

این مقاله در نخستین کنفرانس ملی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی به عنوان مقاله برگزیده انتخاب شده است که پس از تکمیل، داوری مجدد و اخذ پذیرش در این شماره از نشریه به چاپ می‌رسد.

## انتخاب باندهای بهینه جهت بهبود جداسازی طیفی تصاویر ابرطیفی

امید غفاری<sup>۱\*</sup>، محمدجواد ولدان زوج<sup>۲</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری سنجش از دور، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی؛ مربی گروه نقشه‌برداری، دانشگاه زنجان

۲- استاد گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۱/۲۴ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۶/۲۰

### چکیده

مدل آنالیز ترکیب خطی به طور گسترده‌ای برای برآورد سهم هر ماده خالص در اختلاط طیفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. راه‌حل ریاضی مسئله ترکیب، حل مجموعه‌ای از معادلات خطی با استفاده از روش کمترین مربعات می‌باشد. اما بیشترین منبع خطا در روش‌های متداول آنالیز ترکیب طیفی ناشی از عدم امکان محاسبه تغییرات طیفی اعضای خالص در سیر زمان و مکان است. در این فرآیند از اعضای خالص ثابتی برای کل صحنه تصویربرداری استفاده می‌شود. علاوه بر این، اگر اعضای خالص به شدت به یکدیگر وابسته باشند ماتریس ضرایب دچار کمبود رتبه شده و حل مسئله معکوس همراه با ناپایداری خواهد بود. به این ترتیب فراوانی‌های برآورد شده به شدت به خطاهای تصادفی حساس می‌گردند. در این مقاله روش جدیدی برای انتخاب باند متشکل از اولویت‌بندی باندها در راستای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی و کاهش همبستگی بین باندها بر مبنای زاویه ارائه شده است. با استفاده از روش پیشنهادی و به کمک داده‌های شبیه‌سازی شده واقعی نشان داده شد که می‌توان به‌طور موثری به حذف تعداد زیادی از باندهای غیر ضروری اقدام نمود. آزمایش‌ها نشان داد که با انتخاب باندهای مناسب، کمتر از ۲۰ درصد باندها، می‌توان به نتایج قابل مقایسه و حتی بهتری از نتایج حاصل از تمام باندها رسید.

**کلیدواژه‌ها:** تصاویر ابرطیفی، جداسازی طیفی، انتخاب باند، تغییرپذیری طیفی، معیارهای شباهت

\*نویسنده مکاتبه کننده: تهران - خیابان ولیعصر - تقاطع میرداماد غربی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی - گروه سنجش از دور

تلفن: ۰۹۱۲۴۴۲۶۲۲۱۸

Email: Ghaffari@znu.ac.ir

## ۱- مقدمه

در دهه گذشته روش‌های آنالیز متعددی در زمینه جداسازی طیفی<sup>۱</sup> تصاویر ابرطیفی ارائه شده‌است. آنالیز ترکیب طیفی<sup>۲</sup> یکی از متداول‌ترین روش‌های به کار رفته در کاربردهای مختلف می‌باشد. منحنی طیفی پیکسل‌های مختلط به طور کلی با استفاده از مدل‌های ترکیب خطی و یا غیرخطی مدلسازی می‌شوند. این مدل‌ها، منحنی طیفی هر پیکسل را به سهم عددی (نقشه فراوانی)<sup>۳</sup> اجزاء سازنده آن (اعضای خالص)<sup>۴</sup> تبدیل می‌نمایند. پاسخ به این سوال که در این فرآیند کدام دسته از این مدل‌ها (خطی یا غیرخطی) برتری دارند به روشنی مشخص نبوده و به نوع ترکیب مکانی عوارض و کاربردهای آن بستگی دارد. که البته با توجه به دقت قابل قبول مدل‌های خطی و سادگی آنها محققین بیشتری را به خود جلب نموده است [۱].

دقت جداسازی طیفی به شدت وابسته به انتخاب اعضای خالص جامع و مناسب است؛ که همین امر باعث توسعه الگوریتم‌های استخراج اعضای خالص متعددی در سال‌های اخیر شده‌است [۱]. دقت برآورد نقشه‌های فراوانی به دست آمده از آنالیز ترکیب خطی تحت تاثیر خطای طیفی باقیمانده از تصحیح اتمسفری غیردقیق، نسبت سیگنال به نویز نامناسب و نویز حاصل از درنظر نگرفتن اثرات غیرخطی ورودی‌ها است؛ اما بیشترین منبع خطا در آنالیز ترکیب طیفی ناشی از عدم امکان محاسبه تغییرات طیفی اعضای خالص در سیر زمان و مکان می‌باشد [۲]. در این الگوریتم‌ها به طور معمول از مشخصه طیفی ثابتی برای هر عضو خالص و مدلسازی کل تصویر استفاده می‌شود؛ که در واقع این یک ساده‌سازی است، چون در حالت‌های

زیادی ممکن است رفتار اعضای خالص تصویر در شرایط مکانی و زمانی اندکی متفاوت باشد.

به طور معمول دو نوع تغییرپذیری در میان نمونه‌های کلاس‌های مختلف قابل تشخیص می‌باشد: ۱- تغییرپذیری میان اعضای خالص یک کلاس (تغییرپذیری داخل کلاسی)، ۲- شباهت طیفی مابین اعضای خالص کلاس‌های مختلف (تغییرپذیری بین کلاسی). دقت برآورد مقادیر فراوانی در سطح زیر پیکسل به صورت خطی نسبت به افزایش تغییرپذیری داخل کلاسی کاهش می‌یابد [۲]. از طرفی در برخی از محیط‌ها و یا برای برخی کاربردها تفکیک عوارض مشابه مدنظر می‌باشد؛ که در این حالت تشابه میان طیف بازتابی اعضای خالص مختلف (مانند محصولات زراعی و علف‌های هرز در زمین‌های کشاورزی و یا تشابه طیفی میان مواد معدنی مختلف) مشکلاتی را در به دست آوردن نتایج جداسازی برای کلاس‌ها ایجاد می‌کنند. تشابه طیفی میان اعضای خالص منجر به وابستگی شدید بین آنها، که خود باعث ناپایداری در حل مسئله معکوس می‌گردد. این موضوع با وجود اثرات جدی در مدل ترکیب طیفی و تخریب اعتمادپذیری نتایج جداسازی طیفی عمدتاً مورد چشم پوشی قرار می‌گیرد [۳].

تلاش‌های انجام شده برای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی را می‌توان در پنج دسته کلی خلاصه نمود: ۱- استفاده از مجموعه‌ای از اعضای خالص برای هر جزء سازنده در یک فرآیند تکراری، ۲- انتخاب زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های طیفی پایدار، ۳- وزندهی طیفی به باندها، ۴- تبدیلات طیفی و ۵- جداسازی طیفی محلی [۲]. انتخاب دقیق باندهایی که نسبت به تغییرپذیری طیفی مقاوم باشند بطور قابل ملاحظه‌ای توانایی بهبود دقت برآورد نقشه‌های فراوانی را دارا هستند. از این رو به منظور کاهش اثر تغییرپذیری طیفی الگوریتمی از این دسته به نام جداسازی طیفی

<sup>1</sup> Spectral Unmixing<sup>2</sup> Spectral Mixture Analysis<sup>3</sup> Abundance map<sup>4</sup> Endmembers

به این ترتیب وابستگی بین اعضای خالص نیز کاهش می‌یابند.

ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است؛ در بخش ۲ تئوری و الگوریتم‌های مطرح پیشین معرفی می‌شوند، بخش ۳ به تشریح الگوریتم پیشنهادی پرداخته و در ادامه آزمایش‌ها و نتیجه‌گیری به ترتیب در بخش‌های ۴ و ۵ ارائه می‌شوند.

## ۲- تئوری

برای ورود به مباحث مربوط به کاهش تغییرپذیری طیفی و کاهش وابستگی مابین اعضای خالص در این قسمت مروری شده بر روش‌های مطرح موجود که در هر دسته قرار دارند. در زمینه کاهش تغییرپذیری طیفی الگوریتم‌های متعددی توسعه یافته‌اند که بررسی تمامی آنها خارج از حوصله این مقاله بوده ولی با توجه به مرکزیت روش پیشنهادی که بر پایه انتخاب باندهای بهینه است فقط الگوریتم‌های که با انتخاب ویژگی به این موضوع پرداخته‌اند تشریح می‌شود. در زمینه کاهش وابستگی اعضای خالص نیز با محوریت حذف باندهای دارای افزونگی اطلاعات، مروری بر مهمترین الگوریتم‌های موجود شده است.

### ۲-۱- الگوریتم‌های انتخاب ویژگی به‌منظور کاهش اثر تغییرپذیری طیفی

انتخاب دقیق باندهایی که نسبت به تغییرپذیری طیفی مقاوم باشند (به عنوان مثال باندهایی که موجب حداقل شدن واریانس داخل کلاسی و حداکثر نمودن پراکندگی بین کلاسی می‌شوند) بطور قابل ملاحظه‌ای توانایی بهبود دقت برآورد سهم فراوانی‌ها را دارا هستند. با توجه به مطالعات صورت گرفته بر روی تغییرپذیری خصوصیات نوری برگ، خاشاک و خاک در مناطق بایر و نیمه بایر نشان داده شده که در محدوده مادون قرمز موج کوتاه ۲ (SWIR<sup>۳</sup>) از ۲۰۵۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر

در نواحی پایدار (SZU<sup>۱</sup>) [۴] مورد توجه قرار گرفته است.

عدم تعامد اعضای خالص هنگامی که همبستگی خطی بین دو عضو و یا همبستگی چندگانه بین چند عضو وجود داشته باشد ایجاد می‌گردد. حال آنکه هر چه این وابستگی میان اعضای خالص بیشتر شود، مدل ترکیبی به سمت ناپایداری گرایش می‌یابد و به شدت به تغییرات کوچک در طیف ورودی و نویز حساس می‌شود. راهکارهای مورد استفاده در این زمینه را می‌توان به گروه‌های ۱- حذف عضوخالص وابسته، ۲- حذف وابستگی با استفاده از تبدیلات طیفی، ۳- شیوه‌های تکراری برای انتخاب اعضای خالص و ۴- پایدارسازی معادلات جداسازی طیفی دسته‌بندی نمود [۳]. با توجه به افزونگی باندها در تصاویر ابرطیفی شناسایی زیرمجموعه‌ای از باندها که این وابستگی را در بین اعضای خالص کاهش دهد دور از انتظار نیست. به این ترتیب با استفاده از تجزیه مقادیر منفرد (SVD<sup>۲</sup>) و عدد شرط ماتریس ضرایب، وضعیت همبستگی بین اعضای خالص قابل بررسی است.

در این مقاله روشی کارا و موثر ارائه شده که با انتخاب باندهای بهینه اثر تغییرپذیری طیفی اعضای خالص و وابستگی بین آنها کاهش یابد. روش پیشنهادی متشکل از دو مرحله است؛ در ابتدا تمام باندها بر اساس رفتار طیفی مجموعه اعضای خالص به گونه‌ای مرتب می‌شوند که کمترین حساسیت را به تغییرپذیری طیفی در آن باندها داشته باشند. در مرحله بعد انتخاب باندهای مناسب بر پایه این اولویت‌بندی انجام خواهد شد و از آنجائیکه در این فرآیند وابستگی طیفی بین باندها لحاظ نمی‌شود در مرحله دوم باندهای غیر وابسته با استفاده از زاویه بین آنها انتخاب می‌شوند.

<sup>۱</sup> Stable Zone Unmixing (SZU)

<sup>۲</sup> Singular Value Decomposition (SVD)

<sup>۳</sup> Short wave infrared 2 (SWIR2)

رابطه (۱)

$$ISI_{\lambda} = \frac{\Delta_{within,\lambda}}{\Delta_{between,\lambda}} = \frac{2}{p(p-1)} \sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p \frac{1.96(\sigma_{i,\lambda} + \sigma_{j,\lambda})}{|\bar{m}_{i,\lambda} - \bar{m}_{j,\lambda}|}$$

که  $p$  تعداد اعضای خالص،  $\sigma_{i,\lambda}$  و  $\bar{m}_{i,\lambda}$  انحراف معیار و میانگین کلاس  $i$  در باند  $\lambda$  می‌باشد. سپس بر اساس همین شاخص پروتکلی ارائه می‌دهد تا انتخاب زیرمجموعه‌ای از باندها را بوسیله موازنه بین تعداد طول موج‌های به کار رفته در آنالیز (اطلاعات) و شاخص ISI (تغییرپذیری طیفی) بهینه نماید. در این روش وقتی مجموعه اعضای خالص انتخاب شدند، باندها بر اساس شاخص ISI مرتب می‌شوند و تغییرات نسبی بین باندهای متوالی (مرتب شده) برای ارزیابی تحقق معیار موازنه مورد استفاده قرار می‌گیرند. شکل (۱) نمایی کلی از مراحل این الگوریتم را به تصویر کشیده است.

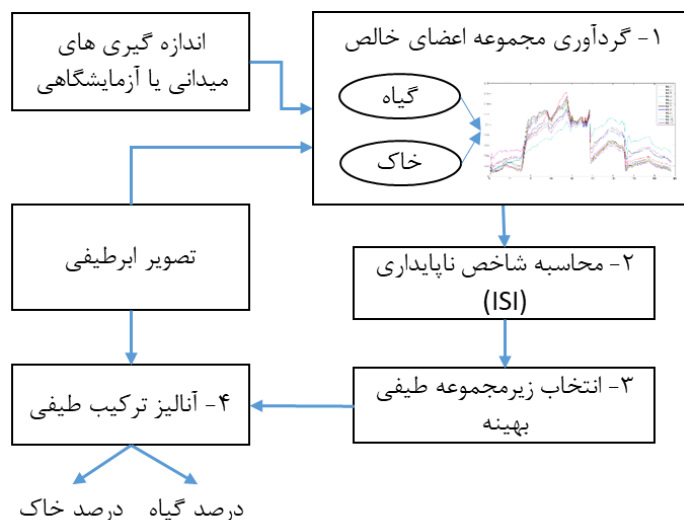
در روش‌هایی همچون AutoSWIR و SZU این موضوع که باندهای مجاور در تصاویر ابرطیفی به شدت وابسته هستند در نظر گرفته نشده است. زمانیکه تنها از باندهای غیر وابسته در آنالیز ترکیب خطی استفاده شود، پتانسیل مضاعفی در کارایی محاسبات و دقت برآورد مقادیر فراوانی می‌تواند ایجاد شود [۲].

کمترین وابستگی به تغییرات ساختاری و خواص زیست شیمی این مواد وجود دارد؛ بنابراین این محدوده در [۵] به عنوان محدوده طیفی پایدار نسبت به تغییرپذیری برگ، خاشاک و خاک در مناطق بایر و نیمه بایر برای استفاده در آنالیز ترکیب طیفی انتخاب و الگوریتم مادون قرمز موج کوتاه خودکار (AutoSWIR<sup>۱</sup>) توسعه داده شد. اما از آنجائی که انتخاب محل باند، محدوده و تعداد محدوده‌های طیفی پایدار به پیچیدگی‌های مکانی، طیفی، زمانی و ترکیب اعضای خالص حاضر در صحنه تصویربرداری وابسته است این الگوریتم قابل تعمیم به اکوسیستم‌های مختلف نبود. در ادامه الگوریتم‌های انتخاب باند آماری و استخراج ویژگی دیگری برای استفاده در آنالیز ترکیب خطی ارائه گردید، که هرچند این روش‌ها ابعاد طیفی داده را کاهش می‌دهند اما کمکی در بهبود برآورد سهم فراوانی‌ها از خود نشان نمی‌دهند [۲].

در [۴] الگوریتم انتخاب ویژگی طیفی با جنبه کاربردی و بر پایه شواهد تجربی با نام جداسازی طیفی در نواحی پایدار (SZU) ارائه گردید. در این الگوریتم طول موج‌های حساس به تغییرپذیری طیفی با استفاده از شاخص ناپایداری (ISI<sup>۲</sup>) به کمک رابطه (۱) مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. این شاخص با استفاده از نسبت پراکندگی داخل کلاسی (مجموع انحراف معیارهای اعضای خالص هر کلاس) به تغییرپذیری بین کلاسی اعضای خالص (متوسط فاصله اقلیدسی بین میانگین کلاس‌ها) برای هر باند تعریف می‌شود. مقدار یک نشان‌دهنده یکسان بودن تغییرات داخل کلاسی و بین کلاسی است و مقادیر بیشتر از یک حاکی از پیشی گرفتن تغییرات داخل کلاسی از بین کلاسی می‌باشد.

<sup>۱</sup> Auto short wave infrared (AutoSWIR)

<sup>۲</sup> InStability Index (ISI)



شکل ۱: طرح کلی از الگوریتم SZU [۴]

طیفی بالای تصاویر ابرطیفی این امکان وجود دارد که دامنه طیفی را به بخش‌ها مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز موج کوتاه تجزیه نمود و از بخش‌هایی که در آن محدوده‌های جذبی پدیده‌های مورد نظر قرار دارند، در کاربردهای مناسب استفاده کرد. که البته شاید از لحاظ تئوری بخش‌های مختلف امواج الکترومغناطیس برای بررسی پدیده‌های متفاوت (بطور مثال استفاده از مادون قرمز موج کوتاه در آنالیز مواد معدنی) مناسب باشد اما کاهش این محدوده موجب افزایش وابستگی بین اعضای خالص می‌شود.

گروه دیگری از الگوریتم‌ها به صورت تکراری اعضای خالص را به گونه‌ای از تصویر استخراج می‌کنند که مجموعه حاصل بهترین توصیف را از تغییرپذیری طیفی کل تصویر با کمترین تعداد اعضای خالص غیر وابسته داشته باشد، که این مجموعه، از رئوس ابر نقاط طیفی و در فضای ویژگی به دست آمده‌اند. و بالاخره آخرین دسته از الگوریتم‌های این گروه را می‌توان به روش‌های پایدارسازی حل مسئله کمترین مربعات همچون تیخونوف نسبت داد که با تعیین ضریب فیلتر پایدارسازی مناسب سعی در بهبود شرایط حل مسئله معکوس کمترین مربعات دارد [۳].

## ۲-۲- الگوریتم‌های کاهش همبستگی اعضای خالص

متداول‌ترین روش برای مقابله با همبستگی اعضای خالص حذف عضو وابسته است؛ که این خود دو مشکل به همراه دارد: ۱- اگر دو عضو به یکدیگر وابستگی شدید داشته باشند کدام یک می‌بایست حذف شود و ۲- وقتی این عضو کنار گذاشته می‌شود ممکن است حاوی اطلاعات مفیدی باشد که موجب بی‌ثباتی مدل ترکیب خطی شود. راه‌حل دیگر ترکیب دو کلاس وابسته و تشکیل عضو جدید می‌باشد که این خود موجب از بین بردن زیرکلاس‌های یک گروه می‌شود. اما تبدیلاتی همچون  $PCA^1$  و  $MNF^2$  نیز وجود دارند که می‌توان به کار گرفت تا وابستگی اعضای خالص را کاهش دهند زیرا این تبدیلات وابستگی باند به باند را از بین می‌برند. اما مشکل عمده این روش‌ها رسیدن به اعضای خالصی است که پاسخ طیفی آنها ماهیت فیزیکی ندارد.

راه‌حل مشهود دیگری که به ذهن می‌آید، استفاده از زیرمجموعه‌ای از باندها است. با توجه به قدرت تفکیک

<sup>1</sup> Principal Component Analysis (PCA)

<sup>2</sup> Minimum Noise Fraction (MNF)

## ۲-۱-۲- محاسبه همبستگی میان اعضای خالص

برای محاسبه کمی همبستگی اعضای خالص تشکیل دهنده ماتریس ضرایب از دو معیار می‌توان استفاده کرده: ۱- با استخراج سنج‌های از ماتریس ضرایب و براساس مقادیر منفرد<sup>۱</sup> آنها، ۲- با استخراج سنج‌های از همبستگی میان طیف‌های اعضای خالص.

تجزیه مقادیر منفرد (SVD) ماتریس اعضای خالص (M) برای استخراج مقادیر منفرد (جذر مقادیر ویژه) به صورت  $M = U \Sigma V^T$  می‌باشد که U و V ماتریس‌های مربعی و اورتونرمال هستند و  $\Sigma$  ماتریس قطری با مقادیر منفرد M می‌باشد. نسبت بزرگترین مقدار منفرد به کوچکترین آن به عنوان **عدد شرط ماتریس** شناخته می‌شود. عدد شرط ۱ در حالت ایده‌آل و نشان از تعامد ماتریس دارد و هرچه این عدد افزایش می‌یابد بیانگر رخداد همبستگی میان اعضای خالص و افزایش احتمال سینگولار شدن ماتریس می‌باشد. وقتی همبستگی میان اعضا از ۰/۶ افزایش می‌یابد عدد شرط به صورت نمایی افزایش می‌یابد. به این ترتیب عدد شرط معیار مناسبی برای بررسی همبستگی میان اعضای خالص می‌باشد.

جدول (۱) ماتریس وابستگی برای آلتراسیون‌های متداول معدنی (رس، فلدسپار، سولفات و ...) را نشان می‌دهد که در مطالعات زمین‌شناسی مورد استفاده قرار می‌گیرند؛ جدول (۲) همبستگی همین مجموعه معدنی را در محدوده مادون قرمز موج کوتاه (SWIR) نشان می‌دهد که در این محدوده باندهای جذبی این مواد واقع شده‌اند. از مقایسه این دو جدول به وضوح مشخص است استفاده تنها از نواحی SWIR که از دیدگاه زمین‌شناسی منطقی بوده و مشخصه‌های جذبی مواد برای شناسایی آنها حضور دارند، همبستگی میان اعضا به شدت افزایش می‌یابد.

<sup>1</sup> Singular Values

بنابراین به کمک ماتریس کرویشن اعضا و میانگین همبستگی آنها می‌توان به سنج‌های دست یافت که بیانگر همبستگی جزئی و کلی اعضا باشد.

## ۳- روش پیشنهادی

در این مقاله به طور مشخص کاهش اثر تغییرپذیری طیفی و کاهش همبستگی اعضای خالص تشکیل دهنده ماتریس ضرایب با انتخاب باندهای بهینه هدف گذاری شده‌است؛ که این دو عامل به طور مستقیم در بهبود دقت و اعتمادپذیری نقشه مقادیر فراوانی برآورد شده اعضای خالص نقش دارند. در ادامه ابتدا فلوجارت روش پیشنهادی و مراحل آن ذکر شده و سپس نوآوری‌های به عمل آمده در هر بخش تشریح می‌گردد.

## ۳-۱- الگوریتم پیشنهادی

به منظور جانمایی اجزا مختلف روش پیشنهادی فلوجارتی مطابق شکل (۲) از مراحل آن ارائه و سپس جزئیات آن در قالب شبه کد برنامه تشریح شده‌است. همانطور که ملاحظه می‌شود با استفاده از نقشه واقعیت زمینی برای هر کلاس مجموعه‌ای از طیف‌های خالص که تغییرپذیری آن کلاس را نشان می‌دهد تهیه می‌شود. از این مجموعه‌ها برای تولید طیف خالص هر کلاس و آنالیزهای آماری در هر باند استفاده می‌شود. با استفاده از آنالیزهای داخل کلاسی و بین کلاسی که در قالب شاخص‌هایی همچون ISI صورت می‌پذیرد باندهای مقاوم به پدیده تغییرپذیری طیفی مرتب می‌شوند. سپس بر مبنای باندهای الویت‌بندی شده و با استفاده از جانمایی باندها در فضای پدیده (PS) و زاویه میان آنها در این فضا شروع به انتخاب باند کرده و باندهایی که عملکرد یکسانی دارند از مجموعه باندهای مرتب شده حذف می‌گردند و به این ترتیب جداسازی طیفی در باندهای باقیمانده انجام و نقشه فراوانی هر عضو خالص محاسبه می‌شود.

جدول ۱: ماتریس وابستگی طیف بازتابی از آلتراسیون‌های معدنی متداول در محدوده ۰.۴-۲.۵ میکرومتر [۳]

	Alunite	Buddingtonite	Chlorite	Halloysite	Illite	Kaolinite	Montmorillonite	Talc
Alunite	۱/۰۰							
Buddingtonite	۰/۲۲	۱/۰۰						
Chlorite	-۰/۵۲	۰/۴۰	۱/۰۰					
Halloysite	۰/۸۷	۰/۰۱	-۰/۶۶	۱/۰۰				
Illite	-۰/۵۱	۰/۱۷	۰/۸۴	-۰/۵۸	۱/۰۰			
Kaolinite	۰/۸۸	۰/۳۱	-۰/۳۴	۰/۹۰	-۰/۳۳	۱/۰۰		
Montmorillonite	۰/۶۷	۰/۶۷	-۰/۰۸	۰/۶۶	-۰/۱۴	۰/۸۰	۱/۰۰	
Talc	۰/۵۹	۰/۱۹	۰/۰۳	۰/۵۹	-۰/۰۲	۰/۷۵	۰/۵۶	۱/۰۰

جدول ۲: ماتریس وابستگی طیف بازتابی از آلتراسیون‌های معدنی متداول در محدوده ۲.۰-۲.۵ میکرومتر [۳]

	Alunite	Buddingtonite	Chlorite	Halloysite	Illite	Kaolinite	Montmorillonite	Talc
Alunite	۱/۰۰							
Buddingtonite	-۰/۱۳	۱/۰۰						
Chlorite	۰/۱۴	-۰/۹۴	۱/۰۰					
Halloysite	۰/۷۳	-۰/۶۶	۰/۶۷	۱/۰۰				
Illite	۰/۵۱	-۰/۸۲	۰/۸۱	۰/۹۲	۱/۰۰			
Kaolinite	۰/۷۵	-۰/۶۳	۰/۶۵	۰/۹۹	۰/۸۹	۱/۰۰		
Montmorillonite	۰/۵۷	-۰/۸۱	۰/۷۵	۰/۸۸	۰/۹۴	۰/۸۴	۱/۰۰	
Talc	۰/۱۱	-۰/۸۶	۰/۹۳	۰/۵۸	۰/۶۶	۰/۵۹	۰/۶۱	۱/۰۰

### شبه کد روش پیشنهادی:

۳- انتخاب باند  $B_i$  و محاسبه زاویه آن با

تمامی اعضای  $\Omega_{i-1}$  در فضای پدیده

۴- اگر زاویه میان باند مورد بررسی با تمام باندهای

انتخاب شده بیشین بزرگتر از حد آستانه

تعریف شده بود  $\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup \{B_i\}$

در غیر اینصورت  $\Omega_i = \Omega_{i-1}$  و باند با اولویت

i ام حذف می‌گردد.

۱- اولویت‌بندی باندهای مقاوم در برابر تغییرپذیری

طیفی به کمک شاخص مربوطه و داده‌های

آموزشی.

$$\Omega = \{B_i\}_{i=1}^L \quad \text{where} \quad B_1 \geq B_2 \geq \dots \geq B_L$$

که  $\Omega$  مجموعه باندهای اولویت‌بندی شده و i اندیس

اولویت‌بندی باندها می‌باشد.

۲- انتخاب بهترین باند پس از اولویت‌بندی

$$\Omega_1 = \{B_1\}$$



شکل ۲: فلوجارت روش پیشنهادی

### ۳-۲- کاهش اثر تغییرپذیری طیفی با انتخاب باندهای بهینه

بر خلاف روش‌های متداول آنالیز ترکیب طیفی که از کل محدوده طیفی (باندها) استفاده می‌کنند، روش SZU بر پایه انتخاب باندهای مقاوم بر پدیده تغییرپذیری طیفی با استفاده از شاخص ISI طراحی شده است. مقدار این شاخص که بر مبنای تابع تفکیک‌پذیری فیشر به دست آمده از رابطه (۱) برای هر باند به دست می‌آید. از آنجائی که این شاخص تفکیک‌پذیری دو به دو کلاس‌ها را در هر باند محاسبه و در نهایت از میانگین آنها استفاده می‌کند نکات زیر از نتایج شاخص ISI قابل توجه است. ۱- فاصله بین کلاسی در هر باند فاصله اقلیدسی آنهاست، ۲- چنانچه تفکیک‌پذیری کلاسی از سایر کلاس‌ها زیاد باشد ولی سایر کلاس‌ها فاصله چندانی نداشته باشند این شاخص تحت تاثیر کلاسی که تفکیک‌پذیری مناسبی دارد به نتایج نسبتاً مناسبی از تفکیک‌پذیری کلاس‌ها می‌رسد.

در سال‌های اخیر معیارهای متعددی برای انتخاب باندهای بهینه پیشنهاد شده است. بطور مثال معیارهای سنجش فاصله (فاصله باها تا چارایا<sup>۱</sup> و جفریز ماتوسیتا<sup>۲</sup> (JM<sup>۲</sup>))، روش‌های تئوری اطلاعات (دیورژانس<sup>۳</sup>، دیورژانس تبدیل یافته<sup>۴</sup> و اطلاعات متقابل<sup>۵</sup>) و آنالیز مقادیر ویژه (بر پایه مولفه‌های اصلی و بر مبنای بهبود دقت طبقه‌بندی<sup>۶</sup>). با توجه به تحقیقات به عمل آمده معیار فاصله JM و دیورژانس تبدیل یافته معیارهای مناسبی جهت انتخاب باند معرفی شده‌اند [۶]. فاصله JM با افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌ها رفتاری اشباع شده دارد و چنانچه توزیع نمونه‌های کلاس‌های مختلف نرمال باشد با استفاده از رابطه (۲) قابل محاسبه است.

<sup>1</sup> Bahattacharyya

<sup>2</sup> Jeffreys-Matusita (JM)

<sup>3</sup> Divergence

<sup>4</sup> Transformed Divergence

<sup>5</sup> Mutual Information

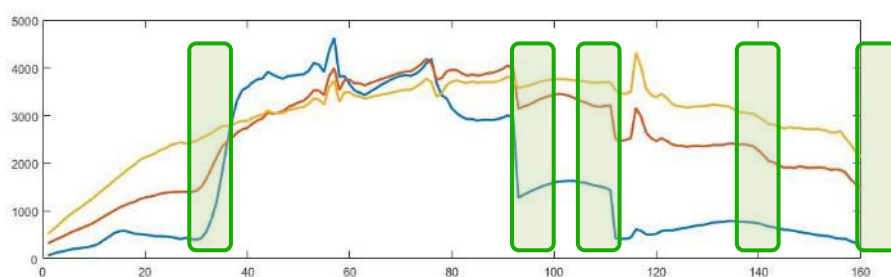
<sup>6</sup> Minimum misclassification canonical analysis (MMCA)



به توزیع آنها نیز توجه شده است. با محاسبه میانگین فاصله JM میان کلاس‌های مختلف در هر باند می‌توان به شاخصی رسید که وضعیت تفکیک‌پذیری تمامی کلاس‌ها در آن باند بوده و حداکثر می‌تواند مقدار ۲ را به خود بگیرد.

$$Bhat_{ij,\lambda} = \frac{1}{8} (\bar{m}_{i,\lambda} - \bar{m}_{j,\lambda})^T \left( \frac{\Sigma_{i,\lambda} + \Sigma_{j,\lambda}}{2} \right)^{-1} (\bar{m}_{i,\lambda} - \bar{m}_{j,\lambda}) + \frac{1}{2} \ln \left[ \frac{|\Sigma_{i,\lambda} + \Sigma_{j,\lambda}|/2}{\sqrt{(|\Sigma_{i,\lambda}| \cdot |\Sigma_{j,\lambda}|)}} \right] \quad \text{رابطه (۳)}$$

کلاس مدنظر باشد. از طرفی در فرآیند اولویت‌بندی باندها برای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی وابستگی رفتار طیفی مجموعه اعضای خالص در باندهای مجاور در نظر گرفته نشده است. این دو موضوع به‌طور تنگاتنگی با یکدیگر مرتبط هستند، بطوری‌که با حذف باندهایی که مجموعه اعضای خالص در آنها رفتار مشابهی دارند می‌توان به مشخصه‌های طیفی برای این اعضا دست یافت که وابستگی کمتری از خود نشان می‌دهند. همانگونه که از شکل (۳) مشخص است باندهایی که در محدوده‌های مشخص شده قرار دارند دارای افزونگی اطلاعات هستند و علاوه بر آن همین محدوده‌ها نیز ممکن است با یکدیگر همبستگی داشته باشند.



شکل ۳: منحنی طیفی سه عضو خالص و محدوده‌های دارای همبستگی بالا در باندهای مجاور

از زاویه مابین باندها به عنوان معیاری از همبستگی رفتار آن مجموعه از اعضای خالص در آن دو باند مدنظر

$$JM_{\lambda} = \sqrt{2(1-e)^{-Bhat_{\lambda}}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

که  $Bhat_{\lambda}$  فاصله باهاتاچاریا میان دو کلاس در باند  $\lambda$  بوده و از رابطه (۳) به‌دست می‌آید. همانطور که از این رابطه مشخص است برای محاسبه فاصله کلاس‌ها

که  $\bar{m}_{i,\lambda}$  و  $\Sigma_{i,\lambda}$  انحراف معیار و میانگین کلاس  $i$  در باند  $\lambda$  می‌باشد. از اینرو برای اولویت‌بندی باندها پیشنهاد می‌گردد از فاصله JM به جای شاخص ISI استفاده شده و عملکرد این دو معیار که در دو دسته متفاوت هستند مورد بررسی قرار گیرد.

### ۳-۳- کاهش همبستگی اعضای خالص با انتخاب باندهای بهینه

همبستگی خطی بین دو و یا چند عضو خالص همواره در جداسازی طیفی تصاویر ابرطیفی وجود داشته، هرچند کمتر مورد توجه قرار گرفته است. یکی دیگر از اهداف این مقاله کاهش این همبستگی‌ها بدون حذف عضو وابسته است؛ زیرا همانطور که اشاره شد در برخی از کاربردها ممکن است تمایز گونه‌های مختلف یک

برای محاسبه وابستگی بین باندها روش‌هایی بر مبنای دیورژانس و کرویشن، بر روی هیستوگرام پیکسل‌های باندهای مختلف تصویر پیشنهاد شده است. اما از آنجائیکه هدف بهبود وضعیت ماتریس ضرایب و کاهش همبستگی اعضای خالص می‌باشد در این مقاله استفاده

همبستگی آنها در تعامل با اعضای خالص موجود را درک کرد.

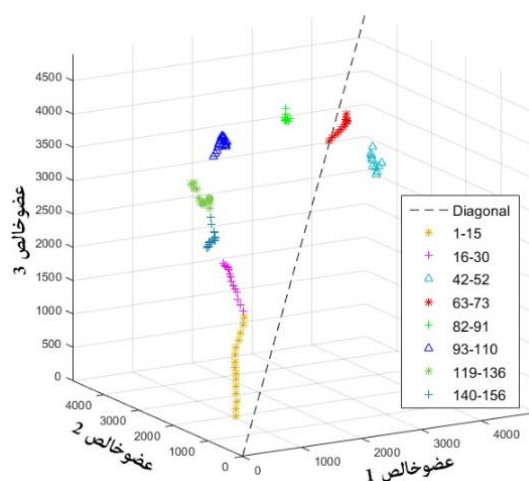
#### ۴- آزمایش‌ها

آزمایش‌های پیشرو برای انتخاب باندهای بهینه در راستای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی و همبستگی بین اعضای خالص طراحی شده و نقش آن را در نتایج جداسازی طیفی نشان می‌دهد. این آزمایش‌ها در دو بخش ابتدا بر روی تصاویر شبیه‌سازی شده و سپس بر روی تصویر واقعی انجام شده‌است.

#### ۴-۱- داده شبیه سازی شده

در این بخش برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها، از تصویری شبیه‌سازی شده با ابعاد ۱۰۰ در ۱۰۰ پیکسل که در ساخت پیکسل‌های آن از ۵ مشخصه طیفی، که از کتابخانه طیفی سازمان زمین شناسی ایالت متحده آمریکا (USGS<sup>۲</sup>) انتخاب شده به عنوان اعضای خالص استفاده شده‌است. همان‌طور که از شکل و زوایای اعضای خالص استفاده شده مطابق شکل (۵) مشخص است رفتار طیفی این اعضا به یکدیگر نزدیک بوده و شرایط مناسبی را برای بررسی عملکرد الگوریتم‌ها فراهم می‌نماید. شبیه‌سازی تحت شرایط کنترل شده و با نسبت سیگنال به نویز ۱:۳۰ انجام شده‌است.

قرار گرفته است. به عبارتی با تشکیل فضای پدیده<sup>۱</sup> [۷] که به کمک اعضای خالص صورت می‌گیرد و نمایش باندها در آن فضا می‌توان باندهای وابسته و دارای رفتار مشابه را شناسایی کرد. مزیت این روش در این نکته می‌باشد که وابستگی بین باندها در تعامل با مجموعه اعضای خالص مورد بررسی قرار می‌گیرد زیرا محورهای تشکیل دهنده فضا اعضای خالص هستند و چنانچه ترکیب این اعضا در صحنه تصویربرداری تغییر یابد روش پیشنهادی باز باندهایی را انتخاب می‌کند که در آن ترکیب کمترین همبستگی را دارند. شکل (۴) فضای پدیده حاصل از سه عضو خالص شکل (۳) را به نمایش می‌گذارد. در این شکل باندهایی که از نظر پاسخ طیفی دارای شباهت رفتاری هستند به صورت بصری دسته‌بندی شده‌اند.



شکل ۴: فضای پدیده حاصل از سه عضو خالص

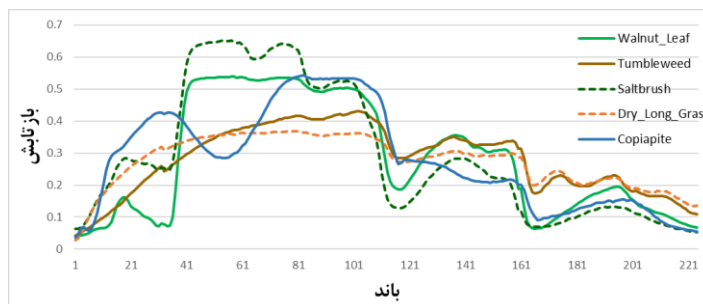
همانطور که مشخص است زاویه میان این باندها به یکدیگر نزدیک بوده و حتی محدوده‌هایی که از نظر طول موج مجاور هم نیستند ولی رفتار طیفی یکسانی دارند دارای زوایای نزدیک به هم می‌باشند. به این ترتیب با استخراج زوایای میان باندها می‌توان

<sup>۲</sup> United States Geological Survey (USGS)

<sup>۱</sup> ProtoType Space (PS)

عضو خالص	۲	۳	۴	۵
۱	۵.۶۱	۱۲.۲۳	۱۵.۱۸	۱۷.۱۵
۲		۶.۶۲	۱۰.۰۲	۱۳.۷۵
۳			۵.۰۳	۱۱.۸۳
۴				۷.۶۲
۵				

(ب)



(الف)

شکل ۵: (الف) مشخصه طیفی و (ب) زاویه اعضای خالص استفاده شده در تصویر شبیه سازی شده

برای بازسازی مقادیر فراوانی پیکسل‌های تصویر از تابع Dirichlet با توزیع مندرج در رابطه (۴) استفاده شده است.

$$p(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p) = \frac{\Gamma(\mu_1 + \mu_2 + \dots + \mu_p)}{\Gamma(\mu_1)\Gamma(\mu_2)\dots\Gamma(\mu_p)} \times \alpha_1^{\mu_1-1} \alpha_2^{\mu_2-1} \times \dots \times \alpha_p^{\mu_p-1} \quad \text{رابطه (۴)}$$

که  $\mathbf{m}_i^\circ$  مشخصه طیفی خالصی است که از کتابخانه طیفی انتخاب شده و  $\psi_i \geq 0$  ضریبی است که دامنه طیفی مربوطه را تحت تاثیر خود قرار داده و  $\eta_i$  برداری تصادفی با میانگین صفر می‌باشد؛ نویز برای مدل نمودن تغییراتی در نظر گرفته شده که با استفاده از  $\psi_i$  مدل نشده‌اند. با جایگزینی رابطه (۵) در رابطه ترکیب خطی ( $\mathbf{r} = \mathbf{M}\mathbf{a} + \mathbf{n}$ ) می‌توان به رابطه‌ای رسید که تاثیر تغییرپذیری طیفی را برای هر پیکسل مدل می‌نماید.

$$\mathbf{r} = \mathbf{M}\boldsymbol{\psi}\mathbf{a} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \eta_i + \mathbf{n} \quad \text{رابطه (۶)}$$

که  $\boldsymbol{\psi} \equiv \text{diag}(\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_p)$  یک ماتریس قطری  $p \times p$  می‌باشد. اعمال این ضرایب بدین ترتیب می‌باشد که با در نظر گرفتن مقداری به عنوان انحراف معیار تغییرات (sd) و با پیروی از یک تابع تصادفی که از توزیع نرمال تبعیت می‌کند ضرایبی به صورت تصادفی در بازه  $1 \pm sd$  تولید شده که در مشخصه طیفی اصلی ضرب می‌گردد. این ضرایب پیکسل به پیکسل متفاوت بوده و به خوبی اثر تغییرپذیری طیفی

که میانگین  $i$  امین مقدار فراوانی ( $\alpha_i$ ) برابر است با  $E[\alpha_i] = \mu_i / \sum_{l=1}^p \mu_l$ . در این توزیع قیود  $0 \leq \alpha_i \leq 1$  و  $\sum_{i=1}^p \alpha_i = 1$  به طور همزمان بر روی مقادیر فراوانی اعمال می‌گردند. در این تحقیق اثرات ناشی از تغییرپذیری طیفی اعضای خالص و نوسان روشنایی<sup>۱</sup> ناشی از توپوگرافی بر روی انرژی انعکاسی مدل گردیده‌است. تغییرپذیری طیفی به‌طور ساده به‌عنوان عدم تغییر در شکل کلی طیف مرتبط با اعضای خالص توصیف می‌گردد [۸]؛ به عبارت دیگر با حفظ شکل کلی منحنی طیفی عضوخالص، دامنه آن تحت تاثیر قرار گرفته و مقدار بازتاب را در طول موج‌های مختلف افزایش یا کاهش می‌دهد. بر این اساس تغییرپذیری طیفی<sup>۱</sup> امین عضوخالص در هر پیکسل را می‌توان به‌صورت رابطه (۵) مدل نمود.

$$\mathbf{m}_i = \psi_i \mathbf{m}_i^\circ + \eta_i \quad \text{رابطه (۵)}$$

<sup>۱</sup> Illumination Fluctuation

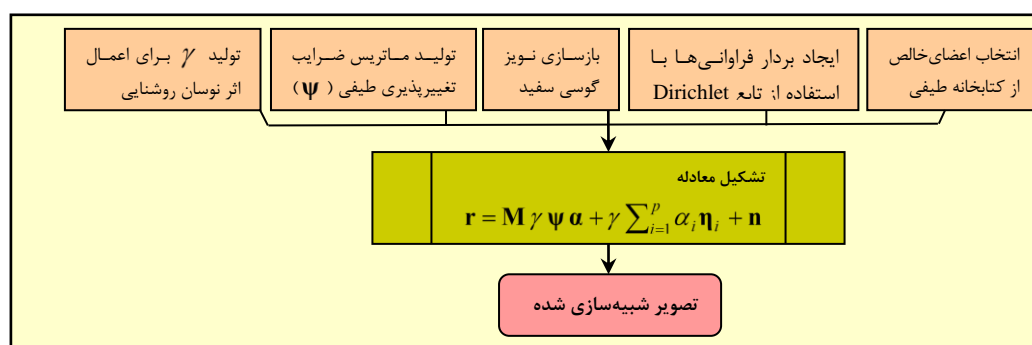
رابطه (۷)

$$\mathbf{r} = \mathbf{M} \gamma \psi \alpha + \gamma \sum_{i=1}^p \alpha_i \mathbf{n}_i + \mathbf{n} = \mathbf{M} \mathbf{s} + \mathbf{n}'$$

رابطه (۷)، مدلی است که در آزمایش‌های این تحقیق اتخاذ شده و همچنان خطی می‌باشد. این مدل نوسان‌های روشنایی، تغییرپذیری طیفی و نویز موجود در تصاویر را مدل می‌نماید. شکل (۶) به‌طور خلاصه مراحل کلی که برای ساخت یک تصویر شبیه‌سازی شده در این تحقیق دنبال شده‌است را به نمایش می‌گذارد.

را مدل می‌نماید. در این آزمایش از عدد ۰.۲ برای مقدار sd استفاده شده‌است.

تغییرپذیری روشنایی و یا به عبارت بهتر نوسان روشنایی ناشی از توپوگرافی بر روی تمام باندها به‌طور یکسان اثرگذار بوده و به عنوان یک نویز افزایشی در نظر گرفته می‌شود [۹]. برای مدل نمودن این اثر با ثابت در نظر گرفتن ماتریس مشخصه‌های طیفی و ضرب مقادیر فراوانی هر پیکسل در ضریبی همچون  $\gamma$  می‌توان این اثر را نیز مدل نمود. به این ترتیب خواهیم داشت.



شکل ۶: مراحل بازسازی تصاویر شبیه‌سازی شده

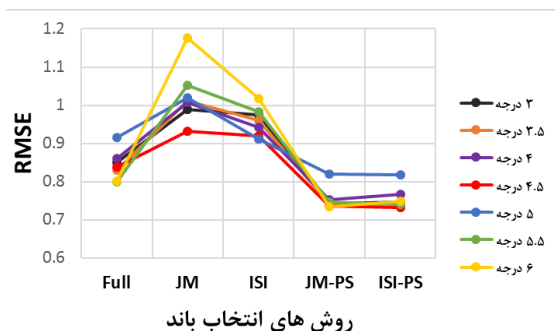
استفاده می‌گردد؛ به عبارتی چنانچه زاویه باندی که مورد سنجش قرار گرفته با تمام باندهای انتخاب شده قبلی از این حد آستانه بزرگتر باشد نشانه تمایز رفتاری آن در تعامل با باندهای انتخابی می‌باشد. انتخاب این حد آستانه متأثر از تعداد اعضای خالص، شباهت رفتاری مجموعه اعضای خالص نسبت به یکدیگر، تنوع اعضای موجود در صحنه تصویربرداری و تعداد باندهای به‌دست آمده می‌باشد. انتخاب این حد آستانه ماهیت تجربی داشته اما در صورتیکه نقشه واقعیت زمینی دقیق در دسترس باشد از خطای RMSE حاصل از مقایسه این نقشه با نقشه سهم فراوانی برآورد شده، می‌توان به برآورد صحیحی در تعیین حد آستانه مذکور دست یافت.

بدین منظور در ابتدا با انتخاب زوایایی در محدوده ۱ تا ۶ درجه و با فاصله زوایای ۱ درجه الگوریتم‌های

پس از ساخت تصویر شبیه‌سازی شده با مشخصات فوق، به کمک شاخص ISI و فاصله JM باندهای تصویر با رویکرد افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌ها و کاهش اثر تغییرپذیری طیفی مرتب می‌شوند. از آنجائیکه وابستگی بین باندها در این حالت در نظر گرفته نمی‌شود به کمک زوایای میان باندها در فضای پدیده، باندهای با افزونگی اطلاعات (باندهای وابسته)، شناسایی و از مجموعه باندهای اولویت‌بندی شده خارج می‌گردند. در این حالت برای بررسی اثر مجموعه باندهای انتخابی در هر روش بر روی برآورد نقشه فراوانی اعضای خالص و با توجه به مشخص بودن سهم واقعی هر عنصر در هر پیکسل می‌توان خطای RMSE را در هر روش محاسبه نمود.

همانطور که در مرحله ۴ الگوریتم پیشنهادی بیان شده از حد آستانه‌ای برای تشخیص باندهای غیر وابسته

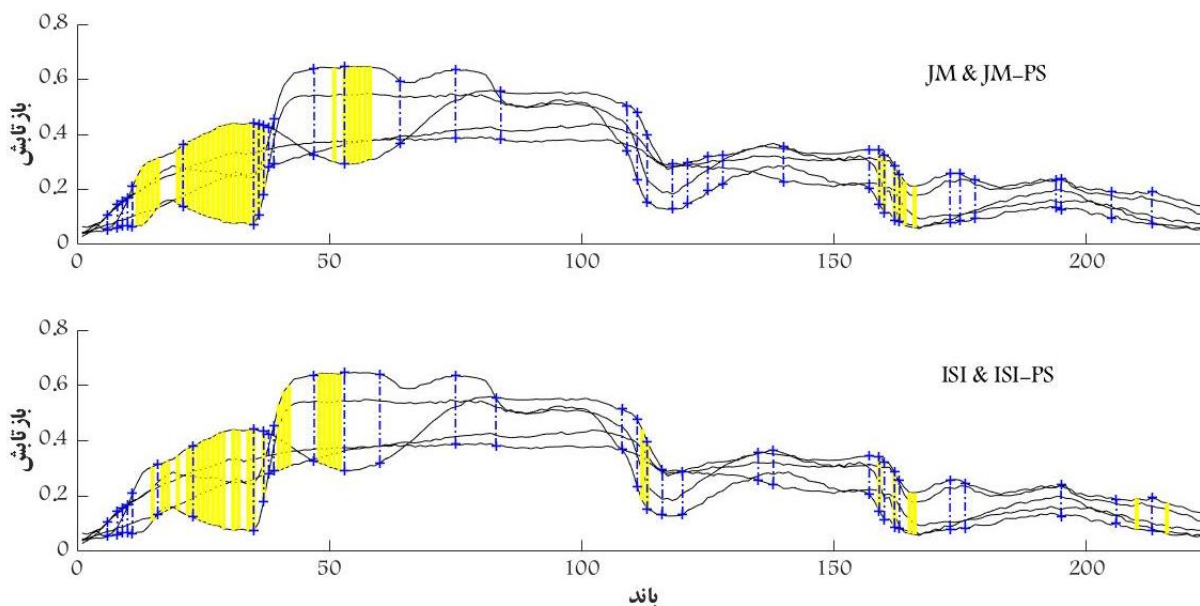
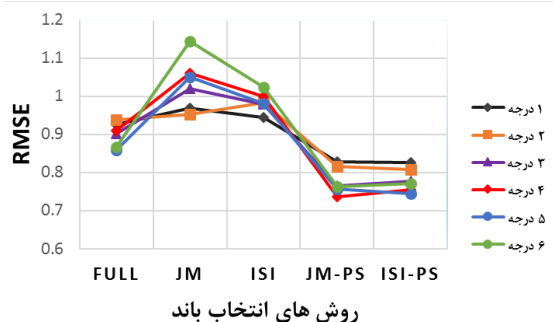
(الف)



(ب)

شکل ۷: مقایسه خطای RMSE نقشه‌های فراوانی برآورد شده با مقادیر واقعی در روش‌های انتخاب باند مختلف (الف) در زوایای ۱ تا ۶ درجه با فاصله زوایای ۰.۵ درجه، (ب) در زوایای ۳ تا ۶ درجه با فاصله زوایای ۰.۵ درجه

معرفی شده اجرا و RMSE حاصل از هر روش در شکل (۷-الف) به نمایش گذاشته شده است. لازم به ذکر است که نتایج مربوط به هر زاویه از میانگین نتایج ۱۰ تصویر با اعضای خالص شکل (۵) به دست آمده که در هر تصویر به طور تصادفی ۱۰ درصد از پیکسل‌های خالص نقشه واقعیت زمینی به عنوان داده آموزشی و از مابقی پیکسل‌ها به عنوان داده تست استفاده شده است.



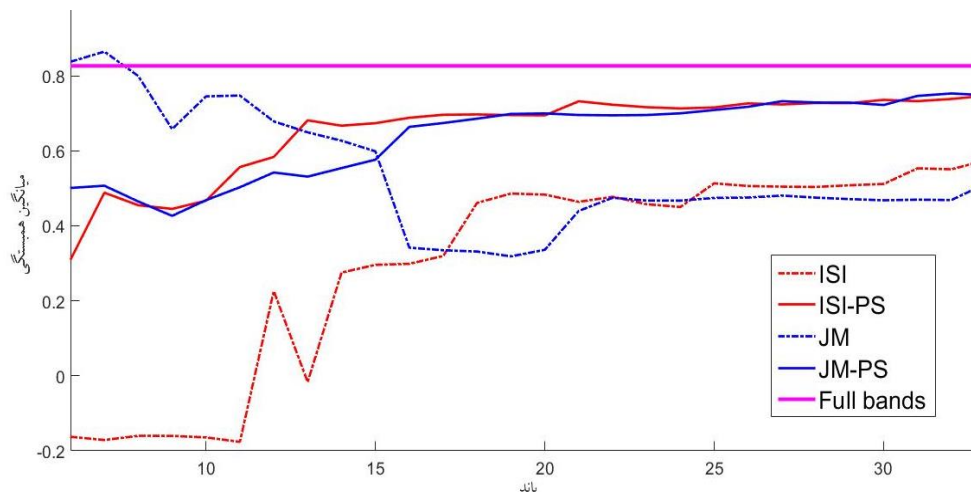
شکل ۸: مقایسه باندهای انتخابی پس از اعمال شرط زاویه در فضای پدیده (خطوط خطچین آبی رنگ) با باندهای اولویت‌بندی شده (خطوط زرد رنگ) به کمک شاخص‌های JM و ISI

این مقادیر را با افزایش باندهای الویت‌بندی شده در حالت‌های مختلف به نمایش گذاشته است. همبستگی میان اعضای خالص در صورتی از تمام باندها استفاده شود ۰/۸۱، در صورتی که از باندهای الویت‌بندی

اما روش‌های استفاده شده چه تاثیری بر همبستگی اعضای خالص داشته‌اند؟ برای بررسی این موضوع از میانگین کرولیشن ماتریس ضرایب با تعداد باندهای مختلف در هر روش استفاده شده که شکل (۹)

پدیده حذف گردند این همبستگی به حدود ۰/۵۰ کاهش می‌یابد.

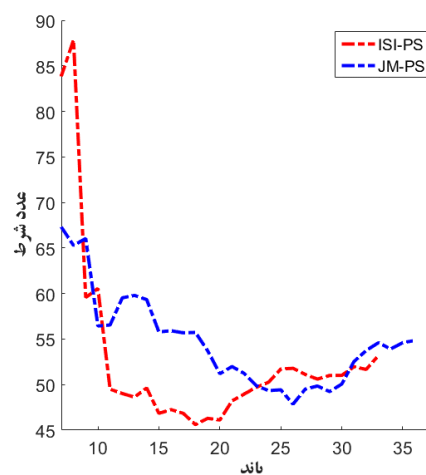
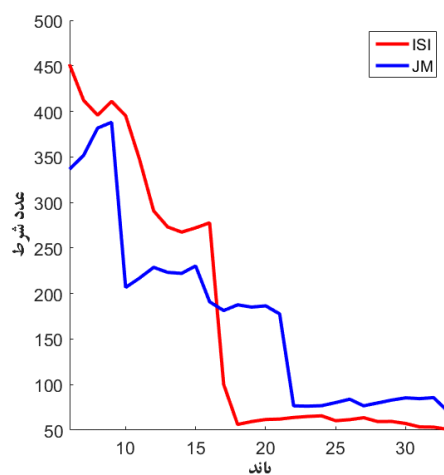
شده با شاخص‌های ISI و JM استفاده شود در حدود ۰/۷۰ و چنانچه باندهای وابسته نیز به کمک فضای



شکل ۹: میانگین همبستگی اعضای خالص، حاصل از ماتریس اعضای خالص با افزایش باندهای منتخب

کاهش یافته که بیانگر بهبود وضعیت حل معادلات کمترین مربعات و بهبود اعتمادپذیری نتایج خواهد بود. آنچه که از نتایج آزمایش‌ها مشخص است الگوریتم پیشنهادی JM به طور مشخص قابل رقابت با شاخص ISI می‌باشد.

علاوه بر این در شکل (۱۰) مقایسه‌ای شده بین عدد شرط ماتریس ضرایب در حالتی که همبستگی میان باندها لحاظ نشده و حالتی که این عمل به کمک فضای PS در نظر گرفته شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود با حذف باندهای وابسته عدد شرط



شکل ۱۰: عدد شرط حاصل از ماتریس ضرایب اعضای خالص با افزایش باندهای منتخب در روش‌های مختلف

واحد تابندگی<sup>۱</sup> می‌باشد. کل صحنه تصویربرداری متشکل از ۵۱۲ سطر در ۲۱۷ ستون با ۱۶۰ باند طیفی

#### ۴-۲- داده واقعی

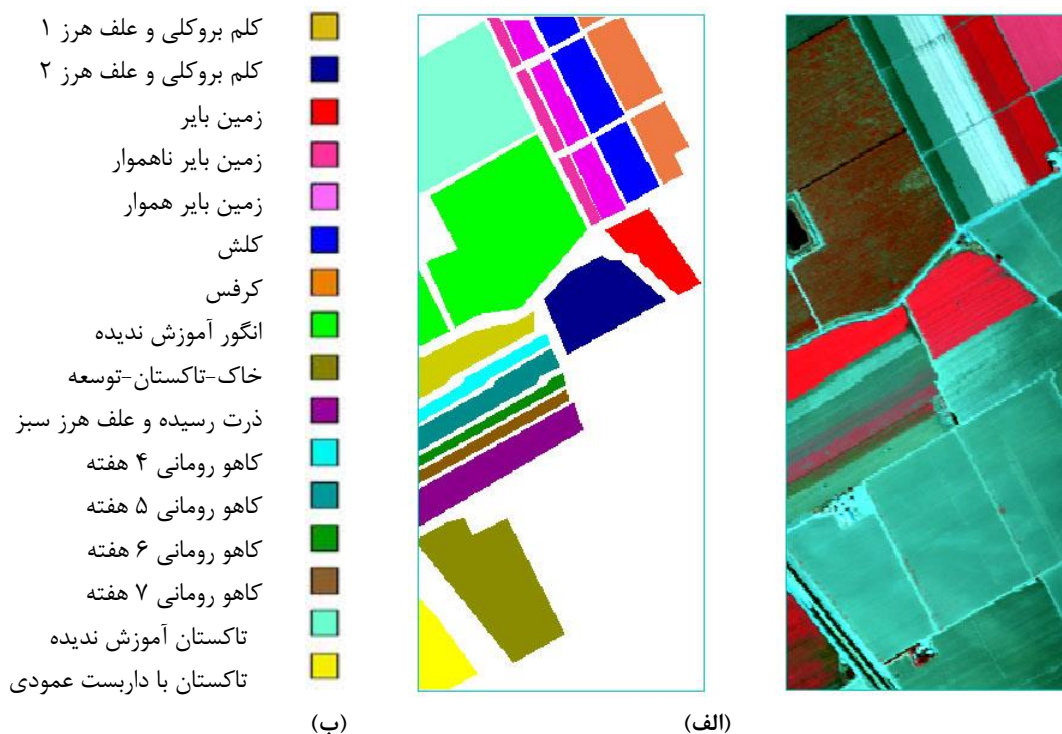
این آزمایش با استفاده از تصویر سنجنده AVIRIS انجام شده که در تاریخ ۹ اکتبر ۱۹۹۸ از فراز دره Salinas در جنوب کالیفرنیا گردآوری شده و در

<sup>۱</sup> Radiance



این تصویر در ارتفاع کم با پیکسل سایز ۳/۷ متر اخذ شده که ترکیب رنگ کاذب آن در شکل (۱۰-الف) نمایش داده شده است.

(پس از حذف باندهای نویزی و جذب آب) از محدوده ۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر، با رزولوشن طیفی اسمی ۱۰ نانومتر و قدرت تفکیک رادیومتری ۱۶ بیت می باشد.



شکل ۱۰: (الف) تصویر AVIRIS با ترکیب رنگی کاذب، (ب) نقشه واقعیت زمینی

اخیرا شخم خورده و رطوبت بیشتری دارد، زمین بایر که با عمق کمتری شخم خورده و زمین بایر هموار که عمق شخم آن باز هم کمتر بوده متمایز شده است؛ البته در این گروه زیرکلاس کلش شامل خاک لخت و باقیمانده گیاه درو شده (کاه) می باشد. زیرکلاس خاک-تاکستان-توسعه شامل خاکی است که شخم خورده به همراه علف های هرز که ارتفاع کمی داشته و تیرک های چوبی و پلاستیکی منظمی که برای ایجاد تاکستان توسعه داده شده است. در گروه تاکستان، زیرکلاس تاکستان آموزش ندیده درختان مو بر روی پست های چوبی و پلاستیکی رشد کرده و پخش تاج پوشش به گونه ای است که تقریباً سطح خاک را پوشیده در حالی که در زیرکلاس تاکستان با داربست عمودی سطح خاک بیشتر نمایان می باشد و تاج پوشش درختان کمتر است. دو زیرکلاس تاکستان و انگور

این داده از منطقه ای کشاورزی اخذ شده و نقشه واقعیت زمینی<sup>۱</sup> آن طبق شکل (۱۰-ب) در ۱۶ کلاس گردآوری شده است. محصولات این مزرعه شامل گیاهان، خاک لخت و مزارع انگور با زیر کلاس هایی به شرح زیر می باشد. زیر کلاس کلم بروکلی و علف هرز با استفاده از شماره ۱ که کوتاه تر و علف هرز کمتری دارد و شماره ۲ که بلندتر و علف هرز بیشتری دارد و هر دو مورد سطح خاک را پوشانده تفکیک شده است. زیرکلاس کاهو با توجه به هفته کاشت و میزان رشد آن که پوشش متفاوتی بر روی خاک دارند دسته بندی شده اند. گروه خاک با توجه به عمق شخم به زیرکلاس های زمین بایر ناهموار که

<sup>1</sup> Ground Truth Map

محدوده تصویربرداری و در لحظه گذر سنسور بر فراز منطقه را نشان می‌دهد.

آموزش ندیده عملاً مشابه هم می‌باشند. شکل (۱۱) تصاویری از وضعیت کلاس‌های پوششی انتخاب شده در



شکل ۱۱: تصاویر کلاس‌های پوششی انتخاب شده در محدوده تصویربرداری

لحاظ گردید در صورتی که بطور مثال کلاس کاهو ۴ هفته با کلاس زمین بایر و زمین بایر هموار به شدت تشابه طیفی دارند و با طیف‌های کاهو ۶ هفته و ۷ هفته عملاً طیف کاملاً مشابهی دارند. به این ترتیب داده مورد استفاده شرایط جامعی را در خصوص پدیده مورد نظر در جداسازی طیفی فراهم نموده‌است.

برای استخراج اطلاعات هر کلاس، از ۵ درصد پیکسل‌های آن که در نقشه واقعیت زمینی و به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند به عنوان داده آموزشی استفاده گردیده و با توجه به تغییرات درون کلاسی، برای هر کلاس یک مجموعه از مشخصه‌های طیفی به این ترتیب جمع‌آوری شده‌است. میانگین هر یک از این مجموعه‌ها در ادامه به عنوان طیف عضوخالص آن کلاس مورد استفاده قرار می‌گیرد.

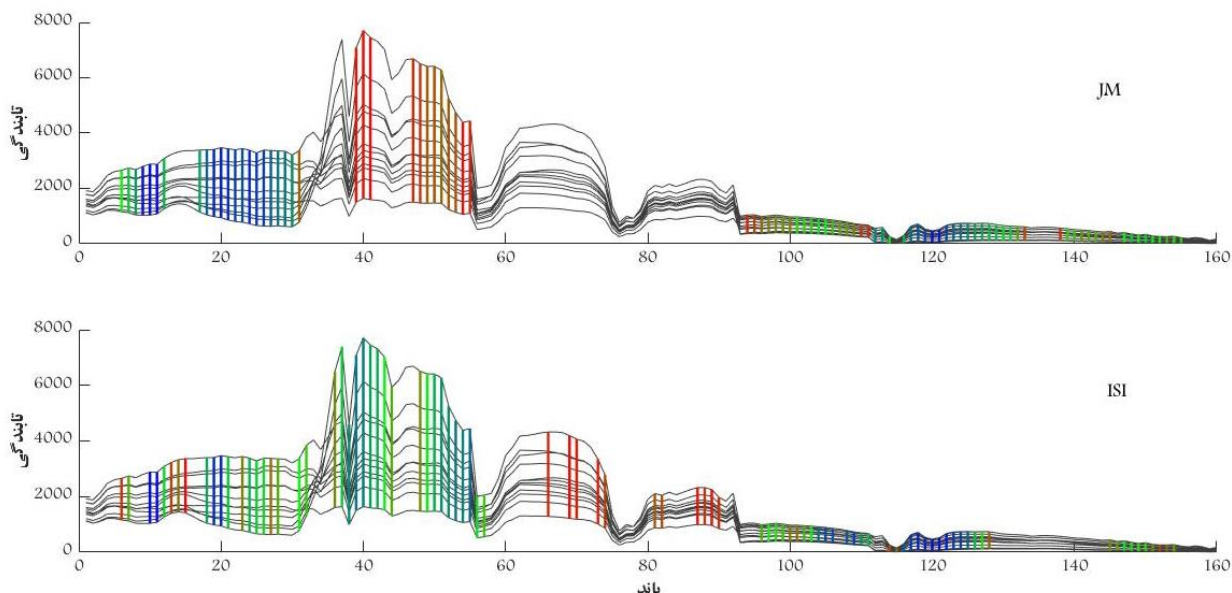
در ابتدا کیفیت باندهای تصویر، برای تفکیک کلاس‌های مختلف با رویکرد کاهش اثر تغییرپذیری

از آنجائیکه یکی از اهداف این مقاله مدیریت تغییرپذیری طیفی عوارض در سطح تصویر با انتخاب باندهای مناسب و بهبود حل مسئله کمترین مربعات جداسازی طیفی می‌باشد؛ به منظور ایجاد کلاس‌هایی که در داخل آن این پدیده وجود داشته باشد کلاس کلم بروکلی و علف هرز ۱ و ۲ در یکدیگر ادغام گردید؛ این فرآیند در خصوص کلاس انگور و تاکستان آموزش ندیده نیز صورت گرفت. در خصوص کلاس خاک، کلاس‌های زمین بایر و زمین بایر هموار با توجه به شباهت طیفی و میزان رطوبت موجود در آن، یک کلاس دیده شده اما زمین بایر ناهموار با توجه به تفاوت مقدار رطوبت آن در مقایسه با دو کلاس قبلی به صورت مستقل لحاظ شده‌است. از طرفی از آنجائیکه یکی از خواسته‌ها از الگوریتم‌های انتخاب باند با رویکرد کاهش اثر تغییرپذیری طیفی، تفکیک کلاس‌های طیفی نزدیک به یکدیگر نیز می‌باشد؛ کلاس‌های کاهو با هفته‌های کاشت متفاوت در این بررسی مجزا



طیفی اعضای خالص را به تصویر کشیده است. برای تشخیص رتبه باندها بر مبنای شاخص ISI و فاصله JM به ترتیب با تخصیص طیف مرئی از آبی به سبز و قرمز، ۹۰ باند اولیه از هر روش نمایش داده شده اند.

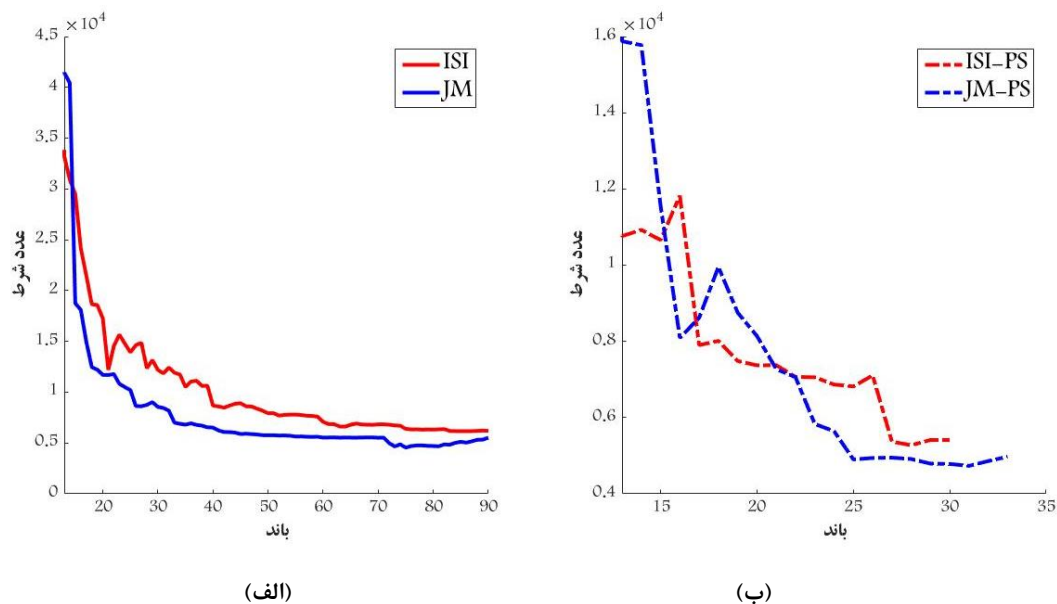
طیفی با استفاده از فاصله JM و به کمک داده های آموزشی بالا مرتب شده و نتایج را با باندهای به دست آمده از شاخص ISI مقایسه می کنیم. شکل (۱۲) محل باندهای انتخاب شده بر روی منحنی



شکل ۱۲: اولویت بندی ۹۰ باند نخست انتخاب شده از آبی به سبز به قرمز بر مبنای دو شاخص ISI و JM

در فرآیند اولویت بندی باندها همان طور که پیشتر نیز گفته شد همبستگی بین باندها لحاظ نمی شود. این موضوع به روشنی از شکل (۱۲) مشخص است زیرا همان طور که مشاهده می شود باندهای متعددی با رنگ بندی یکسان در مجاورت یکدیگر انتخاب شده اند در صورتی که رفتار مجموعه اعضای خالص در آنها نزدیک است. بعبارتی چنانچه بتوان این افزونگی را نیز با انتخاب باندهای بهینه در هر محدوده کاهش داد می توان به نتایج مناسبی در دقت و حجم محاسبات رسید.

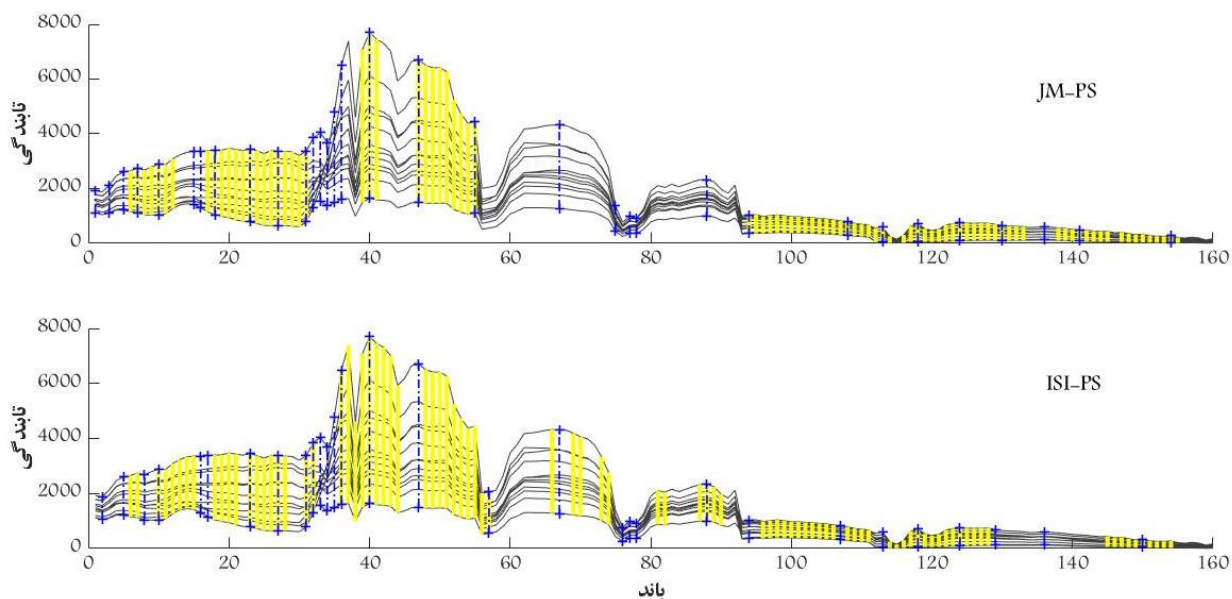
سپس به کمک دو معیار تلاش می کنیم همبستگی موجود میان اعضای خالص را با افزایش تعداد باندهای مرتب شده مورد سنجش قرار دهیم، این دو معیار عبارت است از: ۱- عدد شرط ماتریس اعضای خالص که بر مبنای مقادیر منفرد آن به دست می آید، ۲- به کمک همبستگی متوسط از ماتریس کرولیشن اعضای خالص. شکل (۱۳-الف) عدد شرط حاصل از تجزیه مقادیر منفرد (SVD) ماتریس ضرایب را با افزایش تعداد باندهای مرتب شده بر اساس شاخص ISI و فاصله JM نمایش می دهد. همانگونه که ملاحظه می شود استفاده از فاصله JM قابل رقابت با نتایج ISI بوده و حتی نتایج بهتری به نمایش می گذارد.



شکل ۱۳: عدد شرط حاصل از ماتریس اعضای خالص با افزایش باندهای اولویت بندی شده  
(الف) بدون اعمال قید زاویه، (ب) با اعمال قید زاویه میان باندها در فضای PS

PS بر باندهای مرتب شده به دست آمده‌اند؛ همان‌طور که ملاحظه می‌شود تقریباً در هر دسته نماینده‌ای انتخاب شده‌است. شکل (۱۳-ب) عدد شرط ماتریس ضرایب با افزایش باندهای مرتب شده با اعمال قید زاویه را به تصویر می‌کشد. در این حالت بدون نیاز به تعیین تعداد باندهای مناسب و صرفاً با مشخص کردن حدآستانه و دسته‌بندی باندها به کمک زوایای آنها در فضای PS زیرمجموعه‌ای مناسب از باندها به دست می‌آید. همان‌طور که در شکل (۱۳) مشاهده می‌شود زمانیکه از قید زاویه استفاده نمی‌شود تقریباً به دو برابر حالتی که وابستگی بین باندها لحاظ می‌شود باند لازم است تا به عدد شرط نسبتاً مناسبی رسید.

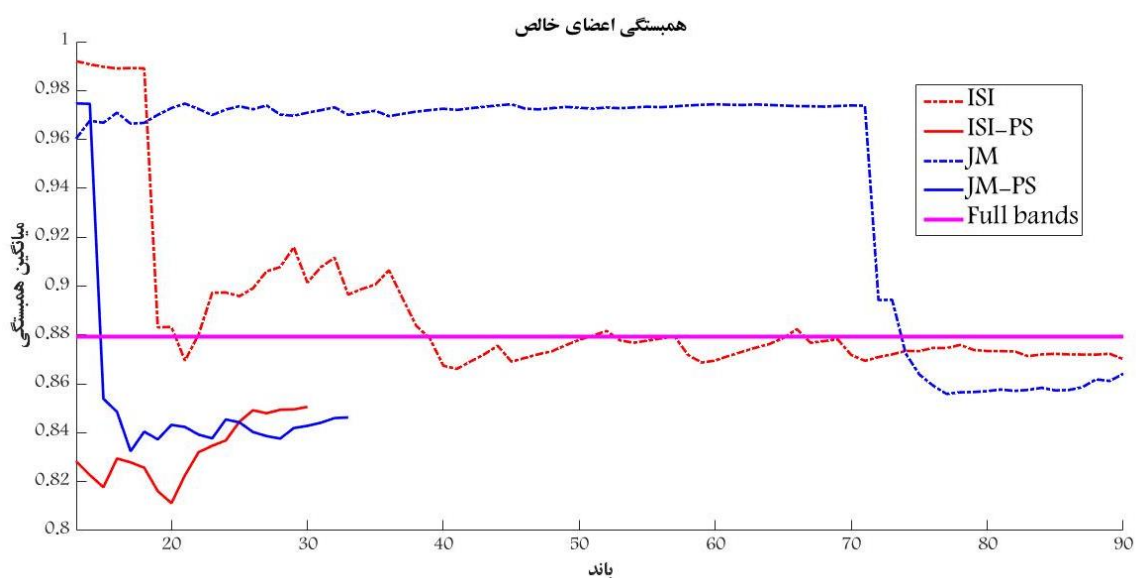
برای تشخیص میزان همبستگی باندها از زاویه آنها در فضای پدیده (PS) استفاده می‌شود. در این آزمایش از زاویه  $1.7^\circ$  درجه به عنوان حدآستانه همبستگی باندها استفاده شده‌است. انتخاب حدآستانه متأثر از تعداد اعضای خالص، شباهت رفتاری مجموعه اعضای خالص نسبت به یکدیگر، تنوع اعضای موجود در صحنه تصویربرداری و تعداد باندهای به دست آمده می‌باشد. به صورت تجربی انتخاب حدآستانه‌ای که همراه با انتخاب حداقلی باندهای در محدوده‌های رفتاری یکسان باشند مناسب است. شکل (۱۴) محل باندهای انتخاب شده با اولویت‌بندی شاخص‌های ISI و JM را به تصویر کشیده است. خطوط عمودی آبی رنگ خط چین خطوطی است که پس از اعمال زاویه در فضای



شکل ۱۴: باندهای انتخابی پس از اعمال شرط وابستگی بر باندهای اولویت بندی شده در فضای PS

زویه در فضای PS بین آنها به دست آمده، ارائه شده است. همانطور که مشاهده می شود با انتخاب تنها ۳۰ باند از ۱۶۰ باند می توان به همبستگی قابل قبول و حتی بهتری از اعضای خالص نسبت به حالت های دیگر دست یافت.

علاوه بر عدد شرط، برای بررسی وضعیت همبستگی مجموعه اعضای خالص در باندهای منتخب از میانگین کرولیشن ماتریس ضرایب نیز استفاده شده است. در شکل (۱۵) همبستگی اعضای خالص با کل باندها و با افزایش باندهای منتخب که یک بار از نتایج شاخص های ISI و فاصله JM و بار دیگر با اعمال قید



شکل ۱۵: میانگین همبستگی ماتریس اعضای خالص در روش های مختلف با افزایش باندهای منتخب

رابطه (۸)

$$RMSE(I, R) = \left( \frac{1}{P} \cdot \sum_{k=1}^P [p_k - \hat{p}_k]^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

شکل (۱۶) مقدار RMSE حاصل از بازسازی تصویر با تمام باندهای آن، باندهای به دست آمده از شاخص ISI و فاصله JM که با هدف کاهش اثر تغییرپذیری طیفی اولویت بندی شده اند و باندهای منتخب پس از حذف وابستگی بر روی باندهای الویت بندی شده در مرحله قبل را نشان می دهد. همانطور که ملاحظه می گردد مشابه نتایج به دست آمده از تصاویر شبیه سازی شده در حالتی که همبستگی باندها لحاظ می گردد، بالطبع شرایط ماتریس ضرایب از نظر سینگولاریتی بهبود یافته و در نتیجه نقشه های فراوانی برآورد شده از مسئله معکوس کمترین مربعات با حفظ اعضای خالص یکسان با قابلیت اعتماد پذیری بالاتری به دست آمده که خود منجر به بازسازی بهتر تصویر می گردد.

در ادامه نتایج حاصل از جداسازی طیفی به کمک مجموعه باندهای مختلف ارائه می شود تا بتوان نقش انتخاب باندهای بهینه در بهبود نتایج جداسازی طیفی و کاهش اثر تغییرپذیری طیفی اعضای خالص را بررسی نمود. به منظور انجام جداسازی طیفی و ارائه برآوردهای دقیق و قابل اطمینان از مقادیر فراوانی، نیاز به اعمال دو شرط <sup>۱</sup> ASC و <sup>۲</sup> ANC، بر روی مقادیر فراوانی مواد تشکیل دهنده یک پیکسل می باشد. حاصل اعمال این دو قید روشی است که تحت عنوان کمترین مربعات مقید شده کامل <sup>۳</sup> (FCLS) شناخته می شود. در این مقاله از روشی که در [۱۰] معرفی شده برای برآورد مقادیر فراوانی استفاده شده است. در این روش الگوریتم <sup>۴</sup> NNLS با در برگرفتن قید ASC به گونه ای توسعه یافته که به طور همزمان قیود ذکر شده را اعمال نماید.

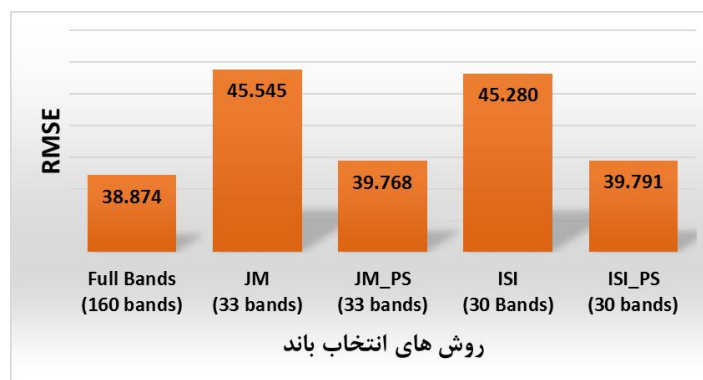
در نهایت برای ارزیابی نقش انتخاب باندهای مقاوم به تغییرپذیری طیفی در فرآیند جداسازی تصویر، با اعضای خالص یکسان و نقشه های فراوانی های برآورد شده از هر روش سعی در بازسازی تصویر اولیه داریم. به عبارتی با پذیرش مدل ترکیب خطی برای صحنه تصویربرداری و صحت اعضای خالص می توان هر پیکسل از تصویر واقعی  $p_k$  را با استفاده از  $\hat{p}_k = \sum_{i=1}^E \alpha_k \mathbf{e}_i$  تقریب زد. که E تعداد مشخصه های طیفی،  $\alpha_k$  بردار مقادیر فراوانی برآورد شده برای پیکسل k و  $\mathbf{e}_i$  عضو خالص i می باشد. با این تفاسیر تصویر اصلی را می توان به صورت  $I = (p_k)_{k=1}^P$  و تصویر بازسازی شده با مدل ترکیب خطی را به صورت  $R = (\hat{p}_k)_{k=1}^P$  در نظر گرفت. دقت بازسازی بین I و R را می توان با استفاده از RMSE و به صورت رابطه (۸) به دست آورد.

<sup>۱</sup> Abundance Sum-to-one Constrained (ASC)

<sup>۲</sup> Abundance Nonnegativity Constrained (ANC)

<sup>۳</sup> Fully Constrained Least Squares (FCLS)

<sup>۴</sup> Non Negativity Least Square (NNLS)



شکل ۱۶: خطای برآورد تصویر ابرطیفی با استفاده از نقشه فراوانی به دست آمده از ماتریس ضرایب با باندهای متفاوت

تفکیک پذیری یک کلاس از سایر کلاس ها زیاد باشد. این موضوع نتایج کلی را تحت تاثیر قرار نمی دهد. از طرفی با در نظر داشتن توزیع هر کلاس در تعریف فاصله بین کلاسی، انتخاب باندها به گونه ای صورت می گیرد که تغییرپذیری طیفی را نیز در برداشته باشد.

در فرآیند اولویت بندی باندها در روش های پیشین همبستگی بین باندها لحاظ نمی گردید؛ از اینرو برای حذف افزونگی باندها از زاویه آنها در فضای پدیده استفاده شد. از آنجائی که این فضا به کمک اعضای خالص ساخته می شود با ترسیم باندها در این فضا رفتار باندها در تعامل با مجموعه اعضای خالص بارز می شود و باندهایی که زاویه میان آنها نزدیک به هم است دارای رفتارهای نسبتاً یکسانی می باشند.

با حفظ باندهایی که نسبت به تغییرپذیری طیفی مقاوم بوده و حذف باندهایی که دارای افزونگی اطلاعات در تعامل با مجموعه اعضای خالص هستند صحت نتایج حاصل از برآورد مقادیر فراوانی کلاس ها بهبود یافت. این مهم با بررسی عدد شرط و میانگین همبستگی ماتریس اعضای خالص حاصل از باندهای انتخابی در هر روش حاصل گردید؛ که با رسیدن به اعداد قابل قبول، پایداری حل معادلات معکوس افزایش یافته و نتیجه آن در صحت نقشه های فراوانی به دست آمده نمود می یابد. این موضوع با بررسی RMSE میان مقادیر فراوانی برآورده شده با مقادیر واقعی آن در

در آنالیز ترکیب طیفی، اعضای خالص به عنوان بردارهای پایه فضای تصویر ابرطیفی محسوب می شوند؛ چنانچه این بردارها مستقل خطی نباشند با ترکیب های خطی مختلف می توان به نتایج یکسان رسید. بنابراین RMSE به دست آمده از مقایسه تصویر بازسازی شده با تصویر اصلی نمی تواند تنها ملاک ارزیابی نتایج جداسازی طیفی باشد و از آنجائیکه تهیه نقشه واقعیت زمینی مختلط کار بسیار دشواری است این روش به عنوان راه حلی نسبی ارائه شده است. اما به روشنی واضح است که با بهبود شرایط حل مسئله کمترین مربعات به نتایجی با قابلیت اعتماد پذیری بالاتر خواهیم رسید و این موضوع به روشنی از کاهش چشمگیر RMSE در حالتی که از باندهایی استفاده می شود که همبستگی میان اعضای خالص و مقدار عدد شرط ماتریس ضرایب را کاهش می دهند نتیجه می شود.

#### ۴-۱- نتایج

در این مقاله روش انتخاب باند جدیدی متشکل از اولویت بندی باندها برای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی اعضای خالص و کاهش همبستگی آنها با استفاده از زاویه میان باندها در فضای پدیده ارائه شده است. برای اولویت بندی باندها از فاصله JM به جای شاخص ISI در بررسی وضعیت تفکیک پذیری کلاس ها در هر باند استفاده شد، فاصله JM با افزایش تفکیک پذیری کلاس ها رفتاری اشباع شده دارد و چنانچه

نتایج حاصل از فاصله JM در انتخاب باند نه تنها توانایی رقابت با شاخص ISI را داشته که در بسیاری از موارد حتی نتایج بهتری را ثبت می‌نماید؛ بنابراین می‌توان از آن در الویت‌بندی باندها نسبت به پدیده تغییرپذیری طیفی استفاده نمود.

تصاویر شبیه‌سازی شده و RMSE حاصل از بازسازی تصویر ابرطیفی واقعی در حالت‌های مختلف صورت پذیرفت؛ که خود حاکی از شرایط حل بهتر مسئله معکوس با حذف باندهای غیر ضروری می‌باشد و اهمیت آن زمانی دو چندان می‌شود که تعداد باندهای باقیمانده کمتر از ۲۰ درصد باندهای اولیه باشد.

## مراجع

- [1] J. M. Bioucas-Dias, A. Plaza, N. Dobigeon, M. Parente, Q. Du, P. Gader, et al., "Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 5, pp. 354-379, 2012.
- [2] B. Somers, G. P. Asner, L. Tits, and P. Coppin, "Endmember variability in spectral mixture analysis: A review," *Remote Sensing of Environment*, vol. 115, pp. 1603-1616, 2011.
- [3] F. D. Van der Meer and X. Jia, "Collinearity and orthogonality of endmembers in linear spectral unmixing," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 18, pp. 491-503, 2012.
- [4] B. Somers, S. Delalieux, W. Verstraeten, J. Van Aardt, G. Albrigo, and P. Coppin, "An automated waveband selection technique for optimized hyperspectral mixture analysis," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 31, pp. 5549-5568, 2010.
- [5] G. P. Asner and D. B. Lobell, "A biogeophysical approach for automated SWIR unmixing of soils and vegetation," *Remote sensing of environment*, vol. 74, pp. 99-112, 2000.
- [6] C.-I. Chang, Q. Du, T.-L. Sun, and M. L. Althouse, "A joint band prioritization and band-decorrelation approach to band selection for hyperspectral image classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 37, pp. 2631-2641, 1999.
- [7] B. Mojaradi, H. Abrishami-Moghaddam, M. J. V. Zoj, and R. P. W. Duin, "Dimensionality reduction of hyperspectral data via spectral feature extraction," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, pp. 2091-2105, 2009.
- [8] D. C. Heinz, "Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 39, pp. 529-545, 2001.
- [9] J. M. P. Nascimento, "Unsupervised hyperspectral unmixing," *Universidade Técnica de Lisboa*, 2006.
- [10] D. C. Heinz, "Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 39, pp. 529-545, 2001.



## **A band selection technique for optimized hyperspectral unmixing**

**Omid Ghaffari <sup>1\*</sup>, Mohammad Javad Valadan Zoej <sup>2</sup>, Mehdi Mokhtarzade <sup>3</sup>**

- 1- PhD student of remote sensing in Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
- 2- Professor in Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
- 3- Associate professor in Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology

### **Abstract**

Linear spectral mixture analysis (SMA) has been used extensively in remote sensing studies to estimate the sub pixel composition of spectral mixtures. The mathematical solution of the mixing problem is to resolve a set of linear equations using least squares approaches. The lack of ability to account for temporal and spatial variability between and among endmembers has been acknowledged as a major shortcome of conventional SMA approaches applying a linear mixture model using a set of fixed endmembers. Also, if endmembers are highly correlated, the matrix will become non-orthogonal, the inversion will be unstable and the inverse or estimated fractions will become highly sensitive to random errors (e.g., noise). In this paper, we present a new band selection method that comprises a band prioritization and a band de-correlation. The band prioritization will prioritize all bands according to the reduced spectral variability of endmembers which will be used for unmixing. Bands are then selected on the basis of their associated priorities. Since the band prioritization does not consider as spectral correlation, a band de-correlation using the angles between bands are being applied to de-correlate prioritized bands. It is shown that the proposed band selection method effectively eliminates a great number of insignificant bands. Surprisingly, the experimental results on real and synthetic data sets show that with a proper band selection less than 0.2 of the total number of bands can achieve comparable performance using all bands.

**Key words:** Hyperspectral Images, Unmixing, Band selection, Spectral Variability, Similarity Measures.