نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هشتم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۹
Vol.8, No.3, Autumn 2020
۱۰۳ -۱۲۲
مقاله پژوهشی
DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8

بهبود آشکارسازی هدف در تصاویر ابرطیفی از طریق تنظیم وزن باندها و شناسایی اعضای انتهایی در خوشه‌های فضای ویژگی

فاطمه عتیقی[۱]، علیرضا صفدری نژاد[۲*]، روح اله کریمی[۲]

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

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۱۰/۰۳ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۰/۲۹

چکیده

شناسایی اهداف طیفی یکی از کاربردهای استراتژیک در حوزه پردازش داده‌های ابرطیفی بشمار می‌رود. رخداد پدیده‌ها در وسعتی کمتر از یک پیکسل از تصویر منجر به توسعه راهکارهای تجزیه طیفی بمنظور آشکارسازی هدف شده است. معمولاً در الگوریتم‌های تجزیه طیفی وزن باندهای طیفی یکسان در نظر گرفته می‌شود.این در حالی است که عوامل مختلفی همانند تاثیرپذیری متفاوت باندهای طیفی از شرایط اتمسفری، تفاوت در پاسخ طیفی باندها، نویز و تفاوت نسبی در کالیبراسیون رادیومتریکی سنجنده، اثرات متفاوتی را در ثبت اطلاعات هر باند طیفی خواهد داشت. تنظیم وزن باندها در روش‌های تجزیه طیفی اولین رویکرد این تحقیق بمنظور افزایش دقت آشکارسازی هدف می‌باشد. بدلیل پیچیدگی تعیین مستقیم وزن بواسطه عدم اطلاع دقیق از عوامل اثرگذار بر ثبت اطلاعات طیفی، توسعه الگوریتمی مبتنی بر روش تخمین مولفه‌های واریانس بعنوان راهکار تنظیم وزن باندهای طیفی در دستورکار این تحقیق قرار گرفته است. از سوی دیگر، بکارگیری روش‌های تجزیه طیفی بمنظور آشکارسازی هدف مستلزم در اختیار بودن پاسخ طیفی عناصر پس‌زمینه علاوه بر رفتار طیفی اهداف می‌باشد. انتخاب نظارت نشده سیگنال‌های مرتبط با عناصر پس‌زمینه،روش رایج در این زمینه بوده که دومین راهکار توسعه یافته در این مقاله بمنظور بهبود دقت آشکارسازی هدف به آن پرداخته است. یافتن عناصر پس‌زمینه بصورت مجزا برای خوشه‌های فضای ویژگی و بکارگیری آنها بعنوان پس‌زمینه‌های هر خوشه در روند آشکارسازی هدف، راهکار اتخاذ شده در این زمینه می‌باشد. اینکار با جلوگیری از حضور عناصرخالص غیر مرتبط در هر خوشه،منجر به بهبود عملکرد فرایند تجزیه طیفی بمنظور آشکارسازی هدف شده است. راهکارهای پیشنهادی در روش‌های آشکارسازی هدف *UCLSU*، *SCLSU*، *NCLSU* و *FCLSU*پیاده‌سازی شده و نتایج حاکی از موفقیت آنها در بهبود دقت فرایند آشکاسازی هدف بوده است. نتایج نشان دادند که در بهترین انتخاب برای تعداد خوشه‌ها و تعداد عناصر پس‌زمینه، افزایش دقتی تا ۱۷ درصد در نتایج آشکارسازی هدف قابل تامین خواهد بود.

کلید واژه‌ها : تصویربرداری ابرطیفی، آشکارسازی اهداف، تخمین مولفه واریانس، وزن‌دهی باندها، تجزیه طیفی.

* نویسنده مکاتبه کننده: استان مرکزی، تفرش، کیلومتر ۵ جاده تهران، دانشگاه تفرش، کد پستی: ۳۹۵۱۸-۷۹۶۱۱
تلفن: ۰۹۱۲۳۲۵۸۸۵۲

Email: safdarinezhad@tafreshu.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

۱- مقدمه

یکی از کاربردهای بکارگیری تصاویر ابرطیفی، آشکارسازی اهداف طیفی است [۱]. شناسایی هدف بکمک تصاویر ابرطیفی تاکنون برای اهداف مختلفی استفاده شده است. آشکارسازی عناصر آلی موجود در خاک[۲، ۳ و ۴]، آشکارسازی تنش‌های گیاهی [۵ و ۶]، پهنه‌بندی خاک آلوده به فلزات سنگین[۷] و یافتن اهداف زیرپیکسلی [۸ و ۹] نمونه‌هایی از پدیده‌های آشکارسازی شده در این حوزه بشمار می‌روند.

در بسیاری از کاربردهای عملی، اهداف مورد انتظار در وسعتی کمتر از یک پیکسل ظاهر شده و طیف ثبت شده در هر پیکسل متاثر از برهمکنش تمامی پدیده‌های حاضر در آن خواهد بود[۱۰]. آشکارسازی هدف با ابعاد کمتر از وسعت یک پیکسل یکی از چالش‌های موجود در حوزه آشکارسازی هدف بشمار رفته و بکارگیری تکنیک‌های آشکارسازی مبتنی بر تجزیه طیفی بعنوان یکی از راهکارهای مواجهه با این چالش شناخته می‌شوند[۱۱].

در روند تجزیه طیفی، بردار پاسخ طیفی هر پیکسل به‌کمک یک ترکیب خطی از طیف عناصر خالص تشکیل‌دهنده در آن پیکسل برآورد می‌شود [۱]. الگوریتم‌های مختلفی جهت برآورد درصد حضور اهداف در سطح زیر پیکسل توسعه یافته‌اند. بکارگیری قیود واحدبودن مجموع فراوانی عنصر خالص در الگوریتم تشخیص هدف [۱۲ و ۱۳] نامنفی بودن سهم فراوانی اعضای خالص [۱۴و ۱۵] و استفاده همزمان از هر دو قید [۱۶]، نمونه‌ای از نسخه‌های توسعه‌یافته مبتنی بر تجزیه طیفی، بمنظور آشکارسازی اهداف می‌باشند.

با در اختیارداشتن رفتار طیفی هدف/اهداف مورد نظر و اعمال تصحیحات اتمسفری به تصاویر اخذ شده، می‌توان نقشه احتمالاتی رخداد اهداف را در هر پیکسل از تصویر ابرطیفی برآورد نمود. این کار، پیکسل‌های محتمل را متناسب با سهم‌تعلق براورد شده بعنوان هدف از سایر پیکسلها (پس‌زمینه) جداسازی می‌نماید. با اینحال عواملی همچون: ۱- عدم موفقیت راهکارهای تصحیح اتمسفری در باندهای جذبی و مجاور آن، ۲- ماهیت محلی اثرات اتمسفری در فضای تصویر، ۳- ماهیت آماری و تجربی مدل‌های رایج تصحیح اتمسفری، ۴-عدم تاثیرپذیری یکسان باندهای طیفی از جو، ۵- نویزهای داخلی سنجنده، ۶- تفاوت در عرض باندی و پاسخ طیفی باندهای تصویربرداری،۷- عدم قطعیت‌های موجود در کالیبراسیون رادیومتریکی نسبی آرایه‌های حساس به نور، ۸- عدم یکنواختی شاخص نسبتی سیگنال به نویز (*SNR*[۱]) باندها و حتی پیکسل‌ها را می‌توان از دلایل عدم تشابه در دقت ثبت اطلاعات طیفی توسط سنجنده‌های ابرطیفی دانست. از سوی دیگر، رخداد پدیده تنوع طیفی[۲] در ثبت طیف اهداف و همچنین پیچیدگی‌ها و عدم‌قطعیت‌های مرتبط با شناسایی رفتار طیفی اعضای انتهایی پس‌زمینه نیز اعتبار مدل تجزیه خطی را مخدوش می‌سازد.

عمده راهکارهای توسعه یافته در حوزه آشکارسازی هدف، بالاخص روش‌های مبتنی بر تجزیه طیفی نگاه یکسانی را به باندهای طیفی داشته و عملاً تمایز احتمالی دقت میان باندها را در روند آشکارسازی لحاظ نمی‌کنند. از نقطه‌نظر مبانی تخمین به روش کمترین مربعات، تعیین وزن مناسب برای مشاهدات تضمین کننده تخمین نااریب مجهولات و به تبع آن افزایش صحت براورد پارامترهای مجهول خواهد بود[۱۷].

با توجه به اینکه عوامل متعددی منجر به بروز عدم‌قطعیت‌های متمایز در ثبت اطلاعات طیفی در تصاویر ابرطیفی می‌شوند؛ شناسایی و کمی‌سازی این عواملی با هدف تولید مقادیر وزن در تخمین کمترین مربعات امری دشوار و پیچیده است. در تحقیقات معدودی به اهمیت وزن‌دهی به باندهای طیفی در روند تجزیه طیفی پرداخته شده است. تعیین وزن باندهای طیفی در زمان وجود تنوع طیفی بین اعضایی انتهایی

[۱] *Signal to Noise Ratio*

[۲] *Spectral Variability*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

یک نمونه از اقدامات انجام شده در این حوزه بشمار می‌رود [۱۸]. در این تحقیق، وزن باندهای طیفی به میزان بزرگی بازتابندگی طیفی مشاهده شده و نسبت پراکندگی درون کلاسی به پراکندگی میان کلاسی اعضایی انتهایی وابسته شده است. پیاده‌سازی در سطح داده‌های شبیه‌سازی شده یکی از محدودیت‌های این تحقیق محسوب شده و همچنین می‌توان راهکار تخمین‌تنک را بعنوان یک رویکرد جایگزین در چنین شرایطی پیشنهاد داد. در تحقیق دیگری، روش‌های وزن‌دهی متفاوتی برای باندهای طیفی بمنظور انجام فرایند تجزیه خطی وزن‌دار مورد آزمون قرار گرفته شده که در نتایج محدودیت‌ها و مزایایی برای هر روش وزن‌دهی گزارش شده است[۱۹]. در تمامی آزمون‌های انجام شده این تحقیق، علیرغم محدودیت‌های هر یک از روش‌های وزن‌دهی، وزن‌ها ماهیتی پایدار داشته و اقدامی بمنظور بهینه‌سازی مقادیر وزن انجام نشده است. در این تحقیق با انتخاب وزن‌های اولیه برای باندهای طیفی بکمک تخمین ماتریس کواریانس نویز، از روش تخمین مولفه‌های واریانس بمنظور اصلاح و بهینه‌سازی وزن باندهای طیفی استفاده شده است [۲۰]. روش‌های تخمین‌مولفه‌های واریانس بمنظور اصلاح نسبی وزن دسته‌های مشاهداتی همگن در تخمین کمترین مربعات توسعه یافته‌اند. با توجه به پیچیدگی دسته‌بندی مشاهدات طیفی به دسته‌های همگن، راهکاری تکراری برای این موضوع اتخاذ شده است.

از سوی دیگر، در روش‌های آشکارسازی هدف مبتنی بر تجزیه طیفی علاوه بر طیف هدف/اهداف، پاسخ طیفی عناصر خالص موجود در صحنه تصویربرداری مورد نیاز است. عدم شناسایی صحیح و کامل آنها روند تجزیه طیفی را با عدم قطعیت روبرو می‌سازد. تاکنون روش‌های مختلفی با هدف شناسایی عناصر خالص توسعه یافته که از دو رویکرد نظارت شده و نظارت نشده تبعیت می‌کنند. با توجه به هزینه‌های اجرایی شناسایی نظارت شده عناصر خالص در یک صحنه تصویربرداری، رویکردهای نظارت نشده بعنوان راهکارهای جایگزین و اقتصادی شناخته می‌شوند.

در یک صحنه پیچیده تصویربرداری، انتظار رخداد کلاس‌های مختلفی از پدیده‌ها وجود داشته که طبعاً پیچیدگی توزیع نمونه‌ها در فضای ویژگی را بدنبال خواهد داشت. ساده‌سازی فضای ویژگی از طریق خوشه‌بندی به نمونه‌هایی با رفتار نسبتاً مشابه می‌تواند در تحلیل نمونه‌های هر خوشه و همچنین یافتن پایه‌های مناسب برای هرخوشه، عدم قطعیت کمتری را فراهم آورد. بعبارت بهتر، به نظر می‌رسد شناسایی عناصر پس‌زمینه بصورت محلی در فضای ویژگی و اجتناب از انتخاب عناصر خالص غیر موثر در بازسازی یک سیگنال می‌تواند از احتمال مشارکت نادرست آنها را در روند تجزیه طیفی بکاهد. برای این منظور و در این مقاله، بعد از خوشه‌بندی فضای ویژگی، اعضای انتهایی هر خوشه با استفاده از عملگر تصویرکننده به زیر فضای متعامد (OSP[۱]) و طی الگوریتمی تکراری شناسایی می‌شوند. این الگوریتم از الگوریتم $ATGP$[۲] در شناسایی اعضای انتهایی الهام گرفته شده است [۱].

با توضیحات ذکر شده، موارد نوآورانه‌ای که در این تحقیق بمنظور بهبود فرایند آشکارسازی هدف مطرح و پیاده‌سازی شده شامل: ۱- بکارگیری وزن در ساختار روش‌های تجزیه طیفی و بهینه‌سازی آن بکمک روش تخمین مولفه‌های واریانس، ۲- ارائه راهکاری بمنظور دسته‌بندی مشاهدات طیفی همگن بصورت تکراری، ۳- محلی‌سازی روند شناسایی عناصر پس‌زمینه از طریق خوشه‌بندی فضای ویژگی و ۴- ارائه الگوریتمی بمنظور شناسایی عناصر خالص پس‌زمینه با در نظر گرفتن رفتار طیفی هدف، می‌باشند. ساختار این مقاله مشتمل برپنج بخش بوده که بعد از بخش مقدمه، داده‌های مورد استفاده در این تحقیق بهمراه پیش‌پردازش‌های

[۱] *Orthogonal Subspace Projection*

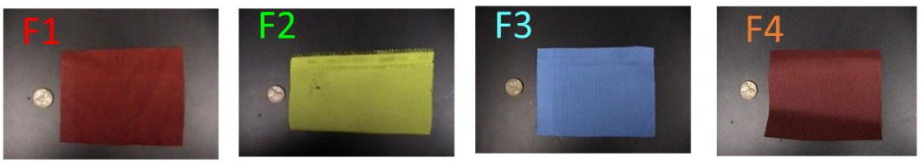
[۲] *Automatic Target Generation Process*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

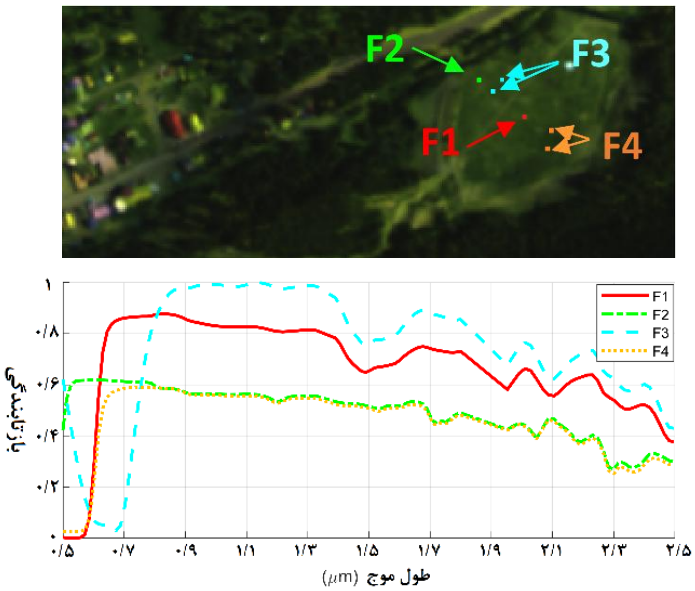
صورت گرفته در آنها تشریح شده است.تشریح راهکارپیشنهادی در بخش سوم ارائه شده و نتایج پیاده سازی و همچنین ارزیابی آن در بخش چهارم انجام شده است. آخرین بخش از این مقاله به به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات اختصاص دارد.

۲- داده مورد استفاده و پیش‌پردازش‌ها

داده مورد استفاده دراین مطالعه، یک تصویر فراطیفی اخذ شده توسط سنجنده های‌مپ (*HyMap*) بوده که شامل ۱۲۶ باند طیفی است. این تصویر دربرگیرنده مناطق جنگلی و شهری بر فراز شهر کوک واقع در ایالت مونتانا در ایالات متحده آمریکا بوده که در سال ۲۰۰۶ اخذ شده است. بازه طیفی سنجنده های‌مپ بین ۰/۴۵ تا ۲/۵ میکرومتر بوده و حد تفکیک مکانی تصویر استفاده شده معادل ۳ متر می‌باشد. تصحیحات رادیومتریکی، هندسی و اتمسفری لازم به این تصویر اعمال شده و تصویر در قالب بازتابندگی سطح و به شکل زمین‌مرجع شده منتشر شده است[۲۱ و ۲۲]. این داده از طریق مرجه این جمله در دسترس می‌باشد[۲۳]. در این تصویر چهار قطعه پارچه رنگی متفاوت (از نقطه‌نظر جنس و منحنی رفتار طیفی) بعنوان هدف و با ابعاد زیرپیکسلی در موقعیت‌های خاصی در تصویر قرار داشته که موقعیت و طیف کتابخانه‌ای آنها موجود است. شکل(۱) نمایی از چهار پارچه رنگی بهمراه طیف کتابخانه‌ای آنها را نمایش می‌دهد. این اهداف طیفی در ادامه مقاله با نام‌های *F1* تا *F4* شناخته می‌شوند. نمایی از یک ترکیب رنگی تشکیل شده با باندهای با طول موج مرکزی ۴۵۴، ۱۰۱۵ و ۱۷۵۲ نانومتر از تصویر به همراه محل حضور اهداف در تصویر در شکل(۲) نمایش داده شده است.



شکل ۱: چهار هدف مورد نظر برای شناسایی با نام‌های فیبر۱، ۲، ۳ و ۴

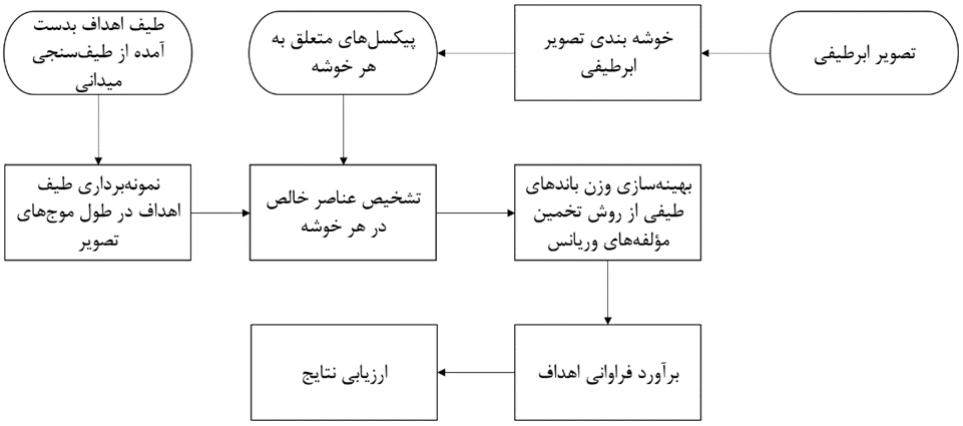


شکل۲: بالا) طیف اهداف موجود در تصویر بدست آمده از طیف‌سنجی- پایین) نمایی از یک ترکیب رنگی تصویر ابرطیفی به همراه جانمایی اهداف.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

۳- روش پیشنهادی

همانطور که در بخش مقدمه به آن اشاره شد، دو رویکرد کلی در توسعه روش پیشنهادی این تحقیق مد نظربوده است. تنظیم وزن باندهای طیفی در روند تجزیه طیفی و همچنین یافتن عناصر پس‌زمینه بصورت محلی در فضای ویژگی این دو رویکرد می‌باشند. ساختار کلی روش پیشنهادی در شکل (۳) ارائه شده است.



شکل۳: فلوچارت کلی تحقیق روش پیشنهادی

همانطور که در شکل(۳) مشاهده می‌شود، در سازوکار پیشنهادی ابتدا تصویر ابرطیفی خوشه‌بندی شده و برای هر خوشه بطور مجزا عناصر خالص پس‌زمینه با مشارکت رفتار طیفی اهداف شناسایی می‌شود.

در ادامه: ۱- هر یک از پیکسل‌های واقع در هر خوشه
۲- طیف عناصر خالص پس‌زمینه مرتبط با آن خوشه و
۳- طیف اهداف طیفی در روند تجزیه طیفی قرار گرفته و سهم تعلق مربوط به اهداف طیفی برای تمام نمونه‌های آن خوشه محاسبه می‌شود.

الگوریتم‌های تجزیه طیفی متناسب با قیودی که به آنها اعمال می‌شود به چهار روش:

۱- تجزیه طیفی خطی بدون قید ($UCLSU$[۱])،
۲- تجزیه طیفی خطی با قید واحد شدن مجموع سهم‌ها ($SCLSU$[۲])،
۳- تجزیه طیفی خطی با قید نامنفی شدن سهم‌ها ($NCLSU$[۳])
۴- تجزیه طیفی خطی با قید کامل ($FCLSU$[۴]) دسته‌بندی می‌شوند[۱].

ساده‌ترین روش $UCLSU$ بوده که عناصر خالص پس‌زمینه ($[Bg]$) و اهداف طیفی($[Tg]$) همزمان ساختار ماتریس ضرایب مجهولات ($[M]$) را تشکیل داده و بردار طیف ثبت شده در هر پیکسل (l) بعنوان بردار مشاهدات در نظر گرفته می‌شود(رابطه (۱)).

در رابطه(۱)، $k1$ تعداد عناصر خالص پس‌زمینه، $k2$ تعداد اهداف طیفی، v بردار باقیمانده‌های فرایند تجزیه طیفی، l بردار مشاهدات طیفی، α بردار سهم‌تعلق‌ها، α_{Bg} سهم‌تعلق‌های مرتبط با عناصر خالص پس‌زمینه، α_{Tg} سهم‌تعلق‌های مرتبط با اهداف طیفی و b تعداد باندهای تصویر ابرطیفی هستند. تخمین α_{Tg} هدف فرایند آشکارسازی مبتنی بر تجزیه طیفی است.

[۱] *Unconstrained Linear Spectral Unmixing*

[۲] *Sum to one Constrained Linear Spectral Unmixing*

[۳] *Non-negativity Constrained Linear Spectral Unmixing*

[۴] *Fully Constrained Linear Spectral Unmixing*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

$$l_{b\times1}+v_{b\times1}=\left[M\right]_{b\times(k1+k2)}\times\alpha_{(k1+k2)\times1}=\left[\left[Bg\right]_{b\times k1}\left[Tg\right]_{b\times k2}\right]_{b\times(k1+k2)}\times\left[\alpha_{Bg}^{T},\alpha_{Tg}^{T}\right]^{T}$$ رابطه (۱)

نسخه‌های دیگر روش‌های تجزیه طیفی صرفاً با اعمال قیودی به روش *UCLSU* توسعه یافته‌اند. برابر با یک شدن مجموع سهم تعلق‌ها و نامنفی بودن آنها دو قید مطلقی بوده که استفاده منفرد آنها به ترتیب منجر به توسعه روش‌های *SCLSU* و *NCLSU* شده است[۱]. بکارگیری همزمان این دو قید *FCLSU* نامیده می‌شود.

لازم به ذکر است که در روش پیشنهادی از خوشه‌بندی *k-means* بعنوان راهکار خوشه‌بندی فضای ویژگی استفاده شده است. بدیهی است که انتخاب تعداد خوشه‌ها در این روش خوشه‌بندی متناسب با تنظیم کاربر صورت گرفته و توسعه راهکاری بمنظور یافتن خودکار این تعداد در دستورکار تحقیقات آتی قرار دارد.

در ادامه، سازوکار مربوط به شناسایی عناصر پس‌زمینه در بخش ۳-۱، الگوریتم بهینه‌سازی ماتریس وزن بمنظور بکارگیری در روشهای تجزیه طیفی در بخش ۳-۲ و معرفی روش‌های تجزیه‌طیفی و نحوه استفاده از آنها در روند بهینه‌سازی وزن در بخش ۳-۳ تشریح شده است.

۳-۱- شناسایی عناصر پس‌زمینه

در این بخش سازوکار استفاده شده بمنظور شناسایی عناصر خالص کلاس زمینه تشریح شده است. این روش به ازای هر خوشه از فضای ویژگی تکرار می‌گردد. راهکار توسعه‌یافته الهام گرفته شده از روش *ATGP* [۱] در شناسایی اعضای انتهایی بوده که بمنظور تطبیق با هدف این تحقیق (آشکارسازی هدف) و همچنین لحاظ کردن وزن مشاهدات در روند تجزیه طیفی دچار تغییرات اندکی شده است.

الگوریتم *ATGP* یک راهکار تکراری بمنظور یافتن عناصر خالص در فضای ویژگی است. این راهکار منجر به تولید راستای مجازی در فضای ویژگی نشده و صرفاً انتخاب اعضای خالص را از میان نمونه‌های واقع در فضای ویژگی دنبال می‌کند. در این روش، ابتدا نمونه‌ای که بیشترین فاصله را نسبت به مبداء فضای ویژگی دارد (روشن‌ترین پیکسل)، بعنوان نخستین عضو خالص انتخاب می‌شود. در هر بار انتخاب یک عضو خالص جدید، فرایند تجزیه طیفی تمامی نمونه‌های موجود در فضای ویژگی تکرار می‌شود. در این روند تکراری، نمونه‌ای از فضای ویژگی که بکمک عناصر خالص شناسایی شده، بزرگترین بردار باقیمانده را در فرایند تجزیه طیفی کسب نماید بعنوان عنصر خالص جدید انتخاب می‌شود. تکرار در این الگوریتم با یکی از دو شرط: ۱- بیشینه تعداد عناصر خالص شناسایی شده و یا ۲-تجاوز نکردن نرم هیچ یک از بردارهای باقیمانده از یک حدآستانه مشخص، خاتمه می‌یابد. سازوکار الگوریتم *ATGP* در این تحقیق بمنظور بکارگیری در فرایند آشکارسازی هدف با دو تغییر روبرو بوده است. این دو تغییر: ۱- بکارگیری ماتریس وزن تقریبی مشاهدات طیفی در روند تجزیه طیفی و به تبع آن براورد بردارهای باقیمانده و ۲- بکارگیری طیف هدف/اهداف بعنوان اولین عناصرخالص و افزوده شدن سایر عناصرخالص به آنها، می‌باشند. در ادامه شبه‌کد اجرای این روش ارائه شده است. این شبه‌کد به ازای نمونه‌های هر خوشه از فضای ویژگی تکرار شده و بدین ترتیب عناصر خالص هر خوشه شناسایی می‌گردد.

همانطور که قبلاً ذکر شد و در شبه‌کد (الگوریتم ۱) نیز دیده می‌شود؛ در روند تخمین کمترین مربعات بمنظور شناسایی عناصرخالص پس‌زمینه از ماتریس وزن استفاده شده است. این ماتریس در این مرحله بصورت اولیه به شکلی که در ادامه تشریح شده براورد می‌گردد. لازم به ذکر است که مقادیر وزن بدست آمده در این مرحله در گام دوم نیز (بهینه‌سازی وزن در الگوریتم‌های تجزیه طیفی) بعنوان ماتریس اولیه وزن مورد استفاده می‌گیرند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

الگوریتم ۱: شناسایی عناصرخالص پس‌زمینه مربوط به هر خوشه از فضای ویژگی

ورودی‌ها: طیف تمامی پیکسل‌های مرتبط با یک خوشه با تعداد k عضو $L=\{l_1,l_2,\ \ldots,l_k\}$

ماتریس ستونی متشکل از طیف هدف/اهداف طیفی($[Tg]_{b\times k2}$)

ماتریس وزن باندهای طیفی($[W]_{b\times b}$)

حدآستانه‌های مربوط به تعداد بیشینه عناصر پس‌زمینه ($NrBg$) و نرم بردار باقیمانده‌ها ($Th_{||v||}$)

خروجی: ماتریس ستونی متشکل از طیف عناصر خالص پس‌زمینه مربوط به خوشه معرفی شده در داده ورودی($[Bg]$)

۱ انتخاب ماتریس $[Tg]$بعنوان ماتریس M (رابطه (۱))
۲ شروع تکرار به ازای متغیر i از ۱ تا $NrBg$
۳ | محاسبه $\mathrm{P}_{b\times b}=\mathrm{I}_{b\times b}-\mathrm{M}\left(\mathrm{M}^{\mathrm{T}}\mathrm{W}\mathrm{M}\right)^{-1}\mathrm{M}^{\mathrm{T}}\mathrm{W}$
۴ | محاسبه بردار باقیمانده(v) برای هر عضو از مجموعه L بکمک رابطه $j=1, 2, \ldots, k; v_j=P\times l_j$
۵ | محاسبه نرم دوم بردارهای v_i و تولید مجموعه $\mathrm{V}=\left\{\|\mathrm{v}_1\|_2,\ \|\mathrm{v}_2\|_2,\ \ldots,\ \|\mathrm{v}_k\|_2\right\}$
۶ | اگر تمامی اعضای مجموعه Vاز $Th_{||v||}$ کوچتر بودند، اتمام حلقه و در غیر اینصورت:
۷ | . یافتن بزرگترین عضو مجموعه Vو انتخاب بردار طیفی متناظر آن از مجموعه Lبا نام l_i
۸ | . افزودن بردار طیفی l_i به ساختار ماتریس M به شکل $M = [M, l_i]$
۹ پایان حلقه تکرار
۱۰ جداسازی ستون‌های غیرTgاز ماتریسMبعنوان$[Bg]$

بمنظور دستیابی به یک تخمین اولیه از واریانس نویزه باند از تصویر ابرطیفی، هر باند به‌کمک یک مدل رگرسیون خطی متشکل از سایر باندهای تصویر از طریق روش کمترین مربعات تخمین زده می‌شود. در این روند، معکوس واریانس مربوط به مقادیر باقیمانده حاصل از این مدل رگرسیونی بعنوان وزن آن باند لحاظ می‌گردد. این راهکار در گذشته بمنظور براورد ماتریس کواریانس نویز در تبدیلاتی همچون MNF[۱] استفاده شده است[۲۴].

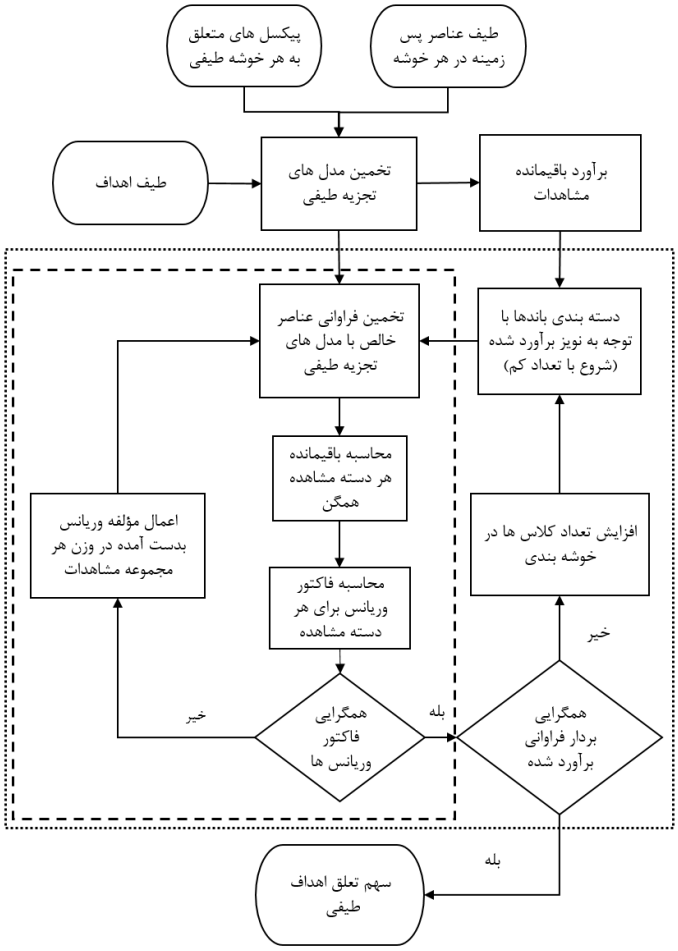
۳-۲- بهینه‌سازی ماتریس وزن درالگوریتم‌های تجزیه طیفی

روش تخمین مولفه‌های واریانس راهکاری آماری برپایه تخمین کمترین مربعات بوده که در آن آماره‌های ماتریس وزن بصورت نسبی تنظیم می‌شوند. مولفه‌های واریانس کمیت‌های اسکالری بوده که نقش مقیاس را برای واریانس‌های مرتبط با مشاهدات همگن در ساختار ماتریس کواریانس ایفا می‌نمایند. سازوکار روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس از دو بخش اصلی تشکیل شده است. دسته‌بندی مشاهدات به مجموعه‌های مشاهداتی همگن و براورد فاکتور واریانس مرتبط با هر دسته ازمشاهدات همگن، این دو بخش اصلی را در بر می‌گیرد. بطورمعمول، دسته‌بندی مشاهدات به دسته‌های همگن از قبل معلوم بوده و صرفاً این الگوریتم‌ها به تخمین مولفه‌های واریانس می‌پردازند. در این تحقیق از روش مبتنی بر اعداد آزادی بمنظور براورد مولفه‌های واریانس استفاده شده است. اما با توجه به اینکه راهکاری قطعی بمنظور دسته‌بندی مشاهدات طیفی به دسته‌های مشاهداتی همگن وجود ندارد؛ از راهکاری تکراری که درگذشته نیز برای این منظور توسعه‌یافته در این تحقیق استفاده شده است[۲۵]. فلوچارت روند بهینه‌سازی وزن در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف مبتنی بر تجزیه طیفی

[۱] *Minimium Noise Fraction*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

درشکل(۴) ارائه شده است. توضیحات مرتبط با اجزای این الگوریتم درادامه تشریح شده است.



شکل۴: فلوچارت روش بهینه‌سازی وزن در روش‌های تجزیه طیفی

در الگوریتم پیشنهادی (شکل (۴))، برای هر پیکسل از تصویر ابرطیفی متناسب با خوشه‌ای که به آن تعلق دارد، از طیف عناصر پس‌زمینه مرتبط با آن خوشه در روند تجزیه طیفی بهره گرفته می‌شود. این الگوریتم یک فرایند تکراری بوده که از دو حلقه تکرار تو در تو تشکیل شده است (کادرهای نقطه‌چین وخط‌چین در شکل(۵)). حلقه درونی به روند همگرایی مولفه‌های واریانس اختصاص داشته وحلقه بیرونی به روند افزایشی دسته‌بندی مشاهدات به مجموعه‌های مشاهداتی همگن اختصاص دارد. این دو مورد به ترتیب در بخش‌های ۳-۲-۱ و ۳-۲-۲ به تفصیل تشریح شده‌اند.

۳-۲-۱- تخمین مولفه‌های واریانس به‌کمک روش مبتنی بر اعداد آزادی

در شرایط وجود تمایز نسبی میان دقت مشاهدات، تعیین نادرست این تمایز نسبی در ساختار ماتریس وزن منجر به براورد نادرستی از پارامترهای مجهول می‌گردد. هدف در روش‌های *VCE*[1] تعیین مولفه‌های واریانس مشاهدات همگن (مشابه از منظر دقت) در ساختار ماتریس کواریانس مشاهدات می‌باشد. با دسته‌بندی مشاهدات موجود در یک دستگاه معادلات(l) به مجموعه‌های همگن از نظر دقت

[1] *Variance Components Estimation*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

(رابطه(۲))، در این تکنیک با تجزیه ماتریس کواریانس به شکل رابطه(۳) برای هر دسته از مشاهدات مشابه یک مولفه واریانس محاسبه می‌گردد[۲۶]. در رابطه(۳)، C_{ll}ماتریس کواریانس مشاهدات، m تعداد دسته مشاهدات همگن، U_iماتریس مربعی با ابعاد فضای مشاهدات ($b\times b$) مطابق ساختار موجود در رابطه(۴) وσ_i^2 مولفه واریانس مربوط به مجموعه مشاهدات همگنiام از کل مشاهدات موجود در دستگاه معادلات می‌باشند.

رابطه(۲)
$$l=\left[l_1^T, l_2^T, \ldots, l_m^T\right]^T$$

رابطه(۳)
$$C_{ll}=\sum_{i=1}^{m}\sigma_i^2 U_i$$

رابطه (۴)
$$U_1=\begin{bmatrix}[Q_1] & 0 & \ldots & 0\\ 0 & 0 & \ldots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ , & 0 & \ldots & 0\end{bmatrix}_{b\times b},\ U_2=\begin{bmatrix}0 & 0 & \ldots & 0\\ 0 & [Q_2] & \ldots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ , & 0 & \ldots & 0\end{bmatrix}_{b\times b},\ \ldots,\ U_m=\begin{bmatrix}0 & 0 & \ldots & 0\\ 0 & 0 & \ldots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ , & 0 & \ldots & [Q_m]\end{bmatrix}_{b\times b}$$

در رابطه(۴)، $Q_i, (i=1, 2, \ldots, m)$، زیرماتریس‌هایی از ماتریس کوفاکتور[1] مشاهدات بوده که متناظر با دسته مشاهدات همگن i ام از بردار مشاهدات l می‌باشند.

با در نظر گرفتن دستگاه معادلات خطی مربوط به تجزیه طیفی به صورت رابطه(۱)، درصورتی که $W=C_{ll}^{-}$[1]، به عنوان ماتریس وزن مشاهدات در نظر گرفته شود، ماتریس R به عنوان ماتریس آزادی از طریق رابطه(۵) محاسبه شده که در آن I ماتریس واحد[2] می‌باشد[۲۶].

رابطه(۵)
$$R=I-M\times(M^{\mathrm{T}}\times W\times M)^{-1}\times M^{\mathrm{T}}\times \mathrm{W}$$

ماتریس R تبدیلی بوده که فضای مشاهدات را به فضای باقیمانده‌ها منتقل می‌سازد. به عناصر قطر اصلی این ماتریس اعداد آزادی[3] اطلاق شده که در بازه $[0,1]$ قرار دارند. بعد از حل دستگاه معادلات با وزن‌های اولیه و محاسبه بردار باقیمانده‌ها، مولفه واریانس ($\hat{\sigma}_i^2$) برای هر یک از مجموعه مشاهدات همگن از طریق رابطه(۶) محاسبه می‌شود[۲۶].

رابطه(۶)
$$\hat{\sigma}_i^2=\frac{v_i^T \mathrm{W}_i v_i}{n_i-\mathrm{tr}\left((\mathrm{M}^T\mathrm{WM})^{-1}\mathrm{M}_i^T\mathrm{W}_i\mathrm{M}_i\right)}\quad i=1,2,\cdots,m$$

در رابطه (۶)، v_i باقیمانده مجموعه مشاهدات i ام، W_i و M_i به ترتیب زیرماتریس‌هایی از ماتریس وزن و ماتریس M که متناظر با مجموعه مشاهدات i ام بوده، n_i معادل تعداد مشاهدات موجود در مجموعه مشاهدات iام و $\underline{\boldsymbol{tr}}$ عملگر محاسبه اثر ماتریس می‌باشند. در رابطه (۶) عبارت موجود در مخرج کسر، معادل مجموع اعداد آزادی مربوط به مجموعه مشاهدات iام بوده و از این روی به این روش تخمین مولفه واریانس، روش استفاده از اعداد آزادی اطلاق می‌گردد [۱۷]. در این روش، بصورت تکراری مقادیر موجود در ماتریس C_{ll} مطابق رابطه (۳) بوسیله مقادیر محاسبه‌شدهσ_i^2 تصحیح شده و این فرایند تا زمان همگرایی مقادیر فاکتور واریانس‌ها به عدد یک ادامه می‌یابد.

[1] *Cofactor*
[2] *Identity Matrix*
[3] *Redundancy Numbers*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

شاخص آماری مورد استفاده در ارزیابی همگرایی مولفه‌های واریانس در هر تکرار از بهینه‌سازی وزن از طریق رابطه (۷) محاسبه می‌شود.

$$F=\sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{m}(\sigma_i^2-1)^2}{m+1}} \qquad \text{رابطه(۷)}$$

در هنگام پیاده‌سازی تکنیک *VCE*، ملاک ارزیابی همگرایی نزدیک شدن شاخص F به صفر بودن که در این تحقیق حد آستانه ۰٫۰۰۱ انتخاب شده است. در رابطه (۷)، σ_0^2 فاکتور واریانس ثانویه بوده که از طریق رابطه (۸) محاسبه می‌شود.

$$\sigma_0^2=\frac{v^T\mathrm{W}v}{\mathrm{tr(R)}} \qquad \text{رابطه(۸)}$$

علت افزودن آماره فاکتور واریانس ثانویه در برآورد شاخص همگرایی F، اثرگذاری ملاک ارزیابی صحت ماتریس وزن در روند همگرایی مولفه‌های واریانس می‌باشد. آماره فاکتور واریانس ثانویه در صورت: ۱- صحت مدل ریاضی، ۲- عدم وجود خطای فاحش در مجموعه مشاهدات و ۳- تعریف صحیح مقادیر وزن مشاهدات، مقدار عددی نزدیک به یک خواهد داشت[۱۷].

با استناد به موارد مطرح شده،براورد مولفه‌های واریانس نیازمند اعداد آزادی و باقیمانده‌های تخمین زده شده به ازای هر مشاهده از بردار l است. در روش‌هایی که تخمین کمترین مربعات توام با اعمال قیود مطلق و اضافی است؛ ماتریس آزادی به شکل رابطه(۵) قابل براورد نخواهد بود. این موضوع در مورد اعمال قیود نامساوی (مثبت بودن سهم‌تعلق‌ها در روند تجزیه طیفی) با پیچیدگی های بیشتری روبروست. در چنین شرایطی با توجه به امکان براورد بردار باقیمانده‌ها در زمان بکارگیری قیود اضافی، از مقادیر اعداد آزادی متناظر با زمان عدم وجود قید جهت تخمین مولفه‌های واریانس استفاده شده است. جزئیات اجرایی طراحی شده برای بکارگیری روش *VCE* در هر یک از روش‌های تجزیه طیفی در بخش ۳-۳ ارائه شده است.

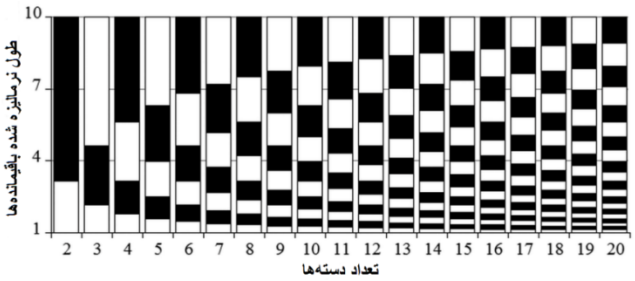
۳-۲-۲- روند افزایشی تفکیک مشاهدات به دسته‌های مشاهداتی همگن

پیش‌نیاز استفاده از روش *VCE* تفکیک باندهای طیفی به دسته‌های همگن است. با توجه به توضیحات ذکر شده در بخش ۳-۲-۱، تقسیم‌بندی می‌بایست به گونه‌ای صورت گیرد که باندهای با رفتار نویز و عدم‌قطعیت مشابه در دسته‌های مشاهداتی همگن قرار گیرند. در صورت عدم دسته بندی مناسب مشاهدات در مدل تجزیه طیفی (رابطه(۱))، فرآیند تکراری *VCE*بمنظور برآورد وزن نسبت‌های نادرستی را برای وزن مشاهدات براورد می‌سازد. این موضوع می‌تواند مقادیر براورد شده برای مجهولات را تحت‌الشعاع قرار دهد.

راهکار استفاده شده در این تحقیق بمنظور دستیابی به دسته‌بندی مناسب باندهای طیفی قبلاً در [۲۵] بمنظور چالش نسبتاً مشابهی استفاده شده است. در این مقاله نیز، پس از شناسایی عناصر پس‌زمینه برای هر خوشه، فراوانی اعضای خالص (پس‌زمینه و اهداف) از روش کمترین مربعات تخمین زده می‌شود. ماتریس کواریانس اولیه برای این اقدام از طریق واریانس نویز بدست آمده از مدل رگرسیونی تولید می‌گردد (بخش ۳-۱). در این روند باقیمانده‌های بدست آمده برای هر پیکسل و در هر باند، بعنوان نویز موجود در باندهای طیفی تلقی می‌شود. در دسته‌بندی بکارگرفته شده، باقیمانده‌های بدست آمده ابتدا در بازه ۱ تا ۱۰ نرمال‌سازی می‌گردند. در ادامه، باقیمانده‌های نرمال‌شده به بازه‌های مساوی در مقیاس لگاریتمی تفکیک شده و باقیمانده‌های متناظر با هر بازه، بعنوان یک دسته مشاهداتی همگن شناسایی می‌شوند. شکل (۵) نحوه دسته‌بندی مقادیر نرمال‌شده باقیمانده را به ازای دو تا ۲۰ دسته مشاهداتی به‌کمک رنگ‌های مشکی و سفید نشان می‌دهد[۲۷]. از آنجاییکه تعداد مناسب دسته‌های مشاهداتی همگن مشخص نیست؛ این تعداد در یک فرآیند تکراری تعیین می‌گردد. در ابتدا دسته بندی با دو دسته آغاز شده و در ادامه فراوانی عناصر پس‌زمینه و هدف همزمان با مؤلفه‌های

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

واریانس برای دسته‌های مشاهداتی همگن برآورد می‌شود. در هر تکرار، تعداد دسته‌ها یک واحد افزایش یافته و مجدد شناسایی مشاهدات واقع در دسته‌های مشاهداتی همگن و فرآیند تجزیه طیفی تکرار می‌گردد. معیار همگرایی از نظر تعداد دسته‌های مشاهداتی همگن، عدم تغییر در مقادیر فراوانی‌های بدست آمده از مدل تجزیه طیفی در تکرارهای متوالی انتخاب شده است. سازوکار این روند تکراری در فلوچارت شکل (۴) در قالب حلقه تکراری بیرونی مشخص شده است.



شکل ۵: دسته‌بندی لگاریتمی بر حسب طول نرمال شده باقیمانده‌ها (۲ تا ۲۰ دسته)

۳-۳- سازوکار بهینه‌سازی وزن در الگوریتم‌های تجزیه طیفی

با در اختیار داشتن طیف عناصر پس‌زمینه و هدف/اهداف، می‌توان طبق مدل تجزیه طیفی ارائه شده در رابطه(۱)، فراوانی هر یک از اعضای پس‌زمینه و اهداف را بکمک روش کمترین مربعات، برآورد نمود. در این راهکار قیدی به فرایند کمترین مربعات افزوده نشده و سازوکار تخمین مولفه‌های واریانس منطبق بر مبانی تئوری مطرح در بخش ۳-۲-۱ خواهد بود. در سایر روش‌های آشکارسازی هدف مبتنی بر تجزیه طیفی، قیودی به این مدل مشاهداتی افزوده می‌شود. در این بخش راهکار انطباق دادن فرایند *VCE* در هر یک از روش‌های مقید تجزیه طیفی تشریح شده است. بدیهی است که راهکارهای توسعه یافته در مورد روش‌های *SCLSU*، *NCLSU* و *FCLSU* همگی ابتکاری و تحقیقاً غیر قطعی خواهند بود. بعبارت بهتر، راهکار پیشنهاد شده از انطباق تئوریک صد در صدی با روش *UCLSU* برخوردار بوده اما در مورد سایر روش‌های مقید تجزیه طیفی با اقماض‌هایی از مبانی تئوریک روش *VCE* و کمترین مربعات روبرو خواهد بود.

۱) سازوکار استفاده از تکنیک *VCE* در مدل *SCLSU*

در الگوریتم تشخیص هدف *SCLSU*، علاوه بر معادلات رابطه (۱)، قیدی مطلق مبنی بر واحد بودن مجموع فراوانی‌های برآورد شده، به دستگاه معادلات افزوده می‌گردد (رابطه (۹)).

$$\sum_{i=1}^{k_1+k_2} \alpha_i = 1 \qquad \text{رابطه(۹)}$$

در هنگام استفاده از روش *VCE*، این قید بصورت یک شبه‌مشاهده به مجموعه معادلات اضافه می‌شود. بدین ترتیب یک سطر متناظر با این قید با مقادیر یک به ماتریس M افزوده خواهد شد (رابطه (۱۰)).

رابطه(۱۰)

$$E = [1,1,...1]_{1\times(k_1+k_2)} \quad M_{SCLS} = \begin{bmatrix} E \\ M \end{bmatrix}_{b+1\times e}$$

در روند برآورد مولفه‌های واریانس، این شبه‌مشاهده معادل با یک دسته مشاهداتی همگن تلقی شده و وزن مناسب (میزان اثرگذاری این قید در روند براورد فراوانی‌ها) با آن بکمک تکنیک *VCE* براورد می‌شود. مقدار اولیه این وزن در هنگام بکارگیری روش *VCE* معادل با بیشینه وزن مشاهدات طیفی خواهد بود.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

۲) سازوکار استفاده از تکنیک *VCE* در مدل *NCLSU*

در روش *NCLS*، فراوانی اهداف و عناصر پس‌زمینه با اعمال قیدی مبنی بر نامنفی بودن براورد می‌شوند (رابطه (۱۱)).

$$i = 1, 2, ..., k_1 + k_2 \quad \forall \alpha_i > 0, \qquad \text{رابطه(۱۱)}$$

به‌منظور اعمال قیود نامساوی راهکارهای صریح ریاضی وجود نداشته و برای چنین شرایطی تکنیک‌های تکراری و ابتکاری توسعه می‌یابد. در روش پیشنهادی، با الهام گرفتن از روش باردا در یافتن مشاهدات توام با خطای فاحش [۱۷] در روندی تدریجی و در تکرارهای متوالی بردار طیفی عناصر متناظر با منفی‌ترین سهم فراوانی از ساختار ماتریس M حذف می‌گردند. این روند تدریجی تا زمانیکه تمامی مقادیر فراوانی مثبت شوند ادامه می‌یابد. در انتها به ترتیب و تک به تک، بردار عناصر طیفی حذف شده به ماتریس M اضافه می‌گردد. در صورتیکه افزودن یک بردار طیفی منجر به ظهور فراوانی منفی شود آن بردار بطور کلی حذف شده و در صورت مثبت ماندن تمامی مقادیر فراوانی، آن بردار طیفی به مجموعه M باز خواهد گشت. در انتها، ماتریس M پالایش شده محاسبه می‌گردد. بدلیل پیچیده شدن بیش از حد تلفیق همزمان تبدیل *VCE* با روند کاهشی بردار عناصر خالص، صرفاً بعد از تولید ماتریس M پالایش شده روش *VCE* بکارگرفته می‌شود. تغییر مقادیر فراوانی بعد از اعمال تکنیک *VCE* امری محتمل بوده که این موضوع مادامیکه منجر به مقادیر منفی نگردد؛ مشکل ساز نخواهد بود. در صورت رخداد فراوانی‌های منفی بعد از اعمال تکنیک *VCE* وزن‌های بدست آمده در مرحله قبل بعنوان وزن اولیه در شروع پالایش ماتریس M در مدل *NCLSU* می‌شود.

۳) سازوکار استفاده از تکنیک *VCE* در مدل *FCLS*

در این روش، همزمان دو قید نامنفی بودن و برابر واحد بودن مجموع فراوانی‌ها لحاظ می‌گردد. بنابراین، رویکرد بکارگرفته شده تلفیقی از دو روش *NCLSU* و *SCLSU* خواهد بود. بعبارت بهتر، در این بخش با اضافه نمودن قید واحد شدن مجموع فراوانی‌ها بصورت وزندار به مجموعه مشاهدات طیفی و انجام راهکار تشریح شده در مورد *NCLSU*، روش *FCLSU* پیاده‌سازی شده است.

۴- نتایج و بحث

روش پیشنهاد شده در این مقاله، بکارگیری تکنیک تخمین مولفه‌های واریانس بمنظور آشکارسازی هدف در روش‌های تجزیه طیفی است. رفتار طیفی عناصر پس‌زمینه بصورت محلی و مبتنی بر خوشه‌بندی فضای ویژگی تولید شده‌اند. در این بررسی از چهار روش *UCLSU*، *SCLSU*، *NCLSU* و *FCLSU* بمنظور آشکارسازی هدف استفاده شده است. تمامی آزمون‌های صورت گرفته در این تحقیق در دو حالت بکارگیری روش *VCE* و در زمان عدم بکارگیری آن پیاده‌سازی شده‌اند. پارامترهای تنظیمی مشترک در تمامی آزمون‌ها شامل: ۱- تعداد خوشه‌های فضای ویژگی و ۲- حداکثر تعداد عناصر خالص پس‌زمینه در هر خوشه (الگوریتم ۱) می‌باشند. در این بخش، نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی در مورد داده‌های مورد استفاده تشریح شده است.

اعتبارسنجی روش‌های آشکارسازی هدف بر اساس مقایسه نقشه‌های آشکارسازی با داده‌های واقعیت زمینی انجام می‌شود. با توجه به معلوم بودن موقعیت اهداف در داده‌های مورد استفاده، نتایج ارزیابی‌ها بصورت منحنی *ROC* و سطح زیر نمودار این منحنی (*AUC*) گزارش شده‌اند. این دو شاخص، راهکارهای استاندارد بمنظور ارزیابی روش‌های آشکارسازی هدف قلمداد می‌شوند[۱]. دلیل بکارگیری چنین شاخص‌هایی اندازه‌گیری میزان تمایز ایجاد شده میان اهداف و پس‌زمینه است. بعبارت بهتر، *AUC* بزرگتر قابلیت اعتماد بالاتری را برای انتخاب یک حدآستانه در نقشه آشکارسازی هدف بمنظور تفکیک هدف از پس‌زمینه نشان می‌دهد.

در آزمون‌های انجام شده در این تحقیق بر خلاف آزمون‌های مشابهی که در برخی از مقالات روی داده‌های این تحقیق انجام شده؛ از پهنه تصویر بطور

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

کامل در روند آشکارسازی هدف استفاده شده است. بعبارت بهتر، این روش در بازه مکانی محدود به حضور اهداف طیفی اجرا نشده که این موضوع تنوع بیشتری را از جهت حضور عناصر خالص پس‌زمینه فراهم آورده است. این موضوع بالطبع پیچیدگی‌های بیشتری را به فرایند آشکارسازی هدف تحمیل خواهد ساخت.

تمامی آزمون‌های این بخش با در نظر گرفتن ۵ حالت انتخاب بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه (۱۰، ۱۲، ۱۵، ۱۸ و ۲۰ عضو خالص) و ۴ حالت در تعداد مراکز خوشه‌بندی فضای ویژگی (۱، ۲، ۵ و ۹ خوشه) صورت گرفته است. نتایج گزارش شده (منحنی *ROC* و شاخص *AUC*) بصورت میانگین‌گیری شده از نتایج آشکارسازی تمامی اهداف موجود درتصویر می‌باشند. جدول(۱) شاخص *AUC* میانگین برای روش *UCLSU* را نشان می‌دهد.

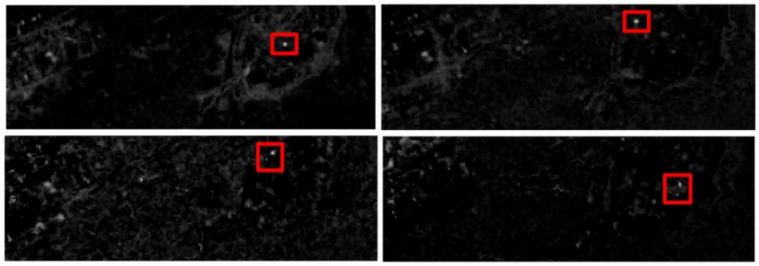
جدول۱: میانگین معیار *AUC* برای ۴ هدف حاصل از روش *UCLSU* با اعمال *VCE* و بدون اعمال آن

روش*UCLSU* با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه ← / تعداد خوشه‌ها ↓	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	٪ ۷۳٫۴	٪ ۷۲٫۴	٪ ۸۳٫۴	٪ ۸۶٫۱	٪ ۸۶٫۳
۲	٪ ۷۴٫۲	٪ ۷۴٫۳	٪ ۸۲٫۶	٪ ۸۸٫۳	٪ ۷۹٫۱
۵	٪ ۷۷٫۷	٪ ۸۵٫۴	٪ ۸۷٫۴	٪ ۹۱٫۸	٪ ۹۶٫۹
۹	٪ ۷۰٫۷	٪ ۹۲٫۵	٪ ۹۶٫۲	٪ ۹۱٫۷	**٪ ۹۷٫۸**
روش *UCLSU* بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
۱ (کل تصویر)	٪ ۶۹٫۳	٪ ۶۸٫۱	٪ ۷۱٫۷	٪ ۸۱٫۲	٪ ۷۷٫۲
۲	٪ ۶۷٫۹	٪ ۶۸٫۸	٪ ۷۳٫۸	٪ ۸۱٫۷	٪ ۷۶٫۹
۵	٪ ۶۵٫۵	٪ ۶۸٫۹	٪ ۷۵٫۶	٪ ۸۲٫۲	٪ ۸۸٫۰
۹	٪ ۶۸٫۴	٪ ۷۹٫۸	**٪ ۹۰٫۶**	٪ ۹۰٫۵	٪ ۸۹٫۳

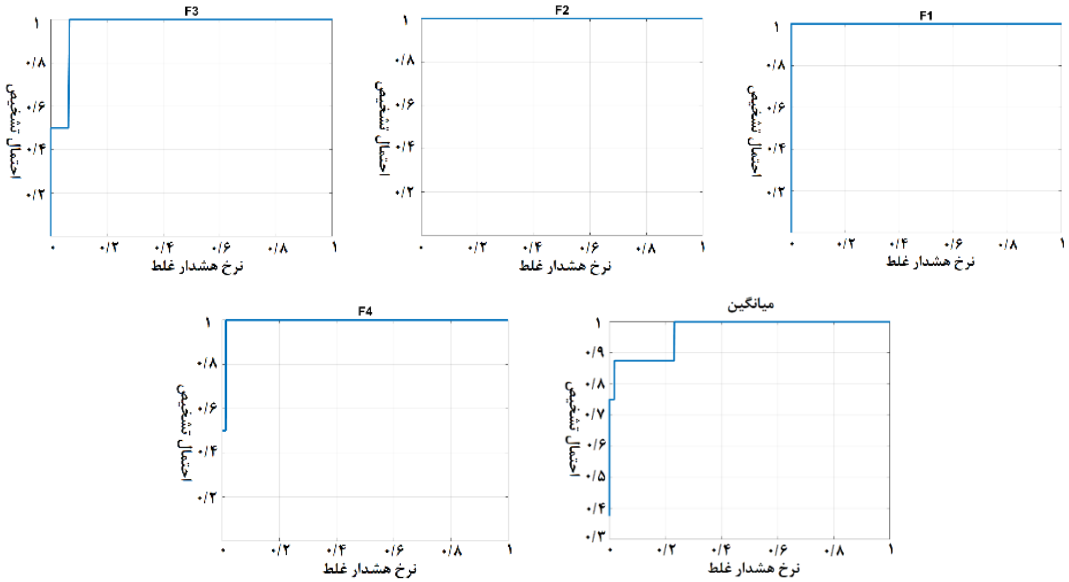
با مشاهده نتایج عددی ارائه شده در این جدول به ازای تمامی آزمون‌های انجام شده بطور متوسط ۷٫۲ درصد بهبود هنگام استفاده از تکنیک *VCE* مشاهده می‌شود. نتایج مربوط به انتخاب بیشترین تعداد مراکز خوشه (۹ خوشه) و بیشترین تعداد عناصر خالص پس‌زمینه، بالاترین دقت را کسب نموده است. این موضوع نشان می‌دهد که کاهش پیچیدگی توزیع داده‌ها در فضای ویژگی می‌تواند دقت شناسایی عناصر پس‌زمینه و به تبع آن آشکارسازی هدف را ارتقاء بخشد. در این حالت تمامی اهداف طیفی با تمایز مناسبی نسبت به پس‌زمینه در نقشه آشکارسازی قابل روئیت می‌باشند. بهترین نتایج کسب شده در این روش دقت‌های بالایی را در آشکارسازی اهداف طیفی فراهم آورده است. کسب دقت متوسط نزدیک به ۰٫۹۸ درصد بدین معناست که تقریباً تمامی اهداف طیفی با تمایز کامل نسبت به پس‌زمینه آشکارسازی شده‌اند. شکل(۶) و (۷) به ترتیب بهترین تصویر پاسخ آشکارساز برای هر کدام از اهداف طیفی و همچنین منحنی *ROC* تمامی اهداف بهمراه منحنی میانگین آنرا نشان می‌دهند.

در ادامه و مشابه با نتایج گزارش شده برای روش *UCLSU*، جدول مربوط به شاخص میانگین *AUC* برای روش *SCLSU* ارائه شده است (جدول (۲)).

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]



شکل ۶: نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف *UCLSU* با اعمال *VCE* با ۹ خوشه طیفی و حداکثر ۲۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: *F1* (بالا سمت چپ)، *F2* (بالا سمت راست)، *F3* (پایین سمت چپ) و *F4* (پایین سمت راست)



شکل ۷: نمودار *ROC* برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال *VCE*به روش *UCLSU*با بهترین تعداد خوشه طیفی و عناصر پس‌زمینه

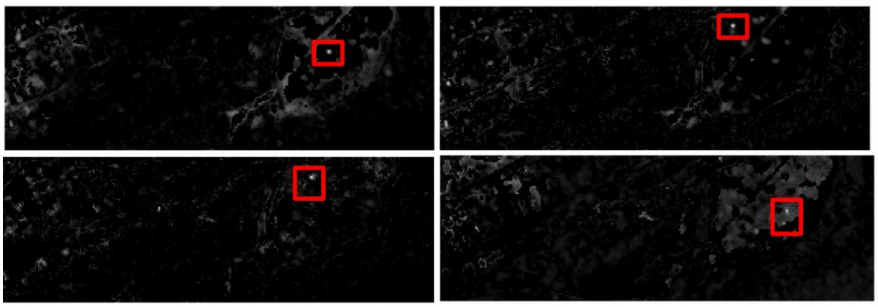
جدول۲: میانگین معیار *AUC* برای ۴ هدف حاصل از روش آشکارسازی هدف *SCLSU* با اعمال *VCE* و بدون اعمال آن

روش *SCLSU* با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه ← / تعداد خوشه‌ها ↓	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	٪ ۷۳٫۶	٪ ۷۳٫۳	٪ ۷۴٫۱	٪ ۸۲٫۱	٪ ۷۳٫۳
۲	٪ ۸۰٫۴	٪ ۸۲٫۲	٪ ۸۴٫۲	٪ ۸۸٫۸	٪ ۸۵٫۳
۵	٪ ۸۶٫۳	٪ ۸۵٫۵	٪ ۹۱٫۹	٪ ۹۵٫۱	**٪ ۹۷٫۲**
۹	٪ ۷۸٫۵	٪ ۸۶٫۲	٪ ۸۷٫۸	٪ ۸۸٫۳	٪ ۹۶٫۶
روش *SCLSU* بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
۱ (کل تصویر)	٪ ۶۵٫۲	٪ ۶۶٫۰	٪ ۷۱٫۸	٪ ۸۲٫۰	٪ ۷۶٫۰
۲	٪ ۷۵٫۸	٪ ۷۳٫۴	٪ ۷۷٫۵	٪ ۸۳٫۶	**٪ ۹۰٫۳**
۵	٪ ۷۰٫۲	٪ ۷۵٫۹	٪ ۷۹٫۸	٪ ۸۶٫۹	٪ ۸۸٫۰
۹	٪ ۷۱٫۷	٪ ۷۸٫۱	٪ ۸۱٫۵	٪ ۸۳٫۴	٪ ۸۵٫۲

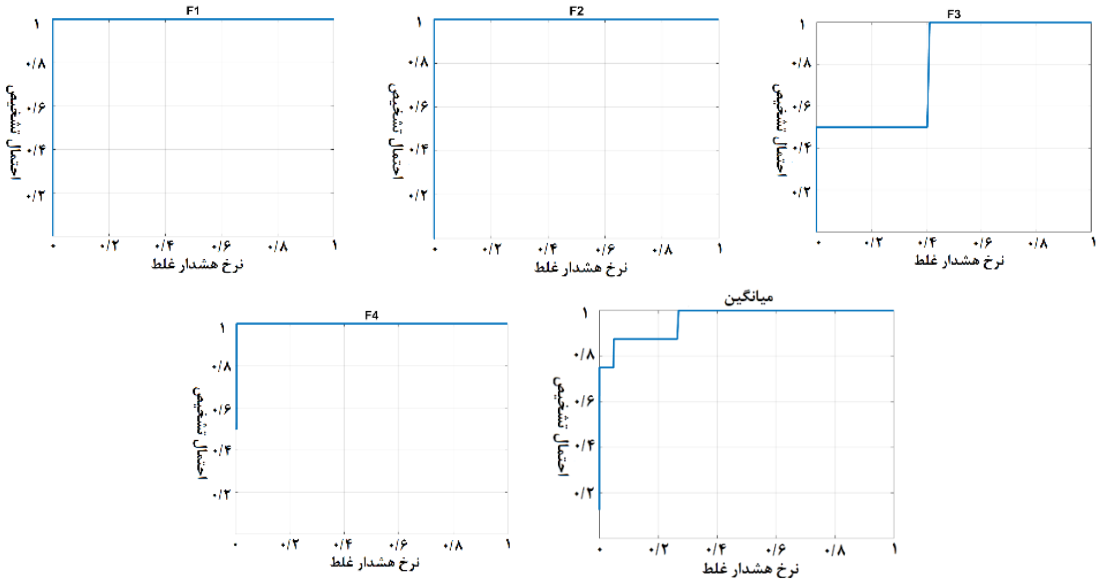
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

در این روش نیز به استفاده از تکنیک *VCE* بطور متوسط بهبود دقتی معادل با ۶/۹ درصد در شاخص *AUC*کسبشده است. بهترین نتایج کسب شده در این روش نیز مربوط به حالت انتخاب بیشترین تعداد عناصر پس‌زمینه و مراکز خوشه‌بندی است. لازم به ذکر است که کاهش اندکی در دقت‌های کسب شده از روش *SCLSU* نسبت به روش *UCLSU* مشاهده شده (حدود ۱ درصد در بهترین نتایج کسب شده) که به نظر می‌رسد ساده‌سازی روند پیاده‌سازی تکنیک *VCE* در شرایط مقید (تبدیل قید مطلق به شبه‌مشاهده) و همچنین عدم اعمال قیود متناظر به واحد مجموع بردار فراوانی (α) در انتخاب عناصر پس‌زمینه دلایل این اتفاق باشند. با اینحال دقت‌های بدست آمده از روش *SCLSU* در روند پیشنهادی کماکان مطلوب به نظر می‌رسد.شکل (۸) و (۹) نیز به ترتیب بهترین تصویر پاسخ آشکارساز برای هر کدام از اهداف طیفی و همچنین منحنی *ROC* تمامی اهداف بهمراه منحنی میانگین آنرا برای روش *SCLSU* نشان می‌دهند.

با الگویی مشابه با نتایج ارائه شده در مورد روش‌های *UCLSU* و *SCLSU*، نتایج مربوط به شاخص *AUC* برای روش *NCLSU* در جدول (۳) ارائه شده است.



شکل ۸: نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف *SCLSU* با اعمال *VCE* با ۹ خوشه طیفی و حداکثر ۲۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: *F1* (بالا سمت چپ)، *F2* (بالا سمت راست)، *F3* (پایین سمت چپ) و *F4* (پایین سمت راست)



شکل ۹: نمودار *ROC* برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال *VCE* به روش *SCLSU* با بهترین تعداد خوشه طیفی و عناصر پس‌زمینه

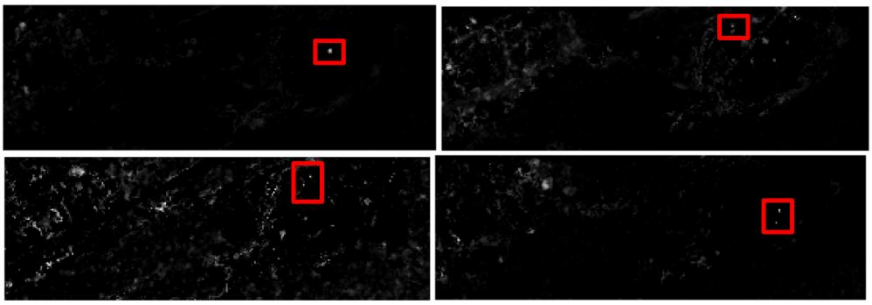
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

جدول۳: میانگین معیار *AUC* حاصل از روش آشکارسازی هدف *NCLSU* با اعمال و بدون اعمال تکنیک *VCE*

روش *NCLSU* با اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه ← / تعداد خوشه‌ها ↓	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۸۹٫۵ ٪	۸۸٫۹ ٪	۸۸٫۵ ٪	۸۹٫۳ ٪	۸۹٫۳ ٪
۲	۹۰٫۵ ٪	۹۰٫۰ ٪	۹۰٫۰ ٪	۸۲٫۰ ٪	۸۲٫۲ ٪
۵	۹۰٫۴ ٪	۸۸٫۱ ٪	۹۰٫۱ ٪	۹۰٫۸ ٪	۹۱٫۰ ٪
۹	۸۶٫۹ ٪	۸۹٫۰ ٪	۸۸٫۹ ٪	۹۱٫۰ ٪	**۹۱٫۳** ٪
روش *NCLSU* بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس					
۱ (کل تصویر)	۸۹٫۵ ٪	۸۹٫۱ ٪	۸۷٫۱ ٪	۸۸٫۰ ٪	۸۷٫۷ ٪
۲	۹۰٫۱ ٪	۸۹٫۶ ٪	۸۸٫۴ ٪	۸۱٫۴ ٪	۸۱٫۵ ٪
۵	۸۰٫۶ ٪	۸۱٫۹ ٪	۸۲٫۴ ٪	۸۳٫۰ ٪	۸۳٫۱ ٪
۹	۸۶٫۱ ٪	۸۸٫۹ ٪	۸۸٫۸ ٪	۹۱٫۰ ٪	**۹۱٫۳** ٪

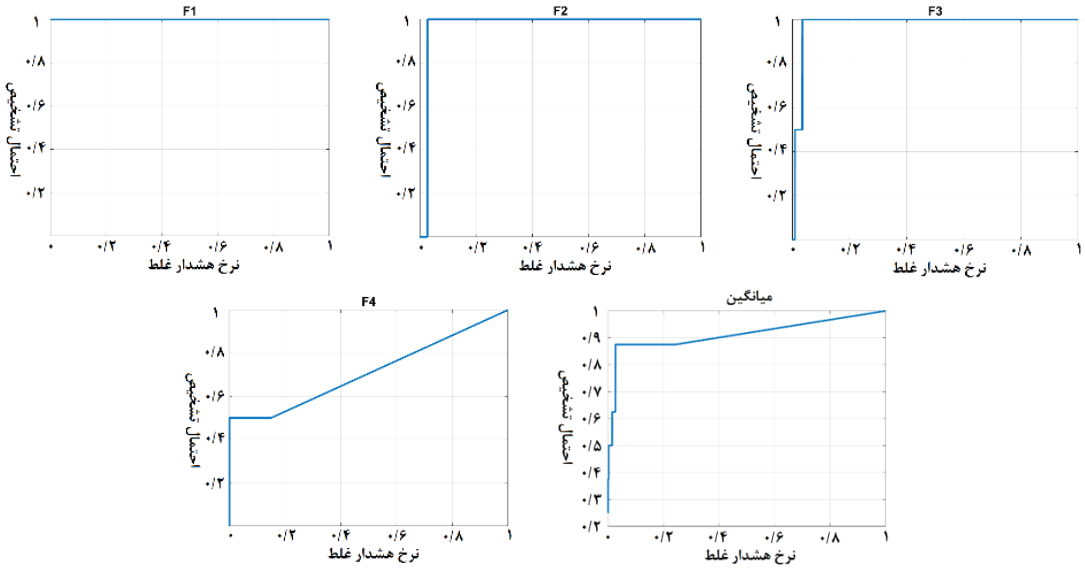
عدم انطباق راهکار تخمین مولفه‌های واریانس در شرایط وجود قیدهای نامساوی و همچنین ساده‌سازی‌های مربوط به انطباق‌دهی روش *VCE* در روش *NCLSU* نشان از بهبود کمتر تکنیک *VCE* در این روش آشکارسازی هدف می‌باشد. با اینحال خوشه‌بندی فضای ویژگی و شناسایی عناصر خالص پس‌زمینه بصورت محلی توانسته اندکی دقت روند آشکارسازی هدف را در این روش بهبود دهد. از سوی دیگر، بطور متوسط استفاده از تکنیک *VCE* در روش *NCLSU* بهبود دقتی معادل با ۲٫۹ درصد را بهمراه داشته است.شکل(۱۰) و (۱۱) به ترتیب تصویر بهترین پاسخ آشکارساز برای هر کدام از اهداف طیفی و همچنین منحنی *ROC* تمامی اهداف بهمراه منحنی میانگین آنرا برای روش *NCLSU* نشان می‌دهند.

نتایج بدست آمده از معیار *AUC* برای روش *FCLSU* در جدول (۴) گزارش شده است.



شکل ۱۰: نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف *NCLSU* با اعمال *VCE* با ۹ خوشه طیفی و حداکثر ۲۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: *F1* (بالا سمت چپ)، *F2* (بالا سمت راست)، *F3* (پایین سمت چپ) و *F4* (پایین سمت راست)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]



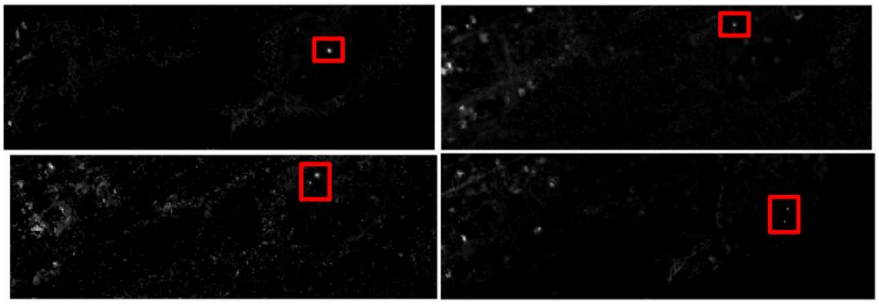
شکل ۱۱: نمودار *ROC* برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال *VCE* به روش *NCLSU* با بهترین تعداد خوشه طیفی و عناصر پس‌زمینه

جدول۴: میانگین معیار *AUC* برای ۴ هدف حاصل از روش آشکارسازی هدف *FCLSU* با اعمال *VCE* و بدون اعمال آن

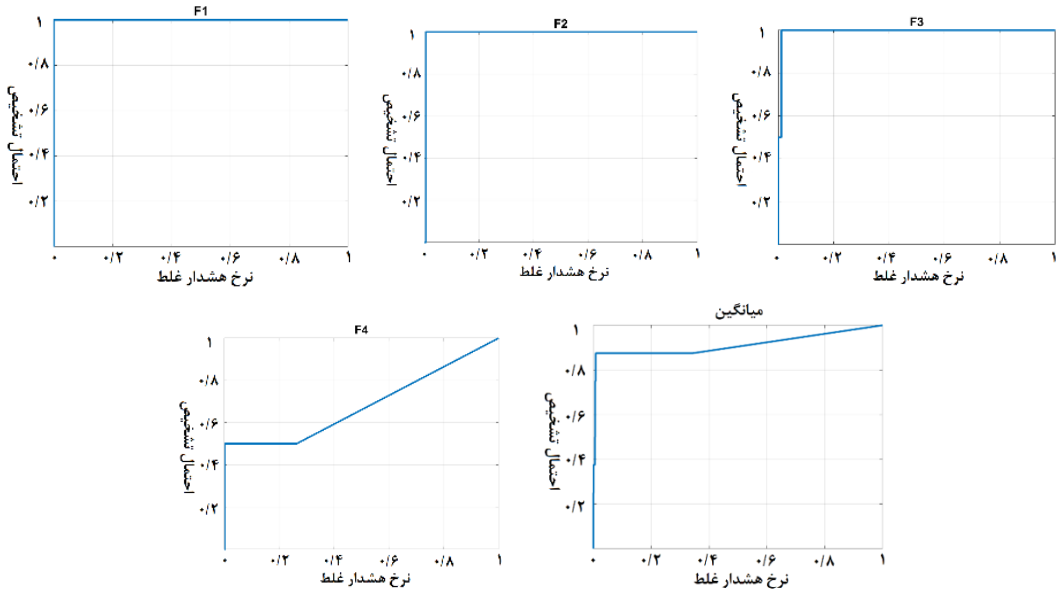
روش *FCLSU* با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه ← / تعداد خوشه‌ها ↓	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۹۱٫۳ ٪	۹۱٫۱ ٪	۹۱٫۱ ٪	۹۱٫۱ ٪	۹۱٫۰ ٪
۲	**۹۲٫۱** ٪	۹۲٫۰ ٪	۹۱٫۹ ٪	۸۴٫۹ ٪	۸۴٫۹ ٪
۵	۸۴٫۸ ٪	۸۴٫۷ ٪	۸۹٫۳ ٪	۸۴٫۳ ٪	۸۴٫۴ ٪
۹	۶۵٫۶ ٪	۶۵٫۵ ٪	۶۵٫۳ ٪	۶۴٫۸ ٪	۶۴٫۸ ٪
روش *FCLSU* بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
۱ (کل تصویر)	۸۶٫۷ ٪	۹۲٫۶ ٪	**۹۲٫۷** ٪	۹۲٫۰ ٪	۹۱٫۵ ٪
۲	۸۶٫۲ ٪	۹۲٫۱ ٪	۹۲٫۴ ٪	۸۶٫۳ ٪	۸۶٫۳ ٪
۵	۷۱٫۸ ٪	۷۷٫۹ ٪	۷۷٫۲ ٪	۷۷٫۳ ٪	۷۷٫۵ ٪
۹	۶۵٫۶ ٪	۶۵٫۶ ٪	۶۵٫۵ ٪	۶۵٫۰ ٪	۶۵٫۰ ٪

دقت‌های بدست آمده از روش *FCLSU* نزدیک به روش *NCLSU* بوده و نتایج، بهبود فاحشی را در هنگام بکارگیری ایده این مقاله نشان نمی‌دهند.تا اینجای کار بهترین نتایج به روش *UCLSU* اختصاص داشته و روش‌های دیگر در سطوح پایینتری نسبت به این روش قرار داشته‌اند. دلایلی همچون: ۱- انطباق روند شناسایی عناصر پس‌زمینه با این رویکرد تجزیه طیفی و ۲- وجود راهکار صریح آماری بمنظور محاسبه مولفه‌های واریانس در این روش را می‌توان بعنوان دلایل این اتفاق برشمرد. شکل (۱۲) و (۱۳) به ترتیب بهترین تصویر پاسخ آشکارساز برای هر کدام از اهداف طیفی و همچنین منحنی *ROC* تمامی اهداف بهمراه منحنی میانگین آنرا برای روش *FCLSU* نشان می‌دهند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]



شکل ۱۲: نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف *FCLSU* با اعمال *VCE* و بدون خوشه‌بندی طیفی برای اهداف: *F1* (بالا سمت چپ)، *F2* (بالا سمت راست)، *F3* (پایین سمت چپ) و *F4* (پایین سمت راست)



شکل ۱۳: نمودار *ROC* برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال *VCE* به روش *FCLSU* با بهترین انتخاب برای خوشه طیفی و عناصر پس‌زمینه

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله، روش تخمین مؤلفه‌های وریانس برای تنظیم وزن باندهای طیفی در روش‌های تشخیص هدف *LSU*،*SCLS*، *NCLS* و *FCLS* مورد استفاده قرار گرفت. علاوه‌براین، ایده خوشه‌بندی فضای ویژگی به منظور بهبود عملکرد فرآیند تشخیص عناصر پس‌زمینه ارائه گردید. خوشه‌بندی توانست با کاهش پیچیدگی توزیع داده‌ها در فضای ویژگی، عناصر پس‌زمینه بهتری را در هرخوشه برای اهداف تجزیه طیفی بیابد. با اینحال تعیین تعداد مناسب خوشه‌ها و حداکثر عناصر پس‌زمینه موجود در هر خوشه پارامتری است که می‌بایست در هر تصویر و برای خوشه تنظیم گردد. برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی، آشکارسازی چهار هدف در یک تصویر ابرطیفی در دستورکار قرارگرفت. نتایج نشان داد که تنظیم وزن باندهای طیفی از طریق روش *VCE* و خوشه‌بندی تصویر بمنظور استخراج عناصر پس‌زمینه، منجر به افزایش دقت موثر در الگوریتم‌های آشکارساز*UCLSU* و *SCLSU* می‌گردد. بعبارت بهتر، این راهکار منجر به افزایش ۱۷٪ شاخص *AUC* در روش *UCLSU* و ۱۵٪ در روش *SCLS* شد. در الگوریتم‌های *NCLS* و *FCLS* به دلیل پیچیدگی موجود در اعمال قیود مورد نیاز و

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

عدم اعمال قیود مورد نظر در یافتن عناصر پس‌زمینه، بهبودی از طریق اعمال *VCE* ملاحظه نشد. با این‌حال حداکثر شاخص *AUC* بدست آمده از این روش‌ها برابر ۹۳٪ بوده که از دقت بدست آمده از روش *UCLSU* با اعمال *VCE* و خوشه‌بندی (۹۸٪) کمتر می‌باشد.

در فرآیند اعمال *VCE* و خوشه‌بندی طیفی در الگوریتم‌های تشخیص هدف، یافتن تعداد عناصر پس زمینه و مراکز خوشه‌بندی از اهمیت بالایی در این تحقیق برخوردار بود. انتخاب تعداد بهینه عناصر پس زمینه بدلیل پوشش بسیار متنوع سطح زمین و نیز عدم اطلاع دقیق در خصوص منطقه تصویربرداری، امری دشوار و تجربی به نظر می‌رسد. با اینحال توسعه راهکارهای بهینه‌سازی با هدف یافتن تعداد مراکز خوشه‌بندی و همچنین حداکثر تعداد عناصر خالص هر خوشه می‌تواند بعنوان یک رویکرد پژوهشی برای تحقیقات آتی پیشنهاد گردد. بدیهی است کهانتخاب تعداد بهینه این پارامترها منجر به بهبود نتایج خواهد شد. از سوی دیگر، ۱- تطابق دادن راهکار تخمین مولفه‌های واریانس به شرایط وجود قیود مطلق و حتی نامساوی و ۲- بکارگیری راهکارهای پیشرفته‌تری از *VCE* که مولفه‌های واریانس را در یک دستگاه معادلات مبتنی بر کمترین مربعات براورد می‌سازند، می‌تواند بعنوان افق‌های پیش روی تحقیقی در این زمینه در نظر گرفته شوند.

مراجع

[1] Chang, C.-I., "Endmember Finding and Anomaly Detection", in Hyperspectral Target Detection, in Real-Time Progressive Hyperspectral Image Processing. Chang, C.-I., New York: Springer, 2016, 131-172.

[2] Hbirkou, C., Pätzold, S., Mahlein, A.K. and Welp, G., "Airborne hyperspectral imaging of spatial soil organic carbon heterogeneity at the field-scale", Geoderma, 175, 21-28, 2012.

[3] Samsonova, V. P., Meshalkina, J. L., Blagoveschensky, Y. N., Yaroslavtsev, A. M., and Stoorvogel, J. J. "The role of positional errors while interpolating soil organic carbon contents using satellite imagery", Precision Agriculture, 19(6), 1085–1099, 2018.

[4] Wang, J., Tiyip, T., Jianli, D., Dong, Z. and Wei, L., "Estimation of desert soil organic carbon content based on hyperspectral data preprocessing with fractional differential", Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 32(21), 161-169, 2016.

[5] Susič, N., Žibrat, U., Širca, S., Strajnar, P., Razinger, J., Knapič, M., Vončina, A., Urek, G. and Gerič, B. "Discrimination between abiotic and biotic drought stress in tomatoes using hyperspectral imaging", Sensors and actuators B: Chemical, 273, 842-852, 2018.

[6] Wang, J., Mao, X., Wang, R., Li, A., Zhao, G., Zhao, J. and Jing, R., "Identification of wheat stress-responding genes and TaPR-1-1 function by screening a cDNA yeast library prepared following abiotic stress", scientific reports, 9, 141, 2019.

[7] Wang, F., J. Gao, and Y. Zha, "Hyperspectral sensing of heavy metals in soil and vegetation: Feasibility and challenges", ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,. 136, 73-84, 2018.

[8] Lei, J., Li, Y., Zhao, D., Xie, J., Chang, C-I., Wu, L., Li, X., Zhang, J., Li and W., "A Deep Pipelined Implementation of Hyperspectral Target Detection Algorithm on FPGA Using HLS", Remote Sensing, 10(4), 516, 2018.

[9] Li, K., Wang, X.R., Guo, B-T., Zhang, W.G., Yuan, H., Wu, X., and Zhao, C., "Accurate deduction of infrared imaging features of subpixel targets based on the conversion of radiation fields of measured area targets", Applied Optics, 57, 9499-9507, 2018.

[10] Sabol, D.E., Adams, J.B., and Smith, M.O., "Quantitative subpixel spectral detection of targets in multispectral images", Journal of

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

Geophysical Research: Planets, 97(E2), 2659-2672, 1992.

[11] Chang, C.-I., Hyperspectral Target Detection, in Real-Time Progressive Hyperspectral Image Processing. New York: Springer, 2016.

[12] Ashton, E.A. and A. Schaum, "Algorithms for the detection of sub-pixel targets in multispectral imagery", Photogrammetric Engineering & Remote Sensing,. 64(7), 723-731, 1998.

[13] Settle, J. and N. Drake, "Linear mixing and the estimation of ground cover proportions" International Journal of Remote Sensing,. 14(6), 1159-1177, 1993.

[14] Bro, R. and S. De Jong, "A fast non-negativity constrained least squares algorithm", Journal of Chemometrics: A Journal of the Chemometrics Society,. 11(5), 393-401, 1997.

[15] Lawson, C.L. and Hanson, R.J., Solving least squares problems. Philadelphia, Pa. : Society for Industrial and Applied Mathematics, 1995.

[16] Heinz, D. C., and Chang, C-I., "Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39(3), 529-545, 2001.

[17] Ghilani, C.D., Adjustment computations: spatial data analysis. John Wiley & Sons, 2017.

[18] Somers, B., Delalieux, S., Stuckens, J., Verstraeten W. W. and Coppin, P., "A weighted linear spectral mixture analysis approach to address endmember variability in agricultural production systems", International Journal of Remote Sensing, 30(1), 139-147, 2009.

[19] Deng, Y., Wu, C., Zhang, X. and Jia, X., "Examining the effectiveness of weighted spectral mixture analysis (WSMA) in urban environments", International Journal of Remote Sensing, 40(8), 3055-3075, 2018.

[20] Teunissen, P.J. and A. Amiri-Simkooei, "Least-squares variance component estimation" Journal of geodesy, 82(2), 65-82, 2008.

[21] Cocks, T., Jenssen, R., Stewart, A., Wilson, I. and Shields, T., "The HyMap Airborne Hyperspectral Sensor: The System, Calibration and Performance", proceeding of the 1st EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy (M. Schaepman, D. Schläpfer, and K.I. Itten, Eds.), 6-8 October, Zurich, EARSeL, Paris, 37-42, 1998.

[22] Snyder, D., Kerekes, J., Fairweather, I., Crabtree, R., Shive, J. and Hager, S., "Development of a Web-Based Application to Evaluate Target Finding Algorithms", IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Boston, MA, 2008.

[23] http://dirsapps.cis.rit.edu/blindtest/.

[24] Green, A. A., Berman, M., Switzer, P. and Craig, M. D., "A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 26(1), 65-74, 1988.

[25] Safdarinezhad, A., Mokhtarzade, M., and Valadan Zoej, M., "Shadow-based hierarchical matching for the automatic registration of airborne LiDAR data and space imagery" Remote Sensing, 8(6) 466, 2016.

[26] Safdarinezhad, A. and Valadan Zoej, M.J., "An optimized orbital parameters model for geometric correction of space images" Advances in Space Research, 55(5), 1328-1338, 2015.

[27] Safdarinezhad, A., Mokhtarzade, M., and Valadan Zoej, M.J., "An automatic method for precise 3D registration of high resolution satellite images and Airborne LiDAR Data", International Journal of Remote Sensing, 40(24) 9460-9483, 2019.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.8 No.3, Autumn 2020

Research Paper

Target Detection Improvements in Hyperspectral Images by Adjusting Band Weights and Identifying end-members in Feature Space Clusters

Fatemeh Atiqi[1], Alireza Safdarinezhad[2*], Rohollah Karimi[2]

1- M.Sc Student of Photogrammentry, Department of Geodesy and Surveying Engineering, Tafresh University, Tafresh
2- Assistant professor, Department of Geodesy and Surveying Engineering, Tafresh University, Tafresh

Abstract

Spectral target detection could be regarded as one of the strategic applications of hyperspectral data analysis. The occurrence of phenomena in an area smaller than a pixel's ground coverage has led to the development of spectral un-mixing methods to detect these types of targets. Usually, in the spectral un-mixing algorithms, the similar weights have been given to spectral bands. However, various factors such as the different effects of the atmospheric conditions on spectral bands, the difference of spectral bands reply, noise and the relative difference of radiometric calibration of the sensor have different effects on data recording of each spectral band. So, the Modification of the weights of the spectral bands is the first objective of this paper in order to improve the accuracy of target detection in the spectral un-mixing process. Because of the complexities of direct estimation of the band weights, as we are not exactly aware of the affecting factors on spectral data recording an algorithm based on the Variance Component Estimation (VCE) is proposed to optimize the weights of the spectral bands. On the other hand, in addition to the availability of target spectrums, the spectral response of the backgrounds is a necessity to perform reliable target detection. The unsupervised detection of the background endmembers is known as the popular way of doing It, which is the second developed strategy to improve. the target detection process. It prevents the presence of the unrelated endmembers in each cluster which has improved the spectral un-mixing for target detection. The proposed methods have been implemented in the target detectors of Unconstrained Linear Spectral Un-mixing (UCLSU), Sum to one Constrained Linear Spectral Un-mixing (SCLSU), Non-negativity Constrained Linear Spectral Un-mixing (NCLSU), and Fully Constrained Linear Spectral Un-mixing (FCLSU).The results indicate their success in the improvement of the target detection accuracies.Considering the best choice on the number of spectral clusters and the number of background endmembers, accuracy improvement of up to 17 percent in the target detection has occurred.

Key words : *Hyperspectral imaging, Target detection, Variance Component Estimation (VCE), Spectral weighting, Spectral un-mixing*

Correspondence Address*: Department of Geodesy and Surveying Engineering, Tafresh University, Tafresh, Postal Code: 39518-79611.*
Tel*: : +989123258852*
Email : *safdarinezhad@tafreshu.ac.ir*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.4.8]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.103]