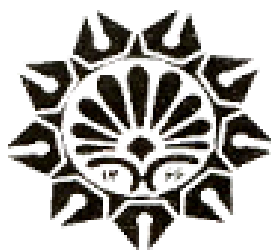


بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



**دانشگاه تفرش**

**پایان نامه کارشناسی ارشد رشته مهندسی نقشه برداری گرایش فتوگرامتری**

**موضوع:**

**بهبود دقت شناسایی هدف در تصاویر ابرطیفی بکمک روش**

**تخمین مؤلفه های واریانس به صورت محلی**

**اساتید راهنما**

**دکتر روح الله کریمی**

**دکتر علیرضا صفدری نژاد**

**پژوهشگر:**

**فاطمه عتیقی**

تاریخ: ۹۹/۲/۲  
شماره: ۲۸/۱۱۲



دانشگاه قم  
اداره تحصیلات تکمیلی

### صور تجلسه دفاعیه پایان نامه کارشناسی ارشد

نام و نام خانوادگی: فاطمه عتیقی  
شماره دانشجویی: ۹۵۳۱۹۱۰۰۴  
رشته تحصیلی/گرایش: مهندسی نقشه برداری-فتوگرامتری  
عنوان پروژه: بهبود دقت شناسایی هدف در تصاویر ابرطیفی به کمک روش تخمین مولفه های وریانس به صورت محلی  
تعداد واحد: ۶  
تاریخ تصویب: ۱۳۹۶/۱۱/۰۲  
تاریخ دفاع: ۱۳۹۸/۱۱/۲۸

درجه:

عالی (۱۹-۲۰)  خیلی خوب (۱۸-۱۸/۹۹)  خوب (۱۶-۱۷/۹۹)  متوسط (۱۴-۱۵/۹۹)  مردود (کمتر از ۱۴)

نام و نام خانوادگی	سمت	رتبه	محل اشتغال	محل امضیه
دکتر روح الله کریمی	استاد راهنمای اول	استادیار	دانشگاه تفرش	
دکتر علیرضا صفدری نژاد	استاد راهنمای دوم	استادیار	دانشگاه تفرش	
-	استاد مشاور	-	-	-
دکتر حدیثه سادات حسینی	داور داخلی	استادیار	دانشگاه تفرش	
دکتر محمدجواد عبدالهی فرد	داور خارجی	استادیار	دانشگاه تفرش	
دکتر حدیثه سادات حسینی	نماینده تحصیلات تکمیلی	استادیار	دانشگاه تفرش	

مدیر گروه: دکتر بهزاد به نیمان

امضاء و مهر:

تاریخ:

مدیر تحصیلات تکمیلی دانشگاه: دکتر علی حسین میرزایی

امضاء و مهر:

تاریخ:



وزارت علوم، تحقیقات و فناوری

دانشگاه گیلان

بسم الله

### تعهدنامه اصالت اثر

تاریخ: ۱۴۰۱/۸/۱۰

اینجانب فاطمه حسینی به شماره دانشجویی ۹۵۳۱۹۱۵۰۴ دانش آموخته مقطع کارشناسی ارشد در رشته گنجینه‌های کتب خطی گرایش فتوح دراصطوری که در تاریخ ۲۸/۱۱/۹۸ از پایان نامه خود تحت عنوان تعیین سبب‌های صرف در تصانیف ابن عربین در مجلس دفاع کرده ام متعهد می‌شوم:

که مطالب مندرج در این پایان نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب تحت نظارت و راهنمایی اساتید دانشگاه تفرس بوده و به دستاورد‌های دیگران که در این پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است. این پایان نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم سطح یا بالاتر ارائه نگردیده است.

در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرک تحصیلی صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پیگیری قانونی خواهد داشت.

کلیه نتایج و حقوق حاصل از این پایان نامه متعلق به دانشگاه تفرس بوده و هرگونه استفاده از نتایج علمی و عملی و آکادمی اطلاعات به دیگران یا چاپ و تکثیر، نسخه برداری، ترجمه و اقتباس از این پایان نامه با کسب اجازه از استاد (استادان) راهنما باشد.

نقل مطالب با ذکر محد بلایمانع است.

نام و نام خانوادگی: فاطمه حسینی

امضا و تاریخ: ۱۴۰۱/۸/۱۰

## تقدیم به

محضر ارشمند پدر و مادر عزیزم به خاطر تمام تلاشهای محبت آمیزی که در دوران مختلف زندگی ام انجام داده اند و با مهربانی چگونه زیستن را به من آموخته اند؛ و به استادان فرزانه و فرهیخته ای که در راه کسب علم و معرفت مرا یاری نمودند.

## تقدیر و تشکر

سپاس ایزد منان، که به من این فرصت را داد تا به این مرحله از علم رسیده و توفیق را رفیق راهم ساخت تا این پایان نامه را به پایان برسانم و در تمام مراحل زندگی مرا قوت قلب بود.

دلسوزی، تلاش و کوشش همه اساتید گرامی و عزیز در تعلیم و تربیت، انتقال معلومات و تجربیات ارزشمند در کنار برقراری رابطه صمیمی و دوستانه با دانشجویان و ایجاد فضایی دلنشین برای کسب علم و دانش و درک شرایط دانشجویان حقیقتاً قابل ستایش است. اینجانب بر خود وظیفه می دانم که در کسوت شاگردی از زحمات و خدمات ارزشمند شما اساتید گرانقدر تقدیر و تشکر نمایم.

از اساتید با کمالات و شایسته؛ جناب آقای دکتر علیرضا صفدری نژاد و جناب آقای دکتر روح اله کریمی که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ کمکی در این عرصه بر من دریغ نمودند و زحمت راهنمایی این رساله را بر عهده گرفتند، کمال تشکر و قدردانی را دارم.

از خداوند متعال برایتان سلامتی، موفقیت و همواره یاد دادن را مسئلت دارم.

## 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 توسعه‌ی راهکارهای تجزیه‌ی 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، توسعه‌ی 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 نشده‌ی 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 آشکارسازی 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.

**واژه‌های کلیدی:** تصویربرداری ابرطیفی، آشکارسازی اهداف، تخمین مولفه واریانس، وزن‌دهی باندها، تجزیه‌ی طیفی.

## فهرست مطالب

۱- فصل اول: مقدمه و کلیات تحقیق .....	۱
۱-۱- بیان مسئله .....	۲
۲-۱- پیشینه تحقیق .....	۳
۳-۱- ضرورت و هدف پژوهش .....	۴
۴-۱- ساختار پایان نامه .....	۷
۲- فصل دوم: داده‌های مورد استفاده .....	۸
۱-۲- سنجنده‌های ابرطیفی .....	۹
۲-۲- تصاویر ابرطیفی .....	۱۰
۱-۲-۲- فضاهای پردازشی .....	۱۰
۱-۱-۲-۲- فضای تصویر .....	۱۱
۲-۱-۲-۲- فضای ویژگی .....	۱۱
۳-۱-۲-۲- فضای طیفی .....	۱۲
۳-۲- سنجنده HyMap .....	۱۲
۳- فصل سوم: روش تحقیق .....	۱۵
۱-۳- مقدمه .....	۱۶
۲-۳- خوشه‌بندی مکانی تصویر .....	۱۸
۳-۳- خوشه‌بندی طیفی تصویر .....	۱۸
۴-۳- آشکارسازی هدف در هر خوشه .....	۲۰
۱-۴-۳- تخمین اولیه ماتریس کوریانس نویز تصویر .....	۲۲
۲-۴-۳- شناسایی عناصر پس‌زمینه .....	۲۳
۳-۴-۳- بهینه‌سازی ماتریس وزن در الگوریتم‌های تجزیه طیفی .....	۲۶
۱-۳-۴-۳- تخمین مولفه‌های واریانس بکمک روش مبتنی بر اعداد آزادی .....	۲۹
۲-۳-۴-۳- روند افزایشی تفکیک مشاهدات به دسته‌های مشاهداتی همگن .....	۳۲
۴-۴-۳- الگوریتم‌های تجزیه طیفی و سازوکار بهینه‌سازی وزن در آنها .....	۳۴
۱-۴-۴-۳- سازوکار استفاده از تکنیک VCE در مدل SCLSU .....	۳۵
۲-۴-۴-۳- سازوکار استفاده از تکنیک VCE در مدل NCLSU .....	۳۵
۳-۴-۴-۳- سازوکار استفاده از تکنیک VCE در مدل FCLS .....	۳۶
۴- فصل چهارم: نتایج .....	۳۷
۱-۴- مقدمه .....	۳۸
۲-۴- داده شبیه‌سازی شده .....	۳۹
۳-۴- آشکارسازی اهداف در تصویر شبیه‌سازی شده .....	۴۱
۴-۴- تصویر ابرطیفی واقعی .....	۴۳
۵-۴- آشکارسازی هدف در تصویر ابرطیفی واقعی .....	۴۵
۱-۵-۴- بررسی محلی تصویر ابرطیفی .....	۴۶



۴-۵-۱- آشکارسازی هدف با تقسیمبندی تصویر به صورت مکانی..... ۴۶

۴-۵-۲- آشکارسازی اهداف با خوشه‌بندی طیفی تصویر..... ۵۸

۵- فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات..... ۷۰

۵-۱- نتیجه‌گیری..... ۷۱

۵-۲- پیشنهادها..... ۷۲

## فهرست جداول

جدول ۴-۱- شاخص AUC آشکار سازی اهداف از تصویر ابرطیفی شبیه سازی شده ، در دو حالت اعمال و بدون اعمال وزن به مشاهدات .....	۴۳
جدول ۴-۲- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش UCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن ۴۸	
جدول ۴-۳- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش SCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن ۵۱	
جدول ۴-۴- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش NCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن ۵۴	
جدول ۴-۵- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش FCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن ۵۶	
جدول ۴-۶- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش UCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن ۵۹	
جدول ۴-۷- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش آشکار سازی هدف SCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن .....	۶۲
جدول ۴-۸- میانگین معیار AUC حاصل از روش آشکار سازی هدف NCLSU با اعمال و بدون اعمال تکنیک VCE .....	۶۵
جدول ۴-۹- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش آشکار سازی هدف FCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن .....	۶۸

## فهرست اشکال

- شکل ۱-۲- سه فضای اصلی در تصاویر ابرطیفی: فضای ویژگی (چپ)، فضای طیفی (وسط) و فضای تصویر (راست) ..... ۱۱
- شکل ۲-۲- نمونه‌ای از یک فضای ویژگی ..... ۱۲
- شکل ۳-۲- نمونه‌ای از یک فضای طیفی ..... ۱۲
- شکل ۴-۲- سنجنده HyMap ..... ۱۴
- شکل ۱-۳- تقسیم‌بندی تصویر به صورت مکانی و با ۲ تقسیم در راستای سطر و ۴ تقسیم در راستای ستون ..... ۱۸
- شکل ۲-۳- فلوجارت کلی روش پیشنهادی برای آشکارسازی اهداف با تخمین وزن باندهای طیفی ..... ۲۰
- شکل ۳-۳- فلوجارت روند پیشنهادی بهینه‌سازی وزن در روش‌های تجزیه طیفی ..... ۲۸
- شکل ۴-۳- دسته‌بندی لگاریتمی بر حسب طول نرمال شده باقیمانده‌ها (۲ تا ۲۰ دسته) ..... ۳۴
- شکل ۱-۴- طیفهای کتابخانه‌ای پس زمینه (راست) و اهداف (چپ) استفاده شده بمنظور تولید تصویر ابرطیفی شبیه‌سازی شده ..... ۳۹
- شکل ۲-۴- نمایی از حضور اهداف در فرامکعب شبیه‌سازی شده. هر نوع هدف در یک سطر قرار داده شده و از راست به چپ فراوانی هر هدف در طول یک سطر کاهش می‌یابد ..... ۴۰
- شکل ۳-۴- نمودار انحراف معیار نوین اعمال شده برای باندهای طیفی مختلف در تصویر شبیه‌سازی شده ..... ۴۱
- شکل ۴-۴- نقشه فراوانی حضور اهداف از سه روش UCLSU، NCLSU و FCLSU. به ترتیب از بالا به پایین: در سمت چپ نقشه‌ها بدون اعمال تخمین مولفه‌های وریانس و در سمت راست با اعمال تخمین مولفه‌های وریانس (برای فراوانی هر تارگت رنگی مجزا در نظر گرفته شده است) ..... ۴۱
- شکل ۵-۴- نمودار ROC میانگین با اعمال تخمین مولفه‌های وریانس در سمت راست و بدون اعمال این روش بر روی تصویر شبیه‌سازی شده در سمت چپ از سه روش UCLSU، SCLSU و NCLSU ..... ۴۲
- شکل ۶-۴- چهار هدف مورد نظر برای شناسایی با نامهای فیبر ۱، ۲، ۳ ..... ۴۴
- شکل ۷-۴- طیف اهداف موجود در تصویر بدست آمده از طیفسنجی ..... ۴۴
- شکل ۸-۴- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف UCLSU با اعمال VCE با ۲ تقسیم‌بندی و حداکثر ۱۵ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست) ..... ۴۹
- شکل ۹-۴- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال VCE به روش UCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه ..... ۵۰
- شکل ۱۰-۴- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف SCLSU با اعمال VCE با ۲ تقسیم‌بندی و حداکثر ۲۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست) ..... ۵۲

شکل ۴-۱۱- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال VCE به روش SCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه ..... ۵۳

شکل ۴-۱۲- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف NCLSU با اعمال VCE با ۳ تقسیم‌بندی مکانی تصویر و حداکثر ۱۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست) ..... ۵۵

شکل ۴-۱۳- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال VCE به روش NCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه ..... ۵۵

شکل ۴-۱۴- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف FCLSU با اعمال VCE با ۳ تقسیم‌بندی مکانی تصویر و حداکثر ۱۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست) ..... ۵۷

شکل ۴-۱۵- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال VCE به روش FCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه ..... ۵۸

شکل ۴-۱۶- 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) ..... ۶۰

شکل ۴-۱۷- 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 ..... ۶۱

شکل ۴-۱۸- 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) ..... ۶۳

شکل ۴-۱۹- 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 ..... ۶۴

شکل ۴-۲۰- 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) ..... ۶۶

شکل ۴-۲۱- 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 ..... ۶۷

شکل ۴-۲۲- 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) ..... ۶۹

شکل ۴-۲۳- 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..... ۶۹

# ۱- فصل اول

مقدمه و کلیات تحقیق

## ۱-۱- مقدمه و بیان مسئله

سنجش از دور، علم و تکنولوژی اندازه گیری ویژگی های یک شی بدون تماس مستقیم با آن می باشد. به عنوان مثال یک سنجده نوری امواج الکترومغناطیسی منعکس شده و ساطع شده از سطح زمین را اندازه گیری می کند. این اندازه گیری و پاسخ طیفی که مرتبط با ساختار درونی مواد می باشد می تواند به عنوان ابزاری جهت تشخیص مواد مختلف به کار گرفته شود. از جمله مزایای سنجش از دور نسب به روش های دیگر میتوان داده های رقومی، تنوع داده ها، به روز بودن داده ها و قیمت نسبتا پایین دانست.

به منظور استخراج اطلاعات از تصاویر و داده های سنجش از دور میتوان از روش های مختلفی استفاده نمود. تفسیر و استخراج بصری ساده ترین و اولین روش استخراج اطلاعات می باشد. در این روش تفسیر و استخراج توسط اپراتور انجام می گیرد. همزمان با پیشرفت تکنولوژی کامپیوتری، روش های تفسیر و استخراج داده ها نیز گسترش یافتند و روش های مختلفی جهت استخراج و تفسیر داده سنجش از دور مطرح و ارائه گردید که در هر یک از این روش ها استخراج اطلاعات می تواند بر اساس نیاز کاربر در سطوح مختلف مورد استفاده قرار گیرد.

امروزه پیشرفت های اخیر در زمینه ساخت سنجده های تصویر برداری و گسترش استفاده بحث طیف سنجی<sup>۱</sup> به عنوان ابزاری جهت شناسایی و ثبت منابع زمین، امکان جمع آوری داده ها در تعداد باندهای فراوان را فراهم نموده است، که تحت عنوان سنجش از دور ابرطیفی<sup>۲</sup> شناخته شده است.

امروزه سنجده های فراطیفی نظیر AVIRIS، HYPERION و HYDICE قادرند تصاویر را با قدرت تفکیک طیفی بالا متشکل از صدها باند طیفی اخذ نمایند [۱]. تصاویر اخذ شده از این طریق حاوی اطلاعات

---

<sup>1</sup> Spectrometry

<sup>2</sup> Hyperspectral

طیفی پیوسته‌ای از عوارض سطح زمین بوده که برخلاف روش‌های سنتی تصویربرداری چندطیفی<sup>۱</sup>، منحنی تقریباً پیوسته‌ای از طیف عوارض در اختیار قرار می‌دهند. این خاصیت بیانگر پتانسیل بالای این تصاویر در زمینه‌ی استخراج اطلاعات از ماهیت عوارض و طبقه‌بندی سطح زمین است. به همین جهت می‌توان بکمک سنجنده‌های ابرطیفی کاربردهایی نظیر: ۱- پهنه‌بندی انواع پوشش سطح زمین، ۲- مطالعه و اندازه‌گیری تغییرات رخ داده در سطح زمین و ۳- تشخیص ناهنجاری‌ها و آشکارسازی اهداف طیفی و مواردی از این دست را دنبال نمود. با این مقدمه، یکی از مهمترین کاربردهای تصاویر ابرطیفی، آشکارسازی و تشخیص اهداف طیفی است. معمولاً در بسیاری از کاربردهای عملی، اهداف مورد انتظار در وسعتی کمتر از یک پیکسل ظاهر شده و این درحالی است که طیف ثبت شده در تصاویر متناسب با قدرت تفکیک مکانی آنها و متاثر از برهمکنش تمامی پدیده‌های حاضر در آن پیکسل خواهد بود [۲]. آشکارسازی هدف با ابعاد کمتر از وسعت یک پیکسل یکی از چالش‌های موجود در حوزه‌ی آشکارسازی هدف بشمار رفته و بکارگیری تکنیک‌های آشکارسازی مبتنی بر تجزیه طیفی بعنوان یکی از راهکارهای مواجهه با این چالش شناخته می‌شوند.

## ۱-۲- پیشینه تحقیق

در طی فرآیند تجزیه طیفی، بردار طیفی هر پیکسل از تصویر، بصورت یک ترکیب خطی از طیف مواد یا عناصر خالص تشکیل‌دهنده در آن پیکسل نوشته می‌شود [۳]. بر اساس این مدل، الگوریتم‌های مختلفی جهت برآورد درصد حضور اهداف در سطح زیر پیکسل توسعه یافته‌اند. بکارگیری قیود واحد بودن مجموع فراوانی عنصر خالص در الگوریتم تشخیص هدف [۴, ۵] نامفی بودن سهم فراوانی اعضای خالص [۶, ۷] و یا استفاده همزمان از هر دو قید [۸] نمونه‌ای از نسخه‌های توسعه‌یافته مبتنی بر تجزیه طیفی، بمنظور

---

<sup>۱</sup>Multispectral



آشکارسازی اهداف می‌باشند. از سوی دیگر، شناسایی هدف بکمک تصاویر ابرطیفی تاکنون برای شناسایی اهداف طیفی مختلفی استفاده شده است. آشکارسازی عناصر آلی موجود در خاک [۹-۱۱]، آشکارسازی تنش‌های گیاهی [۱۲, ۱۳]، پهنه‌بندی خاک آلوده به فلزات سنگین [۱۴] و یافتن اهداف زیرپیکسلی [۱۵]، [۱۶] نمونه‌هایی از پدیده‌های آشکارسازی شده در این حوزه بشمار می‌روند.

تقسیم‌بندی مکانی و طیفی تصویر برای تشخیص اهداف زیرپیکسلی [۱۷]، انتخاب باندهای تشخیص هدف بر اساس امضای طیفی اهداف [۱۸] و بررسی تاثیر سایه ابرها بر تشخیص اهداف زیرپیکسلی [۱۹] از جمله تحقیقاتی است که در این زمینه صورت پذیرفته‌اند.

### ۱-۳- ضرورت و هدف پژوهش

همانطور که قبلاً نیز بدان اشاره شد، طیف ثبت شده در هر پیکسل از یک تصویر ابرطیفی جدای از نویز داخلی سنجنده، متأثر از بازتابندگی تمامی پدیده‌های موجود در ناحیه تحت پوشش آن پیکسل می‌باشد. با فاصله گرفتن سنجنده از سطح زمین، عبور امواج تحت تاثیر شرایط جوی قرار گرفته که این موضوع سهم بسزایی در ایجاد عدم قطعیت در مقادیر بازتابندگی بدست آمده از تصاویر دارد [۲۰-۲۲]. با در اختیار داشتن ویژگی‌های طیفی هدف/اهداف مورد نظر و اعمال تصحیحات اتمسفری به تصاویر اخذ شده، می‌توان نقشه‌ی احتمالاتی رخداد اهداف را در هر پیکسل از تصویر ابرطیفی برآورد نمود. این کار پیکسل‌های محتمل را متناسب با سهم تعلق برآورد شده بعنوان هدف از سایر پیکسل‌ها (پس‌زمینه) جداسازی می‌نماید.

با این حال عواملی همچون: ۱- عدم موفقیت راهکارهای تصحیح اتمسفری در باندهای جذبی و مجاور آن، ۲- ماهیت آماری و تجربی مدل‌های رایج تصحیح اتمسفری، ۳- نویزهای داخلی سنجنده، ۴- تفاوت در عرض باندهای و پاسخ طیفی باندهای تصویربرداری، ۵- عدم قطعیت‌های موجود در کالیبراسیون

رادئومتریکی نسبی و ۶- عدم یکنواختی شاخص نسبتی سیگنال به نویز ( $SNR^1$ ) باندها و حتی پیکسل‌ها، را می‌توان از دلایل عدم تشابه در دقت ثبت اطلاعات طیفی توسط سنجنده‌های ابرطیفی دانست. تمامی راهکارهای توسعه یافته در حوزه‌ی 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 نقطه نظر مبانی تخمین به روش کمترین مربعات، تعیین وزن مناسب برای مشاهدات تضمین کننده تخمین نارایب مجهولات و به تبع آن افزایش صحت برآورد پارامترهای مجهول خواهد بود [۲۳].

از سوی دیگر، روش‌های آشکارسازی هدف مبتنی بر تجزیه طیفی علاوه بر طیف هدف/اهداف، نیازمند پاسخ طیفی عناصر خالص موجود در صحنه تصویربرداری بوده و 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 شده‌ی عناصر خالص در یک صحنه‌ی تصویربرداری، رویکردهای نظارت نشده بعنوان راهکارهای جایگزین و اقتصادی شناخته می‌شوند.

از نقطه نظر تئوریک، روند کلی در روش‌های نظارت نشده معطوف به انتخاب و یا بازسازی مجازی راستاهایی در فضای ویژگی بوده که قادرند بعنوان پایه‌های فضای گسترش یافته توسط سیگنال‌های ثبت شده در تصویر ابرطیفی مورد استفاده قرار گیرند. در روند تجزیه طیفی برای یک سیگنال (طیف) مشاهده شده، مولفه‌های مختصاتی این پایه‌ها (عناصرخالص) بعنوان سهم تعلق هر عضو خالص شناخته شده که تبعیت از خواص فیزیکی مثل واحد شدن مجموع سهم تعلق‌ها و منفی نبودن آنها نیز مورد انتظار می‌باشد. در یک صحنه پیچیده تصویربرداری، انتظار رخداد کلاس‌های مختلفی از پدیده‌ها وجود داشته که طبعاً

---

<sup>1</sup>|Signal to Noise Ratio

پیچیدگی توزیع نمونه‌ها در فضای ویژگی را بدنبال خواهد داشت. ساده‌سازی فضای ویژگی از طریق خوشه‌بندی به نمونه‌هایی با رفتار مشابه می‌تواند در تحلیل نمونه‌های هر خوشه و همچنین یافتن پایه‌های مناسب برای هر خوشه، عدم قطعیت کمتری را فراهم سازد. 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 احتمال مشارکت نادرست آنها را در روند تجزیه طیفی بکاهد. بر این اساس، دو ایده‌ی: ۱- بکارگیری وزن در ساختار روش‌های تجزیه طیفی و ۲- محلی‌سازی فضای ویژگی در روند شناسایی نظارت نشده‌ی عناصر پس‌زمینه دست‌مایه‌های اولیه انجام این پژوهش محسوب می‌شود.

با توجه به اینکه عوامل متعددی منجر به بروز عدم قطعیت‌های 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. تاکنون روش‌های مختلفی با هدف تخمین ماتریس کواریانس نویز در تصاویر ابرطیفی توسعه یافته اما بواسطه ماهیت آماری، فرضیات ساده و لحاظ نشدن تمامی عوامل تاثیرگذار در بروز عدم قطعیت در ثبت سیگنال‌های ابرطیفی، نمی‌توان از آنها بعنوان مقدار قطعی ماتریس وزن مشاهدات استفاده نمود. راهکارهایی با عنوان تخمین مولفه‌های واریانس برای مواجهه با چنین شرایطی توسعه یافته‌اند که می‌توان آماره‌های مربوط به وزن‌های اولیه در فرایند سرشکنی را تنظیم نمایند. بمنظور نیل به اولین ایده‌ی این تحقیق و در اولین الگوریتم پیشنهاد شده، وزن‌های اولیه بدست آمده از ماتریس کواریانس نویز، تخمین و در رویکردی تکراری توام با روندی افزایشی به دسته‌های مشاهداتی همگن (مجموعه‌ی باندهایی با دقت‌های مشابه) تفکیک شده‌اند. در این روند وزن متناظر با هر دسته‌ی مشاهداتی همگن بکمک روش تخمین مولفه‌های واریانس تنظیم شده است.

در جهت اجرای دومین ایده‌ی این پایان‌نامه نیز، پاسخ طیفی عناصر پس‌زمینه بصورت محلی در فضای ویژگی شناسایی شده است. برای اینکار ابتدا فضای ویژگی خوشه‌بندی شده و نهایتاً با تغییراتی در روش

شناسایی عناصر خالص<sup>1</sup> OSP، عناصر پس‌زمینه مرتبط با هر خوشه از فضای ویژگی شناسایی شده است. در روش پیشنهادی و برای سیگنال‌های طیفی ثبت شده در هر پیکسل از تصویر ابرطیفی، عناصر پس‌زمینه مستخرج از خوشه‌ی متناظر و طیف کتابخانه‌ای مربوط به هدف/اهداف بعد از تنظیم ماتریس وزن بکمک الگوریتم تکراری مبتنی بر روش تخمین مولفه‌های واریانس، در روش‌های تجزیه طیفی بکار گرفته شده‌اند. در نهایت سهم تعلق مربوط به سیگنال‌های هدف، بدست آمده از فرایند تجزیه طیفی بعنوان نقشه پاسخ آشکارساز تولید شده است. ۱- محلی سازی فرایند شناسایی عناصر پس‌زمینه، ۲- ایجاد تغییرات در روند شناسایی عناصر خالص OSP با هدف انطباق با روند آشکارسازی هدف و ۳- توسعه‌ی الگوریتم تکراری بمنظور دسته‌بندی افزایشی مشاهدات طیفی همگن به‌مراه تخمین مولفه‌های واریانس مرتبط با هر دسته، نوآوری‌های این تحقیق بمنظور دستیابی به ایده‌های پیشنهاد شده می‌باشند. جزئیات تمامی موارد مطرح شده به تفصیل در فصل‌های بعدی این پایان‌نامه تشریح شده است.

#### ۱-۴- ساختار پایان‌نامه

ساختار این پایان‌نامه مشتمل بر پنج بخش بوده که بعد از فصل مقدمه، در فصل دوم مرور اجمالی بر ماهیت داده‌های مورد استفاده این پایان‌نامه ارائه می‌شود. تشریح راهکار پیشنهادی در فصل سوم ارائه شده و نتایج پیاده‌سازی و همچنین ارزیابی آن با استفاده از داده ابرطیفی اخذشده و نیز تصویر شبیه‌سازی شده در فصل چهارم انجام شده است. آخرین بخش از پایان‌نامه به نتیجه‌گیری کلی از پایان‌نامه و ارائه پیشنهادات جهت توسعه‌های آتی اختصاص دارد.

---

<sup>1</sup>Orthogonal Subspace Projection

## ۲- فصل دوم

### داده‌های مورد استفاده

## ۲-۱- سنجنده‌های ابرطیفی

سنجنده‌های فراطیفی هوابرد و فضابرد، امروزه به‌عنوان یکی از ابزارهای قدرتمند و پیشرفته در مطالعات زمین‌شناسی، کشاورزی و... در جهان، بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند. استفاده از این فناوری در اواسط دهه ۸۰ آغاز شد و مزایای کنونی داده‌های سنجنش از دور و اطلاعات جغرافیایی منجر به توسعه این تکنولوژی گردید.

به‌دست آوردن تصاویر فراطیفی به‌صورت طبیعی، سخت‌تر و گران‌تر از تصاویر چندطیفی است و این به دلیل مزایای کنونی این داده‌ها است. نسبت بالای سیگنال به نویز آن مبین طیف‌های با کیفیت عالی، هم‌چنین پوشش طیفی و تعداد زیاد کانال‌های آن، موجب قدرت تفکیک طیفی بسیار بالا است. این داده‌ها عموماً ترکیبی از ۱۰ تا ۲۰۰ باند طیفی با پهنای نازک بین ۵ تا ۱۰ نانومتر هستند درحالی‌که داده‌های حاصل از سنجنده‌های چند طیفی دربرگیرنده ۵ تا ۱۰ کانال با پهنای باند نسبتاً پهن‌تری (۷۰ تا ۴۰۰ نانومتر) هستند. سنجنده‌های فراطیفی به دو صورت فضابرد و هوابرد می‌باشند. سنجنده‌های فضابرد عبارتند از AVIRIS، Hyperion و HYDICE که در مدار زمین قرار می‌گیرند. سنجنده‌های دیگر نظیر دوربین‌های Aisa، FENIX 1k، Specim، RESONON و HyMap نیز بر روی هواپیماهای سبک یا حتی در برخی موارد بر روی هلی‌کوپتر قابل نصب بوده و با توجه به ارتفاع کم پرواز از دقت بسیار زیادی نسبت به سنجنده‌های فنصب شده در ماهواره‌ها برخوردار هستند.

در این پایان‌نامه از تصویر سنجنده HyMap به دلیل وجود یک منبع داده حاوی تصویر رایگان از این سنجنده استفاده شده‌است. در ادامه توضیحات مربوط به ماهیت تصاویر ابرطیفی ارائه شده و سپس بخش

کوتاهی به معرفی مشخصات فنی این سنجنده اختصاص داده شده است.

## ۲-۲- تصاویر ابرطیفی

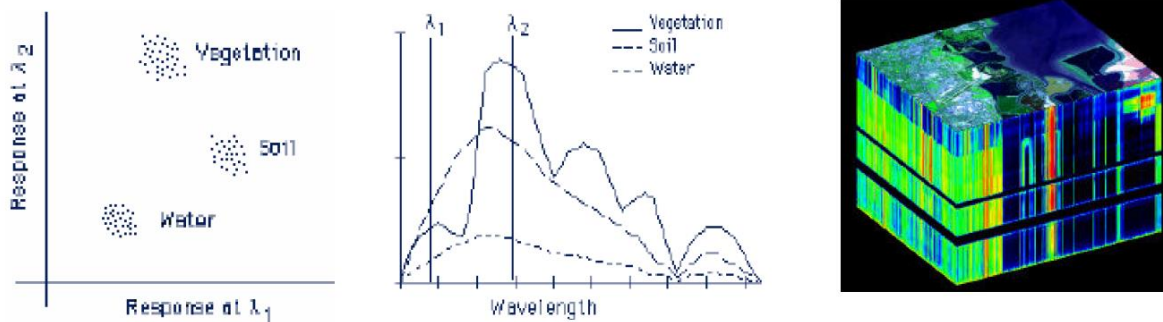
سنجنده‌های فراطیفی با بهره‌گیری از بخش بزرگی از طیف الکترومغناطیس به پدیده‌ها می‌نگرند. در واقع علت انتخاب این نام برای این نوع فناوری تصویربرداری این است که سنجنده‌های فراطیفی قادر هستند اطلاعات پدیده‌های گوناگون را در تعداد بسیار زیادی از باندهای طیفی به صورت مجزا و در طول موج‌های مختلف ثبت کنند. ویژگی مهم این تصاویر که آن‌ها را از تصاویر چندطیفی متمایز می‌سازد این است که اطلاعات طیفی تقریباً پیوسته‌ای را از اهداف در اختیار ما قرار می‌دهند. این تصاویر دارای توان تفکیک طیفی بالایی هستند و پهنای باند آن‌ها بسیار کوچک و در حد ۱۰ نانومتر است و در عین حال قدرت تفکیک مکانی محدودی دارند.

داده‌های فراطیفی به صورت یک مکعب تصویر ذخیره‌سازی می‌شوند که دو بعد این مکعب حاوی اطلاعات مکانی و بعد سوم آن حاوی اطلاعات طیفی است. در واقع هر پیکسل از این تصاویر به صورت یک بردار  $n$  بعدی؛ که  $n$  تعداد باندهای تصویر است، ذخیره‌سازی و مورد پردازش قرار می‌گیرد.

## ۲-۲-۱- فضاهای پردازشی

بطور کلی به منظور محاسبات، پردازش‌ها، آنالیزهای و نمایش تصاویر سنجنش از دور ابرطیفی سه روش وجود دارد. اولین فضا فضای تصویری است. این فضا به کاربر کمک می‌کند تا ارتباطی بین پیکسل‌های سطح تصویر و نوع پوشش موجود برقرار نمایند. فضای دوم، فضای طیفی می‌باشد که پاسخ طیفی یک جسم را به صورت تابعی از طول موج بیان می‌کند. فضای سوم، فضای ویژگی است که این فضا از نظر استخراج اطلاعات مهمترین فضا می‌باشد. شکل ۲-۱ نشان دهنده این سه فضا است در ادامه مورد تشریح

قرار می گیرد.



شکل ۱-۱۰- سه فضای اصلی در تصاویر ابرطیفی: فضای ویژگی (چپ)، فضای طیفی (وسط) و فضای تصویر (راست)

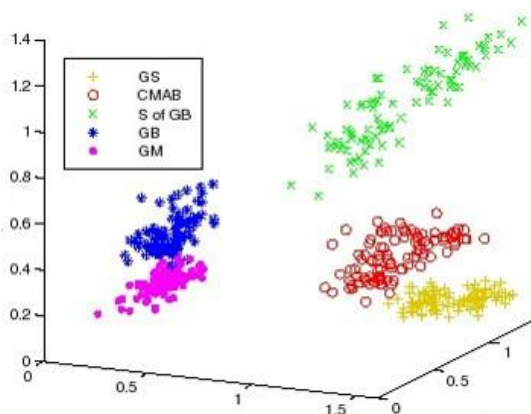
#### ۲-۲-۱-۱- فضای تصویر

نام دیگر فضای تصویر، فضای مکان است. این فضا دارای دو بعد است که حاوی اطلاعات مکانی پیکسل‌ها و ارتباط هندسی میان داده‌ها می‌باشد. این فضا معمولاً جهت انجام پردازش‌های بصری خصوصاً در تصاویر چندطیفی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

#### ۲-۲-۱-۲- فضای ویژگی

در این فضا یک نمایش طیفی  $n$  بعدی، که  $n$  نمایانگر تعداد باندهای طیفی است، شامل اطلاعات یک پیکسل ایجاد می‌شود. در واقع در این فضا هر پیکسل دارای یک بردار مشخصه  $n$  بعدی می‌باشد که مقادیر دسته‌ای از پیکسل‌ها در چند باند به صورت هم‌زمان نمایش داده می‌شود. در این فضا هر یک از محورهای مختصات به وسیله یک باند که اغلب مقادیر رادیانس یا بازتابندگی است، تعریف می‌شود.

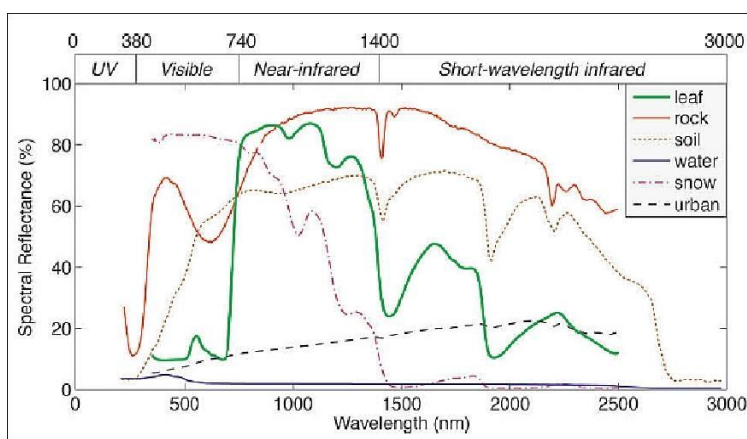




شکل ۲-۰- نمونه‌ای از یک فضای ویژگی

### ۳-۱-۲-۲- فضای طیفی

این فضا، یک فضای دوبعدی است. که پاسخ طیفی ثبت شده در هر پیکسل به صورت تابعی از طول موج نمایش داده می‌شود. در واقع رفتار طیفی هر پیکسل را می‌توان به صورت یک نمودار در طول موج‌های مختلف مشاهده کرد. از آنجایی که هر ماده دارای امضای طیفی خاصی است در این فضا امکان شناسایی مواد از طریق مقایسه طیف آن‌ها با کتابخانه طیفی امکان پذیر است.



شکل ۳-۰- نمونه‌ای از یک فضای طیفی

### ۳-۲- سنجنده HyMap

سنجنده فراتطیفی هوابرد HyMap، در ابتدا در سال ۱۹۹۶ در استرالیا آماده و مورد استفاده قرار گرفت.

سپس در سایر کشورها گسترش یافت و به منظور بررسی‌های سنجش از دور در کاربردهای مختلف از اکتشاف مواد معدنی تا تحقیقات دفاعی و شبیه‌سازی‌های ماهواره‌ای استفاده گردید.

سیستم‌های HyMap دارای مزایایی نظیر نسبت سیگنال به نویز بالا (سیگنال به پارازیت)، کیفیت تصویر، پایداری، سازگاری و استفاده آسان می‌باشند. تحول سری‌های HyMap با ایجاد یک سیستم تولیدکننده پوشش فراطیفی در تمام طول موج‌های خورشیدی (۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر) و ۳۲ باندها در مادون قرمز حرارتی (۸ تا ۱۲ میکرومتر) ادامه یافت و اولین سنجنده سری HyMap بصورت ابزاری با قابلیت تصویر برداری از ۹۶ کانال، در محدوده طول موجی ۰/۵۵ تا ۲/۵ نانومتر مورد استفاده جهت امور اکتشاف مواد معدنی قرار گرفت. نسبت سیگنال به نویز آن (SNR) در ناحیه طیفی حدود ۲/۵-۲ نانومتر بوده است. سنجنده‌های HyMap بعدی با ۱۲۸ کانال، ناحیه طیفی ۰/۴۴ تا ۲/۵ نانومتر و ۲ باندها حرارتی (یکی در باندها ۳-۵ نانومتر پنجره اتمسفری و دیگری در ناحیه طیفی ۸-۱۰ نانومتر) را پوشش می‌دادند. این تغییرات باعث شد زمینه‌های کاربری HyMap گسترده‌تر شود. از جمله کاربردهای این سنجنده می‌توان: نقشه برداری زمین‌شناسی، اکتشاف مواد معدنی، کشاورزی، بررسی خاک، آبیاری و ارزیابی کیفیت آب، جنگلداری، نظارت بر معادن، چراگاه‌ها، برنامه ریزی شهری، بررسی‌های محیطی، تحقیقات دفاعی، شبیه سازی ماهواره‌ای و مدیریت منابع را نام برد. شکل ۲-۴ تصویری از این نوع سنجنده را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۰- سنجنده HyMap

## ۳- فصل سوم

### روش تحقیق

در این فصل روند پردازش‌های لازم برای اعمال روش تخمین مؤلفه‌های وریانس در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف مورد بررسی قرار می‌گیرد. راهکار پیشنهادی این تحقیق برای دستیابی به دقت بالاتر در آشکارسازی اهداف، در درجه اول استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های وریانس برای برآورد وزن باندهای طیفی و در درجه دوم، بررسی تصاویر به صورت محلی می‌باشد. با توجه به تاثیرات منابع مختلف اعم از اتمسفر، نویز سنجنده و غیره بر باندهای تصویر و از سوی دیگر، معلوم نبودن اثرات آن‌ها، استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های وریانس برای بهبود دقت آشکارسازی هدف پیشنهاد می‌گردد.

حال با توجه به محدود شدن دامنه طیف‌های مورد بررسی در الگوریتم تشخیص عناصر خالص و از سوی دیگر تغییرات رفتار نویز در نقاط مختلف در هر باند تصویر ابرطیفی، راهکار بررسی محلی تصاویر نیز می‌تواند منجر به بهبود عملکرد الگوریتم‌های تشخیص هدف با استفاده از VCE گردد.

همانطور که پیش‌تر به آن اشاره شد، انتخاب وزن مناسب برای باندهای مختلف طیفی، بدلیل اثرات مختلف و نامعلوم نویز در هر باند از اهمیت بالایی برخوردار بوده و تشخیص اهداف را با چالش روبرو می‌کند. روش ارائه شده در این تحقیق برای آشکارسازی مکانی اهداف، استفاده از تخمین مؤلفه‌های وریانس همراه با برآورد کمترین مربعات<sup>۱</sup> است. از آنجاییکه الگوریتم‌های تشخیص هدف از جمله LSU، متکی به روش کمترین مربعات برای برآورد فراوانی اهداف در سطح زیر پیکسل می‌باشند، استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های وریانس برای تنظیم وزن باندهای طیفی و بهبود دقت شناسایی اهداف، مؤثر خواهد بود.

وزن مناسب برای باندهای طیفی، بدلیل نامعلوم بودن رفتار نویز در هر باند، در آغاز مشخص نیست. از طریق روش VCE و با تعیین مجموعه مشاهدات همگن به عنوان مجموعه باندهایی که در آنها رفتار نویز

---

<sup>۱</sup>LSVCE

یکسان در نظر گرفته می‌شود، وزن مناسب برای هر مجموعه از باندها را می‌توان بطور همزمان با برآورد کمترین مربعات فراوانی اهداف تخمین زد. تعیین مجموعه مشاهدات همگن با توجه به رفتار نویز در هر باند برای تخمین مؤلفه‌های وریانس ضروری است. دسته بندی مشاهدات بر اساس نویز برآورده شده آنها در مدل تجزیه طیفی، روشی است که در این تحقیق پیشنهاد می‌گردد.

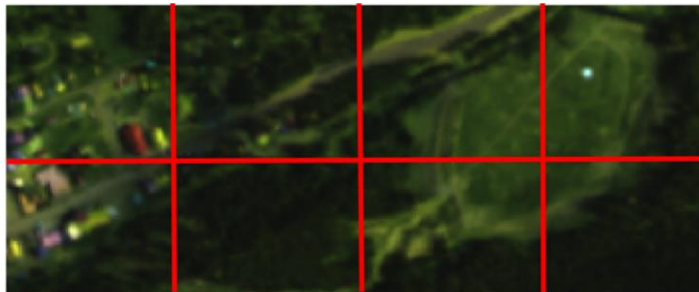
روش‌های شناسایی عناصر پس‌زمینه جهت استفاده در الگوریتم‌های تجزیه طیفی، بر مبنای مقایسه طیف پیکسل‌های موجود در تصویر می‌باشند. روش تشخیص عناصر خالص مورد استفاده در این تحقیق، از طریق مقایسه طیف اهداف با طیف سایر پیکسل‌های موجود در تصویر، طیف‌های دارای بیشترین تمایز طیفی را به عنوان طیف عناصر پس‌زمینه انتخاب می‌کند. با محدود کردن پیکسل‌های مورد بررسی به پیکسل‌هایی دارای مواد پس‌زمینه مشابه، طیف عناصر پس‌زمینه استخراج شده صحیح‌تر صورت گرفته و در نتیجه دقت و عملکرد بهتری را در مدل تجزیه طیفی به منظور آشکارسازی اهداف خواهد داشت. از طرف دیگر، رفتار نویز در نواحی مختلف یک تصویر ابرطیفی متغیر است که می‌توان تا حدی آن را به ماهیت متغیر اتمسفر در نواحی مختلف و نویز سنجنده نسبت داد. تخمین وریانس نویز بصورت محلی نیز، منجر به برآورد دقیق‌تری خواهد شد.

با توجه به توضیحات فوق، در ابتدا می‌بایست تقسیم‌بندی تصویر به نواحی کوچک‌تر جهت استفاده از الگوریتم‌های آشکارسازی همراه با تخمین مؤلفه‌های وریانس در هر ناحیه صورت گیرد. این فرآیند با خوشه‌بندی پیکسل‌های تصویر به دو طریق مکانی و طیفی محقق می‌شود. در خوشه‌بندی طیفی از آنجاییکه پیکسل‌ها بر اساس شباهت طیفی به دسته‌های مجزا تقسیم‌بندی می‌شوند، با اطمینان بیشتری می‌توان پیکسل‌ها را از حیث داشتن مواد پس‌زمینه مشابه در هر دسته قرار داد و روند جستجوی طیف عناصر خالص را بهبود بخشید. این در حالی است که برای خوشه‌بندی مکانی تصویر، نمی‌توان اطمینان داشت که پیکسل‌های موجود در هر ناحیه دارای مواد پس‌زمینه یکسانی باشند. روند تقسیم‌بندی تصویر به دو

طریق ذکر شده در ابتدا توضیح داده می‌شود. سپس به تشریح مراحل مورد نیاز برای آشکارسازی اهداف از الگوریتم‌های UCLSU، SCLSU، NCLSU و FCLSU همراه با تنظیم وزن باندهای طیفی به کمک VCE پرداخته می‌گردد.

### ۳-۲- خوشه‌بندی مکانی تصویر

در این روش بررسی محلی تصویر، بطور ساده با تقسیم‌بندی‌های مشخصی در راستای سطر و ستون تصویر، آن را به چند ناحیه تقسیم کرده و سپس الگوریتم‌های تشخیص عناصر خالص و آشکارسازی هدف را بر روی هر ناحیه بصورت جدا از هم انجام می‌دهیم. نقشه پاسخ و یا نقشه فراوانی اهداف برآورد شده از کنار هم قرار دادن نقشه پاسخ در هر ناحیه بدست می‌آید. شکل ۳-۱-۳ نمایی از این تقسیم بندی را با ۲ تقسیم در راستای سطر و ۴ تقسیم در راستای ستون برای تصویر ابرطیفی نشان می‌دهد.



شکل ۱-۳-۱- تقسیم‌بندی تصویر به صورت مکانی و با ۲ تقسیم در راستای سطر و ۴ تقسیم در راستای ستون

### ۳-۳- خوشه‌بندی طیفی تصویر

تقسیم‌بندی تصویر در راستای سطر و ستون آن نواحی مستطیلی شکلی را بدست می‌دهد. با طی این فرآیند، ناحیه مورد بررسی برای الگوریتم آشکارسازی به نواحی کوچکتری محدود شده و از طرف دیگر تنوع طیفی کمتری را در بر می‌گیرد. منتهی نمی‌توان همواره انتظار داشت که کوچک شدن ناحیه بررسی منجر به تنوع طیفی کمتر و در نتیجه تشخیص طیف مواد پس‌زمینه غالب در تصویر شود؛ چرا که ممکن

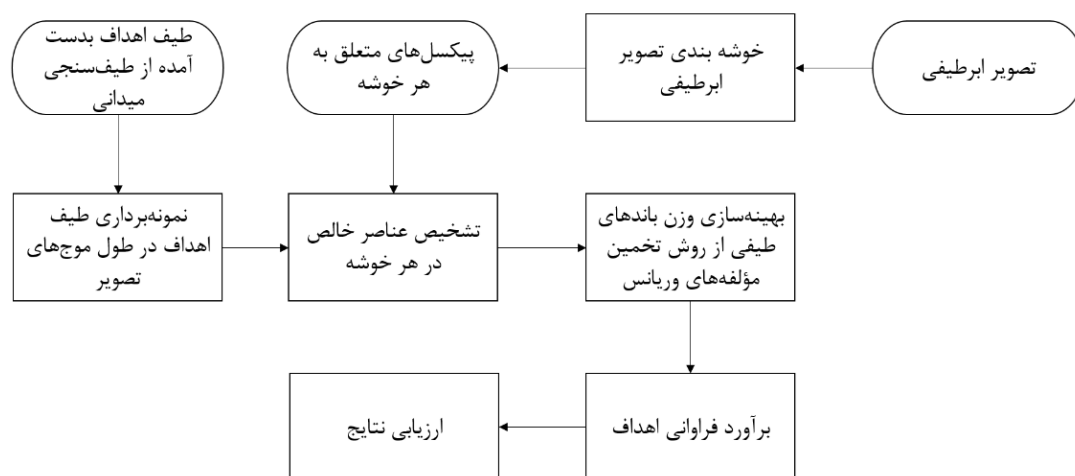
است در نواحی کوچک‌تر در تصویر نیز شاهد حضور موادی با طیف‌های کاملاً مجزا باشیم. برای مثال در یک ناحیه شهری، با تنوع مواد بسیاری از قبیل ساختمان، درخت، وسایل نقلیه و غیره مواجه هستیم. راهکار کامل‌تر برای بهبود استخراج عناصر خالص، تقسیم‌بندی پیکسل‌های تصویر بر اساس شباهت طیفی موجود در آنها می‌باشد. بدین ترتیب پیکسل‌های دارای طیف مشابه بدست آمده و در محدوده مورد بررسی الگوریتم تشخیص عناصر خالص قرار می‌گیرد. این امر موجب می‌شود که الگوریتم تشخیص عناصر خالص، طیف‌های غالب‌تر را در یک محدوده دارای مواد مشابه استخراج کند. تمایز میان طیف هدف و پس‌زمینه‌ای که در پیکسل‌های یک خوشه غالب است، بیشتر بوده و از این سو، الگوریتم‌های تشخیص هدف، طیف‌های پس‌زمینه‌ای را در ماتریس طیفی خود دارند که طیف‌های غالبی در پیکسل‌هایی یک‌دست (به لحاظ طیفی) می‌باشند. بدین ترتیب این الگوریتم‌ها قادر خواهند بود تا اهداف را با دقت بالاتری آشکار نمایند.

با استفاده از الگوریتم  $k$ -means، می‌توان طیف اندازه‌گیری شده در هر پیکسل تصویر ابرطیفی را به لحاظ شباهت موجود میان آن‌ها طبقه‌بندی کرد. پس از این فرآیند تشخیص طیف عناصر پس‌زمینه برای تعداد معلومی از عناصر پس‌زمینه صورت گرفته و فرآیند آشکارسازی هدف با تنظیم وزن باندهای طیفی صورت می‌گیرد.



### ۳-۴- آشکارسازی هدف در هر خوشه

همانطور که در بخش مقدمه به آن اشاره شد، دو رویکرد کلی این پایان‌نامه در بهبود دقت تشخیص هدف، 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 ۳-۲ ارائه شده است.



شکل ۲-۰- فلوچارت کلی روش پیشنهادی برای آشکارسازی اهداف با تخمین وزن باندهای طیفی

همانطور که در شکل فوق 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- پیکسل‌های واقع در هر خوشه، ۲- طیف عناصر خالص پس‌زمینه مرتبط با آن خوشه و ۳- طیف اهداف طیفی در روند تجزیه‌ی 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 ۴ روش <sup>1</sup>UCLSU، <sup>2</sup>SCLSU،

<sup>1</sup> Unconstrained Linear Spectral Unmixing

<sup>2</sup> Sum to one Constrained Linear Spectral Unmixing

$NCLSU^1$  و  $FCLSU^2$  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 (رابطه‌ی ۳-۱).

$$l_{b \times 1} + v_{b \times 1} = [M]_{b \times (k_1+k_2)} \times \alpha_{(k_1+k_2) \times 1} = [[Bg]_{b \times k_1} [Tg]_{b \times k_2}]_{b \times (k_1+k_2)} \times [\alpha_{Bg}^T, \alpha_{Tg}^T]^T \quad (3-1)$$

در رابطه‌ی (۳-۱)،  $k_1$  تعداد عناصر خالص پس‌زمینه،  $k_2$  تعداد اهداف طیفی،  $v$  بردار باقیمانده‌های فرایند تجزیه طیفی،  $l$  بردار مشاهدات طیفی،  $\alpha$  بردار سهم تعلق‌ها،  $\alpha_{Bg}$  سهم تعلق‌های مرتبط با عناصر خالص پس‌زمینه،  $\alpha_{Tg}$  سهم تعلق‌های مرتبط با اهداف طیفی و  $b$  تعداد باندهای تصویر ابرطیفی هستند. تخمین  $\alpha_{Tg}$  هدف فرایند آشکارسازی مبتنی بر تجزیه طیفی است.

نسخه‌های دیگر روش‌های تجزیه‌ی طیفی صرفاً با اعمال قیودی به روش  $UCLSU$  توسعه یافته‌اند. برابر با یک شدن مجموع سهم تعلق‌ها و نامنفی بودن سهم تعلق‌ها دو قید مطلق است که استفاده منفرد آنها به ترتیب منجر به توسعه‌ی 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 توسعه‌ی راهکاری بمنظور یافتن خودکار این تعداد در دستورکار تحقیقات آتی قرار دارد. در ابتدا فرآیند تخمین اولیه برای ماتریس کوریانس نویز مشاهدات طیفی توضیح داده شده و سپس، سازوکار مربوط به شناسایی عناصر پس‌زمینه در بخش ۳-۴-۲، الگوریتم بهینه‌سازی ماتریس وزن بمنظور

<sup>1</sup> Non-negativity Constrained Linear Spectral Unmixing

<sup>2</sup> Fully Constrained Linear Spectral Unmixing

بکارگیری در روشهای تجزیه طیفی در بخش ۳-۴-۳ و معرفی روشهای تجزیه طیفی و نحوه استفاده از آنها در روند بهینه سازی وزن در بخش ۳-۴-۴ تشریح شده است.

### ۳-۴-۱- تخمین اولیه ماتریس کوریانس نويز تصوير

علازغم اینکه روش تخمین مؤلفه های وریانس قادر به برآورد وزن بهینه برای هر دسته از مشاهدات می باشد، نیاز به یک ماتریس کوریانس اولیه برای برآورد صحیح تر مجهولات در خود این روش وجود دارد. به بیان دیگر، روش تخمین مؤلفه وریانس در برآورد کمترین مربعات (LSVCE)، برای برآورد وزن مناسب برای دسته های مشاهدات، نیازمند برآورد مجهولات است که این امر خود وابسته به ماتریس وزن در نظر گرفته شده برای مشاهدات می باشد.

در ساده ترین حالت، ماتریس کوریانس تصویر را می توان با استفاده از یک مدل مشاهداتی برای هر بانده از تصویر بدست آورد. مطابق با این مدل، هر بانده از تصویر ابرطیفی بصورت یک ترکیب خطی از سایر باندهای تصویر و به شکل رابطه ۲-۳ بسط داده می شود.

$$P_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N c_j P_j \quad (3-2)$$

$P_i$  معادل مقدار پیکسلی در بانده  $i$  ام تصویر،  $c_j$  ضریب مجهول مربوط به مقدار همین پیکسل در سایر باندهای طیفی ( $P_j$ ) و  $N$  تعداد باندهای تصویر ابرطیفی می باشد. پس از محاسبه ضرایب مجهول رابطه (۲-۳) برای هر بانده، مقادیر باقیمانده هر پیکسل از این بانده از ترکیب خطی بدست آمده محاسبه می گردد. باقیمانده های محاسبه شده از این طریق برآوردی ساده از نويز موجود در هر پیکسل در هر بانده طیفی را بدست می دهند. ماتریس کوریانس نويز تصوير به شکل قطری و با اسفاده از میانگین مربعات باقیمانده های بدست آمده تشکیل می شود. عناصر قطری در نظر گرفته شده برای این ماتریس، معرف وریانس نويز در

هر باند تصویر ابرطیفی خواهند بود.

### ۳-۴-۲- شناسایی عناصر پس‌زمینه

همانطور که قبلاً بدان اشاره شد، در هنگام بکارگیری روش‌های مبتنی بر تجزیه طیفی بمنظور آشکارسازی اهداف طیفی، علاوه بر طیف هدف/اهداف طیفی، پاسخ طیفی عناصر خالص پس‌زمینه مورد نیاز خواهد بود. تعیین و شناسایی نظارت شده‌ی پاسخ طیفی عناصر خالص نیازمند دانش به منطقه‌ی تصویربرداری و مستلزم هزینه‌های اجرایی خواهد بود. انتخاب نظارت نشده‌ی طیف عناصر خالص راهکار جایگزین در حوزه محسوب می‌شود. در این تحقیق نیز یافتن طیف عناصر خالص مرتبط با پس‌زمینه با سازوکاری ساده و به ازای هر خوشه از فضای ویژگی انجام شده است. راهکار توسعه‌یافته الهام گرفته شده از روش شناخته شده‌ی OSP [۲۴] در شناسایی عناصر خالص 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 OSP یک راهکار تکراری بمنظور یافتن عناصر خالص در فضای ویژگی است. این راهکار منجر به تولید راستای مجازی 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 مبدا فضای ویژگی دارد (روشن‌ترین پیکسل)، بعنوان نخستین عضو خالص انتخاب می‌شود. در هر بار انتخاب یک عضو خالص جدید، فرایند تجربه 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 حد آستانه‌ی مشخص، خاتمه می‌یابد.

سازوکار الگوریتم OSP 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 برآورد بردارهای باقیمانده و ۲- بکارگیری طیف هدف/اهداف بعنوان اولین عناصر خالص و افزوده شدن سایر عناصر خالص به آنها، می باشند. در ادامه شبه کد اجرای این روش ارائه شده است. این شبه کد به ازای نمونه های هر خوشه از فضای ویژگی تکرار شده و بدین ترتیب عناصر خالص هر خوشه شناسایی می گردد.

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

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

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 داده‌ی ورودی ( $[Bg]$ )

انتخاب ماتریس $[Tg]$ بعنوان ماتریس $M$ (رابطه‌ی (۱))	۱
شروع تکرار به ازای متغیر $i$ از ۱ تا $NrBg$	۲
محاسبه‌ی $P_{b \times b} = I_{b \times b} - M(M^T W M)^{-1} M^T W$	۳
محاسبه‌ی نرم بردار باقیمانده ( $v$ ) برای هر عضو از مجموعه $L$ بکمک رابطه‌ی $v_j = P \times l_j$ ; $j = 1, 2, \dots, k$	۴
محاسبه‌ی نرم دوم بردارهای $v_i$ و تولید مجموعه‌ی $V = \{\ v_1\ _2, \ v_2\ _2, \dots, \ v_k\ _2\}$	۵
اگر تمامی اعضای مجموعه‌ی $V$ از $Th_{  v  }$ کوچکتر بودند، اتمام حلقه و در غیر اینصورت:	۶
یافتن بزرگترین عضو مجموعه‌ی $V$ و انتخاب بردار طیفی متناظر آن از مجموعه‌ی $L$ با نام $l_i$	۷
افزودن بردار طیفی $l_i$ به ساختار ماتریس $M$ به شکل $M = [M, l_i]$	۸
پایان حلقه‌ی تکرار	۹
جداسازی ستون‌های غیر $Tg$ از ماتریس $M$ بعنوان $[Bg]$	۱۰

همانطور که قبلاً ذکر شد و در شبه‌کد فوق نیز دیده می‌شود؛ در روند تخمین کمترین مربعات بمنظور شناسایی عناصر خالص پس‌زمینه از ماتریس وزن استفاده شده است. این ماتریس در این مرحله بصورت اولیه به شکلی که در ادامه تشریح شده برآورد 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.

بمنظور دستیابی به یک تخمین اولیه از واریانس نویز هر باند از تصویر ابرطیفی، هر باند بکمک 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 برآورد ماتریس کواریانس نویز در تبدیلاتی همچون<sup>1</sup> MNF استفاده شده است [۲۵]. عواملی همچون: ۱- احتمال عدم تعمیم‌پذیری یک تبدیل خطی بمنظور بازیابی محتوای رادیومتریکی یک باند بکمک سایر باندهای طیفی (بخصوص در باندهای جذبی و مجاور آن)، ۲- احتمال وابستگی دقت ثبت اطلاعات طیفی به محل ثبت در فضای تصویر (تفاوت در دقت کالیبراسیون نسبی و مطلق CCDها) و ۳- عدم یکسان بودن شرایط جوی در سراسر پهنه‌ی تصویر، را می‌توان بعنوان دلایل تقریبی بودن راهکار تخمین ماتریس وزن اولیه قلمداد نمود.

### ۳-۴-۳- بهینه‌سازی ماتریس وزن در الگوریتم‌های تجزیه طیفی

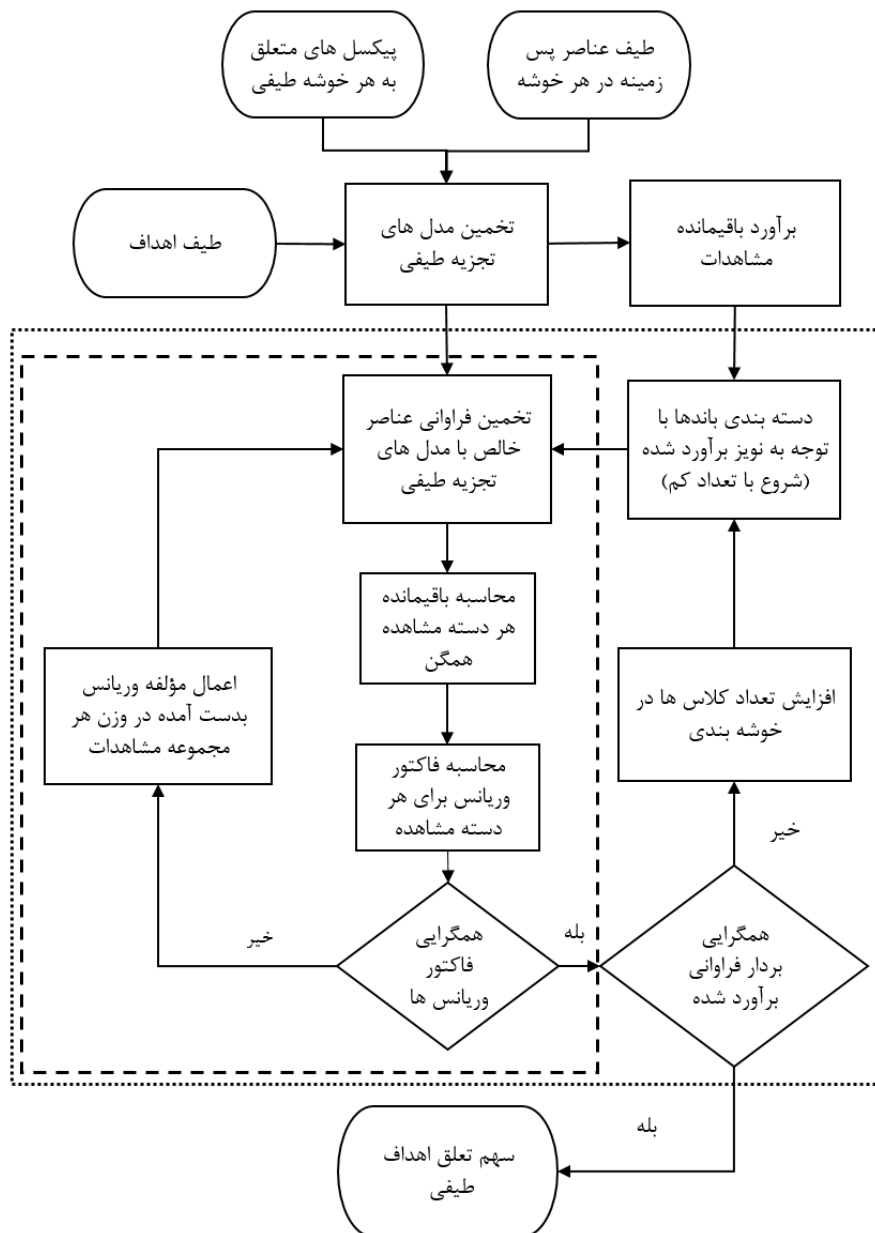
روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس راهکاری آماری برپایه تخمین کمترین مربعات بوده که در آن آماره‌های ماتریس وزن تنظیم می‌شوند. فاکتور واریانس‌ها کمیات اسکالری بوده که نقش مقیاس را برای واریانس‌های مرتبط با مشاهدات همگن در ساختار ماتریس کواریانس ایفا می‌نمایند. تاکنون از روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس در حوزه‌های مختلفی استفاده شده است. بهبود دقت نتایج تصحیح هندسی تصاویر ماهواره‌ای [۲۶] و بکارگیری در تعدیل مشاهدات کد و فاز بمنظور بهبود دقت تعیین موقعیت در سامانه‌های تعیین موقعیت جهانی [۲۷] نمونه‌هایی از حوزه‌های کاربرد روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس محسوب می‌شوند. سازوکار روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس از دو بخش اصلی تشکیل شده

---

<sup>1</sup> Minimum Noise Fraction

است. دسته‌بندی مشاهدات به مجموعه‌های مشاهداتی همگن از نقطه‌نظر دقت و برآورد فاکتور واریانس مرتبط با هر دسته از مشاهدات همگن، این دو بخش اصلی را در بر می‌گیرد. بطور معمول، 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 برآورد مولفه‌های واریانس استفاده شده است. اما با توجه به اینکه راهکاری قطعی بمنظور دسته‌بندی مشاهدات طیفی به دسته‌های مشاهداتی همگن وجود ندارد؛ از راهکاری آماری که در گذشته نیز برای این منظور توسعه‌یافته در این تحقیق استفاده شده است [۲۸]. فلوچارت روند بهینه‌سازی وزن در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف مبتنی بر تجزیه طیفی در شکل (۳-۴) ارائه شده است. توضیحات مرتبط با اجزای این الگوریتم در ادامه تشریح شده است.





شکل ۳-۰-۳- فلوچارت روند پیشنهادی بهینه سازی وزن در روش های تجزیه طیفی

در الگوریتم پیشنهادی (شکل ۳-۴)، برای هر پیکسل از تصویر ابرطیفی متناسب با خوشه ای که به آن تعلق دارد، از طیف عناصر پس زمینه مرتبط با آن خوشه در روند تجزیه ی طیفی بهره گرفته می شود. این الگوریتم یک فرایند تکراری بوده که از دو حلقه ی تکرار تو در تو تشکیل شده است (کادرهای نقطه چین و خط چین در شکل ۳-۴). حلقه درونی به روند همگرایی مولفه های واریانس اختصاص داشته و حلقه ی بیرونی به روند افزایشی دسته بندی مشاهدات به مجموعه های مشاهداتی همگن اختصاص دارد. این دو

مورد به ترتیب در بخش‌های ۳-۴-۱ و ۳-۴-۲ به تفصیل تشریح شده‌اند.

### ۳-۴-۱- تخمین مولفه‌های واریانس بکمک روش مبتنی بر اعداد آزادی

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 در مجموعه‌ی مشاهدات، آزمون آماری فاکتور واریانس ثانویه نشانه‌ای از میزان صحت تعیین ماتریس وزن محسوب می‌شود [۲۳]. کیفیت یک ماتریس وزن صحیح در فرآیند سرشکنی مستلزم مشخص بودن تناسب صحیح میان وزن مشاهدات است. 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 [۲۹].

در شرایط وجود تمایز نسبی میان دقت مشاهدات، تعیین نادرست این تمایز نسبی در ساختار ماتریس وزن منجر به برآورد نادرستی از پارامترهای مجهول می‌گردد. همانطور که در قبل بدان اشاره شد، روش‌های متنوعی با هدف بهینه‌سازی ماتریس وزن مشاهدات در دستگاه معادلات، تحت عنوان روش‌های تخمین مولفه‌های واریانس ( $VCE^1$ ) توسعه یافته‌اند [۲۹] که روش استفاده از اعداد آزادی<sup>۲</sup> یکی از این روش‌ها محسوب می‌شود [۲۹].

هدف در روش‌های  $VCE$  تعیین مولفه‌های واریانس مشاهدات هم‌جنس (مشابه از منظر دقت) در ساختار ماتریس کواریانس مشاهدات می‌باشد. با دسته‌بندی مشاهدات موجود در یک دستگاه معادلات ( $I$ ) به

---

<sup>1</sup> Variance Components Estimation

<sup>2</sup> Freedom Numbers or Redundancy Number

مجموعه‌های همگن از نظر دقت (رابطه‌ی ۳-۳)، در این تکنیک با تجزیه‌ی ماتریس کواریانس به شکل

رابطه‌ی ۳-۴ برای هر دسته از مشاهدات مشابه یک مولفه‌ی واریانس محاسبه می‌گردد [۲۹].

$$l = [l_1^T, l_2^T, \dots, l_m^T]^T \quad (3-3)$$

$$C_{ll} = \sum_{i=1}^m \sigma_i^2 U_i \quad (4-3)$$

در رابطه‌ی ۳-۴،  $C_{ll}$  ماتریس کواریانس مشاهدات،  $m$  تعداد دسته مشاهدات همگن،  $U_i$  ماتریس مربعی با ابعاد فضای مشاهدات ( $b \times b$ ) مطابق ساختار موجود در رابطه‌ی (۳-۵) و  $\sigma_i^2$  مولفه‌ی واریانس مربوط به مجموعه‌ی مشاهدات همگن  $i$  ام از کل مشاهدات موجود در دستگاه معادلات می‌باشند.

$$U_1 = \begin{bmatrix} [Q_1] & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ , & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{b \times b}, U_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & [Q_2] & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ , & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{b \times b}, \dots, U_m = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ , & 0 & \dots & [Q_m] \end{bmatrix}_{b \times b} \quad (5-3)$$

در رابطه‌ی (۳-۵)،  $Q_i$ , ( $i=1, 2, \dots, m$ )، زیرماتریس‌هایی از ماتریس کوفاکتور<sup>۱</sup> 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 رابطه‌ی (۳-۲)، در صورتی که

$W=C_{ll}^{-1}$ ، به عنوان ماتریس وزن مشاهدات در نظر گرفته شود، ماتریس  $R$  به عنوان ماتریس آزادی از

طریق رابطه‌ی (۳-۶) محاسبه شده که در آن  $I$  ماتریس واحد<sup>۲</sup> می‌باشد [۲۹].

$$R=I-M \times (M^T \times W \times M)^{-1} \times M^T \times W \quad (6-3)$$

ماتریس  $R$  تبدیلی بوده که فضای مشاهدات را به فضای باقیمانده‌ها منتقل می‌سازد. از ویژگی‌های این

ماتریس می‌توان به عناصر قطر اصلی آن اشاره نمود؛ مقادیر مذکور که با  $r_{ii}$  نمایش داده می‌شوند، اعداد

<sup>1</sup> Cofactor

<sup>2</sup> Identity Matrix

آزادی<sup>۱</sup> اطلاق شده که در بازه‌ی [0,1] قرار دارند. اثر<sup>۲</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 [۲۹].

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 (۷-۳) محاسبه نمود [۲۹].

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{v_i^T W_i v_i}{n_i - \text{tr}((M^T W M)^{-1} M_i^T W_i M_i)} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (7-3)$$

در رابطه‌ی (۷-۳)،  $v_i$  باقیمانده‌ی 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 مجموعه‌ی مشاهدات  $i$  ام و  $\text{tr}$  عملگر محاسبه‌ی اثر ماتریس می‌باشند. در رابطه‌ی (۷-۳) 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. در این روش، بصورت تکراری مقادیر موجود در ماتریس  $C_{ii}$  مطابق رابطه‌ی (۴-۳) بوسیله‌ی مقادیر محاسبه‌شده‌ی  $\hat{\sigma}_i^2$  تصحیح شده و این فرایند تا زمان همگرایی مقادیر فاکتور واریانس‌ها به عدد یک ادامه می‌یابد.

شاخص آماری مورد استفاده در ارزیابی همگرایی مولفه‌های واریانس در هر تکرار از بهینه‌سازی وزن از طریق رابطه‌ی ۸-۳ محاسبه می‌شود.

$$F = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^m (\hat{\sigma}_i^2 - 1)^2}{m+1}} \quad (8-3)$$

<sup>1</sup> Redundancy Numbers

<sup>2</sup> Trace

در هنگام پیاده‌سازی تکنیک VCE، ملاک همگرایی کوچک شدن شاخص F خواهد بود. در رابطه‌ی (۷)،  $\sigma_0^2$  فاکتور واریانس ثانویه بوده که از طریق رابطه‌ی (۳-۹) محاسبه می‌شود.

$$\sigma_0^2 = \frac{v^T W v}{\text{tr}(R)} \quad (۳-۹)$$

علت افزودن آماره‌ی فاکتور واریانس ثانویه در برآورد شاخص همگرایی F، اثرگذاری 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.

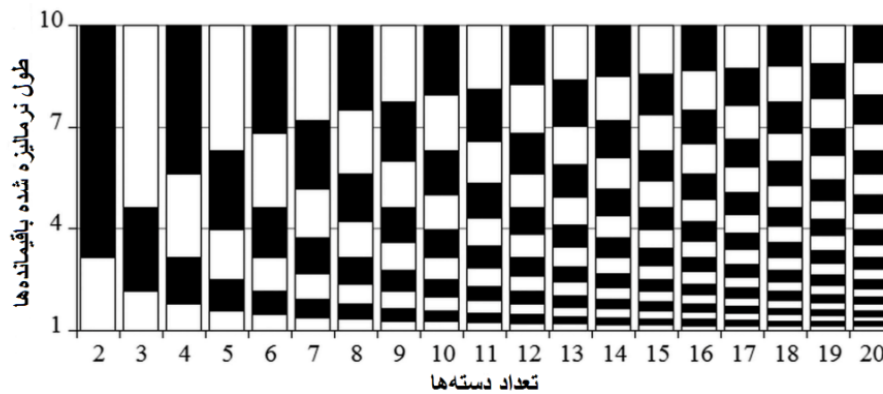
با استناد به موارد مطرح شده، برآورد مولفه‌های واریانس نیازمند اعداد آزادی و باقیمانده‌های تخمین زده شده به ازای هر مشاهده از بردار  $l$  است. در روش‌هایی که تخمین کمترین مربعات توأم با اعمال قیود مطلق و اضافی است؛ ماتریس آزادی به شکل رابطه‌ی (۳-۹) قابل برآورد نخواهد بود. این موضوع در مورد اعمال قیود نامساوی (مثبت بودن سهم‌تعلق‌ها در روند تجزیه طیفی) با پیچیدگی‌های بیشتری روبروست. در چنین شرایطی با توجه به امکان برآورد 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.

### ۳-۴-۲- روند افزایشی تفکیک مشاهدات به دسته‌های مشاهداتی همگن

به منظور استفاده از روش VCE جهت برآورد وزن مناسب برای باندهای طیفی، مشاهدات می‌بایست به دسته‌های همگن تقسیم بندی شوند. با توجه به توضیحات ذکر شده در بخش ۳-۴-۳، تقسیم‌بندی می‌بایست به گونه‌ای صورت گیرد که باندهای با رفتار نویز و عدم قطعیت مشابه در دسته‌های مشاهداتی

همگن قرار گیرند. در صورت عدم دسته بندی مناسب مشاهدات در مدل تجزیه ی طیفی (رابطه ۳-۲)، فرآیند تکراری VCE بمنظور برآورد وزن نسبت های نادرستی را برای وزن مشاهدات برآورد می سازد. این موضوع می تواند مقادیر برآورد شده برای مجهولات را تحت الشعاع قرار دهد.

راهکار استفاده شده در این تحقیق بمنظور دستیابی به دسته بندی مناسب باندهای طیفی قبلاً در [۲۸] بمنظور چالش نسبتاً مشابهی استفاده شده است. در این مقاله نیز، پس از شناسایی عناصر پس زمینه برای هر خوشه، فراوانی اعضای خالص (پس زمینه و اهداف) از روش کمترین مربعات تخمین زده می شود. ماتریس کواریانس اولیه برای این اقدام از طریق واریانس نویز بدست آمده از مدل رگرسیونی تولید می گردد (بخش ۳-۱). در این روند باقیمانده های بدست آمده برای هر پیکسل و در هر باند، بعنوان نویز موجود در باندهای طیفی تلقی می شود. در دسته بندی بکار گرفته شده، باقیمانده های بدست آمده ابتدا در بازه ۱ تا ۱۰ نرمال سازی می گردند. در ادامه باقیمانده های نرمال شده به بازه های مساوی در مقیاس لگاریتمی تفکیک شده و باقیمانده های متناظر با هر بازه، بعنوان یک دسته ی مشاهداتی همگن شناسایی می شوند. شکل ۳-۵ نحوه دسته بندی مقادیر نرمال شده باقیمانده را به ازای دو تا ۲۰ دسته ی مشاهداتی بکمک رنگ های مشکی و سفید نشان می دهد [۳۰]. از آنجائیکه تعداد مناسب دسته های مشاهداتی همگن مشخص نیست؛ این تعداد در یک فرآیند تکراری تعیین می گردد. در ابتدا دسته بندی با دو دسته آغاز شده و در ادامه فراوانی عناصر پس زمینه و هدف همزمان با مؤلفه های واریانس برای دسته های مشاهداتی همگن برآورد می شود. در هر تکرار، تعداد دسته ها یک واحد افزایش یافته و مجدد شناسایی مشاهدات واقع در دسته های مشاهداتی همگن و فرآیند تجزیه طیفی تکرار می گردد. معیار همگرایی از نظر تعداد دسته های مشاهداتی همگن، عدم تغییر در مقادیر فراوانی های بدست آمده از مدل تجزیه طیفی در تکرارهای متوالی انتخاب شده است. سازوکار این روند تکراری در فلوجارت شکل ۳-۴ در قالب حلقه ی تکراری بیرونی مشخص شده است.



شکل ۴-۰- دسته‌بندی لگاریتمی بر حسب طول نرمال شده باقیمانده‌ها (۲ تا ۲۰ دسته)

### ۳-۴-۴- الگوریتم‌های تجزیه طیفی و سازوکار بهینه‌سازی وزن در آنها

با در اختیار داشتن طیف عناصر پس‌زمینه و هدف/اهداف، می‌توان طبق مدل تجزیه طیفی ارائه شده در رابطه ۳-۲، 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 ۳-۴-۳ 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. عبارت بهتر، راهکار پیشنهاد شده از انطباق تئوریک صد در صدی با روش UCLSU برخوردار بوده اما در مورد سایر روش‌های مقید تجزیه طیفی با اقسام‌هایی از مبانی تئوریک روش VCE و کمترین مربعات روبرو خواهد بود.

### ۳-۴-۱- سازوکار استفاده از تکنیک VCE در مدل SCLSU

در الگوریتم تشخیص هدف SCLSU، علاوه بر معادلات رابطه ۳-۲، قیدی مطلق مبنی بر واحد بودن مجموع فراوانی‌های برآورد شده، به دستگاه معادلات افزوده می‌گردد (رابطه‌ی ۳-۱۰).

$$\sum_{i=1}^{k_1+k_2} \alpha_i = 1 \quad (3-10)$$

در هنگام استفاده از روش VCE، این قید بصورت یک شبهه‌مشاهده به مجموعه‌ی معادلات اضافه می‌شود. بدین ترتیب یک سطر متناظر با این قید با مقادیر یک به ماتریس  $M$  افزوده خواهد شد (رابطه‌ی ۳-۱۱).

$$E = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times (k_1+k_2)} \quad M_{SCLSU} = \begin{bmatrix} E \\ M \end{bmatrix}_{(b+1) \times e} \quad (3-11)$$

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

### ۳-۴-۲- سازوکار استفاده از تکنیک VCE در مدل NCLSU

در روش NCLS، فراوانی اهداف و عناصر پس‌زمینه با اعمال قیدی مبنی بر نامنفی بودن برآورد می‌شوند (رابطه‌ی ۳-۱۲).

$$i = 1, 2, \dots, k_1 + k_2 \quad \forall \alpha_i > 0, \quad (3-12)$$

بمنظور 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 توأم با خطای فاحش [۳۱] 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 مجموعه‌ی  $M$  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 مرحله‌ی قبل بعنوان وزن اولیه در شروع پالایش ماتریس  $M$  در مدل  $NCLSU$  می‌شود. بواسطه‌ی پیچدگی‌های توسعه‌ی ایده‌ی بکارگیری همزمان  $VCE$  در پالایش ماتریس  $M$ ، این موضوع می‌تواند بعنوان یک رویکرد تحقیقی آتی مطرح باشد.

### ۳-۴-۳- 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 مجموعه‌ی مشاهدات طیفی و انجام راهکار تشریح شده در مورد  $NCLSU$  روش  $FCLS$  پیاده‌سازی شده است.

## ۴- فصل چهارم

### نتایج

آشکارسازی هدف در تصاویر ابرطیفی از مهم ترین کاربردهای این تصاویر در زمینه‌های مختلف مدیریتی، نظامی و غیره می‌باشد. در این فصل به پیاده‌سازی الگوریتم‌های پیشنهاد شده برای تشخیص اهداف به صورت محلی و با استفاده از روش تخمین تخمین مؤلفه‌های وریانس بر روی تصویر ابرطیفی واقعی می‌پردازیم. الگوریتم‌های آشکارسازی مورد استفاده در این تحقیق عبارتند از: NCLS، SCLS، LSU. تاثیر روش تخمین مؤلفه‌های وریانس و همچنین استفاده از الگوریتم‌های آشکارسازی به صورت محلی از نظر مکانی و از نظر طیفی در تشخیص موقعیت اهداف در تصویر ابرطیفی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

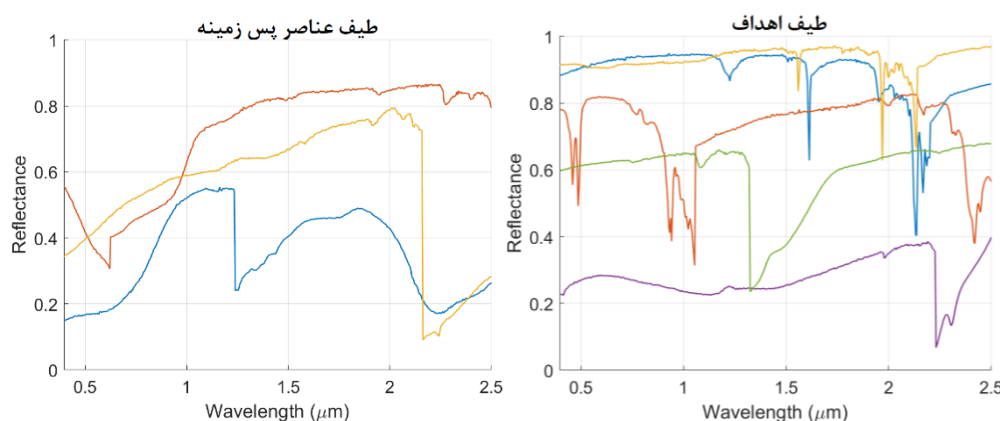
در ابتدا ارزیابی روش تخمین مؤلفه‌های وریانس در الگوریتم‌های آشکارسازی هدف با استفاده از تصویر شبیه‌شده صورت می‌گیرد. سپس بر روی داده‌های واقعی به پیاده‌سازی روش تخمین مؤلفه‌های وریانس بصورت محلی به لحاظ مکانی و به لحاظ طیفی می‌پردازیم. برای رسیدن به دقت بهتر آشکارسازی در تصویر واقعی، الگوریتم‌های آشکارسازی هدف با استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های وریانس بصورت محلی بر روی تصاویر پیاده‌سازی می‌شوند. در این فرآیند پیکسل‌های تصویر یکبار به لحاظ مکانی و با استفاده از یک پنجره متحرک بر روی تصویر و یکبار به لحاظ طیفی و با داشتن شباهت طیفی با یکدیگر دسته بندی می‌شوند. بر روی هر نوع از دسته‌بندی‌های صورت گرفته (مکانی و یا طیفی) الگوریتم‌های آشکارسازی بطور جداگانه پیاده‌سازی می‌شوند.

با معلوم بودن موقعیت اهداف در تصویر از طریق مشاهدات GPS در تصویری که زمین مرجع شده است، می‌توان ارزیابی دقت را برای الگوریتم‌های آشکارسازی استفاده شده صورت داد. بر این اساس تاثیر بهبود دقت در هر یک از حالات بدون استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های وریانس، بدون دسته‌بندی تصویر و پیاده‌سازی محلی در مقابل الگوریتم‌های آشکارسازی توأم با تخمین مؤلفه‌های وریانس و اعمال شده بطور

محلی با دسته‌بندی‌های مکانی و طیفی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

## ۴-۲- داده شبیه‌سازی شده

در این قسمت یک تصویر شبیه‌سازی شده فراطیفی با استفاده از کتابخانه طیفی USGS تولید شده و الگوریتم‌های تشخیص هدف همراه با روش تخمین مؤلفه‌های وریانس با استفاده از آن مورد بررسی قرار می‌گیرند. از کتابخانه طیفی USGS سه ماده به عنوان عناصر تشکیل دهنده پس‌زمینه تصویر و ۵ ماده به عنوان هدف انتخاب می‌شوند. طیف این مواد در شکل ۴-۱ نشان داده شده است.



شکل ۴-۱- طیف‌های کتابخانه ای پس زمینه (راست) و اهداف (چپ) استفاده شده بمنظور تولید تصویر ابرطیفی شبیه سازی شده

طیف‌های پس‌زمینه و هدف به نحوی انتخاب شده اند که طیف‌های پس‌زمینه با یکدیگر دارای حداکثر همبستگی ۱۰۰ درصد، طیف‌های هدف دارای حداکثر همبستگی ۴۰ درصد و طیف‌های پس‌زمینه با هدف دارای حداکثر همبستگی ۱۰۰ درصد باشند. پس از انتخاب طیف مواد پس‌زمینه و هدف، با استفاده از تابع توزیع اتفاقی دیربخله، هر پیکسل از فرامکعب با فراوانی‌های تصادفی از بازتابندگی مواد پس‌زمینه در هر باند، پر می‌شود. پس از این هر یک از اهداف در یک سطر و با فواصل ۱۰ پیکسل از یکدیگر در فرامکعب حضور پیدا می‌کنند. در طول هر سطر از حضور هر تارگت، فراوانی آن از ۵ درصد با گام‌های تغییر ۵ درصدی تا ۱۰۰ درصد افزایش می‌یابد. فواصل میان حضور تارگت با فراوانی‌های متغیر در طول یک سطر

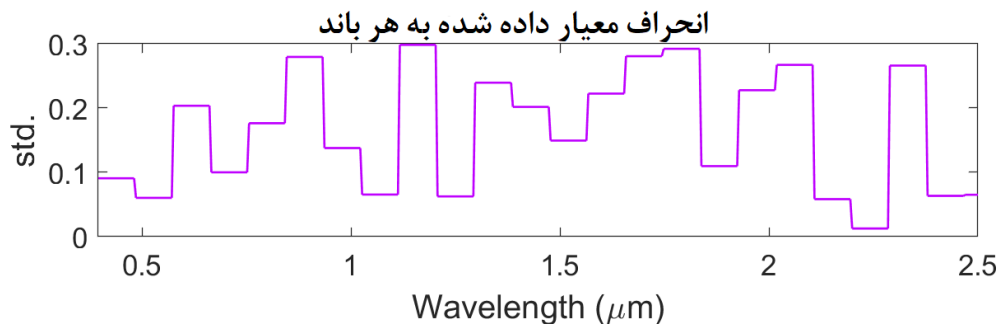
نیز برابر ۱۰ پیکسل انتخاب شده است. شکل ۴-۲ نمایی از حضور اهداف با فراوانی‌های مختلف را برای فرامکعب شبیه‌سازی شده نمایش می‌دهد.

با در نظر گرفتن هر مقدار فراوانی برای تارگت‌ها در موقعیت‌شان در طول یک سطر، این مقدار فراوانی از مقدار پیکسلی آن که با طیف عناصر پس‌زمینه پر شده، کسر شده و به همین مقدار از بازتابندگی



شکل ۲-۰- نمایی از حضور اهداف در فرامکعب شبیه‌سازی شده. هر نوع هدف در یک سطر قرار داده شده و از راست به چپ فراوانی هر هدف در طول یک سطر کاهش می‌یابد.

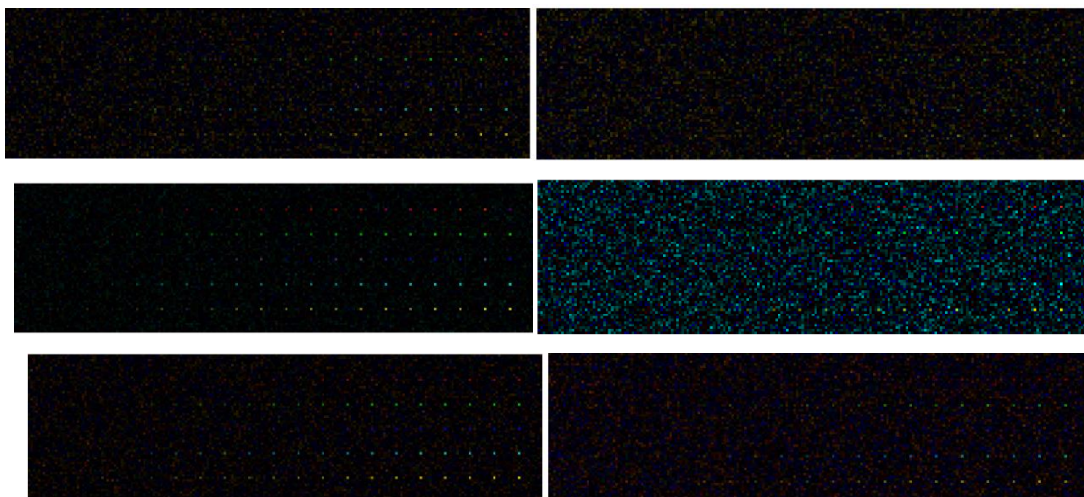
هدف درون پیکسل جای داده می‌شود. بدین ترتیب اهداف با درصد فراوانی‌های مختلف در هر پیکسل در فرامکعب شبیه‌سازی شده تزریق می‌شوند. برای تشکیل یک تصویر شبیه‌سازی نزدیک‌تر به واقعیت و نیز ارزیابی روش تخمین مؤلفه‌های وریانس در الگوریتم‌های آشکارسازی، نویز گاوسی با انحراف معیار متفاوت در هر باند از فرامکعب تشکیل شده، به فرامکعب افزوده می‌شود. انحراف معیار در نظر گرفته شده برای هر باند بطور تصادفی و با همان تابع توزیع اتفاقی دیریکله تعیین شده است. شکل ۴-۳ نمودار انحراف معیار اعمال شده به هر باند با طول موج‌های مختلف بین  $0/3$  تا  $2/5$  میکرومتر در فرامکعب شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۰- نمودار انحراف معیار نويز اعمال شده برای باندهای طیفی مختلف در تصویر شبیه سازی شده

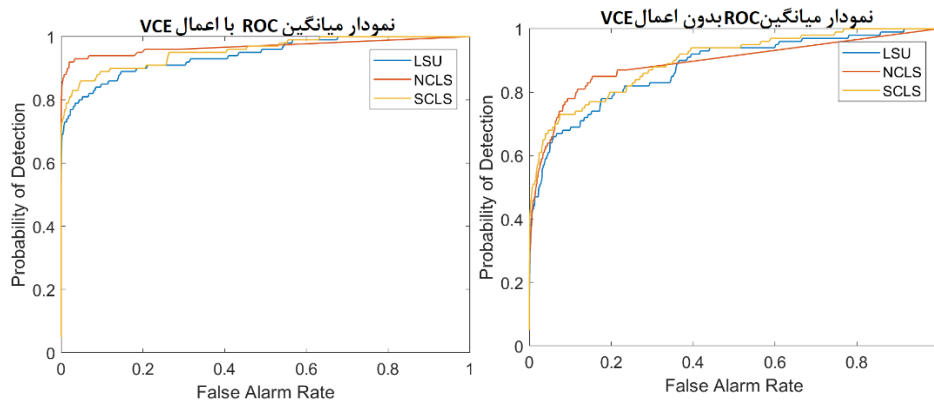
### ۳-۴- آشکارسازی اهداف در تصویر شبیه سازی شده

الگوریتم‌های تشخیص هدف UCLSU، SCLSU و NCLSU با استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های وریانس برای بازیابی مکان اهداف قرار داده شده در تصویر شبیه‌سازی شده مورد استفاده قرار می‌گیرند. نقشه پاسخ حاصل از اعمال هر یک از الگوریتم‌های فوق بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس و با اعمال روش تخمین مؤلفه‌های وریانس در شکل ۴-۴ به تصویر درآمده است. فراوانی هر هدف با رنگ‌های مختلف در این نقشه فراوانی نمایان شده و شدت هر رنگ نشان‌دهنده فراوانی بیشتر تشخیص داده شده برای آن هدف می‌باشد.



شکل ۴-۱۰- نقشه فراوانی حضور اهداف از سه روش UCLSU، NCLSU و FCLSU. 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).

برای ارزیابی نتایج با توجه به موقعیت معلوم اهداف در تصویر شبیه‌سازی شده از معیار  $ROC^1$  استفاده شده است [۳۲]. برای هر یک از ۵ هدف قرار داده شده در تصویر می‌توان یک نمودار  $ROC$  را بدست آورد. میانگین نمودار  $ROC$  برای همه اهداف معیاری را از عملکرد کلی الگوریتم آشکارساز بدست می‌دهد. در شکل ۴-۵ میانگین نمودار  $ROC$  برای هر سه الگوریتم تشخیص هدف در حالت با اعمال روش تخمین مؤلفه‌های وریانس و بدون اعمال آن رسم شده است. سطح زیر نمودار  $ROC$  که تحت عنوان شاخص  $AUC^2$  معیار عددی است که دقت الگوریتم تشخیص هدف را در تشخیص موقعیت اهداف بیان می‌کند. در جدول ۴-۱ شاخص  $AUC$  بدست آمده برای هر سه الگوریتم در حالت با اعمال روش تخمین مؤلفه‌های وریانس نسبت به حالت بدون استفاده از آن، بهبود داشته‌اند. بطور متوسط در حدود ۶ درصد افزایش دقت با اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس در آشکارسازی هدف برای تصویر شبیه‌سازی شده حاصل شده است.



شکل ۴-۵- نمودار  $ROC$  میانگین با اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس در سمت راست و بدون اعمال این روش بر روی تصویر شبیه‌سازی شده در سمت چپ از سه روش  $UCLSU$ ،  $SCLSU$  و  $NCLSU$

<sup>1</sup> Receiver Operating Characteristics

<sup>2</sup> Area Under Curve

جدول ۱-۰- 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 VCE)	دقت آشکارسازی % (با اعمال VCE)
LSU	۸۷/۸۵	۹۴/۱۹
NCLS	۸۹/۱۲	۹۶/۸۶
SCLS	۸۹/۹۱	۹۵/۵۲

تصویر شبیه سازی پیچیدگی های رفتار نویز در یک تصویر ابرطیفی واقعی را دارا نیست. در تصویر واقعی رفتار نویز به سادگی اعمال نویز اعمال شده در مورد تصویر شبیه سازی شده نمی باشد. در قسمت بعدی الگوریتم های شناسایی هدف با استفاده از روش تخمین مؤلفه های وریانس بر روی تصویر ابرطیفی واقعی بطور محلی برای رسیدن به دقت بیشتر در آشکارسازی مورد استفاده قرار می گیرند.

#### ۴-۴- تصویر ابرطیفی واقعی

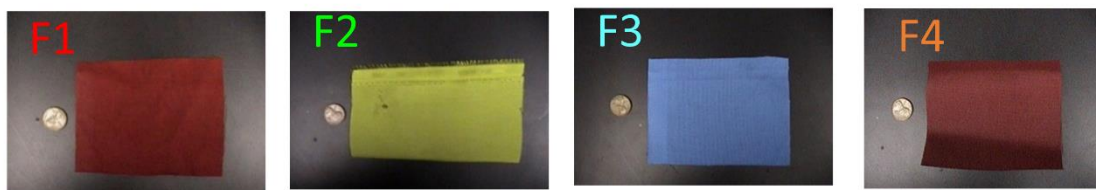
تصویر ابرطیفی مورد استفاده در این تحقیق، تصویر ابرطیفی سنجنده Hymap با قدرت تفکیک مکانی ۳ متر شامل مناطق جنگلی و شهری در محدوده شهر Cook در ایالت Montana در ایالات متحده است. این تصویر ابرطیفی دارای ۱۲۶ باند طیفی در محدوده طول موج های ۰/۴۵ تا ۲/۵ میکرومتر بوده و در سال ۲۰۰۶ اخذ شده است. این تصویر ابرطیفی به همراه چندین هدف قرار داده شده در آن در یک مجموعه داده بطور رایگان توسط دانشگاه <sup>۱</sup>RIT از طریق آدرس اینترنتی <http://dirsapps.cis.rit.edu/blindtest/> در اختیار عموم گذاشته شده است. هدف از گردآوری این مجموعه داده، ارائه یک تصویر ابرطیفی واقعی و مرجع برای پیاده سازی و ارزیابی تحقیقات سنجنش از دوری می باشد.

تصویر ابرطیفی موجود در این مجموعه داده با استفاده از اطلاعات کالیبراسیون رادیومتریکی به رادیانس

<sup>1</sup> Rochester Institute of Technology

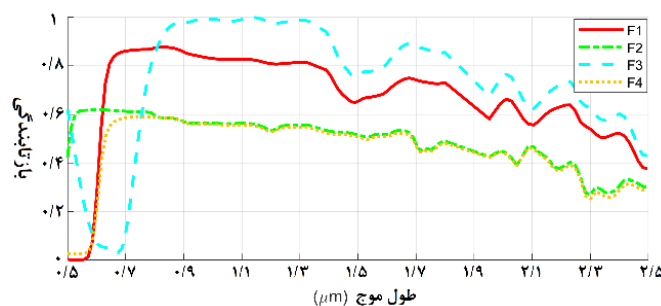


و به کمک اطلاعات مربوط به زمان تصویربرداری و تصحیحات اتمسفری بدست آمده از مدل‌های اتمسفری به مقادیر بازتابندگی تبدیل شده است [۳۳]. پس از اعمال کالیبراسیون طیفی و تصحیحات اتمسفری، تصویر با استفاده از نقاط کنترل زمینی دارای مختصات معلوم بدست آمده از سامانه تعیین موقعیت جهانی (GPS<sup>۱</sup>)، زمین مرجع شده است. اهداف موجود در تصویر شامل ۴ قطعه پارچه در حدود ۳۰ سانتی‌متر از جنس فیبر می‌باشد که در شکل ۴-۶ نشان داده شده است.



شکل ۶-۰- چهار هدف مورد نظر برای شناسایی با نام‌های فیبر ۱، ۲، ۳

برای تشخیص اهداف موجود در تصویر، طیف بازتابندگی آنها در محدوده باندهای تصویر می‌بایست معلوم باشد. طیف این اهداف با دستگاه طیف‌سنج Cary 500 اندازه‌گیری شده و سپس در محدوده باندهای تصویر ابرطیفی نمونه‌برداری مجدد<sup>۲</sup> شده است [۳۴]. بازتابندگی طیفی اندازه‌گیری شده برای هر یک از اهداف و همچنین بازتابندگی آنها در محدوده باندهای تصویر، در کنار تصویر ابرطیفی در مجموعه داده گردآوری شده، قرار داده شده است. طیف نمونه‌برداری شده ۴ هدف مورد بررسی در نمودار شکل ۴-۷ نشان داده شده است.



شکل ۷-۰- طیف اهداف موجود در تصویر بدست آمده از طیف‌سنجی

<sup>1</sup> Global Positioning System

<sup>2</sup> Resample

موقعیت اهداف به جهت ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص هدف، با استفاده از اندازه‌گیری‌های GPS در نقاط حضور آنها و در هنگام اخذ تصویر بدست آمده است. برای هر یک از اهداف یک فایل ROI<sup>1</sup> به فرمت نرم افزار ENVI که شامل مقدار پیکسلی و موقعیت پیکسلی هدف در تصویر می‌باشد، در مجموعه داده وجود دارد. موقعیت اهداف قرار داده شده در تصویر ابرطیفی با نمایش یک ترکیب رنگی آن که متشکل از باندهای ۱، ۷۰ و ۱۲۰ آن می‌باشد، در شکل ۴-۸ ملاحظه می‌شود.



شکل ۴-۸- نمایشی از یک ترکیب رنگی تصویر ابرطیفی به همراه جانمایی اهداف

#### ۴-۵- آشکارسازی هدف در تصویر ابرطیفی واقعی

جهت استفاده از الگوریتم‌های آشکارسازی هدف در تصویر ابرطیفی واقعی، از سویی نیاز به تشخیص صحیح طیف عناصر پس‌زمینه و از سوی دیگر نیاز به تخمین وریانس نویز جهت دسته‌بندی باندهای طیفی به مجموعه مشاهدات همگن برای اعمال روش تخمین مؤلفه‌های وریانس وجود دارد. با توجه به اینکه در نواحی مختلف تصویر ابرطیفی می‌توان انتظار داشت که عناصر پس‌زمینه یکسانی وجود داشته باشند، بررسی تصویر به صورت محلی می‌تواند منجر به بدست آوردن عناصر پس‌زمینه صحیح‌تری از الگوریتم تشخیص عناصر پس‌زمینه مورد استفاده در این تحقیق شود؛ چرا که در اینصورت در ناحیه کوچکتری که شامل عناصر پس‌زمینه مشابه است، پیکسل‌ها را با داشتن حداکثر تمایز طیفی به عنوان عناصر پس‌زمینه تشخیص می‌دهیم. علاوه بر این، رفتار نویز در تصویر به دلیل تغییرات مکانی اثرات اتمسفری و سایر منابع

<sup>1</sup> Region of Interest

خطا می‌تواند متفاوت باشد. بدین ترتیب، برآورد وریانس نویز باندهای طیفی و دسته‌بندی آنها بصورت محلی در تصویر باعث می‌شود تا الگوریتم‌های تشخیص هدف همراه با روش تخمین مؤلفه‌های وریانس نتایج صحیح‌تری را به همراه داشته باشند. در ادامه الگوریتم‌های تشخیص هدف مورد استفاده در این تحقیق بصورت محلی بر روی تصویر ابرطیفی به کار برده می‌شوند.

#### ۴-۵-۱- بررسی محلی تصویر ابرطیفی

برای استفاده از الگوریتم‌های تشخیص هدف بر روی تصویر ابرطیفی و بصورت محلی، دو راهکار می‌تواند مفید باشد. راهکار اول تقسیم بندی تصویر بصورت مکانی و راهکار دوم تقسیم بندی تصویر بصورت طیفی و با توجه به شباهت طیفی پیکسل‌ها است. در راهکار اول، تصویر در راستای سطرها و ستون‌های آن به چند قسمت تقسیم شده و سپس در هر قسمت، الگوریتم تشخیص عناصر پس‌زمینه و الگوریتم‌های تشخیص هدف با روش تخمین مؤلفه‌های وریانس بطور مجزا بکار گرفته می‌شود. بدین ترتیب پیکسل‌های تصویر بر اساس موقعیت آنها و یا به لحاظ مکانی دسته‌بندی می‌شوند.

در راهکار دوم به جای تقسیم بندی مکانی تصویر، تقسیم بندی طیفی انجام می‌شود؛ بدین صورت که پیکسل‌های تصویر با توجه به شباهت طیفی با یکدیگر دسته بندی می‌شوند. الگوریتم‌های تشخیص هدف با عناصر پس‌زمینه‌ای که هر دسته استخراج می‌شوند، بطور مجزا بر هر خوشه طیفی مورد استفاده قرار می‌گیرند. پس از پیاده‌سازی الگوریتم‌های تشخیص هدف در هر ناحیه چه بصورت مکانی و چه بصورت طیفی، نقشه پاسخ از کنار هم قرار دادن نقشه پاسخ بدست آمده برای هر دسته حاصل می‌شود.

#### ۴-۵-۱-۱- آشکارسازی هدف با تقسیم بندی تصویر به صورت مکانی

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 ۴ روش UCLSU، SCLSU، NCLSU و FCLSU بمنظور آشکارسازی هدف استفاده شده است. تمامی آزمون‌های صورت گرفته در این پایان‌نامه 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 تصویر 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. 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 [۳۲]. در آزمون‌های انجام شده در این تحقیق بر خلاف آزمون‌های مشابهی که در برخی از مقالات روی داده‌های این پایان‌نامه انجام شده؛ از پهنه‌ی تصویر بطور کامل در روند آشکارسازی هدف استفاده شده است. بعبارت بهتر، این روش در بازه‌ی 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 بیشینه‌ی تعداد عناصر پس‌زمینه (۱۰، ۱۲، ۱۵، ۱۸ و ۲۰ عضو خالص) و ۵ حالت در تعداد تقسیم‌های مکانی تصویر در راستای سطر و ستون (۱، ۲، ۳، ۴ و ۶ تقسیم) صورت گرفته است. نتایج گزارش شده (منحنی ROC و شاخص AUC) بصورت میانگین‌گیری شده از نتایج آشکارسازی تمامی اهداف موجود در تصویر می‌باشند. جدول ۴-۲ شاخص AUC میانگین برای روش UCLSU را نشان می‌دهد.

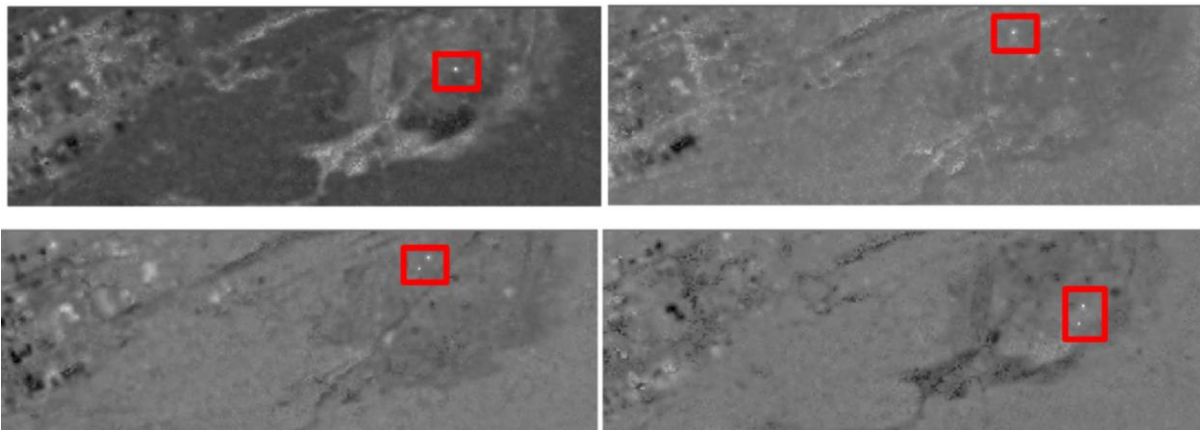
جدول ۲-۰- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش UCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

روش UCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۷۳/۴ %	۷۲/۴ %	۸۳/۴ %	۸۶/۱ %	۸۶/۳ %
۲	۹۱/۷ %	۹۱/۸ %	<u>۹۴/۹ %</u>	۸۵/۶ %	۹۰/۷ %
۳	۸۲/۷ %	۹۰/۶ %	۷۶/۶ %	۸۱/۳ %	۸۳/۹ %
۵	۷۹/۳ %	۷۶/۵ %	۷۹/۹ %	۹۲/۰ %	۷۷/۴ %
۶	۸۹/۱ %	۸۴/۶ %	۵۶/۷ %	۵۹/۶ %	۶۶/۱ %
روش UCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۶۹/۳ %	۶۸/۱ %	۷۱/۷ %	۸۱/۲ %	۷۷/۲ %
۲	۷۷/۲ %	<u>۹۱/۸ %</u>	۷۶/۹ %	۷۲/۹ %	۸۳/۷ %
۳	۵۹/۹ %	۶۵/۹ %	۶۹/۱ %	۷۲/۵ %	۷۳/۴ %
۵	۷۱/۴ %	۷۰/۲ %	۶۸/۷ %	۷۹/۵ %	۵۸/۶ %
۶	۶۹/۹ %	۶۶/۹ %	۵۵/۸ %	۴۷/۹ %	۴۸/۹ %

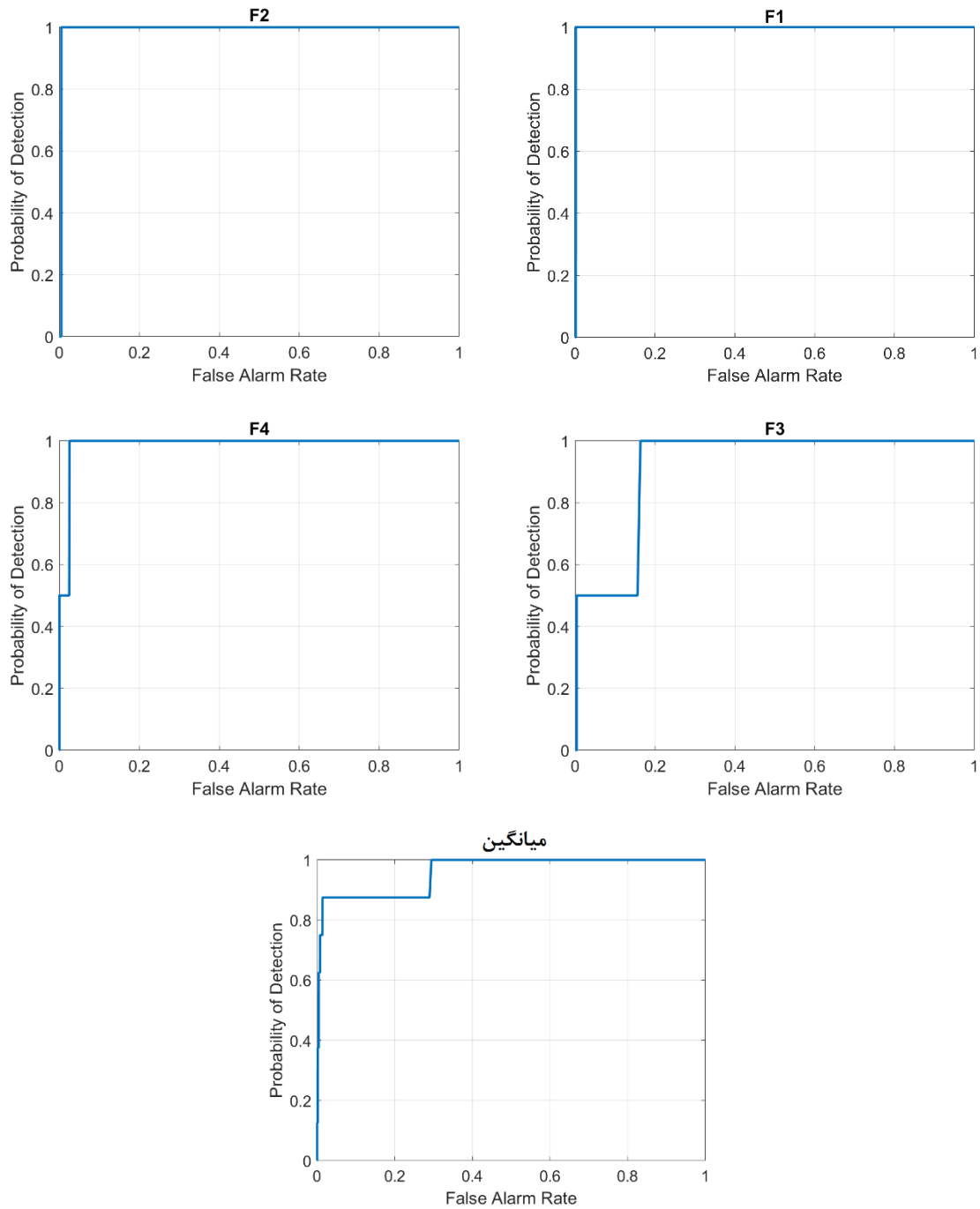
در جدول ۲-۴ ملاحظه می‌شود که با استفاده از روش تخمین مؤلفه‌های واریانس در الگوریتم آشکارسازی UCLSU دقت آشکارسازی اهداف برای دو خوشه مکانی و تعداد ۱۵ برای بیشینه عناصر خالص به ۹۴/۹٪ رسیده است که دقت را نسبت به حالت بدون استفاده از تخمین مؤلفه‌های واریانس تا ۳/۱٪ افزایش داده است. بدون استفاده از VCE دقت بهترین دقت الگوریتم آشکارساز با ۲ تقسیم‌بندی در راستای سطر

و ستون‌های تصویر بدست آمده است که برابر با  $91/8\%$  می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده در جدول ۲-۴ افزایش دقت  $3/1\%$  در آشکارسازی اهداف چندان بهبود قابل توجهی به کمک استفاده از VCE نمی‌باشد و نمی‌توان انتظار داشت که در همه حالات بهبود دقت با استفاده از VCE و خوشه بندی مکانی تصویر حاصل شود. خوشه بندی مکانی تصویر هنگامی مؤثر واقع می‌شود که ناحیه‌های حاصل شده از آن دارای مواد دارای شباهت طیفی کافی بوده و منجر به بهبود عملکرد الگوریتم استخراج عناصر خالص شده و منجر به بهبود دقت آشکارسازی اهداف گردد.

نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم آشکارسازی UCLSU با اعمال VCE و انتخاب بیشینه ۱۵ برای تعداد عناصر خالص و با ۲ تقسیم بندی تصویر در راستای سطر و ستون در شکل ۴-۸ برای هر یک از اهداف نشان داده شده و نمودار ROC الگوریتم آشکارساز برای هر یک از اهداف و نیز میانگین آنها در شکل ۴-۹ رسم شده است.



شکل ۴-۸- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف UCLSU با اعمال VCE با ۲ تقسیم بندی و حداکثر ۱۵ عنصر پس زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست)



شکل ۹-۰- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آنها حاصل از اعمال VCE به روش UCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه

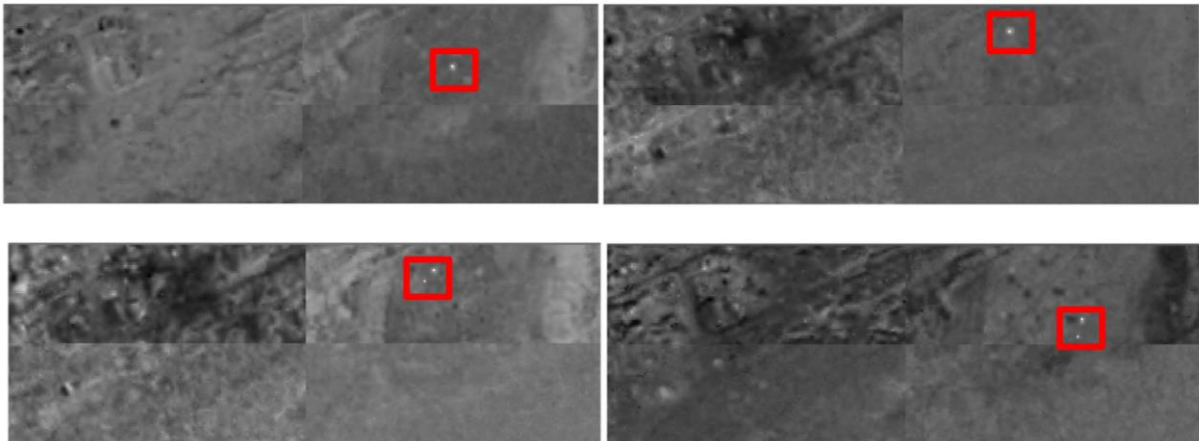
برای الگوریتم آشکارساز SCLSU ارزیابی نتایج بدست آمده از اعمال VCE و بدون اعمال آن با حالت‌های در نظر گرفته شده برای بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه و تعداد خوشه‌های مکانی مطابق با جدول ۳-۴ می‌باشد.

جدول ۳-۴- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش SCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

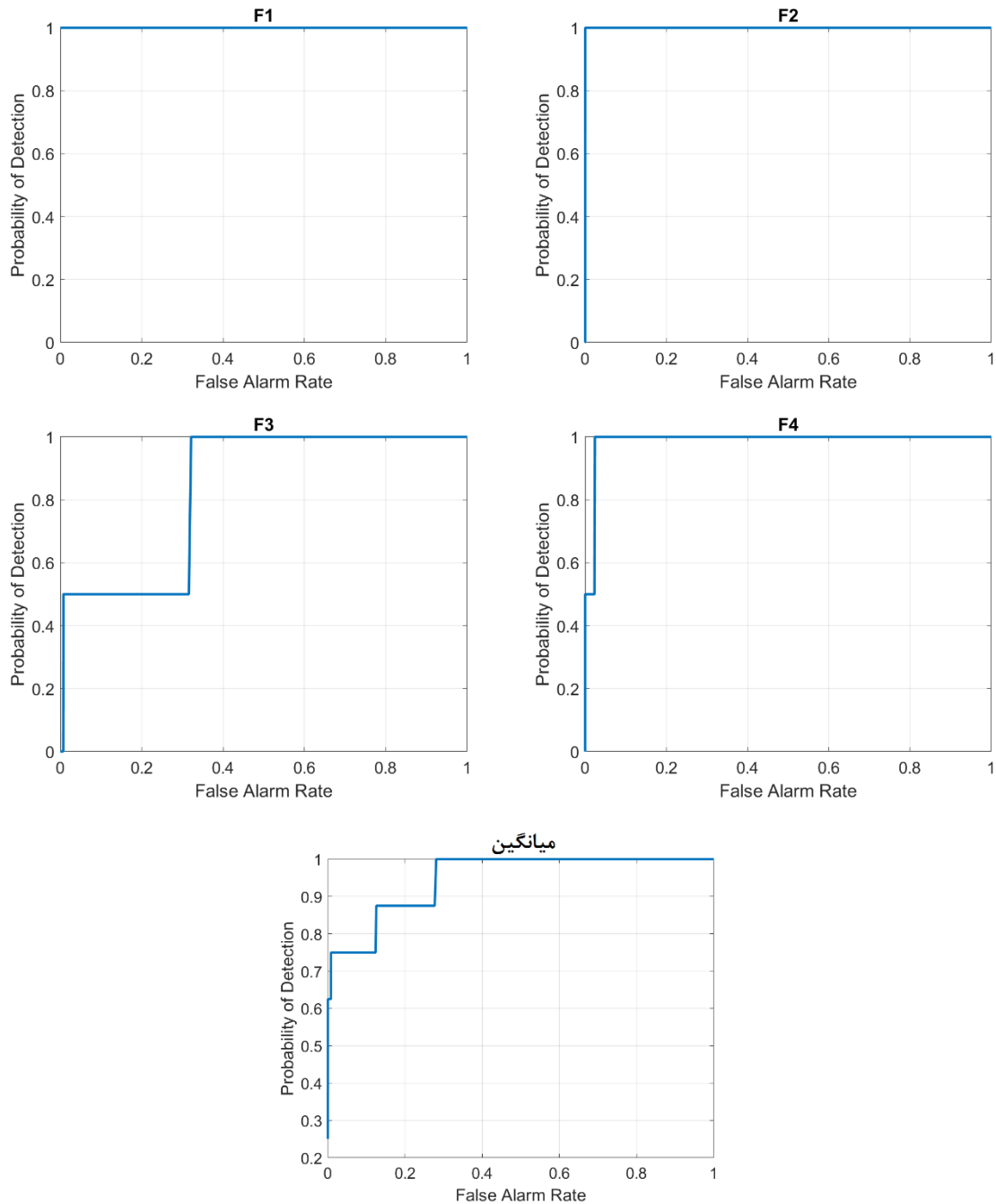
روش SCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس						
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	تعداد	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)		۷۳/۶ %	۷۳/۳ %	۷۴/۱ %	۸۲/۱ %	۷۳/۳ %
۲		۷۲/۷ %	۸۴/۱ %	۹۳/۱ %	۸۶/۲ %	<u>۹۴/۹ %</u>
۳		۷۹/۴ %	۹۴/۲ %	۷۵/۶ %	۸۳/۱ %	۸۴/۳ %
۵		۸۸/۵ %	۸۲/۰ %	۸۸/۹ %	۸۹/۷ %	۷۳/۷ %
۶		۷۳/۰ %	۹۱/۴ %	۶۴/۹ %	۶۶/۷ %	۶۹/۸ %
روش SCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس						
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	تعداد	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)		۶۵/۲ %	۶۶/۰ %	۷۱/۸ %	۸۲/۰ %	۷۶/۰ %
۲		۷۷/۶ %	۸۱/۲ %	۷۸/۶ %	۸۰/۰ %	<u>۸۹/۹ %</u>
۳		۷۰/۵ %	۷۲/۰ %	۶۹/۶ %	۷۷/۷ %	۷۹/۷ %
۵		۷۶/۷ %	۸۱/۹ %	۷۵/۲ %	۷۶/۲ %	۶۹/۶ %
۶		۷۶/۵ %	۷۷/۰ %	۶۸/۶ %	۶۲/۶ %	۶۰/۸ %



با توجه به جدول ۴-۳ بهترین دقت برای الگوریتم آشکارساز SCLSU با اعمال VCE با ۲ تقسیم‌بندی تصویر در راستای سطر و ستون و تعداد ۲۰ برای بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه بدست آمده است که برابر با ۹۴/۹٪ می‌باشد. این در حالی است که بهترین دقت بدست آمده در آشکارسازی اهداف با الگوریتم SCLSU و بدون استفاده از VCE ۸۹/۹٪ است. نقشه پاسخ بدست آمده از الگوریتم آشکارسازی SCLSU با اعمال VCE و با بهترین تعداد تقسیم‌های مکانی تصویر و بیشینه عناصر پس‌زمینه در شکل ۴-۱۰ برای هر یک از اهداف نشان داده شده که نمودار ROC آن برای اهداف و میانگین آنها در شکل ۴-۱۱ رسم شده است.



شکل ۴-۱۰- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف SCLSU با اعمال VCE با ۲ تقسیم‌بندی 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 ۱۱-۰- نمودار ROC برای هدف مورد مطالعه و میانگین آنها حاصل از اعمال VCE به روش SCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه

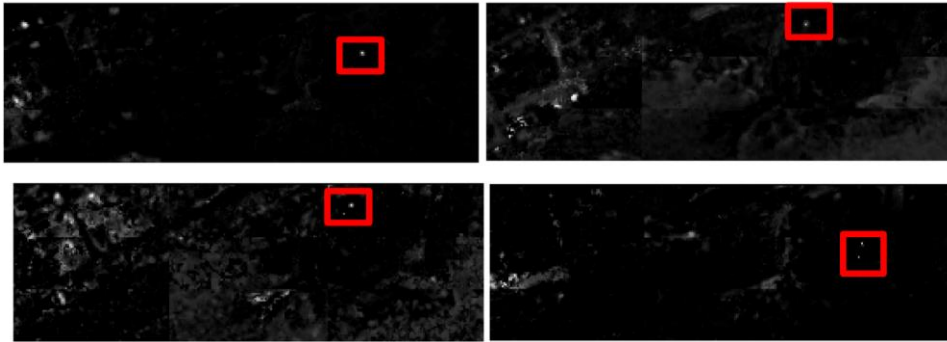
با الگویی مشابه با نتایج ارائه شده در مورد روش‌های UCLSU و SCLSU، نتایج مربوط به شاخص

AUC برای روش NCLSU در جدول ۴-۴ ارائه شده است.

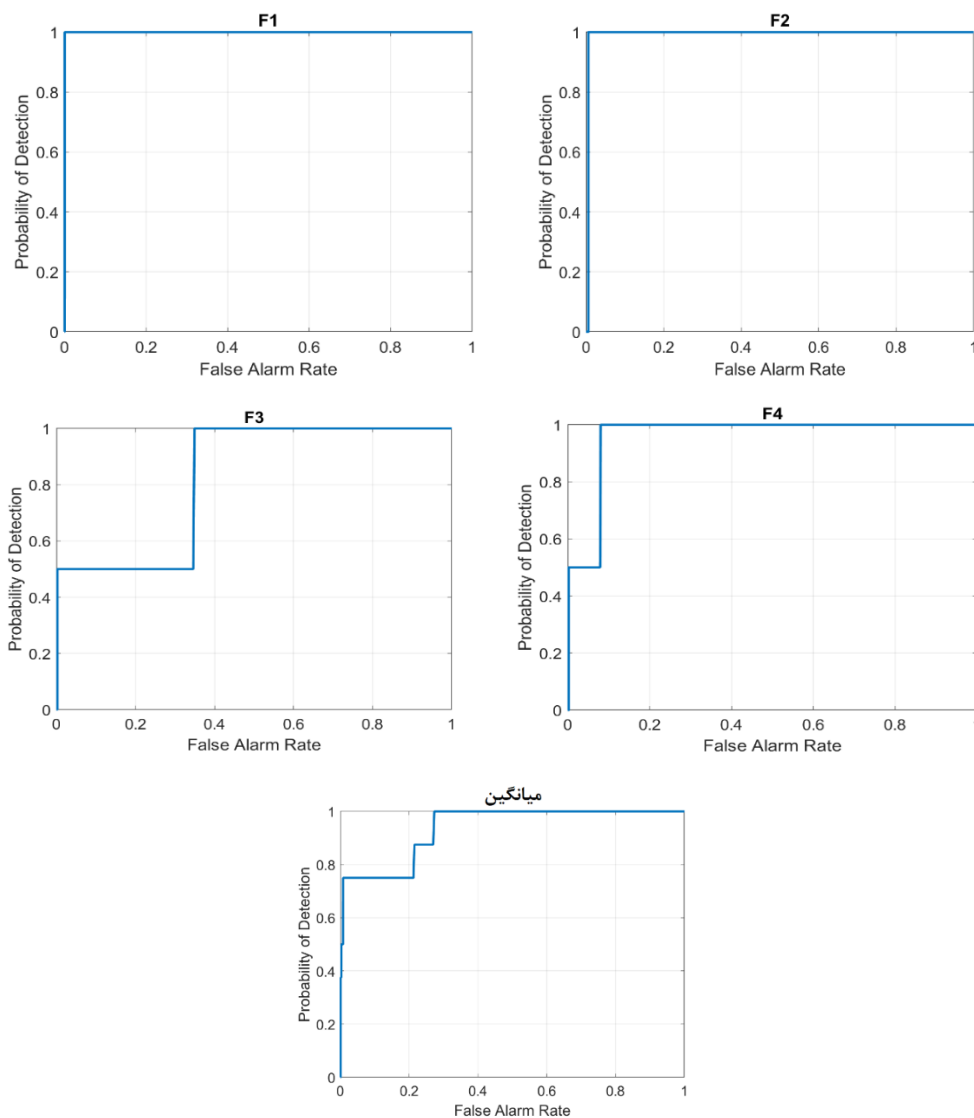
جدول ۴-۰- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش NCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

روش NCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۸۹/۵ %	۸۸/۹ %	۸۸/۵ %	۸۹/۳ %	۸۹/۳ %
۲	۸۹/۰ %	۸۹/۲ %	۸۹/۸ %	۹۰/۱ %	۹۰/۷ %
۳	<u>۹۳/۷ %</u>	۹۲/۹ %	۷۵/۸ %	۷۳/۲ %	۷۲/۳ %
۵	۵۵/۹ %	۵۶/۱ %	۷۱/۸ %	۸۰/۲ %	۶۵/۴ %
۶	۷۸/۴ %	۸۱/۲ %	۴۷/۹ %	۴۸/۴ %	۴۸/۵ %
روش NCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۸۹/۵ %	۸۹/۱ %	۸۷/۱ %	۸۸/۰ %	۸۷/۷ %
۲	۸۷/۶ %	۸۸/۳ %	۸۸/۵ %	۸۹/۹ %	<u>۹۱/۱ %</u>
۳	۸۹/۱ %	۸۹/۶ %	۷۳/۱ %	۷۳/۸ %	۷۴/۶ %
۵	۵۸/۵ %	۵۸/۹ %	۷۳/۶ %	۷۳/۹ %	۵۹/۰ %
۶	۷۷/۹ %	۷۹/۲ %	۵۰/۹ %	۵۱/۵ %	۵۱/۶ %

جدول ۴-۴ نشان می‌دهد که در الگوریتم NCLSU با استفاده از تکنیک VCE افزایش دقت تا ۲/۶٪ در آشکارسازی اهداف حاصل شده است. نقشه پاسخ اهداف به همراه نمودار ROC حاصل از نتایج آشکارسازی الگوریتم NCLSU با بکارگیری VCE در بهترین حالت برای تعداد تقسیم‌های مکانی تصویر و تعداد بیشینه عناصر پس‌زمینه به ترتیب در شکل‌های ۴-۱۱ و ۴-۲۲ نشان داده شده است.



شکل ۰-۱۲- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف NCLSU با اعمال VCE با ۳ تقسیم‌بندی مکانی تصویر و حداکثر ۱۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست)



شکل ۰-۱۳- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آن‌ها حاصل از اعمال VCE به روش NCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه

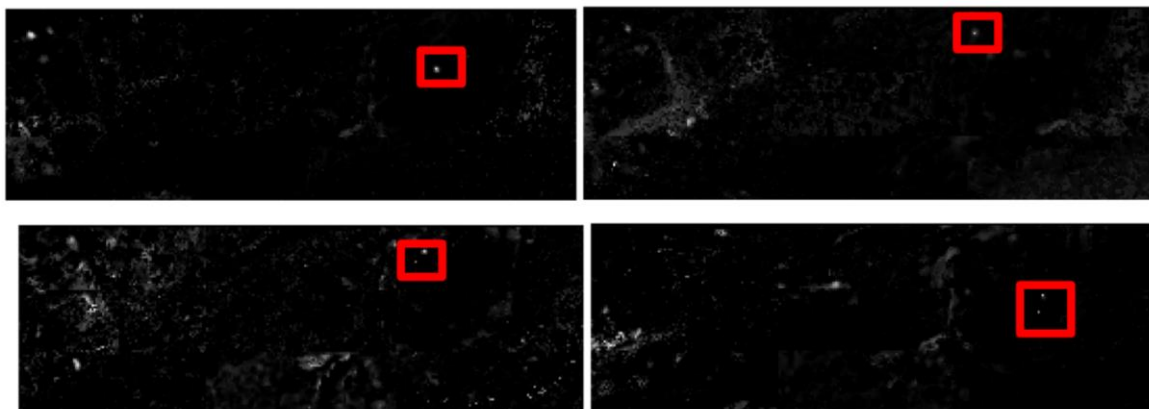
نتایج بدست آمده از معیار AUC برای روش FCLSU با حالت‌های در نظر گرفته شده در جدول ۴-۵ گزارش شده است.

جدول ۵-۰- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش FCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

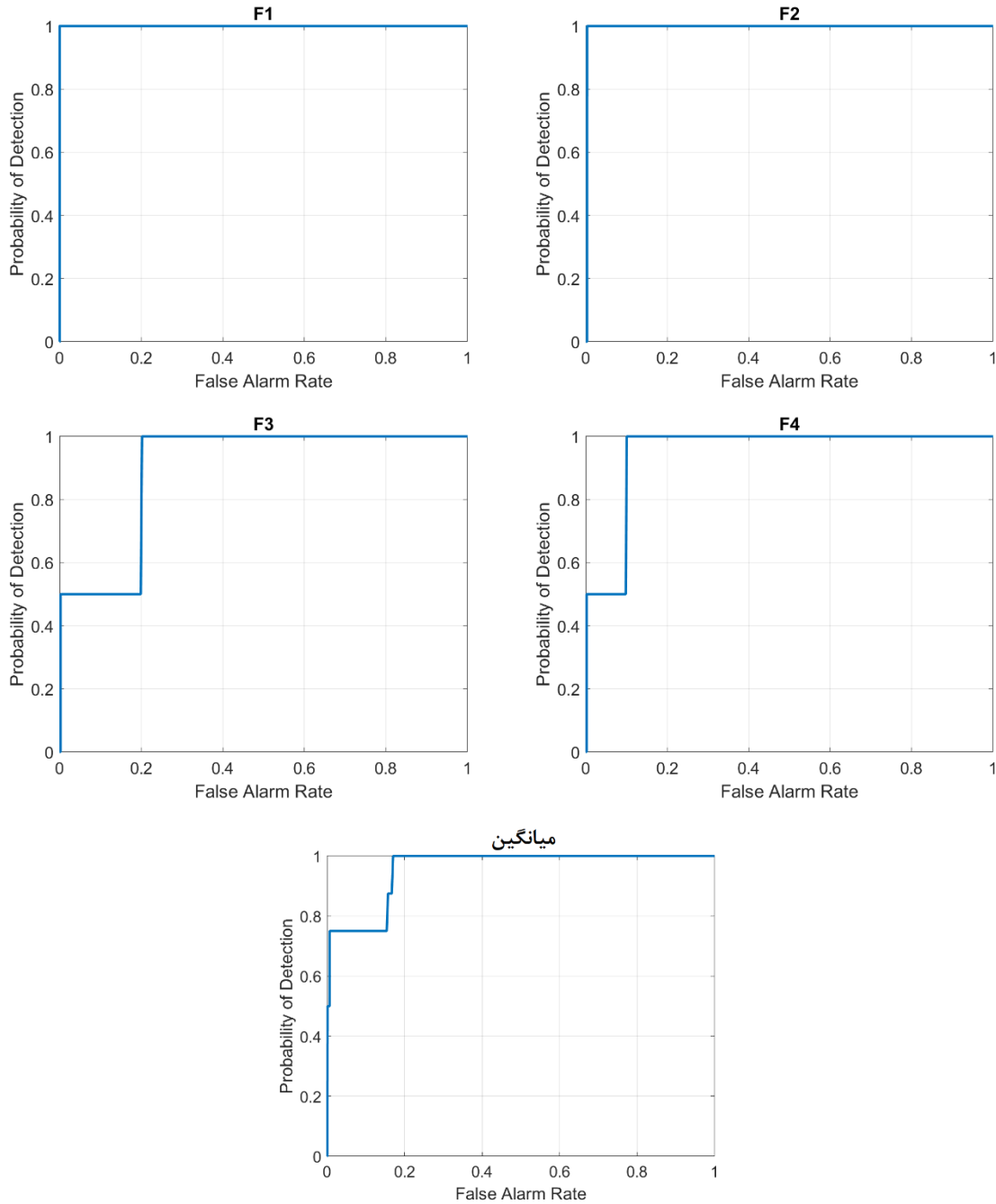
روش FCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۹۱/۳ %	۹۱/۱ %	۹۱/۱ %	۹۱/۱ %	۹۱/۰ %
۲	۹۰/۷ %	۹۰/۹ %	۹۱/۱ %	۹۱/۳ %	۹۱/۳ %
۳	<u>۹۵/۷ %</u>	۹۰/۳ %	۷۴/۶ %	۷۵/۱ %	۷۵/۴ %
۵	۵۹/۸ %	۵۹/۶ %	۷۵/۲ %	۸۳/۲ %	۶۷/۵ %
۶	۸۲/۲ %	۸۲/۹ %	۵۱/۶ %	۵۱/۹ %	۵۱/۷ %
روش FCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تقسیم‌های تصویر	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۸۶/۷ %	۹۲/۶ %	۹۲/۷ %	۹۲/۰ %	۹۱/۵ %
۲	<u>۹۲/۸ %</u>	۹۲/۶ %	۹۲/۵ %	۹۲/۲ %	۹۲/۳ %
۳	۹۲/۴ %	۸۶/۴ %	۷۸/۷ %	۷۸/۵ %	۷۸/۳ %
۵	۷۸/۵ %	۷۸/۲ %	۷۱/۴ %	۷۱/۳ %	۵۶/۶ %
۶	۷۷/۸ %	۷۷/۶ %	۵۶/۱ %	۵۶/۲ %	۵۶/۰ %

با توجه به جدول ۴-۵ بهترین دقت الگوریتم آشکارسازی FCLSU در هنگام استفاده از VCE با ۳ تقسیم‌بندی مکانی تصویر در راستای سطر و ستون و حداکثر ۱۰ عنصر پس‌زمینه بدست آمده که معادل با ۹۵/۷٪ می‌باشد. این میزان دقت نسبت به بهترین دقت بدست آمده از روش FCLSU بدون استفاده از تکنیک VCE تا ۲/۹٪ افزایش داشته است. به طور کلی ملاحظه می‌شود که خوشه‌بندی مکانی تصویر بهبود چندانی را در دقت آشکارسازی اهداف به همراه نداشته است. از سوی دیگر در نقشه پاسخ بدست آمده از نتایج هر یک از الگوریتم‌های آشکارسازی، ناپیوستگی نقشه در مرز میان تقسیم‌بندی‌های مکانی دیده می‌شود. در ادامه با بکارگیری خوشه‌بندی طیفی تصویر، تاثیر بهتری را در نتایج الگوریتم‌های آشکارسازی ملاحظه خواهیم نمود.

نقشه پاسخ بدست آمده از بهترین نتیجه الگوریتم FCLSU با اعمال VCE در شکل ۴-۱۴ نشان داده شده است و نمودار ROC برای هر یک از اهداف طیفی و نیز میانگین آنها در شکل ۴-۱۵ رسم شده است.



شکل ۴-۱۴- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف FCLSU با اعمال VCE با ۳ تقسیم‌بندی مکانی تصویر و حداکثر ۱۰ عنصر پس‌زمینه برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست)



شکل ۱۵-۰- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آنها حاصل از اعمال VCE به روش FCLSU با بهترین تعداد تقسیم‌بندی مکانی و بیشینه تعداد عناصر پس‌زمینه

#### ۴-۱-۵-۲- آشکارسازی اهداف با خوشه‌بندی طیفی تصویر

در این قسمت به آشکارسازی هدف در خوشه‌های بدست آمده از تقسیم‌بندی فضای ویژگی تصویر پرداخته شده است. مشابه با قسمت قبل از آزمون ROC و شاخص AUC برای ارزیابی هر یک از حالت‌ها

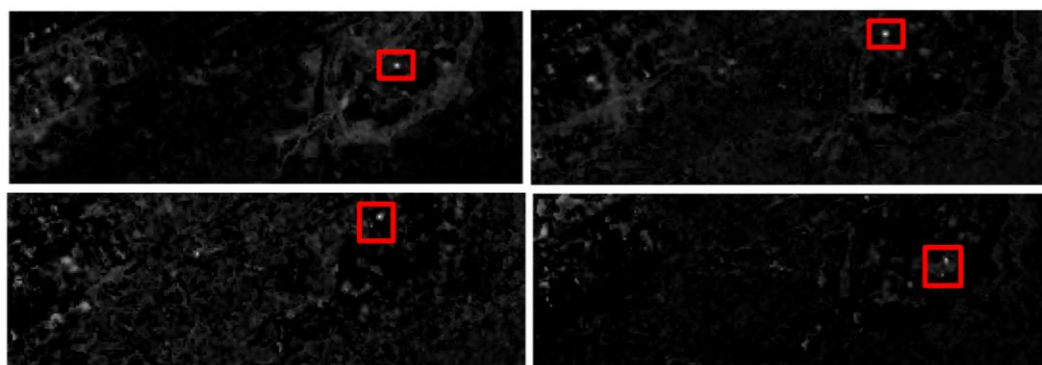
برای استفاده از الگوریتم‌های آشکارسازی هدف و روش تخمین مؤلفه‌های وریانس استفاده می‌گردد. ۵ حالت قبل برای بیشینه تعداد عناصر خالص و ۴ حالت در تعداد خوشه‌های فضای ویژگی (۱، ۲، ۵ و ۹ خوشه) در نظر گرفته شده و مورد آزمون قرار گرفته شده است. نتایج گزارش شده (منحنی ROC و شاخص AUC) بصورت میانگین‌گیری شده از نتایج آشکارسازی تمامی اهداف موجود در تصویر می‌باشند. جدول ۴-۶ شاخص AUC میانگین برای روش UCLSU را نشان می‌دهد.

جدول ۶-۰- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش UCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

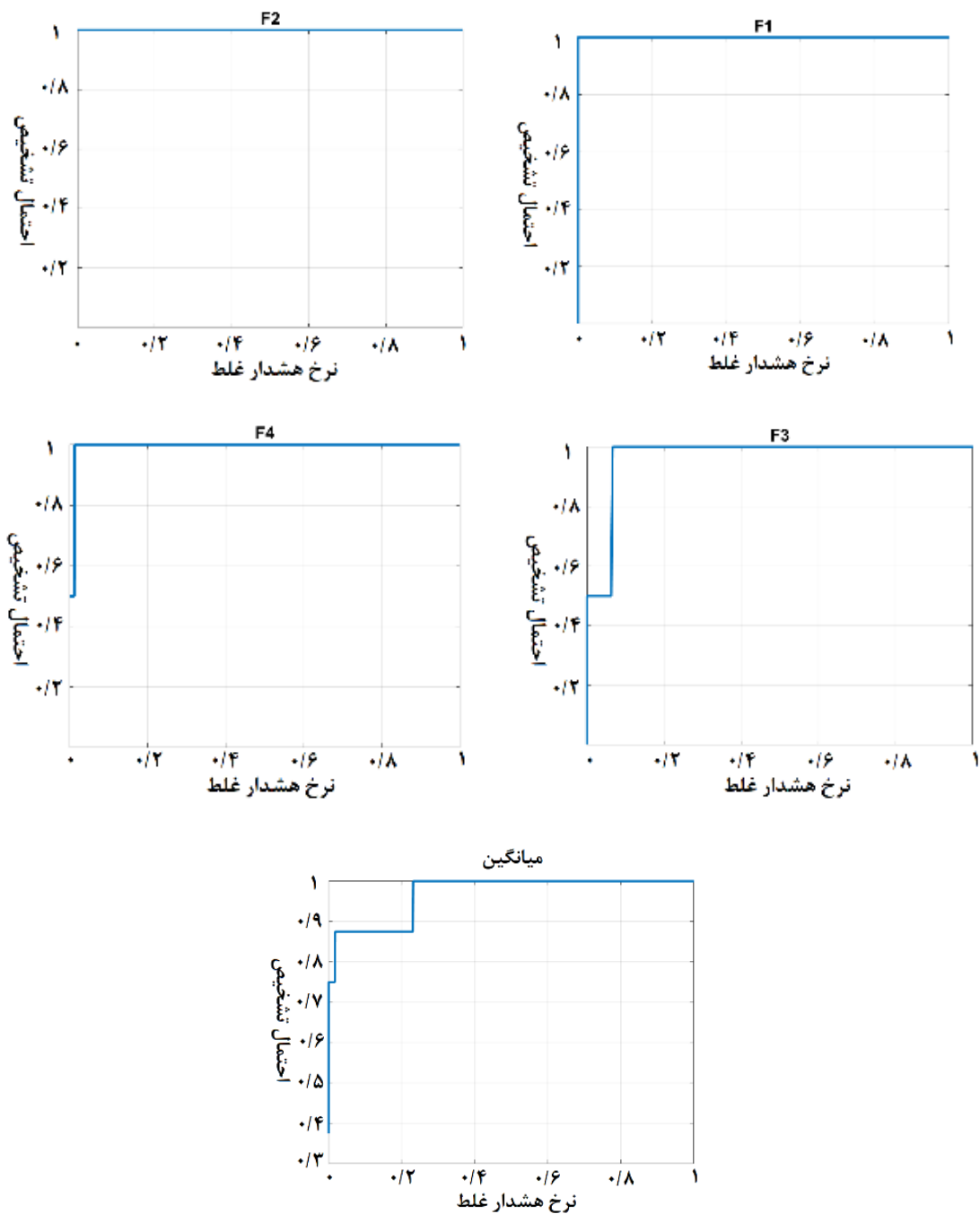
روش UCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه / تعداد خوشه‌های طیفی	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
۱ (کل تصویر)	۷۳/۴ %	۷۲/۴ %	۸۳/۴ %	۸۶/۱ %	۸۶/۳ %
۲	۷۴/۲ %	۷۴/۳ %	۸۲/۶ %	۸۸/۳ %	۷۹/۱ %
۵	۷۷/۷ %	۸۵/۴ %	۸۷/۴ %	۹۱/۸ %	۹۶/۹ %
۹	۷۰/۷ %	۹۲/۵ %	۹۶/۲ %	۹۱/۷ %	<u>۹۷/۸ %</u>
روش UCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه / تعداد خوشه‌های طیفی	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
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 %	<u>۹۰/۶ %</u>	۹۰/۵ %	۸۹/۳ %



با مشاهدهی نتایج عددی ارائه شده در این جدول به ازای تمامی آزمون‌های انجام شده بطور متوسط  $7/2$  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 نقشه‌ی آشکارسازی قابل رویت می‌باشند. بهترین نتایج کسب شده در این روش دقت‌های بالایی را در آشکارسازی اهداف طیفی فراهم آورده است. کسب دقت متوسط نزدیک به  $0/98$  درصد بدین معناست که تقریباً تمامی اهداف طیفی با تمایز کامل نسبت به پس‌زمینه آشکارسازی شده‌اند. شکل ۴-۱۶ و ۴-۱۷ به ترتیب بهترین تصویر پاسخ آشکارساز برای هر کدام از اهداف طیفی و همچنین منحنی ROC تمامی اهداف به‌مراه منحنی میانگین آنرا نشان می‌دهند.



شکل ۱۶-۰- 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)



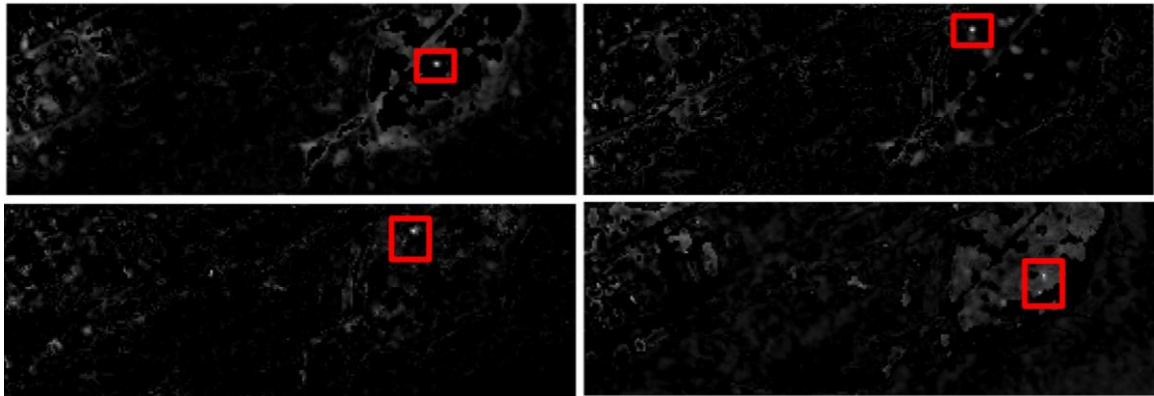
شکل ۰-۱۷- نمودار ROC برای هدف مورد مطالعه و میانگین آنها حاصل از اعمال VCE به روش UCLSU با بهترین تعداد خوشه طیفی و عناصر پس‌زمینه در ادامه و مشابه با نتایج گزارش شده برای روش UCLSU، جدول مربوط به شاخص میانگین AUC برای روش SCLSU ارائه شده است (جدول ۴-۷).

جدول ۷-۰- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش آشکارسازی هدف SCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

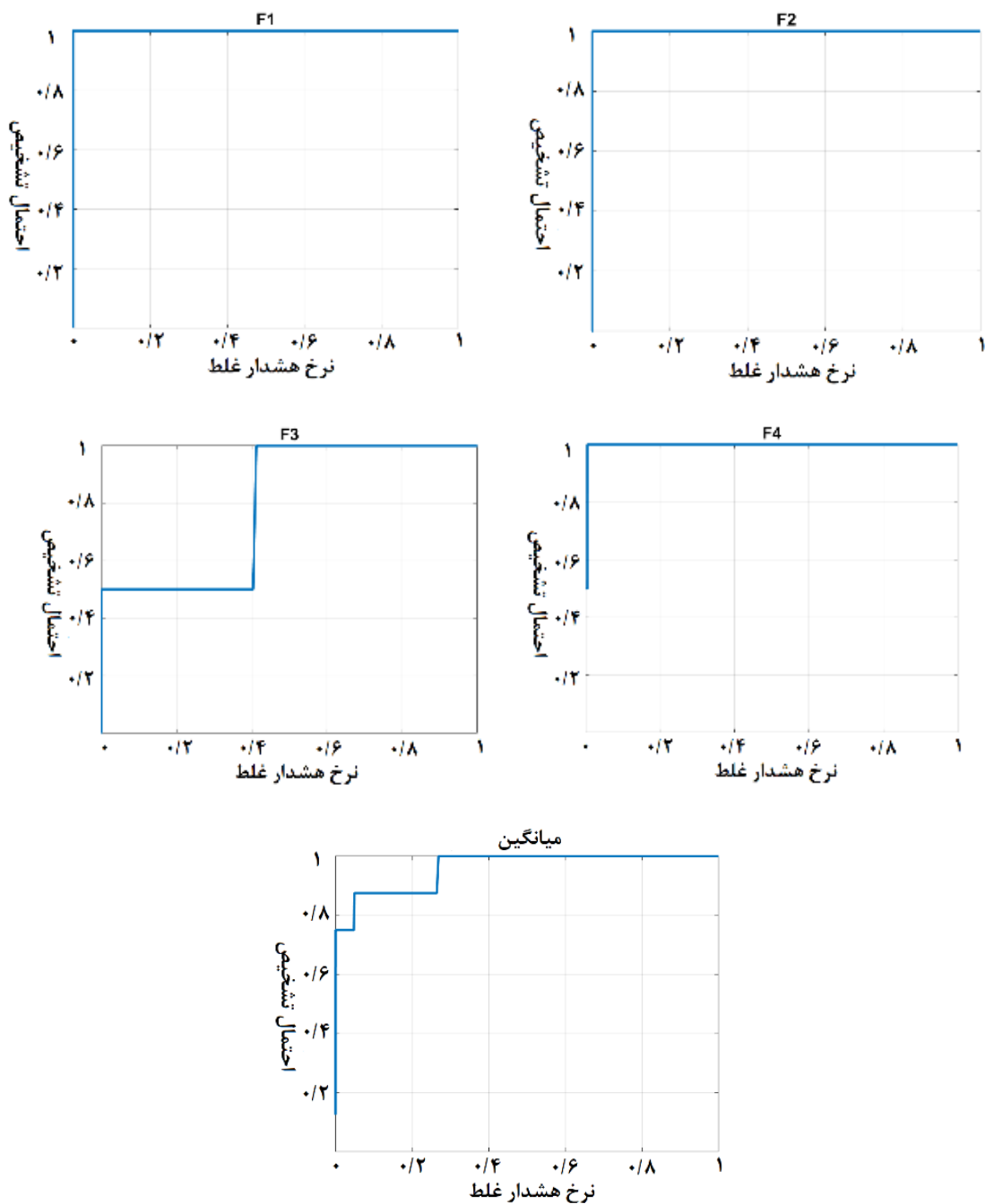
روش SCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های واریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تعداد خوشه‌های طیفی	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
	۱ (کل تصویر)	۷۳/۶ %	۷۳/۳ %	۷۴/۱ %	۸۲/۱ %
۲	۸۰/۴ %	۸۲/۲ %	۸۴/۲ %	۸۸/۸ %	۸۵/۳ %
۵	۸۶/۳ %	۸۵/۵ %	۹۱/۹ %	۹۵/۱ %	<u>۹۷/۲ %</u>
۹	۷۸/۵ %	۸۶/۲ %	۸۷/۸ %	۸۸/۳ %	۹۶/۶ %
روش SCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های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

در این روش نیز به استفاده از تکنیک VCE بطور متوسط بهبود دقتی معادل با ۶/۹ درصد در شاخص AUC کسب شده 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 ( $\alpha$ ) 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 ۴-۱۸ و ۴-۱۹ 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.



شکل ۱۸-۰- 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)



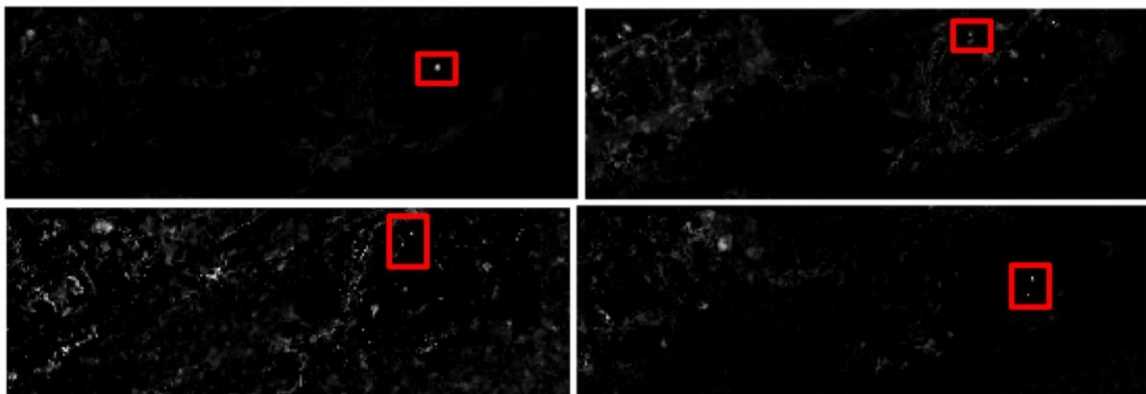
شکل ۰-۱۹- نمودار ROC برای ۴ هدف مورد مطالعه و میانگین آنها حاصل از اعمال VCE به روش SCLSU با بهترین تعداد خوشه طیفی و عناصر پس‌زمینه با الگویی مشابه با نتایج ارائه شده در مورد روش‌های UCLSU و SCLSU، نتایج مربوط به شاخص AUC برای روش NCLSU در جدول ۴-۸ ارائه شده است.

جدول ۸-۰- میانگین معیار AUC حاصل از روش آشکارسازی هدف NCLSU با اعمال و بدون اعمال تکنیک

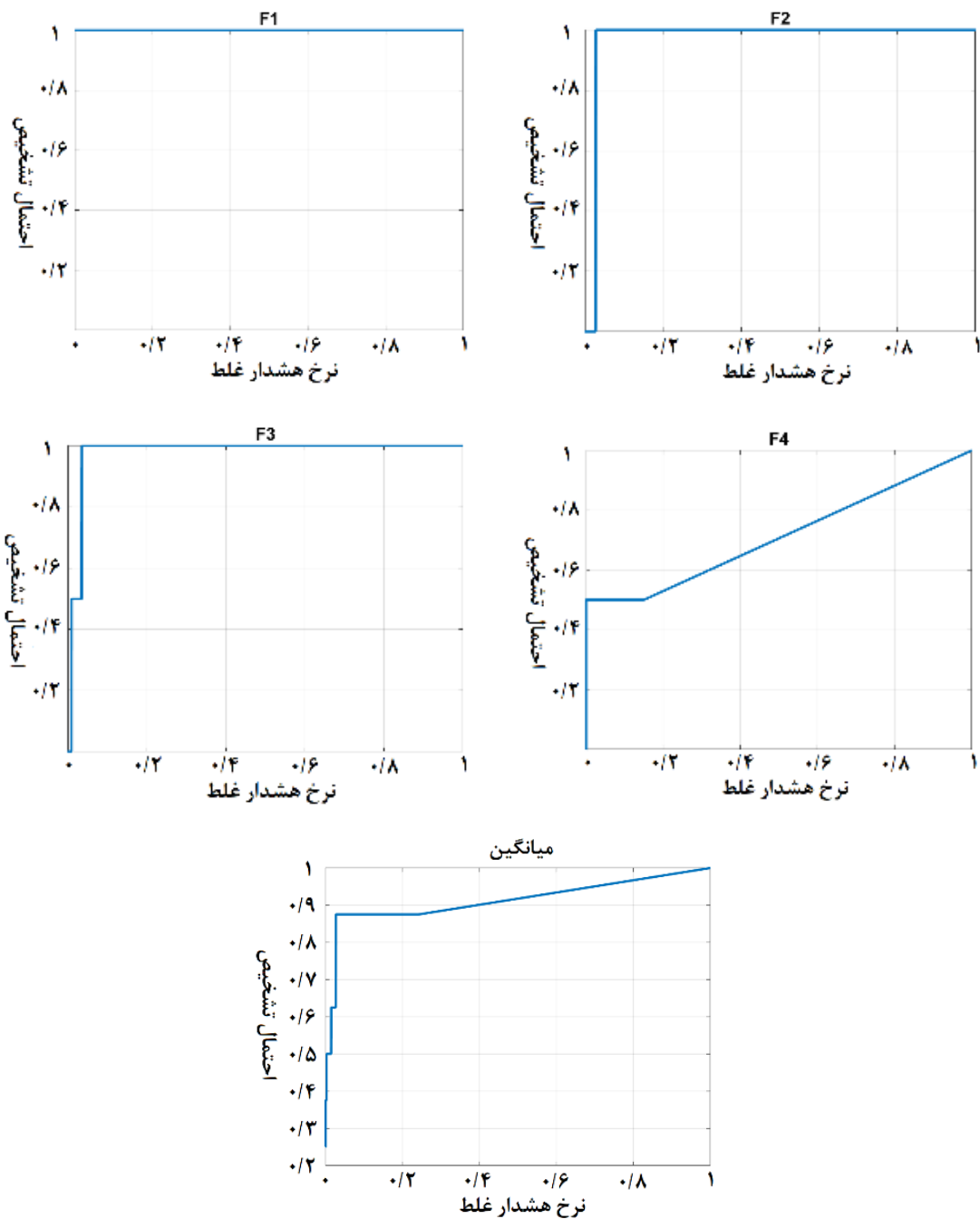
### VCE

روش NCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس					
تعداد عناصر پس‌زمینه تعداد خوشه‌های طبیعی	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					
تعداد عناصر پس‌زمینه تعداد خوشه‌های طبیعی	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
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 قیده‌های 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 ۴-۲۰ و ۴-۲۱ 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.



شکل ۲۰-۰- 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)



شکل ۰-۲۱- 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

نتایج بدست آمده از معیار AUC برای روش FCLSU در جدول ۴-۹ گزارش شده است.

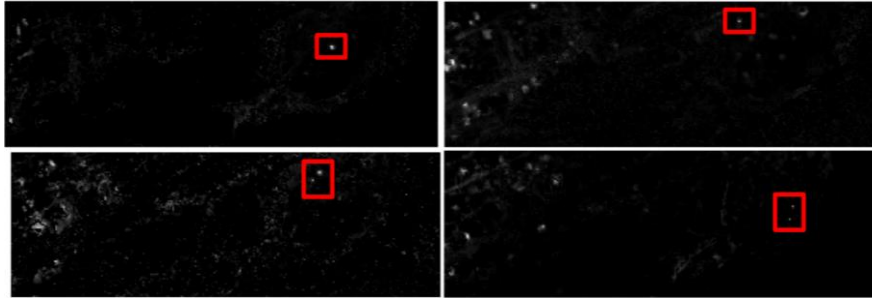


جدول ۹-۰- میانگین معیار AUC برای ۴ هدف حاصل از روش آشکارسازی هدف FCLSU با اعمال VCE و بدون اعمال آن

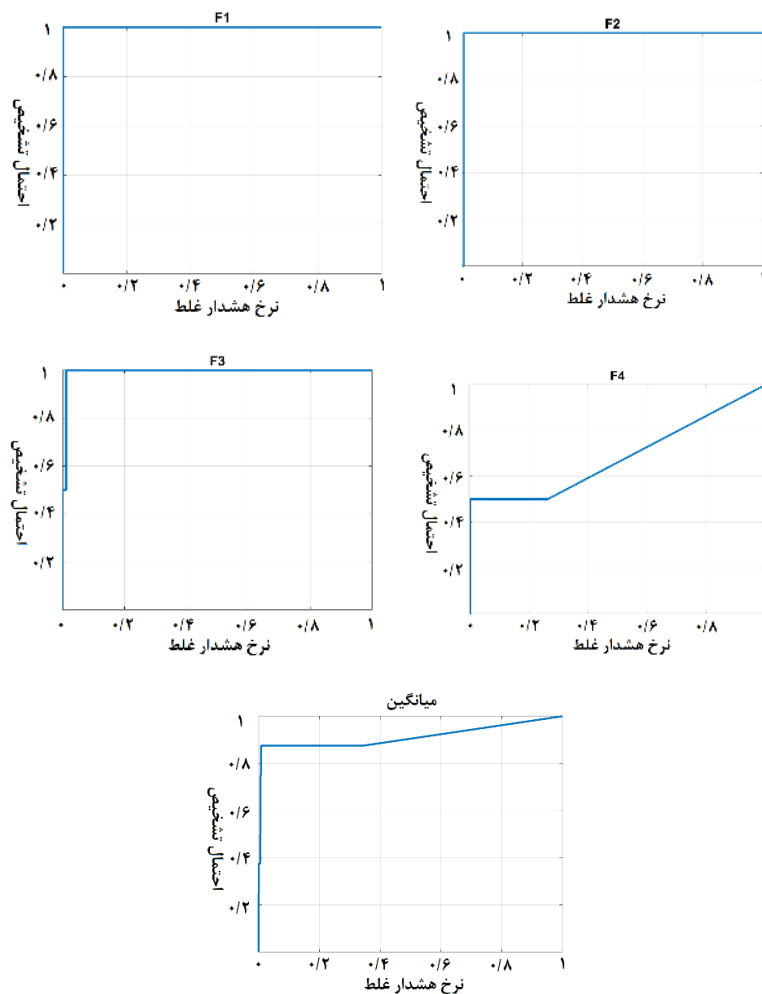
روش FCLSU با اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس					
تعداد عناصر پس زمینه تعداد خوشه‌های طیفی	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
	۱ (کل تصویر)	۹۱/۳ %	۹۱/۱ %	۹۱/۱ %	۹۱/۱ %
۲	۹۲/۱ %	۹۲/۰ %	۹۱/۹ %	۸۴/۹ %	۸۴/۹ %
۵	۸۴/۸ %	۸۴/۷ %	۸۹/۳ %	۸۴/۳ %	۸۴/۴ %
۹	۶۵/۶ %	۶۵/۵ %	۶۵/۳ %	۶۴/۸ %	۶۴/۸ %
روش FCLSU بدون اعمال تخمین مؤلفه‌های وریانس					
تعداد عناصر پس زمینه تعداد خوشه‌های طیفی	۱۰	۱۲	۱۵	۱۸	۲۰
	۱ (کل تصویر)	۸۶/۷ %	۹۲/۶ %	۹۲/۷ %	۹۲/۰ %
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 ایده‌ی این مقاله نشان نمی‌دهند. تا اینجای کار بهترین نتایج به روش UCLSU اختصاص داشته و روش‌های دیگر در سطوح پایبندی نسبت به این روش قرار داشته‌اند. دلایلی همچون: ۱- انطباق روند شناسایی عناصر پس‌زمینه با این رویکرد تجزیه‌ی طیفی و ۲- وجود راهکار صریح آماری بمنظور محاسبه‌ی مؤلفه‌های واریانس در این روش را می‌توان بعنوان دلایل این اتفاق برشمرد. شکل ۴-۲۲ و ۴-۴

۲۳ به ترتیب بهترین تصویر پاسخ آشکارساز برای هر کدام از اهداف طیفی و همچنین منحنی ROC تمامی اهداف به همراه منحنی میانگین آنرا برای روش FCLSU نشان می دهند.



شکل ۰-۲۲- نقشه پاسخ حاصل از الگوریتم تشخیص هدف FCLSU با اعمال VCE و بدون خوشه بندی طیفی برای اهداف: F1 (بالا سمت چپ)، F2 (بالا سمت راست)، F3 (پایین سمت چپ) و F4 (پایین سمت راست)



شکل ۰-۲۳- نمودار ROC برای هدف مورد مطالعه و میانگین آنها حاصل از اعمال VCE به روش FCLSU با بهترین انتخاب برای خوشه طیفی و عناصر پس زمینه

## ۵- فصل پنجم

### نتیجه‌گیری و پیشنهادات

## ۵-۱- نتیجه گیری

در این پایان نامه، روش تخمین مؤلفه‌های وریانس برای تنظیم وزن باندهای طیفی در روش‌های تشخیص هدف FLSU، SCLS، NCLS و FCLS مورد استفاده قرار گرفت. علاوه بر این، ایده‌ی خوشه‌بندی فضای ویژگی به منظور بهبود عملکرد فرآیند تشخیص عناصر پس‌زمینه ارائه گردید. خوشه‌بندی توانست با کاهش پیچیدگی توزیع داده‌ها در فضای ویژگی، عناصر پس‌زمینه‌ی بهتری را در هر خوشه برای اهداف تجزیه‌ی 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 ۴ هدف در یک تصویر ابرطیفی در دستورکار قرار گرفت. 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 عدم اعمال قیود مورد نظر در یافتن عناصر پس‌زمینه، بهبودی از طریق اعمال VCE ملاحظه نشد. با این حال 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. بنابراین روش پیشنهادی قادر بوده بهبود دقت آشکارسازی را در زمان عدم موفقیت سایر الگوریتم‌های پیشرفته تجزیه طیفی نتواند کسب نماید.

## ۵-۲- پیشنهادها

در فرآیند اعمال VCE و خوشه‌بندی طیفی در الگوریتم‌های تشخیص هدف، یافتن تعداد عناصر پس‌زمینه و مراکز خوشه‌بندی از اهمیت بالایی در این تحقیق برخوردار بود. انتخاب تعداد بهینه عناصر پس‌زمینه بدلیل پوشش بسیار متنوع سطح زمین و نیز عدم اطلاع دقیق در خصوص منطقه تصویربرداری، امری دشوار و تجربی به نظر می‌رسد. با اینحال توسعه‌ی 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 که انتخاب 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 مثل LSVCE که مولفه‌های واریانس در یک دستگاه معادلات مبتنی بر کمترین مربعات برآورد می‌سازند، را می‌توان بعنوان افق‌های پیش روی تحقیقی در این زمینه برشمرد.

- ١) Chang, C.-I., *Hyperspectral Target Detection*, in *Real-Time Progressive Hyperspectral Image Processing: Endmember Finding and Anomaly Detection*. 2016, Springer New York: New York, NY. p. 131-172.
- ٢) Sabol, D.E., J.B. Adams, and M.O. Smith, *Quantitative subpixel spectral detection of targets in multispectral images*. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 1992. **97**(E2): p. 2659-2672.
- ٣) Chang, C.-I., *Hyperspectral target detection*, in *Real-Time Progressive Hyperspectral Image Processing*. 2016, Springer. p. 131-172.
- ٤) Ashton, E.A. and A. Schaum, *Algorithms for the detection of sub-pixel targets in multispectral imagery*. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1998. **64**(7): p. 723-731.
- ٥) Settle, J. and N. Drake, *Linear mixing and the estimation of ground cover proportions*. *International Journal of Remote Sensing*, 1993. **14**(6): p. 1159-1177.
- ٦) Bro, R. and S. De Jong, *A fast non-negativity-constrained least squares algorithm*. *Journal of Chemometrics: A Journal of the Chemometrics Society*, 1997. **11**(5) : (p. 393-401).
- ٧) Lawson, C.L. and R.J. Hanson, *Solving least squares problems*. Vol. 15. 1995: Siam.
- ٨) Heinz, D., C.-I. Chang, and M.L. Althouse. *Fully constrained least-squares based linear unmixing [hyperspectral image classification]*. in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999. IGARSS'99 Proceedings. IEEE 1999 International*. 1999. IEEE.
- ٩) Hbirkou, C., et al., *Airborne hyperspectral imaging of spatial soil organic carbon heterogeneity at the field-scale*. *Geoderma*, 2012. **175**: p. 21-28.
- ١٠) Samsonova, V., et al., *The role of positional errors while interpolating soil organic carbon contents using satellite imagery*. *Precision Agriculture*, 2018. **19**(6): p. 1085-1099.
- ١١) Wang, J., et al., *Estimation of desert soil organic carbon content based on hyperspectral data preprocessing with fractional differential*. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016. **32**(21): p. 161-169.
- ١٢) Susič, N., et al., *Discrimination between abiotic and biotic drought stress in tomatoes using hyperspectral imaging*. *Sensors and actuators B: Chemical*, 2018. **273**: p. 842-852.
- ١٣) Wang, J., et al., *Identification of wheat stress-responding genes and TaPR-1-1 function by screening a cDNA yeast library prepared following abiotic stress*. *Scientific reports*, ٢٠١٩. **٩**(١): p. 141.
- ١٤) 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*, 2018. **136**: p. 73-84.
- ١٥) Lei, J., et al., *A Deep Pipelined Implementation of Hyperspectral Target Detection Algorithm on FPGA Using HLS*. *Remote Sensing*, 2018. **10**(4): p. 516.
- ١٦) Li, K., et al., *Accurate deduction of infrared imaging features of subpixel targets based on the conversion of radiation fields of measured area targets*. *Applied optics*, 2018. **57**(31): p. 9499-9507.
- ١٧) Liang, Y., P.P. Markopoulos, and E. Saber, *Spatial-spectral segmentation of*

- hyperspectral images for subpixel target detection*. Journal of Applied Remote Sensing, 2019. **13**(3): p. 036502.
- . ۱۸ Han, S., et al., *Band selection method for subpixel target detection using only the target reflectance signature*. Applied optics, 2019. **58**(11): p. 2981-2993.
- . ۱۹ Sundberg, R. *The Impact of Cloud Shadows on Subpixel Target Detection*. in *2018 9th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*. 2018. IEEE.
- . ۲۰ Gao, B.-C., et al., *Atmospheric correction algorithms for hyperspectral remote sensing data of land and ocean*. Remote Sensing of Environment, 2009. **113**: p. S17-S24.
- . ۲۱ Gao, L.-R., et al., *A new operational method for estimating noise in hyperspectral images*. IEEE Geoscience and remote sensing letters, 2008. **5**(1): p. 83-87.
- . ۲۲ Jacob, N.V., V. Sowmya, and K. Soman. *A Comparative Analysis of Total Variation and Least Square Based Hyperspectral Image Denoising Methods*. in *2018 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. 2018. IEEE.
- . ۲۳ Ghilani, C.D., *Adjustment computations: spatial data analysis*. 2017: John Wiley & Sons.
- . ۲۴ Xinyuan, M., Z. Ye, and Z. Junping. *Endmember extraction algorithm using orthogonal subspace projection and local spatial correlation*. in *2016 8th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*. 2016. IEEE.
- . ۲۵ Green, A.A., et al., *A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal*. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 1988. **26**(1): p. 65-74.
- . ۲۶ Safdarinezhad, A. and M.J.V. Zoej, *An optimized orbital parameters model for geometric correction of space images*. Advances in Space Research, 2015. **55**(5): p. 1328-1338.
- . ۲۷ Zangeneh-Nejad, F., et al., *On the realistic stochastic model of GPS observables: Implementation and Performance*. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2015. **40**.
- . ۲۸ Safdarinezhad, A., M. Mokhtarzade, and M. Valadan Zoej, *Shadow-based hierarchical matching for the automatic registration of airborne LiDAR data and space imagery*. Remote Sensing, 2016. **8**(6): p. 466.
- . ۲۹ Teunissen, P.J. and A. Amiri-Simkooei, *Least-squares variance component estimation*. Journal of geodesy, 2008. **82**(2): p. 65-82.
- . ۳۰ Safdarinezhad, A., M. Mokhtarzade, and M.J. Valadan Zoej, *An automatic method for precise 3D registration of high resolution satellite images and Airborne LiDAR Data*. International Journal of Remote Sensing, 2019. **40**(24): p. 9460-9483.
- . ۳۱ Baarda, W., *A testing procedijre for use in ge, odetic ne, tworks*. Netherlands geodetic commission, 1968. **2**(5).
- . ۳۲ Chang, C.-I., *Multiparameter receiver operating characteristic analysis for signal detection and classification*. IEEE Sensors Journal, 2010. **10**(3): p. 423-442.
- . ۳۳ Cocks, T., et al. *The HyMapTM airborne hyperspectral sensor: The system, calibration and performance*. in *Proceedings of the 1st EARSeL workshop on Imaging Spectroscopy*. 1998. EARSeL.
- . ۳۴ Snyder, D., et al. *Development of a web-based application to evaluate target finding*

*algorithms. in Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International. 2008. IEEE.*

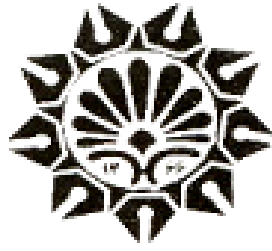


# **Target Detection Improvements in Hyperspectral Images with the help of variance component estimation method locally**

## **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



**Ministry of Science, Research and Technology**

**Tafresh University**

**Department of Geodesy and Surveying Engineering**

**MSc Thesis**

**Title**

**Target Detection Improvements in Hyperspectral Images with the help  
of variance component estimation method locally**

**By**

**Fatemeh Atighi**

**Supervisor**

**Dr.Roohollah Karimi**

**Dr.Alireza Safdarinezhad**

Winter 2020