

بهبود دقت شناسایی هدف در الگوریتم‌های تجزیه طیفی به کمک تنظیم وزن باندهای طیفی

فاطمه عتیقی^{۱*}، علیرضا صفدری نژاد^۲، روح اله کریمی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد گرایش فتوگرامتری، دانشکده ژئودزی و مهندسی نقشه برداری، دانشگاه تفرش

geo95.atighi@tafreshu.ac.ir

۲- استادیار گروه ژئودزی و مهندسی نقشه برداری دانشگاه تفرش

safdarinezhad@tafreshu.ac.ir

۳- استادیار گروه ژئودزی و مهندسی نقشه برداری دانشگاه تفرش

karimi@tafreshu.ac.ir

چکیده

آشکارسازی هدف از تصاویر ابرطیفی بعنوان یکی از رویکردهای پردازشی این تصاویر شناخته شده که در کاربردهای متنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از محدودیت‌های موجود در اکثر روش‌های آشکارسازی هدف در تصاویر ابرطیفی در نظر گرفتن تاثیر یکسان میان باندهای طیفی در روند شناسایی اهداف می‌باشد. دو پارامتر نویز سنجده و تاثیرات جوی، بیشترین اثر را در بروز خطا در تخمین بازتابندگی واقعی سطح ایجاد می‌کنند. این دو پارامتر وابسته به طول موج تصویربرداری بوده و تاثیرات متمایزی را در باندهای مختلف تصویربرداری خواهند داشت. بر این اساس، انتظار می‌رود اعمال وزن‌های مناسب به باندهای طیفی در آشکارسازی اهداف از روی این تصاویر موثر خواهد بود. در این مقاله، بررسی و ارزیابی تاثیر اعمال وزن به باندهای طیفی در آشکارسازی اهداف با استفاده از سه الگوریتم آشکارسازی *NCLS*، *SCLS* و *LSU* صورت پذیرفته است. در روند پیشنهادی باندهای همگن از نقطه نظر دقت یکماتریس کواریانس نویز شناسایی شده و در ادامه با بکارگیری تکنیک تخمین مولفه‌های واریانس وزن بهینه برای باندهای همگن شناسایی می‌شوند. نتایج اجرای این تکنیک در داده‌های شبیه‌سازی شده و واقعی حاکی از اثر بخش بودن این روند در دقت شناسایی اهداف طیفی بوده بنحوی که بازندهی به باندهای طیفی در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف، می‌تواند دقت شناسایی اهداف واقعی را تا بیش از ۶٪ درصد ارتقاء داد.

واژه‌های کلیدی: تصویربرداری ابرطیفی، آشکارسازی اهداف، تخمین مولفه واریانس، وزن‌دهی باندها

۱- مقدمه

امروزه با توسعه سامانه‌های تصویربرداری ابرطیفی قابلیت‌های این دسته از تصاویر در استخراج اطلاعات قابل اعتماد از سطح زمین افزایش یافته است. پتانسیل بالای تصاویر ابرطیفی در زمینه‌ی استخراج اطلاعات از ماهیت عوارض، بواسطه‌ی رفتار منحصر بفردها هر پدیده در منحنی بازتاب طیفی آن می‌باشد. با این وجود، در این زمینه همواره یکسری محدودیت‌های تکنیکی نظیر: ۱- افزونگی بالای داده در مقایسه با کلاس‌های اطلاعاتی، ۲- مسائل مربوط به شناسایی ابعاد واقعی زیر فضای سیگنال، ۳- ایجاد اختلال در منحنی رفتار طیفی عوارض بواسطه‌ی تاثیرات جوی و ۴- مشکلات موجود در تحلیل داده‌ها در فضاهای با ابعاد بالا [۶] موجود بوده است.

حد تفکیک طیفی بالا در این تصاویر منجر به ثبت منحنی شبه پیوسته‌ای از پدیده‌ها شده که روند استخراج اطلاعات از این منابع داده را نسبت به داده‌های چندطیفی متمایز ساخته است. بطور کلی روند استخراج اطلاعات از داده‌های ابرطیفی را میتوان در سه دسته‌ی طبقه‌بندی، تجزیه طیفی و آشکارسازی (آنامولی یا ناهنجاری) خلاصه نمود. یکی از مهمترین کاربردهای مهم و حساس در زمینه‌های نظامی و مدیریتی، آشکارسازی و تشخیص اهداف در تصاویر ابرطیفی می‌باشد. به دلیل محدودیت قدرت تفکیک مکانی در تصاویر ابر طیفی، گاه اهداف مورد نظر در سطح زیرپیکسل ظاهر می‌شوند. در نتیجه شناسایی اهداف با استفاده از روش‌های پردازش تصویر رایج که بر پایه‌ی اطلاعات مکانی عمل می‌کنند ممکن نبوده و می‌بایست از روش‌های شناسایی در سطح زیر پیکسل استفاده کرد. به عبارت دیگر

*نویسنده مکاتبه کننده: فاطمه عتیقی

با توجه به وجود ارتباط معکوس میان حدتفکیک طیفی و قدرت تفکیک مکانی، احتمال رخداد پیکسل‌های مختلط در تصاویر ابرطیفی بالا بوده و اهداف طیفی با ابعاد کوچک بصورت یک پاسخ طیفی مرکب از هدف و پس‌زمینه ثبت خواهند شد. انتظار می‌رود با در اختیار داشتن ویژگی‌های طیفی هدف/اهداف مورد نظر، هر پیکسل از تصویر ابرطیفی از حیث وجود هدف، مورد آزمون قرار گرفته و در نهایت پیکسل‌های محتمل بعنوان هدف از سایر پیکسلها (پس‌زمینه) جداسازی شوند. مهمترین الگوریتم‌های موجود در حوزه‌ی آشکارسازی اهداف در تصاویر ابرطیفی که در آنها وجود مشخصه‌های طیفی اهداف و اعضای خالص پس زمینه و در برخی موارد ماتریس اتوکورلیشن تصویر ضروری است، می‌توان به ^۱LCMV، ^۲TCIMF، ^۳CEM، ^۴FCLS، ^۵SCLS، ^۶NCLS، ^۷LSU، ^۸OSP اشاره کرد [۷، ۸، ۹، ۱۰].

نویز داخلی سنجنده و تاثیرات جوی در تقلیل شدت تابش در دهانه ورودی سنجنده، باعث بروز خطا در هر باند تصویر ابرطیفی می‌شود. منظور از خطا در ثبت داده‌های طیفی، میزان اختلاف بین بازتاب واقعی سطح و بازتاب تخمین زده شده، می‌باشد. طبیعی است که اثر این خطاها در باندهای مختلف متفاوت بوده و نمی‌توان رفتار مشابه و یکسانی برای آنها قائل شد. بر این اساس، به رغم اینکه می‌توان طیف بازتابی از یک صحنه‌ی مختلط را در صورت تداخل ماکرو در عناصر خالص آن، بصورت ترکیب خطی از طیف اعضای خالص متناسب با سطح پوشش هر عضو بیان نمود؛ اما تفاوت در میزان اختلال موجود در بازیابی طیف ثبت شده از صحنه برای هر باند، برقراری این رابطه خطی را دچار نقصان خواهد کرد. بعبارت دیگر، نمی‌توان انتظار داشت که در فرایند تجزیه طیفی، باندهای مختلف از توزیع خطای مشابهی تبعیت کنند. از این روی، به نظر می‌رسد انتخاب وزن یکسان برای تمامی مشاهدات طیفی منجر به برآورد نادرست سهم تعلق هر عضو خالص در صحنه خواهد شد.

در این مقاله، برخلاف اکثر روش‌هایی که در حوزه شناسایی اهداف مورد استفاده قرار گرفته اند، و در آنها تاثیرات یکسان برای پارامترهایی همچون نویز و اثرات جوی در باندهای مختلف یک تصویر ابرطیفی فرض شده است، تاثیرگذاری باندهای مختلف یک تصویر ابرطیفی یکسان لحاظ نخواهد شد. به عبارتی، در فرایند تجزیه طیفی، اثرات وزن‌دهی به باندهای طیفی مورد مطالعه قرار خواهد گرفت. به طور کلی، هدف اصلی این مقاله در ابتدا شناسایی باندهای طیفی همجنس از نقطه نظر دقت، سپس وزن‌دهی مناسب آنها از طریق یکی از روشهای تخمین مولفه‌های واریانس، به منظور آشکارسازی اهداف مورد نظر با روش‌های ^۵NCLS، ^۶SCLS و ^۷LSU می‌باشد. روش‌های مورد استفاده ابتدا بر روی تصاویر شبیه‌سازی شده و در ادامه بر روی یک تصویر ابرطیفی واقعی پیاده سازی شده و تاثیر وزن‌دهی به باندهای مختلف تصویر، در آشکارسازی اهداف مورد بررسی قرار می‌گیرد.

این مقاله دارای چهار بخش مختلف است که در بخش حاضر مقدمه ای از مساله مورد بررسی ارائه شد. در بخش‌های دوم و سوم به ترتیب روش تحقیق و مشخصات داده‌های مورد استفاده آورده می‌شوند. بخش چهارم به پیاده سازی طرح و بحث بر روی نتایج حاصل شده اختصاص دارد. نهایتاً در بخش پنجم نتیجه گیری و پیشنهادات مورد نظر بیان خواهند شد.

۲- متدولوژی روش پیشنهادی

در این بخش مطالب مربوط به تخمین مؤلفه‌های واریانس، الگوریتم‌های آشکارسازی اهداف و روش استخراج باندهای همگن شرح داده خواهند شد. روش تخمین مؤلفه‌های واریانس که در ادامه شرح داده خواهد شد، به طور مستقیم در

¹Linear Constrained Minimized Variance

²Target Constrained Interference Minimized Filter

³Constrained Energy Minimization

⁴Fully Constrained Least Square (Non-negativity & Sum-to-one abundances constraints)

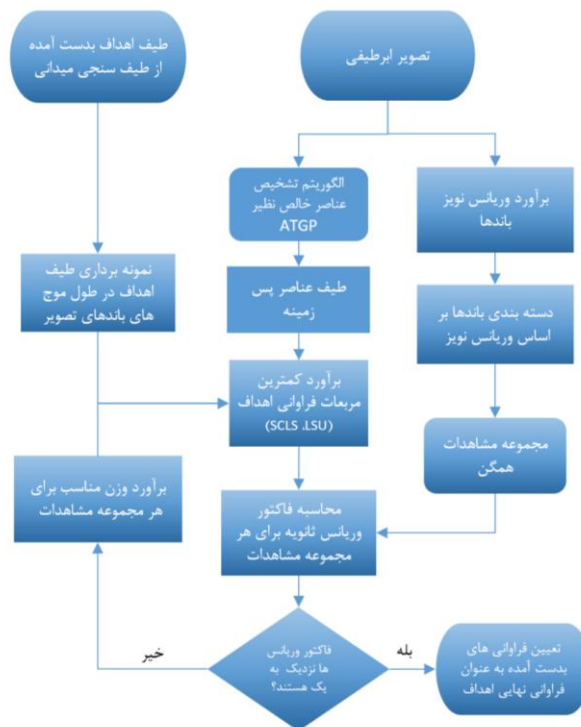
⁵Sum-to-one Constrained Least Square

⁶Non-negativity Constrained Least Square

⁷Linear Spectral Unmixing

⁸Orthogonal Subspace Projection

الگوریتم‌های تشخیص هدف LSU و $SCLS$ قابل اجراست؛ چراکه این روش‌ها متکی به تخمین کمترین مربعات برای تعیین فراوانی اهداف در هر پیکسل می‌باشند. روند تخمین مؤلفه های وریانس بطور همزمان با آشکارسازی اهداف بصورت خلاصه در فلوچارت شکل (۱) ترسیم شده است. روش‌های دیگر تشخیص اهداف نظیر $NCLS$ ، $FCLS$ و یا OSP برای برآورد وزن مناسب مشاهدات همزمان با تخمین کمترین مربعات مجهولات، با چالش روبرو هستند و نمی‌توان به طور مستقیم VCE را در آنها اعمال نمود. برای مثال، در روش $NCLS$ ، شرط نامنفی بودن مجهولات می‌بایست به کمک الگوریتم تکرار شونده ای در روند تخمین فراوانی اهداف اعمال شود که در اینصورت VCE نمی‌تواند همزمان به برآورد وزن های مناسب مشاهدات بپردازد. با این حال می‌توان تصور نمود که وزن های برآورد شده در روش LSU به کمک VCE در الگوریتم $NCLS$ نیز مؤثر واقع شود. برای بررسی این مسئله از روش $NCLS$ یکبار بدون اعمال وزن و یک بار با اعمال وزن های بدست آمده از LSU ، فراوانی اهداف بدست آورده می‌شوند.



شکل ۱: فلوچارت روند پیشنهادی جهت آشکارسازی اهداف در یک تصویر ابرطیفی با روش تخمین مؤلفه های وریانس

۱-۲- تخمین مؤلفه‌های واریانس (VCE^1) مجموعه مشاهدات همگن

یکی از المان‌های تاثیر گذار در کیفیت محاسبه ی پارامترهای مجهول در دستگاه معادلات، وزن هر کدام از مشاهدات بکار رفته به عنوان فاکتور تعیین کننده در میزان انعطاف آن مشاهده از نقطه نظر تصحیح پذیری در فرآیند سرشکنی می‌باشد. در صورت تعریف صحیح مدل ریاضی و اطمینان از عدم وجود خطاهای فاحش در مجموعه ی مشاهدات، آزمون آماری فاکتور واریانس ثابته^۲ نشان‌های از میزان صحت تعیین ماتریس وزن محسوب می‌شود. در صورتیکه تناسبات صحیح و منطقی میان وزن مشاهدات برقرار باشد، یک ماتریس وزن صحیح در فرآیند سرشکنی حاصل می‌شود. از آنجاییکه که فاکتور واریانس ثابته نقش مقیاسی در سراسر ماتریس کواریانس مشاهدات ایفا می‌کند، قادر به تصحیح نسبت وزن مشاهدات مختلف در ساختار ماتریس وزن نیست. بنابراین، یک سری الگوریتم‌هایی

¹ Variance Component Estimation

² Posterior Reference Variance

تحت عنوان روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس نظیر استفاده از اعداد آزادی توسعه یافته‌اند که هدف آنها بهینه سازی ماتریس وزن مشاهدات در دستگاه معادلات، می‌باشد [۱۱].

در این روش‌ها، هدف اصلی تعیین مولفه‌های واریانس مشاهدات همگن در ساختار ماتریس کواریانس مشاهدات می باشد. در صورتیکه بردار مشاهدات به مجموعه‌های همگن از نظر نوع مشاهده و دقت اندازه گیری دسته بندی شوند، برای هر مجموعه از مشاهدات همگن، ماتریس کواریانس به صورت رابطه (۱) خواهد بود. در این رابطه k تعداد مشاهدت همگن، σ_i^2 مولفه مولفه‌ی واریانس مربوط به مجموعه‌ی مشاهدات همگن نام از کل مشاهدات موجود در دستگاه معادلات و V_i ماتریس مربعی با ابعاد فضای مشاهدات ($b \times b$) مطابق رابطه (۲) می باشد.

$$C_{rr} = \sum_{i=1}^k \sigma_i^2 v_i \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$V_1 = \begin{bmatrix} [Q_1] & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ , & \dots & 0 \end{bmatrix}_{b \times b}, \dots, V_k = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ , & \dots & [Q_k] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ , & \dots & [Q_k] \end{bmatrix}_{b \times b}$$

در رابطه (۲)، Q_i ها زیر ماتریس‌هایی از ماتریس کوفاکتور مشاهدات است که متناظر با مجموعه ی مشاهدات همگن نام از کل مشاهدات موجود می باشند.

حال اگر برای آشکارسازی اهداف از دستگاه معادلات تجزیه اختلاط طیفی (LSU) به صورت رابطه (۳) استفاده شود. در صورتی که $W = C_{rr}^{-1}$ به عنوان ماتریس وزن مشاهدات در نظر گرفته شود، ماتریس P^\perp به عنوان ماتریس آزادی از طریق رابطه ی (۴) محاسبه می شود:

$$\vec{r}_{b \times 1} + \vec{v}_{b \times 1} = M_{b \times e} \vec{\alpha}_{e \times 1} \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$P_{b \times b}^\perp = I - M(M^T W M)^{-1} M^T W \quad \text{رابطه (۴)}$$

در رابطه (۳)، \vec{r} بردار مشاهدات طیفی، $\vec{\alpha}$ بردار باقیمانده‌ها، b تعداد باندهای طیفی، e تعداد عناصر خالص (اهداف طیفی + پس زمینه)، M ماتریس متشکل از بردارهای ستونی عناصر خالص و $\vec{\alpha}$ بردار فراوانی اعضای خالص می باشند. ماتریس P^\perp تبدیلی بوده که فضای مشاهدات را به فضای باقیمانده‌ها منتقل می‌سازد. مقادیر قطر اصلی این ماتریس اعداد آزادی هستند که دارای دامنه تغییرات بین ۰ و ۱ می باشند. اثر^۱ ماتریس آزادی معادل درجه ی آزادی دستگاه معادلات بوده و اعداد آزادی هر مشاهده به نحوی میزان کنترل پذیری مشاهده مذکور را در فرآیند سرشکنی نمایش می دهند [۱۱]. می توان بعد از حل دستگاه معادلات با وزنه‌های اولیه و محاسبه‌ی بردار باقیمانده‌ها، مؤلفه‌ی واریانس (σ_i^2) را برای هر یک از مجموعه مشاهدات همگن از طریق رابطه ی (۵) محاسبه نمود [۱۱].

$$\sigma_i^2 = \frac{v_i^T W_i v_i}{n_i - tr((M^T W M)^{-1} M_i^T W_i M_i)} \quad \text{رابطه (۵)}, i = 1, 2, \dots, k$$

در رابطه (۵)، W_i و M_i به ترتیب زیرماتریس‌هایی از ماتریس وزن و ماتریس B متناظر با مجموعه مشاهدات نام، n_i معادل تعداد مشاهدات موجود در مجموعه ی مشاهدات نام و tr عملگر محاسبه ی اثر ماتریس می‌باشند. در این روش، طی پروسه‌ی تکرار، مقادیر موجود در ماتریس C_{rr} مطابق رابطه (۱)، بوسیله مقادیر محاسبه شده‌ی σ_i^2 در هر تکرار به صورت

¹Trace

ضرب شونده تصحیح شده و این فرایند تا زمانی که مقادیر $\hat{\sigma}_i^2$ ها با اختلاف اندکی به عدد یک میل کنند، ادامه پیدا می کند. در ادامه از یک شاخص آماری به منظور ارزیابی همگرایی مولفه‌های واریانس در هر تکرار از بهینه سازی وزن استفاده می‌شود [۱۱]. ملاک همگرایی کوچک شدن این شاخص آماری خواهد بود. مقدار فاکتور واریانس ثانویه نیز به صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود. در این رابطه v بردار باقیمانده‌های حاصل از سرشکنی، W ماتریس وزن دستگاه معادلات و df درجه آزادی دستگاه معادلات می باشد. آماره y فاکتور واریانس ثانویه در صورت: ۱- صحت مدل ریاضی، ۲- عدم وجود خطای فاحش در مجموعه y مشاهدات و ۳- تعریف صحیح مقادیر وزن مشاهدات، مقدار عددی نزدیک به یک خواهد داشت [۱۱].

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{v^T W v}{df} \quad \text{رابطه (۶)}$$

۱-۲- استخراج مشاهدات طیفی همگن

همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های واریانس، مستلزم شناسایی و دسته بندی مشاهدات به مجموعه‌های همگن می باشد. هر راهکاری که منجر به تفکیک باندهای طیفی از جهت واریانس خطا شود، می تواند بعنوان یک روش دسته بندی تلقی گردد. برای حل معادلات مربوط به آشکارسازی اهداف از روش کمترین مربعات بر فرض وجود توزیع خطای گوسی و جمع شونده برای مشاهدات استفاده شد. در صورت وجود نویز و یا خطاهایی که از توزیعی غیرنرمال و یا غیر جمع شونده تبعیت کنند موجب اریب شدن پاسخ‌های تخمین زده شده توسط روش کمترین مربعات خواهند شد. با این استدلال می توان گفت که با شناسایی تفاوت بین باندها از نقطه نظر واریانس نویز گوسی جمع شونده، آنها به مجموعه‌های مشاهداتی همگن دسته بندی می‌شوند. پس برای تفکیک باندها، ابتدا مقادیر واریانس نویز برای هر باند، از طریق ترکیب خطی سایر باندها برآورد می‌شوند. طبق رابطه (۷) برای تصویر دارای N باند، مقادیر پیکسلی هر باند (P_i) بصورت ترکیب خطی از مقادیر پیکسلی سایر باند ها (P_j) نوشته شده است. با استفاده از روش کمترین مربعات، ضرایب مجهول C_j محاسبه می شوند. ماتریس ضرایب A فرمی به صورت $[P_i]$ را خواهد داشت.

$$P_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N c_j P_j \quad \text{رابطه (۷)}$$

مقدار باقیمانده بدست آمده از این تخمین کمترین مربعات، برای هر پیکسل و در هر باند به عنوان مقدار نویز در آن پیکسل و در آن باند تلقی می گردد. واریانس مقادیر باقیمانده پیکسل ها در هر باند، معادل مقدار واریانس نویز در آن باند خواهد بود. پس از بدست آوردن واریانس نویز هر باند، این مقادیر طی فرایند نرمالسازی به بازه‌ی (۰ و ۱) منتقل می شوند. در نهایت، محدوده‌ی نرمال شده به تعداد مشخصی بازه‌ی مساوی تقسیم شده، سپس باندهایی که واریانس نرمال شده‌ی آنها در هر بازه قرار دارد به عنوان مجموعه مشاهدات طیفی همگن دسته بندی می شوند.

۲-۲- بکارگیری روش تخمین مؤلفه‌های واریانس در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف

روش VCE در فرایند تجزیه طیفی بمنظور آشکارسازی هدف، در سه الگوریتم $NCLS$ ، $SCLS$ و LSU پیاده سازی شده است که در ادامه در مورد هر کدام از روش‌ها توضیح مختصر آورده شده است.

۲-۲-۱- الگوریتم تشخیص هدف LSU

روش پیاده سازی برای مدل LSU کاملاً مشابه با توضیحات بخش ۲-۱ می باشد.

۲-۲-۲- الگوریتم تشخیص هدف SCLS

در الگوریتم SCLS، شرط مربوط به واحد بودن مجموع فراوانی عناصر خالص در غالب یک قید مطلق به دستگاه معادلات افزوده می شود. قبلا ملاحظه شد که در فرم مقید دستگاه معادلات، ماتریس آزادی (P^+)، تبدیل صحیحی بین فضای مشاهدات و باقیمانده‌ها نیست؛ بکارگیری این ماتریس بمنظور تخمین مولفه‌های واریانس صحیح نخواهد بود. از این روی، قید واحد بودن مجموع فراوانی عناصر خالص به شکل یک معادله ی وزن دار به مدل اختلاط طیفی افزوده می شود. در هر تکرار از پیاده سازی روش VCE، مولفه‌های واریانس مربوط به مجموعه مشاهدات همگن برآورد شده و در انتها به منظور غالب بودن اثر قید واحد بودن مجموع فراوانی عناصر خالص، وزن این قید برابر با بزرگترین وزن برآورد شده در آن تکرار لحاظ می گردد. باقی ملاحظات اجرایی این الگوریتم مطابق مطالب بخش ۲-۱ صورت می پذیرد.

۳-۲-۲- الگوریتم تشخیص هدف NCLS

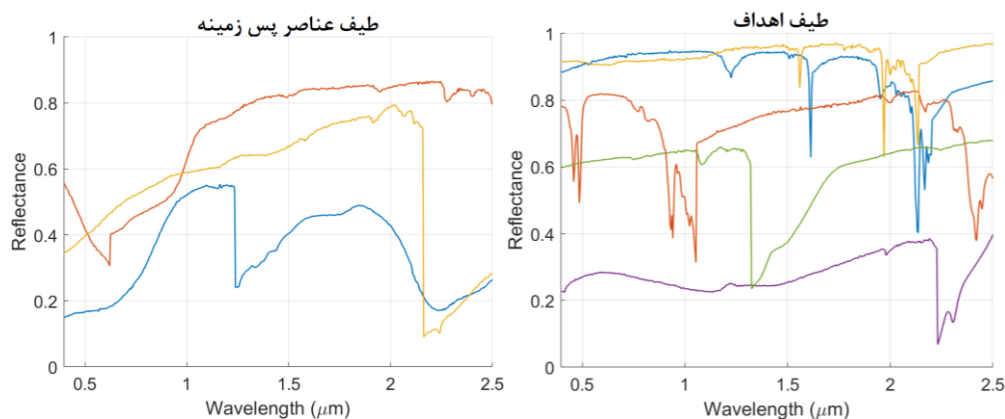
با در نظر گرفتن توضیحات بخش ۲-۱، در الگوریتم NCLS با استفاده از ضرایب لاگرانژ و طی یک فرایند تکراری، شرط مربوط به مثبت بودن مقادیر فراوانی عناصر خالص، تامین می گردد [۱۱]. همچنین در پیاده سازی روش VCE برای این الگوریتم، از مقادیر وزن بهینه شده در روش LSU استفاده می شود. به عبارتی، با اجرای الگوریتم VCE و LSU وزن بهینه برای مجموعه مشاهدات همگن برآورد شده و این اوزان بصورت مقادیر ثابت در پیاده سازی الگوریتم NCLS مورد استفاده قرار می گیرند.

۳- داده‌های مورد استفاده

روش انتخاب شده در این مقاله، بر روی دو نوع داده شبیه‌سازی شده و تصویر ابر طیفی واقعی پیاده سازی خواهد شد. در این قسمت مشخصات هر کدام از این داده‌ها شرح داده خواهند شد.

۳-۱- داده شبیه‌سازی شده

شبیه‌سازی تصویر ابر طیفی با استفاده از کتابخانه طیفی مواد معدنی USGS، و انتخاب سه طیف به عنوان عناصر خالص پس‌زمینه و همچنین پنج طیف بعنوان هدف صورت پذیرفته است. شکل (۲) منحنی طیفی اهداف و پس‌زمینه را در دو نمودار مجزا نمایش می دهد.



شکل ۲: طیف‌های کتابخانه ای پس زمینه (راست) و اهداف (چپ) استفاده شده بمنظور تولید تصویر ابر طیفی شبیه سازی شده

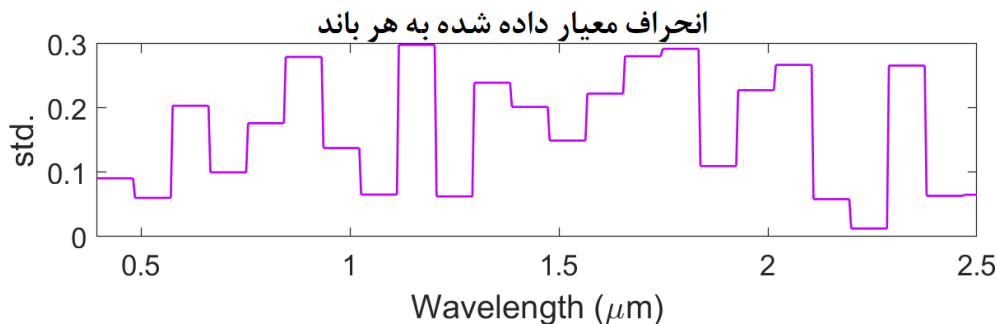
طیف‌های خالص پس‌زمینه انتخاب شده و با استفاده از تابع توزیع اتفاقی دریکله، فرامکعبی از ترکیبات خطی این عناصر خالص تولید شد. سپس، در موقعیت‌های مکانی منظمی از فرامکعب مذکور، حضور طیفی هر هدف، با فراوانی-های منظمی در بازه ی ۵ درصد الی ۱۰۰ درصد با گام‌های تغییر ۵ درصدی به طیف‌های پس‌زمینه اضافه گردید. به

طوریچه، سطرهای فرامکعب مذکور بر اساس تعداد اهداف، و ستون‌های آن بر اساس فراوانی تارگت‌ها چیده شده اند. بدیهی است که در محل‌های مربوط به حضور اهداف، به میزان فراوانی طیف هدف از طیف پس‌زمینه کاسته شده و شرط مجموع فراوانی واحد رعایت شده است. انتخاب طیف‌های هدف و پس‌زمینه بر اساس میزان کورلیشن بین طیف‌ها، و به صورت تصادفی انجام شده است. به طوریکه در آن حداکثر کورلیشن بین هدف و پس‌زمینه، و حداکثر کورلیشن بین خود اهداف ۴۰ درصد، و حداکثر کورلیشن بین طیف‌های پس‌زمینه ۱۰۰ درصد می باشد. همچنین، فاصله بین اهداف در سطرها و ستون‌ها ۱۰ پیکسل است. شکل (۳) تصویر شبیه‌سازی شده ابر طیفی با میزان درصد فراوانی اهداف مختلف را نشان می دهد.



شکل ۳: نمایی از حضور اهداف در فرامکعب شبیه سازی شده. هر نوع هدف در یک سطر قرار داده شده و از راست به چپ فراوانی هر هدف در طول یک سطر کاهش می یابد.

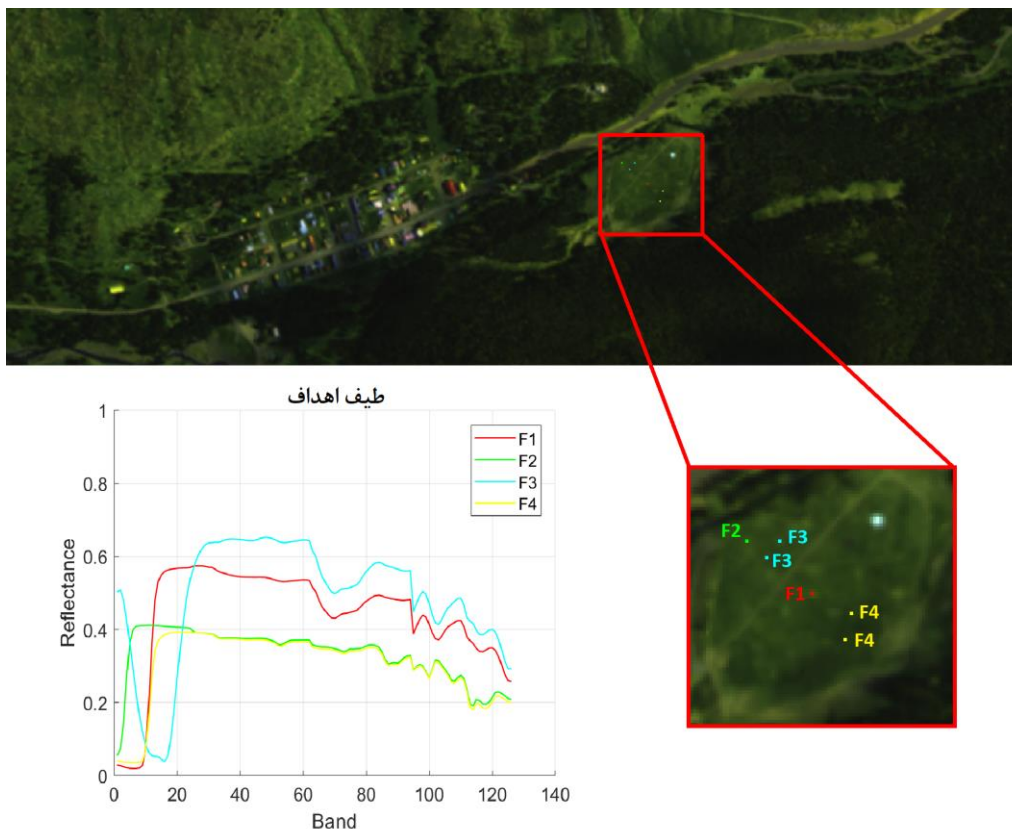
حال باید به هرکدام از باندهای تصویر شبیه‌سازی شده نویزی جمع شونده با توزیع احتمال گوسی و میانگین صفر اضافه شود. انحراف معیار در نظر گرفته شده برای تمامی باندها در محدوده (۰/۱ تا ۰/۳) انتخاب شده است. شکل (۴) نمودار انحراف معیار نویز اعمال شده برای باندهای طیفی مختلف را نشان می دهد.



شکل ۴: نمودار انحراف معیار نویز اعمال شده برای باندهای طیفی مختلف در تصویر شبیه سازی شده

۳-۲- داده ابرطیفی واقعی

داده واقعی استفاده شده در این مقاله شامل منطقه ای جنگلی و شهری در محدوده شهر *Cook* در ایالت *Montana* در ایالات متحده آمریکا می‌باشد که توسط یک سنجنده فراطیفی *Hymap* دارای ۱۲۶ باند در طول موج های بین ۰/۴۵ تا ۲/۵ میکرومتر با قدرت تفکیک مکانی ۳ متر در سال ۲۰۰۶ اخذ شده است. تصویر مورد استفاده از قبل با استفاده از اطلاعات کالیبراسیون رادیومتریکی به رادیانس و به کمک اطلاعات مربوط به زمان تصویربرداری به مقادیر بازتابندگی تبدیل شده است. پس از کالیبره شدن طیفی، تصحیحات اتمسفری بر روی آن انجام شده و در نهایت به کمک نقاط کنترل زمینی *GPS*، تصویر زمین مرجع گردیده است. شکل (۵) یک ترکیب رنگی متشکل از باندهای شماره ۱۲۰، ۷۰ و ۱ تصویر ابرطیفی واقعی را به همراه نقاط حضور ۴ هدف مورد نظر در آن نمایش می دهد. طیف اهداف به کمک دستگاه طیف سنج *Cary 500* اندازه‌گیری شده و موقعیت آنها در تصویر با استفاده از *GPS* بدست آمده است [۱۲، ۱۳]. برای سادگی کار، قسمتی از تصویر که دربرگیرنده اهداف است، مطابق شکل (۵) از کل تصویر جدا شده و پردازش‌های تحقیق بر روی این قسمت صورت می گیرد.



شکل ۵: نمایش یک ترکیب رنگی از تصویر ابرطیفی واقعی به همراه حضور اهداف. طیف متناظر با هر یک از اهداف در سمت چپ قرار دارد.

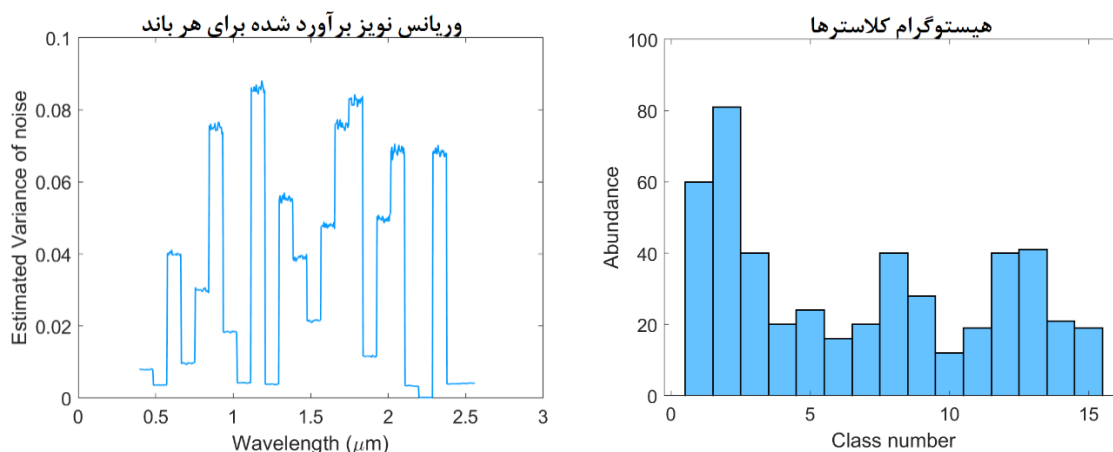
۴- پیاده سازی و نتایج

آشکارسازی اهداف مورد نظر از روی تصاویر ابر طیفی، توسط سه روش *NCLS*، *SCLS* و *LSU* و در دو حالت با اعمال وزن مناسب بدست آمده از *VCE* و بدون اعمال وزن به مشاهدات انجام می شود. برای دسته بندی باندهای همگن هم همانطور که قبلاً توضیح داده شد از واریانس نویز باندها استفاده شده است. نتایج هر کدام از این مراحل در این بخش آورده می شود.

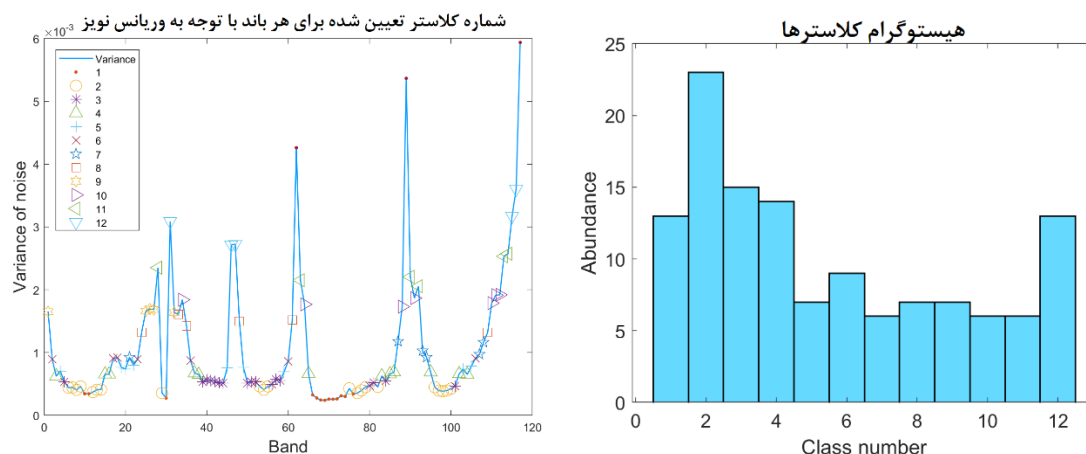
۴-۱- دسته بندی باندهای همگن

با محاسبه واریانس نویز باندها از طریق رابطه خطی بین باندها و دسته بندی واریانس های نویز به چند کلاستر، هر کدام از باندها در کلاستر مختص خود قرار گرفته و بدین ترتیب مجموعه مشاهدات همگن برای برآورد وزن مناسب با استفاده از *VCE* تعیین می شوند. همانطور که گفته شد برای دسته بندی، ابتدا واریانس های نویز به بازه (۰,۱) منتقل شده و سپس تعدادی دسته با فواصل یکسان در این محدوده در نظر گرفته می شود. با توجه به رفتار نمودار واریانس نویز باندها، می بایست تعداد این دسته ها را تعیین نمود. برای داده های شبیه سازی شده تعداد ۲۵ دسته و برای داده های واقعی ۵۰ دسته با فواصل یکسان بین ۰ و ۱ در نظر گرفته می شوند. منتهی در دسته بندی به این شکل ممکن است در یک یا چند دسته هیچ باندی قرار نگیرد و یا تعداد اندکی باند در یک یا چند دسته خاص قرار گیرند. برای اجتناب از این مسئله، کلاسترهایی که تعداد باندهای آنها کمتر از تعداد مشخصی باشد، باندهای آنها با نزدیک ترین کلاستر، تجمیع می گردند. این تعداد برای فرامکعب شبیه سازی شده معادل ۲ درصد از تعداد کل باندها (۱۰ باند) و

برای تصویر واقعی معادل ۴ درصد از کل باندها (۶ باند) انتخاب می‌شود. شکل (۶) و شکل (۷) وریانس های نویز بدست آمده برای داده شبیه سازی شده، فراوانی باندهای موجود در هر کلاستر برای هر دو داده های شبیه سازی شده و واقعی و باندهای اختصاص یافته به هر کلاستر از داده واقعی را پس از تجمیع آنها نشان می‌دهد. وریانس های نویز برآورد شده برای تصویر شبیه سازی شده، نموداری کاملا مشابه نمودار وریانس نویز اعمال شده در شکل (۴) به این داده را دارد.



شکل ۶: وریانس های نویز بدست آمده (چپ) و فراوانی باندهای هر کلاستر پس از دسته بندی (راست) برای داده های شبیه سازی شده

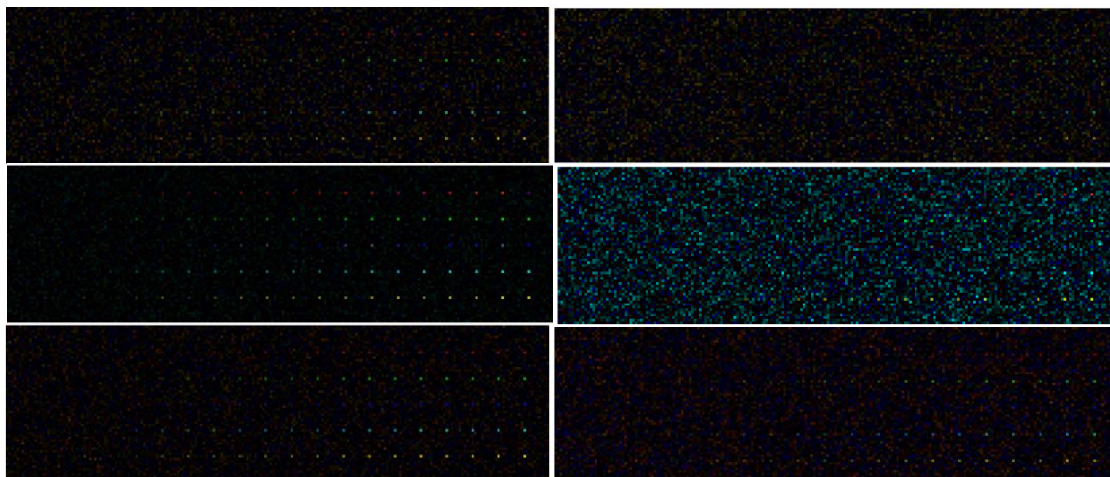


شکل ۷: نمودار وریانس نویز باندهای تصویر واقعی با حذف باندهای نویزی به همراه شماره کلاستر اختصاص یافته به هر باند با نمادهای مختلف با توجه به لژاند (چپ)، فراوانی باندهای هر کلاستر (راست)

۲-۴- آشکارسازی اهداف با داده‌های شبیه‌سازی شده

در این بخش نتایج بدست آمده از پنج روش مورد نظر برای دو حالت عادی و همراه با VCE بررسی می‌شود. در شکل (۸) نقشه فراوانی اهداف با در نظر گرفتن رنگ های مختلف برای نقشه‌های فراوانی هر هدف از هر روش با اعمال VCE و بدون اعمال آن بدست آمده است. به منظور ارزیابی دقت آشکارسازی اهداف از نمودار ROC^1 استفاده شد [۱۴]. مقادیر موجود در جدول (۱) مساحت زیر نمودار میانگین ROC برای ۵ هدف در هر یک از الگوریتم‌های استفاده شده در حالت عادی و با اعمال تخمین مؤلفه های وریانس، می باشند. نمودار میانگین ROC با اعمال VCE و بدون اعمال آن را برای همه اهداف را از هر روش در شکل (۹) ملاحظه می‌کنید.

¹Receiver operating characteristic



شکل ۸: نقشه فراوانی حضور اهداف از سه روش *LSU NCLS* و *FCLS*. به ترتیب از بالا به پایین: در سمت چپ نقشه ها بدون اعمال تخمین مولفه های وریانس و در سمت راست با اعمال تخمین مولفه های وریانس (برای فراوانی هر تارگت رنگی مجزا در نظر گرفته شده است).

با توجه به نتایج جدول (۱)، در همه الگوریتم‌ها، با اعمال وزن به مشاهدات، میزان دقت آشکارسازی اهداف افزایش یافته است. الگوریتم *SCLS* در حالت عدم اعمال وزن و الگوریتم *NCLS* در حالت اعمال وزن بیشترین دقت آشکارسازی را به خود اختصاص داده است. با توجه به بالا بودن دقت آشکارسازی هر دو حالت، راجع به اینکه اعمال وزن در کدام الگوریتم بیشترین تاثیر را گذاشته، نمی‌توان با قطعیت صحبت کرد. اگرچه با توجه به اینکه در الگوریتم *NCLS* از وزنه‌های بدست آمده از الگوریتم‌های *LSU* و *SCLS* استفاده شده است و روش *VCE* مستقیماً در الگوریتم

جدول ۱: شاخص *AUC* آشکارسازی اهداف از تصویر ابرطیفی شبیه سازی شده، در دو حالت اعمال و بدون اعمال وزن به مشاهدات

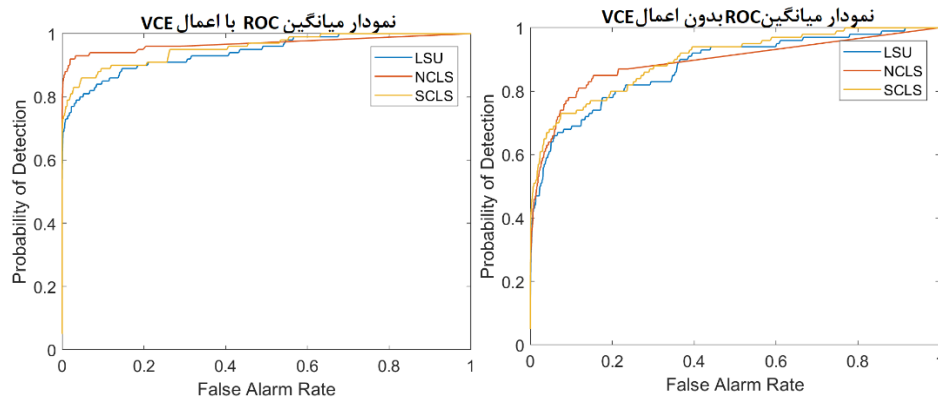
الگوریتم	دقت آشکارسازی % (بدون اعمال <i>VCE</i>)	دقت آشکارسازی % (با اعمال <i>VCE</i>)
<i>LSU</i>	۸۷/۸۵	۹۴/۱۹
<i>NCLS</i>	۸۹/۱۲	۹۶/۸۶
<i>SCLS</i>	۸۹/۹۱	۹۵/۵۲

های *LSU* و *SCLS* اعمال شده است، انتظار می‌رود دو الگوریتم *LSU* و *SCLS* بیشترین تاثیر و بیشترین افزایش دقت را با اعمال وزن به مشاهدات داشته باشند.

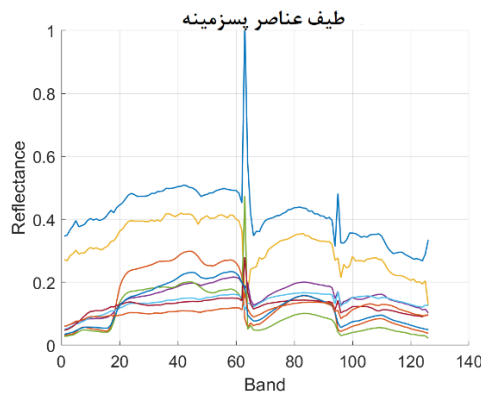
۳-۴ - آشکارسازی اهداف با تصویر ابرطیفی واقعی

روش‌های به کار گرفته شده در این تحقیق نیازمند به طیف‌های پس‌زمینه و اهداف هستند. طیف‌های اهداف در دسترس است ولی به طیف‌های مواد تشکیل دهنده تصویر دسترسی نداریم. طیف‌های پس‌زمینه تصویر از طریق روش ^۱*ATGP*، یکی از روش‌های نظارت‌نشده استخراج عناصر خالص که برای یافتن اعضای خالص از مفهوم *OSP* استفاده می‌کند [۱۵]، از تصویر استخراج شد. شکل (۱۰) منحنی طیفی عناصر پس‌زمینه تشخیص داده شده توسط الگوریتم *ATGP* را برای داده واقعی در منطقه مورد پردازش نشان می‌دهد.

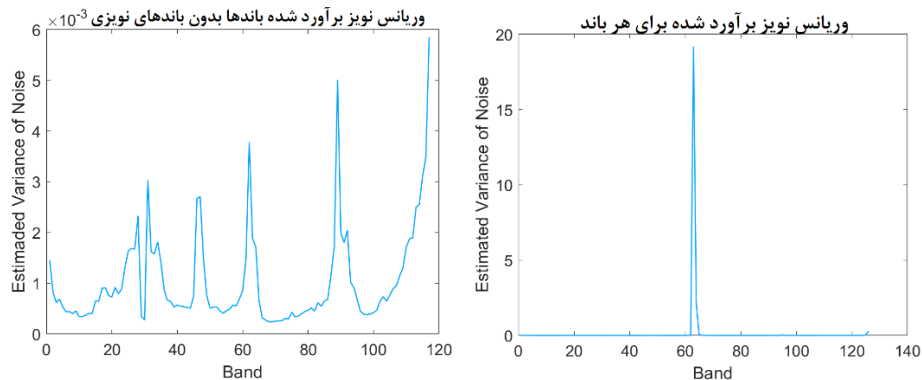
^۱*Automatic Target Generation Process*



شکل ۹: نمودار میانگین ROC با اعمال تخمین مولفه های وریانس در سمت راست و بدون اعمال این روش بر روی تصویر شبیه سازی شده در سمت چپ از سه روش *LSU*، *SCLS* و *NCLS*

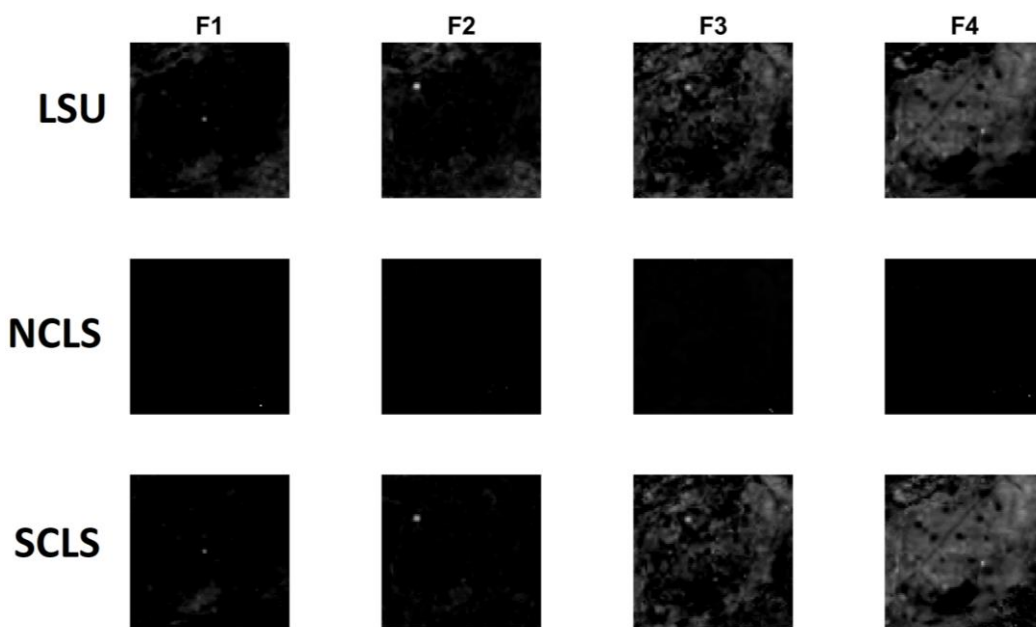


شکل ۱۰: منحنی طیف های پس زمینه تشخیص داده شده توسط الگوریتم *ATGP* برای منطقه مورد پردازش از تصویر واقعی طبیعی است که در تصویر ابرطیفی واقعی انواع مختلف نویزها مثل نویز داخلی سنجنده و یا تاثیرات جوی بر روی موج ثبت شده در سنجنده، وجود خواهند داشت. همانطور که توضیح داده شد، وجود این نویزها برای جداسازی باندهای همگن مفید است. با این حال در تصویر واقعی ابرطیفی، یک سری باندها دارای بیش از حد نویز هستند (باندهای خراب

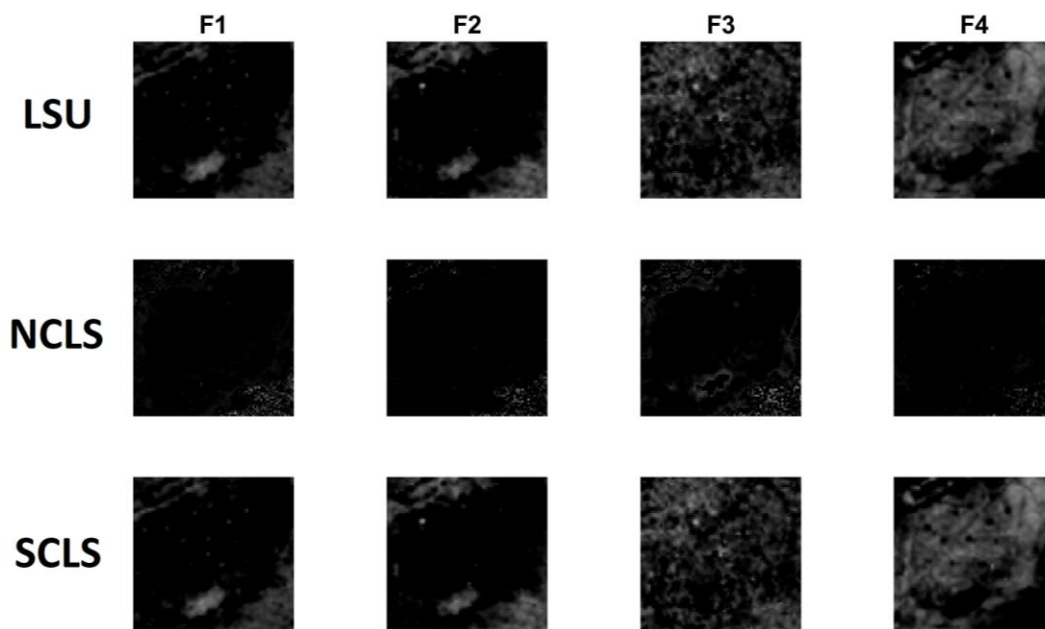


شکل ۱۱: واریانس نویز برآورد شده برای باندهای تصویر ابرطیفی واقعی؛ قبل (راست) و بعد (چپ) از حذف باندهای نویزی یا باندهای جذبی بخار آب) و در واقع خود این باندها ابتدا باید شناسایی و حذف شوند. اما با وجود روش تخمین مؤلفه های وریانس به جای حذف این باندها، آنها را در یک کلاستر مجزا قرار می دهیم. سایر باندها مطابق شکل (۷) دسته بندی می گردند. شکل (۱۱)، واریانس نویز برآورد شده، موجود در باندهای تصویر ابرطیفی واقعی را قبل و بعد از حذف باندهای نویزی نشان می دهد. باندهای شماره ۱، ۶۳، ۶۴، ۶۵، ۶۶، ۹۵، ۱۲۴، ۱۲۵ و ۱۲۶ به عنوان باندهای نویزی تعیین شده و در یک کلاستر مجزا قرار گرفته اند.

پس از اجرای روش های آشکارسازی اهداف، نقشه فراوانی اهداف از هر روش با روش *VCE* مطابق شکل (۱۲) و بدون اعمال *VCE* مطابق شکل (۱۳) بدست می آیند.

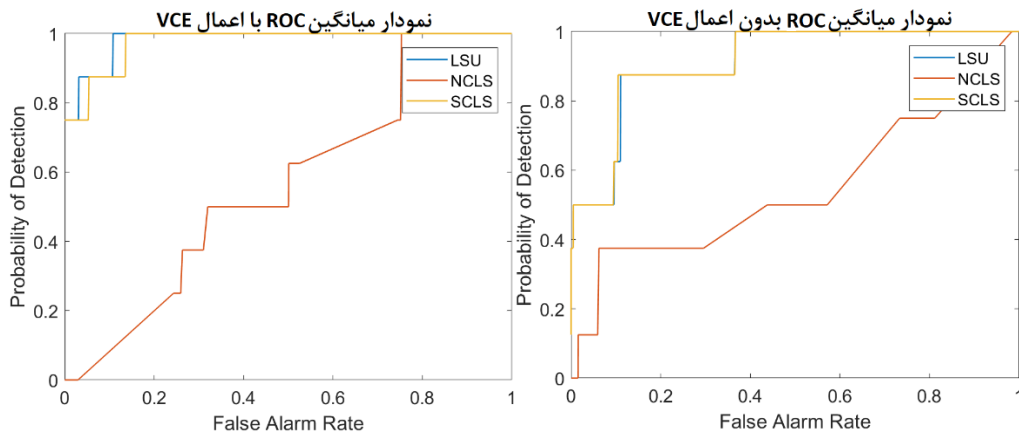


شکل ۱۲: نقشه فراوانی اهداف با اعمال تخمین مؤلفه های وریانس از سه روش *LSU*، *NCLS* و *SCLS*



شکل ۱۳: نقشه فراوانی اهداف بدون اعمال تخمین مؤلفه های وریانس از سه روش *LSU*، *NCLS* و *SCLS*

با اعمال تخمین مؤلفه های وریانس، ملاحظه می شود که اهداف ۱ و ۲ و یک مورد از اهداف ۳ و ۴ (هر یک دارای دو مورد بودند) تا حد زیادی تشخیص داده شده اند. روش *NCLS* چندان در آشکارسازی این اهداف موفق نبوده است. برای ارزیابی دقیق تر، در دو حالت عادی و همراه با *VCE* از میانگین نمودار *ROC* و مساحت زیر نمودار آن برای ۴ تارگت مشابه شبیه سازی کمک می گیریم. در شکل (۱۴) میانگین نمودار *ROC* از هر سه روش را با تخمین مؤلفه های وریانس و بدون تخمین مؤلفه های وریانس به نمایش درآمده است.



شکل ۱۴: نمودار میانگین ROC با اعمال تخمین مولفه های وریانس در سمت راست و بدون اعمال این روش بر روی تصویر ابرطیفی واقعی در سمت چپ از سه روش LSU، SCLS و NCLS

با توجه به نتایج جدول (۲)، نسبت به داده‌های شبیه سازی شده، در داده‌های واقعی، میزان افزایش دقت آشکارسازی، با اعمال وزن به مشاهدات، قابل ملاحظه‌تر بوده است. در هر سه الگوریتم *LSU*، *NCLS* و *SCLS*، با اعمال وزن به مشاهدات، میزان دقت آشکارسازی اهداف افزایش یافته است. الگوریتم *SCLS* در هر دو حالت بدون اعمال وزن و حالت اعمال وزن به مشاهدات بیشترین دقت آشکارسازی را به خود اختصاص داده است. کمترین دقت آشکارسازی در حالت بدون اعمال وزن و حالت اعمال وزن به مشاهدات به الگوریتم *NCLS* اختصاص پیدا کرده است.

جدول ۲: شاخص *AUC* آشکارسازی اهداف از تصویر ابرطیفی واقعی، در دو حالت اعمال و بدون اعمال وزن به مشاهدات

الگوریتم	دقت آشکارسازی % (بدون اعمال VCE)	دقت آشکارسازی % (با اعمال VCE)
<i>LSU</i>	۹۱/۴۲	۹۸/۲۷
<i>NCLS</i>	۵۴/۹۴	۵۶/۳۹
<i>SCLS</i>	۹۱/۵۷	۹۷/۶۳

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، تاثیر اعمال وزن به باندهای طیفی تصاویر ابرطیفی به منظور آشکارسازی هدف مورد بحث و بررسی قرار گرفت. سه الگوریتم آشکارسازی *NCLS*، *SCLS* و *LSU* مورد استفاده قرار گرفتند. تخمین کمترین مربعات مبنای بدست آوردن فراوانی اهداف در این روش ها است. در روش کمترین مربعات انتخاب ماتریس وزن مناسب با توجه به دقت مشاهدات تاثیر بسزایی را در برآورد کمیت های مجهول دارد. در مورد تشخیص اهداف با یک تصویر ابرطیفی، برآورد وزن مناسب برای هر باند، این تاثیر را خواهد گذاشت؛ چرا که در هر باند از تصویر مقدار نویز و تاثیرپذیری جوی متفاوت بوده و بهمین جهت دقت مقادیر پیکسلی در هر باند را تحت تاثیر قرار خواهد داد. در صورتی که نحوه رفتار نویز در باندها تعیین شده و با توجه به آنها دسته بندی باندها صورت گیرد، به کمک روش تخمین مولفه های وریانس، وزن مناسب برای هر دسته تعیین شده و بدین ترتیب هر باند با توجه به نحوه رفتار نویز آن تاثیر متفاوتی را در روند تشخیص اهداف خواهد داشت. بدین ترتیب می توان انتظار داشت که برآورد دقیق تری از فراوانی اهداف داشته باشیم. در این تحقیق، ابتدا باندهای طیفی با استفاده از روش محاسبه واریانس نویزی باندها دسته بندی شده و پیاده سازی تنها بر روی باندهای همگن انجام شد. ارزیابی این روش پیشنهادی بر روی داده شبیه سازی شده و نیز یک تصویر ابرطیفی واقعی انجام شد. نتایج این تحقیق نشان دادند که با وزندهی به باندهای طیفی در الگوریتم های آشکارسازی، می توان دقت شناسایی اهداف را برای داده های شبیه سازی شده تا بیش از هفت درصد و برای داده های واقعی تا بیش از شش درصد افزایش داد. نتایج حاصل شده نشان از پتانسیل بالای وزن در بهبود دقت آشکارسازی اهداف از روی تصاویر ابرطیفی دارند.

۶- مراجع

- [1] Zhang, Liangpei, et al. "Tensor discriminative locality alignment for hyperspectral image spectral-spatial feature extraction." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 51.1 (2013): 242-256.
- [2] Zhao, Wenzhi, and Shihong Du. "Spectral-spatial feature extraction for hyperspectral image classification: A dimension reduction and deep learning approach." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54.8 (2016): 4544-4554.
- [3] Shippert, Peg. "Introduction to hyperspectral image analysis." *Online Journal of Space Communication* 3 (2003).
- [4] David Landgrebe. "On Information Extraction Principales for Hyperspectral Data", School of Electrical and computer Engineering, Purdu University, pp.168-173, July 1997.
- [5] Dimitris Manolakis, David Marden, and Gray A. Shaw. "Hyperspectral Image processing for Automatic Target Detection Applications" *Lincoln Laboratory Journal, MIT University, Volum 14, Number 1, 2003.*
- [۶] مجردی، برات، ۱۳۸۸. استخراج ویژگی به منظور طبقه بندی تصاویر ابرطیفی، رساله دکتری، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.
- [7] Chang, Chein-I., and Daniel C. Heinz. "Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38.3 (2000): 1144-1159.
- [8] Heize, D., and C. I. Chang. "Fully constrained least squares linear mixture analysis for material quantification in hyperspectral imagery." *IEEE Transaction on Geoscience. Remote Sensing* 39.3 (2001): 529-545.
- [9] Ren, Hsuan, and Chein-I. Chang. "Target-constrained interference-minimized approach to subpixel target detection for hyperspectral images." *Optical Engineering* 39.12 (2000): 3138-3146.
- [10] Chang, Chein-I., Hsuan Ren, and Shao-Shan Chiang. "Real-time processing algorithms for target detection and classification in hyperspectral imagery." *IEEE transactions on geoscience and remote sensing* 39.4 (2001): 760-768.
- [۱۱] صفدری نژاد، مجردی، ۱۳۹۳. ارزیابی روش تخمین مولفه‌های واریانس به کمک اعداد آزادی در بهبود دقت الگوریتم‌های شناسایی هدف در تصویربرداری پرتیفی، ژئوماتیک ۹۳
- [12] D. Snyder, J. Kerekes, I. Fairweather, R. Crabtree, J. Shive, and S. Hager, "Development of a Web-based Application to Evaluate Target Finding Algorithms," *Proceedings of the 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, vol. 2, pp. 915-918, Boston, MA, 2008.
- [13] Cocks, T., R. Jenssen, A. Stewart, I. Wilson, and T. Shields, "The HyMap Airborne Hyperspectral Sensor: the System, Calibration and Performance," *Proc. 1st EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy, EARSeL, Paris*, pp. 37-43, 1998
- [14] Chang, C.-I., Multiparameter receiver operating characteristic analysis for signal detection and classification. *IEEE Sensors Journal*, 2010. **10**(3): p. 423-442.
- [15] Ren, H. and C.-I. Chang, Automatic spectral target recognition in hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003. **39**(4): p. 1232-1249.