



انتخاب باند در راستای بهینه‌سازی جداسازی طیفی تصاویر ابرطیفی

امید غفاری^۱، محمدجواد ولدان زوج^۲، مهدی مختارزاده^۳

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

۲- دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

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

چکیده:

مدل آنالیز ترکیب خطی به طور گسترده‌ای برای برآورد سهم هر ماده در اختلاط طیفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. از نظر ریاضی راه‌حل 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 رنک 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 انتخاب باند جدیدی 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 نشان داده شد که بطور موثری تعداد زیادی از باندهای غیر ضروری حذف شده‌اند. آزمایش‌ها نشان می‌دهند 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.

واژه‌های کلیدی: تصاویر ابرطیفی، جداسازی طیفی، انتخاب باند، تغییرپذیری طیفی، معیارهای شباهت.



۱- مقدمه

در دهه گذشته روشهای آنالیز تصویر متعددی در زمینه جداسازی طیفی تصاویر ابرطیفی ارائه شده است. آنالیز ترکیب طیفی^۱ یکی از متداولترین روشهای به کار رفته در کاربردهای مختلف می باشد. مشخصه های طیفی پیکسل های مختلط به طور کلی با استفاده از مدل های ترکیب خطی و یا غیرخطی مدلسازی می شوند. این مدل ها منحنی طیفی هر پیکسل را به سهم عددی (نقشه فراوانی^۲) اجزاء سازنده آن (اعضای خالص^۳) تبدیل می نمایند. پاسخ به این سوال که در این فرایند کدام دسته از این مدل ها (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 مدل های 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 الگوریتم های استخراج اعضای خالص متعددی در سال های اخیر شده است. دقت برآورد سهم فراوانی بدست آمده از آنالیز ترکیب خطی تحت تاثیر خطای طیفی باقیمانده از تصحیح اتمسفری غیردقیق، نسبت سیگنال به نویز نامناسب و نویز حاصل از در نظر نگرفتن اثرات غیرخطی ورودی ها می باشد؛ اما بیشترین منبع خطا در آنالیز ترکیب طیفی ناشی از عدم امکان محاسبه تغییرات طیفی اعضای خالص در سیر مکان و زمان است [۲]. در این الگوریتم ها به طور معمول از مشخصه طیفی ثابتی برای هر عضو خالص و مدلسازی کل تصویر استفاده می شود؛ که در واقع این یک ساده سازی است، چون در حالت های زیادی ممکن است رفتار اعضای خالص تصویر در شرایط مکانی و زمانی اندکی متفاوت باشد. به طور معمول دو نوع تغییرپذیری در میان نمونه های کلاس های مختلف قابل تشخیص می باشد: ۱- تغییرپذیری میان اعضای خالص یک کلاس (تغییرپذیری داخل کلاسی)، ۲- شباهت طیفی مابین اعضای خالص کلاس های مختلف (تغییرپذیری بین کلاسی). دقت برآورد مقادیر فراوانی در سطح زیر پیکسل بصورت خطی نسبت به افزایش تغییرپذیری داخل کلاسی کاهش می یابد [۲]. از طرفی در برخی از محیط ها و یا برای برخی کاربردها تفکیک عوارض مشابه مدنظر می باشد؛ که در این حالت تشابه میان طیف بازتابی اعضای خالص مختلف (مانند محصولات زراعی و علف های هرز در زمین های کشاورزی و یا تشابه طیفی میان مواد معدنی مختلف) مشکلاتی را در بدست آوردن نتایج جداسازی برای کلاس ها ایجاد می کنند. تشابه طیفی میان اعضای خالص منجر به وابستگی شدید بین آنها، که خود باعث ناپایداری در حل مسئله معکوس می گردد. این موضوع با وجود اثرات جدی در مدل ترکیب طیفی و تخریب اعتمادپذیری نتایج جداسازی طیفی عمدتاً مورد چشم پوشی قرار می گیرد [۳].

در این مقاله روشی کارا و موثر ارائه شده است که با انتخاب باندهای بهینه اثر تغییرپذیری طیفی اعضای خالص و وابستگی بین آنها را کاهش دهد. این روش متشکل از دو مرحله است که در ابتدا تمام باندها بر اساس رفتار طیفی اعضای خالص به گونه ای مرتب می شوند که کمترین حساسیت را به تغییرپذیری طیفی داشته باشند. انتخاب باندهای مناسب بر پایه این اولویت بندی انجام خواهد شد؛ اما از آنجاییکه در این فرآیند وابستگی طیفی بین باندها لحاظ نمی شود در مرحله بعد باندهای غیر وابسته با استفاده از زاویه بین آنها انتخاب می شوند. به این ترتیب وابستگی بین اعضای خالص نیز کاهش می یابند. تلاش های انجام شده برای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی را در پنج دسته کلی می توان خلاصه نمود: ۱- استفاده از مجموعه ای از اعضای خالص برای هر جزء سازنده در یک فرآیند تکراری، ۲- انتخاب زیرمجموعه ای از ویژگی های 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 ملاحظه ای توانایی بهبود دقت

¹ Spectral Mixture Analysis

² Abundance map

³ Endmembers



برآورد سهم فراوانی‌ها را دارا هستند. از این رو به منظور کاهش اثر تغییرپذیری طیفی الگوریتمی از این دسته به نام جداسازی طیفی در نواحی پایدار (SZU^۴) [۴] مورد توجه قرار گرفته‌است. عدم تعامد اعضای خالص در حالتی که همبستگی خطی بین دو عضو و یا همبستگی چندگانه بین چند عضو وجود داشته باشد ایجاد می‌گردد. در این حالت 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 دهند دور از انتظار نیست. به این ترتیب با استفاده از تجزیه مقادیر منفرد (SVD^۵) و عدد شرط ماتریس ضرایب، وضعیت همبستگی بین اعضای خالص قابل بررسی است.

ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده‌است؛ در بخش ۲ تئوری و الگوریتم‌های 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

در این بخش بطور خلاصه مروری بر روش‌هایی که در هر یک از دو مرحله کاهش تغییرپذیری طیفی و کاهش همبستگی اعضای خالص وجود دارد شده‌است. که البته در بخش اول به علت تعدد الگوریتم‌های موجود و مرکزیت روش پیشنهادی بر پایه انتخاب باندهای بهینه، صرفاً به الگوریتم‌های انتخاب ویژگی اکتفا شده‌است.

۲-۱- الگوریتم‌های انتخاب ویژگی به منظور 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. در همین راستا در [۵] با انتخاب محدوده SWIR2 به عنوان محدوده طیفی پایدار نسبت به تغییرپذیری برگ، خاشاک و خاک در مناطق بایر و نیمه بایر، الگوریتم AutoSWIR توسعه داده شد. اما از آنجائیکه 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 نتایج متنوعی داشت. اما در این میان 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^۶) مورد ارزیابی قرار می‌گیرند (معادله ۱). 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.

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

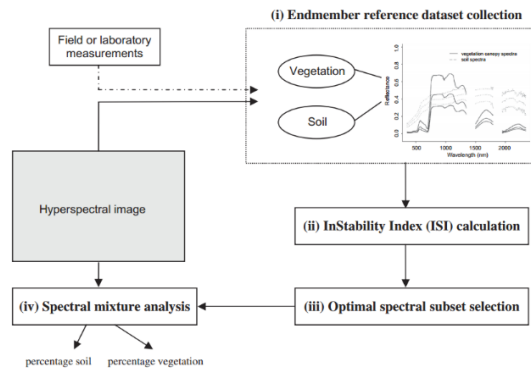
⁴ Stable Zone Unmixing (SZU)

⁵ Singular Value Decomposition (SVD)

⁶ InStability Index (ISI)



که p تعداد اعضای خالص، $\sigma_{i,\lambda}$ و $\bar{m}_{i,\lambda}$ انحراف معیار و میانگین کلاس i در باند λ می‌باشد. سپس بر اساس همین شاخص پروتکلی ارائه می‌دهد تا انتخاب زیرمجموعه‌ای از باندها را بوسیله موازنه بین تعداد طول موج‌های بکار رفته در آنالیز (اطلاعات) و شاخص ISI (تغییرپذیری طیفی) بهینه نماید. شکل ۱ نمایشی کلی از مراحل این الگوریتم را به تصویر کشیده است.



شکل ۱: طرح کلی از الگوریتم SZU [۴]

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].

۲-۲- الگوریتم‌های کاهش همبستگی اعضای خالص

متداول‌ترین روش برای مقابله با همبستگی اعضای خالص حذف اعضای 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. اما تبدیلاتی همچون PCA^۷ و MNF^۸ نیز وجود دارند که می‌توان بکار 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. اما راه‌حل مشهود دیگری که به ذهن می‌آید استفاده از یک زیرمجموعه از باندها است. با توجه به قدرت تفکیک 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 بخش‌های مختلف 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 بدست آمده‌اند. و بالاخره آخرین دسته از الگوریتم‌های این گروه را می‌توان به روش‌های پایدارسازی حل مسئله کمترین مربعات همچون تیخونوف نسبت داد که با بهبود وضعیت ماتریس ضرایب سعی در بهبود شرایط حل مسئله معکوس کمترین مربعات دارد [۳].

⁷ Principal Component Analysis (PCA)

⁸ Minimum Noise Fraction (MNF)



۳- روش پیشنهادی

هدف از ارائه این مقاله به طور مشخص کاهش اثر تغییرپذیری طیفی و همبستگی اعضای خالص تشکیل دهنده ماتریس ضرایب با انتخاب باندهای بهینه می‌باشد؛ که این دو عامل به طور مستقیم در بهبود دقت و اعتمادپذیری نقشه سهم فراوانی برآورد شده اعضای خالص نقش دارند. در ادامه ابتدا نوآوری‌های به عمل آمده در هر بخش تشریح شده و سپس الگوریتم نهایی ارائه می‌شود.

۳-۱- 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 شده‌است. این شاخص که بر مبنای تابع تفکیک‌پذیری فیشر بدست آمده از رابطه ۱ برای هر باند بدست می‌آید. از آنجائیکه این شاخص تفکیک‌پذیری دو به دو کلاس‌ها را در هر باند محاسبه و در نهایت از مجموع 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 چندان نداشته باشند این شاخص تحت تاثیر آن کلاس به نتایج مناسبی از تفکیک‌پذیری کلاس‌ها می‌رسد.

در سال‌های اخیر معیارهای متعددی برای انتخاب باندهای بهینه پیشنهاد شده‌است. بطور مثال معیارهای سنجش فاصله (فاصله Bahattacharyya و (Jeffreys-Matusita (JM)، روش‌های تئوری اطلاعات (دیورژانس^۹، دیورژانس تبدیل یافته^{۱۰} و اطلاعات متقابل^{۱۱}) و آنالیز مقادیر ویژه (برپایه مولفه‌های اصلی و بر مبنای بهبود دقت طبقه‌بندی^{۱۲}). با توجه به تحقیقات بعمل 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 معادله ۲ قابل محاسبه است.

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

که $Bhat_{\lambda}$ فاصله باهاتاچاریا میان دو کلاس در باند λ بوده و از معادله ۳ بدست می‌آید. همانطور که از این رابطه مشخص است برای محاسبه فاصله کلاس‌ها به توزیع آنها نیز توجه شده‌است. 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.

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

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.

⁹ Divergence

¹⁰ Transformed Divergence

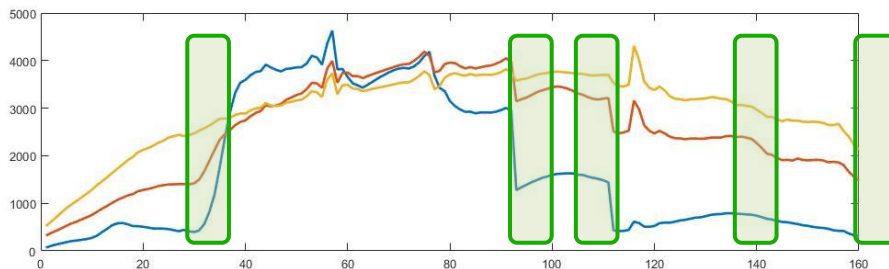
¹¹ Mutual Information

¹² Minimum misclassification canonical analysis (MMCA)



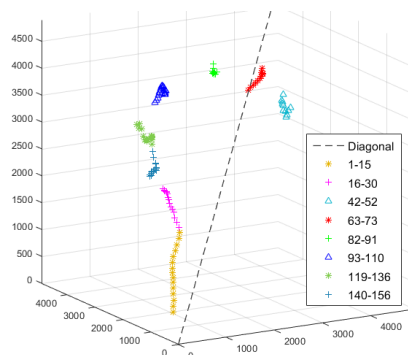
۳-۲- کاهش همبستگی اعضای خالص با انتخاب باندهای بهینه

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 کلاس مدنظر باشد. از طرفی در فرآیند اولویت‌بندی باندها برای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی وابستگی رفتار طیفی اعضای خالص در باندهای مجاور در نظر گرفته نشده است. این دو موضوع به طور 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 ۲ 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 ۲: منحنی طیفی سه عضو خالص و محدوده‌های دارای همبستگی بالا در باندهای مجاور

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 وابسته می‌باشد در این جا استفاده از زاویه مابین باندها به عنوان معیاری از همبستگی رفتار آن مجموعه از اعضای خالص در آن دو باند پیشنهاد می‌گردد. به عبارتی با تشکیل فضای پدیده [۷] به کمک اعضای خالص و نمایش باندها در آن فضا می‌توان باندهای وابسته و دارای رفتار مشابه را شناسایی کرد. شکل ۳ فضای پدیده حاصل از اعضای خالص شکل ۲ را به نمایش می‌گذارد. در این شکل باندهایی که از نظر پاسخ طیفی دارای شباهت رفتاری هستند دسته‌بندی شده‌اند.



شکل ۳: 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 همبستگی آنها در تعامل با اعضای خالص موجود را درک کرد.

۳-۳- الگوریتم پیشنهادی

در این بخش الگوریتم پیشنهادی به طور مختصر تشریح می‌شود.

۱- اولویت‌بندی باندهای تصویر در تفکیک‌پذیری کلاس‌های مختلف به کمک داده‌های آموزشی و فاصله JM با

تاکید بر کاهش اثر تغییرپذیری طیفی. $\Omega = \{B_i\}_{i=1}^L$ where $B_1 \geq B_2 \geq \dots \geq B_L$

۲- انتخاب اولین باند پس از اولویت بندی $\Omega_1 = \{B_1\}$

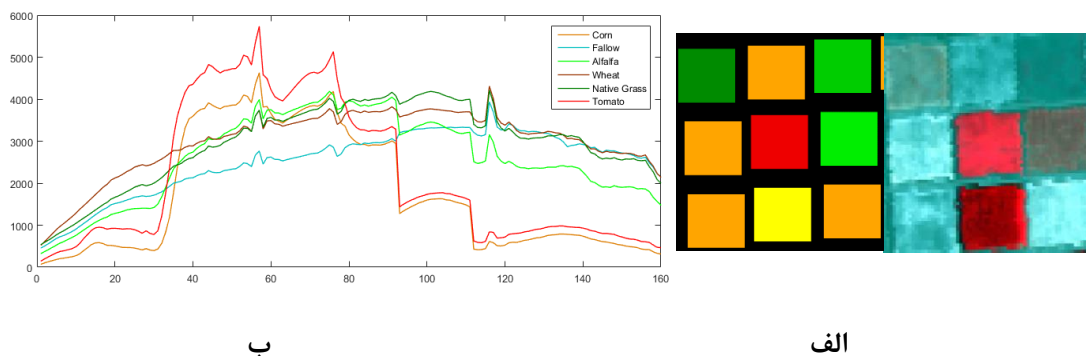
۳- در مرحله i ام انتخاب باند B_i و محاسبه زاویه آن با تمامی اعضای Ω_{i-1}

۴- اگر زاویه باند حاضر از تمام باندهای انتخاب شده پیشین 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 i ام حذف می‌گردد.

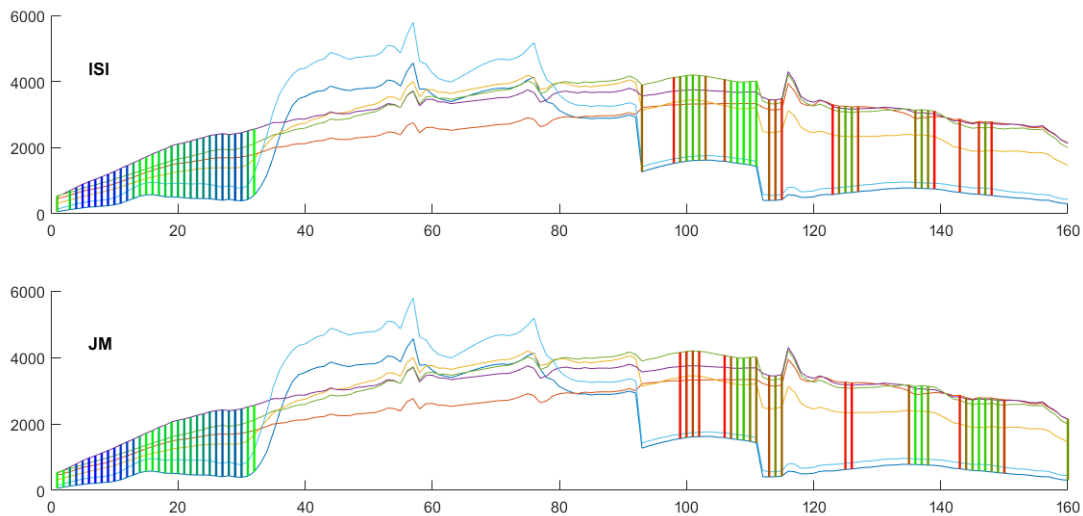
۴- آزمایش‌ها

در این قسمت آزمایش‌هایی با استفاده از تصویر سنجنده هوآبرد AVIRIS برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی ارائه شده است. این تصویر از منطقه‌ای کشاورزی اخذ شده و نقشه واقعیت زمینی آن طبق شکل ۴ (الف) در ۶ کلاس گردآوری شده است. تصویر حاضر پس از حذف باندهای نویزی دارای ۱۶۰ باند و اندازه پیکسل زمینی آن ۳/۲ متر می‌باشد. این مزرعه شامل گندم، ذرت، گوجه فرنگی، چمن محلی، یونجه و زمین بایر می‌باشد. 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.



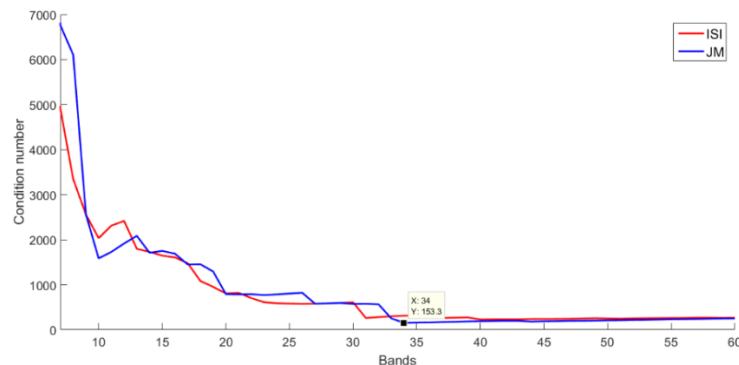
شکل ۴: (الف) تصویر AVIRIS و نقشه واقعیت زمینی آن، (ب) منحنی طیفی اعضای خالص

در ابتدا کیفیت باندهای تصویر را برای تفکیک کلاس‌های مختلف با رویکرد کاهش اثر تغییرپذیری طیفی با استفاده از فاصله JM و به کمک داده‌های آموزشی بالا مرتب کرده و نتایج را با باندهای بدست آمده از شاخص ISI مقایسه می‌کنیم. شکل ۵ محل باندهای انتخاب شده بر روی منحنی طیفی اعضای خالص را به تصویر کشیده است. برای تشخیص رتبه باندها بر مبنای شاخص ISI و JM به ترتیب با تخصیص طیف مرئی از آبی به سبز و قرمز، ۶۰ باند اولیه از هر روش نمایش داده شده‌اند. همانطور که ملاحظه می‌شود در محدوده مادون قرمز نزدیک به علت تغییرپذیری بالای اعضای خالص هیچ باندی در اولویت‌بندی انجام شده وجود ندارد.



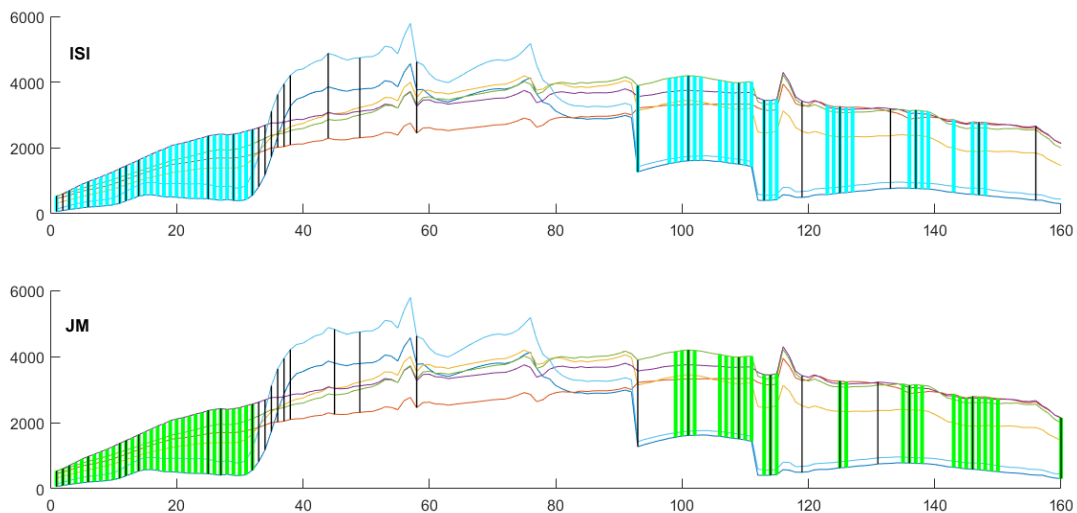
شکل ۵: اولویت بندی ۶۰ باندها اول انتخاب شده از آبی به سبز و قرمز بر مبنای دو شاخص ISI و JM

سپس به کمک دو معیار تلاش می‌کنیم همبستگی موجود میان اعضای خالص را با افزایش تعداد باندهای مرتب شده مورد سنجش قرار دهیم، این دو معیار عبارت است از: ۱- با استفاده از عدد شرط ماتریس اعضای خالص که بر مبنای مقادیر منفرد آن بدست می‌آید، ۲- به کمک همبستگی متوسط از ماتریس کرولیشن اعضای خالص. شکل ۶ 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 می‌دهد. همانگونه که ملاحظه می‌شود استفاده از فاصله JM قابل رقابت با نتایج ISI بود و حتی در آزمایش‌هایی که اعضای خالص به این شدت وابسته نیستند نتایج بهتری نسبت به شاخص ISI از خود به نمایش می‌گذارد.



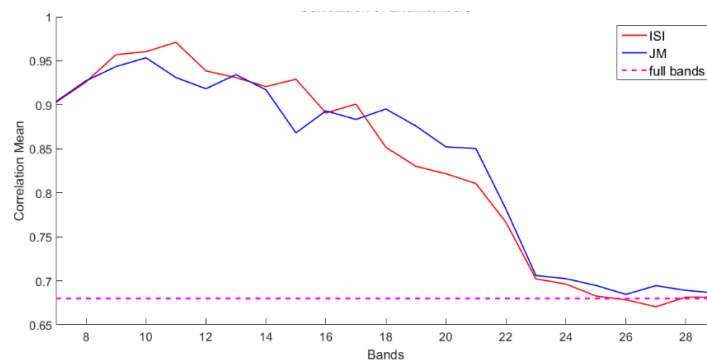
شکل ۶: عدد شرط حاصل از ماتریس اعضای خالص با افزایش باندهای اولویت بندی شده

در فرآیند اولویت‌بندی باندها همانطور که پیشتر نیز گفته شد همبستگی بین باندها لحاظ نمی‌شود. این موضوع به روشنی از شکل ۵ مشخص است و همانطور که مشاهده می‌شود باندهای متعددی در مجاورت یکدیگر انتخاب شده‌اند در صورتی که رفتار مجموعه اعضای خالص در آنها یکسان است. عبارتی چنانچه بتوان این افزونگی باندها را نیز با انتخاب بهینه در هر محدوده کاهش داد می‌توان به نتایج مناسبی در دقت و حجم محاسبات رسید. برای تشخیص میزان همبستگی باندها از زاویه آنها در فضای پدیده استفاده می‌شود. در این آزمایش از زاویه ۲ درجه به عنوان حدآستانه همبستگی باندها استفاده شده است. شکل ۷ محل باندهای انتخاب شده با اولویت‌بندی شاخص‌های ISI و JM را به تصویر کشیده است. خطوط مشکی رنگ خطوطی است که پس از اعمال زاویه بر باندهای مرتب شده بدست آمده‌اند.



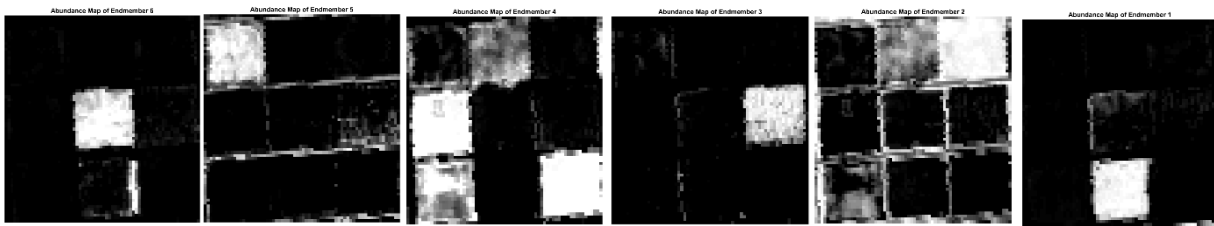
شکل ۷: باندهای انتخابی پس از اعمال شرط وابستگی بر باندهای اولویت بندی شده

برای بررسی وضعیت همبستگی مجموعه اعضای خالص در باندهای منتخب از کرویشن میانگین ماتریس ضرایب استفاده شده است. در شکل ۸ همبستگی اعضای خالص با کل باندها و با افزایش باندهای منتخب که از نتایج شاخص - های ISI و JM و به کمک زوایای بین آنها بدست آمده، ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود با انتخاب تنها ۳۰ باند از ۱۶۰ باند می‌توان به همبستگی قابل قبولی از اعضای خالص دست یافت.

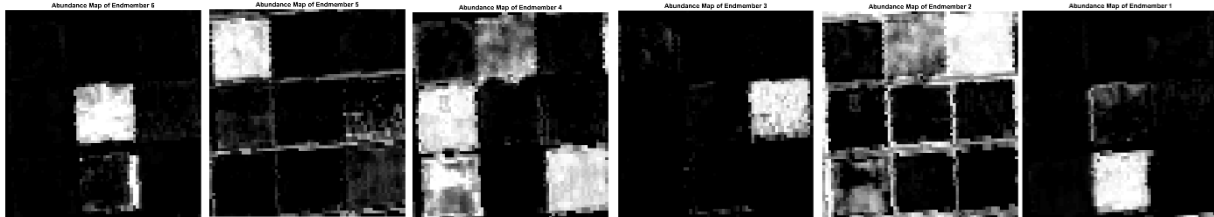


شکل ۸: میانگین همبستگی ماتریس اعضای خالص با افزایش باندهای منتخب

در ادامه نتایج حاصل از جداسازی طیفی تصویر ابرطیفی معرفی شده با باندهای منتخب که از نتایج شاخص JM بدست آمده در شکل ۹ ارائه شده است. برای مقایسه، نتایج جداسازی طیفی با تمام باندها نیز نمایش داده شد.



الف



ب

شکل ۹: نتایج جداسازی طیفی تصویر ابرطیفی AVIRIS (الف) با ۲۹ باند منتخب (ب) با ۱۶۰ باند

۵- نتایج

در این مقاله روش انتخاب باند جدیدی متشکل از اولویت‌بندی باندها برای کاهش اثر تغییرپذیری طیفی اعضای خالص و کاهش همبستگی آنها با استفاده از زاویه میان باندها ارائه شده است. برای اولویت‌بندی باندها از فاصله JM به جای شاخص ISI در بررسی وضعیت تفکیک پذیری کلاس‌ها در هر باند استفاده شد، فاصله JM با افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌ها رفتاری اشباع شده دارد و چنانچه تفکیک پذیری یک کلاس از سایر کلاس‌ها زیاد باشد این موضوع نتایج کلی را تحت تاثیر قرار نمی‌دهد. در فرآیند اولویت‌بندی باندها همبستگی بین باندها لحاظ نمی‌شود؛ از اینرو برای حذف افزونگی باندها از زاویه آنها در فضای پدیده استفاده شد.

با بررسی عدد شرط و میانگین همبستگی ماتریس اعضای خالص حاصل از باندهای انتخابی به اعداد قابل قبولی در پایداری ماتریس ضرایب دست یافتیم. این موضوع 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



A band selection technique for optimized hyperspectral unmixing

Omid Ghaffari ^{*1}, Mohammad Javad Valadan Zouj ², Mehdi Mokhtarzadeh ³

1- PhD student of remote sensing in Department of Geomatics, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology

2- Associate professor in Department of Geomatics, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology

3- Associate professor in Department of Geomatics, 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. Mathematically the solution to the mixing problem is resolving 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 shortcoming of conventional SMA approaches using a linear mixture model with fixed endmembers. Also, if endmembers are highly correlated, the matrix becomes non-orthogonal, the inversion unstable and the inverse or estimated fractions highly sensitive to random error (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 prioritizes all bands according to the reduced spectral variability of endmembers to be used for unmixing. Bands are then selected on the basis of their associated priorities. Since the band prioritization does not consider the spectral correlation, a band de-correlation using the angles between bands are used to de-correlate prioritized bands. It is shown that the proposed band selection method effectively eliminates a great number of insignificant bands. Surprisingly, the experiments show that with a proper band selection less than 0.2 of the total number of bands can achieve comparable performance using the number of full bands.

Keywords: Hyperspectral Images, Unmixing, Band selection, Spectral Variability, Similarity Measures.

Correspondence Address: Remote Sensing Group, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology, Tehran, Iran. Tel: +98 9124262218. Email: ghaffari@znu.ac.ir