

# ارزیابی روش تخمین مولفه‌های واریانس به کمک اعداد آزادی در بهبود دقت الگوریتم‌های شناسایی هدف در تصویربرداری پرتیپی

علیرضا صفدری‌نژاد<sup>۱</sup>، برات مجردی<sup>۲</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۳</sup>، محمدجواد ولدان‌زوج<sup>۴</sup>

۱. دانشجوی دکترای مهندسی عمران نقشه‌برداری، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی  
[safdari\\_nezhad@sina.kntu.ac.ir](mailto:safdari_nezhad@sina.kntu.ac.ir)
۲. استادیار گروه عمران، دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت  
[mojaradi@iust.ac.ir](mailto:mojaradi@iust.ac.ir)
۳. استادیار گروه مهندسی فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی  
[M\\_mokhtarzade@kntu.ac.ir](mailto:M_mokhtarzade@kntu.ac.ir)
۴. دانشیار گروه مهندسی فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی  
[valadanzouj@kntu.ac.ir](mailto:valadanzouj@kntu.ac.ir)

## چکیده

با توسعه سیستم‌های تصویربرداری پرتیپی، کاربردهای متصور برای این ابزار سودمند رو به گسترش است. در این زمینه، آشکارسازی اهداف بعنوان یکی از کاربردهای استراتژیک در حوزه‌های نظامی و مدیریتی بشمار می‌رود. در بیشتر الگوریتم‌های توسعه یافته بمنظور آشکارسازی اهداف، تاثیر حضور باندهای طیفی انتخاب شده، یکسان لحاظ می‌شود. از آنجاییکه بروز خطا در تخمین بازتابندگی واقعی سطح در تصاویر پرتیپی به نوبت سنجنده و تاثیرات جوی مرتبط بوده و این عوامل وابسته به طول‌موج تصویربرداری هستند؛ به نظر می‌رسد، وزن‌دهی به باندهای طیفی در بکارگیری الگوریتم‌های تشخیص هدف مفید خواهد بود. ایده‌ی اصلی در این پژوهش، تعیین وزن مناسب برای مجموعه‌های مشاهدات طیفی همگن در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف، با امید بهبود دقت تشخیص اهداف در تصاویر پرتیپی می‌باشد. در این روند از الگوریتم‌های آشکارسازی هدف LSU، NCLS، SCLS، OSP و FCLS استفاده شده و جهت تعیین وزن مناسب برای باندهای طیفی از یکی از روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس (VCE) استفاده شده است. نتایج اجرای این ایده در داده‌های شبیه‌سازی شده، بطور میانگین منجر به بهبود دقتی معادل ۲۵٪ در آشکارسازی اهداف شده است.

**کلید واژه:** تخمین مولفه‌های واریانس، شناسایی اهداف، تصویربرداری پرتیپی، مدل اختلاط طیفی مقید

## ۱- مقدمه

همراستا با توسعه‌ی سیستم‌های سنجش از دوری در حوزه‌ی اخذ داده‌های مربوط به برهم کنش امواج الکترومغناطیسی با پدیده‌های مختلف، افق‌های نوینی در توان فنی بشر بمنظور مطالعه و پایش محیط پیرامون خود فراهم آمده است. تصویربرداری پرتیپی بعنوان یکی از منابع بالقوه در زمینه‌ی استخراج اطلاعات از ماهیت عوارض بوده که این پتانسیل بواسطه‌ی رفتار منحصر بفرد هر پدیده در منحنی بازتاب طیفی آن میسر شده است. به رغم وجود این پتانسل، بهره‌برداری حداکثری از این توان بالقوه با محدودیت‌های تکنیکی همچون: 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، اشاره کرد [۸].

تشخیص و بارزسازی اهداف در تصاویر پرتیپی بعنوان یکی از کاربردهای مهم و حساس در زمینه‌های مختلف نظامی و مدیریتی بشمار می‌رود. در این روند، انتظار می‌رود با در اختیار داشتن ویژگی‌های طیفی هدف/اهداف مورد نظر، هر پیکسل از تصویر پرتیپی از حیث وجود هدف مورد آزمون قرار گرفته و در نهایت پیکسل‌های محتمل بعنوان هدف از سایر پیکسل‌ها (پس زمینه) جداسازی شوند. الگوریتم‌های متنوعی در حوزه‌ی آشکارسازی اهداف در تصاویر پرتیپی توسعه یافته‌اند که  $OSP^1$ ،  $LSU^2$ ،  $NCLS^3$ ،  $SCLS^4$ ،  $FCLS^5$ ،  $CEM^6$ ،  $TCIMF^7$  و  $LCMV^8$  نمونه‌هایی از این الگوریتم‌ها محسوب می‌شوند [۲، ۳، ۴ و ۵]. در بین روش‌های فوق،  $OSP$ ،  $LSU$ ،  $NCLS$ ،  $SCLS$  و  $FCLS$ ، وجود مشخصه‌های طیفی اهداف و اعضای خالص پس‌زمینه ضروری بوده و در پیاده‌سازی روش‌های  $CEM$ ،  $TCIMF$  و  $LCMV$ ، مشخصه‌های طیفی اهداف و همچنین ماتریس اتوکورلیشن تصویر لازم خواهد بود.

در صورتی که مفهوم خطا در ثبت داده‌های طیفی، میزان اختلاف بین بازتاب واقعی سطح و بازتاب تخمین زده شده، قلمداد گردد؛ در تصویربرداری پرتیپی، عوامل متعددی در بروز خطا برای هر باند تصویری وجود خواهند داشت که در یک دسته‌بندی کلی در دو بخش: ۱- نویز داخلی سنجنده و ۲- تاثیرات جوی در تقلیل شدت تابش در دهانه ورودی سنجنده، قابل دسته‌بندی خواهند بود. بدیهی 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 بازتابی طیف ثبت شده از صحنه برای هر باند، برقراری این رابطه‌ی 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 تمامی روش‌های ذکر شده در حوزه‌ی شناسایی اهداف، تمایزی میان باندهای طیفی از نقطه‌نظر میزان اثربخشی در فرایند تشخیص و شناسایی هدف وجود نداشته که این امر به مثابه فرض وجود تاثیرات یکسان پارامترهایی همچون نویز و اثرات جوی برای باندهای مختلف طیفی قلمداد می‌شود. در مقاله پیش روی، فرض یکسان بودن تاثیرگذاری باندهای مختلف بعنوان یک نقص مفهومی تلقی شده و اثرات وزن دهی به باندهای طیفی در فرایند تجزیه طیفی، مورد

1 Orthogonal Subspace Projection

2 Linear Spectral Unmixing

3 Non-negativity Constrained Least Square

4 Sum-to-one Constrained Least Square

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

6 Constrained Energy Minimization

7 Target Constrained Interference Minimized Filter

8 Linear Constrained Minimized Variance

مطالعه قرار گرفته است. از آنجاییکه در مسائل توام با افزونگی بالا و تنوع در دقت مشاهدات، تعیین وزن مناسب برای مجموعه‌ی مشاهدات بعنوان یکی از عوامل کلیدی در ثمربخشی حل دستگاه معادلات بشمار می‌رود؛ در این مقاله بعد از شناسایی باندهای طیفی هم‌جنس از نقطه‌نظر دقت، وزن مناسب آنها از طریق یکی از روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس<sup>۹</sup> بهینه‌سازی شده است [۶، ۷، ۸ و ۹].

ساختار این مقاله مشتمل بر چهار بخش بوده که در بخش حاضر بعنوان بخش نخست، مقدمه‌ای بر طرح مساله و جایگاه تحقیق بیان شد. بخش دوم به بیان متدولوژی تحقیق، داده‌های مورد استفاده و تبیین روش ارزیابی دقت اختصاص دارد. بخش سوم به ارائه و بحث بر روی نتایج بدست آمده از پیاده‌سازی‌ها پرداخته و نهایتاً در بخش آخر نتیجه‌گیری و پیشنهادات بیان شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

با طرح مساله در بخش مقدمه، در این بخش با مبنا قرار دادن روش تجزیه طیفی خطی نامقید<sup>۱۰</sup> بعنوان روش مبنا در تشخیص هدف/اهداف، به بیان استراتژی پیشنهادی بمنظور لحاظ کردن وزن برای مشاهدات طیفی در فرایند تجزیه طیفی پرداخته شده است.

## ۲-۱- متدولوژی روش پیشنهادی

### ۲-۱-۱- تخمین مولفه‌های واریانس در مدل اختلاط طیفی

وزن مشاهدات به عنوان فاکتور تعیین‌کننده در میزان انعطاف یک مشاهده از نقطه‌نظر تصحیح‌پذیری در فرآیند سرشکنی، نقش مهمی را در کیفیت محاسبه‌ی پارامترهای مجهول در دستگاه معادلات ایفا می‌کند. در صورت تعریف صحیح مدل ریاضی و اطمینان از عدم وجود خطاهای فاحش<sup>۱۱</sup> در مجموعه‌ی مشاهدات، آزمون آماری فاکتور واریانس ثانویه<sup>۱۲</sup> ( $\sigma_0^2$ ) نشانده‌ی از میزان صحت تعیین ماتریس وزن محسوب می‌شود [۶]. کیفیت یک ماتریس وزن صحیح در فرآیند سرشکنی مستلزم مشخص بودن تناسب صحیح میان وزن مشاهدات می‌باشد؛ در حالیکه آماره‌ی فاکتور واریانس ثانویه بواسطه‌ی نقش مقیاسی که در سراسر ماتریس کواریانس مشاهدات ایفا می‌کند قادر به تصحیح نسبت وزن مشاهدات مختلف در ساختار ماتریس وزن نخواهد بود [۷]. بر این اساس، روش‌های متنوعی با هدف بهینه‌سازی ماتریس وزن مشاهدات در دستگاه معادلات، تحت عنوان روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس (VCE) توسعه یافته‌اند [۸] که روش استفاده از اعداد آزادی<sup>۱۳</sup> یکی از این روش‌ها محسوب می‌شود [۸ و ۹].

9 Variance Component Estimation (VCE)

10 Unconstrained Linear Spectral Unmixing

11 Gross Error

12 Posterior Reference Variance

13 Freedom Numbers or Redundancy Number

هدف در روش‌های VCE، تعیین مولفه‌های واریانس مشاهدات همگن در ساختار ماتریس کواریانس مشاهدات می‌باشد. با دسته‌بندی بردار مشاهدات ( $\vec{r}$ ) به مجموعه‌های همگن از نظر نوع مشاهده و دقت اندازه‌گیری مطابق رابطه‌ی (۱)، در این تکنیک با تجزیه‌ی ماتریس کواریانس مشاهدات به شکل رابطه‌ی (۲) برای هر مجموعه از مشاهدات همگن یک مولفه‌ی واریانس محاسبه می‌شود [۸ و ۹].

$$\vec{r} = [\vec{r}_1^T, \vec{r}_2^T, \dots, \vec{r}_k^T]^T \quad (1)$$

$$C_{rr} = \sum_{i=1}^k \sigma_i^2 V_i \quad (2)$$

در رابطه‌ی (۲-۳)،  $C_{rr}$  ماتریس کواریانس مشاهدات،  $k$  تعداد مجموعه مشاهدات همگن،  $V_i$  ماتریس مربعی با ابعاد فضای مشاهدات ( $b \times b$ ) مطابق ساختار موجود در رابطه‌ی (۳) و  $\sigma_i^2$  مولفه‌ی واریانس مربوط به مجموعه‌ی مشاهدات همگن  $i$  ام از کل مشاهدات موجود در دستگاه معادلات می‌باشند.

$$V_1 = \begin{pmatrix} [Q_1] & 0 & \dots & 0 \\ & 0 & & 0 \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & 0 \end{pmatrix}_{b \times b}, V_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ & [Q_2] & & 0 \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & 0 \end{pmatrix}_{b \times b} \dots V_k = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ & 0 & & 0 \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & [Q_k] \end{pmatrix}_{b \times b} \quad (3)$$

در رابطه‌ی (۳)،  $Q_i$ ، ( $i=1, 2, \dots, k$ )، زیرماتریس‌هایی از ماتریس کوفاکتور<sup>۱۴</sup> مشاهدات است که متناظر با مجموعه‌ی مشاهدات همگن  $i$  ام از کل مشاهدات موجود می‌باشند.

با در نظر گرفتن دستگاه معادلات تجزیه اختلاط طیفی (LSU) به صورت رابطه‌ی (۴) که در آن،  $\vec{r}$  بردار مشاهدات طیفی،  $\vec{v}$  بردار باقیمانده‌ها،  $b$  تعداد باندهای طیفی و  $e$  تعداد عناصر خالص (اهداف + پس‌زمینه)،  $M$  ماتریس متشکل از بردارهای ستونی عناصر خالص و  $\vec{\alpha}$  بردار فراوانی اعضای خالص می‌باشند؛ 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 رابطه‌ی (۵) محاسبه شده که در آن  $I$  ماتریس واحد<sup>۱۵</sup> می‌باشد [۲، ۸].

$$\vec{r}_{b \times 1} + \vec{v}_{b \times 1} = M_{b \times e} \cdot \vec{\alpha}_{e \times 1} \quad (4)$$

$$P_{b \times b}^\perp = I - M(M^T W M)^{-1} M^T W \quad (5)$$

ماتریس  $P^\perp$  تبدیلی بوده که فضای مشاهدات را به فضای باقیمانده‌ها منتقل می‌کند و از ویژگی‌های این ماتریس می‌توان به عناصر قطر اصلی آن اشاره نمود؛ مقادیر مذکور که با  $p_{ii}$  نمایش داده می‌شوند، اعداد آزادی<sup>۱۶</sup> اطلاق شده که دارای دامنه‌ی تغییرات بین  $[0,1]$  می‌باشند. اثر<sup>۱۷</sup> ماتریس آزادی معادل درجه‌ی آزادی (df) دستگاه معادلات بوده و اعداد آزادی هر مشاهده به نحوی میزان کنترل‌پذیری مشاهده مذکور را در فرآیند سرشکنی نمایش می‌دهد [۶، ۷ و ۹].

14 Cofactor  
15 Identity Matrix  
16 Redundancy Numbers  
17 Trace

در صورت اطمینان از صحت مدل ریاضی، به منظور تصحیح نسبی مقادیر ماتریس کواریانس مشاهدات می‌توان بعد از حل دستگاه معادلات با وزن‌های اولیه و محاسبه‌ی بردار باقیمانده‌ها، مولفه‌ی واریانس ( $\hat{\sigma}_i^2$ ) را برای هر یک از مجموعه مشاهدات همگن از طریق رابطه‌ی (۶) محاسبه نمود [۹].

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{v_i^T W_i v_i}{n_i - \text{tr}((M^T W M)^{-1} M_i^T W_i M_i)} \quad i=1,2,\dots,k \quad (6)$$

در رابطه‌ی (۶)،  $v_i$  باقیمانده‌ی مجموعه مشاهدات  $i$  ام،  $W_i$  و  $M_i$  به ترتیب زیرماتریس‌هایی از ماتریس وزن و ماتریس  $B$  که متناظر با مجموعه مشاهدات  $i$  ام بوده،  $n_i$  معادل تعداد مشاهدات موجود در مجموعه‌ی مشاهدات  $i$  ام و  $\text{tr}$  عملگر محاسبه‌ی اثر ماتریس می‌باشند. در رابطه‌ی (۶)، عبارت موجود در مخرج کسر، معادل مجموع اعداد آزادی مربوط به مجموعه مشاهدات  $i$  ام بوده و از این روی به این روش تخمین مولفه‌ی واریانس، روش استفاده از اعداد آزادی اطلاق می‌گردد [۸ و ۹]. در این روش، طی پروسه‌ی تکرار، مقادیر موجود در ماتریس  $C_{ii}$  مطابق رابطه‌ی (۲) بوسیله‌ی مقادیر محاسبه‌شده‌ی  $\hat{\sigma}_i^2$  ( $i=1,2,\dots,k$ ) در هر تکرار به صورت ضرب شونده تصحیح شده و این فرایند تا زمانیکه مقادیر  $\hat{\sigma}_i^2$  ها با اختلاف اندکی به عدد یک میل کنند، ادامه پیدا می‌کند. شاخص آماری مورد استفاده در ارزیابی همگرایی مولفه‌های واریانس در هر تکرار از بهینه‌سازی وزن از طریق رابطه‌ی (۷) محاسبه می‌شود.

$$F = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^k (\hat{\sigma}_i^2 - 1)^2}{k+1}} \quad (7)$$

در هنگام پیاده‌سازی تکنیک VCE، ملاک همگرایی کوچک شدن شاخص  $F$  خواهد بود. در رابطه‌ی (۷)،  $\hat{\sigma}_i^2$  ( $i=1,2,\dots,k$ ) مولفه‌های واریانس محاسبه شده برای هر یک از  $k$  مجموعه‌ی مشاهدات همگن مورد استفاده در پروسه‌ی سرشکنی بوده و  $\hat{\sigma}_i^2$  ( $i=0$ ) فاکتور واریانس ثانویه بوده که از طریق رابطه‌ی (۸) محاسبه می‌شود.

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{v^T W v}{df} \quad (8)$$

در رابطه‌ی (۸)،  $v$  بردار شامل تمام باقیمانده‌های بدست آمده از روند سرشکنی،  $W$  ماتریس وزن دستگاه معادلات و  $df$  درجه‌ی آزادی دستگاه معادلات می‌باشند. علت افزودن آماره‌ی فاکتور واریانس ثانویه در برآورد شاخص همگرایی  $F$ ، اثر داشتن ملاک ارزیابی صحت ماتریس وزن در روند همگرایی مولفه‌های واریانس می‌باشد. همانطور که قبلاً اشاره شد، آماره‌ی فاکتور واریانس ثانویه در صورت: ۱- صحت مدل ریاضی، ۲- عدم وجود خطای فاحش در مجموعه‌ی مشاهدات و ۳- تعریف صحیح مقادیر وزن مشاهدات، مقدار عددی نزدیک به یک خواهد داشت [۶ و ۷].

بمنظور ارزیابی عملکرد روش VCE در فرایند تجزیه طیفی بمنظور آشکارسازی هدف، این روش در پنج الگوریتم LSU، SCLS، NCLS، FCLS و OSP پیاده‌سازی گردید. روش پیاده‌سازی برای مدل LSU کاملاً مشابه با توضیحات این بخش بوده اما در مورد سایر الگوریتم‌ها نکات اجرایی خاصی لحاظ شده که در ادامه تشریح شده است.

## ۲-۱-۱-۱- نکات اجرایی در پیاده‌سازی روش VCE در 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 می‌شود. به عبارت دیگر، با در نظر گرفتن رابطه‌ی (۴) بعنوان مدل اختلاط طیفی (LSU)، رابطه‌ی (۹) تابع بهینه‌سازی در برآورد فراوانی هر عضو خالص خواهد بود.

$$J(\alpha) = v^T \cdot v \quad \text{subject to} \quad \sum_{i=1}^e \alpha_i = 1 \quad (9)$$

از آنجاییکه در فرم مقید دستگاه معادلات، ماتریس آزادی ( $P^\perp$ ) مطابق رابطه‌ی (۵)، 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 معادله‌ی وزن دار به مدل اختلاط طیفی افزوده گردید (رابطه‌ی ۱۰).

$$\vec{r}'_{(b+1) \times 1} + \vec{v}_{(b+1) \times 1} = M'_{(b+1) \times e} \cdot \vec{\alpha}_{e \times 1} \quad (10)$$

$$M' = \begin{bmatrix} [1] \\ M \end{bmatrix}, \quad r' = \begin{bmatrix} 1 \\ r \end{bmatrix}, \quad [1] = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times e}$$

در هر تکرار از پیاده‌سازی روش VCE، مولفه‌های واریانس مربوط به مجموعه مشاهدات همگن از طریق رابطه‌ی (۶) برآورد شده و در انتها بمنظور غالب بودن اثر قید واحد بودن مجموع فراوانی عناصر خالص، وزن این قید برابر با بزرگترین وزن برآورد شده در آن تکرار لحاظ گردید. باقی ملاحظات اجرایی مطابق مطالب بخش (۲-۱-۱) صورت می‌پذیرد.

## ۲-۱-۱-۲- نکات اجرایی در پیاده‌سازی روش VCE در الگوریتم‌های تشخیص هدف NCLS و FCLS

در الگوریتم NCLS، شرط مربوط به مثبت بودن مقادیر فراوانی عناصر خالص با استفاده از ضرایب لاگرانژ و طی یک فرایند تکراری تامین می‌گردد [۲]. در پیاده‌سازی روش VCE برای الگوریتم NCLS، از مقادیر وزن بهینه‌شده در روش LSU استفاده می‌شود. در این روند، با اجرای الگوریتم LSU به‌مراه VCE وزن بهینه برای مجموعه مشاهدات همگن برآورد شده و این اوزان بصورت مقادیر ثابت در پیاده‌سازی الگوریتم NCLS بکار گرفته می‌شوند. رابطه‌ی (۱۱)، تابع بهینه‌سازی در برآورد فراوانی هر عضو خالص در روش NCLS وزن‌دار خواهد بود.

$$J(\alpha) = v^T W v \quad \text{subject to} \quad \forall \alpha_i > 0, \quad i = 1, 2, \dots, e \quad (11)$$

در مورد الگوریتم FCLS [۲] روند مشابهی با الگوریتم NCLS اتخاذ گردید؛ با این تفاوت که وزن‌های بهینه برای مجموعه مشاهدات همگن از طریق اجرای الگوریتم SCLS به‌مراه VCE (بخش ۲-۱-۱-۲) برآورد می‌شوند. رابطه‌ی (۱۱) کماکان بعنوان تابع بهینه‌سازی در روش FCLS وزن‌دار محسوب شده؛ با این تفاوت که ساختار مدل خطی مشابه رابطه‌ی (۱۰) خواهد بود.

بدیهی است که وزن‌های بدست آمده از روش LSU و SCLS، صرفاً بعنوان تقریبی نزدیک از وزن‌های مناسب برای الگوریتم‌های NCLS و FCLS قلمداد شده و نمی‌توان ادعا نمود که در این روند از مقادیر بهینه وزن استفاده شده است. اما به نظر می‌رسد می‌توان با این روش اوزان نزدیک به واقعیتی برای مجموعه مشاهدات همگن در نظر گرفت.

### ۲-۱-۱-۳- نکات اجرایی در پیاده‌سازی روش VCE در الگوریتم تشخیص هدف OSP

با در نظر گرفتن رابطه‌ی (۴)، در الگوریتم OSP، ماتریس متشکل از بردارهای عناصر خالص (M) مطابق رابطه‌ی (۱۲) به دو زیر ماتریس U و T تجزیه می‌گردد. ستون‌های ماتریس U شامل بردارهای مربوط به عناصر خالص پس‌زمینه بوده و بردار D، بردار طیفی هدف مورد نظر خواهد بود.

$$\bar{v}_{b \times 1} + \bar{v}_{b \times 1} = M_{b \times e} \cdot \bar{\alpha}_{e \times 1} = U_{b \times (e-1)} \cdot \bar{\gamma}_{(e-1) \times 1} + D_{b \times 1} \cdot \beta \quad (12)$$

در رابطه‌ی (۱۲)، بردار فراوانی عناصر خالص پس‌زمینه و  $\beta$  فراوانی هدف می‌باشند. ماتریس  $U^\perp$  مطابق رابطه‌ی (۱۳)، تبدیل متعامد U بوده که ضرب داخلی آن با ماتریس U صفر خواهد شد.

$$U_{b \times b}^\perp = I - U (U^T U)^{-1} U^T \quad (13)$$

با مقایسه‌ی رابطه‌ی (۱۳) و (۵) می‌توان دریافت که صرفنظر از ماتریس وزن مشاهدات (W)، هر دو ماتریس  $U^\perp$  و  $P^\perp$  از ساختار مشابهی برخوردارند. در رویکرد استفاده‌ی وزن دار از الگوریتم OSP، بعد از برآورد وزن‌های بهینه در الگوریتم LSU از طریق روش VCE، از ماتریس  $U'^\perp$  مطابق رابطه‌ی (۱۴) بعنوان ماتریس تبدیل استفاده شده که W در این رابطه ماتریس وزن بدست آمده از روش VCE در پیاده‌سازی الگوریتم LSU می‌باشد.

$$U_{b \times b}'^\perp = I - U (U^T W U)^{-1} U^T W \quad (14)$$

با استناد به مطالب مطرح شده، تبدیل نهایی بمنظور تشخیص و بارزسازی هدف نسبت به پس‌زمینه (F) بصورت رابطه‌ی (۱۵) انتخاب گردید.

$$F = D^T W U'^\perp \quad (15)$$

### ۲-۱-۲- شناسایی مجموعه‌ی مشاهدات طیفی همگن

اولین قدم در اجرای روش تخمین مولفه‌های واریانس، شناسایی و دسته‌بندی مشاهدات به مجموعه‌های همگن خواهد بود. سوالی که در اجرای این روش در مورد مدل تجزیه اختلاط طیفی (LSU) به ذهن می‌رسد این است که چگونه می‌توان بردار مشاهدات طیفی را به دسته‌های همگن طیفی تقسیم‌بندی نمود؟

از آنجاییکه روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس مسئولیت تعیین و تنظیم نسبت وزن بین مجموعه‌های مشاهداتی همگن را به عهده دارند؛ بدیهی است که با شناسایی مجموعه‌های مشاهدات همگن می‌توان انتظار داشت که تعیین وزن مناسب و همچنین تنظیم نسبت وزن میان این مجموعه‌ها از طریق روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس

صورت پذیرد. به نظر می‌رسد هر راهکاری که منجر به تفکیک باندهای طیفی از جهت واریانس خطا (با مفهوم بیان شده در مقدمه) شود، می‌تواند بعنوان یک روش دسته‌بندی تلقی گردد.

لازم به یادآوریست که روش کمترین مربعات بر فرض وجود توزیع خطای گوسی و جمع‌شونده برای مشاهدات تبیین شده است؛ بدیهی است که تمامی خطاهایی که از توزیعی غیرنرمال و یا غیر جمع‌شونده تبعیت کنند موجب اریب شدن پاسخ‌های تخمین زده شده توسط روش کمترین مربعات خواهند شد. بعبارت دیگر، نباید انتظار داشت که در شرایط نویز آلود، اثر نویزهای غیر نرمال در روند کمترین مربعات کمینه شود. بر این اساس، انتظار می‌رود که بتوان صرفاً با شناسایی تفاوت بین باندها از نقطه‌نظر واریانس نویز گوسی جمع‌شونده، آنها را به مجموعه‌های مشاهداتی همگن دسته‌بندی نمود.

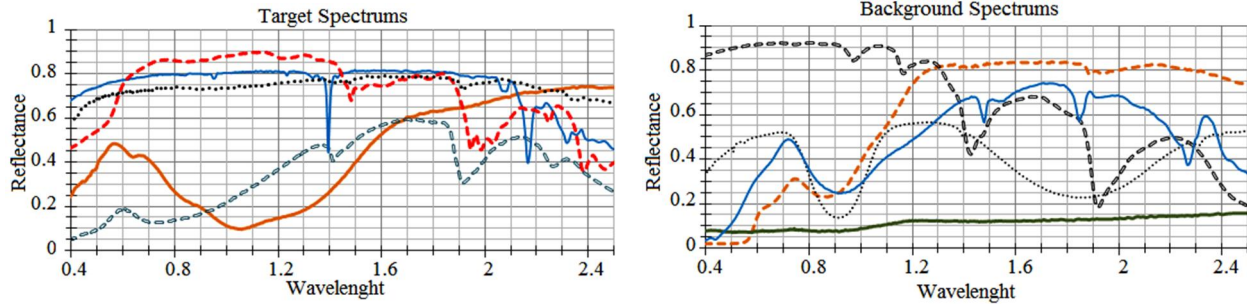
یکی از راهکارهای تخمین ماتریس کواریانس نویز در تصاویر پرتیغی، برآورد خطای تخمین هر باند بکمک ترکیب خطی سایر باندها می‌باشد. در این روند، بعد از برآورد ضرایب تخمین هر باند از سایر باندهای طیفی، خطای تخمین هر پیکسل در هر باند برآورد شده که در ادامه ماتریس کواریانس نویز قابل محاسبه خواهد بود. قطر اصلی ماتریس مذکور واریانس‌های نویز بوده که در تحقیق حاضر، از این مقادیر بمنظور دسته‌بندی مشاهدات طیفی به دسته‌های همگن استفاده شده است. علت عدم استفاده از مقادیر واریانس نویز برآورد شده در تشکیل ماتریس وزن مشاهدات، حفظ الگوریتم‌های تخمین نویز صرفاً در جایگاه تشخیص تفاوت در میزان نویز باندهای طیفی می‌باشد. بعبارت دیگر، بواسطه‌ی تنوع در الگوریتم‌های تخمین نویز و تفاوت میان نتایج آنها، به نظر می‌رسد بهتر باشد که این الگوریتم‌ها صرفاً بعنوان ابزار تشخیص تفاوت در واریانس نویز باندهای طیفی مورد استفاده قرار گرفته و برای برآورد وزن مناسب از روش‌های VCE که مبتنی بر رفتار بردارهای باقیمانده و اعداد آزادی در حل داخلی دستگاه معادلات هستند، استفاده گردد.

روش کار در فرایند دسته‌بندی باندهای همگن، در سه گام متوالی به انجام می‌رسد. در گام نخست، مقادیر واریانس نویز برای هر باند از طریق روش مطرح شده‌ی فوق برآورد می‌گردد. در گام دوم، مقادیر واریانس طی فرایند نرمالسازی به بازه‌ی  $[0 \sim 1]$  منتقل می‌شوند. در گام نهایی، 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 دسته‌بندی می‌شوند. شایان ذکر است که در این دسته‌بندی، بازه‌های نرمال‌شده‌ای که شامل هیچ باند طیفی نبوده حذف شده و در صورتیکه که تعداد باندهای شناسایی شده در هر بازه کمتر از یک حد آستانه مشخص باشند، با نزدیکترین بازه‌ی همسایه تجمیع خواهند شد. حد آستانه در نظر گرفته شده در این تحقیق معادل ۲ درصد از کل باندهای طیفی می‌باشد.

## ۲-۲- دادهای شبیه‌سازی شده

بمنظور ارزیابی روش پیشنهاد شده در این مقاله، شبیه‌سازی‌هایی صورت پذیرفت. در این شبیه‌سازی‌ها با استفاده از کتابخانه طیفی مواد معدنی USGS، تعداد پنج طیف بعنوان عناصر خالص پس زمینه و همچنین پنج طیف بعنوان هدف انتخاب شدند. شکل (۱) منحنی طیفی اهداف و پس زمینه را در دو نمودار مجزا نمایش می‌دهد.





شکل ۱: طیف‌های کتابخانه‌ای استفاده شده بمنظور تولید تصویر پرتیپی شبیه‌سازی شده

با در نظر گرفتن طیف‌های خالص پس‌زمینه و استفاده از تابع توزیع اتفاقی درخله، فرامکعبی<sup>۱۸</sup> از ترکیبات خطی این عناصر خالص تولید شد. سپس، در موقعیت‌های مکانی منظمی از فرامکعب مذکور، حضور طیفی هر هدف، با فراوانی‌های منظمی در بازه‌ی [5% ~ 100%] با گامهای تغییر ۵ درصدی به طیف‌های پس‌زمینه اضافه گردید. 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.

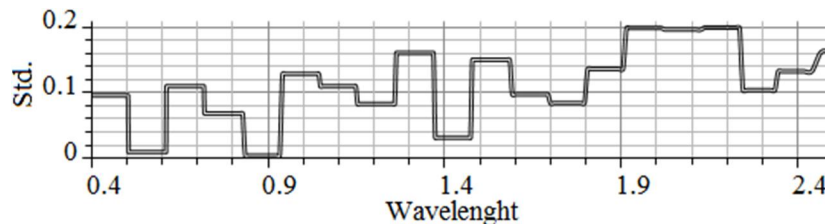
ابعاد فرامکعب شبیه‌سازی معادل (۳۵×۱۲۵×۴۲۰) بوده که مجموعاً در ۱۰۰ پیکسل از این فرامکعب اهداف مورد

نظر حضور دارند. شکل (۲) نمایی شماتیک از چگونگی چیدمان اهداف در این فرامکعب را نمایش می‌دهد.



شکل ۲: نمایی شماتیک از نحوه جانمایی اهداف به‌مراه فراوانی هر کدام در فرامکعب شبیه‌سازی شده

در ادامه‌ی روند شبیه‌سازی، به هر باند از تصویر شبیه‌سازی شده نویزی جمع‌شونده با توزیع احتمال گوسی و میانگین صفر ( $\mu=0$ ,  $\sigma$ ) اضافه شد. انحراف‌معیار در نظر گرفته شده برای تابع توزیع نویز برای تمامی باندها یکسان نبوده و از بیست انحراف‌معیار اتفاقی متفاوت در بازه‌ی  $\{ \sigma \mid \sigma \in [0 \sim 0.2] \}$  برای تنظیم واریانس نویز استفاده شده است. شکل (۳) نمودار انحراف‌معیار نویز اعمال شده برای باندهای طیفی مختلف را نشان می‌دهد.



شکل ۳: نمودار انحراف‌معیار نویز اعمال شده برای باندهای طیفی مختلف در تصویر شبیه‌سازی شده

## ۳-۲- ارزیابی دقت و کفایت روش VCE

بمنظور ارزیابی میزان ثمربخش بودن استفاده از وزن‌دهی بین باندی در روند تشخیص اهداف، عملکرد این روش در هر یک از الگوریتم‌های LSU، NCLS، SCLS، OSP و FCLS مورد آزمون قرار گرفت (با استناد به مطالب مطرح شده در دو بخش ۱-۲ و ۲-۱). از نقطه‌نظر کفایت سنجی، مقایسه‌ی دقتی بین دو حالت استفاده و عدم استفاده از روش VCE بعنوان راهکار ارزیابی کفایت انتخاب شد. در نهایت، معیار در نظر گرفته شده بمنظور ارزیابی دقت، درصد اهداف تشخیص داده شده به ازای حد آستانه‌ای که False Alarm (احتمال تشخیص پس‌زمینه بعنوان هدف) در آن صفر باشد، در دستور کار قرار گرفت.

### ۳- نتایج

نتایج بدست آمده از پیاده‌سازی روش VCE و عدم بکارگیری آن در الگوریتم‌های LSU، NCLS، SCLS، OSP و FCLS در غالب جدول (۱) گزارش شده است. از آنجاییکه در تصویر شبیه‌سازی شده تعداد ۱۰۰ هدف (۵ هدف با ۲۰ مقدار مختلف فراوانی [۵٪ تا ۱۰۰٪]) در موقعیت‌های منظمی جانمایی شده‌اند، کشف هر هدف مادامیکه احتمال Alarm False صفر باشد، افزایش یک درصدی در دقت را به‌همراه خواهد داشت.

جدول ۱: ارزیابی و مقایسه‌ی دقت الگوریتم‌های کشف هدف در دو حالت عادی و استفاده

#### از روش VCE

الگوریتم	درصد اهداف شناسایی شده - False Alarm = 0.0%		
	پیاده‌سازی عادی	پیاده‌سازی همراه با VCE	درصد بهبود دقت
LSU	۴۹٪	۸۳٪	+۳۴٪
SCLS	۴۵٪	۸۱٪	+۳۶٪
NCLS	۵۸٪	۶۹٪	+۱۱٪
FCLS	۷۳٪	۸۹٪	+۱۶٪
OSP	۴۹٪	۷۷٪	+۲۸٪

نتایج جدول (۱) حاکی از بهبود قابل توجه دقت در تمامی الگوریتم‌های بکارگرفته شده، زمان بکارگیری وزن‌های مناسب برای باندهای طیفی می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود، بهترین دقت به الگوریتم FCLS اختصاص داشته که در هر دو رویکرد استفاده و عدم استفاده از وزن‌دهی باندی، بالاترین دقت‌ها را تامین نموده است. بیشترین سطح بهبود دقت در شناسایی هدف به دو الگوریتم LSU و SCLS اختصاص داشته که به‌نظر می‌رسد این عامل بواسطه‌ی اجرای مستقیم روش VCE در این دو الگوریتم باشد. لازم به یادآوریست که در دو الگوریتم NCLS و FCLS از وزن‌های بدست آمده از الگوریتم‌های LSU و SCLS استفاده شده است.

بواسطه‌ی وجود قیود مطلق در الگوریتم‌های NCLS و FCLS، عدم تطابقی بین بردار باقیمانده برآورد شده از این دو الگوریتم و الگوریتم‌های LSU و SCLS وجود خواهد داشت. به تبع این اختلاف، لزوماً وزن‌های بهینه برای الگوریتم‌های LSU و SCLS از تعمیم‌پذیری قطعی برای الگوریتم‌های NCLS و FCLS برخوردار نخواهد بود. به‌نظر می‌رسد این عامل مذکور، موجب تاثیر کمتر روش بهینه‌سازی وزن در بهبود دقت این دو الگوریتم باشد.

رویگرد مواجهه به مساله و نوع نگاه به فرایند حل آن در الگوریتم OSP از چهار الگوریتم دیگر متفاوت بوده که این عامل به نوعی انتظار تطبیق روش VCE در این الگوریتم را کاهش می‌دهد. با اینحال نتایج بدست آمده حاکی از بهبود مطلوب در دقت الگوریتم OSP در زمان وزن‌دهی باندی می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده و حتی با وجود عدم تطابق‌های ذکر شده، می‌توان ادعا کرد که استفاده از رویکردهای مطرح شده در این تحقیق می‌تواند در بهبود دقت الگوریتم‌های تشخیص هدف موثر باشد.

#### ۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله جایگاه وزن‌دهی به باندهای طیفی در بهبود دقت نتایج پنج الگوریتم آشکارسازی هدف، مورد بررسی قرار گرفت. نتایج پیاده‌سازی بر روی داده‌های شبیه‌سازی شده گویای پتانسیل بالای وزن در بهبود دقت آشکارسازی اهداف بوده که این امر را می‌توان در مورد داده‌های واقعی نیز مورد آزمون و بررسی قرار داد. شبیه‌سازی‌ها نشان داد که استفاده از وزن‌دهی بین باندی در الگوریتم‌های LSU، SCLS، NCLS، FCLS و OSP بطور متوسط بهبود دقتی معادل ۲۵٪ را به همراه خواهد داشت که در نوبه خود غیر قابل اغماض خواهد بود.

لازم به ذکر است که در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف، بواسطه‌ی محدودیت ذاتی در فراوانی مکانی اهداف، رشد اندک در تعداد اهداف شناسایی شده می‌تواند به لحاظ استراتژیک قابل توجه و اثرگذار باشد. بعبارت دیگر، انتظار می‌رود که بواسطه‌ی بهبود دقت کسب شده در داده‌های شبیه‌سازی، در مورد داده‌های واقعی نیز شاهد حداقل، وجود اثر مثبت در این الگوریتم‌ها بود. اما کماکان وجود تحقیقات بیشتر در مورد داده‌های واقعی، ضروری خواهد بود.

#### فهرست منابع

- ۱- مجردی، برات، ۱۳۸۸. استخراج ویژگی به منظور طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی، رساله دکتری، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.
- 2- Chang. C.-I, Heniz. D., 2000, *Constrained Subpixel Target Detection for Remotely Sensed Imagery*, IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, Vol. 38, No. 3, P. 1144 -1159.
- 3- Heniz. D., Chang. C.-I, 2001, *Fully Constrained Least Squares Linear Mixture Analysis for Material Quantification in Hyperspectral Imagery*, IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, Vol. 39, No. 3, P. 529 – 545.
- 4- Ren. H., Chang. C.-I, 2000, *Target Constrained Interference Minimized Approach to Subpixel Target Detection for Hyperspectral images*, Optical Engineering, Vol. 37, No. 5, P. 3138 – 3145.
- 5- Chang. C.-I, Ren. H., 1999, *Linearity Constrained Minimum Variance Beamforming for Target Detection and Classification in Hyperspectral Imagery*, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, P. 1241-1243.
- 6- Mikhail, E., 1976. *Observations and Least Squares*. Harper and Row, Publishers, Inc., New York.
- 7- Ghilani, C.D. and Wolf, P.R., 2006, *Adjustment Computations Spatial Data Analysis*. Fourth Edition. New Jersey : John Wiley, p. 610.
- 8- Amiri-Simkooei, A., 2007, *Least-Squares Variance Component Estimation Theory and GPS Applications*. Rotterdam : Geodesy 64, p. 208, Ph.D. Thesis.
- 9- Bahr, H., Altamimi, Z. and Heck, B., 2007, *Variance Component Estimation for Combination of Terrestrial Reference Frames*. Karlsruhe : University of Karlsruhe (TH).