.16	0.88	99.16
PC17	0.12	0.66	99.81
PC18	0.03	0.19	100.00



شکل ۴-۵- نمودار درصد تجمعی واریانس مؤلفه‌های خروجی (راست) و میزان واریانس هر مؤلفه خروجی از کل واریانس داده‌ها (چپ)

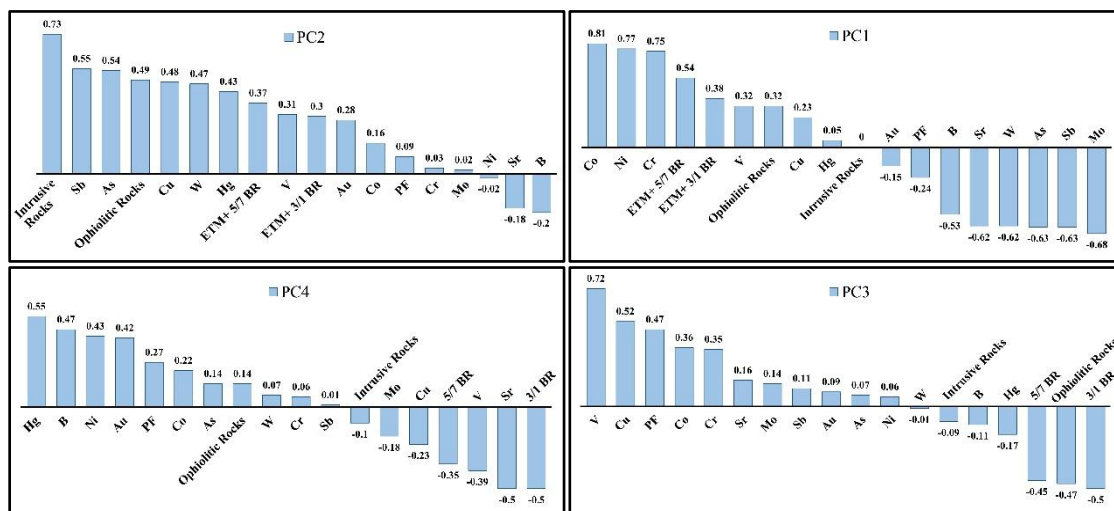
یکی از خطاهای احتمالی در نتایج PCA بالا بودن بیش از حد وزن یک یا دو متغیر در هر مؤلفه خروجی می‌باشد (Yang and Cheng, 2015b). چنین شرایطی باعث می‌شود که مؤلفه خروجی مورد نظر کاملاً تحت سلطه یک یا دو متغیر باشد که نتیجه مطلوبی برای روش PCA به حساب نمی‌آید. برای بررسی این موضوع نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ مؤلفه‌های خروجی آنالیز انجام شده (شکل ۴-۶)، رسم گردیده‌است. این نمودار وزن نسبی تمام متغیرها را در هر PC به‌صورت بصری به نمایش در می‌آورد. همان‌طور که در نمودار شکل ۴-۶ مشخص است، بجز چند PC آخر سهم متغیرهای مختلف در دیگر

PCها متعادل است. این موضوع نشان دهنده آن است که PCها تحت سلطه یک متغیر نیستند و در هر کدام تعدادی از متغیرها نقش آفرینی می کنند.



شکل ۴-۶- نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ نشان دهنده سهم متغیرها در PCهای خروجی

به علاوه همان طور که در فصل بعد به تفصیل اشاره خواهد شد، در این روش وزن متغیرها در تشخیص پدیده های زمین شناسی ظاهر شده در هر PC به کار گرفته می شود. در شکل ۴-۷ به عنوان نمونه، نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 تا PC4 از آنالیز انجام شده به تصویر کشیده شده است.



شکل ۴-۷- نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 تا PC4

با مطالعه این نمودارها علاوه بر شناسایی متغیرهای مؤثر در هر PC (با وزن مثبت و منفی) می‌توان تعداد متغیرهای مؤثر و میزان اثر آنها را بررسی نمود.

۴-۲-۲- مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش ICA

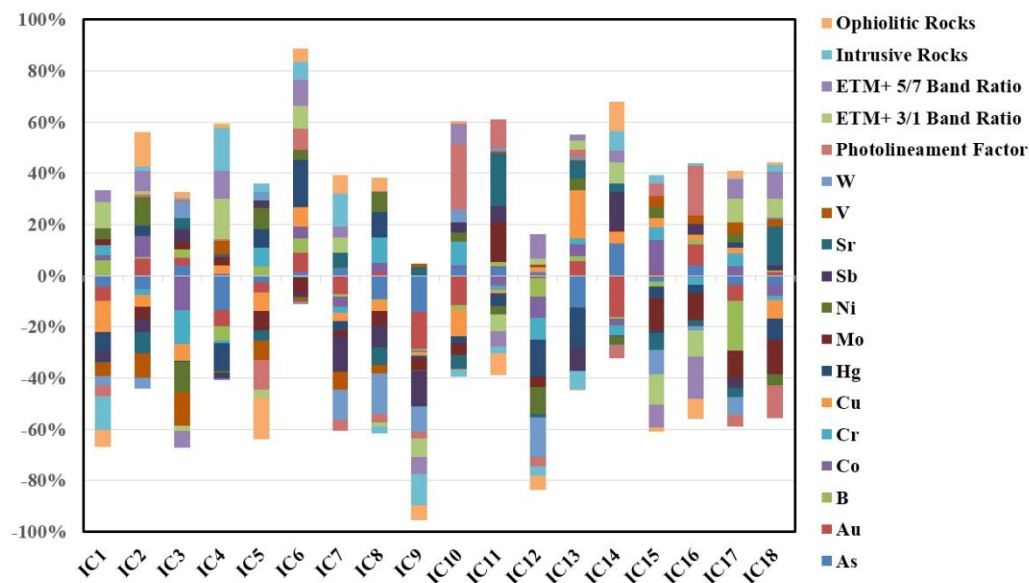
مدل‌سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه به روش ICA، با استفاده از نرم‌افزار ENVI 5.1 انجام شد. به این منظور داده‌های ورودی پس از پیش‌پردازش‌های لازم، ابتدا توسط نرم‌افزار ArcMap 10.3 تبدیل به نقشه‌های رستری شدند. همچنین، به جهت آنکه امکان مقایسه نتایج مدل‌سازی به دو روش PCA و ICA وجود داشته باشد، دقیقاً از همان متغیرهای ورودی مورد استفاده در PCA استفاده گردید. سپس نقشه‌های رستری ایجاد شده در نرم‌افزار ENVI 5.1 تحت تبدیل ICA قرار گرفتند. خروجی این نرم‌افزار طی مدل‌سازی مورد استفاده شامل نقشه رستری مؤلفه‌های مستقل خروجی و ماتریس جداسازی می‌باشد.

ماتریس جداسازی شامل وزن هر کدام از متغیرهای اولیه در مؤلفه‌های مستقل خروجی (ICها) است. به عبارت دیگر، می‌توان درآیه‌های ماتریس جداسازی را ضرایب متغیرهای ورودی در رابطه خطی مورد استفاده برای محاسبه مؤلفه‌های مستقل خروجی دانست. جدول ۴-۴ ماتریس جداسازی به دست آمده از مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. لازم به یادآوری است که روش ICA با توجه به عدم رتبه‌بندی مؤلفه‌های خروجی، همواره تعداد آنها را برابر تعداد متغیرهای ورودی در نظر می‌گیرد که در این مورد نیز ۱۸ مؤلفه خروجی بوده است.

به علاوه، مانند بخش قبل برای اطمینان از عدم تسلط یک یا دو متغیر بر هر مؤلفه خروجی، نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ ICها در شکل ۴-۸ رسم شده است. همان‌طور که در این نمودار مشخص است، سهم متغیرهای مختلف در ICها متعادل بوده و تعدادی از متغیرها در هر IC نقش آفرینی می‌نمایند.

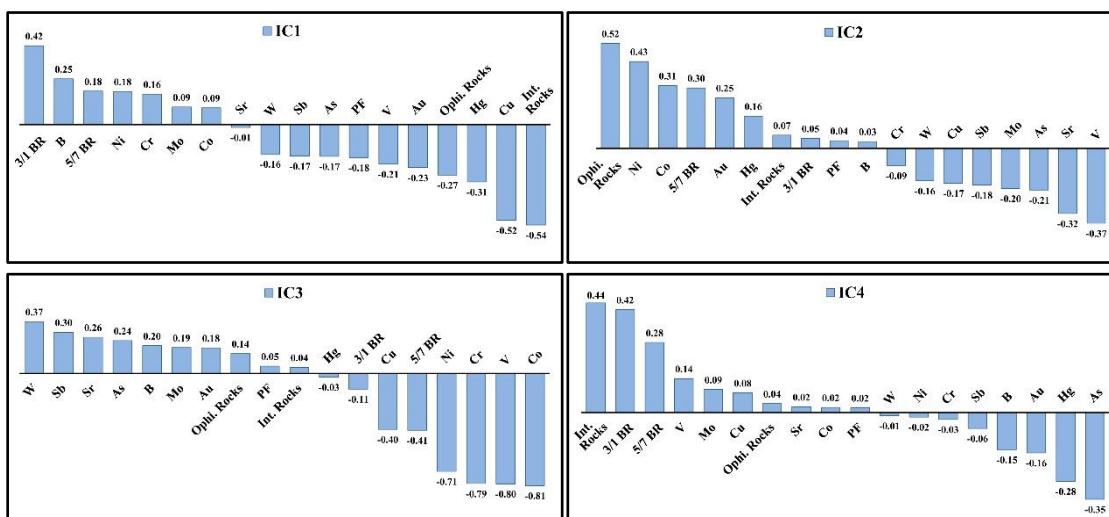
جدول ۴-۴- ماتریس جداسازی ICA جهت مدل سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه

Variable	IC1	IC2	IC3	IC4	IC5	IC6	IC7	IC8	IC9	IC10	IC11	IC12	IC13	IC14	IC15	IC16	IC17	IC18
As	-0.17	-0.21	0.24	-0.35	-0.08	0.03	0.07	-0.32	-0.56	0.06	0.11	0.03	-0.37	0.36	-0.06	0.09	-0.17	-0.07
Au	-0.23	0.25	0.18	-0.16	-0.12	0.21	-0.17	0.04	-0.57	-0.23	0.01	-0.02	0.17	-0.46	0.03	0.18	-0.28	0.02
B	0.25	0.03	0.20	-0.15	0.11	0.16	-0.02	0.00	-0.02	-0.03	0.07	-0.15	0.06	-0.02	-0.05	0.03	-0.90	0.01
Co	0.09	0.31	-0.81	0.02	0.00	0.12	-0.10	0.13	-0.01	0.02	-0.14	-0.17	0.13	-0.07	0.31	-0.01	0.16	-0.08
Cr	0.16	-0.09	-0.79	-0.03	0.21	-0.01	-0.05	0.34	-0.02	0.18	-0.05	-0.18	0.07	-0.12	0.12	-0.07	0.24	-0.03
Cu	-0.52	-0.17	-0.40	0.08	-0.21	0.21	-0.08	-0.15	-0.05	-0.21	-0.05	0.04	0.56	0.14	0.08	0.04	0.10	-0.13
Hg	-0.31	0.16	-0.03	-0.28	0.22	0.50	-0.09	0.34	-0.05	-0.06	-0.18	-0.30	-0.45	-0.01	-0.11	-0.07	0.09	-0.16
Mo	0.09	-0.20	0.19	0.09	-0.23	-0.17	-0.05	-0.19	-0.18	-0.09	0.54	-0.08	-0.01	0.02	-0.29	-0.23	-0.50	-0.25
Ni	0.18	0.43	-0.71	-0.02	0.24	0.10	0.01	0.28	-0.01	0.07	-0.11	-0.23	0.13	-0.09	0.11	0.01	0.15	-0.08
Sb	-0.17	-0.18	0.30	-0.06	0.09	-0.03	-0.33	-0.31	-0.54	0.07	0.22	0.01	-0.27	0.43	-0.03	0.08	-0.18	0.04
Sr	-0.01	-0.32	0.26	0.02	-0.11	-0.01	0.13	-0.24	0.13	-0.11	0.72	-0.03	0.20	0.09	-0.15	-0.06	-0.18	0.29
V	-0.21	-0.37	-0.80	0.14	-0.23	-0.05	-0.17	-0.11	0.05	0.00	0.02	0.01	0.01	0.01	0.10	0.08	0.22	0.06
W	-0.16	-0.16	0.37	-0.01	0.10	-0.03	-0.29	-0.54	-0.40	0.10	0.06	-0.32	0.03	-0.01	-0.23	-0.04	-0.31	0.01
PF	-0.18	0.04	0.05	0.02	-0.35	0.23	-0.10	-0.12	-0.10	0.51	0.39	-0.07	0.08	-0.14	0.12	0.44	-0.22	-0.25
ETM+ 3/1 BR	0.42	0.05	-0.11	0.42	-0.10	0.24	0.14	-0.05	-0.28	0.00	-0.23	0.05	0.11	0.23	-0.29	-0.22	0.43	0.14
ETM+ 5/7 BR	0.18	0.30	-0.41	0.28	0.00	0.27	0.10	0.01	-0.26	0.16	-0.21	0.20	0.07	0.14	-0.21	-0.37	0.35	0.20
Intrusive Rocks	-0.54	0.07	0.04	0.44	0.10	0.19	0.31	-0.10	-0.48	-0.06	-0.09	-0.08	-0.22	0.22	0.08	0.02	0.01	0.05
Ophiolitic Rocks	-0.27	0.52	0.14	0.04	-0.49	0.15	0.17	0.18	-0.23	0.02	-0.30	-0.12	-0.01	0.33	-0.04	-0.18	0.14	0.02



شکل ۴-۸- نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ نشان دهنده سهم متغیرها در ICهای خروجی

همچنین در شکل ۴-۹ به عنوان نمونه، نمودار ستونی وزن متغیرها در IC1 تا IC4 از ICA انجام شده نشان داده شده است. همانند روش PCA از این نمودارها در انتخاب نوع کانی زایی ظاهر شده در هر IC استفاده خواهد شد.



شکل ۴-۹- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC1 تا IC4

۴-۲-۳- محاسبه حد آستانه آنومالی

به منظور تهیه نقشه‌های خروجی مدل‌سازی پتانسیل معدنی، مقایسه نتایج با اندیس‌های شناخته شده و همچنین معرفی مناطق امیدبخش معدنی، نیاز است که برای هر کدام از مؤلفه‌های خروجی انتخاب شده، حد آستانه آنومالی^۱ برآورد گردد. در این مطالعه از روشی مبتنی بر پارامترهای مرکزیت و پراکندگی برای محاسبه حد آستانه‌ای استفاده شده است که به روش $\bar{X} + tS$ معروف است.

روش $\bar{X} + tS$ یک روش غیرساختاری محاسبه حد آستانه است که برای داده‌هایی با وسعت کم محدوده آنومالی نسبت به محدوده زمینه مناسب می‌باشد (Wellmer, F.W., 1998). همان‌طور که از نام این روش مشخص است، مقدار حد آستانه آنومالی در آن از رابطه زیر قابل محاسبه می‌باشد (Hawkes and Webb, 1962):

$$C_{an} = \bar{X} + tS \quad (۴-۸)$$

که در آن $\bar{X}$ مقدار زمینه، S انحراف معیار داده‌های زمینه و t ضریب ثابت است. مقدار زمینه یک متغیر در هر منطقه برابر میانگین مقادیر آن متغیر قبل از کانی‌زایی است. در نتیجه، بعد از حذف داده‌های

¹ Threshold Values

مربوط به کانی‌زایی، می‌توان با محاسبه میانگین حسابی^۱ داده‌های باقیمانده، مقدار زمینه را محاسبه کرد. با توجه به آنکه جداکردن داده‌های مرتبط با کانی‌زایی سخت و همراه با خطاست، بهتر است از میانه^۲ کل داده‌ها به‌عنوان مقدار زمینه استفاده شود (Hawkes and Webb, 1962). باید توجه داشت که میانه، مستقل از توزیع فراوانی داده‌ها بوده و از روی نمودار توزیع محاسبه نمی‌گردد.

به‌علاوه در رابطه (۴-۸)، مقدار ضریب t باید مشخص شود. در مطالعات اکتشافی، مقدار این متغیر به عوامل مختلفی از جمله سطح اعتماد مورد نظر، نوع کار اکتشافی (ناحیه‌ای، نیمه تفصیلی یا تفصیلی) و شرایط دیگری همچون محدودیت‌های مالی بستگی دارد. هرچه مقدار t بزرگتر انتخاب شود، محدوده بی‌هنجاری‌ها کوچکتر شده و هزینه کارهای اکتشافی آینده کمتر می‌شود ولی در مقابل امکان از دست دادن بعضی از آنومالی‌های ضعیف، بیشتر می‌گردد. مقدار t را می‌توان برابر با ۱، ۲ و یا ۳ انتخاب کرد که به ترتیب حد آستانه آنومالی‌های ممکن، احتمالی و قطعی را مشخص خواهند کرد (Xavier et al., 1984).

در مطالعه حاضر حدود کلاس‌ها در تمام نقشه‌های تولید شده شامل نقشه پراکندگی عناصر، نقشه پارامترهای مختلف و نقشه PCها و ICهای خروجی بر اساس روش $\bar{X} + tS$ محاسبه شده‌است. در نتیجه محدوده پیشنهادی برای اکتشافات تفصیلی‌تر نیز بر همین اساس انتخاب و گزارش شده‌است. دسته‌بندی کلاس‌ها در نقشه خروجی به‌صورت زیر بوده‌است:

۱- مقادیر زمینه: کوچک‌تر از $\bar{X} + S$

۲- آنومالی ممکن^۳: بین $\bar{X} + S$ تا $\bar{X} + 2S$

۳- آنومالی احتمالی^۴: بین $\bar{X} + 2S$ تا $\bar{X} + 3S$

۴- آنومالی قطعی^۵: بزرگتر از $\bar{X} + 3S$

1 Mean

2 Median

3 Possible Anomaly

4 Probable Anomaly

5 True Anomaly

۴-۳- تفسیر نتایج

همان‌طور که در فصل‌های قبل اشاره شد، یکی از اهداف روش‌های معرفی شده، استفاده کمتر از نظرات و تصمیم‌گیری‌های (دانش و تجربه) کارشناسی در مدل‌سازی دانش‌محور پتانسیل معدنی بوده‌است. به همین دلیل در این دو روش تنها در مرحله تفسیر نتایج از دانش و تجربه کارشناسی استفاده شده‌است. در این مرحله انتخاب PCها و ICهای نشان دهنده کانی‌زایی‌های مختلف با استفاده از دانش و تجربه کاربر و مطالعه متغیرهای دارای وزن بالا در هر PC یا IC خروجی صورت می‌پذیرد.

می‌دانیم که درآیه‌های جدول بردارهای ویژه PCA و ماتریس جداسازی ICA، به ترتیب معادل مقادیر بارگذاری متغیرهای مختلف در محاسبه مقدار PCها و ICهای خروجی هستند. بنابراین می‌توان این درآیه‌ها را نشان دهنده میزان تأثیر هر متغیر در PC یا IC مربوطه دانست. در نتیجه با بررسی ضرایب تمام متغیرها در هر یک از PCها و ICهای خروجی می‌توان مشخص نمود که آن مؤلفه خروجی نشان دهنده چه رخداد زمین‌شناسی یا فرآیند کانی‌زایی می‌باشد.

به این منظور در مطالعه حاضر مقادیر بارگذاری متغیرها در هجده PC و هجده IC خروجی مورد بررسی قرار گرفت. سپس نتایج PCها و ICهای انتخاب شده در نرم‌افزار ArcMap 10.3 رسم و تبدیل به نقشه‌های خروجی شدند. نهایتاً، صحت انتخاب مؤلفه‌ها و میزان دقت آنها در شناسایی مناطق امیدبخش معدنی، با استفاده از اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه و در موارد لازم بازدید و نمونه‌برداری صحرایی، مورد ارزیابی قرار گرفت.

۴-۳-۱- کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای^۱

۴-۳-۱-۱- کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای در مدل‌سازی PCA

پس از بررسی جدول بردارهای ویژه PCA، مشخص گردید که در مؤلفه خروجی اول این روش (PC1)، متغیرهای مرتبط با کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای وزن بالایی دارند.

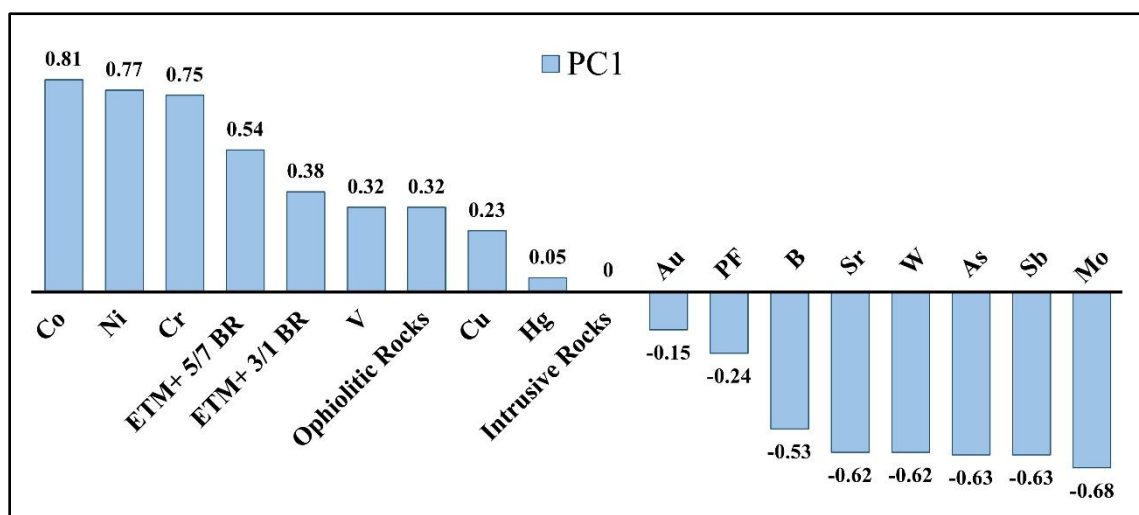
¹ Podiform Chromite Mineralization

ذخایر کرومیت انبانه‌ای یکی از انواع اصلی ذخایر کرومیت است که در بخش‌های مافیکی و اولترامافیکی مجموعه‌های افیولیتی یافت می‌شود (Prichard et al., 2008). این ذخایر در قسمت‌های مختلف ایران دیده شده و تقریباً تمام ذخایر کرومیت ایران را شامل می‌شوند (Yaghubpur and Nejad, 2006). همچنین می‌توان گفت که، با در نظر گرفتن ابعاد کوچک توده‌ها، رفتار غیرقابل پیش‌بینی و پیچیدگی فاکتورهای زمین‌شناختی، هیچ یک از روش‌های اکتشافی معمول به‌صورت کامل برای یافتن ذخایر کرومیت انبانه‌ای قابل استفاده نیستند (Mosier et al., 2012).

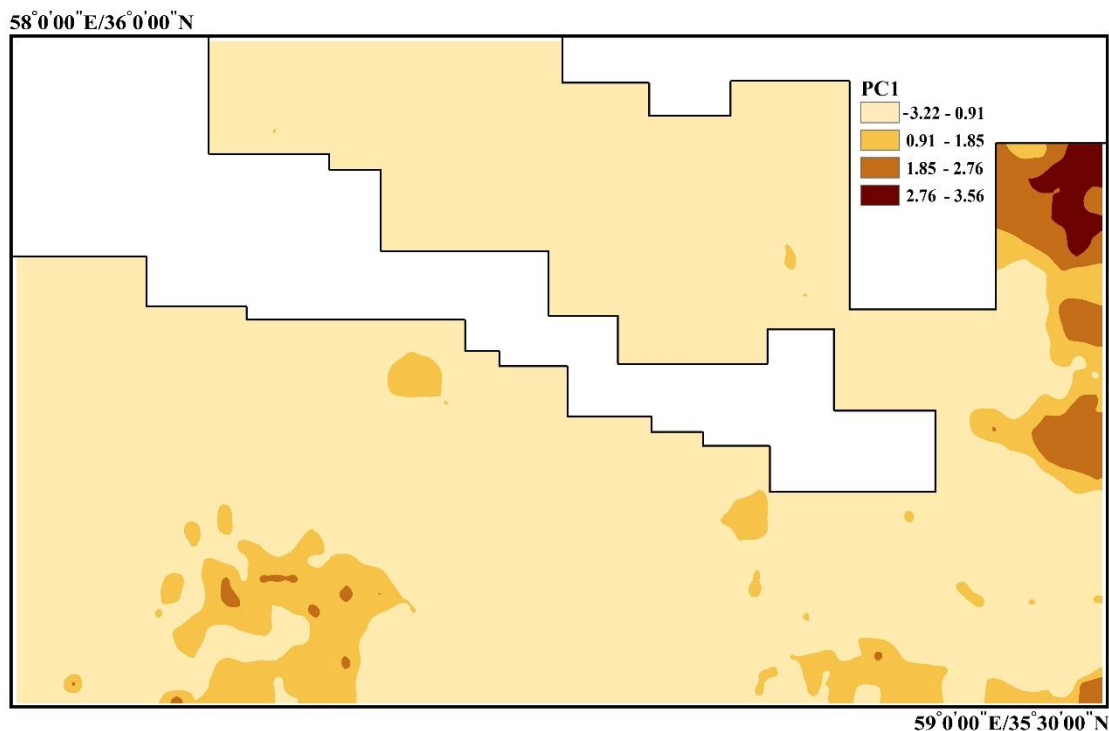
جدول ۴-۵ وزن متغیرهای ورودی مختلف برای PC1 را به ترتیب از بزرگ‌تر به کوچک‌تر نشان می‌دهد و همین اوزان در نمودار ستونی شکل ۴-۱۰ نیز به تصویر کشیده شده‌است.

جدول ۴-۵- متغیرهای مؤثر در PC1 به ترتیب وزن آنها

Variable	Co	Ni	Cr	ETM+ 5/7 BR	ETM+ 3/1 BR	V
PC1	0.81	0.77	0.75	0.54	0.38	0.32
Variable	Ophiolitic Rocks	Cu	Hg	Intrusive Rocks	Au	PF
PC1	0.32	0.23	0.05	0.00	-0.15	-0.24
Variable	B	Sr	W	As	Sb	Mo
PC1	-0.53	-0.62	-0.62	-0.63	-0.63	-0.68



شکل ۴-۱۰- نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1



شکل ۴-۱۱- نقشه مقادیر PC1 حاصل از مدل سازی پتانسیل معدنی به روش PCA در منطقه مورد مطالعه

همان طور که در جدول ۴-۵ مشخص است PC1 به ترتیب برای کبالت، نیکل، کروم، دگرسانی‌ها (کانی‌های هیدروکسیل دار و اکسیدهای آهن فریک)، وانادیم و سنگ‌های افیولیتی، وزن بیشتری نسبت به دیگر متغیرها دارد.

عناصر ژئوشیمیایی حاضر در این بین شامل Co، Ni، Cr و V می‌باشند که در جدول بارگذاری PC1 به ترتیب دارای وزن ۰/۸۱، ۰/۷۷، ۰/۷۵ و ۰/۳۲ هستند. این عناصر همگی جزء عناصر همراه ذخایر کرومیت نوع انبانه‌ای هستند (Mosier et al., 2012; Constantinou, 1980). همچنین محققین زیادی این عناصر را به عنوان عناصر اصلی ردیاب ذخایر کرومیت معرفی کرده و از آنها برای شناسایی این ذخایر استفاده نموده‌اند (Constantinou, 1980; Whittaker, 1986; Beqiraj et al., 2000; Navidi, A., 2019; Ziaii et al., 2014).

به علاوه ذخایر کرومیت انبانه‌ای همواره در میان سنگ‌های دونیت، سرپانتینیت یا پریدوتیت در بخش‌های مافیک و اولترامافیک توالی‌های افیولیتی دیده می‌شوند (Wells et al., 1946; Mosier et al., 2012). که خود نشان دهنده علت وزن بالای سنگ‌های افیولیتی (۰/۳۲) در PC1 می‌باشد.

همچنین دو متغیر نسبت باندی $5/7$ و $3/1$ سنجنده $ETM+$ به ترتیب با وزن $0/54$ و $0/38$ در بین متغیرهای مؤثر در $PC1$ قرار دارند. این موضوع با توجه به حضور سرپانتینیت و دگرسانی‌های سرپانتینی در توالی سنگ‌های افیولیتی قابل توجیه 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 دگرسانی‌های سرپانتینی ایجاد می‌کنند (Paktunc, 1990). در نتیجه دگرسانی سرپانتینی را می‌توان یکی از مشخصه‌های حضور ذخایر کرومیت انبانه‌ای به حساب آورد (Lipin, 1984). از سوی دیگر منحنی طیفی سرپانتینیت یک منحنی نسبتاً صاف است، ولی در آن جذب طیفی کوچکی در محدوده $0/45 \mu m$ (محدوده باند ۱ سنجنده $ETM+$) و جذب نسبتاً مشخص تری در حدود $2/3 \mu m$ (محدوده باند ۷ سنجنده $ETM+$) به دلیل وجود OH دیده می‌شود (Abrams et al., 1988). در نتیجه سرپانتینیت مقادیر نسبتاً بالایی در نسبت‌های باندی $5/7$ و $3/1$ سنجنده $ETM+$ خواهد داشت. از طرف دیگر همان‌طور که پیشتر گفته شد ذخایر کرومیت در دونیت، سرپانتین یا پریدوتیت میزبانی می‌شوند. در نتیجه دگرسانی سرپانتینی یکی از مشخصه‌های حضور این ذخایر می‌باشد (Lipin, 1984).

همان‌طور که مشخص است، متغیرهای دارای وزن بالا در $PC1$ همگی جزء شاخص‌های اکتشافی ذخایر کرومیت انبانه‌ای هستند. در نتیجه می‌توان نتایج این PC را نشان دهنده مناطق امیدبخش کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای در منطقه مورد مطالعه به حساب آورد. شکل ۴-۱۱، نقشه مقادیر $PC1$ را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد.

۴-۳-۱-۲- کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای در مدل‌سازی ICA

همان‌روندی که در بخش قبل برای روش PCA اجرا شده بود، در مدل‌سازی به روش ICA نیز مورد استفاده قرار گرفت. در نتیجه پس از بررسی تمام ICهای خروجی، $IC2$ و $IC3$ برای شناسایی ذخایر کرومیت انبانه‌ای مناسب تشخیص داده شد.

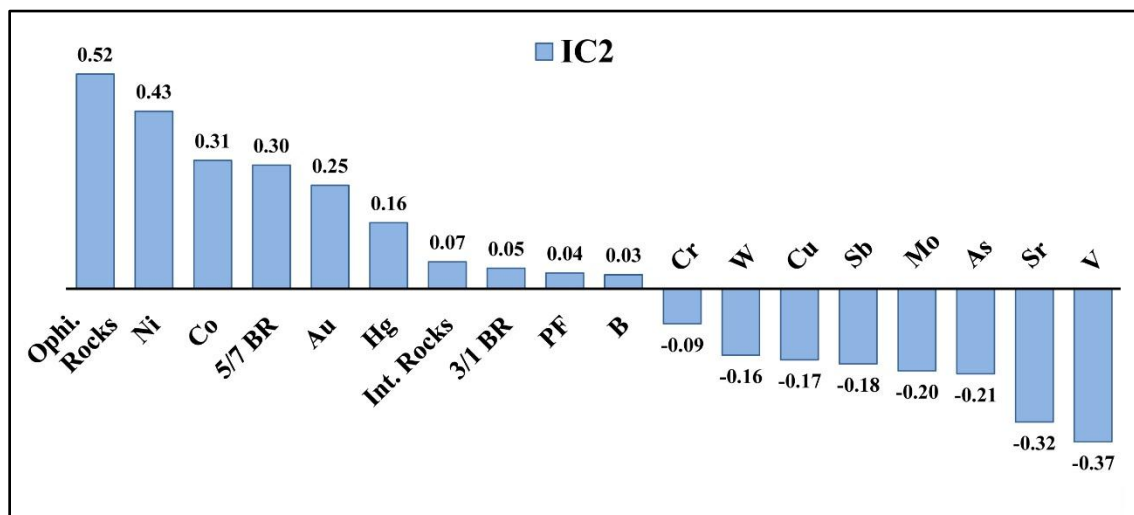
وزن هر یک از متغیرهای اولیه در IC2 در جدول ۴-۶ از بزرگ‌تر به کوچک‌تر مرتب شده است. به علاوه نمودار ستونی شکل ۴-۱۲ نیز وزن متغیرهای اولیه در این IC را نشان می‌دهد.

جدول ۴-۶- متغیرهای مؤثر در IC2 به ترتیب وزن آنها

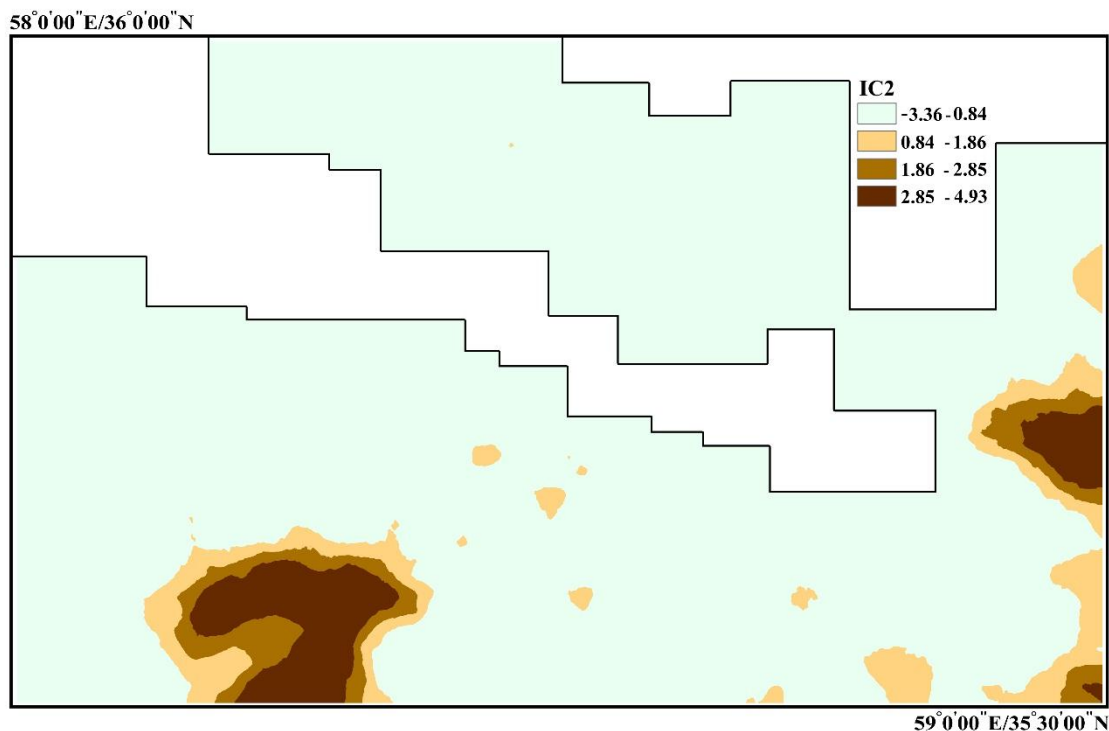
Variable	Ophiolitic Rocks	Ni	Co	ETM+ 5/7 BR	Au	Hg
IC2	0.52	0.43	0.31	0.30	0.25	0.16

Variable	Intrusive Rocks	ETM+ 3/1 BR	PF	B	Cr	W
IC2	0.07	0.05	0.04	0.03	-0.09	-0.16

Variable	Cu	Sb	Mo	As	Sr	V
IC2	-0.17	-0.18	-0.20	-0.21	-0.32	-0.37



شکل ۴-۱۲- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC2



شکل ۴-۱۳ نقشه مقادیر IC2 حاصل از مدل سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه

متغیرهایی که در رفرنس‌های مختلف به‌عنوان شاخص اکتشافی ذخایر کرومیت انبانه‌ای معرفی شده‌اند در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت. در این بخش بر همان اساس به بررسی متغیرهای با وزن بالا در IC2 می‌پردازیم. همان‌طور که در جدول ۴-۶ مشخص است، این IC به ترتیب برای سنگ‌های افیولیتی، نیکل، کبالت و نسبت باندی ۵/۷ وزن بالایی دارد.

نخستین متغیر مؤثر در IC2 سنگ‌های افیولیتی با وزن ۰/۵۲ می‌باشد که سنگ میزبان ذخایر کرومیت انبانه‌ای است. همچنین عناصر ژئوشیمیایی حاضر در بین متغیرهای مؤثر در این IC شامل Ni و Co هستند که به ترتیب وزن ۰/۴۳ و ۰/۳۱ دارند و هر دو جزء عناصر پاراژنیز و همچنین ردیاب ذخایر کرومیت نوع انبانه‌ای می‌باشند. چهارمین متغیر مؤثر در IC2 نیز، نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ است که وزنی معادل ۰/۳۰ دارد.

تنها موضوع نیازمند توضیح در جدول ۴-۶، عدم قرارگرفتن عنصر Cr در بین متغیرهای دارای وزن بالا در IC2 می‌باشد. همان‌طور که مشخص است عنصر Cr در این جدول وزن ۰/۰۹- را به خود اختصاص داده است. نقشه غلظت عناصر Cr، Ni و Co در شکل ۳-۲۰ نشان داده شده‌است. همان‌طور که در این

شکل دیده می‌شود پراکندگی این سه عنصر تنها در قسمت شمال شرق منطقه مورد مطالعه با یکدیگر مشابه است. در مقابل در دیگر قسمت‌ها به خصوص در نواحی که IC2 آنومالی دارد شباهتی بین عنصر Cr با دو عنصر دیگر وجود ندارد. در نتیجه وزن منفی Cr در IC2 ناشی از عدم همبستگی آن با متغیرهای مؤثر در این مؤلفه خروجی می‌باشد.

صرف نظر از این موضوع، همان‌طور که در مورد PC1 گفته شد، با توجه به متغیرهایی که در IC2 وزن بالایی دارند، می‌توان این IC را نیز به‌عنوان یک شاخص اکتشافی مناسب برای شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای در منطقه مورد مطالعه معرفی کرد. در شکل ۴-۱۳ نقشه مقادیر IC2 در این منطقه به تصویر کشیده شده‌است.

همچنین دیگر مؤلفه مستقل خروجی که وزن بالایی برای متغیرهای شاخص کرومیت انبانه‌ای دارد، IC3 می‌باشد. همان‌طور که در جدول ۴-۷ و نمودار ستونی شکل ۴-۱۴ مشخص است متغیرهای پراهمیت در این IC با وزن منفی خود را نشان داده‌اند. در نتیجه مناطق دارای مقادیر منفی (اعداد منفی کوچک‌تر) در نقشه IC3 باید برای بررسی نتایج مدل‌سازی مدنظر قرار گیرند.

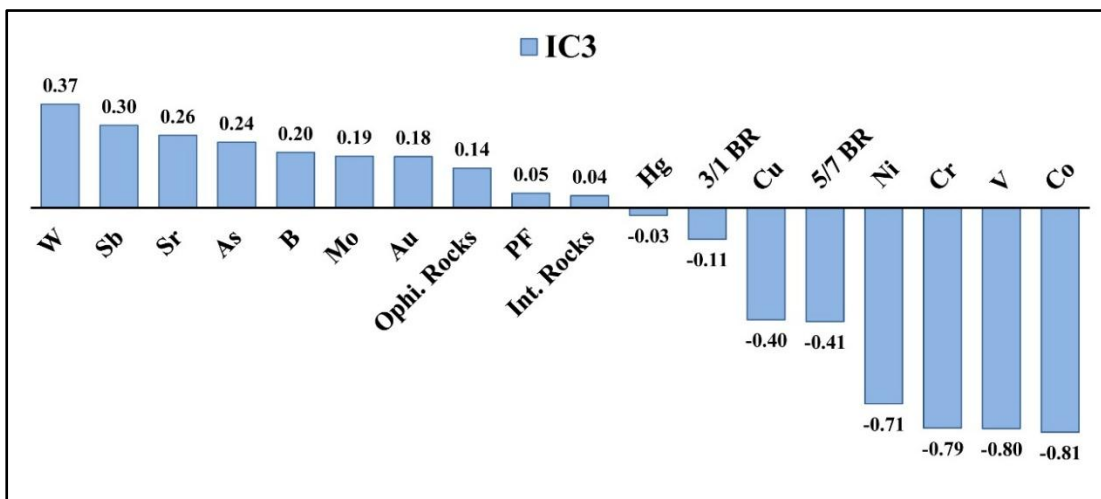
در این IC متغیرهایی شامل کبالت، وانادیم، کروم، نیکل و نسبت باندی ۵/۷ به ترتیب با وزن ۰/۸۱، ۰/۸۰، ۰/۷۹، ۰/۷۱ و ۰/۴۱ دارای بیشترین تأثیر (با ضریب منفی) هستند.

جدول ۴-۷- متغیرهای مؤثر در IC3 به ترتیب وزن آنها

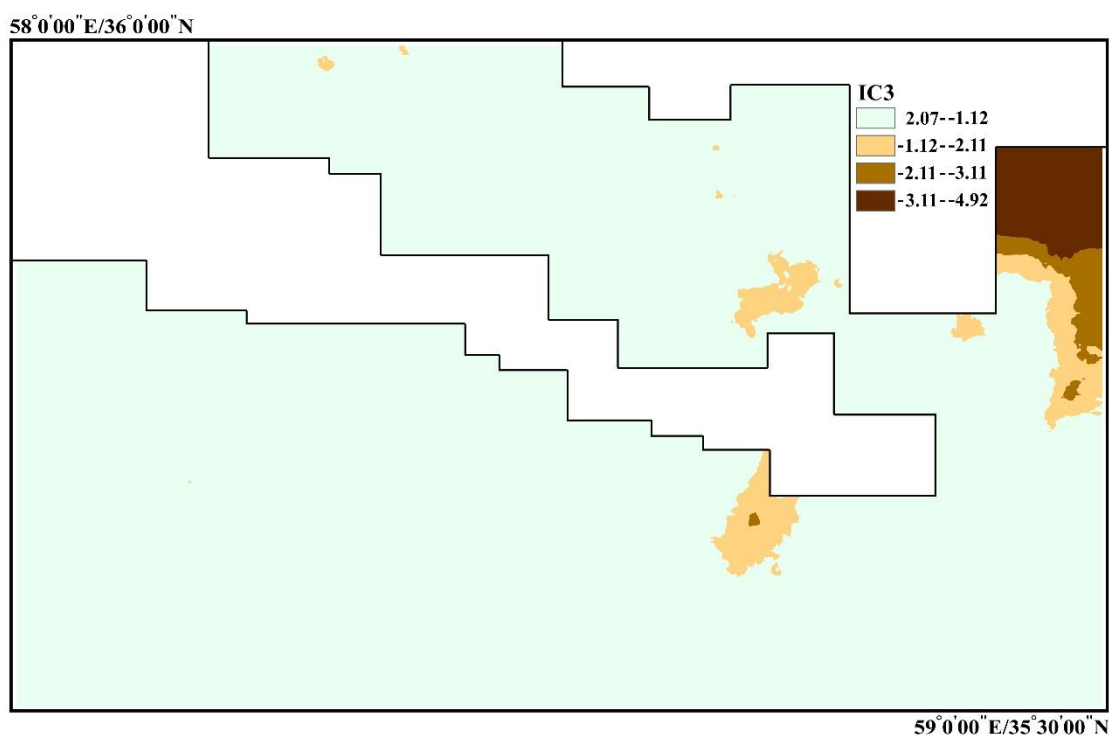
Variable	W	Sb	Sr	As	B	Mo
IC3	0.37	0.30	0.26	0.24	0.20	0.19

Variable	Au	Ophiolitic Rocks	Photolineament Factor	Intrusive Rocks	Hg	ETM+ 3/1 Band Ratio
IC3	0.18	0.14	0.05	0.04	-0.03	-0.11

Variable	Cu	ETM+ 5/7 Band Ratio	Ni	Cr	V	Co
IC3	-0.40	-0.41	-0.71	-0.79	-0.80	-0.81



شکل ۴-۱۴- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC3



شکل ۴-۱۵- نقشه مقادیر IC3 حاصل از مدل سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه

مهم‌ترین نکته IC3 آن است که متغیر سنگ‌های افیولیتی در میان متغیرهای با اهمیت قرار نداشته و با وزن مثبت ۰/۱۴ در سمت مقابل قرار گرفته است. همچنین نسبت باندی ۵/۷ نیز وزن نسبتاً پایینی دارد و بالاترین وزن‌ها به عناصر ژئوشیمیایی تعلق گرفته است. در نتیجه همان‌طور که انتظار می‌رود و در شکل ۴-۱۵ نیز مشخص است، نتایج آن با IC2 متفاوت می‌باشد.

وزن بسیار بالای عناصر Co، V، Cr و Ni در IC3، عملاً این مؤلفه را به برآیندی از عناصر ژئوشیمیایی ردیاب کرومیت بدل کرده است. در نتیجه این IC به نتایج آنالیز چندمتغیره داده‌های ژئوشیمیایی (به تنهایی) شباهت یافته است. می‌توان گفت که عدم حضور سنگ‌های افیولیتی و وزن کم دگرسانی‌ها از دقت این روش برای مدل‌سازی ذخایر کرومیت انبانه‌ای کاسته است و نتایج آن در این زمینه اعتبار IC2 را ندارند.

۴-۳-۲- کانی‌زایی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال^۱

۴-۳-۱- کانی‌زایی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در مدل‌سازی PCA

ذخایر اپی‌ترمال نوعی از ذخایر رگه‌ای^۲ (Poulsen et al., 2000) متشکل از غلظت‌های اقتصادی طلا (همراه یا بدون نقره و فلزات پایه^۳) هستند (Taylor, 2007). این ذخایر عموماً در قسمت‌های کم‌عمق (عمق کمتر از ۱/۵ کیلومتر و دمای کمتر از ۳۰۰ درجه سانتیگراد) سیستم‌های گرمایی شکل می‌گیرند. در طی این فرآیند محلول‌های گرمایی عمدتاً به وسیله جایگزینی^۴ یا پرکردن رگه‌ها و حفره‌ها (Simmons et al., 2005) بر سنگ‌های کالک آلکالن تا آلکالن قوس‌های آتشفشانی حاشیه صفحه همگرا (Taylor, 2007) اثر گذاشته و ذخایر اپی‌ترمال را پدید می‌آورند.

بررسی جدول بردارهای ویژه مدل‌سازی PCA نشان می‌دهد که متغیرهای دارای وزن بالا در PC2 با شاخص‌های اکتشافی ذخایر طلای اپی‌ترمال هم‌خوانی دارند. متغیرهای مؤثر در این PC به ترتیب وزن در جدول ۴-۸ و نمودار ستونی شکل ۴-۱۶ نشان داده شده‌اند.

1 Epithermal Gold-Antimony Mineralization

2 Lode Deposit

3 Base Metals

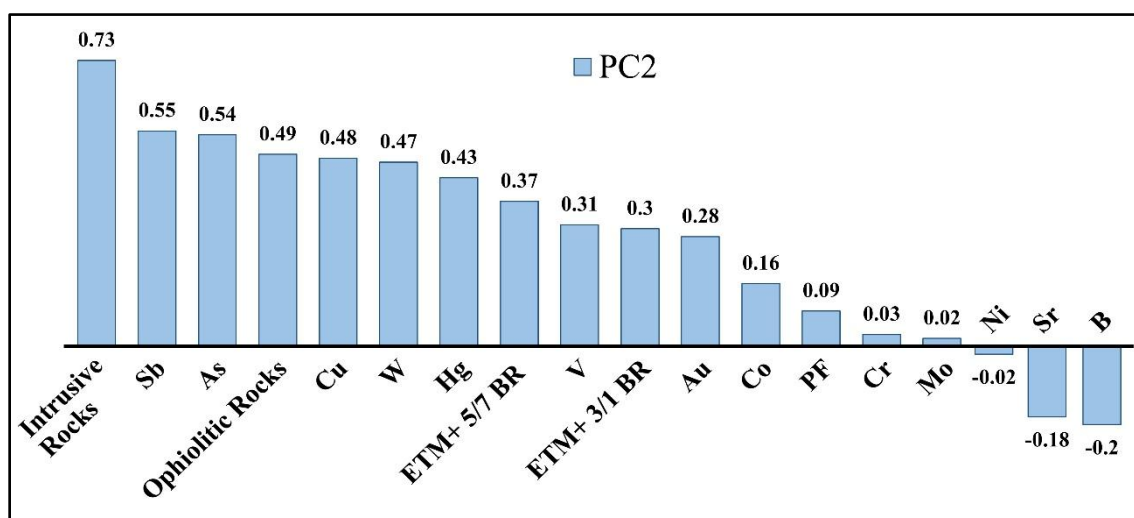
4 Replacement

جدول ۴-۸- متغیرهای مؤثر در PC2 به ترتیب وزن آنها

Variable	Intrusive Rocks	Sb	As	Ophiolitic Rocks	Cu	W
PC2	0.73	0.55	0.54	0.49	0.48	0.47

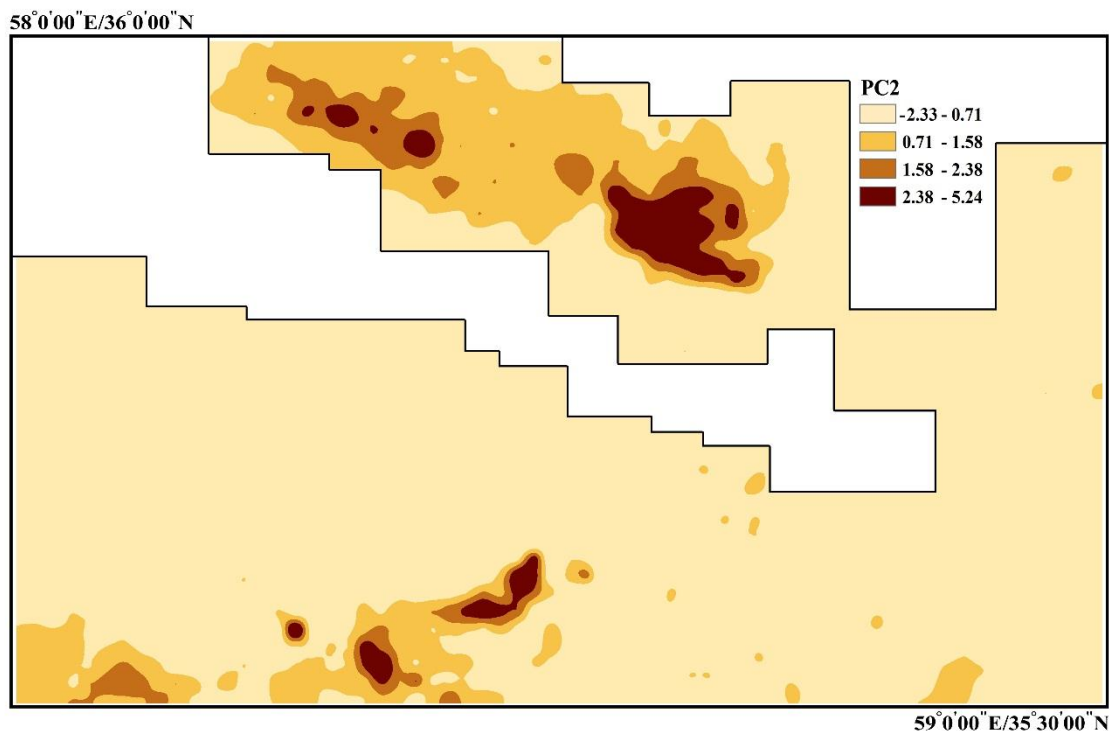
Variable	Hg	ETM+ 5/7 BR	V	ETM+ 3/1 BR	Au	Co
PC2	0.43	0.37	0.31	0.3	0.28	0.16

Variable	PF	Cr	Mo	Ni	Sr	B
PC2	0.09	0.03	0.02	-0.02	-0.18	-0.2



شکل ۴-۱۶- نمودار ستونی وزن متغیرها در PC2

همان‌طور که در این جدول دیده می‌شود، در PC2 به ترتیب متغیرهای فاصله از توده‌های نفوذی، آنتیموان، آرسنیک، سنگ‌های افیولیتی، مس، تنگستن، جیوه، نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ (نشان دهنده کانی‌های هیدروکسیل‌دار)، وانادیم، نسبت باندی ۳/۱ سنجنده ETM+ (نشان دهنده اکسیدهای آهن فریک) و طلا بیشترین وزن را به خود اختصاص داده‌اند.



شکل ۴-۱۷- نقشه مقادیر PC2 حاصل از مدل سازی پتانسیل معدنی به روش PCA در منطقه مورد مطالعه

عناصر ژئوشیمیایی حاضر در این بین شامل Sb، As، Cu، W، Hg، V و Au هستند که در جدول بارگذاری PC2 به ترتیب دارای وزن ۰/۵۵، ۰/۵۴، ۰/۴۸، ۰/۴۷، ۰/۴۳، ۰/۳۱ و ۰/۲۸ می باشند. تقریباً همگی این عناصر جزء عناصر همراه ذخایر طلای-آنتیموان اپی ترمال^۱ به حساب می آیند (Hedenquist et al., 1996). از بین عناصر بالا، مطالعه هاله های ژئوشیمیایی Sb، As، Cu، W و Hg به عنوان عناصر ردیاب کانی زایی های اپی ترمال معمول است (Hedenquist et al., 1996; Taylor, 2007) و همچنین عناصر Au، Sb، As و Cu ممکن است به شکل کانسارهای معدنی در سیستم های اپی ترمال دیده شوند (Simmons et al., 2005).

از طرف دیگر همان طور که اشاره شد با وجود آنکه ذخایر اپی ترمال عموماً با واحدهای ولکانیک کالک آکالن موجود در کمان های ماگمایی ناشی از زیرخزش قاره ای همراه هستند (Sawkins, 1990; Sillitoe and Hedenquist, 2003)، ولی بخش دور از مبدا سیستم های گرمایی با درجه حرارت بالا به

حساب می‌آیند (Simmons et al., 2005). در نتیجه می‌توان این ذخایر را از لحاظ مکانی با سنگ‌های نفوذی تشکیل دهنده سیستم‌های گرمایی مرتبط دانست (مقایسه شود با Bethke et al., 2005; Arancibia et al., 2006). با توجه به این موضوع، در مدل‌سازی انجام شده، می‌توان وزن بالای توده‌های نفوذی در PC2 را توجیه کرد. توده‌های نفوذی در جدول بارگذاری PC2 با ۰/۷۳ دارای بیشترین وزن هستند که نشان دهنده همراهی بالای سنگ‌های نفوذی منطقه با کانی‌زایی اپی‌ترمال طلا و آنتیموان می‌باشد.

از طرف دیگر حضور واحدهای افیولیتی با وزن ۰/۴۹ در بین متغیرهای مهم PC2 نیازمند توضیح می‌باشد. با وجود ناهمخوانی این متغیر با ذخایر اپی‌ترمال، به نظر می‌رسد که همراهی مکانی همیشگی واحدهای افیولیتی با محیط‌های زیرخزش قاره‌ای که مرکز شکل‌گیری ذخایر اپی‌ترمال هستند، باعث وزن بالای این متغیر شده‌است.

دیگر متغیرهای مؤثر در PC2، متغیرهای نشان دهنده دگرسانی‌ها (کانی‌های هیدروکسیل‌دار و اکسیدهای آهن فریک) می‌باشند. در جدول بارگذاری این PC نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ دارای وزن ۰/۳۷ و نسبت باندی ۳/۱ سنجنده ETM+ دارای وزن ۰/۳۰ می‌باشند.

به‌صورت کلی حضور کانی‌های دگرسانی گرمایی جزء ویژگی‌های کلیدی و متمایزکننده ذخایر اپی‌ترمال بوده و به‌طور معمول این کانی‌ها با زون‌بندی مشخص در اطراف ذخایر اپی‌ترمال قرار می‌گیرند (Taylor, 2007). دگرسانی‌های اطراف این ذخایر ممکن است شامل زون‌های پروپلیتیک^۱، آرژیلیک^۲ و آرژیلیک پیشرفته^۳ باشند (Simmons et al., 2005). این دگرسانی‌ها به‌صورت گسترده دارای کانی‌های هیدروکسیل‌دار هستند از جمله کائولینیت^۴، ایلیت^۵ و آلونیت^۶ (Simmons et al., 2005). حضور این کانی‌ها می‌تواند وزن بالای نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ را در PC2 توجیه نماید.

1 Propylitic Alteration

2 Argillic Alteration

3 Advanced Argillic Alteration

4 Kaolinite

5 Illite

6 Alunite

به علاوه اکسیدهای آهن نیز در زون‌های دگرسانی ذخایر اپی‌ترمال دیده می‌شوند. این کانی‌ها در زون آرژلیک پیشرفته بوسیله هوازدگی سوپرژن و اکسیداسیون سنگ‌های غنی از سولفید تشکیل می‌شوند و شامل ژاروسیت^۱ و اکسید-هیدروکسیدهای آهن می‌باشند (Simmons et al., 2005). همچنین در بعضی از کانی‌زایی‌های اپی‌ترمال ممکن است بخشی از ماده معدنی در معرض اکسیداسیون سوپرژن عمیق^۲ (عمق بیش از ۳۰۰ متر) قرار گرفته و در طی آن کانی‌های اکسید آهن به جای کانی‌های سولفیدی تشکیل شوند (Harvey et al., 1999). در نتیجه وزن بالای نسبت باندی ۳/۱ سنجنده ETM+ در PC2 را نیز می‌توان نشانه حضور این کانی‌ها قلمداد نمود.

با توجه به مطالب بیان شده و وزن بالای شاخص‌های اکتشافی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در PC2 از مدل‌سازی انجام شده، می‌توان این PC را نشان دهنده مناطق امیدبخش ذخایر اپی‌ترمال طلا و آنتیموان موجود در منطقه مورد مطالعه دانست. در شکل ۴-۱۷ نقشه مقادیر PC2 به تصویر کشیده شده‌است.

۴-۳-۲- کانی‌زایی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در مدل‌سازی ICA

مشخص شدن متغیرهای پراهمیت در شناسایی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال از یک سو و از سوی دیگر بررسی ماتریس جداسازی مدل‌سازی ICA، مشخص می‌نماید که IC9 این مدل‌سازی نشان دهنده مناطق امیدبخش معدنی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. وزن متغیرهای مؤثر در این IC به ترتیب از بزرگ به کوچک در جدول ۴-۹ و نمودار ستونی شکل ۴-۱۸ نشان داده شده‌اند.

1 Jarosite

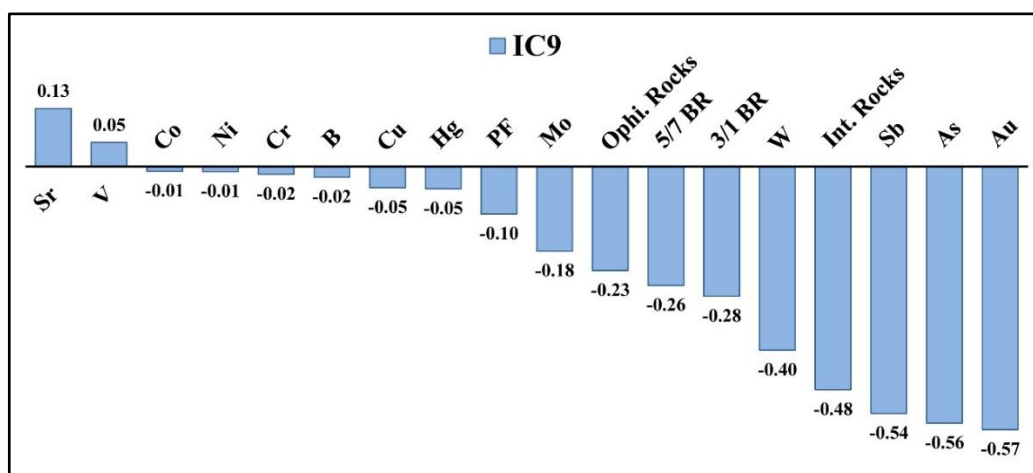
2 Deep Supergene Oxidation

جدول ۴-۹- متغیرهای مؤثر در IC9 به ترتیب وزن آنها

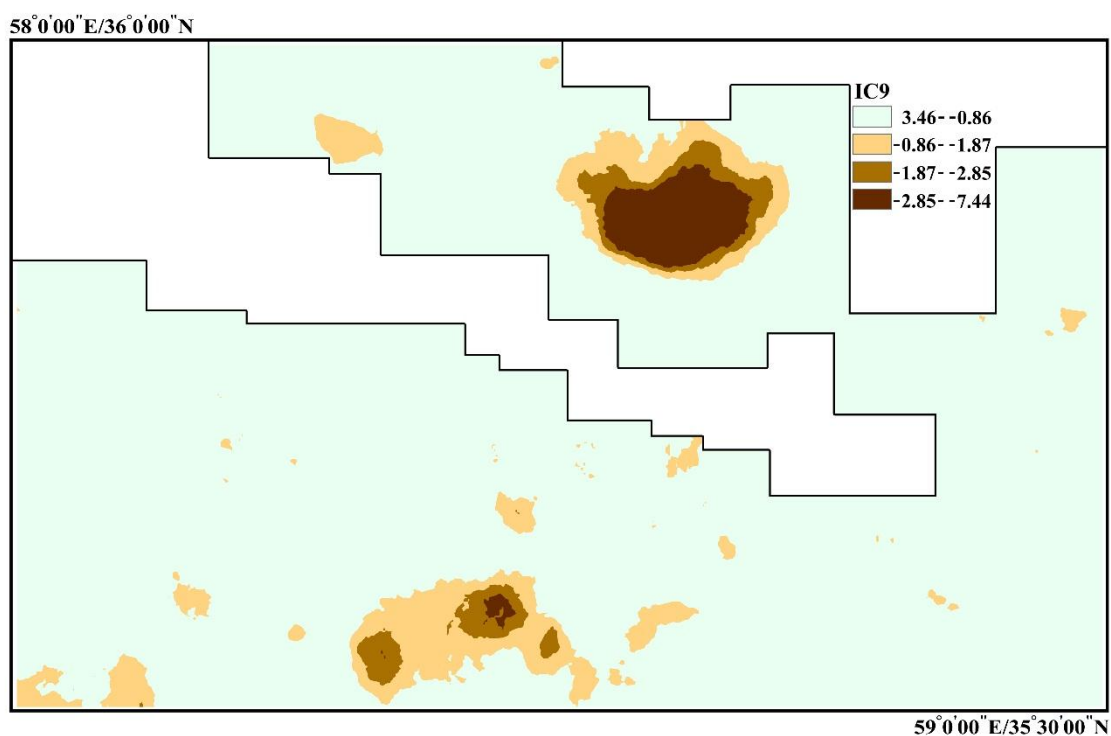
Variable	Sr	V	Co	Ni	Cr	B
IC9	0.13	0.05	-0.01	-0.01	-0.02	-0.02

Variable	Cu	Hg	Photolineament Factor	Mo	Ophiolitic Rocks	ETM+ 5/7 Band Ratio
IC9	-0.05	-0.05	-0.10	-0.18	-0.23	-0.26

Variable	ETM+ 3/1 Band Ratio	W	Intrusive Rocks	Sb	As	Au
IC9	-0.28	-0.40	-0.48	-0.54	-0.56	-0.57



شکل ۴-۱۸- نمودار ستونی وزن متغیرها در IC9



شکل ۴-۱۹- نقشه مقادیر IC9 حاصل از مدل سازی پتانسیل معدنی به روش ICA در منطقه مورد مطالعه

همان‌طور که در جدول ۴-۹ مشخص است متغیرهای پراهمیت در این IC نیز مانند IC3 با وزن منفی خود را نشان داده‌اند. به عبارت دیگر مناطق دارای پتانسل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال با مقادیر کم تر (اعداد منفی کوچک‌تر) در نقشه IC9 مشخص خواهند بود.

با توجه به جدول ۴-۹ و شکل ۴-۱۸ می‌توان گفت که متغیرهای طلا، آرسنیک، آنتیموان، توده‌های نفوذی، تنگستن، نسبت باندی ۳/۱ سنجنده ETM+ (نشان دهنده اکسیدهای آهن فریک) و نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ (نشان دهنده کانی‌های هیدروکسیل‌دار) به ترتیب بیشترین تأثیر (با ضریب منفی) را در شکل‌گیری IC9 داشته‌اند.

عناصر ژئوشیمیایی موجود در این بین شامل Au، As، Sb و W هستند که به ترتیب وزنی معادل ۵۷/۰-، ۵۶/۰-، ۵۴/۰- و ۴۰/۰- دارند. با توجه به مطالبی که در بخش قبل گفته شد این عناصر همگی جزء عناصر همراه و ردیاب ذخایر طلای اپی‌ترمال می‌باشند.

از سوی دیگر وزن توده‌های نفوذی که عامل اصلی تشکیل این نوع ذخایر می‌باشد نیز در این IC بالا بوده و برابر با ۴۸/۰- می‌باشد. همچنین دو متغیر نسبت باندی ۳/۱ سنجنده ETM+ (نشان دهنده اکسیدهای آهن فریک) و نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ (نشان دهنده کانی‌های هیدروکسیل‌دار) به ترتیب در IC9 وزنی معادل ۲۸/۰- و ۲۶/۰- دارند که با توجه به دگرسانی‌های گرمایی همراه ذخایر اپی‌ترمال قابل توجیه می‌باشد.

همچنین همان‌طور که در بخش قبل گفته شد همراهی مکانی واحدهای افیولیتی با محیط‌های زیرخزش قاره‌ای که مرکز شکل‌گیری ذخایر اپی‌ترمال هستند، و همچنین نزدیکی سنگ‌های افیولیتی و توده‌های نفوذی در تمام منطقه مورد مطالعه باعث شده‌است که در این IC نیز مثل PC2 وزن واحدهای افیولیتی زیاد بوده و بلافاصله بعد از متغیرهای عنوان شده در رتبه هشتم قرار بگیرد.

شکل ۴-۱۹ نقشه مقادیر IC9 را نشان می‌دهد که در آن مناطق امیدبخش معدنی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال با مقادیر منفی این IC مشخص شده‌اند.

۴-۳-۳- تأثیر داده‌های خارج از ردیف بر نتایج مدل‌سازی ICA و PCA

همان‌طور که در فصل پیش‌پردازش داده‌ها اشاره شد، اصلاح داده‌های خارج از ردیف یکی از شرایط اولیه بسیاری از روش‌های مطالعه آماری داده‌های اکتشافی بوده و هرگونه پردازش و تفسیر داده‌ها بدون اصلاح داده‌های خارج از ردیف، می‌تواند نتایج مطالعات را تحت تأثیر قرار دهد.

از سوی دیگر مکانیسم شناسایی (شامل تعیین حد آستانه) داده‌های خارج از ردیف به دلایل مختلف بسیار حساس بوده و نیازمند توجه فراوان است. این حساسیت علی‌الخصوص در مورد داده‌های اکتشافی اهمیت فراوانی دارد.

نخستین مورد مربوط به ماهیت مقادیر خارج از ردیف در داده‌های اکتشافی می‌باشد. در این داده‌ها، مقادیر خارج از ردیف که در تعریف اولیه فاصله معنی‌داری (از نظر اندازه عددی) از دیگر داده‌های اندازه‌گیری شده دارند، ممکن است حاصل مکانیزم‌های طبیعی (مانند فرآیندهای کانی‌زایی یا دگرسانی) یا غیرطبیعی (مانند خطاهای انسانی یا دستگاهی) مختلفی باشند (Lalor and Zhang, 2001). به‌صورت معمول کانی‌زایی‌ها باعث بالا رفتن غلظت بعضی از عناصر به خصوص بر روی توده‌های معدنی می‌شوند. در نتیجه حذف یا جایگزینی داده‌های خارج از ردیف می‌تواند منجر به کم‌رنگ شدن آنومالی‌ها در نتایج مطالعات اکتشافی گردد.

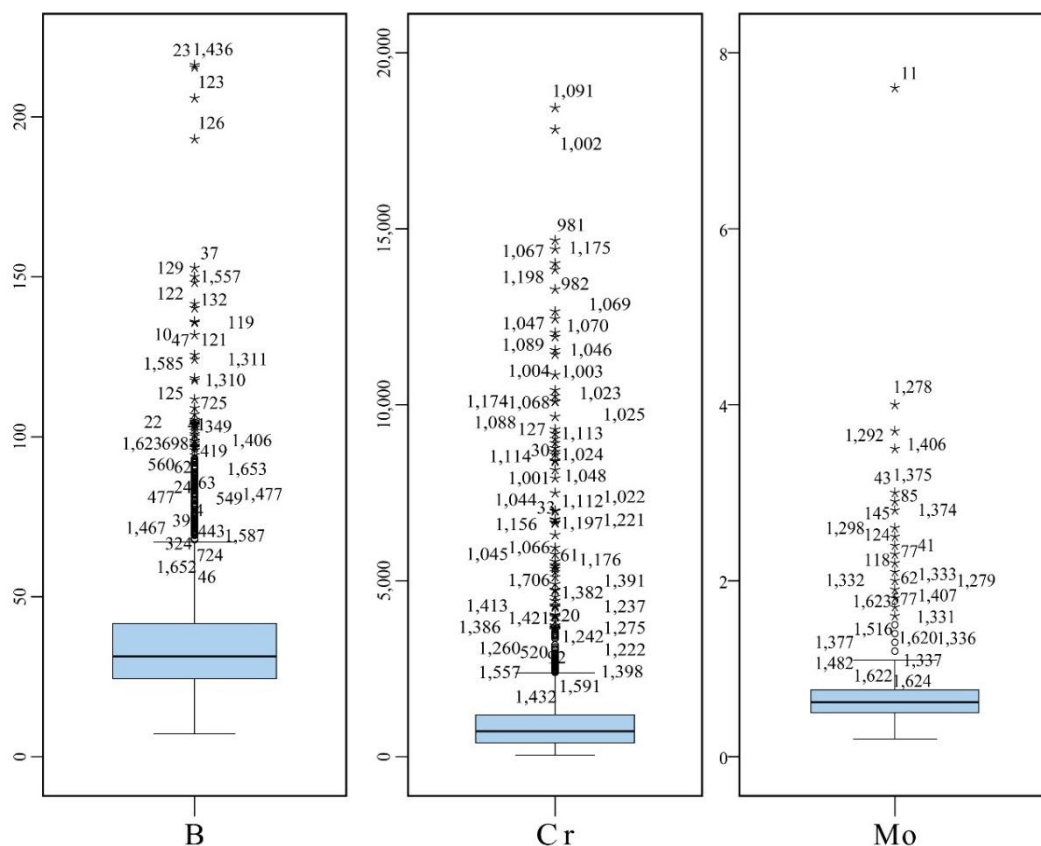
دومین دلیل مرتبط با ساختار داده‌ها می‌باشد. بدون تردید حذف یا جایگزینی داده‌های خارج از ردیف با هر روش اجرایی، در ساختار داده‌ها (توزیع فراوانی داده‌ها و پارامترهای آماری چون میانگین، انحراف معیار و ماکزیمم) تغییر ایجاد می‌نماید. در نتیجه این روش، گذشته از فوایدی که در پروسه اجرایی بعضی از روش‌های آماری دارد، می‌تواند نتایج آنها را تحت تأثیر قرار دهد. به‌عنوان مثال در مطالعه تک‌متغیره داده‌های ژئوشیمیایی، با وجود آنکه اصلاح داده‌های خارج از ردیف باعث بزرگ‌تر شدن محدوده آنومالی‌ها می‌گردد، ولی در مقابل مقدار ماکزیمم غلظت عناصر (نشان دهنده آنومالی‌های قطعی و موقعیت دقیق مواد معدنی) را دستخوش تغییر می‌نماید. همچنین در روش‌های دو یا چندمتغیره‌ای که

بر اساس همبستگی مکانی بین داده‌ها عمل می‌کنند، حذف مقادیر بالای آنومالی‌ها ممکن است باعث کم شدن همبستگی بین متغیرها گردد.

در مطالعه حاضر از دو روش مختلف مبتنی بر نمودار جعبه‌ای توکی برای شناسایی حد داده‌های خارج از ردیف استفاده و نتایج به دست آمده با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

۳-۳-۱- شناسایی و اصلاح داده‌های خطا دار

در این روش سعی در اصلاح کامل داده‌های خارج از ردیف نبوده‌است. بلکه تنها سعی شده داده‌هایی که احتمال دارد تحت تأثیر فرایندهای غیر طبیعی مانند خطای انسانی، خطای دستگاهی و یا آلودگی، مقادیر بسیار بالایی دارند شناسایی و جایگزین گردند. به این منظور با استفاده از نمودار جعبه‌ای متغیرها داده‌هایی که فاصله معنی‌داری از داده قبلی دارند به صورت بصری شناسایی شده‌اند. در شکل ۴-۲۰ به عنوان نمونه نمودار جعبه‌ای عناصر Cr، Mo و B نشان داده شده‌است.



شکل ۴-۲۰- نمودار جعبه‌ای توکی برای عناصر Cr، Mo و B در منطقه مورد مطالعه

همان‌طور که در این تصویر مشخص است، در داده‌های مربوط به عنصر Mo نمونه شماره ۱۱ با فاصله بسیار زیاد از دیگر داده‌ها قرار گرفته است، در نتیجه می‌توان نتیجه گرفت که احتمالاً غلظت عنصر Mo در این نمونه همراه با خطا (انسانی، دستگاهی، آلودگی و ...) می‌باشد. همچنین در نمودار عنصر Cr دو نمونه ۱۰۰۲ و ۱۰۹۱ و در نمودار عنصر B چهار نمونه ۱۲۶، ۱۲۳، ۲۳ و ۱۴۳۶ چنین وضعیتی دارند. همچنین برای اصلاح این داده‌ها نیز از داده‌های قبل از آنها (از نظر اندازه عددی) استفاده نشده تا کمترین تغییر در ساختار داده‌ها بوجود آید. به جای آن عیار عناصر مربوطه در هرکدام از این نمونه‌ها با میانگین عیار آن عنصر در نمونه‌های اطراف جایگزین شده‌است.

۴-۳-۲- شناسایی و اصلاح داده‌های خارج از ردیف

در روش دوم، از فرآیند معمول شناسایی و اصلاح داده‌های خارج از ردیف به کمک نمودار جعبه‌ای توکی استفاده شده‌است. به عبارت دیگر در این روش تمام داده‌های خارج از ردیف خفیف و مفرط با استفاده از نمودار جعبه‌ای شناسایی شده و مقدار آنها با مقدار بزرگ‌ترین داده قبل از مقادیر خارج از ردیف، جایگزین شده‌است.

به عنوان مثال در شکل ۴-۲۰ و در نمودار جعبه‌ای عنصر Mo مقادیر بزرگ‌تر از نمونه شماره ۱۶۲۴ خارج از ردیف تشخیص داده شده‌اند. مقدار عددی تمام این داده‌ها که شامل ۵۲ نمونه بوده‌اند با بزرگ‌ترین عیار Mo قبل از آنها که عدد ۱/۶۰ بوده‌است، جایگزین شده‌اند. جدول ۴-۱۰ حد آستانه داده‌های خارج از ردیف، مقدار عددی بزرگ‌ترین داده قبل از آنها، تعداد نمونه‌های خارج از ردیف و درصد آنها از کل نمونه‌ها را در هر یک از متغیرهای مورد مطالعه نشان می‌دهد.

جدول ۴-۱۰- مشخصات داده‌های خارج از ردیف در ۱۸ متغیر مورد استفاده در منطقه مورد مطالعه

Variable	Outlier Threshold	Outliers Count	Outliers Percentage	Max Value before Outliers
As	18.7217	77	4.47 %	18.6000
Au	2.7513	48	2.79 %	2.7500
B	102.0510	28	1.63 %	101.9050
Co	49.5793	55	3.20 %	49.5200
Cr	3179.7447	76	4.42 %	3176.9000
Cu	91.7097	37	2.15 %	91.2700
Hg	0.0203	93	5.40 %	0.0200
Mo	1.6042	52	3.02 %	1.6000
Ni	518.0914	112	6.51 %	517.2300
Sb	0.8371	73	4.24 %	0.8300
Sr	836.8743	54	3.14 %	836.4300
V	360.0077	69	4.01 %	359.7600
W	1.1599	40	2.32 %	1.1000
Photolineament Factor	---	0	0.00 %	---
ETM+ 5/7 BR	---	0	0.00 %	---
ETM+3/1 BR	---	0	0.00 %	---
Intrusive Rocks	---	0	0.00 %	---
Ophiolitic Rocks	---	0	0.00 %	---

۴-۳-۳- تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج مدل‌سازی PCA

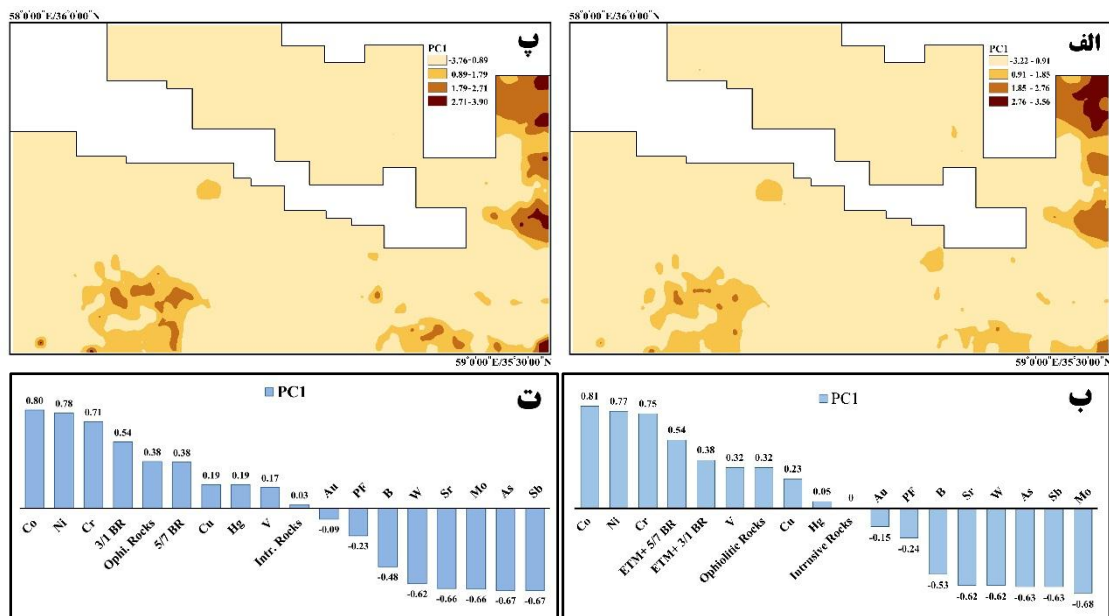
به منظور بررسی تأثیر داده‌های خارج از ردیف بر روی نتایج مدل‌سازی PCA، داده‌های ورودی ابتدا به دو روش گفته شده پیش‌پردازش شدند. سپس داده‌های حاصل به‌صورت جداگانه تحت تبدیل PCA قرار گرفتند. در ادامه نتایج به‌دست آمده مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۴-۳-۳-۱- تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج PCA برای کانی‌زایی کرومیت

انبانه‌ای

نتایج مدل‌سازی PCA برای ذخایر کرومیت انبانه‌ای بعد از پیش‌پردازش داده‌ها به دو روش گفته شده در شکل ۴-۲۱ نشان داده شده‌است. همان‌طور که مشخص است نتایج مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای در هر دو روش در PC1 ظاهر شده‌اند. شکل ۴-۲۱ الف و ب به ترتیب نقشه PC1 و نمودار ستونی وزن متغیرها در این مؤلفه بعد از جایگزینی داده‌های خطادار (روش اول) را نشان می‌دهد. همچنین شکل

۲۱-۴ پ و ت نیز همین موارد را برای PC1 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف به روش نمودار جعبه‌ای (روش دوم) به تصویر کشیده است.



شکل ۲۱-۴ (الف و ب) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 بعد از جایگزینی داده‌های خطا دار

پ و ت) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC1 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف

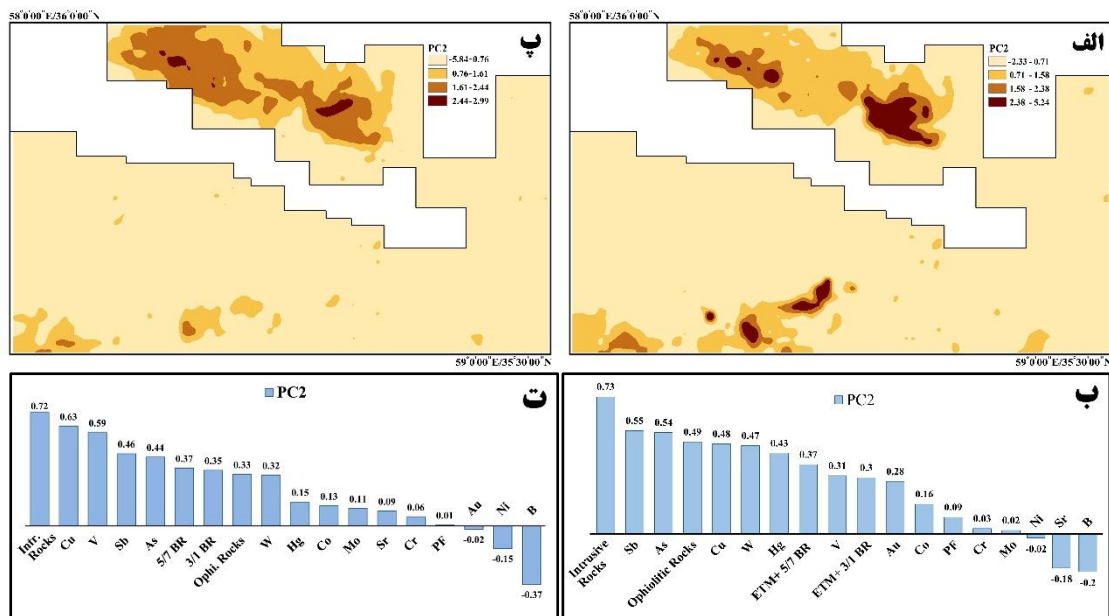
همان‌طور که در شکل ۲۱-۴ مشخص است تفاوت چندانی در آنومالی‌های مشخص شده به دو روش وجود ندارد. فقط همان‌طور که پیش‌تر گفته شد حذف داده‌های خارج از ردیف باعث شده‌است که محدوده آنومالی‌های ممکن و احتمالی اندکی بزرگ‌تر شود (شکل ۲۱-۴ پ). همچنین متغیرهای مؤثر در نتایج دو روش نیز نه در نوع و نه در وزن، تفاوت چندانی ندارند.

۲-۳-۳-۳-۴ تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج PCA برای کانی‌زایی طلا-

آنتیموان اپی‌ترمال

شکل ۲۲-۴ نتایج مدل‌سازی PCA برای ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال بعد از پیش‌پردازش داده‌ها به دو روش بیان شده را نشان می‌دهد که در هر دو مورد در PC2 ظاهر شده‌اند. در شکل ۲۲-۴ الف و ب به ترتیب نقشه PC2 و نمودار ستونی وزن متغیرها در این مؤلفه بعد از جایگزینی داده‌های خطا دار

(روش اول) نشان داده شده است. همچنین شکل ۴-۲۲ پ و ت نیز همین موارد را برای PC2 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف به روش نمودار جعبه‌ای (روش دوم) نشان داده است.



شکل ۴-۲۲ الف و ب) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC2 بعد از جایگزینی داده‌های خطادار پ و ت) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در PC2 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف

همان‌طور که در شکل ۴-۲۲ ب و ت مشخص است متغیرهای مؤثر در هر دو مؤلفه خروجی تقریباً یکسان بوده و وزن نسبتاً یکسانی را نیز به خود اختصاص داده‌اند. تنها عنصر Au بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف از متغیرهای مؤثر جدا شده (وزن منفی پیدا کرده است) که می‌تواند در اثر حذف داده‌های مربوط به آنومالی و در نتیجه عدم همبستگی فضایی داده‌های باقیمانده عنصر Au با دیگر متغیرهای مؤثر در این PC مثل As، Sb و ... باشد.

در شکل ۴-۲۲ الف و پ در ناحیه شمالی منطقه، به صورت معمول محدوده آنومالی‌های ممکن و احتمالی بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف بزرگ‌تر شده است. ولی در مقابل محدوده آنومالی قطعی به صورت واضحی کوچک‌تر شده که احتمالاً ناشی از حذف مقادیر عددی بزرگ‌تر (داده‌های آنومالی) در این روش می‌باشد.

تفاوت اصلی اما در ناحیه جنوبی منطقه دیده می‌شود. همان‌طور که در تصویر مشخص است پس از اصلاح داده‌های خارج از ردیف، روش PCA نتوانسته است در این ناحیه آنومالی چندانی شناسایی کند.

این در صورتی است که اندیس‌های معدنی شناخته شده زیادی در این ناحیه وجود دارد. به احتمال فراوان دلیل این موضوع آن است که بعد از حذف بخشی از داده‌های آنومالی، همبستگی فضایی بین متغیرهای اکتشافی در ناحیه جنوبی منطقه کمتر شده و در نتیجه PCA همراهی فضایی بین آنها تشخیص نداده است (همان‌طور که عدم حضور Au در متغیرهای مؤثر این موضوع را تایید می‌کند). همان‌طور که مشخص است نتایج مدل‌سازی PCA بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف برای ذخایر کرومیت انبانه تغییر معنی‌داری نداشته است. درمقابل دقت این مدل‌سازی برای ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به وضوح کمتر شده است. در نتیجه می‌توان گفت که اصلاح داده‌های خارج از ردیف برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش PCA نتایجی مفیدی در بر ندارد.

۴-۳-۳-۴- تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج مدل‌سازی ICA

در مورد روش ICA انتظار آن است که اصلاح داده‌های خارج از ردیف تأثیر متفاوتی با روش PCA داشته باشند. همان‌طور که پیشتر گفته شد چولگی^۱ و کشیدگی^۲ دو پارامتری هستند که به‌عنوان شاخص استقلال آماری داده‌ها در نظر گرفته می‌شوند (Cardoso, 1998; Hyvärinen et al., 2001). به همین دلیل در بعضی از الگوریتم‌های ICA نیز به‌عنوان شاخص غیرگوسی بودن و استقلال مؤلفه‌ها در نظر گرفته می‌شوند. در نتیجه طبیعی است که متغیرهایی با چولگی و کشیدگی بالا بر ضرایب ICهای خروجی تسلط داشته باشند.

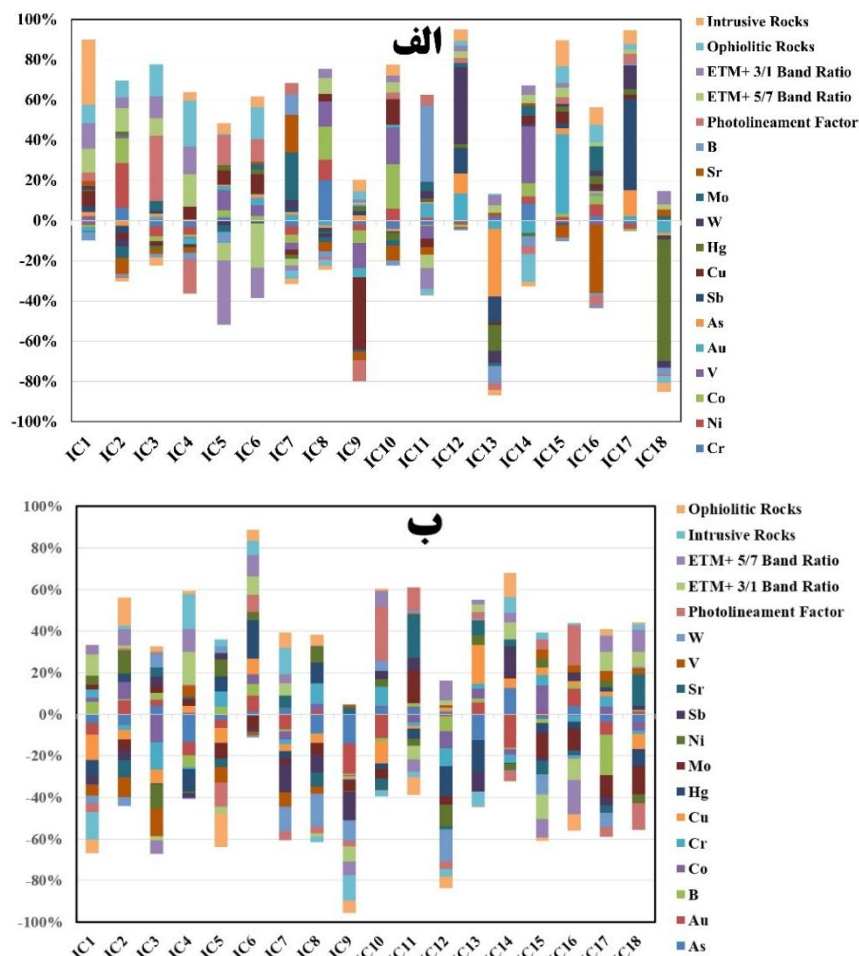
در بعضی از مطالعات ICA، برای کم کردن مقدار چولگی و کشیدگی داده‌ها از نرمال‌سازی توزیع داده‌ها استفاده شده است (Yang and Cheng, 2015 b). در صورتی که این عمل با وجود کاهش مقدار این دو پارامتر، با اصول روش ICA همخوانی ندارد و استفاده از متغیرهای ورودی با توزیع گوسی (نرمال) در ICA ممنوع است (Hyvärinen and Oja, 2000).

1 Skewness
2 Kurtosis

در این مطالعه به منظور کاهش مقدار چولگی و کشیدگی داده‌ها و کاهش اثر آنها بر مؤلفه‌های مستقل خروجی از اصلاح داده‌های خارج از ردیف استفاده شده‌است. چرا که عموماً کشیدگی و چولگی بالا در داده‌های اکتشافی در اثر وجود داده‌های خارج از ردیف و داده‌های بزرگ (مرتبط با آنومالی) ایجاد می‌شود. جدول ۴-۱۱ میزان چولگی و کشیدگی متغیرهای ژئوشیمیایی مورد استفاده را قبل و بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف نشان می‌دهد. همان‌طور که در این جدول مشخص است بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف میزان این دو پارامتر به‌صورت واضحی در متغیرها پایین آمده‌است.

جدول ۴-۱۱- چولگی و کشیدگی داده‌های ژئوشیمیایی قبل و بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف														
		Cr	Ni	Cu	As	Sb	Co	V	Sr	Hg	W	B	Mo	Au
Before Outlier Remediation	Skewness	5.38	2.65	3.65	18.08	11.86	3.69	3.58	3.24	9.98	12.97	2.86	5.29	9.24
	Kurtosis	36.37	8.56	23.48	458.74	206.00	19.51	17.61	15.69	125.64	204.19	13.47	59.25	131.58
After Outlier Remediation	Skewness	1.52	1.47	1.45	1.49	1.41	1.39	1.49	1.40	1.43	0.93	1.71	1.49	1.52
	Kurtosis	1.95	1.49	2.25	2.11	1.92	2.21	2.12	2.25	1.59	1.35	2.90	2.50	2.32

به‌علاوه، همان‌طور که انتظار می‌رود اعمال روش ICA بر روی داده‌هایی که به روش اول (جایگزینی داده‌های خطا دار) و بدون اصلاح داده‌های خارج از ردیف پیش‌پردازش شده‌اند، نتایج چندانی مطلوبی در بر ندارد. شکل ۴-۲۳ الف نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ وزن متغیرها در مؤلفه‌های خروجی روش ICA قبل از اصلاح داده‌های خارج از ردیف را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است بجز چند مؤلفه خروجی مثل IC2 و IC8 دیگر مؤلفه‌ها تحت تأثیر و سلطه یکی از متغیرهای ورودی می‌باشند. به‌عنوان مثال در IC1 وزن سنگ‌های نفوذی و در IC12 وزن تنگستن چنان بالا است که عملاً این دو مؤلفه به ترتیب نشان دهنده سنگ‌های نفوذی و عیار تنگستن در منطقه مورد مطالعه می‌باشند.



شکل ۴-۲۳- نمودار ستونی تجمعی ۱۰۰٪ وزن متغیرها در نتایج روش ICA (الف) قبل و (ب) بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف

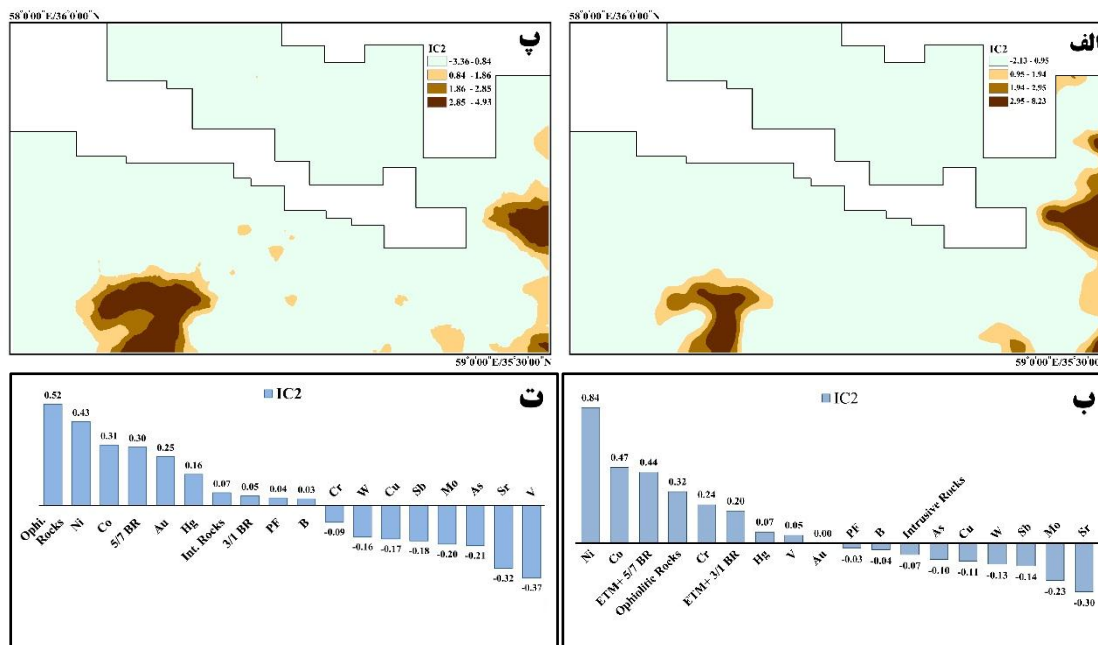
ولی با اصلاح داده‌های خارج از ردیف همان‌طور که در شکل ۴-۲۳ ب دیده می‌شود، وزن متغیرها در مؤلفه‌های خروجی تعدیل شده‌است. در نتیجه این پیش‌پردازش بجز چند مؤلفه مثل IC10 در بقیه ICها وزن متغیرها متعادل‌تر بوده و در هر IC چندین متغیر با وزن بالا وجود دارند.

۴-۳-۳-۱- تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج ICA برای کانی‌زایی کرومیت

انبانه‌ای

نتایج مدل‌سازی ICA برای ذخایر کرومیت انبانه‌ای بعد از پیش‌پردازش داده‌ها به دو روش گفته شده در شکل ۴-۲۴ نشان داده شده‌است. شکل ۴-۲۴ الف و ب به ترتیب نقشه IC2 و نمودار ستونی وزن

متغیرها در این مؤلفه بعد از جایگزینی داده‌های خطادار (روش اول) را نشان می‌دهد. همچنین شکل ۲۴-۴ پ و ت نیز همین موارد را برای IC2 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف به روش نمودار جعبه‌ای (روش دوم) به تصویر کشیده است.



شکل ۲۴-۴ الف و ب) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در IC2 بعد از جایگزینی داده‌های خطادار
پ و ت) نقشه و نمودار ستونی وزن متغیرها در IC2 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف

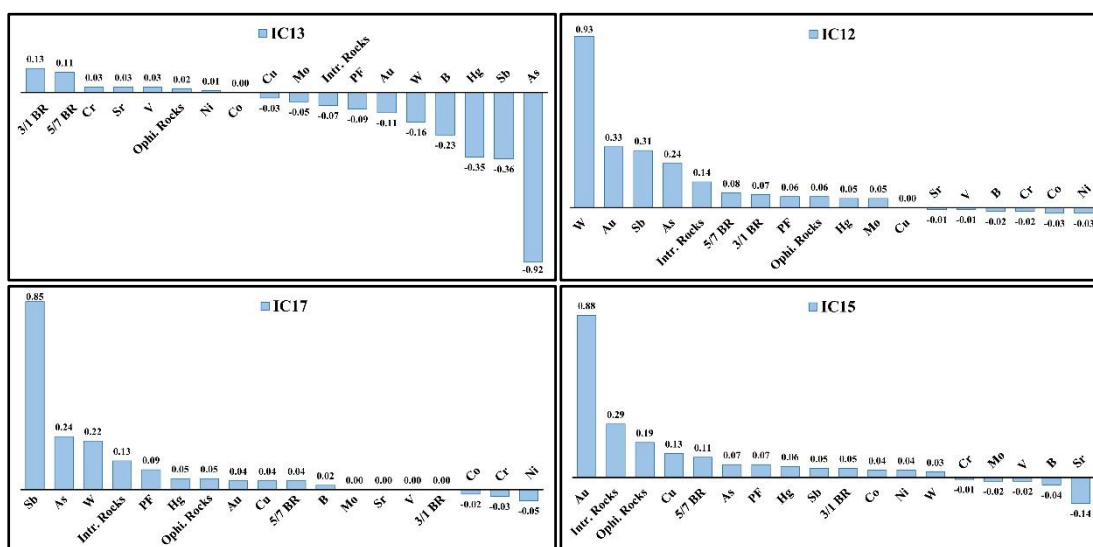
همان‌طور که در شکل ۲۴-۴ دیده می‌شود، تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف در نتایج روش ICA برای ذخایر کرومیت انبانه‌ای به صورت غیرمنتظره‌ای کم بوده است. با وجود آنکه وزن متغیرهای مختلف بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف، تعدیل شده است، ولی ترکیب متغیرها تقریباً یکسان مانده است. همچنین آنومالی‌های مشخص شده برای کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای قبل و بعد از پیش‌پردازش تقریباً یکسان مانده‌اند.

۳-۳-۳-۲- تأثیر اصلاح داده‌های خارج از ردیف بر نتایج ICA برای کانی‌زایی طلا-

آنتیموان اپی‌ترمال

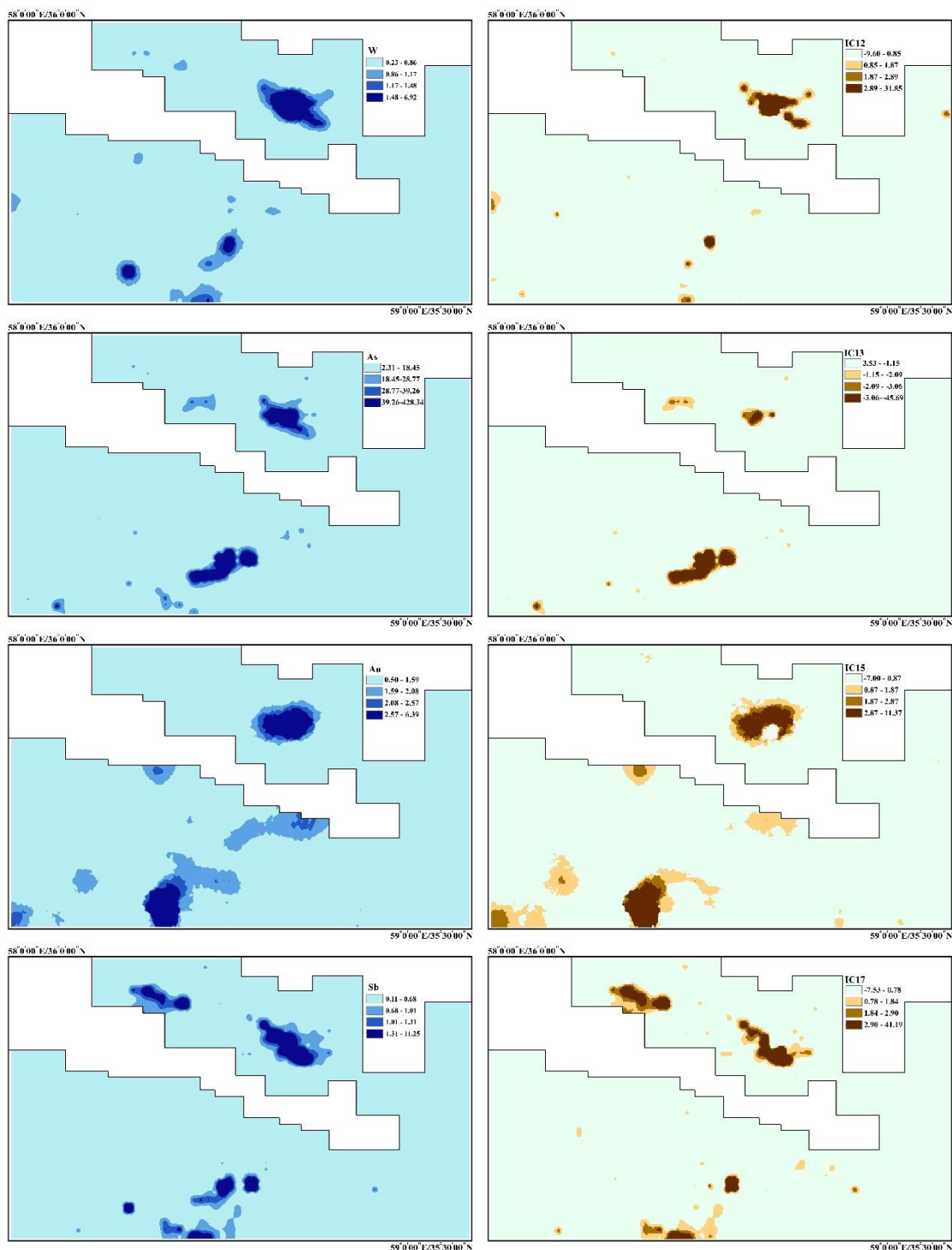
بدون تردید اصلاح داده‌های خارج از ردیف بیشترین تأثیر را بر روی نتایج مدل‌سازی پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان به روش ICA داشته است. بررسی نتایج ICA قبل از اصلاح این مقادیر نشان می‌داد که

احتمالاً بعضی از مؤلفه‌های خروجی برای شناسایی کانی‌زایی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال مفید هستند. این مؤلفه‌ها شامل IC12، IC13، IC15 و IC17 بودند. ولی بررسی بیشتر نشان داد که هر کدام از این ICها تحت سلطه یکی از متغیرهای مؤثر در کانی‌زایی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال می‌باشد. شکل ۴-۲۵ نمودار وزن متغیرها در هر کدام از این ICها را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۵. نمودار ستونی وزن متغیرها در IC12، IC13، IC15 و IC17 قبل از اصلاح داده‌های خارج از ردیف

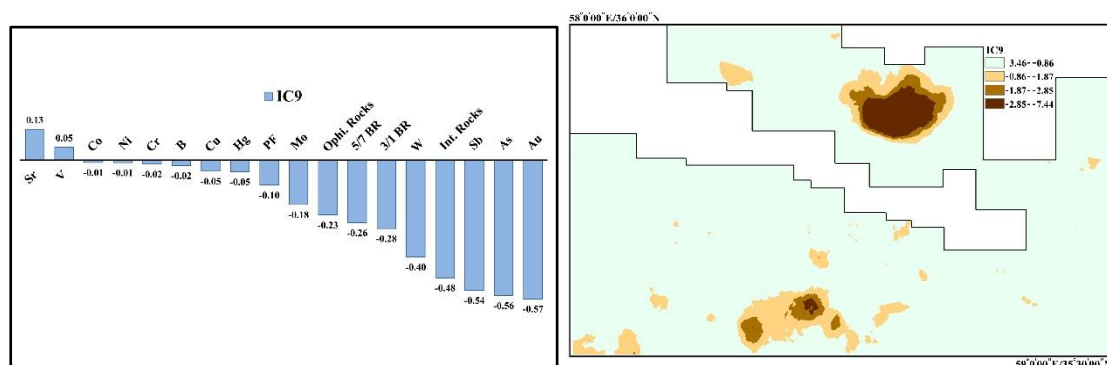
همان‌طور که مشخص است عناصر W، As، Au و Sb به ترتیب بیشترین تأثیر را بر IC12، IC13، IC15 و IC17 گذاشته و این مؤلفه‌های خروجی را تحت سلطه خود دارند. در شکل ۴-۲۶ نقشه مقادیر ICهای یاد شده، به ترتیب در کنار نقشه غلظت عناصر W، As، Au و Sb قرار داده شده‌اند.



شکل ۴-۲۶- نقشه مقادیر IC12, IC13, IC15 و IC17 قبل از اصلاح داده‌های خارج از ردیف به ترتیب در کنار نقشه غلظت عناصر W, As, Au و Sb

همان‌طور که مشخص است هرکدام از این ICها نسخه تغییر یافته یکی از متغیرهای ژئوشیمیایی بوده و نمی‌توان از آنها به‌عنوان نتیجه تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه استفاده کرد.

در مقابل بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف، نتایج مدل‌سازی ICA برای کانی‌زایی طلا-آنتیموان به‌صورت کلی تغییر می‌کند. بعد از این پیش‌پردازش، IC9 وزن متعادلی برای متغیرهای اکتشافی مؤثر در این نوع کانی‌زایی پیدا کرده و به‌صورت مؤثری نقشه پتانسیل ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. شکل ۴-۲۷ نقشه مقادیر IC9 و نمودار ستونی وزن متغیرها در این مؤلفه را بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف به روش نمودار جعبه‌ای نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۷- الف) نقشه و ب) نمودار ستونی وزن متغیرها در IC9 بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف

با توجه به مطالب بیان شده مشخص است که حذف داده‌های خطا دار (روش اول) نتوانسته تأثیر چندانی بر بهبود نتایج مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش ICA داشته باشد. در مقابل، اصلاح داده‌های خارج از ردیف (روش دوم) در بهبود نتایج بسیاری از مؤلفه‌های خروجی موفق بوده و با کاهش چولگی و کشیدگی داده‌ها، مانع از سلطه یک یا دو متغیر در هر کدام از ICها شده‌است. در نتیجه می‌توان گفت که اصلاح داده‌های خارج از ردیف برای استفاده از روش ICA در مدل‌سازی پتانسیل معدنی ضروری می‌باشد.

فصل پنجم

مقایسه و ارزیابی نتایج

و بازدید صحرائی

۵- مقایسه و ارزیابی نتایج و بازدید صحرایی

با توجه به آنکه در مطالعه حاضر دو روش جدید برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی پیشنهاد شده‌است، لازم است که نتایج به‌دست آمده با یکدیگر مقایسه شده و مورد ارزیابی دقیق قرار گیرند تا میزان کارایی و دقت هر کدام مشخص گردد. به این منظور در این فصل ابتدا نتایج به‌دست آمده از روش PCA و ICA برای ذخایر کرومیت انبانه‌ای و طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به‌صورت جداگانه با یکدیگر و نتایج مطالعات تک‌متغیره و چندمتغیره پیشین در این منطقه، مقایسه شده‌است.

همچنین به‌عنوان ملاکی برای مقایسه نتایج، از موقعیت اندیس‌های شناخته شده کرومیت، طلا و آنتیموان موجود در منطقه استفاده گردیده‌است. این اندیس‌ها شامل معادن فعال موجود در منطقه و محدوده‌هایی که کانی‌زایی مورد نظر به‌صورت مستقیم در آنها دیده شده، می‌باشند. به منظور اطمینان از صحت اطلاعات مربوط به اندیس‌ها، موقعیت و مشخصات آنها از نتایج مطالعات زمین‌شناسی چکشی (دری و صادقی، ۱۳۷۷؛ حیدری و مناف نژاد، ۱۳۷۸) و گزارش معادن فعال استان خراسان رضوی (عزمی، ۱۳۸۹) سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران استخراج شده‌است. در انتهای این فصل، به منظور مقایسه کمی نتایج روش‌های پیشنهادی با یکدیگر و مطالعات پیشین نیز از روش منحنی تشخیص عملکرد نسبی بر اساس موقعیت این اندیس‌های شناخته شده، استفاده شده است.

به‌علاوه نتایج بازدید صحرایی و نمونه‌برداری‌های انجام شده در دو تاریخ ۱۳، ۱۴ و ۱۳۹۸/۶/۱۵ و ۱۳۹۹/۵/۲۴ به فراخور محدوده‌های مورد بررسی ارائه شده‌است. در این بازدید صحرایی تمام محدوده‌هایی که در دو روش PCA و ICA دارای آنومالی بوده‌اند پیمایش شده و رخنمون کانی‌زایی‌ها مورد بررسی، تصویربرداری و نمونه‌برداری قرار گرفته‌اند.

مطالعات پیشین در منطقه مورد مطالعه که نتایج آن با نتایج روش‌های پیشنهادی مقایسه شده‌است، شامل مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای تک‌متغیره و چندمتغیره بوده‌است. همچنین به منظور مقایسه نتایج روش‌های پیشنهادی با روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی، روش منطق فازی در منطقه به اجرا درآمده و نتایج آن در قیاس با نتایج مدل‌سازی ICA و PCA مورد بررسی قرار گرفته است. به

منظور امکان مقایسه بهتر نتایج، ابتدا برای هر کدام از کانی‌زایی‌های مدل‌سازی شده محدوده‌های آنومالی مشخص شده و سپس نتایج تمام روش‌های مطالعاتی مورد اشاره در این محدوده‌ها به صورت جداگانه مقایسه شده‌اند. با توجه به بزرگتر و فراگیرتر بودن آنومالی‌های مدل‌سازی PCA در هر دو کانی‌زایی، محدوده‌های آنومالی اولیه براساس نقشه‌های خروجی این روش تعیین گردیده است.

۵-۱- مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای تک‌متغیره

همان‌طور که پیشتر اشاره شد مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای تک‌متغیره در ناحیه مورد مطالعه اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط شرکت جیانگزی^۱ چین و به سفارش سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی ایران انجام شده‌است. محققان این شرکت در گزارشی‌هایی که ارائه کرده‌اند (Dezhong et al., 1995) نتایج به دست آمده را به صورت تک‌متغیره پردازش کرده‌اند. در این فصل از نتایج ارائه شده در این گزارش‌ها به منظور مقایسه با نتایج مدل‌سازی‌های انجام شده استفاده شده‌است. با این توضیح که تصاویر و نقشه‌های موجود در این گزارش‌های چاپی، کیفیت بصری قابل قبول نداشته و به همین علت مجدداً ترسیم شده‌اند.

۵-۲- مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای چندمتغیره

همچنین مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای چندمتغیره این منطقه بر روی داده‌های مورد اشاره انجام شده‌است (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶). در این مطالعه روش PCA بر روی داده‌های ۲۸ عنصر از داده‌های ژئوشیمی رسوب آبراهه‌ای منطقه مورد مطالعه اعمال شده و ۲۸ مؤلفه خروجی به دست آمده است. سپس مؤلفه‌های به دست آمده در این مطالعه بر اساس جدول بردارهای ویژه مورد بررسی قرار گرفته‌اند. جدول ۵-۱ وزن عناصر مورد بررسی را در مؤلفه‌های اصلی دوم و سوم این مطالعه نشان می‌دهد.

1 Jiangxi

جدول ۵-۱- مقادیر بارگذاری مؤلفه اصلی دوم و سوم PCA داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای منطقه (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)

Variable	Zn	V	Co	Cr	Cu	U	Ni	Pb	Sn	Nb	Be	Cs	Bi	Ag
PC 2	0.90	0.87	0.85	0.78	0.60	0.51	0.49	0.45	0.38	0.36	0.33	0.23	0.17	0.10
Variable	W	Sb	Au	Hg	Th	P	As	Mo	Ba	Rb	B	Sr	Li	F
PC 2	0.04	0.03	0.01	-0.01	-0.02	-0.03	-0.04	-0.07	-0.15	-0.18	-0.22	-0.25	-0.27	-0.34
Variable	As	Sb	W	Hg	Au	Bi	Cs	Ni	B	Mo	Pb	Co	Cr	Ag
PC 3	0.68	0.66	0.62	0.49	0.33	0.29	0.26	0.20	0.17	0.13	0.07	0.07	0.04	0.00
Variable	F	Cu	Li	Sn	Zn	U	Nb	V	Rb	Th	Be	Sr	Ba	P
PC 3	-0.03	-0.04	-0.07	-0.08	-0.08	-0.11	-0.15	-0.16	-0.17	-0.17	-0.26	-0.27	-0.29	-0.29

همان‌طور که در جدول ۵-۱ مشخص است PC2 به ترتیب برای عناصر Zn، V، Co، Cr، Cu، U و Ni وزن بالایی دارد. در نتیجه می‌توان این PC را نشان دهنده ذخایر کرومیت منطقه دانست. همچنین PC3 به ترتیب بیشترین وزن را برای عناصر As، Sb، W، Hg و Au دارد که آن را شاخص خوبی برای ذخایر طلای موجود در منطقه معرفی می‌کند.

۵-۳- مدل‌سازی پتانسیل معدنی منطقه به روش منطق فازی

همان‌طور که پیشتر اشاره شد، به منظور مقایسه نتایج روش‌های پیشنهادی با روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی، روش دانش‌محور منطق فازی در این منطقه اجرا شده و نتایج آن با نتایج بدست آمده از روش‌های PCA و ICA مقایسه شده است. تئوری روش منطق فازی در فصل دوم بررسی شد. در این بخش ابتدا نحوه کاهش ابعاد داده‌های ورودی به روش فازی و سپس نحوه اجرای آن توضیح داده شده است.

۵-۳-۱- مشقّت موضوع بعد^۱ و کاهش ابعاد داده‌ها

با اینکه منطق فازی روش بسیار قدرتمندی در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده است، متضمن برخی محدودیت‌ها نیز می‌باشد. یکی از محدودیت‌های اصلی این روش، مشکل ابعاد است. این مساله وقتی

وجود می‌آید که تعداد متغیرهای ورودی بیش از حد زیاد باشد. در نتیجه استخراج مجموعه قواعد لازم برای طراحی سیستم فازی بوسیله تجربه سخت می‌شود. در حالت کلی اگر تعداد ورودی‌های یک سیستم فازی n و تعداد توابع تعلق در نظر گرفته شده برای هر ورودی m باشد، تعداد کل قواعد فازی ایجاد شده برابر با m^n است، که نشان دهنده افزایش نمایی تعداد قواعد سیستم فازی خواهد بود (Abraham, 2005). این مشکل اصطلاحاً با عنوان مشقّت بعد چندی شناخته می‌شود و یکی از روش‌های معمول غلبه بر آن، کاهش ابعاد داده‌های ورودی می‌باشد (Yang et al., 2005).

در مطالعه حاضر به منظور حذف این مشکل به جای استفاده از تعداد زیادی از متغیرهای ژئوشیمیایی موجود در منطقه، از نتایج روش PCA که در بخش قبل توضیح داده شد، استفاده شده است. به عبارت دیگر به جای عناصر ژئوشیمیایی، از PC2 و PC3 حاصل از PCA اعمال شده بر روی آنها، به ترتیب در مدل‌سازی فازی ذخایر کرومیت انبانه‌ای و طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه استفاده شده است.

۵-۳-۲- ساخت مدل مفهومی و وزن دهی به داده‌های ورودی

۵-۳-۲-۱- مدل مفهومی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال

با توجه به مطالعات گذشته، و موارد مطرح شده در فصل ۴، می‌توان شاخص‌های اکتشافی مهم برای کانی‌زایی‌های اپی‌ترمال را به صورت زیر تعریف کرد. از آنجا که ذخایر اپی‌ترمال پدیده‌های سطحی سیستم‌های گرمابی (عمق کمتر از ۱/۵ کیلومتر و دمای کمتر از ۳۰۰ درجه سانتیگراد) می‌باشند، می‌توان آنها را از لحاظ مکانی با سنگ‌های نفوذی تشکیل‌دهنده این سیستم‌ها مرتبط دانست (Simmons et al., 2005). همچنین در میداین زمین گرمایی، گسل‌ها و شکستگی‌ها عامل اصلی انتقال سیالات گرمابی به سطح زمین بوده و وجود زون‌های دارای شکستگی می‌تواند یک نشانه امیدبخش برای حضور محلول‌های کانه‌ساز در سطح زمین باشد. از طرف دیگر دگرسانی‌های گرمابی جزء ویژگی‌های کلیدی ذخایر اپی‌ترمال بوده و با زون‌بندی مشخص در اطراف این ذخایر قرار می‌گیرند

(Simmons et al., 2005). به علاوه عناصری چون V, Hg, W, Cu, As, Sb را می توان جزء عناصر همراه ذخایر اپی ترمال به حساب آورد. از این میان، مطالعه هاله های Cu, As, Sb و Hg به عنوان عناصر ردیاب کانی زایی معمول بوده و عناصر Au, Sb, As و Cu ممکن است به شکل کانسارهای معدنی در این سیستم ها دیده شوند (White and Hedenquist, 1995).

برای تهیه مدل مفهومی در این مطالعه از تمام پارامترهای اکتشافی بالا استفاده شده است. به این منظور ابتدا نقشه های چند کلاسه از شواهد اکتشافی تهیه شدند. سپس به منظور ورود به مدل سازی، داده های اولیه فازی شده اند که این مرحله شامل سنجش میزان اهمیت نسبی داده های ورودی و همچنین تخصیص وزن به کلاس های مختلف آنها بر اساس تجربه و نظر کارشناسی بوده است. به این منظور بعد از تخصیص وزن به کلاس های مختلف داده های ورودی، نقشه های شاهد وزن دار تهیه گردید. جدول ۵-۲ نحوه دسته بندی و امتیازدهی به هر کدام از متغیرهای ورودی را نشان می دهد.

جدول ۵-۲- مقادیر عضویت فازی داده های ورودی جهت شناسایی مناطق امیدبخش طلا-آنتیموان اپی ترمال

مؤلفه اصلی سوم		فاکتور خطواری		دگرسانی ها		توده های نفوذی	
محدوده کلاس	امتیاز کلاس	محدوده کلاس	امتیاز کلاس	فاصله تا دگرسانی	امتیاز کلاس	فاصله تا توده نفوذی	امتیاز کلاس
۰/۱ تا ۵	۰/۱۰	۰ تا ۳/۸	۰/۱۰	بیشتر از ۱۰۰۰ متر	۰/۱۰	بیشتر از ۱۰۰۰ متر	۰/۱۰
۵ تا ۱۲	۰/۷۰			۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر	۰/۲۵	۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر	۰/۲۰
۱۲ تا ۳۰	۰/۷۷	۳/۸ تا ۴/۴	۰/۳۰	۲۰۰ تا ۵۰۰ متر	۰/۳۰	۲۰۰ تا ۵۰۰ متر	۰/۳۰
۳۰ تا ۴۵	۰/۸۵			۰ تا ۲۰۰ متر	۰/۴۵	۰ تا ۲۰۰ متر	۰/۴۰
۴۵ تا ۶۳	۰/۹۰	۴/۴ تا ۶	۰/۶۰	۰ متر	۰/۶۰	۰ متر	۰/۵۰

۵-۳-۲-۲- مدل مفهومی ذخایر کرومیت انبانه ای

بر اساس روندی که در بخش قبل توضیح داده شد، مدل مفهومی، نقشه های شاهد چند کلاسه و نهایتاً نقشه های وزن دار فازی برای مدل سازی ذخایر کرومیت انبانه ای منطقه به روش فازی نیز تهیه گردید. بر این اساس از مؤلفه اصلی دوم (نتایج روش PCA بر روی داده های ژئوشیمیایی منطقه) که وزن بالایی برای عناصر Zn, V, Co, Cr, Cu, U و Ni دارد به عنوان اولین متغیر ورودی استفاده شد. این عناصر همگی جزء همراه ذخایر کرومیت انبانه ای هستند (Mosier et al., 2012). همچنین سنگ های افیولیتی

به عنوان سنگ بستر ذخایر کرومیت انبانه‌ای در میان متغیرهای ورودی قرار گرفت. به علاوه با توجه به همراهی سنگ‌های افیولیتی با محیط‌های زیرخزش قاره‌ای، فاکتور خطوارگی به عنوان شاخصی از الگوی شکستگی‌های موجود در این محیط‌ها، در مدل‌سازی فازی مورد استفاده قرار گرفت. نهایتاً پارامتر فاصله از دگرسانی‌ها به متغیرهای ورودی اضافه شد. همان‌طور که در فصل ۴ اشاره گردید، حضور دگرسانی‌های سرپانتینی یکی از مشخصه‌های بارز ذخایر کرومیت انبانه‌ای می‌باشد (Lipin, 1984).

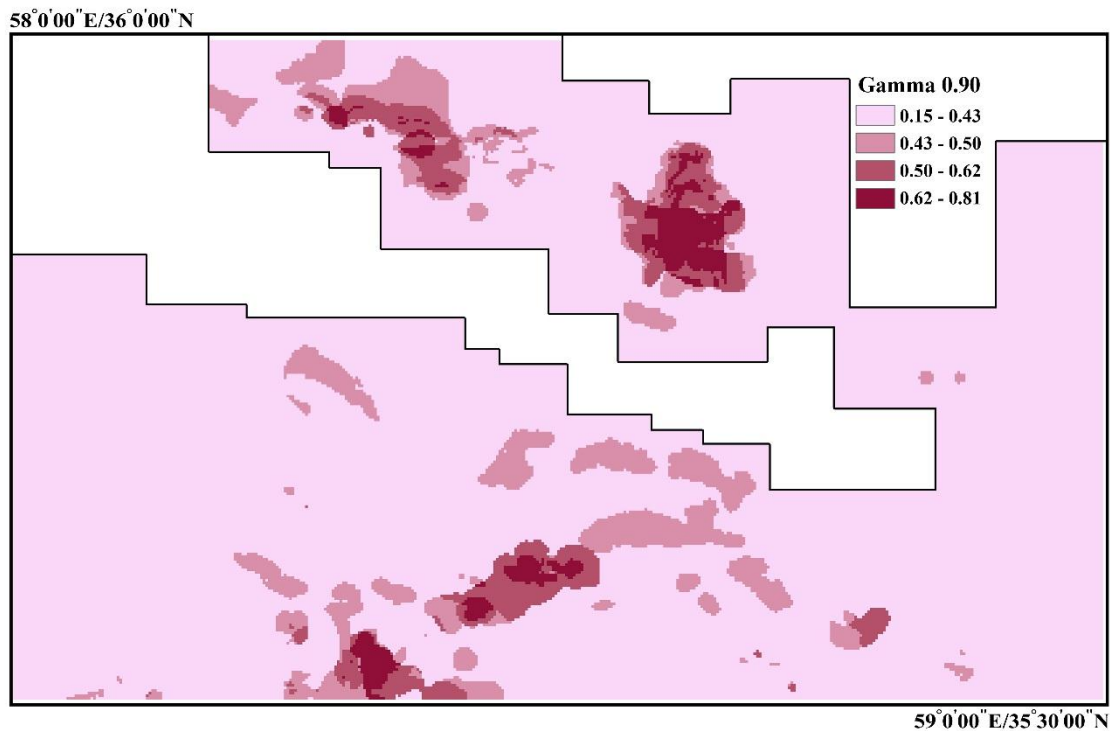
نهایتاً بعد از سنجش میزان اهمیت نسبی این داده‌ها، بر اساس تجربه و نظر کارشناسی، جدول ۳-۵ برای کلاس‌بندی و امتیازدهی به هر کدام از متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار گرفت.

جدول ۳-۵- مقادیر عضویت فازی داده‌های ورودی جهت شناسایی مناطق امیدبخش کرومیت انبانه‌ای							
مؤلفه اصلی دوم		فاکتور خطوارگی		دگرسانی‌ها		سنگ‌های افیولیتی	
محدوده کلاس	امتیاز کلاس	محدوده کلاس	امتیاز کلاس	فاصله تا دگرسانی	امتیاز کلاس	فاصله تا توده نفوذی	امتیاز کلاس
۰ تا ۱	۰/۱	۰ تا ۳/۸	۰/۱۰	بیشتر از ۱۰۰۰ متر	۰/۱۰	بیشتر از ۱۰۰۰ متر	۰/۱۰
۱ تا ۱/۷	۰/۷			۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر	۰/۲۰	۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر	۰/۳۰
۱/۷ تا ۲/۵	۰/۸	۳/۸ تا ۴/۴	۰/۳۰	۲۰۰ تا ۵۰۰ متر	۰/۳۰	۲۰۰ تا ۵۰۰ متر	۰/۵۰
۲/۵ تا ۳/۴	۰/۸۵			۰ تا ۲۰۰ متر	۰/۴۰	۰ تا ۲۰۰ متر	۰/۶۰
۳/۴ تا ۵/۲۷	۰/۹	۴/۴ تا ۶	۰/۶۰	۰ متر	۰/۵۰	۰ متر	۰/۷۰

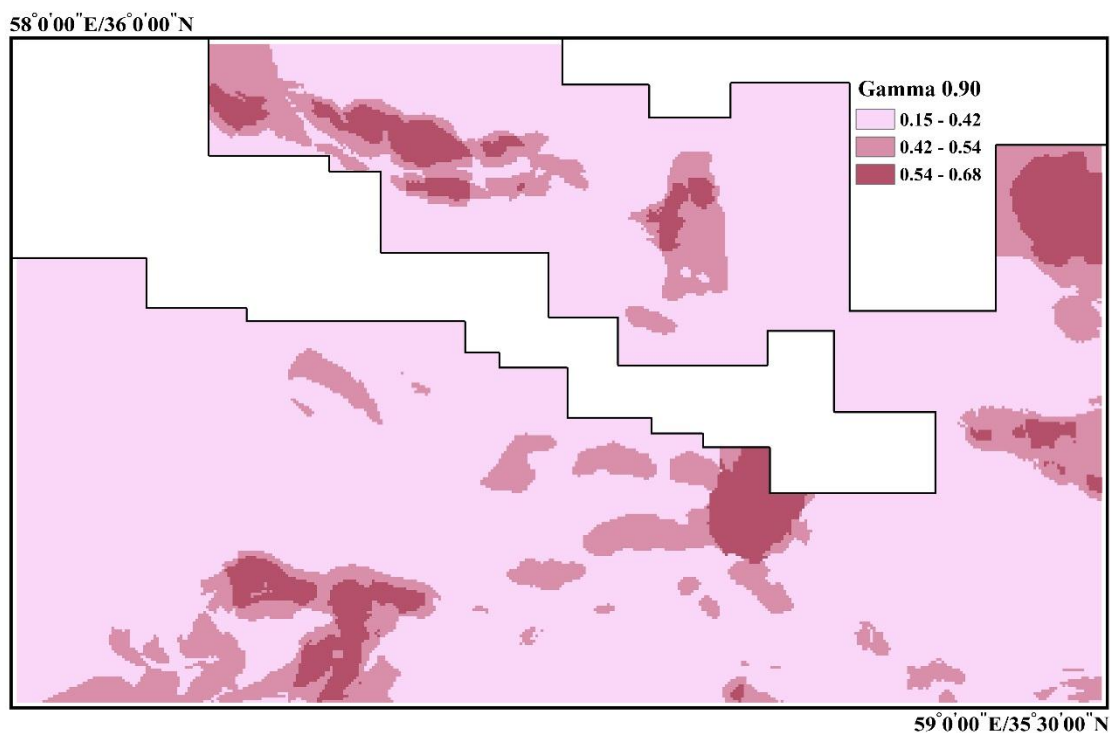
۵-۳-۳- مدل‌سازی به روش منطق فازی

به منظور تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای و طلا-آنتیموان اپی‌ترمال از روش منطق فازی با عملکرد گاما استفاده شده است. همان‌طور که پیشتر گفته شد هرچه مقدار پارامتر گاما به یک نزدیک‌تر انتخاب گردد، نتیجه بیشتر به جمع جبری فازی نزدیک شده و مناطق بزرگ‌تری معرفی می‌گردند و برعکس هرچه به صفر نزدیک شود نتیجه به ضرب جبری فازی نزدیک شده و مناطق پیشنهادی کوچک‌تر می‌شوند. در نتیجه با توجه به هدف مرحله پی‌جویی بهتر است که مقادیر بزرگ‌تر گاما استفاده شوند. از سوی دیگر نتایج مطالعات پیشین نیز نشان دهنده آن است که برای اهداف پتانسیل‌یابی، مقادیر گامای بزرگ‌تر از ۰/۹۰ منجر به تولید مدل‌های کارآمدتری می‌شود (Bonham-Carter 1994). به این منظور از مقدار گامای ۰/۹۰ در نرم‌افزار ArcGIS 10.3 برای

مدل‌سازی داده‌ها به روش فازی استفاده شد. شکل ۵-۱ مدل پتانسیل معدنی تهیه شده برای ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال و شکل ۵-۲ مدل پتانسیل معدنی تهیه شده برای کرومیت انبانه‌ای در منطقه مورد مطالعه به روش منطق فازی را نشان می‌دهد.



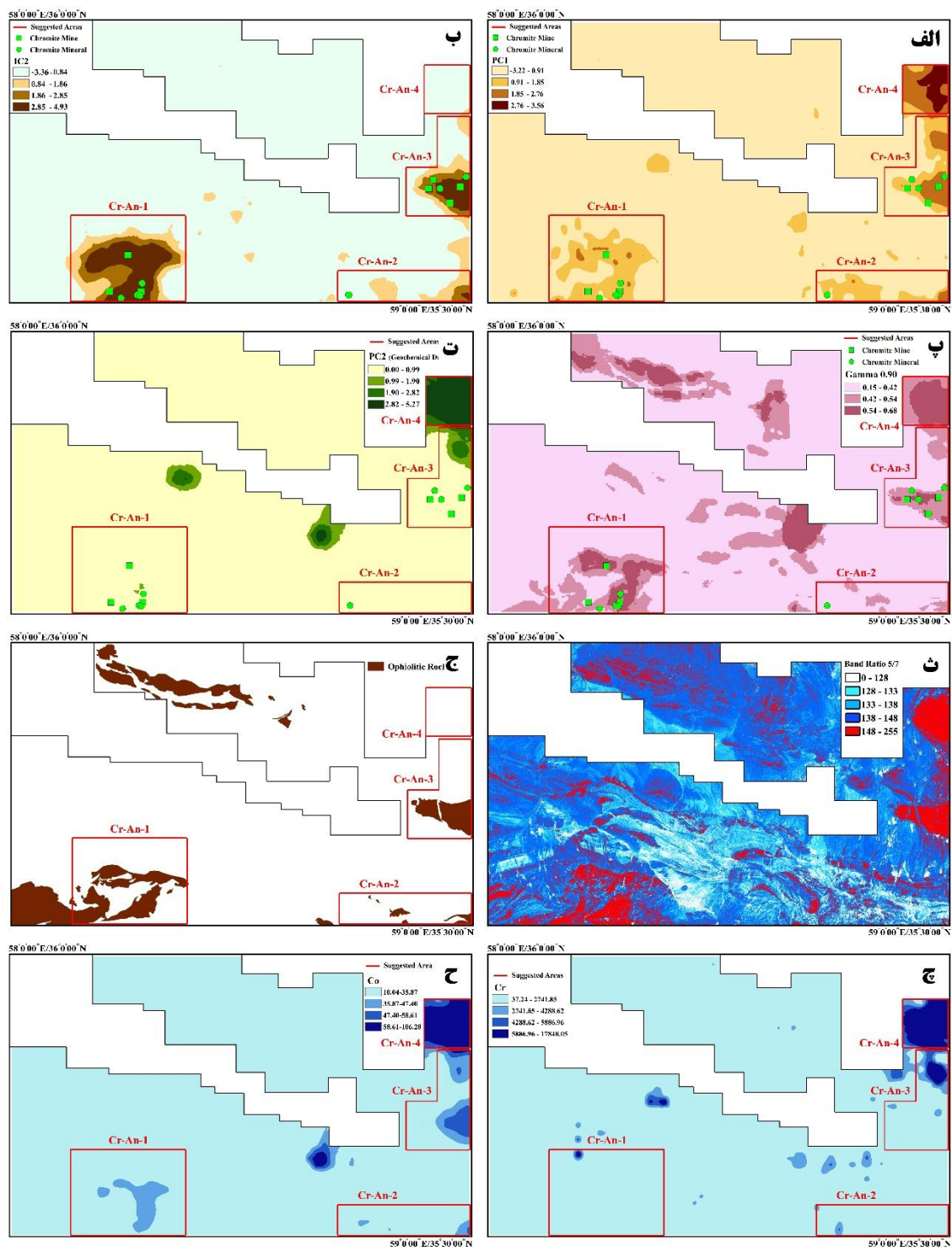
شکل ۵-۱- نتیجه مدل‌سازی پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش منطق فازی با گامی ۰/۹۰



شکل ۵-۲- نتیجه مدل‌سازی پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای به روش منطق فازی با گامی ۰/۹۰

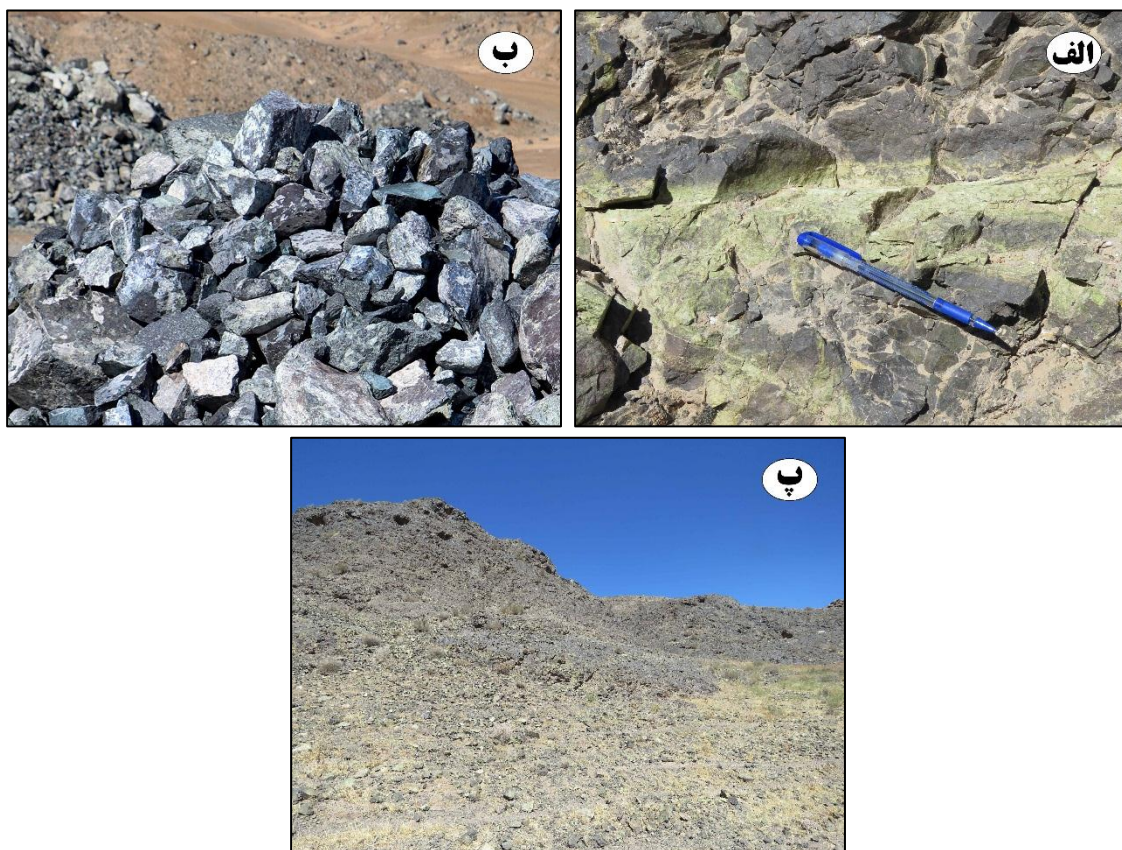
۵-۴- مقایسه نتایج به دست آمده برای ذخایر کرومیت انبانه ای

همان طور که اشاره شد در این بخش نتایج حاصل از مدل سازی انجام شده به روش ICA و PCA با یکدیگر و با نتایج مدل سازی فازی، مطالعات ژئوشیمیایی تک متغیره و چندمتغیره مقایسه خواهند شد. به منظور آسان تر شدن این فرآیند ابتدا چهار محدوده آنومالی برای کرومیت انبانه ای بر اساس نتایج مدل سازی PCA معرفی شده است و نتایج حاصل از روش های مختلف در این محدوده ها به صورت جداگانه مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته اند. این محدوده ها شامل Cr-An-1 تا Cr-An-4 می باشند. در شکل ۵-۳ مجموعه نقشه های مورد مقایسه برای نتایج مدل سازی کرومیت انبانه ای به تصویر کشده شده است. شکل ۵-۳ الف: نقشه پتانسیل معدنی کرومیت انبانه ای به دست آمده از روش PCA، ب: نقشه پتانسیل معدنی کرومیت انبانه ای به دست آمده از روش ICA، پ: نقشه پتانسیل معدنی کرومیت انبانه ای به دست آمده از مدل سازی فازی، ت: نقشه پتانسیل معدنی کرومیت انبانه ای به دست آمده از روش PCA بر روی داده های ژئوشیمیایی، ث: نقشه نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از طبقه بندی به روش قاج زنی تصویر که نشان دهنده دگرسانی های موجود در منطقه می باشد، ج: واحدهای افیولیتی، چ: نقشه غلظت عنصر Cr و ح: نقشه غلظت عنصر Co در منطقه مورد مطالعه را نشان می دهد. همچنین به منظور بررسی دقیق تر موقعیت اندیس های شناخته شده کرومیت انبانه ای موجود در منطقه بر روی اشکال ۵-۳ الف، ب، پ و ت قرار داده شده است.



شکل ۵-۳- نقشه پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه‌ای الف) به روش PCA، ب) به روش ICA، پ) به روش مدل‌سازی فازی، ت) به روش PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)، ث) نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از قاچ‌زنی تصویر، ج) واحدهای افیولیتی (نادری‌میقان، ۱۳۷۷ الف و ب)، چ) نقشه غلظت عنصر Cr (Dezhong et al., 1995 a&b) و ح) نقشه غلظت عنصر Co (Dezhong et al., 1995 a&b)

همان‌طور که در شکل ۳-۵ الف و ب دیده می‌شود نتایج مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای به روش PCA و ICA بسیار به هم نزدیک است. بزرگترین آنومالی‌ها در مدل‌سازی ICA در محدوده‌های Cr-An-1 و Cr-An-3 دیده می‌شوند. همچنین مدل‌سازی PCA نیز آنومالی‌های خوبی در این دو محدوده ثبت کرده است که البته از مدل‌سازی ICA ضعیف‌تر هستند. لازم به اشاره است که ۱۳ مورد از ۱۴ اندیس شناخته شده کرومیت منطقه مورد مطالعه، در این دو محدوده قرار دارند که همگی در محدوده‌های آنومال دو روش پیشنهاد شده، قرار گرفته‌اند. از این میان معادن خرو کوه‌سرخ و آرمان در محدوده Cr-An-1 در حال استخراج می‌باشند و در محدوده Cr-An-3 استخراج کرومیت به‌صورت غیرقانونی توسط مردم محلی و به روش‌های سنتی در جریان است (شکل ۴-۵).



شکل ۴-۵ الف) سرپانتینی شدن سنگ‌های افیولیتی، ب) دپوی سنگ معدن کرومیت استخراج شده به‌صورت سنتی و ج) توپوگرافی واحدهای افیولیتی در محدوده Cr-An-3

در محدوده Cr-An-2 هر دو روش، آنومالی‌هایی کشف کرده‌اند که آنومالی ICA کوچک‌تر می‌باشد. یک اندیس شناخته شده در این محدوده وجود دارد که در محدوده آنومالی‌های PCA قرار گرفته ولی با فاصله کمی خارج از آنومالی‌های ICA می‌باشد.

بزرگ‌ترین تفاوت بین نتایج دو روش PCA و ICA در مدل‌سازی ذخایر کرومیت انبانه‌ای در محدوده Cr-An-4 دیده می‌شود. در این محدوده روش PCA یک آنومالی وسیع و قوی شناسایی کرده است در صورتی که روش ICA هیچ آنومالی در این ناحیه ندارد. همان‌طور که در شکل شکل ۵-۳ مشخص است در این محدوده هیچ اندیس شناخته شده‌ای وجود ندارد. همچنین واحدهای افیولیتی نیز در این منطقه رخنمونی ندارند (شکل ۵-۳ ج) و تمام این منطقه از یک واحد کنگلومرای سخت نشده جوان (PIQ^c) تشکیل شده‌است. از طرف دیگر تصویر نسبت بانندی $5/7$ ETM+ (شکل ۵-۳ ث)، دگرسانی خوبی در این ناحیه نشان داده و عناصر ردیاب ذخایر کرومیت انبانه‌ای از جمله Cr، Co، Ni و V همگی در این ناحیه آنومالی دارند.

در بازدید صحرایی از این ناحیه مشخص شد قطعات زیادی از سنگ‌های افیولیتی از جمله سرپانتینیت و همچنین سنگ‌های آذرین دگرسان شده در بین قطعات سنگی موجود در واحد کنگلومرای PIQ^c که سطح محدوده ۳ را پوشانده است، وجود دارد (شکل ۵-۵ ب). این موضوع با توجه به جوان‌تر بودن این واحد کنگلومرای (پلیوسن تا کواترنری) نسبت به سنگ‌های افیولیتی منطقه (کرتاسه بالایی)، قابل توجیه می‌باشد. به نظر می‌رسد، در اثر وجود همین قطعات سنگی، نسبت بانندی $5/7$ و عیار عناصر یادشده در این ناحیه بالا می‌باشد.



شکل ۵-۵- الف) توپوگرافی واحدهای گنگلومرای سخت نشده PI Q^c در محدوده Cr-An-4 (ب) حضور قطعاتی از سنگ‌های افیولیتی و سنگ‌های آذرین دگرسان شده در محدوده

به‌علاوه در بازدید صحرایی انجام شده مشخص گردید که سطح این محدوده با توپوگرافی تپه ماهوری کم ارتفاع پوشیده شده (شکل ۵-۵ الف) و هیچگونه رخنمون سنگی دارای کانی‌زایی در آن وجود ندارد. به همین دلیل دو نمونه کانی سنگین از آبراهه‌های موجود در محدوده Cr-An-4 گرفته شد که نتایج آن در جدول ۴-۵ ارائه شده‌است. همان‌طور که در نتایج بررسی کانی‌های سنگین نیز ملاحظه می‌شود، حضور کرومیت تنها در یکی از نمونه‌ها آن هم به‌صورت تک ذرات ایزوله گزارش شده‌است.

جدول ۴-۵- موقعیت جغرافیایی و نتایج دو نمونه کانی سنگین از محدوده Cr-An-4

Sample No.	Ka-Sh-01	Ka-Sh-02
X	674842	675902
Y	3972246	3972355
Chromite	PTS*	----
Zircon	PTS	----
Hematite	7 %	< 1 %
Magnetite	17 %	25 %
Amphiboles	----	PTS
Pyroxenes	65 %	54 %
Peridots	< 1 %	< 1 %
Spinel	----	PTS
Altered Silicates	4 %	5 %
Light Minerals	6 %	14 %

* PTS: ذرات ایزوله از کانی مورد نظر با تعداد بسیار کم و غیر قابل تبدیل به کمیت عددی

با توجه به موارد ذکر شده مشخص است که محدوده Cr-An-4، ناحیه مستعدی برای کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای نبوده و نتایج مدل‌سازی ICA در این محدوده دقیق‌تر از نتایج مدل‌سازی PCA می‌باشد.

۵-۴-۱- بررسی نتایج مدل سازی فازي، ژئوشیمی تک متغیره و چندمتغیره برای شناسایی

ذخایر کرومیت انبانه ای

مدل سازی انجام شده به روش منطق فازي برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی ذخایر کرومیت انبانه ای منطقه نتایج متفاوتی نسبت به دو روش پیشنهادی دارد. همان طور که در شکل ۵-۳ پ دیده می شود، روش منطق فازي تقریباً در تمام چهار محدوده Cr-An-1 تا Cr-An-4 آنومالی هایی مشابه روش PCA شناسایی کرده است. تنها در محدوده Cr-An-2 آنومالی شناسایی شده بسیار کوچک بوده و اندیس شناخته شده این محدوده را هم شامل نمی گردد. همچنین نباید از یاد برد که روش منطق فازي در محدوده Cr-An-4 نیز آنومالی نسبتاً شدیدی شناسایی کرده است که با توجه به مطالب بیان شده با شواهد صحرایی همخوانی ندارد. ولی اصلی ترین خطای موجود در نتایج مدل سازی فازي، وجود آنومالی های فراوان در نواحی میانی و شمالی منطقه است که نه تنها با اندیس های شناخته شده همخوانی ندارد، بلکه با شواهد اکتشافی مرتبط با ذخایر کرومیت انبانه ای نیز سازگار نیست.

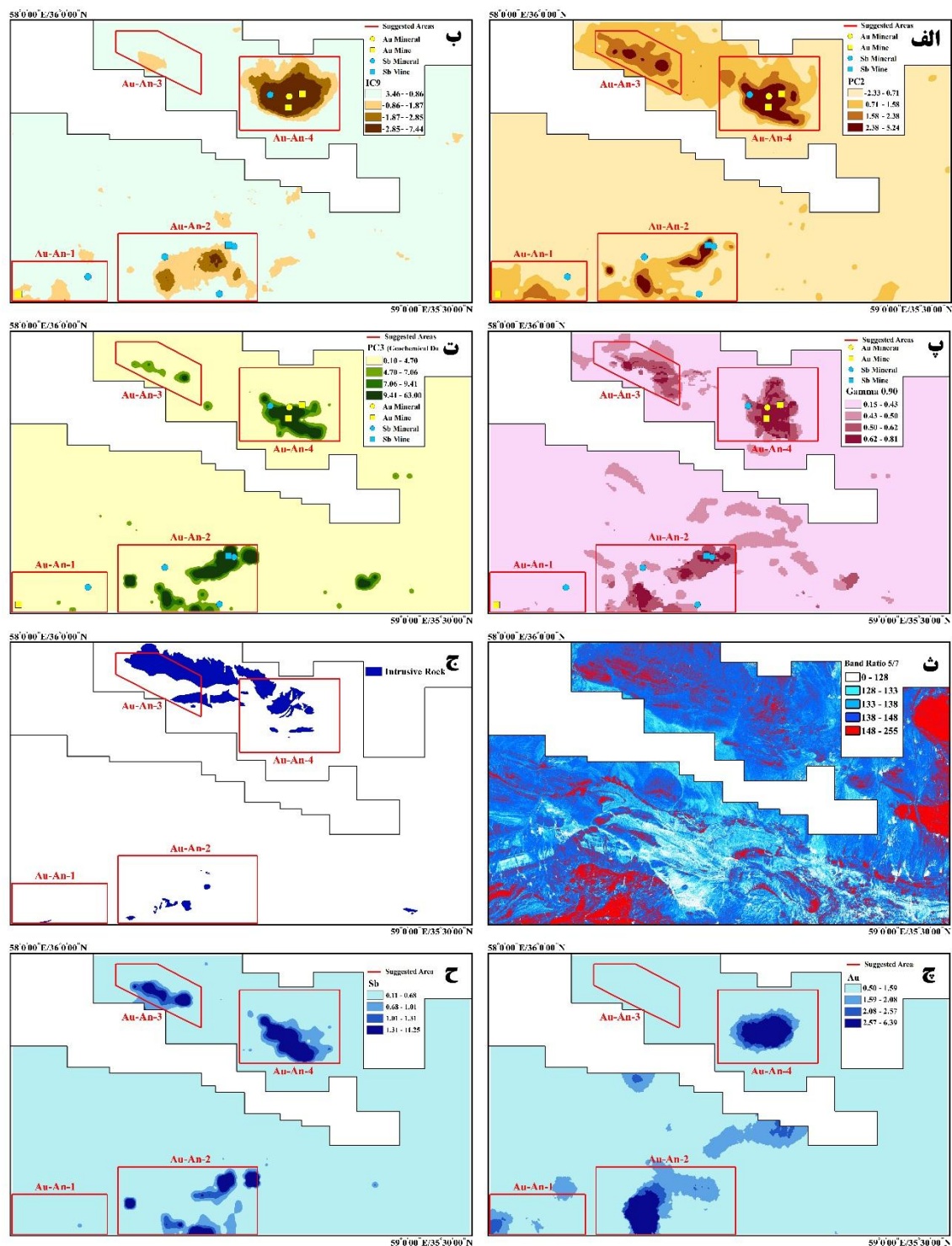
همچنین نتایج روش PCA که تنها بر روی داده های ژئوشیمی آبراهه ای انجام شده است (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)، نیز نتوانسته در این منطقه نتایج مناسبی برای شناسایی ذخایر کرومیت انبانه ای به دست آورد. همان طور که در شکل ۵-۳ مشخص است، این روش در محدوده Cr-An-1 و Cr-An-2 تقریباً هیچ آنومالی ثبت نکرده است. به علاوه در جنوب محدوده Cr-An-3 که دارای اندیس های شناخته شده است، نیز آنومالی ندارد. در محدوده Cr-An-4 هم این روش به علت غلظت بالای عناصر Cr، Co، Ni و V وزن بسیار بالایی دارد. همچنین در این روش نیز قسمت های زیادی از بخش میانی منطقه به عنوان آنومالی مشخص شده اند که با اندیس های شناخته شده منطقه همخوانی ندارند. به صورت کلی می توان گفت که انجام آنالیز PCA بر روی داده های ژئوشیمی آبراهه ای به هیچ عنوان در مدل سازی ذخایر کرومیت انبانه ای منطقه موفق نبوده است.

برای نقشه غلظت عناصر Cr و Co (Dezhong et al., 1995 a&b) نیز وضعیت تقریباً به همین شکل است. همان طور که در شکل ۵-۳ چ و ح دیده می شود عنصر Cr تنها در محدوده Cr-An-4 و بخش

شمالی Cr-An-3 آنومالی‌هایی دارد. عنصر Co وضعیت بهتری داشته و در محدوده Cr-An-1، Cr-An-2 و Cr-An-3، آنومالی‌های ضعیفی نشان می‌دهد. لازم به یادآوری است که پراکندگی عناصر Ni و V در منطقه مورد مطالعه نیز تقریباً مشابه عنصر Co می‌باشد (شکل ۳-۲۰). بصورت کلی می‌توان گفت که مطالعه ژئوشیمی تک‌متغیره نیز مانند ژئوشیمی چندمتغیره چندان در شناسایی ذخایر کرومیت انبانه‌ای موفق نبوده‌است.

۵-۵- مقایسه نتایج به‌دست آمده برای ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال

به منظور مقایسه نتایج به‌دست آمده در مدل‌سازی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال نیز چهار محدوده آنومالی بر اساس نتایج روش PCA در نظر گرفته شده‌است. این چهار محدوده شامل Au-An-1 تا Au-An-4 می‌باشند. در شکل ۵-۶ مجموعه نقشه‌های مورد مقایسه برای نتایج مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای به تصویر کشده شده‌است. شکل ۵-۶ الف: نقشه پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به‌دست آمده از روش PCA، ب: نقشه پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به‌دست آمده از روش ICA، پ: نقشه پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به‌دست آمده از مدل‌سازی فازی، ت: نقشه پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به‌دست آمده از روش PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی، ث: نقشه نسبت بانندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از طبقه‌بندی به روش قاج‌زنی تصویر که نشان دهنده دگرسانی‌های موجود در منطقه می‌باشد، ج: سنگ‌های نفوذی، چ: نقشه غلظت عنصر Au و ح: نقشه غلظت عنصر Sb در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همچنین به منظور بررسی دقیق‌تر موقعیت اندیس‌های شناخته شده طلا و آنتیموان موجود در منطقه بر روی اشکال ۵-۶ الف، ب، پ و ت قرار داده شده‌است.



شکل ۵-۶- نقشه پتانسیل معدنی ذخایر طلا-آنتیموان اپی ترمال الف) به روش PCA، ب) به روش ICA، پ) به روش مدل سازی فاز، ت) به روش PCA بر روی داده های ژئوشیمیایی (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶)، ث) نسبت باندی ۵/۷ سنجنده ETM+ بعد از قاجزنی تصویر، ج) سنگ های نفوذی (نادری میقان، ۱۳۷۷ الف و ب)، چ) نقشه غلظت عنصر Au (Dezhong et al., 1995 a&b) و ح) نقشه غلظت عنصر Sb (Dezhong et al., 1995 a&b)

همان‌طور که در شکل ۵-۶ الف و ب دیده می‌شود نتایج مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش های PCA و ICA نیز شباهت زیادی به یکدیگر دارند. در محدوده Au-An-1 دو اندیس شناخته شده طلا و آنتیموان وجود دارد که اندیس طلا شامل کانسار طلای اپی‌ترمال سه بندون (حمامی‌پور و همکاران، ۱۳۹۷) است که معدنی فعال و در حال استخراج می‌باشد. در این محدوده روش PCA آنومالی بزرگتری نسبت به روش ICA کشف کرده است. با این حال هر دو روش موفق به ثبت موقعیت اندیس طلا شده ولی اندیس آنتیموان را شناسایی نکرده‌اند.

مهم‌ترین آنومالی‌ها در مدل‌سازی ICA در محدوده‌های Au-An-2 و Au-An-4 دیده می‌شوند. همچنین مدل‌سازی PCA نیز آنومالی‌های بسیار خوبی در این دو محدوده ثبت کرده و می‌توان گفت که، نتایج دو روش در این محدوده‌ها تقریباً یکسان می‌باشند.

بیشترین اندیس‌های شناخته شده منطقه (۳ اندیس طلا و ۵ اندیس آنتیموان) در این دو محدوده قرار دارند که تقریباً تمامی آنها توسط آنومالی‌های دو روش PCA و ICA شناسایی شده‌اند. معروف‌ترین اندیس شناخته شده در محدوده Au-An-2، کانسار اپی‌ترمال آنتیموان-آرسنیک-طلا کلاته چوبک (Hanna et al., 2002) واقع در ۷ کیلومتری غرب روستای محمدآباد چلیو می‌باشد. به علاوه در این محدوده رگه‌های نفوذی در برخی نقاط دیگر نیز دیده می‌شوند (شکل ۵-۷). همچنین معدن طلای ارغش در جنوب روستای حسن‌آباد، مهم‌ترین اندیس شناخته شده در محدوده Au-An-4 و در کل منطقه مورد مطالعه می‌باشد. این کانسار اپی‌ترمال (Ashrafpour et al., 2012) یکی از معادن طلای بزرگ و فعال استان خراسان رضوی به حساب می‌آید. در بازدید صحرایی اطراف این محدوده توده‌ها و رگه‌های نفوذی و دگرسانی‌های آرژلیک، لیمونیتی و ... به وضوح قابل رویت بود (شکل ۵-۸).



شکل ۵-۷- رگه نفوذی سیلیسی در محدوده Au-An-2



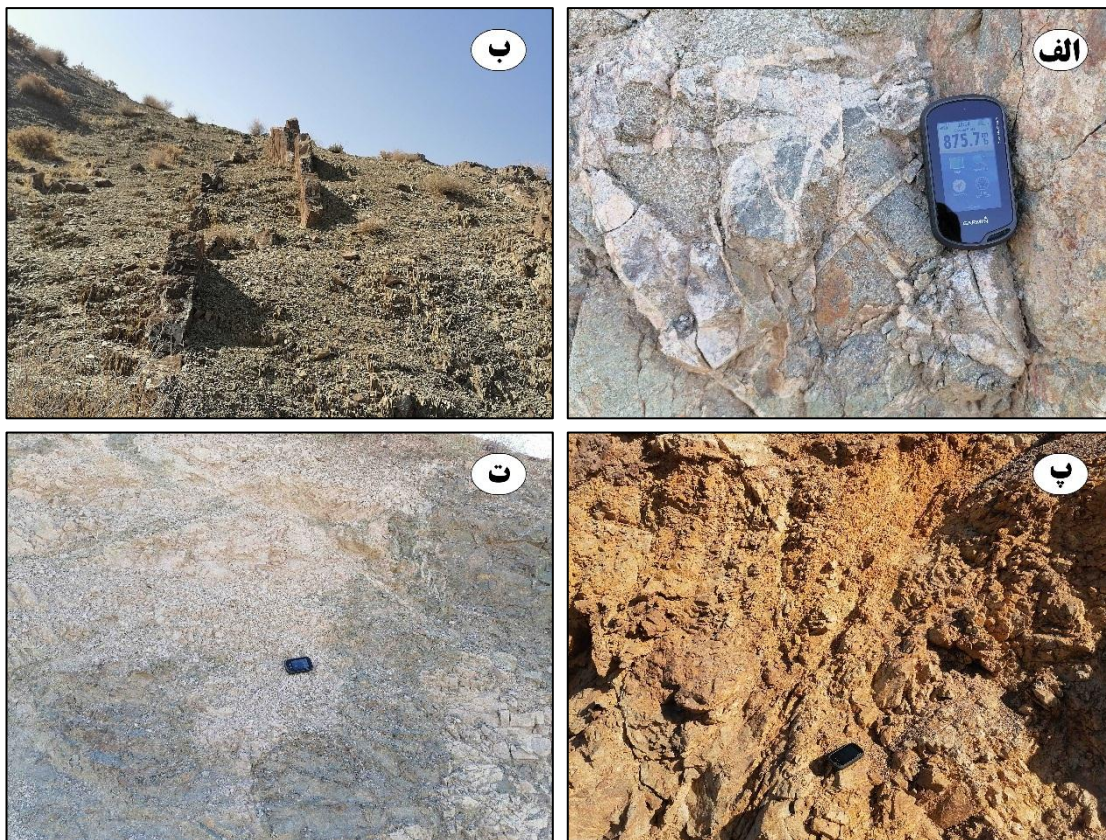
شکل ۵-۸- الف) بیرون زدگی دایک سیلیسی و دگرسانی گرمابی در جنوب غرب روستای حسن آباد و ب) کانی زایی طلا در معدن طلای ارغش در محدوده Au-An-4

بیشترین تفاوت بین نتایج دو روش در محدوده Au-An-3 دیده می شود. در این محدوده مدل سازی PCA آنومالی شدید و بزرگی ثبت کرده است، ولی روش ICA آنومالی بسیار کوچکی (از نوع آنومالی ممکن^۱) شناسایی نموده است. همان طور که در شکل ۵-۶ چ و ح مشخص است عنصر Au در این ناحیه آنومالی ندارد ولی عنصر Sb آنومالی خوبی در جنوب این محدوده نشان داده است. همچنین سنگ های نفوذی (شکل ۵-۶ ج) در شمال این محدوده رخنمون داشته و در قسمت جنوبی که منطبق بر مرکز آنومالی PCA می باشد، بیرون زدگی های نفوذی پراکنده ای دیده می شود. بیشتر سطح بخش جنوبی این محدوده از واحدهای افیولیتی پوشیده شده است. از طرف دیگر دگرسانی های پراکنده ای در محدوده

1 Possible Anomaly

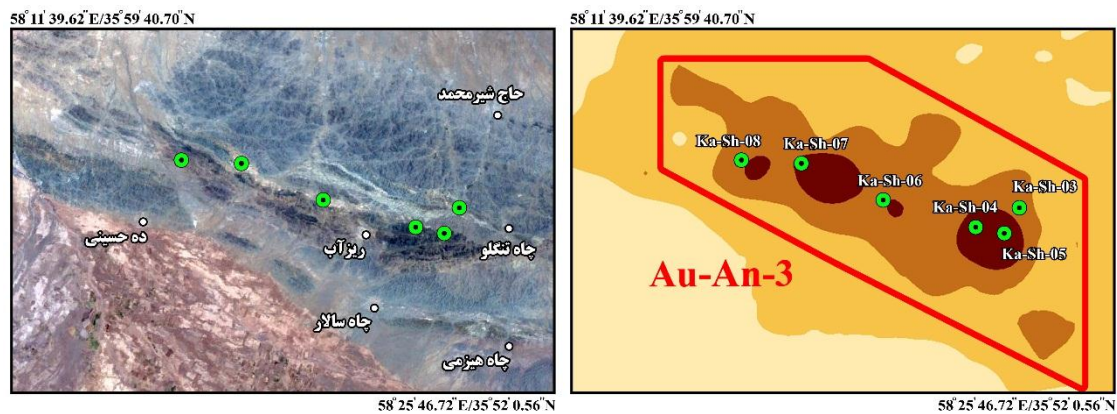
این آنومالی قابل رویت می‌باشد (شکل ۵-۶ ث). به‌علاوه باید اشاره کرد که در این ناحیه هیچ اندیس شناخته شده‌ای وجود ندارد.

با توجه به تفاوت موجود بین نتایج روش‌های پیشنهادی، بازدید صحرایی در این منطقه با صرف وقت و دقت بیشتری انجام گردید. در این بازدید، پیمایش در محدوده‌ای از جنوب روستای حاج شیرمحمد تا شمال روستای چاه سالار و چاه هیزمی و از غرب روستای چاه تنگلو تا شمال شرق روستای ده حسینی در محدوده‌ای به وسعت تقریبی ۵۰ کیلومتر مربع انجام شد. اصلی‌ترین آنومالی‌های نشان داده شده توسط روش PCA در این محدوده در شرق و غرب روستای ریزآب در مرکز محدوده قرار دارد. تنها آثار ثبت شده در این پیمایش شامل دگرسانی‌های گرمایی به‌صورت آغشتگی اکسیدهای آهن و رسی شدن در اثر نفوذ رگه‌های سیلیسی بود (شکل ۵-۹). به‌علاوه آثار مستقیمی از کانی‌زایی در این ناحیه رویت نشد و رگه‌های سیلیسی غالباً عقیم بودند.



شکل ۵-۹- الف و ب) رخنمون رگه و رگچه‌های سیلیسی، ب) دگرسانی لیمونیتی و هماتیتی و پ) دگرسانی آرزلیک در محدوده Au-An-3

به منظور بررسی صحت آنومالی‌های محدوده Au-An-3، شش نمونه لیتوژئوشیمیایی از رخنمون رگه‌های سیلیسی و دگرسانی‌های گرمایی در این پیمایش برداشت شد. موقعیت برداشت نمونه‌ها نسبت به آنومالی محدوده Au-An-3 و روستاهای اطراف منطقه در شکل ۵-۱۰ نشان داده شده‌است.



شکل ۵-۱۰- موقعیت نمونه‌های برداشت شده در محدوده آنومالی Au-An-3 و تصویر ماهواره‌ای منطقه

این نمونه‌ها برای عناصر پاراژنیز طلا به روش ICP-MS^۱ و برای عنصر طلا به روش فایر اسی^۲ مورد آنالیز شیمیایی قرار گرفتند. نتایج به‌دست آمده به همراه مختصات نمونه‌های اخذ شده در جدول ۵-۵ نشان داده شده‌است.

جدول ۵-۵- موقعیت جغرافیایی و نتایج آنالیز شش نمونه لیتوژئوشیمیایی از محدوده Au-An-3

Sample No.	Ka-Sh-03	Ka-Sh-04	Ka-Sh-05	Ka-Sh-06	Ka-Sh-07	Ka-Sh-08	E. T.*
X	625306	623598	624720	619950	616713	614347	---
Y	3977268	3976486	3976257	3977500	3978892	3978980	---
Au (ppb)	28.63	49.48	64.57	25.29	12.14	6.86	10
Ag (ppm)	9.03	2.12	1.41	1.82	1.89	1.91	7
As (ppm)	3.10	99.75	2.01	9.72	0.93	17.94	700
Cu (ppm)	263.54	46.64	19.96	42.10	620.51	88.88	700
Pb (ppm)	75.98	15.71	2.96	22.36	19.12	9.62	700
Sb (ppm)	5.69	2.52	31.72	1.2	2.94	1.81	400
W (ppm)	3.12	1.13	0.95	1.19	2.11	1.58	100
Zn (ppm)	325.69	117.42	21.63	22.11	40.47	111.80	700

* Enrichment Mineralization Threshold

1 Inductively Coupled Plasma Mass Spectrometry
2 Fire Assay

در ستون آخر جدول ۵-۵ حدآستانه ژینزبورگ برای کانی‌زایی غنی‌شده^۱ در نمونه‌های لیتوژئوشیمیایی (Ginzburg, 1960) ذکر شده‌است. همان‌طور که در این جدول مشخص است، غلظت هیچکدام از عناصر پاراژنیز Au در حد ثبت کانی‌زایی نمی‌باشد، ولی عنصر Au به نسبت مقادیر بالایی در تمام نمونه‌ها دارد. با این وجود و با توجه به حضور گسترده رگه‌های نفوذی و دگرسانی‌های گرمابی در سطح این محدوده و همچنین عیار نسبتاً بالای Au در نمونه‌های لیتوژئوشیمیایی می‌توان این منطقه را برای مطالعات تفصیلی‌تر پیشنهاد داد.

۵-۵-۱- بررسی نتایج مدل‌سازی فاز، ژئوشیمی تک‌متغیره و چندمتغیره برای شناسایی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال

نتایج منطق فاز برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه (شکل ۵-۶ پ) نشان می‌دهد که این روش در محدوده Au-An-2 و Au-An-4 نتایج مشابهی با روش‌های پیشنهادی دارد. ولی در محدوده Au-An-1 که دارای اندیس شناخته شده می‌باشد، مدل‌سازی فاز آنومالی درخوری ثبت نکرده است. همچنین در محدوده Au-An-3 آنومالی منطق فاز بر شمال محدوده منطبق بوده و با آنومالی دو روش پیشنهادی همپوشانی کمی دارد. مشکل دیگری که در نتایج مدل‌سازی فاز وجود دارد و در نتایج مدل‌سازی کرومیت انبانه‌ای هم دیده شد، نمایش آنومالی‌های پراکنده و نادرست در نواحی میانی نقشه است که عموماً منطبق بر سنگ‌های نفوذی یا دگرسانی‌ها دیده می‌شوند. شکل ۵-۶ ت نقشه امتیازات PC3 از PCA را نشان می‌دهد که تنها بر روی داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای منطقه انجام شده‌است (فضلیانی و همکاران، ۱۳۸۶). همان‌طور که در این نقشه مشخص است، انجام PCA تنها بر روی داده‌های ژئوشیمی آبراهه‌ای نیز هیچ آنومالی در محدوده Au-An-1 ثبت نکرده و در محدوده Au-An-3 هم آنومالی ثبت شده بسیار ضعیف است. همچنین در این روش در جنوب شرق

منطقه مورد مطالعه آنومالی مشخصی نشان داده شده است که با اندیس‌های شناخته شده منطقه همخوانی ندارند.

همچنین از نتایج مطالعات ژئوشیمی آبراهه‌ای تک‌متغیره نیز، نقشه غلظت Au و Sb به ترتیب در شکل ۵-۶ و ح نشان داده شده است (Dezhong et al., 1995 a&b). همان‌طور که در این دو تصویر دیده می‌شود، عنصر Au به‌صورت کلی در محدوده Au-An-3 آنومالی نشان نمی‌دهد و در محدوده Au-An-1 نیز آنومالی بسیار کوچکی دارد. به‌علاوه عنصر Au در بخش‌های میانی منطقه بر روی واحدهای رسوبی، آنومالی‌هایی نشان داده است که با اندیس‌های شناخته شده منطقه همخوانی نداشته و می‌تواند مرتبط با نهشته‌های پلاسی پلا باشد. همچنین نقشه مقادیر عیار Sb نیز در محدوده Au-An-1 هیچ آنومالی نشان نداده است.

۵-۶- اعتبارسنجی مدل‌های پتانسیل معدنی به روش منحنی تشخیص عملکرد نسبی

با توجه به آنکه هدف نهایی از مدل‌سازی پتانسیل معدنی شناسایی مناطق مستعد برای اکتشاف ذخایر معدنی می‌باشد، عموماً از اندیس‌های شناخته شده (در صورت وجود) جهت ارزیابی و اعتبارسنجی نتایج مدل‌سازی استفاده می‌شود. در منطقه مورد مطالعه مجموعاً ۱۴ اندیس شناخته شده کرومیت انبانه‌ای و ۱۰ اندیس طلا و آنتیموان اپی‌ترمال وجود دارد. همان‌طور که پیشتر گفته شد این اندیس‌ها شامل معادن فعال موجود در منطقه و محدوده‌هایی که کانی‌زایی مورد نظر به‌صورت مستقیم در آنها دیده شده، می‌باشند.

در این مطالعه، به منظور اعتبارسنجی مدل‌های پتانسیل معدنی تهیه شده با استفاده از اندیس‌های شناخته شده، از روش منحنی تشخیص عملکرد نسبی^۱ (ROC) استفاده شده است. منحنی ROC از کارآمدترین روش‌ها در مصورسازی و تحلیل کمی رفتار سیستم‌های تشخیصی می‌باشد (Swets, 1988) و می‌توان از آن برای تشخیص میزان کارایی و رتبه‌بندی سیستم‌های طبقه‌بندی، بر اساس عملکردشان

1 Receiver Operating Characteristic

استفاده کرد. این روش در ابتدا در تصمیم‌گیری‌های پزشکی مورد استفاده قرار می‌گرفت، ولی در سال‌های اخیر به‌طور گسترده در مطالعات داده‌کاوی کاربرد پیدا کرده است (Fawcett, 2006). در حال حاضر روش ROC به‌صورت گسترده در مطالعات یادگیری ماشین (Provost et al., 1998)، تشخیص سیگنال (Swets et al., 2000)، مدل‌سازی زمین‌لغزش (Romer and Ferentinou, 2016)، اکتشاف ذخایر معدنی (Nykänen et al., 2015; Chen and Wu, 2016; Sun, et al., 2019) و ... کاربرد دارد.

برای بررسی تئوری روش ROC، باید توجه داشت که تمام مدل‌های طبقه‌بندی کننده به دو گروه کلی تقسیم می‌شوند. خروجی گروه اول پیوسته است (به‌عنوان مثال، برآورد احتمال عضویت نمونه‌ها در یک کلاس که به منظور پیش‌بینی درجه عضویت در هر کلاس، ممکن است حدود آستانه‌ای مختلفی به کار گرفته شود). در مقابل، دیگر مدل‌ها نتایج گسسته‌ای تولید می‌کنند که فقط کلاس پیش‌بینی شده برای هر نمونه را نشان می‌دهد. ولی به‌صورت کلی، می‌توان گفت که وظیفه اصلی هر مدل طبقه‌بندی کننده، قرار دادن نمونه‌ها در کلاس‌های فرض شده اولیه می‌باشد. (Fawcett, 2006)

به منظور تعریف ریاضی روش ROC باید فرضیاتی به‌صورت زیر در نظر بگیریم. اگر نمونه طبقه‌بندی شده مثبت باشد و در کلاس «مثبت» قرار گیرد، به‌عنوان مثبت درست^۱ (TP) محاسبه می‌شود. ولی اگر به‌عنوان منفی طبقه‌بندی شود، منفی نادرست^۲ (FN) محسوب می‌شود. همچنین اگر نمونه منفی باشد و در طبقه‌بندی منفی قرار گیرد، به‌عنوان منفی درست^۳ (TN) محاسبه می‌شود. ولی اگر به‌عنوان مثبت طبقه‌بندی شود، مثبت نادرست^۴ (FP) محاسبه می‌شود. (Fawcett, 2006)

در نتیجه هنگام طبقه‌بندی هر مجموعه‌ای از نمونه‌ها، می‌توان یک ماتریس درهم‌ریختگی^۵ 2×2 ساخت که نمایانگر وضعیت طبقه‌بندی مجموعه نمونه‌ها است. یک ماتریس درهم‌ریختگی شماتیک در شکل ۱۱-۵ نشان داده شده است.

1 True Positive
 2 False Negative
 3 True Negative
 4 False Positive
 5 Confusion Matrix

		کلاس‌های واقعی	
		p	n
کلاس‌های فرض شده	Y	مثبت درست (TP)	مثبت نادرست (FP)
	N	منفی نادرست (FN)	منفی درست (TN)

شکل ۵-۱۱- ماتریس درهم‌ریختگی شماتیک (اصلاح شده از Fawcett, 2006)

اعداد در امتداد قطر اصلی ماتریس درهم‌ریختگی، نشان دهنده تصمیمات صحیح اتخاذ شده و اعداد قطر مقابل نمایانگر خطاهای به وجود آمده بین کلاس‌های مختلف می‌باشند. در نتیجه بر اساس این ماتریس نرخ مثبت درست^۱ و نرخ مثبت نادرست^۲ برای هر مدل طبقه‌بندی کننده با استفاده از روابط زیر به دست می‌آید (Fawcett, 2006):

$$TP\ rate \approx \frac{TP}{p} \quad (۵-۱)$$

$$FP\ rate \approx \frac{FN}{n} \quad (۵-۲)$$

که در آن TP rate نرخ مثبت درست، FP rate نرخ مثبت نادرست، TP تعداد نمونه‌های مثبت درست طبقه‌بندی شده، FN تعداد نمونه‌های منفی نادرست طبقه‌بندی شده، p تعداد کل نمونه‌های مثبت و n تعداد کل نمونه‌های منفی می‌باشد.

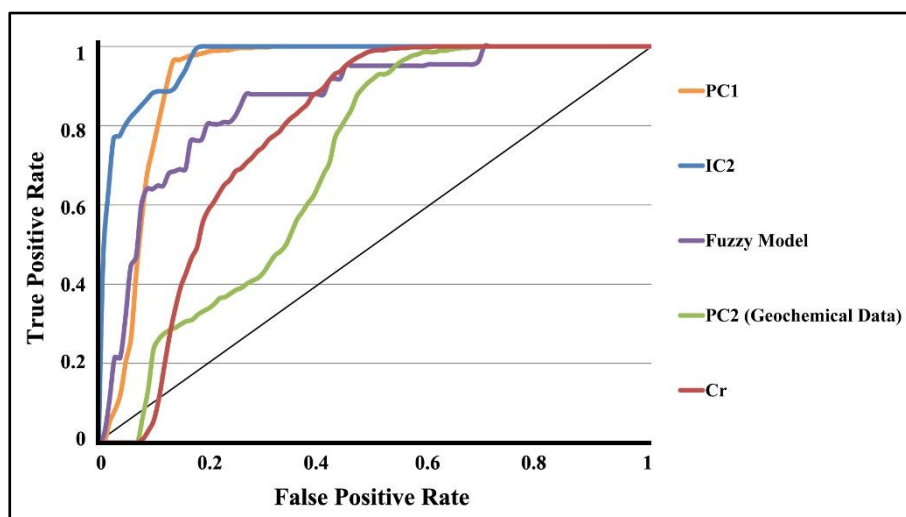
در نهایت منحنی ROC، به صورت یک نمودار دو بعدی رسم می‌شود که در آن، نرخ مثبت نادرست (FP rate) در محور افقی و نرخ مثبت درست (TP rate) در محور عمودی قرار دارد (Fawcett, 2006). در نتیجه این نمودار، همواره موازنه بین مزایا (مثبت درست) و هزینه‌ها (مثبت نادرست) را به تصویر می‌کشد.

1 True Positive Rate
2 False Positive Rate

به علاوه در روش ROC، می توان برآورد عملکرد سیستم های طبقه بندی را به صورت یک مقدار عددی نشان داد. به این منظور از مساحت زیر منحنی ROC، که به آن AUC^۱ گفته می شود، استفاده می شود (Swets, 1988). از نظر تئوری مقدار AUC سیستم های طبقه بندی مطلوب همیشه بین ۰/۵ تا ۱ است، ولی هر چه مقدار آن به یک نزدیکتر باشد، بیانگر عملکرد بهتر مدل سازی انجام شده می باشد (Fawcett, 2006).

۵-۶-۱- اعتبارسنجی مدل های پتانسیل معدنی کرومیت انبانه ای

در منطقه مورد مطالعه، منحنی ROC تمام مدل های پتانسیل معدنی تهیه شده و موجود کرومیت انبانه ای (شامل مدل سازی به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر Cr) با استفاده از نقشه موقعیت ۱۴ اندیس شناخته شده، در نرم افزار TerrSet 18.31 رسم گردید. به منظور امکان مقایسه بهتر نتایج، نمودار ROC تمام مدل ها در شکل ۵-۱۲ به صورت یکجا به نمایش در آمده است. همچنین مقدار AUC محاسبه شده برای نمودارهای ROC نیز در جدول ۵-۶ و نمودار میله ای شکل ۵-۱۳ نشان داده شده اند.

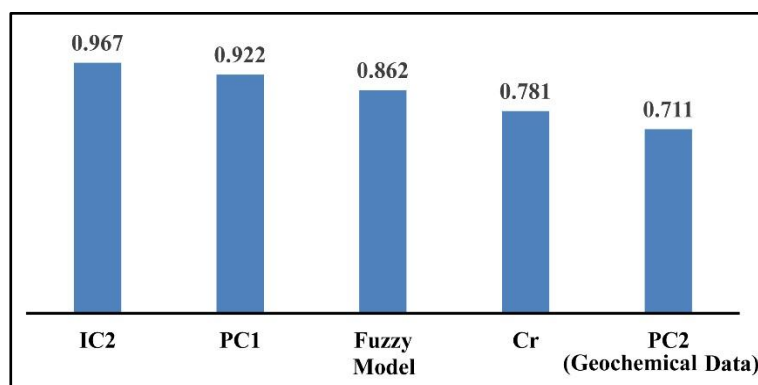


شکل ۵-۱۲- منحنی ROC مدل سازی کرومیت انبانه ای به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر کروم

1 Area under an ROC Curve

جدول ۵-۶- مقادیر AUC برای مدل سازی کرومیت انبانه‌ای به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر کروم

Model	IC2	PC1	Fuzzy Model	Cr	PC2 (Geochemical Data)
AUC	0.967	0.922	0.862	0.781	0.711



شکل ۵-۱۳- نمودار میله‌ای مقادیر AUC برای مدل سازی کرومیت انبانه‌ای به روش PCA (PC1)، ICA (IC2)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC2) و عنصر کروم

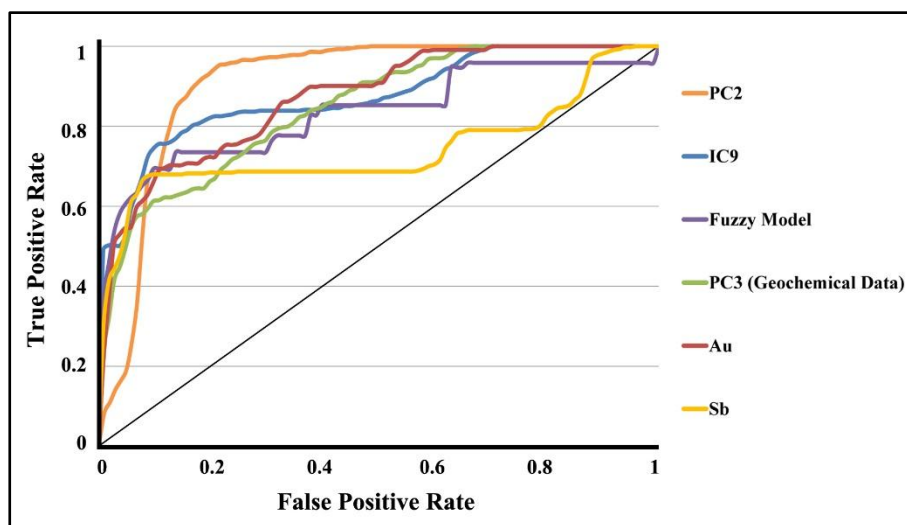
همان‌طور که در جدول ۵-۶ مشخص است، مدل سازی ICA (IC2) در تهیه نقشه پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای، امتیاز AUC بسیار خوب ۰/۹۶۷ را به دست آورده است و رتبه اول را در بین روش‌های مورد مقایسه کسب کرده است. همچنین روش PCA (PC1) با عملکردی نزدیک امتیاز ۰/۹۲۲ را به دست آورده و در رتبه دوم قرار گرفته است. پس از این دو، روش فازی، نقشه غلظت عنصر Cr و PCA انجام شده بر روی داده‌های ژئوشیمیایی به ترتیب AUC برابر با ۰/۸۶۲، ۰/۷۸۱ و ۰/۷۱۱ داشته و در رتبه‌های بعدی قرار گرفته‌اند.

در نتیجه، با توجه به نزدیکی بسیار زیاد AUC دو روش پیشنهادی به عدد ۱، می‌توان گفت که هر دو روش عملکرد بسیار مطلوبی در مدل سازی پتانسیل معدنی کرومیت انبانه‌ای داشته‌اند.

۵-۶-۲- اعتبارسنجی مدل‌های پتانسیل معدنی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال

منحنی ROC برای تمام مدل‌های پتانسیل معدنی تهیه شده و موجود طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه نیز به روشی مشابه بخش قبل رسم گردید. این مدل‌ها شامل مدل سازی به روش PCA

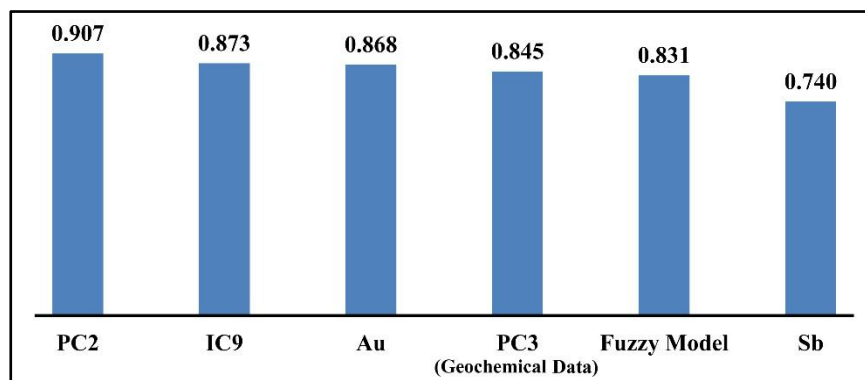
(PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر Au و Sb بوده‌اند. تعداد ۱۰ اندیس شناخته شده طلا و آنتیموان (۴ اندیس طلا و ۶ اندیس آنتیموان) در این منطقه وجود دارد که از تمام آنها در اعتبارسنجی مدل‌های مورد نظر استفاده شده‌است. شکل ۵-۱۴ نمودار ROC تمام مدل‌های مورد مقایسه در منطقه مورد نظر را نشان می‌دهد و مقدار AUC محاسبه شده برای این نمودارها نیز در جدول ۵-۷ و نمودار میله‌ای شکل ۵-۱۵ نشان داده شده‌اند.



شکل ۵-۱۴- منحنی ROC مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش PCA (PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر طلا و آنتیموان

جدول ۵-۷- مقادیر AUC برای مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش PCA (PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر طلا و آنتیموان

Model	PC2	IC9	Au	PC3 (Geochemical Data)	Fuzzy Model	Sb
AUC	0.907	0.873	0.868	0.845	0.831	0.740



شکل ۵-۱۵- نمودار میله‌ای مقادیر AUC برای مدل‌سازی طلا-آنتیموان اپی‌ترمال به روش PCA (PC2)، ICA (IC9)، منطق فازی، PCA بر روی داده‌های ژئوشیمیایی (PC3) و عناصر طلا و آنتیموان

با توجه به مقادیر AUC ذکر شده در جدول ۵-۷، می‌توان گفت که بهترین روش در مدل‌سازی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه، مدل‌سازی PCA (PC2) بوده‌است. این روش با کسب امتیاز AUC برابر با ۰/۹۰۷ در رتبه اول قرار گرفته‌است. همچنین روش ICA (IC9) با امتیاز ۰/۸۷۳ در رتبه دوم قرار دارد و نقشه غلظت Au، PCA انجام شده بر روی داده‌های ژئوشیمیایی، روش فازی و نقشه غلظت Sb به ترتیب با امتیاز ۰/۸۶۸، ۰/۸۴۵، ۰/۸۳۱ و ۰/۷۴۰ در رتبه‌های بعدی قرار گرفته‌اند. مشخص است که مقادیر AUC برای ذخایر اپی‌ترمال، به‌صورت کلی از AUC ذخایر کرومیت انبانه‌ای پایین‌تر است. دلیل این موضوع می‌تواند همبستگی فضایی کمتر متغیرهای مؤثر در ذخایر اپی‌ترمال و احتمالاً میزان بیشتر خطای داده‌های مربوط به آنها دانست.

گذشته از این، مقادیر AUC دو روش پیشنهادی (۰/۹۰۷ و ۰/۸۷۳) از نظر عددی مقادیر نسبتاً بالایی بوده و نشان دهنده کارایی مطلوب دو روش در مدل‌سازی ذخایر طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه می‌باشد.

فصل ششم

نتیجہ گیری و پیشہادات

۱-۶- نتیجه گیری

پس از اجرای مراحل اشاره شده در راستای مدل سازی پتانسیل معدنی منطقه مورد مطالعه با استفاده از دو روش پیشنهادی PCA و ICA و باتوجه به مقایسه نتایج دو روش با مدل سازی منطق فازی و مطالعات ژئوشیمیایی تک و چندمتغیره و همچنین ارزیابی نتایج آنها به صورت کیفی (با توجه به اندیس های شناخته شده منطقه و بازدید و نمونه برداری صحرایی صورت گرفته) و کمی (به کمک روش ROC) می توان نتایج زیر را برای این تحقیق برشمرد:

۱- استفاده از روش های آمار چندمتغیره PCA و ICA به عنوان دو روش جدید مدل سازی دانش

محور پتانسیل معدنی در منطقه مورد مطالعه به خوبی نشان داد که این روش ها قادر به شناسایی مناطق امیدبخش معدنی در مراحل اولیه اکتشاف می باشند.

۲- روش های معرفی شده نیازی به اطلاعات اولیه درباره کانی زایی های موجود در منطقه ندارند که مزیت بزرگی نسبت به روش های معمول مدل سازی پتانسیل معدنی می باشد. در تمام روش های متداول، ابتدا باید نوع کانی زایی مورد جستجو مشخص شود و سپس با توجه به مشخصات هر کانی زایی، متغیرهای مؤثر و وزن آنها مشخص گردند. ولی همان طور که در مطالعه موردی دیده شد، روش های پیشنهاد شده بدون اطلاعات اولیه از کانسارهای موجود در منطقه و با شناسایی ارتباطات فضایی بین متغیرها، هر دو نوع کانی زایی موجود را شناسایی نموده اند.

۳- در تمام روش های متداول مدل سازی پتانسیل معدنی در هر بار فرآیند مدل سازی، نقشه پتانسیل معدنی یک نوع از کانی زایی های موجود در منطقه تهیه می گردد. حال آنکه روش های معرفی شده، مدل سازی تمام کانی زایی های موجود را به صورت همزمان انجام می دهند. در منطقه مورد مطالعه روش PCA ذخایر کرومیت انبانه ای و طلا-آنتیموان اپی ترمال را به ترتیب در PC1 و PC2 شناسایی کرده و روش ICA این ذخایر را در IC2 و IC9 به نقشه درآورده است.

۴- استفاده کمتر از دانش و تجربه کارشناسی در مراحل مختلف اجرای مدل سازی، باعث شده است که روش های معرفی شده کمتر دچار مشکلات معمول روش های دانش محور مدل سازی پتانسیل

معدنی گردند. به صورت کلی استفاده از دانش و تجربه کارشناسی افراد مختلف (به عنوان مثال در وزن دهی به متغیرها، انتخاب حدود کلاس ها در نقشه های شاهد دو و چند کلاسه، تعیین مشخصات مدل مفهومی، انتخاب پارامترهای الگوریتم مدل سازی و ...) باعث می شود نتایج به دست آمده از روش های دانش محور، غریبکتا و دارای خطا باشند. در روش های معرفی شده از دانش و تجربه کارشناسی تنها در آخرین مرحله شامل تفسیر مؤلفه های خروجی استفاده شده است.

۵- اعتبارسنجی نتایج مدل سازی PCA و ICA، با استفاده از موقعیت اندیس های شناخته شده موجود در منطقه و با روش منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) انجام شده است. مساحت زیر نمودار ROC در این مطالعه برای مدل سازی کرومیت انبانه ای در PC1 و IC2 و مدل سازی طلا-آنتیموان اپی ترمال در PC2 و IC9 به ترتیب معادل ۰/۹۲۲، ۰/۹۶۷، ۰/۹۰۷ و ۰/۸۷۳ بوده است که با توجه به نزدیکی این مقادیر به عدد ۱، نشان دهنده عملکرد مطلوب مدل سازی های انجام شده می باشد.

۶- بررسی تأثیر اصلاح مقادیر خارج از ردیف بر عملکرد دو روش پیشنهادی نشان داد که اصلاح آنها به روش نمودار جعبه ای، با توجه به حذف بعضی از مقادیر آنومال داده ها، تأثیر منفی بر نتایج روش PCA در منطقه مورد مطالعه داشته است. در مقابل اصلاح این مقادیر با توجه به کم کردن مقدار کشیدگی و چولگی متغیرهای ورودی، بهبود بسیار زیادی در عملکرد روش ICA به خصوص در مورد ذخایر طلا-آنتیموان منطقه ایجاد نموده است.

۷- نتایج مدل سازی PCA و ICA در شناسایی مناطق امیدبخش ذخایر کرومیت انبانه ای و طلا-آنتیموان اپی ترمال در منطقه مورد مطالعه به صورت نسبی مشابه بوده اند. با این حال مقایسه دقیق تر نتایج نشان می دهد که روش ICA با توجه به اصول تئوری سختگیرانه تر و استفاده از آمار مرتبه بالاتر، نتایج دقیق تری به همراه داشته است. لازم به یادآوری است که در روش PCA مؤلفه های خروجی غیرهمبسته هستند ولی در روش ICA مؤلفه های خروجی دارای بیشترین

درجه استقلال از یکدیگر می‌باشند. بهترین نمونه در این مورد، حذف آنومالی کرومیت انبانه‌ای در روش ICA در محدوده Cr-An-4 بوده است. در این محدوده آنومالی قوی عناصر ژئوشیمیایی و وجود دگرسانی باعث گمراه شدن روش PCA و معرفی آنومالی توسط آن شده است. در صورتی که روش ICA به خوبی توانسته است با توجه به عدم وجود سنگ‌های افیولیتی، این محدوده را از نقشه مناطق امیدبخش کرومیت انبانه‌ای حذف نماید.

از سوی دیگر، تئوری سختگیرانه‌تر روش ICA باعث کوچک‌تر شدن محدوده آنومالی‌های معرفی شده توسط این روش نیز شده است. در مقابل روش PCA در تعیین محدوده آنومالی‌ها سخاوتمندانه‌تر عمل کرده و محدوده‌های آنومالی بزرگتری برای کانی‌زایی‌های مورد جستجو معرفی نموده است. به عنوان مثال در محدوده Au-An-1 روش ICA چنان محدوده آنومالی را کوچک انتخاب کرده که به سختی شامل معدن فعال سه‌بندون شده است. همچنین در محدوده Cr-An-2 نیز کوچک بودن آنومالی ICA باعث شده تا اندیس شناخته شده در محدوده آنومالی قرار نگیرد. ولی آنومالی‌های روش PCA در هر دو مورد شامل اندیس‌های شناخته شده می‌گردد که این مورد جزء نقاط مثبت این روش می‌باشد.

به صورت کلی می‌توان گفت که در منطقه مورد مطالعه دقت ICA در شناسایی مناطق مستعد کانی‌زایی بیشتر بوده و در مقابل PCA با وجود خطای اندک در شناسایی مناطق مستعد، آنومالی‌های جامع‌تری برای آنها معرفی نموده است.

۸- مقایسه نتایج روش‌های پیشنهادی با مطالعات ژئوشیمی تک و چندمتغیره نشان داد که نتایج حاصل از PCA و ICA، همخوانی بیشتری با اندیس‌های شناخته شده منطقه داشته و روش‌های مؤثرتری جهت شناسایی مناطق امیدبخش معدنی بوده‌اند. افزودن اطلاعات واحدهای سنگ شناسی، توده‌های نفوذی و دگرسانی‌ها که همخوانی فضایی بالایی با اغلب ذخایر معدنی دارند باعث افزایش احتمال شناسایی مناطق امیدبخش معدنی در این روش‌ها شده است.

۹- همچنین مقایسه روش‌های پیشنهادی با مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش منطق فازی نشان دهنده دقت بیشتر این روش‌ها در شناسایی مناطق مستعد کانی‌زایی کرومیت انبانه‌ای و طلا-آنتیموان اپی‌ترمال در منطقه مورد مطالعه بوده است. به‌علاوه مدل‌سازی فازی در هر دو مورد، آنومالی‌های ناصحیح فراوانی معرفی کرده است که نشان دهنده نیاز بیشتر این روش به بازدیدهای صحرایی و فرآیند بررسی ناهنجاری‌ها^۱ می‌باشد.

۶-۲- پیشنهادات

- ۱- تعداد بالای متغیرهای ورودی در روش‌های PCA و ICA باعث بالا رفتن تعداد متغیرهای مؤثر در مؤلفه‌های خروجی شده و تفسیر نتایج حاصل را سخت می‌نماید. در این مطالعه از روش شاخص غنی‌شدگی ماکزیمم برای شناسایی متغیرهای کم‌اثر و حذف آنها استفاده شده است. پیشنهاد می‌گردد مطالعات بیشتری بر روی نحوه شناسایی متغیرهای کم‌اثر و بهینه کردن تعداد متغیرهای ورودی به این روش‌ها صورت پذیرد.
- ۲- همان‌طور که اشاره شده کوچک بودن محدوده آنومالی‌های معرفی شده توسط روش ICA باعث پایین آمدن دقت این روش در شناسایی مناطق امیدبخش معدنی در محدوده مورد مطالعه بوده است. در این مطالعه از روش $\bar{X} + tS$ برای تعیین حد آستانه آنومالی استفاده شده است. پیشنهاد می‌گردد مطالعات بیشتری در این زمینه صورت پذیرد.
- ۳- یکی از خصوصیات روش ICA یکسان بودن واریانس مؤلفه‌های خروجی است که مرتب کردن آنها را براساس میزان واریانس (روش معمول در PCA) غیرممکن می‌سازد. این خصوصیت باعث دشوار شدن انتخاب مؤلفه‌های مفید در این روش شده است. پیشنهاد می‌گردد درباره روش‌های ممکن برای رتبه‌بندی مؤلفه‌های خروجی ICA مانند استفاده از پارمترهای آماری چون میزان کشیدگی، مطالعاتی صورت پذیرد.

۴- در نهایت با توجه به مدل سازی پتانسیل معدنی صورت گرفته به روش PCA و ICA در منطقه مورد مطالعه، محدوده های آنومالی معرفی شده در شکل های ۱۱-۴ و ۱۳-۴ و شکل های ۱۷-۴ و ۱۹-۴ به ترتیب برای مطالعات اکتشافات تفصیلی کرومیت انبانه ای و طلا-آنتیموان اپی ترمال پیشنهاد می گردد.

فهرست منابع

الف- منابع فارسی:

- ۱- حسنی پاک، ع. ا. و شرف الدین، م.، (۱۳۸۰) "تحلیل داده های اکتشافی"، انتشارات دانشگاه تهران، چاپ اول.
- ۲- حمامی پور بارنجی، ب.، تاج الدین، ح. و برهمند، ل.، (۱۳۹۷) "زمین شناسی و کانه زایی کانسار طلای اپی ترمال سه بندون، شمال بردسکن، خراسان رضوی"، فصلنامه علمی پژوهشی علوم زمین، ۲۷ (۱۰۸)، ۱۵۵-۱۶۸.
- ۳- حیدری، ا. و مناف نژاد، م. ص.، (۱۳۷۸) "گزارش اکتشافات چکشی ورقه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شامکان"، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- ۴- دری، م. ب. و صادقی، خ.، (۱۳۷۷) "گزارش اکتشافات چکشی ورقه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن"، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- ۵- رنجبر، ح. ا. هنرمند، م.، معزی فر، ز. و شکوری، م.، (۱۳۸۱)، "تلفیق و آنالیز داده های ژئوفیزیک، ژئوشیمی و دگرسانی منطقه سرچشمه و دره زار استان کرمان جهت اکتشاف کانسارهای نوع پروفری"، ششمین همایش انجمن زمین شناسی ایران، دانشگاه کرمان.
- ۶- عزمی، ح.، (۱۳۸۹) "پی جویی مواد معدنی در مساحت ۵۰۰ کیلومتر مربع در نقاط مختلف استان خراسان رضوی"، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- ۷- علوی پناه، س. ک.، متین فر، ح. ر. و رفیعی امام، ع.، (۱۳۸۷) "کاربرد فناوری اطلاعات در علوم زمین (خاکشناسی رقومی)"، انتشارات دانشگاه تهران.
- ۸- فضلیانی، ح.، رحیمی پور، غ. ر. و رنجبر ح. ا.، (۱۳۸۶)، "بررسی منطقه بندی نواحی معدنی ورقه های کدکن و شامکان با استفاده از داده های ژئوشیمی آبراهه ای"، بیست و ششمین گردهمایی علوم زمین، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- ۹- نادری میقان، ن.، (۱۳۷۷ الف)، "نقشه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شامکان"، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- ۱۰- نادری میقان، ن.، (۱۳۷۷ ب)، "نقشه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ کدکن"، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی ایران.
- ۱۱- یوسفی، م.، (۱۳۹۱)، رساله دکتری: "بهبود مدل های پتانسیل معدنی به منظور افزایش موفقیت اکتشاف (با نگرش ویژه بر لایه شاهد ژئوشیمیایی در محیط GIS)"، دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- ۱۲- یوسفی، م. و کامکار روحانی، ا.، (۱۳۸۹)، "اصول روش های مدل سازی پتانسیل معدنی (در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی)"، انتشارات جهاد دانشگاهی صنعتی امیر کبیر.

ب- منابع لاتین:

13. Abraham A. (2005), "Adaptation of Fuzzy Inference System Using Neural Learning, Fuzzy System Engineering: Theory and Practice", Springer Verlag, 53-83.
14. 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.

15. Acernese, F., and Ciaramella, A. M. S. (2003), "Neural networks for blind-source separation of Stromboli explosion quakes", **IEEE Trans. Neural Netw.**, 14(1), 167-175.
16. Achieng, J., Mutua, J., Mibei, G., Olaka, L., and Waswa, A. K. (2017), "Mapping of hydrothermal minerals related to geothermal activities using remote sensing and GIS: case study of Paka Volcano in Kenyan Rift Valley", **International Journal of Geosciences**, 8(5), 711-725.
17. Aggarwal, C. C. (2013), **"Outlier Analysis"**, Springer, New York.
18. Alavi, M. (1991), "Sedimentary and structural characteristics of the Paleo-Tethys remnants in northeastern Iran", **Geological Society of America Bulletin**, 103, 983-992.
19. Alghofaily, B. I., and Ding, C. (2019), "Data mining service recommendation based on dataset features", **Service Oriented Computing and Applications**, 13(3), 261-277.
20. Amara, B. N., Aissa, D. E., Maouche, S., Braham, M., Machane, D., and Guessoum, N. (2019), "Hydrothermal alteration mapping and structural features in the Guelma basin (Northeastern Algeria): contribution of Landsat-8 data", **Arabian Journal of Geosciences**, 12(3), 94.
21. Amari, S., Cichocki, A., and Yang, H. H. (1996), "A new learning algorithm for blind signal separation", **Advances in Neural Information Processing Systems**, 8, 757-763.
22. Arancibia, G., Matthews, S. J., Cornejo, P., Perez de Arce, C., Zuluaga, J. I., and Kasanevan, S. (2006), "⁴⁰Ar/ ³⁹Ar and K-Ar geochronology of magmatic and hydrothermal events in a classic low-sulphidation epithermal bonanza deposit; El Peñon, Northern Chile", **Mineralium Deposita**, 41, 505-516.
23. Ashrafpour, E., Ansdell, K. M., and Alirezaei, S. (2012), "Hydrothermal fluid evolution and ore genesis in the Arghash epithermal gold prospect, northeastern Iran", **Journal of Asian Earth Sciences**, 51, 30-44.
24. Assembe, S. P., Mbarga, T. N., Nyam, F. E. A., Ngoumou, P. C., Meying, A., Gouet, D. H., Zanga, A., and Ngoh, J. D. (2020), "+Evidence of Porphyry Deposits in the Ntem Complex: A Case Study from Structural and Hydrothermal Alteration Zones Mapping through Landsat-8 OLI, Aeromagnetic and Geological Data Integration in the Yaounde-Sangmelima Region (Southern Cameroon)", **Advances in Remote Sensing**, 9(2), 53-84.
25. Bartlett, M., Movellan, J., and Sejnowski, T. (2002), "Face recognition by independent component analysis", **Neural Netw.**, 13(6), 1450-1464.
26. Beckmann, C. F., and Smith, S. M. (2003), "Probabilistic ICA for fMRI Noise and Inference", 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation.
27. Beckmann, C. F., and Smith, S. M. (2004), "Probabilistic independent component analysis for functional magnetic resonance imaging", **IEEE Trans. Med. Imaging**, 23, 137-152.
28. Beiranvand Pour, A., Park, T. Y. S., Park, Y., Hong, J. K., Zoheir, B., Pradhan, B., Ayooobi, I., and Hashim, M. (2018), "Application of multi-sensor satellite data for exploration of Zn–Pb Sulfide mineralization in the Franklinian basin, north Greenland", **Remote Sensing**, 10(8), 1186.
29. Bell, A., and Sejnowski, T. (2004), "An Information Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution", **Neural Comput**, 40, 325-331.
30. 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.
31. Bethke, P. M., Rye, R. O., Stoffregen, R. E., and Vikre, P. G. (2005), "Evolution of the magmatic-hydrothermal acid-sulfate system at Summitville, Colorado: Integration of geological, stable isotope, and fluid inclusion evidence", **Chemical Geology**, 215, 281-315.
32. Beucher, A., Fröjdöa, S., Österholma, P., Martinkauppi, A., and Edén, P. (2014), "Fuzzy logic for acid sulfate soil mapping: Application to the southern part of the Finnish coastal areas", **Geoderma**, 226, 21-30.
33. Beus, A. A., and Grigorian, S. V. (1975), **"Geochemical exploration methods for mineral deposits"**, Wilmette, Illinois, Applied Pub.
34. Bishop, M. (1996), **"Neural Networks for Pattern Recognition"**, MIT Press.

35. Boateng, D. Y. A., Morufdeen, A. A., Jnr, E. O., and Ntori, C. (2018), "Hydrothermal Alteration Mapping, Using the Crosta Technique: Case Study of the Kibi Goldfields Osino Concession, Ghana", **International Journal of Engineering Science**, 19507.
36. Bolouki, S. M., Ramazi, H. R., Maghsoudi, A., Beiranvand Pour, A., and Sohrabi, G. (2020), "A Remote Sensing-Based Application of Bayesian Networks for Epithermal Gold Potential Mapping in Ahar-Arasbaran Area, NW Iran", **Remote Sensing**, 12(1), 105.
37. Bonham-Carter, G. F. (1994). "**Geographic Information Systems for Geoscientists: modeling with GIS**", Pergamon Press, Ontario Canada.
38. Boruvka, L., Vacek, O., and Jehlicka, J. (2005), "Principal component analysis as a tool to indicate the origin of potentially toxic elements in soils", **Geoderma**, 128, 289-300.
39. Botwe, T., Jnr, E. O., Kwaw, A. K., and Omitogun, A. A. (2018), "Hydrothermal alteration mapping using remote sensing and GIS at the prestea concession of golden star bogoso/prestea ltd, Ghana", **International Journal of Engineering Science**, 15898.
40. Burrough, P. A. (1986), "**Principles of geographical Information systems for land resource assessment**", Clarendon Press, Oxford.
41. 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.
42. Cardoso, J. F. (1997), "Infomax and maximum likelihood for blind source separation", **IEEE Signal processing letters**, 4(4), 112-114.
43. Cardoso, J. F. (1998), "Blind signal separation: statistical principles", **Proceedings of the IEEE**, 86(10), 2009-2025.
44. Carranza, E. J. M. (2008), "**Geochemical Anomaly and Mineral Prospectivity Mapping in GIS, Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry**", Vol. 11, Elsevier, Amsterdam.
45. Chen, C., and Zhang, X. (1999), "Independent component analysis for remote sensing study", **Remote Sens.**, 3871, 150-158.
46. 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.
47. Cheng, Q., Bonham-Carter, G., Wang, W., Zhang, S., Li, W., and Xia, Q. (2011), "A spatially weighted principal component analysis for multi-element geochemical data for mapping locations of felsic intrusions in the Gejiu mineral district of Yunnan, China", **Computers & Geosciences**, 37(5), 662-669.
48. Cloutier, V., Lefebvre, R., Therrien, R. M., and Savard, M. M. (2008), "Multivariate statistical analysis of geochemical data as indicative of the hydrogeochemical evolution of groundwater in a sedimentary rock aquifer system", **Journal of Hydrology**, 353(3-4), 294-313.
49. Comon, P. (1994), "Independent component analysis, a new concept?" **Signal processing**, 36(3), 287-314.
50. Constantinou, G. (1980), "Metallogenesis associated with Troodos ophiolite. In Panayiotou, A. (Ed.), Ophiolites", International Ophiolite Symposium, Nicosia, Cyprus, 663-674.
51. Costa, L., Nunes, L., and Ampatzidis, Y. (2020), "A new visible band index (vNDVI) for estimating NDVI values on RGB images utilizing genetic algorithms", **Computers and Electronics in Agriculture**, 172, 105334.
52. Crosta, A., De Souza Filho, C., Azevedo, F., and Brodie, C. (2003), "Targeting key alteration minerals in epithermal deposits in Patagonia, Argentina, using ASTER imagery and principal component analysis", **International Journal of Remote Sensing**, 24(21), 4233-4240.
53. Cuesta, L. (1998), "**Integrated Use of Remote Sensing and GIS for Mineral Exploration**".
54. Davis, J. C. (2002), "**Statistics and Data Analysis in Geology**", 3th Ed, JohnWiley and SonsInc, New York.
55. Davydenko, A. Y., and Grayver, A. V. (2014), "Principal component analysis for filtering and leveling of geophysical data", **Journal of Applied Geophysics**, 109, 266-280.
56. Dawson, R. (2011), "How significant is a boxplot outlier?", **Journal of Statistics Education**, 19(2),

57. Dezhong, H., Delian, L., and Shuigen, X. (1995a), "**Explanatory text of geochemical map of Kadkan, stream sediment survey**", Geological Survey of Iran.
58. Dezhong, H., Delian, L., and Shuigen, X. (1995b), "**Explanatory text of geochemical map of Shamkan, stream sediment survey**", Geological Survey of Iran.
59. Eldosouky, A. M., Abdelkareem, M., and Elkhateeb, S. O. (2017), "Integration of remote sensing and aeromagnetic data for mapping structural features and hydrothermal alteration zones in Wadi Allaqi area, South Eastern Desert of Egypt", **Journal of African Earth Sciences**, 130, 28-37.
60. Fawcett, T. (2006), "An introduction to ROC analysis", **Pattern Recognition Letters**, 27, 861-874.
61. Feltrin, L. (2008), "Predictive modelling of prospectivity for Pb–Zn deposits in the Lawn Hill Region, Queensland, Australia", **Ore Geology Reviews**, 34(3), 399-427.
62. Filzmoser, P., Garrett, R. G., and Reimann, C. (2005), "Multivariate outlier detection in exploration geochemistry", **Computers and Geosciences**, 31, 579- 587.
63. Filzmoser, P., Hron, K., and Reimann, C. (2009), "Principal component analysis for compositional data with outliers", **Environmetrics**, 20, 621-632.
64. Fotze, Q. M. A., Lordon, A. E. D., Penaye, J., Sep, J. P., and Fru, M. I. N. (2019), "Mapping Hydrothermal Alteration Targets from Landsat 8 OLI/TIRS and Magnetic Data Using Digital Image Processing Techniques in Garoua, North Cameroon", **Journal of Geosciences**, 7(1), 28-41.
65. Ghahramani, Z. (2004), "**Unsupervised learning**", Adv. Lect. Mach. Learn, 72-112.
66. 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.
67. Ghosh, T., Basu S., Hazra S. (2014), "Geological mapping of the Schuppen belt of north-east India using geospatial technology", **Journal of Asian Earth Sciences**, 79, 97-111.
68. Gibbons, J. D., and Chakraborti, S. (2014), "**Nonparametric Statistical Inference: Revised and Expanded**", CRC press.
69. Ginzburg, I. I. (1960), "**Principles of geochemical prospecting**", 1st English edition. Pergamon Press, New York and London, 311p.
70. Hanna, B., Mogk, D. W., Ghaderi, M., and Narimani, A. (2002), "Chelpo-Kalate Choubak, Kashmar, NE Iran: an epithermal Sb-As deposit", **AGUSM**, 2002, V21A-05.
71. Hao, W. U., XU, Y. J., FAN, G. J., and MENG, P. Y. (2016), "Using ETM~+ Data for Extraction of Alteration Information Based on Singular Value Decomposition: A Case Study of Wulonggou Gold Deposit, Qinghai", **Geography and Geo-Information Science**, 32(2), 40-45.
72. Hardcastle, K. C. (1995), "Photolineament factor: a new computer-aided method for remotely sensing the degree to which bedrock is fractured", **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 61(6), 739-746.
73. Harvey, B., Myers, S., and Klein, T. (1999), "Yanacocha gold district, northern Peru", Pacific Rim Congress, Bali, Indonesia, Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Proceedings, 445-459.
74. Hawkes, H. E. and Webb, J. S. (1962), "**Geochemistry in Mineral Exploration**", Harper and Row, New York.
75. Hedenquist, J. W., Izawa, E., Arribas, A., and White, N. C. (1996), "**Epithermal Gold Deposits: Styles, Characteristics, and Exploration**". Society of Resource Geology of Japan.
76. Honarmand, M., Ranjbar, H., and Moezifar, Z. (2002), "Integration and analysis of airborne geophysics and remote sensing data of Sar Cheshmeh area, using directed principal component analysis", **Exploration and Mining Geology**, 11(1-4), 43-48.
77. Honarmand, M., Ranjbar, H., and Shahabpour, J. (2012), "Application of principal component analysis and spectral angle mapper in the mapping of hydrothermal alteration in the Jebal-Barez Area, Southeastern Iran", **Resource Geology**, 62(2), 119-139.
78. Hong, S. J., Shin, N. M., and Jung, S. (2020), "A predictive model of fear of cancer recurrence for patients undergoing chemotherapy". **Supportive Care in Cancer**, 1-9.

79. Hotelling, H. (1933). "Analysis of a complex of statistical variables into principal components", **Journal of educational psychology**, 24(6), 417.
80. Hutcheson, G., and Nick, S. (1999), "The multivariate social scientist: Introductory statistics using generalized linear models", Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
81. Hyvärinen, A. (1998), "New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit", **Advances in Neural Information Processing Systems**, 10, 273-279.
82. Hyvärinen, A. (1999), "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis", **IEEE Transactions on Neural Networks**, 10(3), 626-634.
83. Hyvärinen, A., and Oja, E. (1997a), "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis", **Neural Computation**, 9(7), 1483-1492.
84. Hyvärinen, A., and Oja, E. (1997b), "One-unit learning rules for independent component analysis", 9th conference on advances in neural information processing systems, Denver, Colorado, 480-486.
85. Hyvärinen, A., and Oja, E. (2000), "Independent component analysis: algorithms and applications", **Neural networks**, 13(4-5), 411-430.
86. Hyvärinen, A., Karhunen, J., and Oja, E. (2001), "**Independent component analysis**", 1st ed. John Wiley and Sons, New York.
87. 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.
88. 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).
89. Johnson, R. A. and Wichern, D. W. (2002), "**Applied Multivariate Statistical Analysis**", Fifth Edition, Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice Hall.
90. Jolliffe, I. T. (2003), "Principal component analysis", **Technometrics**, 45(3), 276.
91. Jutten, C., and Herault, J. (1991), "Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture", **Signal Processing**, 24(1), 1-10.
92. Jutten, C., Herault, J. (1986), "Space or time adaptive signal processing by neural network models", AIP conference proceedings, American Institute of Physics, 151(1), 206-211.
93. Kablukov, A. D. and et al. (1964), "**Dispersion halos of Uranium and its associations in exploration for hydrothermal Uranium deposits**", Moscow, Nedra.
94. Kassou, A., Essahlaoui, A., and Aissa, M. (2012), "Extraction of structural lineaments from satellite images Landsat 7 ETM+ of Tighza mining district (Central Morocco)", **Research Journal of Earth Sciences**, 4(2), 44-48.
95. Kawamura, M., and Yamaoka, K. (2006), "Spatiotemporal characteristics of the displacement field revealed with principal component analysis and the mode-rotation technique", **Tectonophysics**, 419, 55-73.
96. Kelepertsis, A., Argyraki, A., and Alexakis, D. (2006), "Multivariate statistics and spatial interpretation of geochemical data for assessing soil contamination by potentially toxic elements in the mining area of Stratoni, north Greece", **Geochemistry**, 6 (4), 349-355.
97. 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(4), 1239-1243.
98. Kim, H. Y. (2013), "Statistical notes for clinical researchers: assessing normal distribution (2) using skewness and kurtosis". **Restorative dentistry and endodontics**, 38(1), 52-54.
99. Kothandaraman, M., Law, Z., Ezra, M. A., and Pua, C. H. (2020), "An Adaptive ICA based Cross-Correlation Techniques for Water Pipeline Leakage Localization Utilizing Acousto-Optic Sensors", **IEEE Sensors Journal**.
100. Lalor, G. C., and Zhang, C. (2001), "Multivariate outlier detection and remediation in geochemical databases", **The Science of the Total Environment**, 281, 99-109.

101. Langlois, D., Chartier, S., and Gosselin, D. (2010), "An Introduction to Independent Component Analysis: InfoMax and FastICA algorithms", **Tutorials in Quantitative Methods for Psychology**, 6(1), 31-38.
102. 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.
103. Li, Q., and Dehler, S. A. (2015), "Inverse spatial principal component analysis for geophysical survey data interpolation", **Journal of Applied Geophysics**, 115, 79-91.
104. Lin, Q. H., Liu, J., Zheng, Y. R., Liang, H., and Calhoun, V. D. (2010), "Semiblind spatial ICA of fMRI using spatial constraints", **Human brain mapping**, 31(7), 1076-1088.
105. Lipin, B. R. (1984), "Chromite from the Blue Ridge Province of North Carolina", **American Journal of Science**, 284, 507-529.
106. Liu, B., Zhou, Z., Dai, Q., and Tong, W. (2020), "FastICA and total variation algorithm for geochemical anomaly extraction", **Earth Science Informatics**, 13(1), 153-162.
107. Liu, J. G., and Mason, P. J. (2016), **"Image processing and GIS for remote sensing: Techniques and applications"**, John Wiley and Sons.
108. Loughlin, W. (1991), "Principal component analysis for alteration mapping", **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 57(9), 1163-1169.
109. Lu, W., and Rajapakse, J. C. (2001), "ICA with Reference", Proc. 3rd International Conference on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA 2001), San Diego, California, 120-125.
110. Lu, W., and Rajapakse, J. C. (2005), "Approach and Applications of Constrained ICA", **IEEE Transactions on Neural Networks**, 16(1), 203-212.
111. Mahmoudishadi, S., Malian, A., and Hosseinali, F. (2017), "Comparing independent component analysis with principle component analysis in detecting alterations of porphyry copper deposit (case study: Ardestan area, central Iran)", **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, 42.
112. Makvandi, S., Beaudoin, G., McClenaghan, M. B., Quirt, D., and Ledru, P. (2019), "PCA of Fe-oxides MLA data as an advanced tool in provenance discrimination and indicator mineral exploration: Case study from bedrock and till from the Kiggavik U deposits area (Nunavut, Canada)", **Journal of Geochemical Exploration**, 197, 199-211.
113. Marques a, W. S., Sial, A. N., Menor, E. A., Ferreira, V. P., Sa' Freire, G. S., Lima, E. A. M., and Manso, V. A. V. (2008), "Principal component analysis (PCA) and mineral associations of litoraneous facies of continental shelf carbonates from northeastern Brazil", **Continental Shelf Research**, 28, 2709-2717.
114. Masoumi, F., Ranjbar, H. (2012), "Comparison between Airborne Geophysical and ASTER Data for Hydrothermal Alteration Mapping for Exploration of Copper Mineralization", **Earth and Space Physics**, 37(1), 83-100.
115. Mohanaprasad, K., Singh, A., Sinha, K., and Ketkar, T. (2019), "Noise reduction in speech signals using adaptive independent component analysis (ICA) for hands free communication devices", **International Journal of Speech Technology**, 22(1), 169-177.
116. 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 5157.
117. Muller, J., Kylander, M., Martinez-Cortizas, A., Wuest, R. A. J., Weiss, D., Blake, K., Coles, B., and Garcia-Sanchez, R. (2008), "The use of principle component analyses in characterizing trace and major elemental distribution in a 55 kyr peat deposit in tropical Australia: implications to paleoclimate", **Geochimica et Cosmochimica Acta**, 72(2), 449-463.
118. 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.

119. Nouri, A. A., Najafabadi, R. S., and Nezammahalleh, M. A. (2020). "Detection of Hydrothermal Alteration Zones using Image Processing Techniques, Chahr Gonbad, Iran", **Journal of Environmental Treatment Techniques**, 8(1), 353-363.
120. 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.
121. Okada, K., Segawa, K., and Hayashi, I. (1993), "Removal of the vegetation effect from LANDSAT TM and GER imaging spectroradiometer data", **ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing**, 48(6), 16-27.
122. Oliver, M. A., and Webster, R. (2014), "A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging", **Catena**, 113, 56-69.
123. 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.
124. Pal, S. K., Majumdar, T. J., and Bhattacharya, A. K. (2007), "ERS-2 SAR and IRS-1C LISS III data fusion: A PCA approach to improve remote sensing based geological interpretation", **Photogrammetry and Remote Sensing**, 61, 281-297.
125. Pandey, S., Billor, N., and Turkmen, A. (2008), "The effect of outliers in independent component analysis", **American Journal of Mathematical and Management Sciences**, 28(3-4), 399-418.
126. 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**, 613-619.
127. Pearson, K. (1901), "On lines and planes of closest fit to systems of points in space", **The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science**, 2(11), 559-572.
128. Pham, D. T., Garrat, P., and Jutten, C. (1992), "Separation of a mixture of independent sources through a maximum likelihood approach", In Proc. EUSIPCO, 771-774.
129. Poulsen, K. H., Robert, F., and Dubé, B. (2000), "Geological Classification of Canadian Gold Deposits", Bulletin of the Geological Survey of Canada, 540, 1-106..
130. 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.
131. 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.
132. Pu, Q., and Yang, G. (2006), "Short-text classification based on ICA and LSA", In International Symposium on Neural Networks, 265-270.
133. Rajan Girija, R., and Mayappan, S. (2019), "Mapping of mineral resources and lithological units: a review of remote sensing techniques", **International Journal of Image and Data Fusion**, 10(2), 79-106.
134. Ranjbar, H., Hassanzadeh, H., Torabi, M., and Ilaghi, O. (2001), "Integration and analysis of airborne geophysical data of the Darrehzar area, Kerman Province, Iran, using principal component analysis", **Journal of applied geophysics**, 48(1), 33-41.
135. Ranjbar, H., Honarmand, M., and Moezifar, Z. (2003), "Integration and analysis of airborne geophysics and remote sensing data for exploration of porphyry copper deposits in the Central Iranian Volcanic Belt", In Map Asia Conference, Petronas Twin Towers, Kuala Lumpur, Malaysia.
136. Ranjbar, H., Honarmand, M., and Moezifar, Z. (2004), "Application of the Crosta technique for porphyry copper alteration mapping, using ETM+ data in the southern part of the Iranian volcanic sedimentary belt", **Journal of Asian Earth Sciences**, 24(2), 237-243.
137. Ranjbar, H., M. Honarmand, and Z. Moezifar (2004), "Analysis of ETM+ and airborne geophysical data for exploration of porphyry-type deposits in the central Iranian volcanic belt, using fuzzy classification", in Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology III. International Society for Optics and Photonics.

138. Ranjbar, H., Masoumi, F., and Carranza, E. J. M. (2011), "Evaluation of geophysics and space borne multispectral data for alteration mapping in the Sar Cheshmeh mining area, Iran", **International Journal of Remote Sensing**, 32(12), 3309-3327.
139. Reimann, C., Filzmoser, P., and Garrett, R. G. (2002), "Factor analysis applied to regional geochemical data: problems and possibilities", **Applied Geochemistry**, 17(3), 185-206.
140. Reimann, C., Filzmoser, P., and Garrett, R. G. (2005), "Background and threshold: critical comparison of methods of determination", **Science of the Total Environment**, 346, 1-16.
141. Rencher, A. C. (2002), "**Method of Multivariate Analysis**", Second Edition, Wiley series in probability and statistics.
142. 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.
143. Romic, M., and Romic, D. (2003), "Heavy metals distribution in agricultural topsoils in urban area", **Environmental Geology**, 43, 795-805.
144. 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.
145. Sabins, F. F. (1997), "**Remote Sensing: Principles and Interpretation**", New York: WH Freeman and Company.
146. Sabins, F. F. (1999), "Remote sensing for mineral exploration", **Ore geology reviews**, 14(3-4), 157-183.
147. Salomão, G. N., Figueiredo, M. A., Dall'Agnol, R., Sahoo, P. K., de Medeiros Filho, C. A., da Costa, M. F., and Angélica, R. S. (2019), "Geochemical mapping and background concentrations of iron and potentially toxic elements in active stream sediments from Carajás, Brazil - implication for risk assessment", **Journal of South American Earth Sciences**, 92, 151-166.
148. Sawkins, F. J. (1990), "**Metal deposits in relation to plate tectonics**", Berlin, Springer-Verlag, 461.
149. Shah, M. T., Ara, J., Muhammad, S., Khan, S., and Tariq, S. (2012), "Health risk assessment via surface water and sub-surface water consumption in the mafic and ultramafic terrain, Mohmand agency, northern Pakistan", **Journal of Geochemical Exploration**, 118, 60-67.
150. Sharifi, F., Arab-Amiri, A. R., Kamkar-Rouhani, A., and Alipour-Asll, M. (2020), "Combining a robust PCA of logratio transformed data and geostatistical sequential Gaussian simulation approach for geochemical characterization of orogenic gold deposits: a case study from the Alut area, NW of Iran", **Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis**, 20(1), 1-13.
151. Siegal, B. S., and Goetz, A. F. (1977), "Effect of vegetation on rock and soil type discrimination", **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 43(2), 191-196.
152. Sillitoe, R. H., and Hedenquist, J. W. (2003), "Linkages between volcanotectonic settings, ore fluid compositions, and epithermal precious metal deposits", **Society of Economic Geologists Special Publication**, 10, 315-343.
153. Simmons, S. F., White, N. C., and JOHN, D. A. (2005), "Geological Characteristics of Epithrmal Precious and Base Metal Deposits", in: Hedenquist, J. W., Thompson, J. F. H., Goldfarb, R. J., and Richards, J. P., eds., *Economic Geology 100th Anniversary Volume: The Economic Geology Publishing Company*, 485-522.
154. 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.
155. Sun, X., Shao, H., Xiang, X., Yuan, L., Zhou, Y., and Xian, W. (2020), "A Coupling Method for Eco-Geological Environmental Safety Assessment in Mining Areas Using PCA and Catastrophe Theory", **Natural Resources Research**.
156. Swets, J. A. (1988), "Measuring the accuracy of diagnostic systems", **Science**, 240, 1285-1293.

157. Swets, J. A., Dawes, R. M., and Monahan, J. (2000), "Better decisions through science", **Scientific American**, 283, 82-87.
158. Taylor, B. E. (2007), "Epithermal gold deposits", In Goodfellow, W. D., ed., Mineral Deposits of Canada: A Synthesis of Major Deposit-Types, District Metallogeny, the Evolution of Geological Provinces, and Exploration Methods: Geological Association of Canada, Mineral Deposits Division, Special Publication No. 5, 113-139.
159. Theodoridis, S., and Koutroumbas, K. (1999), "Pattern Recognition", Academic Press.
160. Tichavský P, Koldovský Z, Oja E. (2006), "Performance analysis of the FastICA algorithm and Cramér-Rao bounds for linear independent component analysis", **IEEE transactions on Signal Processing**, 54(4), 1189-1203.
161. Tolosana-Delgado, R., and Van den Boogaart, K. G. (2013), "Joint consistent mapping of high-dimensional geochemical surveys", **Mathematical Geosciences**, 45(8), 983-1004.
162. Tukey J. W. (1977), "Exploratory data analysis", Addison-Wesley.
163. Vural, A., and Aydal, D. (2020), "Determination of lithological differences and hydrothermal alteration areas by remote sensing studies: Kısacık (Ayvacık-Çanakkale, Biga Peninsula, Turkey)", **Journal of Engineering Research and Applied Science**, 9(1), 1341-1357.
164. Vural, A., Corumluoglu, Ö. and Asri, I. (2017), Remote sensing technique for capturing and exploration of mineral deposit sites in Gumushane metallogenic province, NE Turkey", **Journal of the Geological Society of India**, 90(5), 628-633.
165. Wang, C., Chen, J., and Xiao, F. (2016), "Application of Empirical Model Decomposition and Independent Component Analysis to Magnetic Anomalies Separation: A Case Study for Gobi Desert Coverage in Eastern Tianshan, China", In Geostatistical and Geospatial Approaches for the Characterization of Natural Resources in the Environment (pp. 593-598), Springer, Cham.
166. Wang, X., Liu, J., Carranza, E. J. M., Wang, J., Wang, G., Zhai, D., Yuan, Q., Shi, W., and Zhang, J. (2019), "A combined approach using spatially-weighted principal components analysis and wavelet transformation for geochemical anomaly mapping in the Dashui ore-concentration district, Central China", **Journal of Geochemical Exploration**, 197, 228-237.
167. Wellmer, F. W. (1998), "**Statistical Evaluations in Exploration for Mineral Deposits**", Springer, New York.
168. 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.
169. West, S. G., Finch, J. F., and Curran, P. J. (1995), "Structural equation models with nonnormal variables: Problems and remedies", In R. H. Hoyle (Ed.), Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications (p. 56-75), Sage Publications, Inc.
170. White, N. C., Hedenquist, J. W. (1995), "Epithermal Gold Deposits: Styles, Characteristics and Exploration", **SEG Newsletter**, 23, 9-13.
171. Whittaker, P. J. (1986), "**Chromite deposits in Ontario**", Ontario Ministry of Northern Development and Mines.
172. Xavier, F. O. N. T., Solé, M. V., Casas, A., and Vaquer, R. (1984), "Geochemical exploration in the Montseny Mountains (NE Spain)", **Acta geologica hispanica**, 19(3), 193-197.
173. Xiao, F., Chen, J., Hou, W., Wang, Z., Zhou, Y., and Erten, O. (2018), "A spatially weighted singularity mapping method applied to identify epithermal Ag and Pb-Zn polymetallic mineralization associated geochemical anomaly in Northwest Zhejiang, China", **Journal of Geochemical Exploration**, 189, 122-137.
174. Xiao, F., Wang, K., Hou, W., and Erten, O. (2020), "Identifying geochemical anomaly through spatially anisotropic singularity mapping: A case study from silver-gold deposit in Pangxidong district, SE China", **Journal of Geochemical Exploration**, 210, 106453.
175. 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.

176. 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.
177. 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.
178. Yang, J., Frangi, A. F., Yang, J. Y., Zhang, D., and Jin, Z. (2005), "KPCA plus LDA: A complete kernel fisher discriminant framework for feature extraction and recognition", **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 27(2), 230-244.
179. Yang, Z., Lu, W., Long, Y., Bao, X., and Yang, Q. (2011), "Assessment of heavy metals contamination in urban topsoil from Changchun City, China", **Journal of Geochemical Exploration**, 108(1), 27-38.
180. 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.
181. 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.
182. Zekri, H., Cohen, D. R., Mokhtari, A. R., and Esmacili, A. (2019), "Geochemical prospectivity mapping through a feature extraction-selection classification scheme", **Natural Resources Research**, 28(3), 849-865.
183. Zhang, N., and Zhou, K. (2015), "Mineral prospectivity mapping with weights of evidence and fuzzy logic methods", **Journal of Intelligent and Fuzzy Systems**, 29, 2639-2651.
184. Zhang, T., Yu, X., Liu, L., Yu, X., and Leng, H. (2007), "Constrained fast independent component analysis applied to mineral resources prediction", Proceedings of the IAMG 07, Beijing, China, 535-540.
185. Zhao, J., Wang, W., Cheng, Q., and Agterberg, F. (2016), "Mapping of Fe mineral potential by spatially weighted principal component analysis in the eastern Tianshan mineral district, China", **Journal of Geochemical Exploration**, 164, 107-121.
186. Zimmermann, H. J. (1991), **"Fuzzy set theory and its applications"**, 2nd edition, Kluwer Academic Publishers, Boston.
187. Zuo, R. (2011), "Identifying geochemical anomalies associated with Cu and Pb-Zn skarn mineralization using principal component analysis and spectrum-area fractal modeling in the Gangdese Belt, Tibet (China)", **Journal of Geochemical Exploration**, 111(1-2), 13-22.

Abstract

The high dependence of knowledge-driven mineral potential modeling methods on expert knowledge and experience makes the results often erroneous and not unique. Conventional knowledge-driven methods usually use expert knowledge and experience in different stages of modeling, including the preparation of conceptual model, determination of important variables, weighting to various classes of evidence maps or information layers, etc. This problem, along with other factors such as the need to determine the type of mineralization sought before modeling, makes it difficult to use these methods in mineral exploration.

In this study, principal component analysis (PCA) and independent component analysis (ICA) are introduced as two knowledge-driven methods with the least reliance on expert knowledge and experience to model mineral potential. These methods due to the multivariate structure, low volume of calculations, and lack of need for basic information are primarily consistent with the nature of mineral resource exploration studies and the data used in them. Also, due to the lack of need to determine the type of mineralization sought before modeling, obtaining various results from the implementation of a single modeling process and reducing the impact of expert judgment in the implementation of modeling, have shown positive efficiency in mineral potential modeling.

In the present study, in order to develop these methods, after making the necessary preprocessing, the data were entered directly into PCA and ICA process. Then, according to the load values of the variables in the table of PCA eigenvectors and ICA unmixing matrix and examining the positive and negative correlation of variables in these tables, each of the output components has been interpreted. In order to implement this process, an area of 4800 square kilometers in the south of Neishabour, northeast of Iran has been used. High-quality data such as the results of geochemical stream sediment, geological information, structural fracture patterns, and remote sensing data are available in this area.

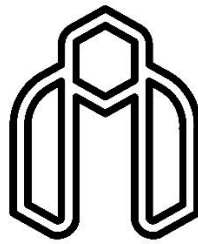
After modeling, two different types of mineralization including podiform chromite deposits and epithermal gold-antimony deposits were identified in this area. Then, the accuracy of the results obtained from the two methods was evaluated using the position of the known mineral prospects in the region and the method of receiver operating characteristic curve. The obtained results were also compared with the results of univariate and multivariate geochemical studies and the results of mineral potential modeling by the fuzzy logic method. In addition, the effect of outlier values correction on ICA and PCA modeling results was also studied.

The results of this study showed that PCA and ICA modeling were relatively successful and identical in identifying promising areas of podiform chromite deposits and epithermal gold-antimony deposits in the study area. The ICA method has yielded more accurate results due to more rigorous theoretical principles and the use of higher-order statistics. However, the area of anomalies introduced by it was smaller and more incomplete than the PCA method. In general, it can be said that ICA is more accurate in identifying promising areas for mineralization, and in contrast, PCA has introduced more comprehensive anomalies, despite the small error in identifying promising areas for mineralization.

Also, the introduced methods have been successful in using less expert judgment and have used expert knowledge and experience only in the stage of interpreting the results. In addition, the two methods used without prior information from the study area, have succeeded in identifying both types of mineralization in the area. These two cases can be

effective steps towards easier and more effective use of knowledge-driven methods of mineral potential modeling in exploratory studies.

Keywords: Mineral potential modeling, Principal component analysis, Independent component analysis, Podiform chromite deposits, Epithermal gold deposits, Receiver operating characteristic curve.



Shahrood University of Technology
Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics

Ph.D. Thesis in Mineral Exploration

**Development of mineral potential modeling using PCA and
ICA methods**

By: Hamed Fazliani

Supervisors:

Dr. Abolghasem Kamkar-Rouhani

Dr. Alireza Arab-Amiri

September 2020