

انتخاب باندهای بهینه برای آشکارسازی اهداف در تصاویر ابرطیفی برمبنای روش بهینه سازی توده ذرات دودویی

شهرام شریفی هاشجین^۱، علی درویشی بلورانی^{۲*}، صفا خزائی^۳، عطا الله عبداللهی کاکرودی^۲

^۱دکتری سنجش از دور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی - گروه سنجش از دور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی -

دانشکده جغرافیا - دانشگاه تهران

sh.sharifi@ut.ac.ir

^۲استادیار گروه سنجش از دور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی - دانشکده جغرافیا - دانشگاه تهران

ali.darvishi@ut.ac.ir

^۳استادیار دانشگاه جامع امام حسین(ع)

skhazai@ihu.ac.ir

(تاریخ دریافت بهمن ۱۳۹۶، تاریخ تصویب خرداد ۱۳۹۷)

چکیده

آشکارسازی اهداف با ابعاد زیرپیکسل یکی از چالش‌های اساسی در پردازش تصاویر ماهواره‌ای می‌باشد. با توجه به قدرت تفکیک طیفی بالای تصاویر ابرطیفی، آشکارسازی اهداف از اهمیت ویژه‌ای در آنالیز این نوع داده‌ها برخوردار می‌باشد. از اینرو، انتخاب باندهای طیفی بهینه به منظور بهبود آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی به عنوان یکی از راهکارهای مرسوم مورد توجه محققین است. نبود داده‌های آموزشی یکی از اصلی‌ترین ضعف‌های انتخاب باندهای بهینه برای آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی می‌باشد. در این تحقیق بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات (PSO)، روشی جدید جهت انتخاب باند به منظور آشکارسازی اهداف زیر پیکسلی در تصاویر ابرطیفی معرفی شده است. در روش پیشنهادی، ابتدا طیف هدف مورد نظر به صورت تصادفی در یک سری پیکسل‌های میزبان از کل تصویر ابرطیفی کاشت می‌شود. سپس، با هدف کمینه‌سازی نرخ هشدار اشتباه در آشکارسازی هدف، به روش برآوردگر همدوسی‌های انطباقی (ACE)، باندهای طیفی از طریق الگوریتم PSO انتخاب می‌شوند. به منظور ارزیابی میزان دقت روش پیشنهادی، دو مجموعه داده ابرطیفی از سنجنده‌های Hymap و Hyperion استفاده شده است. نتایج تجربی به دست آمده نشان می‌دهند که بر اساس معیار کمترین مقدار هشدار اشتباه و مساحت زیر نمودار ROC، روش انتخاب باند پیشنهادی نسبت به حالت استفاده از تمام باندها، روش الگوریتم ژنتیک (GA)، روش ژنتیک وزن‌دار (WG)، و همچنین روش‌های متداول PSO مبنای، حداکثر نسبت زیرمجموعه (MSR) و ضریب همبستگی (CC)، از کارایی بالاتری برخوردار می‌باشد.

واژگان کلیدی: تصاویر ابرطیفی، آشکارسازی هدف، انتخاب باند، بهینه‌سازی توده ذرات، ACE

۱- مقدمه

قدرت تفکیک طیفی بالای تصاویر ابرطیفی در قالب باندهای بسیار باریک و پیوسته در محدوده‌های طیفی مرئی و مادون قرمز باعث شده است تا فناوری سنجش از دور ابرطیفی جهت شناسایی اشیاء و پدیده‌های زمینی به طور گسترده مورد توجه قرار گیرد [۱]. اما تعداد زیاد باندها باعث هزینه محاسباتی سنگین [۲، ۳] و اثر هیوز [۴] در پردازش تصاویر می‌شود. از این رو، کاهش پیچیدگی محاسباتی در پردازش تصاویر ابرطیفی به ویژه در حوزه آشکارسازی هدف بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۵-۱۶]. انتخاب و استخراج ویژگی (باند) دو رویکرد اصلی کاهش حجم داده را تشکیل می‌دهند [۱۷]. به طور کلی در بحث استخراج ویژگی و به طور خاص در مورد آشکارسازی اهداف ممکن است بخشی از اطلاعات مهم طیفی طی فرایند انتقال به فضای جدید دچار تخریب و تحریف شوند [۱۱]. از این رو بهتر است جهت حفظ معنای فیزیکی از انتخاب باند جهت کاهش بعد در آشکارسازی اهداف استفاده نمود [۱۰].

انتخاب باندهای طیفی مناسب معمولاً به دو صورت نظارت‌شده و نظارت‌نشده انجام می‌گیرد که در هر دو روش، انتخاب باندها عموماً بر اساس ارزیابی پارامترهای شباهت بین باندها انجام می‌گیرد [۱۸، ۱۹]. تاکنون بیشتر روش‌های انتخاب باند جهت بهبود دقت طبقه‌بندی تصاویر ارائه شده‌اند [۲۰، ۲۱] و تحقیقات اندکی به منظور آشکارسازی اهداف ارائه شده است [۵]. یکی از علل اصلی این موضوع، کمبود یا نبود نمونه‌های آموزشی هدف مورد نظر در تصاویر ابرطیفی است [۵]. این مشکل به ویژه در خصوص آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی که در آنها هدف تنها بخشی از سطح یک پیکسل را اشغال می‌نماید، از اهمیت بیشتری برخوردار است. لازم به توضیح است که در اهداف زیرپیکسلی، طیف هدف مورد نظر به شدت تحت تأثیر طیف پیکسل‌های همسایه قرار می‌گیرد و این موضوع باعث می‌شود تشخیص پیکسل‌های هدف از پیکسل‌های غیرهدف دشوار گردد. در این تحقیق جهت رفع مشکل مذکور، باندهای مناسب برای آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی از طریق نمونه‌های آموزشی شبیه‌سازی شده متعدد که با استفاده از کاشت طیف هدف در تصویر ایجاد می‌شوند، انتخاب می‌شوند.

پس از دستیابی به داده‌های آموزشی کافی، استراتژی جستجوی در فضای تصاویر ابرطیفی جهت انتخاب باندهای بهینه از اهمیت بالایی برخوردار است [۵]. روش‌های متفاوت و متنوعی جهت انتخاب باند به صورت نظارت‌شده و نظارت‌نشده ارائه شده است و مهمترین مشکلات این روش‌ها عبارتند از (الف) بسیاری از این روش‌ها زمان‌بر می‌باشند، (ب) برخی دیگر قابلیت اجرا بر روی روش‌های آشکارسازی اهداف را ندارند و فقط در حوزه‌ی طبقه‌بندی کاربرد دارند و (ج) برخی دیگر نیز تنها مختص به یک روش آشکارسازی می‌باشند. از این رو جهت رفع این نواقص الگوریتم‌های تکاملی از قبیل الگوریتم ژنتیک (GA) [۱۷، ۲۲]، ژنتیک وزن‌دار (WGA) [۲۳]، مورچگان [۲۴]، کرم شب‌تاب [۲۵] و توده ذرات [۲۶، ۲۷] جهت انتخاب باندهای مناسب مورد توجه و استفاده محققان قرار گرفته است.

الگوریتم PSO یک الگوریتم بهینه‌ساز تکاملی است که توسط Eberhard و Kennedy [۲۸] معرفی گردید. این روش از حرکت دسته جمعی ذرات (پرنده‌گان و ماهیان) جهت جستجوی بهینه فضا (محیط زندگی) به منظور دسترسی به هدف مشخص (غذا یا فرار) الگو گرفته است. در این روش، ذرات جهت دسترسی به یک هدف مشخص از طریق ارتباط با یکدیگر به جستجوی فضا پرداخته و به بهترین جواب کلی می‌رسند. اخیراً در تحقیق [۵] انتخاب باندهای بهینه جهت آشکارسازی هدف با استفاده از الگوریتم PSO انجام شده است. در آن تحقیق، با مطالعه بر روی یک هدف با ابعاد پیکسل کامل، جهت بکارگیری PSO از دو تابع حداکثر نسبت زیرمجموعه (MSR) و ضریب همبستگی (CC) استفاده شده است (ر.ک. بخش ۳، ۳).

در تحقیق حاضر در حالت نبود داده آموزشی کافی، داده‌های آموزشی مناسب برای آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی در تصویر از طریق کاشت تصادفی طیف هدف در تعدادی از پیکسل‌های تصویر ایجاد می‌شوند و همچنین از الگوریتم PSO با کمک آشکارساز ACE^۴ محلی [۲۹] جهت انتخاب باندهای بهینه استفاده می‌شود.

^۱ Weighted Genetic Algorithm

^۲ Maximum-Submaximum-Ratio

^۳ Correlation Coefficient

^۴ Adaptive Coherence Estimator

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- روش Local-ACE

روش‌های آشکارسازی اهداف زیرپیکسل بر حسب آنکه پارامترهای آماری زمینه تصویر در آنها مشخص است یا نه، به دو دسته زمینه ساختار یافته^۱ و ساختار نیافته^۲ تقسیم می‌شوند. الگوریتم ACE که یکی از الگوریتم‌های کارآمد و متداول جهت آشکارسازی اهداف در زیر پیکسل و تمام پیکسل است [۱۱، ۲۹، ۳۰] که در دسته دوم قرار دارد. در این روش از تابع توزیع نرمال جهت مدلسازی زمینه تصویر استفاده می‌شود. از طرفی با توزیع نرمال نویز v در تصویر، فرضیه حضور H_0 و عدم حضور H_1 طیف هدف s_t در پیکسل تحت آزمایش x با فرمول (۱) بیان می‌شود [۳۰].

$$\begin{aligned} H_0: x &= v & (\text{Target absent}) \\ H_1: x &= a_t s_t + v & (\text{Target present}) \end{aligned} \quad (1)$$

اصولاً برای آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی در تصاویر ابرطیفی، از روش Local ACE استفاده می‌شود [۲۹]. مطابق معادله ۲، در این روش به جای استفاده از میانگین و کواریانس کل تصویر از میانگین و کواریانس پیکسل‌های پنجره‌ی همسایگی استفاده می‌شود [۲۹].

$$T_{(ACE)}(x) = \frac{\text{sign}((s_t - m_L)^T \Sigma_L^{-1}(x - m_L)) \cdot ((s_t - m_L)^T \Sigma_L^{-1}(x - m_L))^2}{((s_t - m_L)^T \Sigma_L^{-1}(s_t - m_L))((x - m_L)^T \Sigma_L^{-1}(x - m_L))} \quad (2)$$

$$\Sigma_L = \frac{[x - m_L]^T [x - m_L]}{N - 1} \quad (3)$$

در این رابطه اگر $X > 0$ باشد $\sin(X) = 1$ و اگر $X < 0$ باشد $\sin(X) = -1$ خواهد بود. m_L و Σ_L و N به ترتیب میانگین محلی، کواریانس محلی و تعداد پیکسل‌های همسایه هستند.

۲-۲- روش PSO

الگوریتم PSO یکی از روش‌های تکاملی جستجوی فضاهای بزرگ ابعاد^۳ است که مزایای زیادی در حوزه‌ی استراتژی جستجو^۴ دارد. توانایی بالا در جستجوی فضاهای

چند بعدی، همگرایی سریع در رسیدن به جواب و همچنین برقراری ارتباط و انتقال اطلاعات بین ذرات جهت دسترسی سریع به جواب بهینه نهایی از مهمترین ویژگی‌های الگوریتم PSO است. چون هدف نهایی در این مقاله انتخاب مجموعه‌ای از باندها از میان یک مجموعه باند اصلی است، الگوریتم باینری PSO استفاده گردید.

در روش PSO برای تصویر دارای K باند، هر ذره یک بردار به اندازه $K \times 1$ خواهد بود. که اگر هر ذره را با X_{id} نشان دهیم مؤلفه‌های این بردار مقادیر ۰ و ۱ هستند. به نحوی که ۱ و ۰ به ترتیب نشان دهنده انتخاب و عدم انتخاب آن باند است. در تکرارهای مختلف موقعیت هر ذره توسط فرمول زیر بروزرسانی^۵ می‌شود.

$$X_{id} = X_{id} + V_{id} \quad (4)$$

که در آن V_{id} سرعت هر ذره است. هر ذره با سرعت مشخص در فضای جستجو حرکت می‌کند و موقعیت بهترین جوابی که خود تجربه کرده است (P_{id}) را با بهترین جوابی که تمام ذرات تجربه کرده‌اند (P_{gd}) مقایسه می‌نماید و با حرکت در مسیر این دو جواب به جستجوی فضا و یافتن بهترین جواب کلی می‌پردازد. به این ترتیب مقدار V_{id} از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۳۱].

$$\begin{aligned} V_{id} &= \omega \times V_{id} + c_1 \times r_1 \times (P_{id} - X_{id}) + \\ &c_2 \times r_2 \times (P_{gd} - X_{id}) \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن C_1 و C_2 مقدار حرکت ذره به سمت جواب محلی و جواب کلی را تعیین می‌کند. r_1 و r_2 هم مقادیر تصادفی بین صفر و یک هستند. پارامتر ω تعیین‌کننده اینرسی سرعت ذره است که معمولاً در مسائل پیوسته جهت کاهش سرعت اولیه ذره یک عدد کوچکتر از یک به آن تعلق می‌گیرد.

۲-۳- مجموعه داده مورد استفاده

۲-۳-۱- مجموعه داده TDBT

یکی از محدود مجموعه داده‌های مناسبی که جهت ارزیابی و بررسی توانایی الگوریتم‌های آشکارسازی هدف در تصاویر فراطیفی وجود دارد، مجموعه داده‌های تست کور آشکارسازی هدف (TDBT)^۶ [۳۲] می‌باشد. این مجموعه داده شامل تصویر بازتاب و رادینس شهر کک ایالت مونتانا

^۵ update

^۶ Target Detection Blind Test

^۱ Structured Background

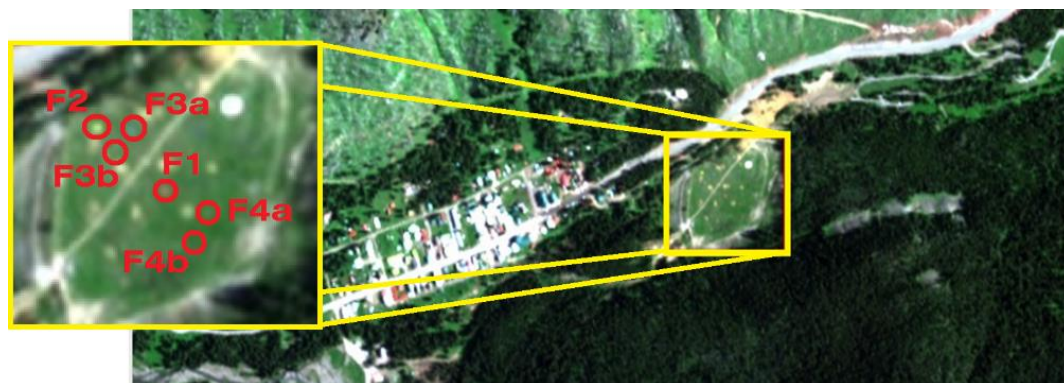
^۲ Unstructured Background

^۳ High Dimensional

^۴ Search strategy

آمریکا به همراه موقعیت زمینی اهداف موجود در تصویر است. تصویر ابرطیفی مورد استفاده، مشتمل بر ۱۲۶ باند

طیفی و در ابعاد ۸۰۰×۲۸۰ پیکسل توسط سنجنده HyMap است که در شکل (۱) نمایش داده شده است.



شکل ۱- ترکیب رنگی تصویر سنجنده HyMap از مجموعه داده TDBT. مربع زرد رنگ محدوده‌ی اهداف مورد نظر را نشان می‌دهد.

قدرت تفکیک مکانی این تصویر ۳ متر است و ۱۲ هدف با ابعاد مختلف در آن وجود دارد که تمرکز این مقاله

بر روی اهداف زیر پیکسلی قرار گرفته است. نوع و ابعاد این اهداف استفاده شده در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱- مشخصات اهداف

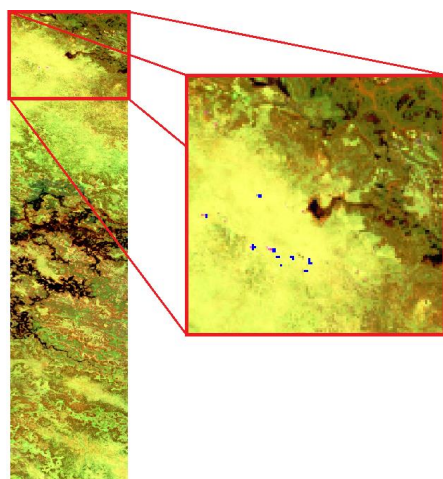
نام	اندازه (متر)	نوع	نام	اندازه (متر)	نوع
F1	۳×۳	پارچه قرمز	F5a	۲×۲	نایلون خرمایی
F2	۳×۳	نایلون زرد	F5b	۱×۱	نایلون خرمایی
F3a	۲×۲	پارچه آبی	F6a	۲×۲	نایلون خاکستری
F3b	۱×۱	پارچه آبی	F6b	۱×۱	نایلون خاکستری
F4a	۲×۲	نایلون قرمز	F7a	۲×۲	پارچه سبز
F4b	۱×۱	نایلون قرمز	F7b	۱×۱	پارچه سبز

۲-۳-۲- مجموعه داده دلتای اوکاوآنگو

تصویر ابرطیفی اخذ شده توسط سنجنده Hyperion در تاریخ ۳۱ می ۲۰۰۱ از منطقه دلتای اوکاوآنگو^۱ واقع در شمال غرب کشور بوتسوانا (شکل ۲) مجموعه داده‌ی دیگری است که در این مطالعه جهت ارزیابی و کارایی روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است.

این تصویر با ابعاد ۱۴۷۶×۲۵۶ پیکسل و قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر دارای قدرت تفکیک طیفی ۲۴۲ باند در محدوده طیفی ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر می‌باشد. باندهای کالیبره نشده و نویزی این تصویر، که خصوصیات جذبی آب را پوشش می‌دهند، حذف شده‌اند و ۱۴۵ باند باقی مانده است (شامل باندهای ۱۰-۵۵، ۸۲-۹۷، ۱۰۲-۱۱۹، ۱۳۴-۱۶۴ و ۱۸۷-۲۲۰). پیش‌پردازش این داده‌ها جهت کاهش اثرات نامطلوب آشکارسازها، خطای کالیبراسیون داخلی آشکارسازها و آنومالی‌های دوره‌ای انجام شده است.

در این مجموعه داده، داده واقعی زمینی مربوط به کلاس خاک روباز^۲ در ۵۶ پیکسل مشخص گردیده است (شکل ۲).



شکل ۲- ترکیب رنگی طبیعی (RGB) باندهای ۵۱، ۱۴۹، ۳۱ سنجنده Hyperion. از منطقه دلتای اوکاوآنگو پیکسل‌های آبی رنگ، موقعیت هدف را نشان می‌دهد

۲-۴- معیار ارزیابی کارایی آشکارسازی

اصولاً در انتخاب باندهای طیفی معیارهایی همچون افزایش دقت آشکارسازی، کاهش حجم دیتا، پیچیدگی محاسباتی و همچنین کاهش زمان پردازش مورد توجه قرار می‌گیرند. لذا در این مطالعه روش پیشنهادی با پنج روش مختلف مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد. با سه حالت تمام باند، روش بهینه‌سازی ژنتیک و ژنتیک وزن‌دار و همچنین ۲ روش PSO_مبنای MSR و CC مقایسه می‌گردد. روش اول آشکارسازی در حالت تمام باند است که انتظار می‌رود روش پیشنهادی موجب افزایش دقت و نیز کاهش حجم داده گردد. حالت دوم و سوم آشکارسازی در حالت انتخاب باندهای طیفی از طریق GA [۱۷، ۲۲] و WGA [۲۳] است که در حوزه بهینه‌سازی رقیبی جدی برای PSO محسوب می‌گردند. حالت‌های ۳ و ۴ نیز انتخاب باندها از طریق دو روش جدید PSO-مبنای MSR (رابطه ۶) و CC (روابط ۷ و ۸) است که بر اساس نتایج تجربی ارائه شده روش‌های موفق‌تری می‌باشند.

$$\arg \max_{\phi^S} \frac{M}{SM(\phi^S)} \quad (6)$$

در رابطه بالا، M میانگین پیکسل دارای بیشترین مقدار ACE به‌همراه ۴ پیکسل مجاورش است و SM نیز میانگین ۱۰ پیکسل دارای بیشترین مقدار ACE به غیر از ۵ تای M است. ϕ^S نیز مجموعه‌ی باندهای انتخابی است. اگر خروجی الگوریتم ACE را برای حالت استفاده تمام باندها و استفاده از باندهای انتخابی و همچنین میانگین آنها را به ترتیب O_1, O_2 و $\bar{O}_1, \bar{O}_2$ بنامیم برای یک تصویر با ابعاد $m \times n$ تابع هزینه CC نیز به صورت رابطه (۷) تعریف می‌شود.

$$CC = \frac{\sum_m \sum_n (o_{1mn} - \bar{o}_1)(o_{2mn} - \bar{o}_2)}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (o_{1mn} - \bar{o}_1)^2)(\sum_m \sum_n (o_{2mn} - \bar{o}_2)^2)}} \quad (7)$$

در هر دوی این توابع، هدف الگوریتم PSO، بهینه‌سازی مقادیر CC و MSR با استفاده از انتخاب باندهای بهینه است. جهت مقایسه کارایی آشکارسازی روش پیشنهادی نسبت به چهار روش بیان شده و همچنین برای بررسی عملکرد الگوریتم‌ها و صحت‌گیری آنها در آشکارسازی هدف، از

شاخص نرخ هشدار اشتباه (FAR) [۳۳] و پارامتر مساحت زیر نمودار (AUC) در منحنی (ROC) استفاده شده است [۳۴]. به نسبت تعداد پیکسل‌هایی که در نقشه آشکارسازی به اشتباه به عنوان هدف شناسایی می‌شوند به تعداد کل پیکسل‌های تصویر نرخ هشدار اشتباه می‌گویند. هرچه این نرخ کمتر باشد دقت آشکارسازی بهتر خواهد بود. همچنین نمودار ROC نشان دهنده نسبت نرخ هشدار اشتباه به احتمال آشکارسازی هدف به ازای حد آستانه‌های مختلف برای الگوریتم آشکارسازی هدف مورد نظر می‌باشد. مقدار AUC در نمودار ROC عددی بین صفر تا یک می‌باشد؛ که هرچه این مقدار بیشتر باشد کارایی الگوریتم آشکارساز هدف مورد نظر نیز بیشتر خواهد بود [۱۱، ۳۳]. نظر به اینکه در آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی، عملاً آشکارسازی ۱۰۰ درصد اهداف مورد نظر با افزایش شدید FAR همراه است؛ لذا با الهام از ایده‌ی مطرح شده توسط Matteoli [۳۳] می‌توان مقدار AUC در نرخ‌های آشکارسازی مطلوب (مانند ۸۰٪) را به عنوان معیار ارزیابی کارایی در نظر گرفته.

۳- روش پیشنهادی

روش ارائه شده جهت آشکارسازی اهداف زیر پیکسل در تصاویر ابرطیفی مطابق فلوچارت شکل ۳ پیاده‌سازی گردیده است. بعد از تهیه تصویر ابرطیفی به همراه امضای طیفی اهداف، طیف هدف مورد نظر در برخی از پیکسل‌های تصویر به صورت تصادفی کاشت می‌شود. تعداد پیکسل‌های میزبان برای کاشت به فراوانی حضور هدف و پیچیدگی‌های منطقه‌ی تصویربرداری شده وابسته است و توسط کاربر تعیین می‌شود. از آنجا که در آشکارسازی اهداف، اصولاً فراوانی حضور هدف در تصویر بسیار کم است لذا در این تحقیق تعداد پیکسل‌های میزبان برای کاشت با درصد بسیار کمی از کل پیکسل‌های تصویر تعیین شده است. کاشت بر مبنای اندازه هدف مورد جستجو و قدرت تفکیک مکانی تصویر انجام می‌پذیرد تا هدف کاشته شده به اندازه هدف موردنظر در تصویر، شبیه‌سازی گردد. به این ترتیب نمونه‌های شبیه‌سازی شده از طریق کاشت طیف هدف ایجاد می‌گردد (معادله ۸) [۳۵].

$$u = f.S_i + (1 + f).b \quad (8)$$

۱ False Alarm Rate

۲ Area Under Curve

۳ Receiver Operating Characteristic

در اینجا، f نسبت کاشت طیف هدف، S_f طیف هدف و b طیف پیکسل انتخاب شده جهت کاشت است که منجر به ایجاد هدف شبیه سازی شده u می شود. مقدار f بر حسب اندازه پیکسل تصویر و اندازه‌ی اهداف تعیین می‌شود. این روش اثرات جانبی که از تابش و پراکنده شدن تشعشعات طیف هدف به پیکسل‌های پس زمینه محلی ناشی می‌شود را در نظر نمی‌گیرد. از این رو در مطالعه [۳۶] معادله‌ای جدید جهت اعمال این اثرات بر روی پیکسل‌های جانبی ارائه گردید. ایشان از یک تابع گوسی به صورت رابطه‌ی ۹ به عنوان تابع گسترش تشعشعات هدف استفاده کردند. در این رابطه ρ_i فاصله فضایی بین پیکسل پس‌زمینه و پیکسل هدف و ω پهنای تابع گوسی است.

$$Z_i = \exp(-\rho_i^2 / \omega^2) \cdot f \cdot t + (1 - \exp(-\rho_i^2 / \omega^2) \cdot f) \cdot b_i \quad (9)$$

پس از ایجاد اهداف شبیه‌سازی شده، باندهای بهینه از طریق الگوریتم PSO انتخاب می‌شوند. میزان دقت جواب در هر چرخه از الگوریتم PSO، توسط توابع هزینه تعیین می‌شود و در نهایت جوابی به عنوان پاسخ نهایی معرفی می‌گردد که بتواند این تابع هزینه را بیشینه یا کمینه نماید. با توجه به اینکه هرچه مقدار FA کمتر باشد آن آشکارسازی هدف بیشتر است و زمانی FA کاهش می‌یابد که مقدار

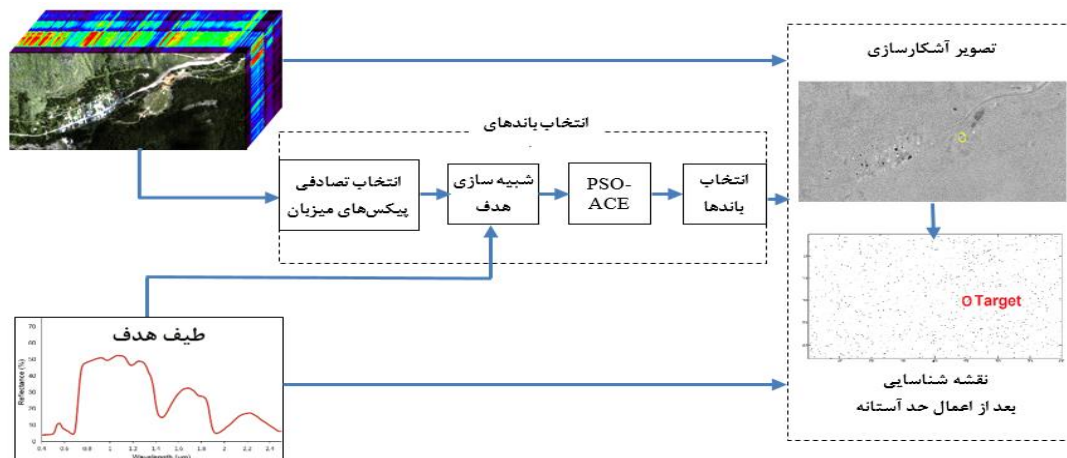
ACE در موقعیت پیکسل هدف بیشینه (عدد۱) باشد؛ بنابراین تابع هزینه طبق معادله (۱۰) به عنوان FACost تعریف می‌شود تا الگوریتم PSO بتواند با استفاده از باندهای انتخابی (Ω_{SB}) مقدار میانگین ACE را در موقعیت پیکسل‌های هدف کاشته شده (Implanted Target) بیشینه نماید. در نهایت باندهایی انتخاب می‌شود که میانگین ACE را در اهداف کاشته شده بیشینه نماید.

$$FACost_{\Omega_{SB}} = \arg\{\max_{\Omega_{SB}} (ACE_{mean_{IT}})\} \quad (10)$$

در مرحله پایانی، در تصویر اصلی الگوریتم ACE Local بر اساس استفاده از باندهای انتخاب شده بر روی تصویر اصلی اجرا می‌گردد. خروجی این مرحله نقشه شناسایی هدف خواهد بود که با اعمال یک حد آستانه در نقشه آشکارسازی می‌توان هدف یا غیر هدف بودن پیکسل‌ها را مشخص نمود. در این تحقیق حد آستانه از طریق رابطه ۱۱ تعیین می‌شود [۳۷].

$$T_\alpha = \mu_d + Z_\alpha \cdot \sigma_d \quad (11)$$

در این رابطه، با استفاده از میانگین (μ_d) و انحراف معیار (σ_d) نقشه آشکارسازی و تعیین یک آماره (Z_α) در حد معقول و معنی‌دار، حد آستانه T_α تعیین می‌گردد.



شکل ۳- نمودار روش پیشنهادی

داده TDBT طیف بازتاب از منطقه موجود می‌باشد. برای مجموعه داده دلتای اوکوانگو، از رابطه زیر جهت تبدیل تصویر رادیانس Hyperion به تصویر بازتاب استفاده گردید [۳۸]:

$$\rho_p = \frac{\pi \cdot L_\lambda \cdot d^2}{ESUN_\lambda \cdot \cos \theta_s} \quad (12)$$

۴- نتایج تجربی و بحث

۴-۱- پیش پردازش تصاویر

با توجه به اینکه در این الگوریتم هدف پیدا کردن پیکسل‌های مشابه با طیف بازتاب هدف است. ابتدا باید تصویر رادیانس را به بازتاب تبدیل نمود که در مجموعه

۵۰۰ تکرار بدون مشاهده بهبود در جواب کلی بهینه و رسیدن به جواب کلی بهینه ۱- پیاده سازی گردید. با توجه به اینکه مساله انتخاب باند یک مساله باینری هست و نیازی به کاهش تدریجی سرعت ذرات جهت رسیدن به جواب بهینه نیست و از طرفی با توجه به جستجوی بهتر فضا و جلوگیری از رفتن به سمت جواب های بهینه محلی مقدار سرعت و اینرسی حرکت ذرات ۱ و مقدار ضرایب C1 و C2 به ترتیب ۲ و ۱ در نظر گرفته شدند.

• تنظیم الگوریتم های ACE و GA و WGA

در الگوریتم Local ACE ابعاد پنجره های داخلی و خارجی جهت تعیین محدوده پیکسل هدف و پیکسل های زمینه با توجه به ابعاد اهداف و قدرت تفکیک مکانی تصویر 3×3 و 5×5 در نظر گرفته شد. پس از اجرای PSO و انتخاب باندهای بهینه نهایی، اهداف شبیه سازی شده در تصویر حذف شدند و این بار الگوریتم Local ACE بر روی تصویر اولیه پیاده سازی گردید. تا موقعیت اهداف واقعی در تصویر شناسایی شوند. از الگوریتم بهینه سازی GA نیز جهت انتخاب باند از طریق کاشت طیف هدف و تابع هزینه FA استفاده گردید. در الگوریتم GA و WGA احتمال جهش و زاد و ولد به ترتیب ۰.۲ و ۰.۸ تعیین شد. تعداد ذرات ۱۰۰ عدد و با تعداد نسل ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد.

• تنظیم الگوریتم های CC و MSR

جهت ارزیابی بهتر الگوریتم ارائه شده، ۲ تابع هزینه MSR و CC [۵] پیاده سازی گردید. با توجه به زمانبر بودن این توابع هزینه، جهت مقایسه متناظر در این حالت، از تصویر Hymap برش خورده با ابعاد 300×100 و تصویر Hyperion با ابعاد 300×128 بهره گرفته شد. که با توجه به کاهش ابعاد تصویر، هدف شبیه سازی شده این بار در ۱۵ نقطه از تصویر کاشته شد. همچنین با توجه به نتایج ارائه شده در [۵] مقدار K برای تابع هزینه MSR برابر ۱۰ در نظر گرفته شد.

۴-۲- ارزیابی کارایی روش پیشنهادی

نقشه های آشکارسازی بدست آمده با استفاده از روش پیشنهادی جهت آشکارسازی پنج هدف زیرپیکسلی F3b، F4b، F5b، F6b و F7b به همراه نقشه های آشکارسازی هدف بعد از آستانه گذاری برای تصویر Hymap در شکل ۴ نمایش داده شده است.

که در این رابطه L_λ و d^2 به ترتیب نمایشگر مقدار رادیانس در سنجنده و فاصله زمین-خورشید در واحد نجومی می باشند. میانگین انرژی تابشی خورشید برای هر باند λ در پارامتر $ESUN_\lambda$ تعریف شده است. همچنین θ_s نشان دهنده مقدار زاویه زنیت خورشید در زمان اخذ تصویر از منطقه می باشد.

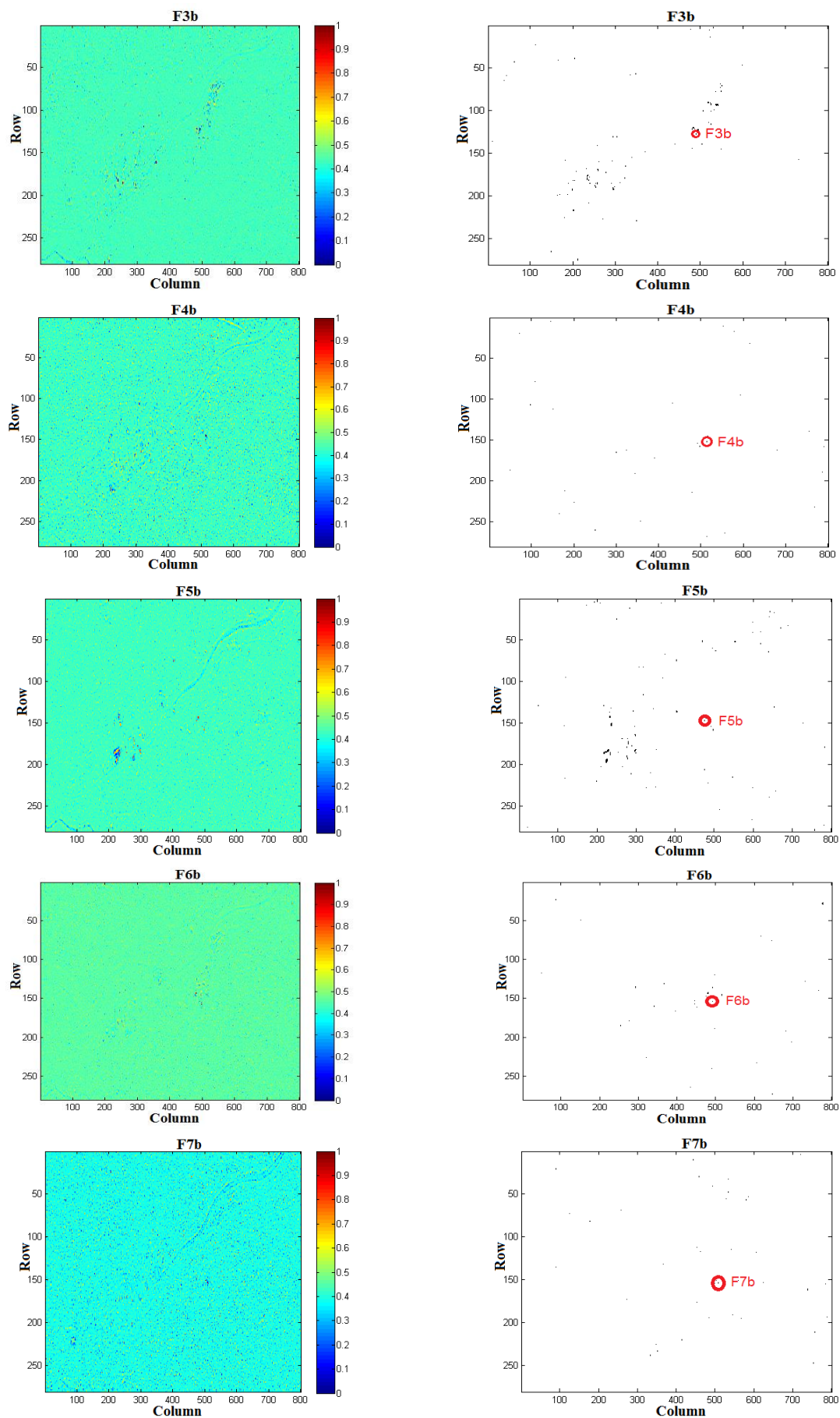
در بسیاری از تصاویر ابرطیفی، باندهای جذب آب و باندهای نویزی بعلاوه تأثیر مخرب بر روی نتایج، باید در مرحله پیش پردازش حذف شوند. در این مطالعه به دو علت این حذف صورت نگرفت؛ (الف) هر کدام از باندهای تصویر علی رغم اطلاعات کم می توانند یک باند تأثیرگذار در تفکیک پذیری طیف هدف باشند و (ب) در روش پیشنهادی، باندهای نویزی، مخرب و غیرقابل استفاده، به علت عدم کمک به جداسازی طیف هدف از زمینه تصویر به صورت خودکار از تصویر حذف می گردند. از طرفی باندهایی با اطلاعات کم اگر به تفکیک پذیری طیف از زمینه کمک نمایند در پیش پردازش ها به اشتباه حذف نخواهد شد.

جهت انتخاب باندهای بهینه با استفاده از روش PSO، در مجموعه داده TDBT ابتدا کاشت اهداف بر مبنای اندازه آنها در تناسب با مقدار قدرت تفکیک مکانی تصویر انجام گردید. با توجه به مساحت ۹ مترمربعی هر پیکسل از تصویر و اندازه ۱، ۴ و ۹ مترمربعی اهداف، هر هدف با نسبت $1/9$ ، $4/9$ و $9/9$ در ۱۰۰ نقطه از تصویر که به صورت تصادفی انتخاب شده بودند، کاشت گردید. تعداد پیکسل های میزبان برای کاشت نیز ۰.۰۵ درصد از کل پیکسل های تصویر (۱۰۰ پیکسل) در نظر گرفته شد.

در مجموعه داده دلتای اوکوانگو نیز به دلیل نبود طیف میدانی یا آزمایشگاهی از تعدادی از پیکسل های موجود در تصویر به عنوان پیکسل آموزشی استفاده گردید. به این ترتیب که هم طیف هدف جهت پیاده سازی الگوریتم آشکارسازی از این نمونه ها استخراج گردید و هم به عنوان اهداف کاشته شده در الگوریتم بهینه سازی از این نمونه ها استفاده گردید. در این مجموعه ۱۳ پیکسل در ابعاد $1/4$ ، $1/2$ و $3/4$ زیرپیکسلی تا تمام پیکسلی به عنوان هدف مورد جستجو، تحت ارزیابی قرار گرفتند.

• تنظیم الگوریتم PSO

با توجه به مطالعات انجام شده [۵] و همچنین ارزیابی های اولیه، الگوریتم بهینه سازی PSO با ۲۰۰ ذره در حداکثر ۱۰۰۰ چرخه با اعمال دو قید توقف، چرخه در



شکل ۴- نقشه آشکارسازی پنج هدف زیرپیکسلی در تصویر HyMap با استفاده از روش پیشنهادی

نشان دهنده شناسایی درست هدف مورد جستجو می- باشد.

خروجی الگوریتم‌های انتخاب باند برای هر یک از روش‌های پیاده‌سازی شده در این مطالعه، برای هر هدف مشخص، تعدادی باند می‌باشد که دقت نتایج الگوریتم آشکارسازی هدف را بهبود می‌بخشد. که البته این خروجی برای WGA یک بردار ضرایب به اندازه تعداد باندهای تصویر می‌باشد که دارای مقادیر بین صفر تا یک است. به عنوان نمونه، باندهای انتخابی و ضرایب تعیین شده برای هدف F5b از تصویر Hymap در جدول ۲ ارائه شده است.

ستون سمت چپ خروجی روش آشکارسازی را برای هر یک از اهداف نمایش می‌دهد که مقادیری بین صفر تا یک دارد و پیکسلهایی که به احتمال بالا دارای طیف هدف می‌باشند به رنگ قرمز می‌باشد. زمینه سبزیایی هر یک از خروجی‌ها نشان دهنده حذف مناسب زمینه تصویر می‌باشد.

ستون سمت راست نشان دهنده نقشه آشکارسازی بعد از اعمال حدآستانه بر روی تصاویر سمت چپ است. دایره های قرمز رنگ در تصویر موقعیت واقعی آن هدف را نمایش می‌دهد. لکه‌های سیاه رنگ در هر یک از این دواپر

جدول ۲- خروجی روش‌های انتخاب باند برای هدف F5b در تصویر Hymap

نام روش		شماره باندهای انتخابی
در تمام تصویر	FA_PSO	-۷۱-۷۰-۶۹-۶۱-۶۰-۵۸-۵۷-۴۳-۳۸-۳۶-۳۳-۲۹-۲۷-۲۶-۲۳-۲۲-۲۰-۱۹-۱۸-۱۶-۱۴-۱۳-۱۰-۸-۷-۴ ۱۰۶-۱۰۵-۸۸-۸۷-۸۱-۸۰-۷۲
	GA	-۱۰۰-۹۸-۹۷-۹۵-۹۲-۸۹-۸۷-۷۵-۷۴-۶۲-۵۸-۴۴-۳۲-۳۱-۲۶-۲۱-۱۹-۱۸-۱۶-۱۲-۱۱-۱۰-۸-۵-۳-۲ ۱۲۶-۱۲۴-۱۲۳-۱۲۲-۱۱۹-۱۱۶-۱۱۴-۱۱۳-۱۱۲-۱۱۱-۱۱۰-۱۰۲
	WGA	ضرایب باندها -۰,۱۶-۰-۰,۰۶-۰,۰۱-۰-۰,۰۲-۰,۶۵-۰,۱۲-۰,۱۱-۰,۱۱-۰,۱۶-۰,۱۳-۰,۰۷-۰,۱۴- -۰,۰۸-۰,۱۸-۰,۱۷-۰,۰۷-۰,۴۵-۰,۴-۰,۱۶-۰,۱۶-۰,۱-۰,۱۷-۰,۰۴-۰,۱۴-۰,۱۸-۰,۰۶- -۰,۱۵-۰,۲-۰,۱۳-۰,۱۳-۰,۳۵-۰,۱-۰,۱۳-۰,۱۵-۰,۰۸-۰,۱۲-۰,۰۹-۰,۱۴-۰,۴۴-۰,۴۱- ۰,۰۹-۰,۱۳-۰,۰۲-۰,۰۳-۰,۶-۰,۰۸-۰,۰۷-۰,۱۳-۰,۰۲-۰,۰۷-۰,۱۵-۰,۱۶-۰,۰۴-۰,۰۲- -۰,۱۴-۰,۰۹-۰,۲۱-۰,۰۵-۰,۱۹-۰,۰۹-۰,۰۴-۰,۰۴-۰,۱۶-۰-۰,۱۵-۰,۲-۰,۱۷-۰,۳۴- -۰,۰۴-۰,۰۸-۱-۰,۱۵-۰,۰۵-۰,۱۵-۰,۱۷-۰,۱۵-۰,۱۹-۰,۱۴-۰,۰۷-۰,۷۳-۰,۱۱-۰,۱- -۰,۱۱-۰,۱۷-۰,۱۴-۰,۱۸-۰,۴۹-۰,۰۹-۰,۰۸-۰,۱۴-۰,۱۷-۰,۰۴-۰,۰۷-۰,۱۹-۰,۰۲- -۰,۱۴-۰-۰,۴۹-۰,۱۵-۰,۱-۰,۱۶-۰,۱-۰,۶۲-۰,۵۹-۰,۱۱-۰,۱۹-۰,۲۹-۰,۲۵-۰,۱۷- -۰,۰۵-۰,۱-۰,۰۱-۰,۰۷-۰,۱۶-۰,۵۶-۰,۹۷-۰,۱-۰,۱۱-۰,۰۷-۰,۰۲-۰,۰۵-۰,۰۴-۰,۰۳- ۰,۱۵
در تصویر بریده شده	FA_PSO	شماره باندهای انتخابی -۹۹-۹۷-۹۵-۹۴-۹۱-۸۹-۸۷-۸۶-۸۴-۷۰-۶۷-۵۹-۵۳-۴۷-۳۹-۳۲-۳۰-۲۷-۲۲-۲۰-۱۹-۱۷-۱۳-۱۰-۸- ۱۲۳-۱۲۰-۱۱۸-۱۱۵-۱۱۳-۱۱۲-۱۰۸-۱۰۳-۱۰۲-۱۰۰
	MSR_PSO	-۴۵-۴۴-۴۳-۳۹-۳۶-۳۵-۳۴-۳۱-۳۰-۲۹-۲۶-۲۵-۲۴-۲۳-۲۲-۲۱-۲۰-۱۸-۱۴-۱۳-۱۲-۱۱-۱۰-۷-۶-۵- -۹۳-۹۲-۹۰-۸۹-۸۸-۸۵-۸۲-۸۰-۷۹-۷۶-۷۴-۷۱-۶۸-۶۵-۶۴-۶۳-۶۱-۶۰-۵۹-۵۵-۵۴-۵۲-۵۱-۴۸-۴۶- ۱۲۶-۱۲۳-۱۲۲-۱۲۰-۱۱۸-۱۱۷-۱۱۲-۱۱۰-۱۰۹-۱۰۶-۱۰۵-۱۰۴-۱۰۳-۹۸-۹۶-۹۵
	CC_PSO	-۴۴-۴۲-۳۶-۳۴-۳۳-۳۲-۳۰-۲۹-۲۵-۲۴-۲۳-۲۲-۲۱-۱۸-۱۶-۱۵-۱۳-۱۲-۱۱-۱۰-۹-۸-۷-۶-۵-۴-۳-۲- -۹۷-۹۶-۹۵-۹۴-۹۰-۸۹-۸۵-۸۴-۸۱-۷۸-۷۵-۷۴-۷۳-۶۸-۶۵-۶۰-۵۸-۵۷-۵۶-۵۳-۵۲-۵۱-۵۰-۴۸-۴۷- -۱۲۲-۱۱۹-۱۱۸-۱۱۶-۱۱۵-۱۱۳-۱۱۲-۱۱۱-۱۱۰-۱۰۹-۱۰۸-۱۰۷-۱۰۳-۱۰۲-۱۰۱-۱۰۰-۹۸

مقادیر هشدار اشتباه الگوریتم‌های آشکارسازی هدف برای مجموعه Hymap در مورد در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- نرخ هشدار اشتباه و تعداد باند انتخابی در تصویر Hymap

نام هدف	در تمام تصویر (ضرب در 10^5)								در تصویر بریده شده 300×100 (ضرب در 10^5)							
	تمام باندها		GA		WGA		FA_PSO		تمام باندها		FA-PSO		MSR-PSO		CC-PSO	
	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند	FA	تعداد باند
F1	۰	۱۲۶	۰	۴۲	۰	۱۲۶	۰	۳۵	۰	۱۲۶	۰	۳۳	۰	۶۱	۰	۵۲
F2	۰	۱۲۶	۰	۴۶	۰	۱۲۶	۰	۴۱	۰	۱۲۶	۰	۴۵	۰	۶۷	۰	۷۳
F3a	۰	۱۲۶	۰	۴۳	۰	۱۲۶	۰	۳۳	۰	۱۲۶	۰	۳۰	۰	۷۴	۰	۵۹
F3b	۲,۲	۱۲۶	۲,۲	۳۹	۲,۲	۱۲۶	۱,۷	۲۷	۱۶,۶	۱۲۶	۶,۶	۲۴	۱۶,۶	۸۱	۱۶,۶	۶۳
F4a	۰	۱۲۶	۰	۴۳	۰	۱۲۶	۰	۳۰	۰	۱۲۶	۰	۳۵	۰	۷۰	۰	۶۸
F4b	۲۵,۴	۱۲۶	۱۷,۸	۴۴	۲۵,۴	۱۲۶	۵,۳	۲۵	۱۲۳	۱۲۶	۱۲۰	۲۸	۲۶۰	۶۸	۱۱۰	۷۷
F5a	۰	۱۲۶	۰	۴۲	۰	۱۲۶	۰	۴۱	۰	۱۲۶	۰	۳۹	۰	۶۸	۰	۸۱
F5b	۵,۳	۱۲۶	۱,۷	۳۸	۴,۴	۱۲۶	۰,۸	۳۳	۳۳,۳	۱۲۶	۱۶,۶	۳۵	۲۶,۶	۶۷	۳۰	۷۰
F6a	۰	۱۲۶	۰	۳۹	۰	۱۲۶	۰	۳۷	۰	۱۲۶	۰	۴۱	۰	۷۹	۰	۷۹
F6b	۲,۲	۱۲۶	۱,۷	۵۰	۲,۲	۱۲۶	۰,۸	۲۹	۱۶,۶	۱۲۶	۱۰	۳۰	۱۳,۳	۸۵	۱۳,۳	۸۱
F7a	۰,۴	۱۲۶	۰,۸	۴۷	۰,۴	۱۲۶	۰,۴	۳۲	۰,۳۳	۱۲۶	۰,۴	۴۱	۰,۸	۷۷	۰,۴	۵۷
F7b	۰	۱۲۶	۰	۳۸	۰	۱۲۶	۰	۲۵	۰	۱۲۶	۰	۲۷	۰	۶۲	۰	۶۹

مجموعه داده Hyperion استفاده گردید. نتایج محاسبه نرخ مقدار هشدار اشتباه برای کل تصویر و تصویر برش خورده در جداول ۴ ارائه شده‌اند.

به همین ترتیب در تصویر Hyperion نیز مقدار هشدار اشتباه برای هر یک از ۱۳ پیکسل هدف، مورد محاسبه و ارزیابی قرار گرفت. با توجه به کندی پردازش در روش‌های MSR و CC از برش تصویر در ابعاد 300×128 در

جدول ۴- نرخ هشدار اشتباه و تعداد باند انتخابی در تصویر Hyperion

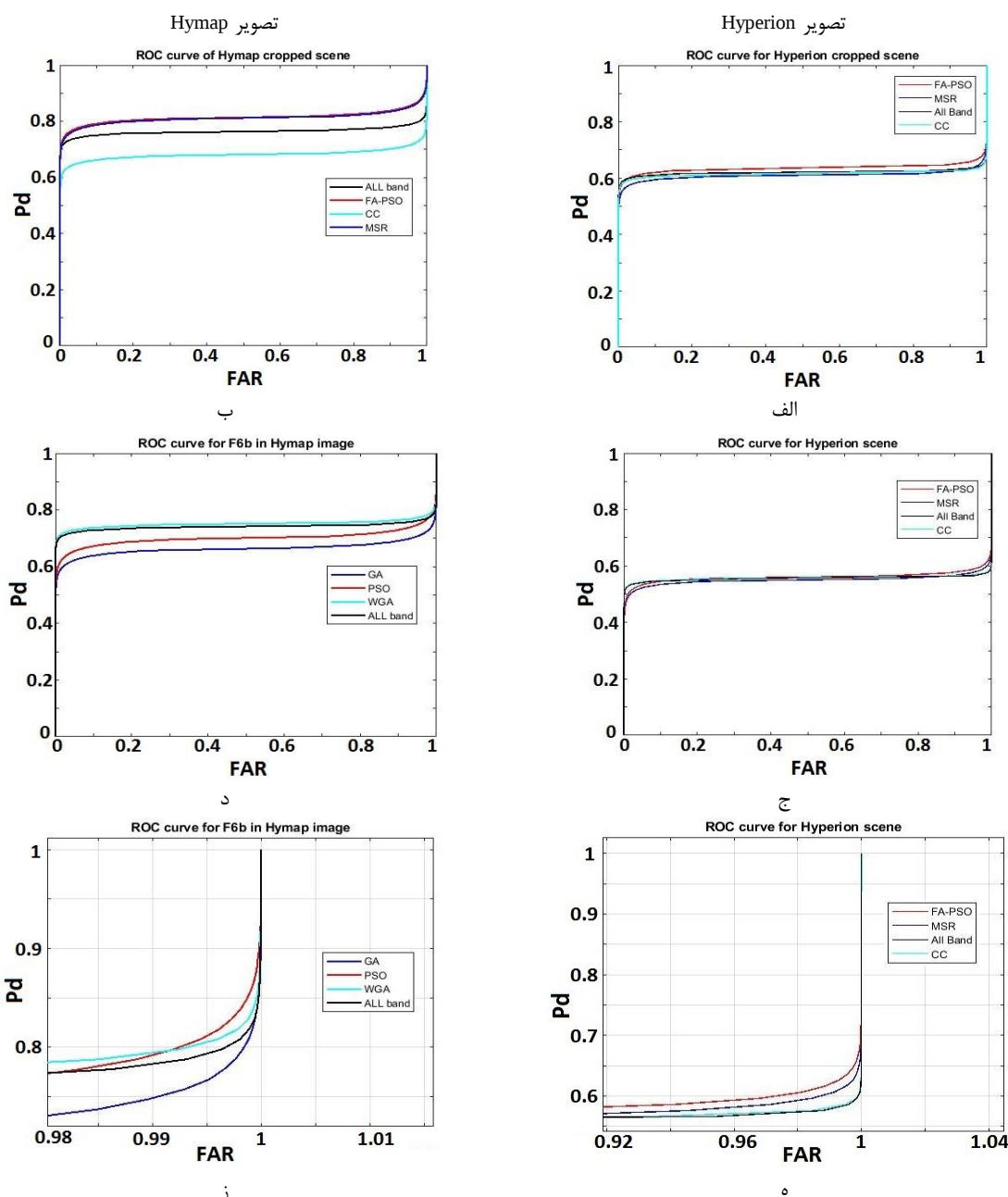
شماره پیکسل هدف	در کل تصویر (ضرب در 10^2)				در تصویر بریده شده 300×128 پیکسلی (ضرب در 10^2)			
	All Band	FA-PSO	MSR-PSO	CC-PSO	All Band	PSO	GA	WGA
	تمام باندها ۱۴۵ باند	۲۰ باند	۷۲ باند	۱۲۸ باند	تمام باندها ۱۴۵ باند	۱۰ باند	۵۲ باند	۱۴۵ باند
P1	۲۶,۵	۲,۴	۲۵,۲	۲۵,۸	۲۹,۴	۲,۸	۲۴,۶	۳۳
P2	۷۶,۹	۰,۱	۷۴	۶۷,۹	۳	۰,۱	۱,۴	۲,۵
P3	۸۲,۴	۲,۳	۸۰,۲	۷۹,۹	۲۲	۱,۵	۲۶,۳	۲۲,۳
P4	۷۷,۹	۶۶,۶	۸۸,۸	۸۰,۷	۵۶,۵	۱۳,۱	۵۳,۹	۵۶,۶
P5	۵۹,۵	۰,۴	۶۴,۵	۶۳,۶	۸,۴	۰,۱	۱۱,۴	۸,۵
P6	۴۶,۵	۰,۲	۴۲,۱	۴۸,۸	۹۲,۳	۱	۶۸,۳	۹۲,۳
P7	۵۲,۲	۹۰	۱۵,۸	۵۶,۵	۱۰۰	۷۷,۷	۱۰۰	۱۰۰
P8	۸,۳	۲۶,۹	۱۱,۳	۸,۳	۹۰,۴	۲,۴	۴۵,۸	۹۰,۴
P9	۹۱,۶	۴۰,۱	۶۶,۵	۸۹,۲	۹۸,۲	۴۶,۹	۸۴,۳	۹۸,۷
P10	۷۷,۸	۸,۹	۵۳,۲	۷۸,۵	۸۶,۳	۱۲,۴	۷۰,۹	۸۶,۴
P11	۹۴,۶	۲,۷	۹۸,۶	۹۵,۴	۳,۹	۰,۰۰۶	۰,۶	۴,۱
P12	۹۹,۸	۰,۷	۹۹,۶	۹۹,۷	۲	۰,۶	۰,۳	۲,۳
P13	۸۵,۴	۰,۵	۵۳,۸	۸۰,۵	۱,۵	۰,۷	۰,۸	۱,۳

تعداد باند انتخابی در روش پیشنهادی را با کمترین تعداد باند انتخابی سایر روش‌ها برابر در نظر گرفت. نمودار ROC برای هدف F6b در تصویر Hymap و هدف خاک روباز در تصویر Hyperion در شکل ۵ ترسیم گردیده است.

در شکل ۵-ه و ۵-ز نمودار ROC برای سطح آشکارسازی ۸۰ و ۶۵ درصد نشان داده شده است. باتوجه به شکل ۵-د و مقدار AUC، روش پیشنهادی نسبت به تمام باندها و WGA مساحت کمتری به خود اختصاص داده و ضعیف‌تر عمل کرده. این درحالیست که طبق شکل ۵-ز و در نظرگیری سطح آشکاری ۸۰٪ نشان‌دهنده برتری روش پیشنهادی است.

نکته‌ای که در این ارزیابی لازم است مدنظر قرار بگیرد تأثیر کاهش تعداد باند بر روی مقدار AUC است. از آنجا که افزایش تعداد باند باعث افزایش اطلاعات طیفی و در نتیجه افزایش تفکیک‌پذیری زمینه تصویر از اهداف می‌گردد [۵]؛ کاهش تعداد باند نیز منجر به کاهش مقدار AUC خواهد شد [۵، ۱۱]. مطالعه و بررسی بر روی روش‌های انتخاب باند در حوزه آشکارسازی هدف نشان داده که کاهش تعداد باند انتخابی باعث کاهش مقدار AUC می‌گردد [۱۰].

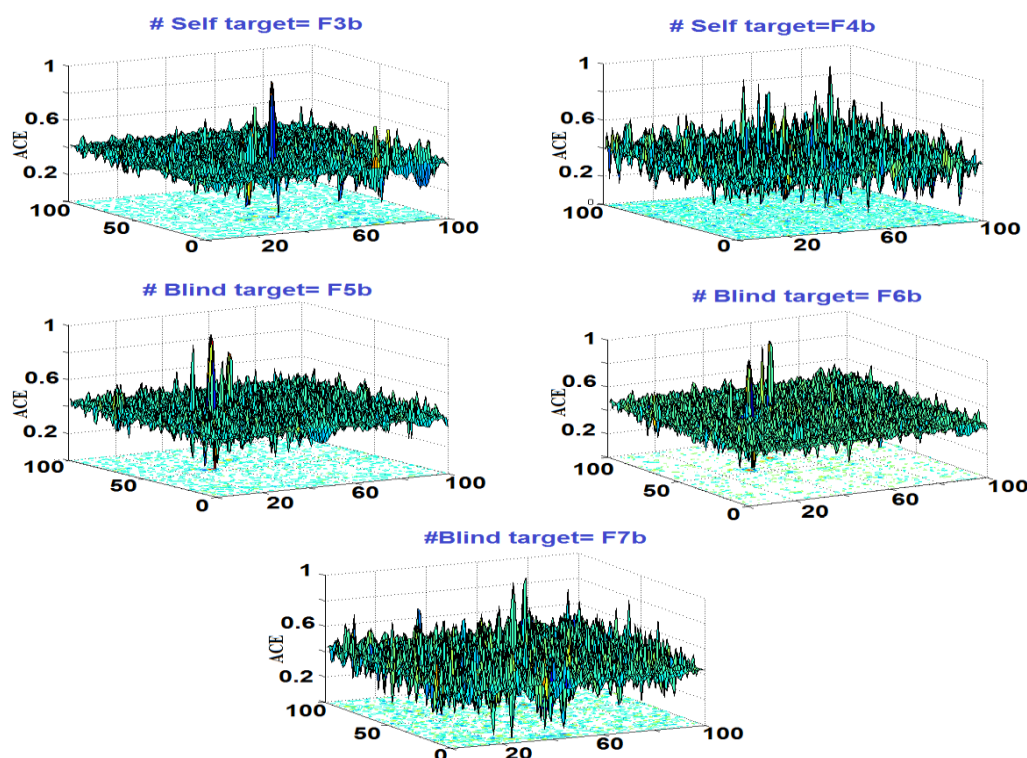
از این رو جهت مقایسه عادلانه‌ی AUC بین روش‌های مورد استفاده در این تحقیق و روش پیشنهادی، لازم است



شکل ۵- نمودار ROC، ستون راست مربوط به تصویر Hyperion و ستون سمت چپ مربوط به تصویر Hymap می‌باشد. تصاویر ه و ز بزرگنمایی تصاویر ج و د می‌باشند

نتایج ارائه شده در جداول و تصاویر بالا به وضوح نشان دهنده برتری روش ارائه شده نسبت به روش‌های مقایسه شده است. در جداول بالا علاوه بر مقدار نرخ هشدار اشتباه، تعداد باندهای انتخابی نیز باید مورد توجه قرار گیرد. همانطور که نتایج نشان می‌دهد روش ارائه شده در اکثر موارد وابسته دقت آشکارسازی را با وجود کاهش زیاد حجم داده، افزایش دهد. اما در برخی موارد مانند هدف

F4b در روش CC نتوانسته به هشدار اشتباه بهتری دست یابد. در این مورد نیز با افزایش تعداد باندها در روش ارائه شده به عدد ۵۰، مقدار نرخ هشدار اشتباه به ۱۰۶ کاهش یافت. در جدول ۳ علت صفر نشدن مقدار هشدار اشتباه در اهداف کوچکتر مربوط به حضور همان اهداف در تصویر با ابعاد بزرگتر است. که در شکل ۶ این مساله نمایش داده شده است.



شکل ۶- مقادیر خروجی الگوریتم ACE برای پیکسل‌های هدف و همسایه‌های آنها (در همسایگی ۱۰۰ پیکسلی)

این نتایج نشان دهنده قدرت روش ارائه شده در کاهش حجم داده و حفظ دقت آشکارسازی است. برای اهداف تصویر Hymap در روش پیشنهادی نسبت به حالت استفاده از تمام باندها، GA و WGA نرخ هشدار اشتباه به ترتیب ۶۰، ۴۸ و ۳۷ درصد و نسبت به روش‌های PSO-مبنای CC و MSR نیز ۳۳ و ۴۵ درصد بهبود نتایج حاصل شده است. برای تصویر Hyperion نیز در مجموع روش پیشنهادی تا حدود ۴۰ درصد مقدار هشدار اشتباه را نسبت به سایر روش‌ها کاهش داده است.

• ارزیابی زمان اجرا

علاوه بر نرخ هشدار اشتباه، در تعیین کیفیت روش‌های انتخاب باند، پارامتر زمان نیز تأثیرگذار و تعیین‌کننده است. با توجه به اینکه برای توابع هزینه MSR و CC در روش PSO لازم است در هر مرحله از چرخه‌ی بهینه‌سازی، یکبار

الگوریتم آشکارساز بر روی تمام تصویر اعمال شود این پروسه بسیار زمانبر خواهد بود. در حالی که در الگوریتم ارائه شده در هر چرخه تنها بر روی پیکسل‌های شبیه‌سازی شده، الگوریتم آشکارساز اعمال می‌شود. در مورد روش‌های PSO_مبنای MSR و CC برای تصویر با ابعاد ۱۰۰×۳۰۰ پیکسل، مدتی در حدود ۵ الی ۴ ساعت جهت انتخاب باند زمان صرف شد و این در حالیست که در مورد روش پیشنهادی، الگوریتم‌های بهینه‌ساز PSO، GA و WGA در زمانی در حدود ۳ الی ۴ دقیقه به جواب رسیدند. در ارتباط با سرعت همگرایی هر یک از توابع، همانطور که در شکل شماره ۷ نشان داده شده است، تقریباً بعد از تکرار ۲۰۰ هریک از توابع هزینه، الگوریتم PSO را همگرا می‌نماید و اگر بهبودی در نتیجه جواب کلی حاصل نشود بعد از ۵۰۰ چرخه الگوریتم متوقف می‌شود.

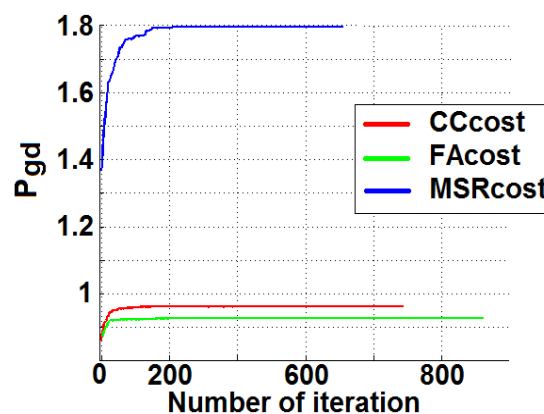
مقایسه با استفاده از تمام باندها دارای بهبود نسبی در هشدار اشتباه و هم در مقدار AUC می‌باشد.

در مقایسه‌ی الگوریتم GA و WGA با الگوریتم PSO نیز می‌توان به ۲ مورد که موجب برتری روش PSO است اشاره نمود. مورد اول ارتباط و انتقال اطلاعات بین ذرات در الگوریتم PSO و مورد دوم قدرت ذخیره سازی تجربیات برای هر ذره است. این در حالی است که در الگوریتم GA در اثر زاد و ولد یا جهش، تمام یا بخشی از ذره دچار تغییر کامل می‌شود و در نتیجه نمی‌تواند از اطلاعات پیشین استفاده کند و به جواب بهینه برسد. از مزیت‌های دیگر روش ارائه شده آن است که به شرط آنکه ماتریس کواریانس دچار یکتایی نشود، می‌توان تعداد باندهای انتخابی را تا اندازه دلخواه کم نمود.

۵- نتیجه‌گیری

در این مطالعه یک روش جدید انتخاب باند جهت آشکارسازی اهداف زیرپیکسلی بر مبنای تعریف یک تابع هزینه جدید در الگوریتم PSO باینری ارائه گردید. این روش علاوه بر کاهش حجم دیتا، پیچیدگی و زمان محاسبات توانست دقت آشکارسازی را افزایش دهد. از الگوریتم ACE محلی جهت آشکارسازی و از پارامتر نرخ هشدار اشتباه جهت ارزیابی نتایج استفاده شد. همچنین از کاشت هدف در تصویر جهت تولید نمونه‌های آموزشی برای الگوریتم ACE استفاده گردید. با تعریف تابع هزینه FA باندهایی انتخاب شد که مقدار هشدار اشتباه را در اهداف شبیه‌سازی شده کاهش دهد. روش پیشنهادی نسبت به روش‌های PSO_مبنای MSRT و CC و همچنین روش GA، WGA و حالت استفاده از تمام باندها توانست نتایج را بهبود ببخشد، که این میزان از بهبود برای هر هدف متفاوت بود.

در جهت توسعه روش پیشنهادی، میتوان یک بخشی از اهداف کاشته شده را به عنوان نمونه آموزشی جهت ارزیابی مورد بررسی قرار داد و وارد پروسه انتخاب باند PSO نکرد. به نحوی که پس انتخاب باند با استفاده از PSO، مقدار نرخ هشدار اشتباه را در نمونه‌های آموزشی محاسبه نمود و با استفاده از تغییر در ضرایب PSO به سمتی رفت که به کمترین مقدار هشدار اشتباه در نمونه‌های آموزشی برسیم. به این ترتیب می‌توان باندهای بهینه



شکل ۷- نمودار همگرایی الگوریتم PSO برای توابع هزینه متفاوت

۴-۳- بحث

با توجه به معادله ۷، تابع هزینه CC به صورت ذاتی به سمت افزایش حجم داده و انتخاب باندهای بیشتر می‌رود؛ چرا که در این معادله، CC زمانی به مقدار بیشینه (عدد ۱) می‌رسد که صورت و مخرج کسر با هم برابر باشند و این مسأله زمانی اتفاق می‌افتد که تعداد باندهای انتخابی برابر با باندهای تصویر اصلی، یعنی ۱۲۶ باشد. این در حالی است که در صورت ارائه عدد ۳۰ یا ۴۰ تابع در زمان قابل قبول همگرا نمی‌شود و در نتیجه الگوریتم PSO خروجی نخواهد داشت.

این در حالی است که تابع هزینه FAcost با توجه به رابطه ۱۰ به صورت ذاتی به سمت کاهش حجم داده و انتخاب باندهای کمتر می‌رود؛ چرا که برای یک مجموعه N عضوی که مؤلفه‌های آن دارای مقادیر بین ۰ تا ۱+ است، زمانی میانگین m عضو از N عضو آن به سمت بیشینه شدن می‌رود که m دارای یک عضو باشد و آن عضو هم، بیشینه مقدار مجموعه N عضوی باشد. بنابراین این الگوریتم به سمت کاهش تعداد اعضا یا همان باندها می‌رود.

مطابق شکل ۵، الگوریتم WGA می‌تواند با حفظ تمامی تعداد باندها مانع از تقلیل مقدار AUC ناشی از کاهش تعداد باندها گردد. از طرفی هم با اختصاص دادن ضرایب بهینه تا حدودی توانایی کاهش تعداد هشدار اشتباه را دارا می‌باشند. از اینرو در مواردی که AUC از اهمیت بیشتری نسبت به هشدار اشتباه برخوردار باشد می‌توان از WGA استفاده نمود. اما در مقایسه GA با WGA به علت حذف نشدن باندها در WGA مقدار هشدار اشتباه چندان بهبود نمی‌یابد. این درحالی است که WGA در

باندهای بهینه را برای هر خوشه انتخاب و اقدام به کشف اهداف در آن خوشه نمود.

جهت کاهش ابعاد را انتخاب نمود. در تصاویر پیچیده تر می‌توان با خوشه‌بندی تصویر در هر خوشه به نسبت ابعاد خوشه و تصویر تعداد مشخصی طیف هدف کاشت و سپس

مراجع

- [1] X. Geng, L. Ji, K. Sun, and Y. Zhao, "CEM: more bands, better performance," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, pp. 1876-1880, 2014.
- [2] Q. Du, J. M. Bioucas-Dias, and A. Plaza, "Hyperspectral band selection using a collaborative sparse model," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2012 IEEE International, 2012, pp. 3054-3057.
- [3] K. Bernard, Y. Tarabalka, J. Angulo, J. Chanussot, and J. A. Benediktsson, "Spectral-spatial classification of hyperspectral data based on a stochastic minimum spanning forest approach," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 2008-2021, 2012.
- [4] B. Kim and D. A. Landgrebe, "Hierarchical classifier design in high-dimensional numerous class cases," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 29, pp. 518-528, 1991.
- [5] Y. Xu, Q. Du, and N. H. Younan, "Particle swarm optimization-based band selection for hyperspectral target detection," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, pp. 554-558, 2017.
- [6] S. Sharifi Hashjin, A. Darvishi Boloorani, and S. Khazai, "A Band Selection Method for Sub-Pixel Target Detection in Hyperspectral Images," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 6, pp. 129-139, 2016.
- [7] N. Keshava, "Distance metrics and band selection in hyperspectral processing with applications to material identification and spectral libraries," *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, vol. 42, pp. 1552-1565, 2004.
- [8] C.-I. Chang and S. Wang, "Constrained band selection for hyperspectral imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, pp. 1575-1585, 2006.
- [9] Y. Wang, S. Huang, D. Liu, and B. Wang, "A new band removed selection method for target detection in hyperspectral image," *Journal of Optics*, vol. 42, pp. 208-213, 2013.
- [10] X. Geng, K. Sun, and L. Ji, "Band selection for target detection in hyperspectral imagery using sparse CEM," *Remote sensing letters*, vol. 5, pp. 1022-1031, 2014.
- [11] J. Zhang, Y. Cao, L. Zhuo, C. Wang, and Q. Zhou, "Improved band similarity-based hyperspectral imagery band selection for target detection," *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 9, pp. 095091-095091, 2015.
- [12] G. Balasubramanian, V. Shettigara, S. Angeli, and G. Fowler, "Band selection using support vector machines for improving target detection in hyperspectral images," in *Digital Image Computing Techniques and Applications*, 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on, 2007, pp. 446-453.
- [13] M. Diani, N. Acito, M. Greco, and G. Corsini, "A new band selection strategy for target detection in hyperspectral images," in *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, 2008, pp. 424-431.
- [14] J. Minet, J. Taboury, F. Goudail, M. Péalat, N. Roux, J. Lonnoy, et al., "Influence of band selection and target estimation error on the performance of the matched filter in hyperspectral imaging," *Applied optics*, vol. 50, pp. 4276-4285, 2011.
- [15] Y. Cao, J. Zhang, L. Zhuo, C. Wang, and Q. Zhou, "An Unsupervised Band Selection Based on Band Similarity for Hyperspectral Image Target Detection," in *Proceedings of International Conference on Internet Multimedia Computing and Service*, 2014, p. 336.
- [16] K. Sun, X. Geng, and L. Ji, "A new sparsity-based band selection method for target detection of hyperspectral image," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, pp. 329-333, 2015.
- [17] S. Li, H. Wu, D. Wan, and J. Zhu, "An effective feature selection method for hyperspectral image classification based on genetic algorithm and support vector machine," *Knowledge-Based Systems*, vol. 24, pp. 40-48, 2011.
- [18] Q. Du and H. Yang, "Similarity-based unsupervised band selection for hyperspectral image analysis," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5, pp. 564-568, 2008.
- [19] C.-I. Chang, Q. Du, T.-L. Sun, and M. L. Althouse, "A joint band prioritization and band-decorrelation approach to band selection for hyperspectral image classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, pp. 2631-2641, 1999.

- [20] R. Archibald and G. Fann, "Feature selection and classification of hyperspectral images with support vector machines," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 4, pp. 674-677, 2007.
- [21] B.-C. Kuo, H.-H. Ho, C.-H. Li, C.-C. Hung, and J.-S. Taur, "A kernel-based feature selection method for SVM with RBF kernel for hyperspectral image classification," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, pp. 317-326, 2014.
- [22] H. Gholizadeh, M. J. V. Zoej, and B. Mojaradi, "Impact of informative band selection on target detection performance," in *Proc. SPIE*, 2011, p. 81801C.
- [23] D. Akbari, "Improving Spectral-spatial Classification of Hyperspectral Imagery Using Spectral Dimensionality Reduction Based on Weighted Genetic Algorithm," *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 45, pp. 927-937, December 01 2017.
- [24] J. Gao, Q. Du, L. Gao, X. Sun, and B. Zhang, "Ant colony optimization-based supervised and unsupervised band selections for hyperspectral urban data classification," *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 8, pp. 085094-085094, 2014.
- [25] H. Su, B. Yong, and Q. Du, "Hyperspectral band selection using improved firefly algorithm," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 13, pp. 68-72, 2011.^۱
- [26] H. Yang, Q. Du, and G. Chen, "Particle swarm optimization-based hyperspectral dimensionality reduction for urban land cover classification," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 5, pp. 544-554, 2011.^۲
- [27] H. Su, Q. Du, G. Chen, and P. Du, "Optimized hyperspectral band selection using particle swarm optimization," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, pp. 2659-2670, 2014.
- [28] R. Eberhart and J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory," in *Micro Machine and Human Science*, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on, 1995, pp. 39-43.
- [29] Y. Cohen, Y. August, D. G. Blumberg, and S. R. Rotman, "Evaluating subpixel target detection algorithms in hyperspectral imagery," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2012, p. 2, 2012.
- [30] D. Manolakis, D. Marden, and G. A. Shaw, "Hyperspectral image processing for automatic target detection applications," *Lincoln laboratory journal*, vol. 14, pp. 79-116, 2003.
- [31] Y. Shi, "Particle swarm optimization: developments, applications and resources," in *evolutionary computation*, 2001. Proceedings of the 2001 Congress on, 2001, pp. 81-86.
- [32] D. Snyder, J. Kerekes, I. Fairweather, R. Crabtree, J. Shive, and S. Hager, "Development of a web-based application to evaluate target finding algorithms," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2008. IGARSS 2008. IEEE International, 2008, pp. II-915-II-918.
- [33] S. Matteoli, M. Diani, and G. Corsini, "A tutorial overview of anomaly detection in hyperspectral images," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 25, pp. 5-28, 2010.
- [34] A. P. Bradley, "The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms," *Pattern recognition*, vol. 30, pp. 1145-1159, 1997.
- [35] M. S. Stefanou and J. P. Kerekes, "A method for assessing spectral image utility," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, pp. 1698-1706, 2009.
- [36] S. Khazai, S. Homayouni, A. Safari, and B. Mojaradi, "Anomaly detection in hyperspectral images based on an adaptive support vector method," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 8, pp. 646-650, 2011.
- [37] D. S. Rosario, *Algorithm development for hyperspectral anomaly detection*: University of Maryland, College Park, 2008.
- [38] R. Beck, "EO-1 user guide v. 2.3," Department of Geography University of Cincinnati, 2003