



ORIGINAL RESEARCH PAPER

Building Detection with Special Roofing in Urban Areas using Hyperspectral Remote Sensing Technology

D. Akbari^{*1}, M. Akbari²¹ Department of Surveying Engineering, Faculty of Engineering, University of Zabol, Zabol, Iran² Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

ABSTRACT

Received: 30 August 2024
 Reviewed: 11 October 2024
 Revised: 31 October 2024
 Accepted: 24 November 2024

KEYWORDS:

Building detection
 Urban area
 Remote sensing
 Hyperspectral imagery

* Corresponding author

✉ davoodakbari@uoz.ac.ir

☎ (+98915) 9380515

Background and Objectives: One of the analyses performed on the hyperspectral images is target detection. The most common method for target detection in satellite images is pixel-based detection, in which each pixel is assigned to a specific class with only its spectral information and without considering neighboring pixels. With recent advances and the creation of images with high spatial resolution, it is necessary to use both spectral and spatial information to detect hyperspectral images. This research deals with the detection of roofs with special coverage as a target, in an urban environment, through a series of hyperspectral images. Since an urban environment has complex characteristics in terms of physics, geometry and elements used in buildings, hyperspectral data effectively helps to identify, extract and produce a map of the elements that make up an urban environment. Identifying the type of roof of buildings in urban environments is very important in various applications, such as mobile phone communications, virtual reality, architecture and urban modeling, planning, and city management.

Methods: In this research, the spatial information strategy is investigated along with the spectral information to improve target detection in the analysis of hyperspectral images. For this purpose, the spectral-spatial algorithm of marker-based minimum spanning forest, which is used in the image classification process, is used to detect the roofs of buildings with special coverage. The markers were selected from the support vector machine classification map in the proposed method. For this purpose, the analysis of the labeling of the connected components was done based on 8 neighboring pixels. The minimum spanning forest is obtained after creating the minimum spanning tree and removing the ridges related to the added vertex in the last step. In the minimum spanning forest algorithm, each tree grows on one of the vertices of the image, and by assigning the class of each marker to all the pixels grown from it, a spectral-spatial detection map is obtained.

Findings: The above techniques were applied on a series of CASI sensor image data taken from the urban area of Toulouse located in the south of France. The results of quantitative and qualitative evaluations show that the proposed method has improved the value of the Kappa coefficient by 38% in comparison with the spectral angle measurement detection algorithm. This shows the importance of using spatial information in the detection process, while the spectral angle measurement algorithm only needs the spectral information of the desired target for detection.

Conclusion: Simultaneously with the growth of urbanization and the development of urban areas, the need of managers and planners for very accurate maps of urban areas has increased significantly. The use of spatial information, especially in the case of images taken from urban areas where several adjacent pixels belong to the same class or complex, can improve detection accuracy. It is intended to reduce the amount of error in the spectral-spatial detection of the target in the future research. The conditions of creating mixed pixels, such as the overlap of terrestrial phenomena and the heterogeneity of most phenomena, and as a result, the increase of the internal variance of the target, increase the detection error in hyperspectral images. Therefore, it is tried to reduce the above errors by using different methods.



NUMBER OF REFERENCES

46



NUMBER OF FIGURES

7



NUMBER OF TABLES

2

مقاله پژوهشی

آشکارسازی ساختمان‌های با پوشش خاص در محیط شهری با استفاده از فناوری سنجش از دور فراطیفی

داود اکبری^{۱*}، محمد اکبری^۲^۱ گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی، دانشگاه زابل، زابل، ایران^۲ گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: یکی از آنالیزهایی که بر روی تصاویر فراطیفی انجام می‌شود، آشکارسازی هدف است. معمولترین روش جهت آشکارسازی هدف در تصاویر ماهواره‌ای، آشکارسازی مبتنی بر پیکسل بوده که در آن هر پیکسل فقط با اطلاعات طیفی خود و بدون در نظر گرفتن پیکسل‌های همسایگی به کلاس مشخص اختصاص می‌یابد. با پیشرفت‌های اخیر و ایجاد تصاویری با قدرت تفکیک مکانی بالا، لزوم استفاده توأم از اطلاعات طیفی و مکانی را در آشکارسازی تصاویر فراطیفی ایجاب می‌کند. در این پژوهش به آشکارسازی بام‌های دارای پوشش خاص به‌عنوان هدف، در یک محیط شهری از طریق یک سری تصویر فراطیفی پرداخته می‌شود. از آنجائی که یک محیط شهری دارای ویژگی‌های پیچیده‌ای از نظر فیزیکی، هندسی و عناصر به کار گرفته شده در ساختمان‌هاست، داده‌های فراطیفی کمک مؤثری به شناسایی، استخراج و تولید نقشه از عناصر سازنده یک محیط شهری می‌کنند. شناسایی جنس بام ساختمان‌ها در محیط‌های شهری، اهمیت زیادی در کاربردهای گوناگون، چون ارتباطات تلفن‌های همراه، واقعیت مجازی، معماری و مدل‌سازی شهری، برنامه‌ریزی و مدیریت شهرها دارد.

روش‌ها: در این تحقیق استراتژی اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی جهت بهبود آشکارسازی هدف در آنالیز تصاویر فراطیفی مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای این منظور از الگوریتم طیفی-مکانی جنگل پوشای مینیمم مبتنی بر نشانه که در فرآیند طبقه‌بندی تصاویر استفاده شده است، جهت آشکارسازی بام ساختمان‌های با پوشش خاص استفاده می‌گردد. در روش پیشنهادی نشانه‌ها از روی نقشه طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان انتخاب شدند. برای این منظور آنالیز برچسب‌گذاری مولفه‌های متصل بر اساس ۸ پیکسل همسایگی انجام گرفت. بعد از ایجاد درخت پوشای مینیمم و حذف یال‌های مربوط به رأس اضافه شده در مرحله آخر، جنگل پوشای مینیمم حاصل می‌شود. در الگوریتم جنگل پوشای مینیمم هر درخت روی یکی از رئوس تصویر رشد می‌نماید و با اختصاص دادن کلاس هر نشانه به همه پیکسل‌های رشد یافته از آن، نقشه آشکارسازی طیفی-مکانی حاصل می‌گردد.

یافته‌ها: تکنیک‌های فوق بر روی یک سری از داده‌های تصویری سنجنده CASI که از منطقه شهری تولوز واقع در جنوب فرانسه برداشت شده است، اعمال شدند. نتایج ارزیابی‌های کمی و کیفی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی مقدار ضریب کاپا را به میزان ۳۸ درصد در مقایسه با الگوریتم آشکارسازی اندازه‌گیری زاویه طیفی بهبود داده است. این موضوع اهمیت به کارگیری اطلاعات مکانی در فرآیند آشکارسازی را نشان می‌دهد، درحالی‌که الگوریتم اندازه‌گیری زاویه طیفی جهت آشکارسازی فقط نیاز به اطلاعات طیفی هدف موردنظر دارد.

نتیجه‌گیری: همزمان با رشد شهرنشینی و توسعه مناطق شهری نیاز مدیران و برنامه‌ریزان به نقشه‌های بسیار دقیق از مناطق شهری به طور چشمگیری افزایش یافته است. استفاده از اطلاعات مکانی به خصوص در مورد تصاویر اخذ شده از مناطق شهری که در آن‌ها چندین پیکسل مجاور به یک کلاس یا عارضه یکسان تعلق دارند، می‌تواند باعث بهبود دقت در آشکارسازی شود. در نظر است در تحقیقات آتی از میزان خطای موجود در آشکارسازی طیفی-مکانی هدف کاسته شود. شرایط ایجاد پیکسل‌های مختلط مانند هم‌پوشانی پدیده‌های زمینی و ناهمگن بودن اکثر پدیده‌ها، در نتیجه افزایش واریانس داخلی هدف موجب افزایش خطای آشکارسازی در تصاویر فراطیفی می‌شود. از این‌رو سعی بر این است که بتوان با استفاده از روش‌های مختلف خطاهای فوق را کم نمود.

تاریخ دریافت: ۰۹ شهریور ۱۴۰۳
تاریخ داوری: ۲۰ مهر ۱۴۰۳
تاریخ اصلاح: ۱۰ آبان ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۰۴ آذر ۱۴۰۳

واژگان کلیدی:

آشکارسازی ساختمان
محیط شهری
سنجش از دور
تصویر فراطیفی

* نویسنده مسئول

davooodakbari@uoz.ac.ir

۰۹۱۵-۹۳۸-۵۱۵

مقدمه

آشکارسازی هدف یکی از روش‌های پردازش در تصاویر فراطیفی است. روش‌هایی که در پردازش داده‌های فراطیفی استفاده می‌شوند، همگی جزء گروه‌های مختلف روش‌های شناسایی الگو قرار می‌گیرند. بر این اساس و با توجه به سطح دانش به‌کاررفته، به روش‌هایی چون کشف، طبقه‌بندی، شناسایی و تفکیک اشیاء می‌توان اشاره کرد [۴-۱].

فضاهای بازنمایی این داده‌ها برای محاسبات عبارت‌اند از فضای تصویر، فضای طیفی و فضای ویژگی. در این رابطه بسته به اینکه از کدام فضای محاسباتی استفاده شود، الگوریتم‌های مختلف محاسباتی جهت استخراج اطلاعات از این داده‌ها به کار گرفته می‌شود [۵-۸]. در این پژوهش به آشکارسازی بام‌های دارای پوشش خاص به‌عنوان هدف، در یک محیط شهری از طریق یک سری تصویر فراطیفی پرداخته شده است. از آنجائی که یک محیط شهری دارای ویژگی‌های پیچیده‌ای از نظر فیزیکی، هندسی و عناصر به کار گرفته شده در ساختمان‌هاست، داده‌های فراطیفی کمک مؤثری به شناسایی، استخراج و تولید نقشه از عناصر سازنده یک محیط شهری می‌کنند [۹-۱۱]. شناسایی مواد ساختمان‌ها در محیط‌های شهری، اهمیت زیادی در کاربردهای گوناگون از جمله مخابرات دارد [۱۲-۱۶]. شرکت‌های مخابراتی جهت مدلسازی انتشار امواج صوتی مربوط به تلفن‌های همراه علاوه بر مدل رقومی ارتفاع منطقه نیاز به دانستن جنس بام ساختمان‌ها دارند. یکی از عوامل مهم در مدل‌سازی یک منطقه شهری یا طبیعی، داده‌های موردنیاز مدل‌سازی است. در هر مدل‌سازی، داده‌های هندسی و داده‌های توصیفی همچون اطلاعات مربوط به پوشش زمین و نوع مواد از ضروریات هستند. داده‌های هندسی در محیط‌های شهری معمولاً از به کارگیری روشهایی چون فتوگرامتری، اینترفرومتری رادار و یا سیستم‌های لیدار برای تولید مدل‌های رقومی ارتفاع حاصل می‌شوند. داده‌های توصیفی نیز معمولاً با توجه به مزایا و هزینه‌های اقتصادی روش‌های سنجش از دور از این طریق تولید می‌گردند. برخلاف مخابرات باسیم که هر جفت فرستنده و گیرنده به وسیله رابط‌های مجزا و ایزوله از هم به هم متصل شده‌اند، در مخابرات بی‌سیم کاربران در هوا مخابره کرده و تداخل زیادی بین آن‌ها وجود دارد. امواج رادیویی فرکانس پایین هنگام حرکت معمولاً سطح زمین را دنبال می‌کنند، فرکانس کاری مخابرات بی‌سیم در فضای باز فرکانس‌های زیر ۳۰ گیگاهرتز است. تفاوت‌های عمده مخابرات بی‌سیم با مخابرات باسیم وجود محو‌شدگی و تداخل است. این دو موضوع پژوهشگران را با چالش‌هایی روبرو کرده که در مخابرات باسیم وجود ندارد. محو‌شدگی به دلیل از دست رفتن یک مسیر بین فرستنده و گیرنده به دلیل ضعیف شدن آن مسیر یا قرار گرفتن یک مانع در مسیر (سایه کردن موانع) است. از این رو لازم است مدلسازی از اهداف موجود در منطقه صورت گیرد.

تنوع اطلاعات قابل کسب توسط سنجنده‌های فراطیفی، بخصوص در مناطق پیچیده از نقطه نظر ساختاری و طیف رادیومتریکی، سبب کاهش بازدهی روش‌های معمول آشکارسازی تصویر شده و لزوم استفاده از

تمامی ویژگی‌های یک هدف اعم از خصوصیات طیفی، مکانی، ساختاری، بافت و غیره را بیش از پیش روشن می‌سازد [۲]. آشکارسازی در تصاویر فراطیفی به دو شکل آشکارسازی طیفی و آشکارسازی طیفی-مکانی انجام می‌گیرد. تاکنون اکثر الگوریتم‌های مورد استفاده جهت آشکارسازی تصاویر فراطیفی جزء الگوریتم‌های آشکارسازی طیفی بوده است. در الگوریتم‌های آشکارسازی طیفی-مکانی از داده‌های طیفی و مکانی به طور همزمان استفاده شده و همبستگی مکانی بین پیکسل‌ها در تصویر لحاظ گردیده و در محاسبات مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. در یک تصویر از آنجایی که برای یک پیکسل هم سنجنده‌های تصویربرداری مقدار معنی‌داری از انرژی را از پیکسل‌های همسایگی دریافت نموده و هم ساختارهای یکنواخت عموماً فضای بیشتری را در مقایسه با اندازه یک پیکسل اشغال می‌کنند، پیکسل‌های همسایگی به هم وابسته می‌باشند. بر این اساس در این روش‌ها مجموعه‌ای از پیکسل‌های همگن کنار هم گروه‌بندی شده و به عنوان کوچکترین واحد آنالیز مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱۷]. با استفاده از گروهی از پیکسل‌ها به جای یک پیکسل در آنالیز و البته در نظر گرفتن روابط مکانی آن‌ها با یکدیگر، تاثیراتی مانند اثر نمک لفلای که عمدتاً در آشکارسازی طیفی نتایج را تحت تاثیر قرار می‌دهد، کاهش می‌یابد [۱۸، ۱۹]. در حقیقت، حرکت از پیکسل به شی به طور مؤثری واحدهای آنالیز را از اطلاعات طیفی صرف به مجموعه‌ای بی‌شمار از معیارها انتقال می‌دهد. این انتقال چندین مزیت دارد ۱- روش آشکارسازی طیفی-مکانی قادر است واریانس طیفی صحنه را با تقسیم آن به اشیاء همگن کاهش دهد [۲۰، ۲۱]. در واقع با تبدیل پیکسل به شیء تعداد عناصر صحنه کاهش یافته و با کاهش تعداد عناصر شاهد کاهش واریانس طیفی هستیم. ۲- این انتقال امکان بهره‌وری از ابزارهای غیرطیفی مانند شکل، بافت و محتوا را در اختیار کاربر می‌دهد [۲۲، ۲۳]. ۳- ممکن است وابستگی نزدیک بین مرز اشیاء تشکیل شده درون تصویر و واقعیت خارجی آن‌ها وجود داشته باشد که به لحاظ محتوایی در امر آشکارسازی موثر خواهد بود [۲۱]. ۴- به لحاظ ویژگی‌های ظاهری، به دلیل تشکیل اشیا به صورت منسجم‌تر، کلاس‌های موجود در نقشه‌های حاصل به لحاظ بصری بیشتر قابل درک هستند [۲۱]. به طور کلی اطلاعات مکانی به سه روش نزدیکترین همسایگی ثابت، فیلترهای همسایگی و قطعه‌بندی استخراج می‌گردند [۲۴-۲۶]. فیلترهای همسایگی بر اساس ریاضیات همسایگی بوده و به جای تعریف همسایگی ثابت برای هر پیکسل، قادر به آنالیز همسایگی هر پیکسل بر اساس ساختارهای متعلق به آنها می‌باشند. قطعه‌بندی به صورت بخش‌بندی تصویر به مناطق غیرمشترک تعریف می‌شود، به طوری که هر بخش با توجه به معیار یکنواخت خاصی مانند شدت یا بافت به صورت همگن در نظر گرفته شده است [۲۷]. در واقع در روش‌های قطعه‌بندی هر شیء به صورت همسایگی مکانی برای همه پیکسل‌های داخل آن شیء تعریف می‌شود. این راه‌حل برای مناطق یکنواخت بزرگ، همسایگی‌های بزرگی را ایجاد کرده و از طرف دیگر مناطق با یک یا چند پیکسل را از دست نمی‌دهد. بنابراین اگر نقشه

نظر گرفتن معیارهای مختلف از جمله سکو و زاویه تابش، داده‌های چندطیفی و فراطیفی را شبیه‌سازی نموده و سپس با کمک الگوریتم‌های آماری اهداف مختلفی را از روی تصاویر شبیه‌سازی شده آشکارسازی نمودند [۳۴].

همزمان با رشد شهرنشینی و توسعه مناطق شهری نیاز مدیران و برنامه‌ریزان به نقشه‌های بسیار دقیق از مناطق شهری به طور چشمگیری افزایش یافته است، همچنین با توجه به اهمیت مدیریت بحران حین بروز بلایای طبیعی مانند سیل و زمین لرزه و لزوم تخمین خسارات وارده، افزایش سرعت روند تولید و به هنگام رسانی نقشه‌ها از اهمیت شایان توجهی برخوردار می‌باشد. در این راستا، استفاده از تصاویر و داده‌های سنجنش از دور به منظور سرعت دهی به روند تشخیص عوارض شهری و تولید نقشه‌های به هنگام مورد توجه قرار گرفته است. از سوی دیگر شهرها مکان‌هایی با پیچیدگی‌های زیاد و پدیده‌های فراوانی هستند که انجام پردازش در آن‌ها نیازمند تصاویری با قدرت‌های تفکیک بالاست. بر اساس متون سنجنش از دوری مرتبط، سه نکته در آنالیز داده‌های شهری برجسته است: ۱- شباهت خصوصیات طیفی پوشش‌های مختلف ۲- تغییرات طیفی پیکسل‌های متعلق به یک پوشش خاص ۳- روی هم قرار گرفتن برخی کلاس‌ها در محیط شهری. همان طور که اشاره شد داده‌های فراطیفی به دلیل این که اطلاعات کاملی از ماهیت اشیاء زمینی دارند، بخوبی می‌توانند در کشف و شناسایی مواد، بوسیله روشهای رقومی خودکار و نیمه خودکار بکار روند، این روشها را اصطلاحاً نقشه برداری مواد می‌نامند که در حقیقت نوعی طبقه‌بندی تصاویر و تولید نقشه‌های پوشش زمین هستند. بر همین اساس سوالهای زیر جهت انجام این تحقیق مطرح می‌گردد: ۱- تصاویر فراطیفی چگونه می‌توانند باعث بهبود دقت آشکارسازی هدف گردند؟ ۲- آیا استفاده از اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی موجب افزایش دقت فرآیند آشکارسازی می‌گردد؟ برای این منظور در این پژوهش به آشکارسازی بام ساختمان به‌عنوان هدف، در یک محیط شهری از طریق یک سری تصویر فراطیفی پرداخته می‌شود. از آنجائی که یک محیط شهری دارای ویژگی‌های پیچیده‌ای از نظر فیزیکی، هندسی و عناصر به کار گرفته شده در ساختمان‌هاست، داده‌های فراطیفی می‌توانند کمک مؤثری به شناسایی، استخراج و تولید نقشه از عناصر سازنده یک محیط شهری نمایند. همچنین استفاده از اطلاعات مکانی به خصوص در مورد تصاویر اخذ شده از مناطق شهری که در آن‌ها چندین پیکسل مجاور به یک کلاس یا عارضه یکسان تعلق دارند، می‌تواند نقش مؤثری در دقت آشکارسازی داشته باشد.

در ادامه، مبانی نظری، منطقه مورد مطالعه و روش آشکارسازی طیفی- مکانی پیشنهادی بیان می‌گردد. سپس به تشریح آزمون‌های عملی صورت گرفته، پرداخته و در نهایت در بخش پایانی نتیجه‌گیری از موارد بیان شده ارائه می‌گردد.

دقیقی از اشیاء بر اساس ساختارهای مکانی در تصویر ایجاد گردد، نقشه قطعه‌بندی حاصله اطلاعات مکانی دقیق و کاملی را ایجاد خواهد کرد. یک روش معمول جهت داشتن نتایج قطعه‌بندی دقیق، روش قطعه‌بندی مبتنی بر نشانه‌ها است [۲۸، ۲۹]. نشانه برای هر ناحیه، مکانی از تصویر است با جمعیت یک یا چند پیکسل. این نشانه‌ها سپس در فرآیند قطعه‌بندی رشد یافته و منجر به ناحیه‌ای مشخص در نقشه قطعه‌بندی می‌شود. در آنالیز انجام گرفته در این تحقیق نیز به دلیل پیچیدگی‌های طیفی و ساختاری منطقه مورد نظر و قدرت تفکیک بسیار بالای تصویر، لزوم استفاده از توصیفگرهای بهینه متناظر با هر هدف، جهت آشکارسازی دقیق آن احساس می‌گردد.

در خصوص آشکارسازی طیفی هدف از دو دهه اخیر تاکنون تحقیقات مستمر و متعددی صورت پذیرفته است. در مطالعه‌های چانگ و چیانگ، روش‌های فاصله مالهالانسیس و فیلتر انطباقی را به‌عنوان روش‌های آشکارسازی آنامولی مطرح کردند و آن‌ها را بر روی تصاویر فراطیفی پیاده‌سازی نمودند [۳۰]. نکته حائز اهمیت این است که روش‌های مطرح شده در این تحقیق بر اساس خصوصیات ماتریس‌های کواریانس و کورولیشن بوده و در سطح زیرپیکسل به آشکارسازی می‌پردازند. با توجه به این که تصاویر ایجاد شده بوسیله آشکارسازی آنامولی، به طور کلی درجه خاکستری هستند آشکارسازی آنامولی معمولاً به صورت بصری انجام می‌شود. به منظور جلوگیری از چنین دخالت‌های انسانی و ایجاد یک ارزیابی عینی نیاز به توسعه روشی است که به صورت اتوماتیک استخراج پیکسل‌های حاوی آنامولی را انجام دهد و آن‌ها را از زمینه تصویر جداسازی کند. بدین منظور آنها از یک روش آستانه‌گذاری اتوماتیک برای تبدیل تصویر درجه خاکستری (حاصل از مرتبه اول) به تصویری دودویی استفاده نمود تا بتواند هدف‌های انتخاب شده را از زمینه تصویر به صورت اتوماتیک استخراج کند [۳۰]. در تحقیقی دیگر همایونی و رکز، سه روش آشکارسازی اندازه‌گیری زاویه طیفی، شباهت همبستگی طیفی و کمینه‌سازی مقید انرژی را مورد ارزیابی قرار دادند. آنها معیارهای فوق را بر روی داده تصویری سنجنده CASI مربوط به یک منطقه شهری اعمال نمودند [۳۱]. امامی و آفری، با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی بر اساس پیکسل شامل روش‌های اندازه‌گیری زاویه طیفی و بیشترین شباهت و همچنین روش تجزیه طیفی (زیرپیکسل) به طبقه‌بندی تصویر AVIRIS مربوط به یک منطقه کشاورزی پرداختند [۳۲]. در این تحقیق برای حذف نویز و استفاده بهینه از این تصاویر، الگوریتم حداقل کسری نویز بر روی تصاویر انجام شد، سپس روش‌های فوق بر روی تصاویر اولیه و همچنین تصاویر حداقل کسری نویز اعمال شد و تعداد ۳، ۵، ۱۰، ۵۰، ۸۷، ۱۲۰، ۱۵۵، ۱۷۵ و ۱۹۵ باند برای طبقه‌بندی و تهیه نقشه موضوعی مورد استفاده قرار گرفت. فریتس و همکاران، جهت آشکارسازی شناورها در تصاویر فراطیفی از الگوریتم شبکه‌های عصبی و جهت مقایسه نتایج بدست آمده از الگوریتم اندازه‌گیری زاویه طیفی استفاده نمودند [۳۳]. ژا و نیدمنوری، ابتدا با در

مبانی نظری

آشکارسازی هدف

یکی از آنالیزهایی که بر روی تصاویر فراطیفی انجام می‌گیرد، آشکارسازی هدف است [۳۵-۳۷]. آشکارسازی هدف را می‌توان نوعی طبقه‌بندی دو کلاسه دانست بطوریکه مشخص می‌کند آیا یک پیکسل حاوی هدف مشخص شده است یا خیر. به بیان دیگر آشکارسازی هدف، نقشه هر هدف را بطور جداگانه به دست می‌دهد [۳۸]. بر اساس مشخص یا نامشخص بودن مشخصه‌های طیفی اهداف، آشکارسازی به دو صورت نظارت شده و نظارت نشده انجام می‌گیرد. آشکارسازی نظارت شده با فرض واقف بودن بر صحنه تصویربرداری و در اختیار داشتن دانش اولیه در مورد اهداف موجود در آن، کار آشکارسازی تصاویر فراطیفی را انجام می‌دهند. آشکارسازی نظارت نشده با محوریت عدم شناخت کافی از منطقه بنیان‌گذاری شدند [۳۹]. ضرورت و نیاز به روشهای نظارت نشده از این واقعیت نشأت می‌گیرد که در بسیاری از کاربردهای واقعی یافتن اطلاعات اولیه بسیار دشوار می‌باشد. زیرا اولاً به دلیل رزولوشن طیفی بالای این تصاویر امکان استخراج سیگنال‌های فراوانی از تصویر فراهم می‌شود که بسیاری از این منابع با اطلاعات اولیه قابل آشکارسازی نیستند و ثانیاً حتی اگر این امکان فراهم بود جمع‌آوری اطلاعات در سطح پوشش داده شده توسط تصاویر فراطیفی از یک منطقه، کاری بسیار سخت و طاقت فرسا می‌باشد، از طرف دیگر همواره کاربردهای مورد انتظار از تصاویر فراطیفی به نحوی نیست که امکان شناخت منطقه را داشته باشیم. به طور کلی می‌توان مساله آشکارسازی اهداف را به وسیله آزمایش فرضیات صفر و یک که شامل دو فرض اساسی به صورت زیر است ارائه نمود [۴۰].

H_0 : وجود زمینه به تنهایی H_1 : وجود زمینه و هدف با هم فرض کنید L باند طیفی وجود داشته باشد، طیف پیکسل مشاهده شده x می‌تواند به صورت $x = [x(\lambda_1), x(\lambda_2), \dots, x(\lambda_L)]$ نمایش داده شود و طبق دو فرض اساسی بیان شده، می‌توان نسبت تشابه (LR) را به صورت رابطه (۱) بیان کرد.

$$L(x) = \frac{P(x|H_1)}{P(x|H_0)} \quad (1)$$

اگر $L(x)$ از مقدار حدآستانه تعیین شده کمتر باشد، فرض اول یعنی عدم حضور هدف و در حالتی که این مقدار از حدآستانه تجاوز کند، شرط وجود هدف پذیرفته می‌شود. کمیت $L(x)$ همراه مقدار آستانه به عنوان یک آشکارساز آماری مطرح می‌شود و اگر توابع چگالی احتمال در معادله فوق کاملاً شناخته شده باشد این آزمایش به عنوان یک آزمایش فرضیات ساده شناخته می‌شود و اگر توابع چگالی احتمال بطور کامل شناخته شده نباشد، با یک آزمایش فرضیات پیچیده روبرو می‌شویم. عموماً تصمیم‌گیری بر اساس مدل‌سازی هدف و پس زمینه و با بردارهای نرمال چندمتغیره انجام می‌گیرد که دارای تابع چگالی احتمال مطابق رابطه (۲) می‌باشد.

$$P(x) = \frac{1}{(2\pi)^{L/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)} \quad (2)$$

که در رابطه فوق $|\Sigma|$ بیانگر دترمینان ماتریس کواریانس و L تعداد باندهای طیفی است و برای آشکارسازی اهداف موجود در تصویر از آزمون فرضیه‌ای به صورت زیر استفاده می‌شود:

$$\begin{cases} H_0: x \sim N(\mu_b, \Sigma_b) & \text{Target Absent} \\ H_1: x \sim N(\mu_t, \Sigma_t) & \text{Target Present} \end{cases} \quad (3)$$

با محاسبه لگاریتم طبیعی رابطه مربوط به نسبت تشابه، آشکارساز کوادراتیکی با رابطه زیر حاصل می‌گردد.

$$D(x) = \frac{1}{2}(x - \mu_b)^T \Sigma_b^{-1}(x - \mu_b) - \frac{1}{2}(x - \mu_t)^T \Sigma_t^{-1}(x - \mu_t) \quad (4)$$

این رابطه نشان‌دهنده فاصله طیفی مشاهده شده و مورد آزمایش، از مراکز یا میانگین‌های دو کلاس هدف و پس‌زمینه می‌باشد و حدآستانه‌ای که برای ارزیابی این فاصله استفاده می‌شود، از رابطه (۵) قابل محاسبه است.

$$Pfa = \int_{\eta}^{\infty} P(y|H_0) dy \quad (5)$$

در این رابطه Pfa احتمال خطای نوع اول و η مقدار حدآستانه تعیین شده می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌کنید در محاسبه آشکارساز کوادراتیک در رابطه (۴)، بردار میانگین و ماتریس کواریانس هدف و پس‌زمینه مورد نیاز است و نتیجه آشکارسازی هنگامی بهینه می‌شود که هر دو مدل پس‌زمینه و هدف دارای توزیع نرمال چندمتغیره و ماتریس‌های کواریانس مشابه باشند. اما در عمل این پارامترها در دسترس نبوده و باید از داده‌های موجود در تصویر و با استفاده از روابط (۶) و (۷) برآورد شوند.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \cong \hat{\mu}_b \quad (6)$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x_n - \hat{\mu}][x(n) - \hat{\mu}]^T \cong \hat{\Sigma}_b \quad (7)$$

مشکلی که اغلب در این مورد پیش روی ماست عدم وجود داده کافی برای تعیین بردار میانگین و ماتریس کواریانس هدف می‌باشد که بدین منظور از مشخصه‌های طیفی اهداف با کمک اطلاعات موجود در کتابخانه‌های طیفی و یا میانگین تعداد محدودی از پیکسل‌های هدف شناخته شده در تصویر استفاده می‌گردد.

الگوریتم SVM

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک روش طبقه‌بندی نظارت شده بر مبنای نظریه یادگیری آماری است [۴۱]. ایده اساسی این طبقه‌بندی‌کننده، یافتن یک ابرصفحه بهینه به عنوان سطح تصمیم‌گیری بوده به طوری که حاشیه بین دو کلاس را بیشینه کند (شکل (۱)). فرض کنید k داده آموزشی (x_i, y_i) داشته که x_i بردار ویژگی n بعدی و $y_i \in \{-1, 1\}$ برچسب نمونه‌ها باشد، که مشخص می‌کند هر نمونه به کدام یک از دو کلاس متعلق است. در اینجا هدف یافتن ابرصفحه‌ای است که دو کلاس با برچسب ۱ و -۱ را با بیشترین حاشیه از هم جدا کند. این ابرصفحه را می‌توان با معادله $w \cdot x + b = 0$ بیان کرد، که در این رابطه بردار وزن w برداری عمود بر ابرصفحه و b بردار بایاس است، که به منظور اندازه‌گیری فاصله

درخت پوشای مینیمم به صورت درخت پوشا $T^* = (V, E_{T^*})$ به طوری که مجموع وزن یال‌های آن کمترین باشد تعریف می‌گردد (رابطه (۱۰)).

$$T^* \in \operatorname{argmin}_{T \in ST} \left\{ \sum_{e_{ij} \in E_T} w_{i,j} \right\} \quad (10)$$

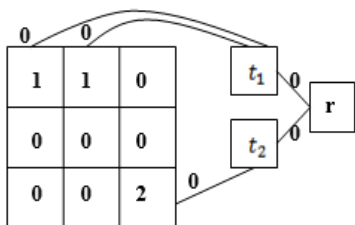
در رابطه (۱۰)، ST مجموعه تمام درخت‌های پوشا گراف G هست.

از طرف دیگر MSF روی m رأس مجزا $\{t_1, \dots, t_m\}$ شامل پیدا کردن جنگل پوشا $F^* = (V, E_{F^*})$ بوده به طوری که هر درخت مجزا F^* ، از ریشه t_i رشد یافته و مجموع وزن یال‌های آن کمترین است (رابطه (۱۱)).

$$F^* \in \operatorname{argmin}_{F \in SF} \left\{ \sum_{e_{i,j} \in E_F} w_{i,j} \right\} \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)، SF مجموعه تمام جنگل‌های پوشا G رشد یافته روی ریشه‌های $\{t_1, \dots, t_m\}$ هست.

برای ایجاد MSF مبتنی بر نشانه‌ها، ابتدا n رأس $(t_i \ i = 1, \dots, n)$ به گراف اضافه شده، n برابر تعداد رده‌های مسئله است، سپس از نشانه‌های کلاس یک به رأس یک، نشانه‌های کلاس دو به رأس دو و به همین ترتیب نشانه‌های کلاس n به رأس n یال‌هایی با وزن صفر ایجاد می‌شود. در مرحله بعد رأس دیگری مانند r به مجموعه اضافه و از n رأس اضافه‌شده در مرحله قبل یال‌هایی با وزن صفر به آن وصل می‌گردد (شکل (۲)). بعد از ایجاد درخت پوشای مینیمم گراف G و حذف یال‌های مربوط به رأس r ، MSF حاصل می‌شود. در MSF هر درخت روی یکی از نشانه به همه پیکسل‌های رشد یافته از آن، نقشه آشکارسازی طیفی- مکانی حاصل می‌گردد.



شکل ۲: مثالی از اضافه شدن رؤس t_1 ، t_2 و r به گراف تصویر جهت ساخت MSF روی نشانه‌های ۱ و ۲، پیکسل‌های غیر نشانه با عدد صفر نشان داده شده است

Fig. 2: An example of adding vertices t_1 ، t_2 and r to the image graph to make MSF on markers 1 and 2, non-marker pixels are shown with zero number

روش تحقیق

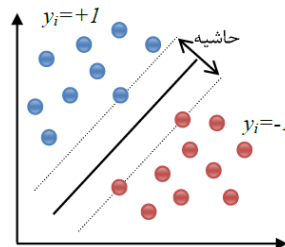
منطقه مورد مطالعه

برای انجام این تحقیق از داده‌های تصویری سنجنده CASI استفاده شده است. CASI یک سنجنده فراطیفی با قدرت تفکیک طیفی یا حداکثر تعداد باند ۲۲۸ است که البته می‌توان بنا به نیاز کاربر این تعداد را تغییر داد. باندهای این تصاویر فراطیفی گستره طیفی ۰.۴ تا ۱ میکرومتر را پوشش می‌دهند. قدرت تفکیک مکانی سنجنده نیز به ارتفاع سکوی حامل، یعنی هواپیما بستگی داشته و از ۱ تا ۱۰ متر می‌تواند متغیر باشد. تصاویر مورد پردازش در این تحقیق شامل تصویری با ۳۲ باند

ابرفصحه تا مبدا استفاده می‌شود. در حالتی که داده‌ها توسط ابرفصحه مذکور از هم جدا شوند، تابع تشخیص با رابطه (۸) بیان می‌شود.

$$f_{w,b} = \operatorname{sign}(w \cdot x + b) \quad (8)$$

در این رابطه $\operatorname{sign}(\cdot)$ تابع علامت است. اگر ورودی آن بزرگتر یا مساوی صفر باشد، مقدار آن عدد +۱ و در غیر اینصورت تابع مقدار -۱ را بر می‌گرداند.



شکل ۱: تعیین ابرفصحه جداکننده دو کلاس که به صورت خطی جداپذیر هستند
Fig. 1: Determining the separating hyperplane of two classes that are linearly separable

هدف در مرحله آموزش یافتن مقادیر w و b است به طوری که حاشیه بین دو کلاس بیشینه شود. می‌توان نشان داد که بیشینه کردن حاشیه بین دو کلاس معادل کمینه‌سازی نرم بردار وزن است. در این حالت تابع هدف با رابطه (۹) بیان می‌شود.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|_{w,b}^2 \quad (9)$$

$$\text{subject: } y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0$$

قید موجود در این رابطه تضمین کننده عدم وجود نمونه در حاشیه بین دو کلاس است. با توجه به رابطه (۹) تعیین ابرفصحه در الگوریتم SVM منجر به حل مساله بهینه‌سازی کوادراتیک مقید می‌گردد.

الگوریتم MSF مبتنی بر نشانه‌ها

در این تحقیق از الگوریتم جنگل پوشای مینیمم (MSF) مبتنی بر نشانه‌ها جهت آشکارسازی تصاویر فراطیفی استفاده شد. در الگوریتم MSF هر پیکسل به صورت یک رأس از گراف $G = (V, E)$ که در آن V و E به ترتیب مجموعه رؤس و یال‌های گراف هستند، در نظر گرفته می‌شود، به طوری که هر یال $e_{i,j} \in E$ دو رأس i و j مربوط به پیکسل‌های همسایگی را به هم وصل می‌کند. علاوه بر این، هر یال $e_{i,j}$ دارای وزن $w_{i,j}$ بوده که بیانگر عدم تشابه رؤس مربوطه هست. اندازه‌گیری‌های عدم تشابه مختلفی مانند نرم‌های برداری، اندازه‌گیری زاویه طیفی (SAM) و دیورژانس اطلاعات طیفی (SID) می‌تواند جهت محاسبه وزن یال‌ها مورد استفاده قرار گیرد [۴۲]. در این تحقیق از هشت رأس همسایگی و اندازه‌گیری عدم تشابه SAM جهت محاسبه وزن یال‌ها، استفاده شد.

با در نظر گرفتن گراف $G = (V, E)$ ، درخت پوشا $T = (V, E_T)$ عبارت است از گرافی متصل و بدون چرخش با $E_T \subset E$ و جنگل پوشا $F = (V, E_F)$ گرافی منفصل و بدون چرخش با $E_F \subset E$ هست. با حذف یک یال از درخت پوشا می‌توان دو درخت پوشا ایجاد کرد [۲۹]. همچنین

جهت ارزیابی نتایج، بایستی نقشه واقعیت زمینی که در آن نواحی یا پیکسل‌های مربوط به هدف مشخص شده است، تهیه گردد. سپس نتیجه آشکارسازی با آن مقایسه گشته و ماتریس خطا بدست می‌آید. ماتریس خطا به شکل یک جدول توافقی است که اختلاف بین اطلاعات واقعیت زمینی و تصویر آشکارسازی شده را نشان می‌دهد و از طریق تکنیک‌های میان جدولی محاسبه می‌گردد [۴۳]. در مورد آشکارسازی هدف، ماتریس خطایی به صورت جدول (۱) تشکیل می‌شود. در این ماتریس داده‌های واقعی زمینی به صورت سطرها و داده‌های مربوط به نتایج آشکارسازی در ستونهای ماتریس ظاهر می‌شوند. سپس به صورت مقایسه پیکسل به پیکسل پارامترهای آماری این ماتریس محاسبه می‌گردد. تعداد پیکسل‌هایی که به صورت صحیح آشکارسازی شده باشند بر روی قطر اصلی قرار می‌گیرند و عناصر غیر قطری معرف مجموع خطاها می‌باشند.

جدول ۱: ماتریس خطا

Table 1: Confusion matrix

Confusion Matrix	Classified Matrix			sum
	0	1		
True	0	Tn	Fp	Cn
Classes	1	Fn	Tp	Cp
	sum	Rn	Rp	N

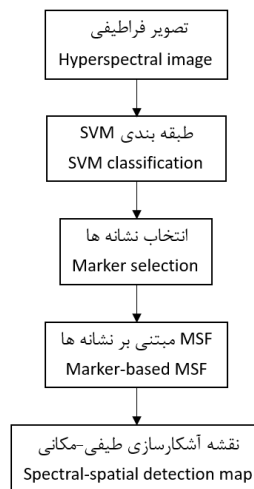
در جدول (۱)، Tn تعداد پیکسل‌های زمینه می‌باشد، که به درستی در داخل کلاس زمینه قرار گرفته است. Tp تعداد پیکسل‌های هدف است که به درستی در داخل کلاس هدف قرار گرفته است. Fp تعداد پیکسل‌های زمینه می‌باشد که به اشتباهی در داخل کلاس هدف قرار می‌گیرد و Fn تعداد پیکسل‌های هدف است که به اشتباهی در داخل کلاس زمینه قرار گرفته است. در ماتریس خطا، خطای commission و omission برای هدف مربوطه تعیین شده سپس معیارهای دقت کلی، ضریب کاپا، نویز و عدم انطباق استخراج می‌شوند [۴۴]. دقت کلی میانگینی از دقت آشکارسازی است که تقسیم مجموع تعداد پیکسل‌های هدف و زمینه‌ای که به درستی آشکارسازی شده‌اند بر کل پیکسل‌ها را نشان می‌دهد. ضریب کاپا دقت آشکارسازی را نسبت به یک آشکارسازی کاملاً تصادفی محاسبه کرده، به این معنی که دقت آشکارسازی را نسبت به حالتی که یک تصویر کاملاً به صورت تصادفی آشکارسازی شده محاسبه می‌کند.

طیفی و قدرت تفکیک ۲ متر هستند که در تاریخ می سال ۲۰۰۱ از منطقه شهری تولوز واقع در جنوب فرانسه برداشت شده است. از این تصاویر، مناطق مختلفی که شامل اهداف مورد نیاز برای شناسایی بود، انتخاب و مورد ارزیابی قرار گرفت. شکل (۳) ترکیب رنگی کاذب از یک منطقه، شامل ۱۲۸ در ۱۲۸ پیکسل را نشان می‌دهد.

برای ارزیابی کمی و محاسبه ماتریس خطا، با انجام تفسیر بصری دقیق و مشاهده طیف مواد مختلف، نقشه واقعیت زمینی منطقه حاوی پیکسل‌های متعلق به کلاس هدف یعنی بام‌های ساختمانی استخراج شد. همچنین منحنی طیفی آن، به وسیله میانگین‌گیری از طیف پیکسل‌های انتخاب شده به صورت دستی ایجاد شد.

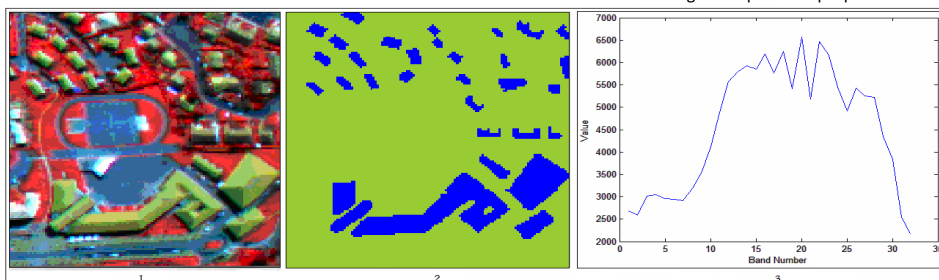
روش شناسی

این پژوهش از نوع توسعه‌ای، کاربردی و مبتنی بر مطالعات کتابخانه‌ای و بررسی‌های میدانی است. در این تحقیق به آشکارسازی طیفی-مکانی تصاویر فراسپکترومتری جهت آشکارسازی ساختمان‌های با پوشش خاص در مناطق شهری پرداخته می‌شود. شکل (۴) مراحل روش پیشنهادی را نشان داده است. همان طوری که ملاحظه می‌گردد، ابتدا جهت انتخاب نشانه‌ها از نقشه طبقه‌بندی SVM استفاده و پیکسل‌های با درجه تعلق بالا به یک کلاس به‌عنوان نشانه انتخاب می‌شوند. سپس بر روی نشانه‌های به‌دست‌آمده الگوریتم MSF اعمال می‌گردد.



شکل ۴: مراحل روش پیشنهادی

Fig. 4: Steps of the proposed method



شکل ۳: (۱) ترکیب رنگی - کاذب تصویر CASI (R=0.914, G=0.620, B=0.451 میکرومتر)، (۲) داده‌های جمع آوری شده به منظور ارزیابی کمی-کیفی (۳) منحنی طیفی مربوط به پشت‌بام ساختمان‌ها

Fig. 3: (1) false-color combination of CASI image (R=0.914, G=0.620, B=0.451 micrometers), (2) data collected for quantitative-qualitative evaluation (3) spectral curve related to the building's roof

کوچک یعنی کمتر از ۲۰ پیکسل، پیکسل‌های با درجه احتمال بیشتر از یک حد آستانه به‌عنوان پیکسل‌های نشانه انتخاب گردید. حد آستانه انتخابی برابر با کمترین احتمال در بین ۲ درصد از بیشترین احتمالات کل تصویر هست [۴۲].

روش پیشنهادی بیان شده با الگوریتم‌های آشکارسازی طیفی SAM، MF و SVM مقایسه گردید. شکل (۶) نقشه‌های آشکارسازی حاصل از اعمال روش‌های فوق را نشان می‌دهد.

تصاویر دودویی بام ساختمان‌ها در شکل (۶)، با انتخاب یک حد آستانه مناسب به دست آمده است. جهت تعیین حد آستانه بهینه بایستی با ایجاد ماتریس خطا و سپس تشکیل منحنی‌های ROC به این هدف رسید. بدین صورت که با در نظر گرفتن ۱۰۰۰ عدد به‌عنوان حد آستانه در بازه صفر تا یک، ماتریس خطای مربوط به هر حد آستانه را تشکیل داده، سپس مقدار ضریب کاپا را برای هر ماتریس خطا محاسبه نمود. مقدار ماکزیمم ضریب کاپا، حد آستانه بهینه را مشخص می‌کند. در واقع منحنی‌های ROC نتایج آشکارسازی تصویر را برای حد آستانه‌های مختلف با اطلاعات واقعیت زمینی مقایسه می‌کند.

جدول (۲) و شکل (۷) مقادیر پارامترهای دقت کلی، ضریب کاپا، نویز و عدم انطباق چهار الگوریتم پیاده‌سازی شده بر روی تصویر اولیه را نشان می‌دهد.

همان‌طوری که از جدول (۲) مشخص است به کارگیری همزمان اطلاعات طیفی و مکانی در الگوریتم MSF باعث افزایش دقت آشکارسازی شده است که این افزایش در پارامتر دقت کلی به ترتیب حدود ۱۹، ۱۶ و ۸ درصد نسبت به الگوریتم‌های SAM، MF و SVM هست. نتایج بدست آمده اهمیت استفاده از اطلاعات مکانی در عملیات آشکارسازی را نشان می‌دهد. از آنجا که نقشه واقعیت زمینی برای تمامی الگوریتم‌ها یکی بوده است می‌توان نتیجه گرفت اختلاف صحت مشاهده شده ناشی از عملکرد الگوریتم بوده است. از سوی دیگر علت عدم کسب ۱۰۰٪ به صحت نقشه واقعیت زمینی و توانایی الگوریتم آشکارسازی مورد استفاده برمی‌گردد.

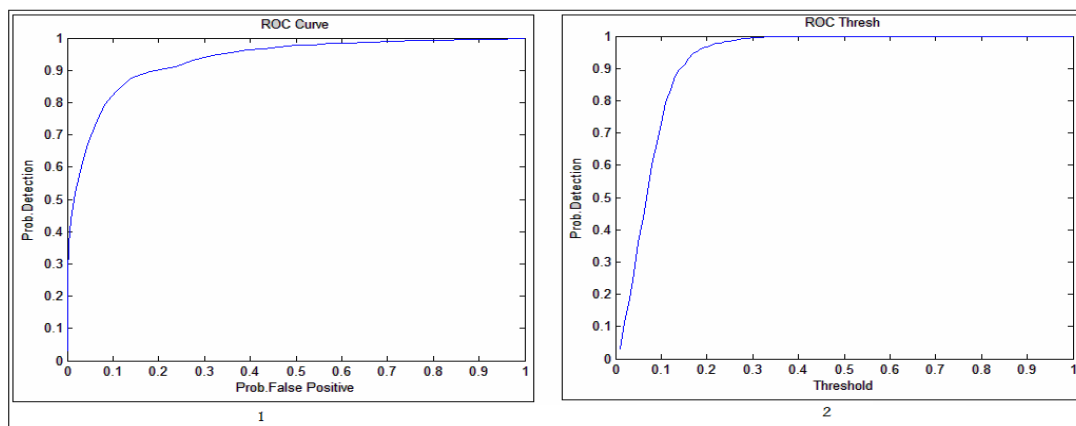
نویز تقسیم مجموع تعداد پیکسل‌های هدف و زمینه‌ای که به اشتباهی طبقه‌بندی شده است بر کل پیکسل‌ها را نشان می‌دهد. عدم انطباق نیز از تقسیم تعداد پیکسل‌های هدف که به اشتباهی در داخل کلاس زمینه قرار گرفته است بر کل پیکسل‌های تصویر بدست می‌آید.

برای بررسی عملکرد الگوریتم‌ها و صحت تصمیم‌گیری آن‌ها در آشکارسازی هدف، علاوه بر ماتریس خطا از منحنی ROC که فراوانی خطای آشکارسازی را روی داده‌های چک نشان می‌دهد استفاده شده است [۴۵]. این منحنی بر اساس مفاهیم احتمال توان آشکارسازی یا احتمال مثبت و احتمال تشخیص اشتباه ترسیم می‌شود. منحنی ROC نتایج آشکارسازی تصویر را برای حد آستانه‌های مختلف با اطلاعات واقعیت زمینی مقایسه می‌کند. در عمل تعدادی حد آستانه بین کمترین و بیشترین مقدار اطلاعات واقعی در نظر می‌گیرند، سپس برای هر حد آستانه می‌توان دو منحنی ROC در نظر گرفت، یک منحنی احتمال آشکارسازی در برابر احتمال تشخیص اشتباه و نیز یک منحنی احتمال آشکارسازی در برابر حد آستانه را نشان می‌دهد (شکل (۵))

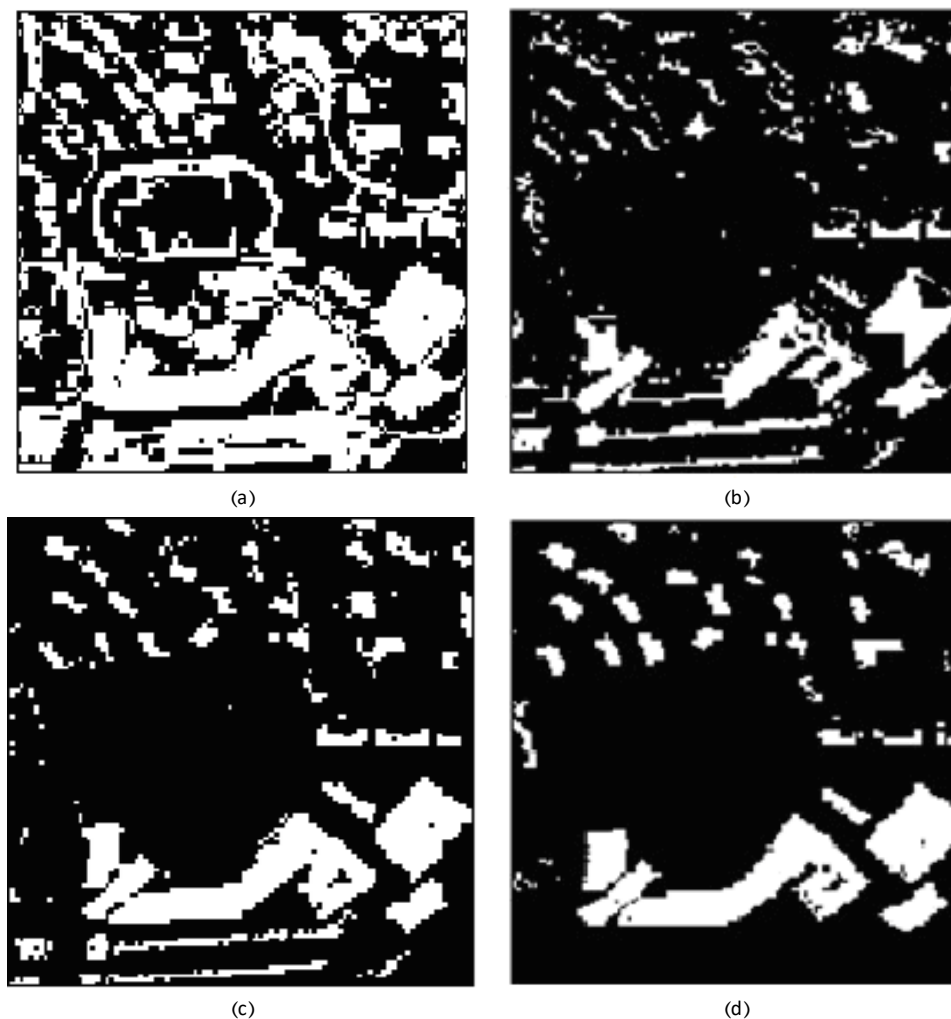
خروجی (تصویر سهم) را می‌توان با در نظر گرفتن مقداری برای احتمال تشخیص اشتباه و با انتخاب یک حد آستانه مناسب از طریق منحنی‌های ROC به تصویری دودویی تبدیل کرد.

نتایج و بحث

در این تحقیق برای انتخاب نشانه‌ها از نقشه طبقه‌بندی SVM و کرنل پایه شعاعی گوسین استفاده شد [۴۶]. مقادیر دو پارامتر تنبیه (C) و کرنل گوسین (γ) در الگوریتم SVM به کمک تکنیک ارزیابی عرضی تعیین گردید. مقادیر پارامترهای فوق برابر با $C=128$ و $\gamma=0.02$ بدست آمد. سپس آنالیز برچسب‌گذاری مولفه‌های متصل بر اساس ۸ پیکسل همسایگی بر روی نقشه طبقه‌بندی SVM انجام گرفت و برای نواحی با بیشتر از ۲۰ پیکسل، ۵ درصد از پیکسل‌های با بیشترین احتمال تعلق به یک کلاس به‌عنوان پیکسل‌های نشانه انتخاب شد. برای نواحی



شکل ۵: (۱) منحنی احتمال آشکارسازی در برابر احتمال تشخیص اشتباه (۲) منحنی احتمال آشکارسازی در برابر حد آستانه
Fig. 5: (1) Detection probability curve against false probability curve (2) Detection probability curve against threshold

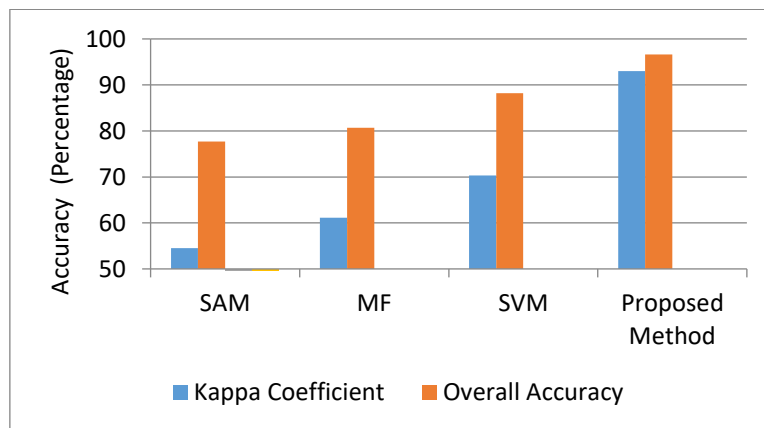


شکل ۶: تصاویر حاصله از اعمال الگوریتم‌های (a) SAM، (b) MF، (c) SVM و (d) روش پیشنهادی
 Fig. 6: Images resulting from the application of (a) SAM, (b) MF, (c) SVM and (d) proposed method algorithms

جدول ۲: ارزیابی دقت

Table 2: Accuracy assessment

عدم انطباق Non-conformity	نویز Noise	ضریب کاپا Kappa coefficient	دقت کلی Overall accuracy	
2.3	25.5	54.5	77.7	SAM
3.3	18.1	61.1	80.7	MF
1.3	12.9	70.3	88.2	SVM
3.7	2.1	93.0	96.6	روش پیشنهادی (Proposed method)



شکل ۷: مقادیر پارامترهای دقت کلی و ضریب کاپا برای روش‌های آشکارسازی به کار گرفته شده
 Fig. 7: Values of overall accuracy parameters and Kappa coefficient for the used detection methods

نتیجه‌گیری

با ظهور فن‌آوری‌های نوین در سنجنده‌ها و روش‌های برداشت داده‌های سنجنش از دور فراطیفی، داده‌هایی با قدرت تفکیک مکانی زیاد به عنوان منابع با ارزشی جهت آشکارسازی و تشخیص عوارض موجود، مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های مختلفی، بر پایه‌ی دیدگاه‌های گوناگون برای استخراج اطلاعات از این داده‌ها پیشنهاد شده است. همچنین روش‌های مختلفی برای بهبود نتایج این الگوریتم‌ها توسعه پیدا کرده‌اند. با این حال مشکلات مطرح در روش‌های مبتنی بر پیکسل موجب گردیده که استفاده از روش‌های طیفی-مکانی در دهه‌های اخیر از اهمیت شایان توجهی برخوردار گردد. استفاده از اطلاعات مکانی به خصوص در مورد تصاویر اخذ شده از مناطق شهری که در آن‌ها چندین پیکسل مجاور به یک کلاس یا عارضه یکسان تعلق دارند، می‌تواند باعث بهبود دقت در آشکارسازی شود. در این تحقیق استراتژی اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی جهت بهبود آشکارسازی هدف در آنالیز تصاویر فراطیفی مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور از الگوریتم طیفی-مکانی MSF مبتنی بر نشانه که در فرآیند طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌شود، جهت آشکارسازی بام ساختمان‌ها استفاده شد. روش پیشنهادی بر روی تصویر فراطیفی CASI پیاده‌سازی گردید و آزمایش‌ها برتری کمی و کیفی الگوریتم MSF مبتنی بر نشانه در مقایسه با الگوریتم‌های SAM، MF و SVM را نشان می‌دهد و باعث افزایش ضریب کاپا به میزان ۳۸، ۳۲ و ۲۳ درصد در مقایسه با SAM، MF و SVM به ترتیب شده است که این موضوع اهمیت به کارگیری اطلاعات مکانی در فرآیند آشکارسازی را نشان می‌دهد درحالی‌که الگوریتم‌های SAM، MF و SVM جهت آشکارسازی فقط نیاز به اطلاعات طیفی هدف موردنظر دارند. در نظر است در تحقیقات آتی از میزان خطای موجود در آشکارسازی طیفی مکانی هدف کاسته شود. شرایط ایجاد پیکسل‌های مختلط مانند هم‌پوشانی پدیده‌های زمینی و ناهمگن بودن اکثر پدیده‌ها، و در نتیجه افزایش واریانس داخلی هدف موجب افزایش خطای آشکارسازی در تصاویر فراطیفی می‌شود. از این رو سعی بر این است که بتوان با استفاده از روش‌های مختلف خطاهای فوق را کم نمود.

مشارکت نویسندگان

در این مقاله، نویسندگان به نسبت برابر مشارکت داشته‌اند.

تشکر و قدردانی

نویسندگان از دانشگاه زابل (IR-UOZ-GR-4685) به دلیل حمایت مالی صورت گرفته در انجام این تحقیق تشکر می‌نمایند.

تعارض منافع

«هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

منابع و مأخذ

- [1] Bhattacharya BK, Green RO, Rao S, Saxena M, Sharma S, Kumar KA, et al. An overview of AVIRIS-NG airborne hyperspectral science campaign over India. *Curr. Sci.* 2019; 116: 1082–1088.
- [2] Chang C-I, Heinz DC. Constrained Subpixel Target Detection for Remotely Sensed Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 2000; 38(3): 1144-1159. <https://doi.org/10.1109/36.843007>
- [3] Dos Reis Salles R, Souza Filho CR, Cudahy T, Vicente LE, Monteiro LVS. Hyperspectral remote sensing applied to uranium exploration: A case study at the Mary Kathleen metamorphic-hydrothermal U-REE deposit, NW, Queensland, Australia. *J. Geochem. Explor.* 2017; 179: 36–50. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2016.07.002>
- [4] Mobasher MR, Gholami N, Farajzadeh Asl M. [Upgrading MODIS Cloud Detection Algorithm Using ASTER Simultaneous Image, Case Study: Damghan]. *Planning and Space Amayesh.* 2010; 15(2): 81-99. [In Persian]
- [5] Alimohammadi A, Shamsodini A, Ziaei P. [Comparison of spectral and spatial performance of image composition methods in the power difference of different resolutions of multispectral and panchromatic images: Tehran]. *Planning and Space Amayesh.* 2008; 12(2): 119-137. [In Persian]
- [6] Ghasemian Yazdi MH, Elyasi M. [Integration of Spatial Information of Icon Image and Spectral Information of Spot 4 Images]. *Planning and Space Amayesh.* 2009; 14(1): 57-81. [In Persian]
- [7] Landgrebe D. Some Fundamentals and methods for hyperspectral image Data Analysis. SPIE Int. Symp. On Biomedical Optics (Photonics West), San Jose CA, Proc. SPIE. 1999; 3603: 104-113. <https://doi.org/10.1117/12.346731>
- [8] Ren S, He K, Girshick R. Faster r-cnn: towards real time object detection with region proposal networks. *IEEE Trans Pattern Anal.* 2017; 39: 1137–1149. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.01497>
- [9] Carvalho OA, Meneses PR. Spectral Correlation Mapper (SCM): An Improvement on the Spectral Angle Mapper (SAM). Asa Norte, 70910-900, Brasília, DF: 2002: Brasil, 1-9.
- [10] Chang C-I. Hyperspectral Imaging: Techniques for spectral Detection and Classification, Orlando, FL: 2003: Kluwer Academic, 1-370. <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-9170-6>
- [11] Jang J-SR. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.* 1993; 23(3): 665-685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- [12] Cheng G, Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2016; 117: 11–28. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.014>

- SVMs and morphological profiles. *IEEE Trans. Geos. And Remote Sens.* 2008; 46(11): 3804–3814.
- [26] Pesaresi M, Benediktsson JA. A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE Trans. Geos. And Remote Sens.* 2001 ; 39(2): 309–320.
<https://doi.org/10.1109/36.905239>
- [27] Jain R, Kasturi R, Schunck BG. Machine Vision. McGraw-Hill series in Computer Science., McGraw-Hill, Inc, 1995; 1-549.
- [28] Soille P. Morphological Image Analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* 2006; 28(5): 673-683.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2006.99>
- [29] Tarabalka Y, Chanussot J, Benediktsson JA. Segmentation and classification of hyperspectral images using minimum spanning forest grown from automatically selected markers. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.* 2010; 40: 1267–1279.
<https://doi.org/10.1109/TSMCB.2009.2037132>
- [30] Chang C-I, Chiang S-S. Anomaly Detection and Classification for Hyperspectral Imagery. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing.* 2002; 40(6): 1314-1325.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.800280>
- [31] Homayouni S, Roux M. Hyperspectral image analysis for material mapping using spectral matching, ISPRS04-Istanbul, GET: 2005: Telecom Paris, UMR 5141 LTCI, Department TSI, 46 rue Barrault, 75013 Paris, France.
- [32] Emami H, Afary A. Subpixel Classification on the Hyperspectral Images for Accuracy Improvement of Classification Results, Dep. of Geodesy and Geomatic Eng, K.N. Toosi University of Technology, Tehran-Iran; 2007.
- [33] Freitas S, Silva H, Almeida JM, Silva E. Convolutional neural network target detection in hyperspectral imaging for maritime surveillance. *International Journal of Advanced Robotic Systems.* 2019; 1-13.
- [34] Jha SS, Nidamanuri RR. Gudalur Spectral Target Detection (GST-D): A New Benchmark Dataset and Engineered Material Target Detection in Multi-Platform Remote Sensing Data. *remote sensing.* 2020; 12: 2145.
<https://doi.org/10.3390/rs12132145>
- [35] Akbari D, Safari AR, Homayouni S. [A Combination of Spectral-Spatial Detection Methods of Hyperspectral Images for the Better Separation of Special Buildings' Roofs in Urban Area]. *Journal of Geomatics Science and Technology.* 2014; 4(2): 1–10. [In Persian]
- [36] Hou Y, Zhang Y, Yao L, Liu X, Wang F. Mineral target detection based on MSCPE_BSE in hyperspectral image. the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 2016; 1614–1617.
<https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729412>
- [37] Zhang X, Nansen C, Aryamanesh, N. Importance of spatial and spectral data reduction in the detection of internal defects in food products. *Appl Spectrosc.* 2015; 69(4): 473–480.
- [13] Freitas S, Silva H, Almeida J. Hyperspectral imaging for real-time unmanned aerial vehicle maritime target detection. *J Intell Robot Syst.* 2018; 90(3): 551–570.
<https://doi.org/10.1007/s10846-017-0689-0>
- [14] Frolov D, Smith RB. Locally Adaptive Constrained Energy minimization for AVIRIS image. Eighth JPL Airborne Earth Science (AVIRS): 1999.
[http://www.microimages.com/papers/.](http://www.microimages.com/papers/)
- [15] Kanjir U, Greidanus H, Oštir K. Vessel detection and classification from space borne optical images: A literature survey. *Remote Sens. Environ.* 2018; 207: 1–26.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.033>
- [16] Yadav D, Arora MK, Tiwari KC, Ghosh JK. Parameters affecting target detection in VNIR and SWIR range. *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.* 2018; 21: 325–333.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.08.004>
- [17] Carleer AP, Wolff E. Urban land cover multi-level region-based classification of VHR data by selecting relevant features. *International Journal of Remote Sensing.* 2006; 27(6):1035-1051.
<https://doi.org/10.1080/01431160500297956>
- [18] Bauer Th, Steinnocher K. Per-parcel land use classification in urban areas applying a rule-based technique. *GeoBIT/GIS.* 2001; 24–27.
- [19] Frauman E, Wolff E. Segmentation of Very High Spatial Resolution Satellite Images in Urban Areas for Segments-Based Classification. Proceedings of the 5th International Symposium Remote Sensing of Urban Areas, Tempe, Arizona, USA, 2005; 1-4.
- [20] Batista MH, Haertel V. On the classification of remotes sensing high spatial resolution image data. *International Journal Remote Sensing.* 2010; 31: 5333–5548.
<https://doi.org/10.1080/01431160903485786>
- [21] Benz UC, Hofmann P, Willhauck G, Lingenfelder I, Heynen, M. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* 2004; 58: 239–258.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002>
- [22] Frohn RC, Chaudhary N. Multi-scale image segmentation and object-oriented processing for land cover classification. *GIScience & Remote Sensing.* 2008; 45: 377-391.
<https://doi.org/10.2747/1548-1603.45.4.377>
- [23] Frohn RC, Reif M, Lane CR, Autrey, BC. Satellite remote sensing of isolated wetlands using object-oriented classification of LANDSAT-7 data. *The Society of Wetland Scientists, McLean.* 2009; 29(3):931-941.
<https://doi.org/10.1672/08-194.1>
- [24] Fauvel M. *Spectral and Spatial Methods for the Classification of Urban Remote Sensing Data* [dissertation]. Grenoble Institute of Technology; 2007.
- [25] Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson JA, Sveinsson JR. Spectral and spatial classification of hyperspectral data using

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



داود اکبری دانشیار گروه مهندسی نقشه‌برداری دانشگاه زابل می‌باشند. ایشان مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری-سنجش از دور بترتیب در سال‌های ۱۳۸۷ و ۱۳۹۵ از دانشگاه تهران دریافت نمودند. در حال حاضر ایشان بیش از ۱۰۰ مقاله علمی

در مجلات و کنفرانس‌های علمی ارائه نموده‌اند و همچنین در کمیته علمی و داوری بیش از ۴۰ مجله و کنفرانس علمی ملی و بین‌المللی فعالیت داشته‌اند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: پردازش تصاویر فرایفی، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و سیستم اطلاعات مکانی.

Akbari, D. Associate Professor at the Department of Surveying Engineering, Faculty of Engineering, University of Zabol, Zabol, Iran

✉ davoodakbari@uoz.ac.ir



محمد اکبری دانشیار گروه مهندسی عمران در دانشکده مهندسی دانشگاه بیرجند می‌باشند. ایشان مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری-GIS بترتیب در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۴ از دانشگاه تهران دریافت نمودند. وی

تاکنون موفق به چاپ بیش از ۱۰۰ مقاله در مجلات و کنفرانس‌های معتبر بین‌المللی شده‌اند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: سیستم اطلاعات مکانی، هوش مصنوعی، توسعه کاربردهای سنجش از دور و پردازش تصویر.

Akbari, M. Associate Professor at the Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

✉ moakbari@birjand.ac.ir

<https://doi.org/10.1366/14-07672>

[38] Akbari D, Saadatseresht M, Homayouni S. Hyperspectral Detection Improvement by using Spectral-Spatial feature, the Map Asia 2008 Conference: 2008: Kuala Lumpur, Malaysia.

[39] Akbari D, Saadatseresht M, Homayouni, S. Evaluation and performance of Pattern Recognition Methods in Hyperspectral Image Data. *Geomatic 87 Conference: 2008: National Cartographic Center of Iran, Tehran, Iran.* (In Persian)

[40] Nasrabadi NM. Regularized Spectral Matched Filter for Target Recognition in Hyperspectral Imagery. *SPLetters.* 2008; 1: 317-320.

[41] Vapnik V. The nature of statistical learning theory, Springer Verlag. 2000; 1-314.
<https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3264-1>

[42] Van der Meer F. The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery. *Int. J. Appl. Earth Observation Geoinformation.* 2006; 8(1): 3-17.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2005.06.001>

[43] Homayouni S, Roux M. Material Mapping from Hyperspectral Images using Spectral Matching in Urban Area, IEEE Workshop on Advances in Techniques for analysis of Remotely Sensed Data: 2003: NASA Goddard center, Washington DC, USA.

[44] Rosenfield GH, Fitzpatrick-Lins K. A Coefficient of Agreement as a Measure of Thematic Classification Accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing.* 1986; 52(2): 223-227.

[45] Bradley AP. The use of the area under the ROC Curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition.* 1997; 30(7): 1145-1159.
[https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00142-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00142-2)

[46] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods, Cambridge University Press: 2000.
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511801389>

Citation (Vancouver): Akbari D, Akbari M. [Hyperspectral Building Detection with Special Roofing in Urban Area using Remote Sensing Technology]. *J. RS. GEOINF. RES.* 2024; 2(2): 265-276

 <https://doi.org/10.22061/jrsgr.2024.11226.1082>



COPYRIGHTS

© 2024 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0)
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)