

Original Article



Building Detection with Special Roofing in Hyperspectral Images using Marker-based Hierarchical Algorithm

Davood Akbari^{1*} **Affiliation**

1. Assistant Professor, Remote Sensing Division, Surveying and Geomatics Engineering Department, College of Engineering, University of Zabol, Zabol, Iran

ABSTRACT

Introduction: Over the last two decades, hyperspectral remote sensing technology has witnessed remarkable advancements. One of the analyses performed on the hyperspectral images is target detection. In this research, the detection of roofs with special cover has been conducted as a target in an urban environment. In parallel with the expansion of urbanization and the evolution of urban areas, the necessity for managers and planners to possess very accurate maps of urban areas has increased considerably. Given the complex physical, geometrical, and architectural characteristics of urban environments, hyperspectral data is an effective tool for identifying, extracting, and mapping the constituent elements of such environments. Regarding the spectral detection of the target, continuous and numerous researches have been conducted over the past two decades. The studies conducted to date have demonstrated that the hierarchical algorithm has achieved the best results in comparison with other algorithms for extracting spatial information in hyperspectral images. Therefore, the objective of this research is to develop a new and accurate method for identifying buildings with special cover in hyperspectral images.

Material and methods: The image data of the CASI sensor has been employed in this research. The images utilized in this research comprise images with 32 spectral bands and a resolution of 2 meters, which were captured in May 2001 from the urban area of Toulouse located in the south of France. The proposed method employs two classification algorithms, namely the multilayer perceptron neural network (MLP) and support vector machine (SVM) on the hyperspectral image. Subsequently, the map generated by the aforementioned algorithms is employed to select the marker for the marker-based hierarchical segmentation algorithm. Finally, the marker-based hierarchical segmentation map is combined with the map resulting from the integration of MLP and SVM classifications using the majority vote decision rule.

Results and discussion: In this research, the Gaussian radial basis kernel was employed to implement the SVM algorithm. The values of two parameters, namely the penalty (C) and the width of the Gaussian function (γ) were determined in the SVM algorithm through the use of a cross-validation technique. The MLP classification algorithm was implemented with 3 hidden layers that include 5, 6, and 8 neurons. Its evaluation was conducted with 500 repetitions. To select markers, the analysis of the labeling of connected components was conducted based on 8 neighborhood pixels on the map resulting from the combination of MLP and SVM. The results obtained indicate that the map generated by the proposed method comprises uniform regions and has more interconnected structures, therefore facilitating the identification of buildings. This underscores the significance of integrating spatial and spectral information in such applications.

Conclusion: This research examines the strategy of using spatial information along with spectral information to improve target detection in the analysis of hyperspectral images. In order to achieve this, the spectral-spatial marker-based hierarchical algorithm, which is used in the image classification process, was utilized to identify the roofs of the buildings. In the proposed method, two classification maps were employed in the selection of markers and the decision rule of the majority vote in the case of the initial hierarchical segmentation algorithm. In the combination of MLP and SVM classification maps, the conditional probability and the selection of the highest probability of each pixel belonging to a class are used in the selection of markers and the majority vote decision rule.

Keywords: Hyperspectral imagery, Target detection, Marker-based hierarchical algorithm.

Citation: Akbari, D., Building Detection with Special Roofing in Hyperspectral Images using Marker-based Hierarchical Algorithm, Iran J Remote Sens GIS. 16(3):91-104.

* Corresponding Author: davoodakbari@uoz.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2023.103401>

Received: 2021.06.17
Accepted: 2023.04.17





آشکارسازی ساختمان‌های با پوشش خاص در تصاویر فراطیفی با استفاده از الگوریتم هرمی مبتنی بر نشانه

داود اکبری^{۱*}

سمت

چکیده

سابقه و هدف: فناوری سنجش از دور فراطیفی، در دو دهه گذشته شاهد پیشرفت چشمگیری بوده است. یکی از تحلیل‌هایی که در خصوص تصاویر فراطیفی انجام می‌گیرد، آشکارسازی هدف است. در این پژوهش به آشکارسازی بام‌های دارای پوشش خاص به‌عنوان هدف، در یک محیط شهری پرداخته شده است. هم‌زمان با رشد شهرنشینی و توسعه مناطق شهری نیاز مدیران و برنامه‌ریزان به نقشه‌های بسیار دقیق از مناطق شهری به‌طور چشمگیری افزایش یافته است. از آنجاکه یک محیط شهری دارای ویژگی‌های پیچیده‌ای از نظر فیزیکی، هندسی و عناصر به‌کارگرفته‌شده در ساختمان‌هاست، داده‌های فراطیفی کمک مؤثری به شناسایی، استخراج و تولید نقشه از عناصر سازنده یک محیط شهری می‌کنند. در خصوص آشکارسازی طیفی هدف، از دو دهه پیش تاکنون تحقیقات مستمر و متعددی صورت پذیرفته است. با توجه به مطالعات صورت‌گرفته، تاکنون، الگوریتم هرمی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های استخراج اطلاعات مکانی در تصاویر فراطیفی به بهترین نتایج دست یافته است، از این‌رو در این پژوهش سعی می‌شود با ارائه روشی جدید و دقیق ساختمان‌های با پوشش خاص در تصاویر فراطیفی آشکارسازی شود.

۱. استادیار سنجش از دور، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه زابل، زابل، ایران

مواد و روش‌ها: برای انجام این پژوهش از داده‌های تصویری سنجنده CASI استفاده شده است. تصاویر مورد پردازش در این پژوهش شامل تصویری با ۳۲ باند طیفی و قدرت تفکیک ۲ متر هستند که در تاریخ مه سال ۲۰۰۱ از منطقه شهری تولوز واقع در جنوب فرانسه برداشت شده است. در روش پیشنهادی ابتدا دو الگوریتم طبقه‌بندی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) بر روی تصویر فراطیفی پیاده‌سازی شده، سپس از نقشه حاصل از ترکیب دو الگوریتم مذکور برای انتخاب نشانه برای الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه استفاده می‌شود. در نهایت به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت نقشه قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه با نقشه حاصل از ادغام طبقه‌بندی‌های MLP و SVM ترکیب می‌شود.

نتایج و بحث: در این پژوهش به‌منظور پیاده‌سازی الگوریتم SVM از کرنل پایه شعاعی گوسین استفاده شد. مقادیر دو پارامتر جریمه (C) و عرض تابع گوسی (γ) در الگوریتم SVM به کمک روش ارزیابی متقاطع تعیین شد. الگوریتم طبقه‌بندی MLP با ۳ لایه پنهان که شامل ۵، ۶ و ۸ نورون هست پیاده‌سازی شد و ارزیابی آن با ۵۰۰ تکرار انجام گرفت و برای انتخاب نشانه‌ها، آنالیز برچسب‌گذاری مؤلفه‌های متصل براساس ۸ پیکسل همسایگی بر روی نقشه حاصل از ترکیب MLP و SVM صورت پذیرفت. براساس نتایج به‌دست‌آمده نقشه حاصل از روش پیشنهادی شامل مناطق یکنواخت‌تر و دارای ساختارهای به‌هم‌پیوسته بیشتری برای آشکارسازی ساختمان‌هاست که این اهمیت استفاده از اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی را نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری: در این پژوهش راهبرد استفاده از اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی برای بهبود آشکارسازی هدف در آنالیز تصاویر فراطیفی بررسی شد. برای این منظور از الگوریتم طیفی-مکانی هرمی مبتنی بر نشانه که در فرایند طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌شود، برای آشکارسازی بام ساختمان‌ها استفاده شد. در روش پیشنهادی از دو نقشه طبقه‌بندی در انتخاب نشانه‌ها و قانون تصمیم رأی اکثریت در مورد الگوریتم قطعه‌بندی هرمی اولیه به کار گرفته شد. در ترکیب نقشه‌های طبقه‌بندی MLP و SVM به‌منظور استفاده در انتخاب نشانه‌ها و قانون تصمیم رأی اکثریت از احتمال شرطی و انتخاب بالاترین احتمال تعلق هر پیکسل به یک کلاس استفاده می‌شود.

واژه‌های کلیدی: تصویر فراطیفی، آشکارسازی هدف، الگوریتم هرمی مبتنی بر نشانه.

استناد: اکبری، د. آشکارسازی ساختمان‌های با پوشش خاص در تصاویر فراطیفی با استفاده از الگوریتم هرمی مبتنی بر نشانه، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۶، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۳، ۹۱-۱۰۴.



۱- مقدمه

فناوری سنجش از دور فراطیفی، در دو دهه گذشته شاهد پیشرفت چشمگیری بوده است. این پیشرفت در طراحی و ساخت سنجنده‌ها و همچنین در توسعه و پیاده‌سازی روش‌های پردازش داده، بسیار مشهود است (Bhattacharya et al., 2019). روش‌هایی که در پردازش داده‌های فراطیفی استفاده می‌شوند، همگی جزء گروه‌های مختلف روش‌های شناسایی الگو^۱ قرار می‌گیرند. بر این اساس و با توجه به سطح دانش به‌کاررفته، به روش‌هایی چون کشف، طبقه‌بندی، شناسایی و تفکیک اشیاء می‌توان اشاره کرد (Chang and Heinz, 2000). 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 برای استخراج اطلاعات از این داده‌ها به کار گرفته می‌شوند (Landgrebe, 1999; Ren et al., 2017). هرچند، توانایی تولید داده‌هایی با خصوصیات طیفی، مکانی و رادیومتریکی بالا، به تجزیه و تحلیل بهتر و شناسایی موفقیت‌آمیز اهداف زمینی منجر می‌شود، ولی مشکلاتی نیز پدید می‌آید که در مقایسه با داده‌های چندطیفی تجربه جدیدی است. اولین مشکل حجم نسبتاً زیاد این داده‌هاست، این حجم قابل توجه از داده، نیاز به سخت‌افزار و نرم‌افزارهای ویژه‌ای برای پردازش دارد. زمان مورد نیاز برای پردازش این نوع داده‌ها، از مشکلات دیگر پیش رو است (Dos Reis Salles et al., 2017).

یکی از تحلیل‌هایی که در خصوص تصاویر فراطیفی انجام می‌گیرد، آشکارسازی هدف است (Akbari et al., 2014; Hou et al., 2016; Zhang et al., 2015). در این پژوهش به آشکارسازی بام‌های دارای پوشش خاص به‌عنوان هدف، در یک محیط شهری از طریق تصویرهای فراطیفی پرداخته شده است. از آنجاکه یک محیط شهری دارای ویژگی‌های پیچیده‌ای از نظر فیزیکی، هندسی و عناصر به‌کارگرفته‌شده در ساختمان‌هاست، داده‌های فراطیفی کمک مؤثری به

شناسایی، استخراج و تولید نقشه از عناصر سازنده یک محیط شهری می‌کنند (Carvalho and Meneses, 1993; Jang, 2003; Chang, 2002). شناسایی مواد ساختمان‌ها در محیط‌های شهری، اهمیت زیادی در کاربردهای گوناگون، چون ارتباطات تلفن‌های همراه، واقعیت مجازی، معماری و مدل‌سازی شهری، برنامه‌ریزی و مدیریت شهرها دارد (Bhattacharya et al., 2019; Cheng and Han, 2016; Freitas et al., 2018; Frolov and Smith, 1999; Kanjir et al., 2018; Yadav et al., 2018).

در خصوص آشکارسازی طیفی هدف از دو دهه اخیر تاکنون تحقیقات مستمر و متعددی صورت پذیرفته است. چانگ و چیانگ (Chang and Chiang, 2002)، روش‌های فاصله Mahalanobis (MD)^۲ و فیلتر انطباقی (MF)^۳ را به‌عنوان روش‌های آشکارسازی آنامولی مطرح کردند و آن‌ها را بر روی تصاویر فراطیفی AVIRIS پیاده‌سازی کردند. نتایج حاکی از دقت بیشتر این روش‌ها نسبت به الگوریتم‌های در سطح پیکسل است. با توجه به اینکه تصاویر ایجادشده به‌وسیله آشکارسازی آنامولی، به‌طور کلی درجه خاکستری هستند، آشکارسازی آنامولی معمولاً به‌صورت بصری انجام می‌شود. به‌منظور جلوگیری از چنین دخالت‌های انسانی و ایجاد یک ارزیابی عینی نیاز به توسعه روشی است که به‌صورت اتوماتیک استخراج پیکسل‌های حاوی آنامولی را انجام دهد و آنها را از زمینه تصویر جداسازی کند. بدین منظور چانگ و چیانگ از یک روش آستانه‌گذاری اتوماتیک^۴ برای تبدیل تصویر درجه خاکستری حاصل از مرتبه اول (به تصویری دودویی استفاده کردند تا بتواند هدف‌های انتخاب‌شده را از زمینه تصویر به‌صورت اتوماتیک استخراج کند (Chang and Chiang, 2002). همایونی و رکس^۵ (۲۰۰۵)، سه روش آشکارسازی اندازه‌گیری زاویه طیفی (SAM)^۶، تشابه همبستگی

1. Pattern Recognition
2. Mahalanobis Distance
3. Matched Filter
4. Automatic Thersholding
5. Homayouni and Roux
6. Spectral Angle Measure

براساس زیرپیکسل است. در پژوهشی که تارابالکا و همکاران (Tarabalka et al., 2011) برای طبقه‌بندی طیفی- مکانی تصاویر فراطیفی پیشنهاد کرده‌اند، از الگوریتم قطعه‌بندی هرمی (HSEG) مبتنی بر نشانه برای استخراج اطلاعات مکانی استفاده شد. آن‌ها به کمک نقشه طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) پیکسل‌هایی با درجه تعلق بالا به هر کلاس را به‌عنوان نشانه انتخاب کردند. برای این منظور ابتدا روی نقشه طبقه‌بندی SVM آنالیز برجسب‌گذاری مؤلفه‌های متصل صورت گرفته، سپس برای نواحی بزرگ ایجاد شده p درصد از پیکسل‌های با بالاترین احتمال برای نواحی کوچک پیکسل‌هایی با درجه احتمال بیشتر از حد آستانه‌ای مشخص به‌عنوان نشانه در نظر گرفته شد. فریتس و همکاران (Freitas et al., 2019)، برای آشکارسازی شناورها در تصاویر فراطیفی از الگوریتم شبکه‌های عصبی و برای مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم SAM استفاده کردند. نتایج به‌دست‌آمده بر روی تصویر فراطیفی نشان می‌دهد که الگوریتم شبکه عصبی دارای مقادیر دقت بالاتری نسبت به SAM برای اکثر تشخیص‌ها بوده و الگوریتم SAM نسبت به حد آستانه انتخابی حساس است. ژا و نیدمنوری (Jha and Nidamanuri, 2020)، ابتدا با در نظر گرفتن معیارهای مختلف، از جمله زاویه تابش و زاویه مشاهده، داده‌های چندطیفی و فراطیفی را شبیه‌سازی و سپس با کمک الگوریتم‌های آماری اهداف مختلفی را از روی تصاویر شبیه‌سازی شده آشکارسازی کردند، نتایج به‌دست‌آمده نشان از برتری داده‌های فراطیفی در مقایسه با داده‌های چندطیفی در شناسایی اهداف مختلف بوده که راه را برای دستیابی سریع آنها هموار می‌کند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، در این تحقیقات روش‌های مختلف آشکارسازی طیفی هدف

طیفی (SCS)^۱ و کمینه‌سازی مقید انرژی (CEM)^۲ را ارزیابی کردند. نتایج به‌دست‌آمده حاکی از موفقیت نسبی روش CEM نسبت به دو روش دیگر است، در ادامه این پژوهش نگارندگان برای بالا بردن دقت آشکارسازی به دو صورت عملگر بولی و فاصله اقلیدسی سه الگوریتم فوق را با یکدیگر ترکیب کردند که این عمل با افزایش ۴ درصدی ضریب کاپا همراه بود. پژوهش دیگری را دو و همکاران (Du et al., 2004) بر روی تصویر AVIRIS و با استفاده از الگوریتم‌های SAM و دیورژانس اطلاعات طیفی (SID)^۳ و همچنین ترکیب آن‌ها برای آشکارسازی طیفی انجام گرفت. در این پژوهش ترکیب دو الگوریتم بالا به دو صورت $SID \times \sin(SAM)$ و $SID \times \tan(SAM)$ در نظر گرفته شد، که نتایج پیاده‌سازی شده بر روی دو تصویر فراطیفی AVIRIS و HYDICE نشان از بهبود تفکیک‌پذیری روش ترکیبی دارد. امامی و آفری (Emami and Afary, 2007)، با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی براساس پیکسل شامل روش‌های SAM و بیشترین شباهت و همچنین روش تجزیه طیفی (زیرپیکسل) به طبقه‌بندی تصویر AVIRIS مربوط به یک منطقه کشاورزی پرداختند. در این پژوهش برای حذف نویز و استفاده بهینه از این تصاویر، الگوریتم حذف نویز MNF^۴ بر روی تصاویر انجام شد، سپس روش‌های فوق بر روی تصاویر اولیه و همچنین تصاویر MNF اعمال شد و تعداد ۳، ۵، ۱۰، ۵۰، ۸۷، ۱۲۰، ۱۵۵، ۱۷۵ و ۱۹۵ باند برای طبقه‌بندی و تهیه نقشه موضوعی استفاده شد، نتایج نشان می‌دهد که با افزایش تعداد باندها، دقت طبقه‌بندی نیز به‌طور محسوس افزایش می‌یابد و مقدار خطای مدل نیز کاهش می‌یابد و همچنین با اعمال الگوریتم MNF بر روی تصاویر فراطیفی، نویز و افزونگی داده‌ها به حداقل ممکن می‌رسد، لذا دقت نتایج طبقه‌بندی به‌طور محسوس افزایش می‌یابد که در این پژوهش این مقدار افزایش دقت حدود ۸ تا ۱۵ درصد در روش‌های طبقه‌بندی براساس پیکسل و حدود ۹ درصد در طبقه‌بندی

1. Spectral Correlation Similarity
2. Constrained Energy Minimizing
3. Spectral Information Divergence
4. Minimum Noise Fraction
5. Hierarchical Segmentation
6. Support Vector Machines

۲- مبانی نظری

به‌طور کلی الگوریتم‌های طبقه‌بندی را می‌توان به دو دسته احتمالاتی و غیراحتمالاتی تقسیم‌بندی کرد، در طبقه‌بندی غیراحتمالاتی هدف فقط نسبت دادن یک برچسب یا به‌عبارت‌دیگر یک کلاس به هر پیکسل از تصویر است. در طبقه‌بندی از نوع احتمالاتی خروجی‌ها می‌تواند به‌صورت یک نقشه طبقه‌بندی که در آن برچسب هر پیکسل به‌طور یکتا مشخص شده است و احتمال‌های شرطی کلاس برای هر پیکسل که احتمال تعلق هر پیکسل را به هر یک از کلاس‌های تصویر نشان می‌دهد، باشد. دو الگوریتم MLP و SVM جزء طبقه‌بندی‌های احتمالاتی است و از این‌رو در ترکیب آن‌ها هر پیکسل از تصویر به کلاسی که دارای بالاترین احتمال شرطی در بین دو طبقه‌بندی باشد، اختصاص می‌یابد (Cristianini and Shawe-Taylor, 2000).

۲-۱- الگوریتم هرمی

این روش براساس روش رشد ناحیه‌ای و مبتنی بر بهینه‌سازی هرمی بوده (Tilton, 2003)، به‌طوری که آن امکان ترکیب نواحی مکانی غیرمجاور را به‌وسیله پارامتر ورودی S_{weight} فراهم می‌سازد. پارامتر S_{weight} اهمیت نسبی خوشه‌بندی طیفی را در مقابل رشد ناحیه نشان می‌دهد. برای $S_{\text{weight}} = 0$ روش هرمی فقط نواحی مکانی مجاور را با یکدیگر ترکیب می‌کند و برای $S_{\text{weight}} = 1$ نواحی مجاور و غیرمجاور دارای وزن یکسانی در ترکیب هستند و در نهایت برای مقادیر S_{weight} بین صفر و یک، ترکیب نواحی مجاور در مقایسه با نواحی غیرمجاور دارای برتری $\frac{1}{S_{\text{weight}}}$ است. به‌طور کلی روش هرمی شامل مراحل زیر می‌شود (Tilton, 2009):

- ۱- شروع قطعه‌بندی با تخصیص برچسب یک ناحیه مجزا برای هر پیکسل. اگر قطعه‌بندی از قبل وجود داشته باشد می‌توان برچسب هر پیکسل را براساس آن انجام داد.

ایجاد و ارزیابی شده است. مشکلی که وجود دارد، خطای جدی در آشکارسازی طیفی هدف بوده است که افراد مختلف کوشیده‌اند با روش‌های گوناگون آشکارسازی، این خطا را کاهش دهند. به‌علت طبیعت پیچیده پوشش زمین در مناطق شهری، پردازش تصاویر فراطیفی با قدرت تفکیک مکانی بالا فقط با استفاده از اطلاعات طیفی دشوار است. روش‌های آشکارسازی که فقط از اطلاعات طیفی استفاده می‌کنند قادر به جداسازی کلاس‌ها در مناطق شهری با درجه بالایی از دقت نیستند. از این‌رو روش‌هایی که اطلاعات مکانی را علاوه بر اطلاعات طیفی به کار می‌گیرند برای آشکارسازی دقیق مناطق شهری نیاز است.

با توجه به مطالعات صورت‌گرفته، الگوریتم هرمی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های استخراج اطلاعات مکانی در تصاویر فراطیفی به بهترین نتایج دست یافته است (Akbari, 2019). از این‌رو در این پژوهش سعی می‌شود با استفاده از الگوریتم قطعه‌بندی هرمی روش آشکارسازی طیفی- مکانی جدید برای آشکارسازی ساختمان‌های با پوشش خاص در تصاویر فراطیفی ارائه شود. هم‌زمان با رشد شهرنشینی و توسعه مناطق شهری نیاز مدیران و برنامه‌ریزان به نقشه‌های بسیار دقیق از مناطق شهری به‌طور چشمگیری افزایش یافته است. همچنین شرکت‌های مخابراتی برای مدل‌سازی انتشار امواج صوتی مربوط به تلفن‌های همراه نیاز به دانستن جنس بام ساختمان‌ها دارند. از این‌رو در این پژوهش سعی می‌شود با ارائه روشی جدید و دقیق ساختمان‌های با پوشش خاص در تصاویر فراطیفی آشکارسازی شود. در روش پیشنهادی ابتدا دو الگوریتم طبقه‌بندی MLP و SVM پیاده و نتایج حاصله ترکیب شد. در ترکیب دو الگوریتم MLP و SVM هر پیکسل از تصویر به کلاسی که دارای بالاترین احتمال شرطی در بین دو طبقه‌بندی باشد، اختصاص می‌یابد. سپس از نقشه ترکیب حاصل شده در انتخاب نشانه برای الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه و قانون تصمیم رأی اکثریت^۱ استفاده می‌شود.

1. Majority Voting

می‌شود. این منحنی 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 ۱).

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.

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- داده‌های مورد آزمون

برای انجام این پژوهش 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 دارد و از ۱ تا ۱۰ متر می‌تواند متغیر باشد.

تصاویر مورد پردازش در این پژوهش شامل تصاویری با ۳۲ باند طیفی و قدرت تفکیک ۲ متر هستند که در تاریخ مه 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 ارزیابی شد. شکل (۲الف) ترکیب رنگی کاذب از یک منطقه، شامل ۱۲۸ در ۱۲۸ پیکسل را نشان می‌دهد.

۲- محاسبه مقدار معیار عدم تشابه برای هر جفت از نواحی مکانی مجاور ($S_{wght} = 0$)

۳- پیدا کردن جفت نواحی مجاور با کوچک‌ترین مقدار معیار عدم تشابه و ترکیب آنها

۴- اگر پارامتر $S_{wght} > 0$ باشد همه جفت نواحی غیرمجاور با مقدار معیار عدم تشابه کمتر یا مساوی حاصلضرب S_{wght} در کوچک‌ترین مقدار معیار عدم تشابه برای جفت نواحی مجاور، ترکیب می‌شود.

۵- پایان مراحل، در صورتی که ترکیب دیگری نیاز نباشد، در غیر این صورت از مرحله ۲ به بعد تکرار می‌شود.

شایان ذکر است که از اندازه‌گیری‌های عدم تشابه مختلفی مانند نرم بردار^۱، SAM و SID می‌توان استفاده کرد. همچنین روش هرمی دارای انعطاف برای انتخاب سطح مناسبی از جزئیات در نقشه قطعه‌بندی است. از آنجاکه ترکیب نواحی غیرمجاور نیاز به محاسبات بالایی دارد، بنابراین برای کاهش محاسبات، تخمینی از آن به صورت روش هرمی بازگشتی به کار گرفته می‌شود.

برای ایجاد نقشه هرمی مبتنی بر نشانه مراحل زیر لازم است انجام گیرد:

۱- تخصیص برچسب یک ناحیه مجزا برای هر پیکسل

۲- تخصیص برچسب غیرصفر مربوط به کلاس نشانه به هر ناحیه از پیکسل‌های نشانه و برچسب صفر به سایر نواحی

۳- انجام قطعه‌بندی هرمی و تخصیص برچسب ناحیه نشانه‌دار به ناحیه حاصل از ترکیب آن با ناحیه غیرنشانه

۴- پایان مراحل در صورت برابری تعداد نواحی با تعداد نشانه‌ها و در نهایت اختصاص کلاس نشانه به تمامی پیکسل‌های دربرگیرنده آن ناحیه.

شایان است که ویژگی اصلی قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه، عدم ترکیب دو ناحیه با برچسب نشانه مختلف است.

۲-۲- منحنی ROC

منحنی ROC براساس مفاهیم احتمال توان آشکارسازی^۲ یا احتمال مثبت^۳ و احتمال تشخیص اشتباه^۴ ترسیم

1. Vector Norms

2. Detection Power

3. Positive Probability

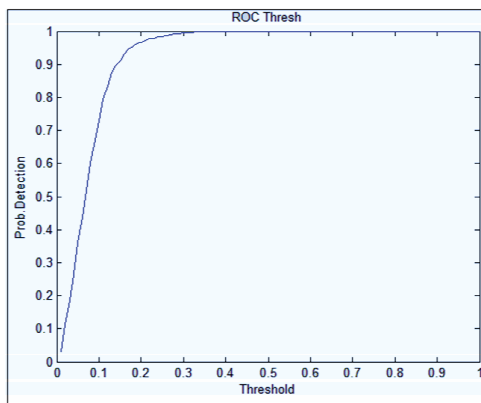
4. False Alarm Probability

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، ابتدا بر روی تصویر فرایطی الگوریتم‌های طبقه‌بندی MLP و SVM اعمال شد، سپس از نقشه حاصل از ترکیب دو الگوریتم MLP و SVM برای انتخاب نشانه برای الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه استفاده شد. برخلاف اکثر الگوریتم‌های قطعه‌بندی، خروجی الگوریتم هرمی به صورت مجموعه‌ای از قطعه‌بندی‌ها در سطوح مختلف جزئیات است که باید به کمک یکی از روش‌های بهینه‌سازی، خروجی بهینه را انتخاب کرد. این الگوریتم شامل سه مرحله است؛ در مرحله اول به هر پیکسل از تصویر به صورت مستقل برچسب شیئی داده می‌شود،

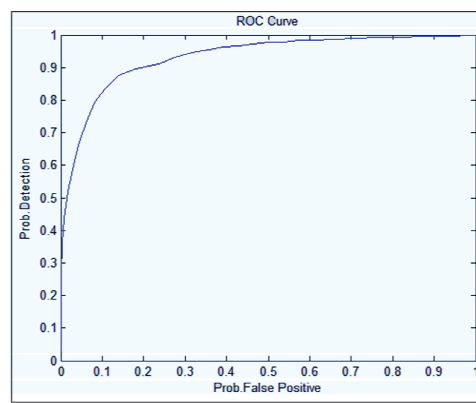
برای ارزیابی کمی و محاسبه ماتریس خطا، با انجام تفسیر بصری دقیق و مشاهده طیف مواد مختلف، نقشه واقعیت زمینی منطقه حاوی پیکسل‌های متعلق به کلاس هدف، یعنی بام‌های ساختمانی استخراج شد (شکل ۲.ب). همچنین منحنی طیفی آن، به وسیله میانگین‌گیری از طیف پیکسل‌های انتخاب شده به صورت دستی ایجاد شد (شکل ۲.ج).

۳-۲- روش پژوهش

در این مطالعه به آشکارسازی طیفی- مکانی تصاویر فرایطی پرداخته می‌شود. شکل ۳ مراحل روش پیشنهادی را نشان داده است.

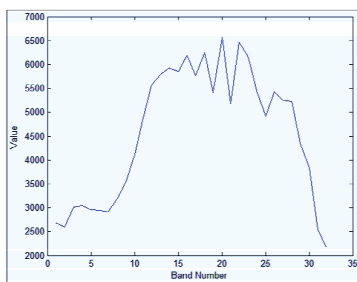


(ب)



(الف)

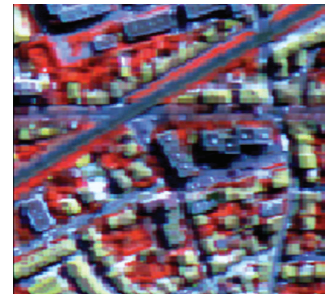
شکل ۱. (الف) منحنی احتمال آشکارسازی در برابر احتمال تشخیص اشتباه؛ (ب) منحنی احتمال آشکارسازی در برابر حد آستانه



(ج)



(ب)



(الف)

شکل ۲. (الف) ترکیب رنگی- کاذب تصویر CASI ($R=0.914$, $G=0.620$, $B=0.451$ میکرومتر)؛ (ب) داده‌های جمع‌آوری شده به منظور

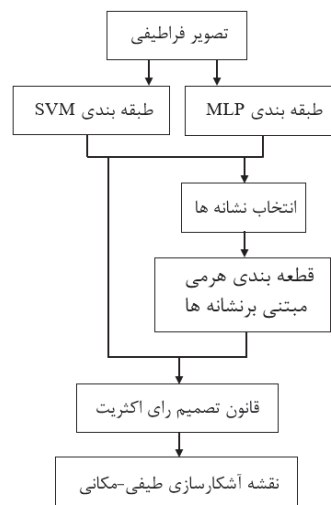
ارزیابی کمی- کیفی؛ (ج) منحنی طیفی مربوط به پشت‌بام ساختمان‌ها

به‌منظور ارزیابی نتایج، باید نقشه واقعی زمینی که در آن نواحی یا پیکسل‌های مربوط به هدف مشخص شده است، تهیه شود. سپس نتیجه آشکارسازی با آن مقایسه می‌شود و ماتریس خطا به دست می‌آید. در ماتریس خطا، خطای commission و omission برای هدف مربوطه تعیین می‌شود، سپس معیارهای دقت کلی^۱ و ضریب کاپا^۲ محاسبه می‌شوند (Rosenfield and Fitzpatrick-Lins, 1986). برای بررسی عملکرد الگوریتم‌ها و صحت تصمیم‌گیری آن‌ها در آشکارسازی هدف، علاوه بر ماتریس خطا از منحنی ROC استفاده شده است که فراوانی خطای آشکارسازی را روی داده‌های کنترل نشان می‌دهد (Bradley, 1997).

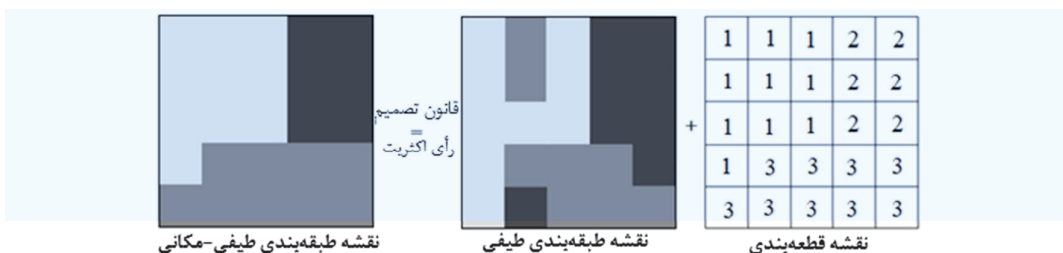
۴- نتایج و بحث

در این پژوهش برای پیاده‌سازی الگوریتم SVM از کرنل پایه شعاعی گوسین^۳ استفاده شد (Cristianini and Shawe-Taylor, 2000). مقادیر دو پارامتر جریمه^۴ (C) و عرض تابع گوسی^۵ (γ) در الگوریتم SVM به کمک روش ارزیابی متقاطع^۵ تعیین شد. مقادیر پارامترهای فوق برابر با $C=128$ و $\gamma=0.02$ به دست آمد. الگوریتم طبقه‌بندی MLP با ۳ لایه پنهان که شامل ۵، ۶ و ۸ نورون می‌شود، پیاده‌سازی شد و ارزیابی آن با ۵۰۰ تکرار انجام گرفت.

سپس در مرحله بعد برای هر جفت شیء یک معیار عدم تشابه محاسبه می‌شود و جفت اشیاء با کوچک‌ترین معیار با یکدیگر ترکیب می‌شوند. مرحله سوم تکرار مرحله دوم تا زمانی است که دیگر نیاز به ترکیب بین اشیاء نباشد (Tarabalka et al., 2011). در نهایت به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت نقشه قطعه‌بندی هر می مبتنی بر نشانه با نقشه حاصل از ادغام طبقه‌بندی‌های MLP و SVM ترکیب می‌شود. در قانون تصمیم رأی اکثریت مطابق شکل ۴ هر شیء در نقشه قطعه‌بندی به کلاسی که اکثر پیکسل‌های آن در نقشه طبقه‌بندی دارند، اختصاص می‌یابد.



شکل ۳. مراحل روش پیشنهادی

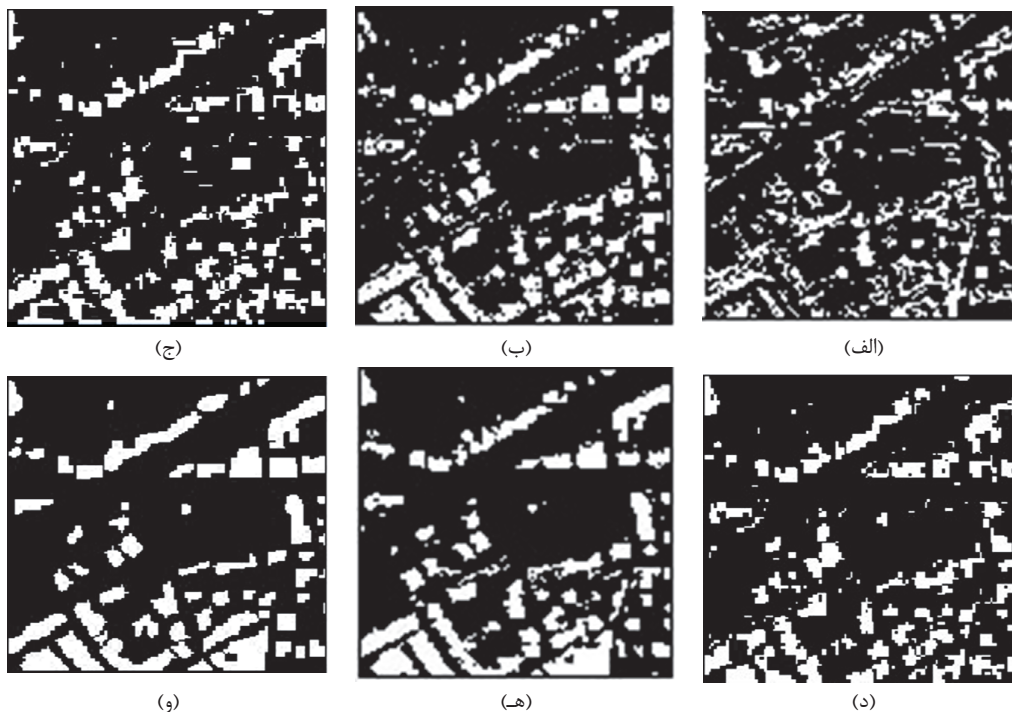


شکل ۴. مثالی از قانون تصمیم رأی اکثریت در نواحی قطعه‌بندی شده

1. Overall Accuracy
2. Kappa coefficient
3. Gaussian Radial Basis Kernel
4. Penalty parameter
5. Cross validation

روش پیشنهادی بیان‌شده در این پژوهش با الگوریتم‌های SCS، SID، SVM و MLP مقایسه شد. شکل ۵ نقشه‌های آشکارسازی حاصل از اعمال روش‌های فوق را نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، نقشه حاصل از روش پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها شامل مناطق یکنواخت‌تر و دارای نویز کمتری است. همچنین تصویر پیشنهادی (شکل ۵.ه) دارای ساختارهای به‌هم‌پیوسته بیشتری برای آشکارسازی ساختمان‌ها است که اهمیت استفاده از اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی را نشان می‌دهد. تصاویر دودویی بام ساختمان‌ها در شکل ۵، با انتخاب یک حد آستانه مناسب به دست آمده است. برای تعیین حد آستانه بهینه باید 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

برای انتخاب نشانه‌ها، آنالیز برچسب‌گذاری مؤلفه‌های متصل براساس ۸ پیکسل همسایگی بر روی نقشه حاصل از ترکیب MLP و 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 کوچک، یعنی کمتر از ۲۰ پیکسل، پیکسل‌های با درجه احتمال بیشتر از یک حد آستانه به‌عنوان پیکسل‌های نشانه انتخاب شد. حد آستانه انتخابی برابر با کمترین احتمال در بین ۲ درصد از بیشترین احتمالات کل تصویر است (Van der Meer, 2006). در آزمون‌های صورت‌گرفته برای الگوریتم هرمی، مقدار پارامتر S_{weight} برابر با ۰/۲ در نظر گرفته شد (Tarabalka et al., 2011). بعد از انجام فرایند قطعه‌بندی نقشه به‌دست‌آمده به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت با نقشه حاصل از ادغام MLP و SVM ترکیب شد.



شکل ۵. تصاویر حاصل از اعمال الگوریتم‌های (الف) SCS؛ (ب) SID؛ (ج) SVM؛ (د) MLP؛ (ه) روش پیشنهادی و (و) نقشه واقعیت زمینی

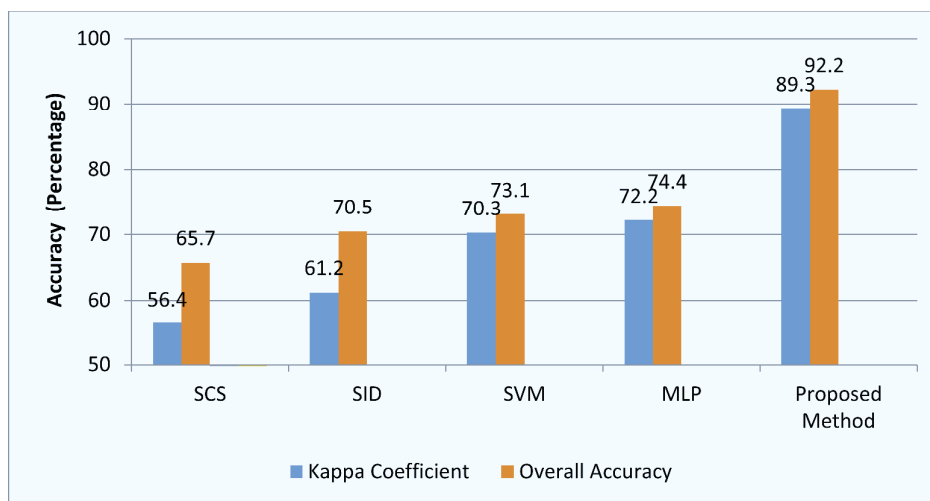
۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با ظهور فناوری‌های نوین در سنجنده‌ها و روش‌های برداشت داده‌های سنجش از دور فراطیفی، داده‌هایی با قدرت تفکیک مکانی زیاد به‌عنوان منابع با ارزشی برای آشکارسازی و تشخیص عوارض موجود مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های مختلفی بر پایه 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 شده که استفاده از روش‌های طیفی- مکانی در دهه‌های اخیر اهمیت شایان توجهی پیدا کند. استفاده از اطلاعات مکانی به‌خصوص در مورد تصاویر اخذشده 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 پژوهش راهبرد استفاده از اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی برای بهبود آشکارسازی هدف در تحلیل تصاویر فراطیفی بررسی شد. برای این منظور از الگوریتم طیفی- مکانی هرمی مبتنی بر نشانه که در فرایند طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌شود، برای آشکارسازی بام ساختمان‌ها استفاده شد. در روش پیشنهادی دو نقشه طبقه‌بندی

هر حد آستانه را تشکیل داده، سپس مقدار ضریب کاپا را برای هر ماتریس خطا محاسبه کرد. مقدار ماکزیمم ضریب کاپا، حد آستانه بهینه را مشخص می‌کند.

شکل ۶ مقادیر پارامترهای دقت کلی و ضریب کاپا پنج الگوریتم پیاده‌سازی شده بر روی تصویر اولیه را نشان می‌دهد. همچنان که از شکل ۶ مشخص است به‌کارگیری هم‌زمان اطلاعات طیفی و مکانی در روش پیشنهادی باعث افزایش دقت آشکارسازی شده است که این افزایش در پارامتر دقت کلی به ترتیب حدود ۲۶، ۲۲، ۱۹ و ۱۸ درصد نسبت به الگوریتم‌های SCS، SID، SVM و MLP است. نتایج به‌دست‌آمده اهمیت استفاده از اطلاعات مکانی در عملیات آشکارسازی را نشان می‌دهد.

با مقایسه پنج الگوریتم آشکارسازی مطرح‌شده می‌توان نتیجه گرفت از آنجاکه نقشه واقعیت زمینی در تمامی الگوریتم‌ها یکی بوده 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. همچنین از علل پایین بودن دقت کلی نتایج می‌توان به پیچیدگی زیاد تصویر و همچنین پایین بودن دقت نقشه واقعیت زمینی آن اشاره کرد.



شکل ۶. ارزیابی دقت

۷- منابع

- Akbari, D., 2019, **Improved Neural Network Classification of Hyperspectral Imagery using Weighted Genetic Algorithm and Hierarchical Segmentation**, IET image processing, 13, pp. 2169-2175.
<https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2018.5693>
- Akbari, D., Safari, A.R. and Homayouni, S., 2014, **A Combination of Spectral-Spatial Detection Methods of Hyperspectral Images for the Better Separation of Special Buildings' Roofs in Urban Area**, J. Geomatics Sci. Technol., 4, pp. 1-10.
<http://jgst.issgeac.ir/article-1-238-en.html>
- Bhattacharya, B.K., Green, R.O., Rao, S., Saxena, M., Sharma, S., Kumar, K.A., Srinivasulu, P., Sharma, S., Dhar, D. and Bandyopadhyay, S., 2019, **An Overview of AVIRIS-NG Airborne Hyperspectral Science Campaign over India**, Curr. Sci., 116, pp. 1082-1088.
<https://www.jstor.org/stable/27138000>
- Bradley, A.P., 1997, **The Use of the Area Under the ROC Curve in the Evaluation of Machine Learning Algorithms**, Pattern Recognit., 30, pp. 1145-1159.
[https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00142-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00142-2)
- Carvalho, O.A. and Meneses, P.R., 2002, **Spectral Correlation Mapper (SCM): An Improvement on the Spectral Angle Mapper (SAM)**, Asa Norte, 70910-900, Brasilia, DF, Brasil.
- Chang, C.I., 2003, **Hyperspectral Imaging: Techniques for spectral Detection and Classification**, Orlando, FL: Kluwer Academic.
<https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9170-6>
- Chang, C.I. and Chiang, S.S., 2002, **Anomaly Detection and Classification for Hyperspectral Imagery**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 40, pp. 1314-1325.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.800280>
- Chang, C.I., Heinz, D.C., 2000, **Constrained Subpixel Target Detection for Remotely Sensed Imagery**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 38, pp. 1144-1059.
<https://doi.org/10.1109/36.843007>

در انتخاب نشانه‌ها و قانون تصمیم رأی اکثریت در مورد الگوریتم قطعه‌بندی هرمی اولیه به کار گرفته شد. برای این منظور در ترکیب نقشه‌های طبقه‌بندی MLP و SVM از احتمال شرطی و انتخاب بالاترین احتمال تعلق هر پیکسل به یک کلاس استفاده می‌شود. روش پیشنهادی بر روی تصویر فراطیفی CASI پیاده‌سازی شد و آزمایش‌ها برتری کمی و کیفی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های SID، SCS، SVM و MLP را نشان داد که خود نشان‌دهنده اهمیت به‌کارگیری اطلاعات مکانی در فرایند آشکارسازی است، درحالی‌که چهار الگوریتم دیگر برای آشکارسازی فقط به اطلاعات طیفی هدف مورد نظر نیاز دارند.

در نظر است در پژوهش‌های 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 تمرکز بیشتر بر الگوریتم‌های مکانی خطاهای فوق را کم کرد. بدین منظور می‌توان برای دخالت همبستگی‌های مکانی به روش‌هایی مانند بخش‌بندی بهینه تصویر به نواحی همگون با توجه به مشخصات طیفی و بافتی اشاره کرد تا براساس این نواحی همگون بتوان آشکارسازی طیفی را با صحت بالاتری به انجام رسانید و یا با به‌کارگیری مفاهیم آنالیز حد تفکیک چندگانه، مثلاً با استفاده از ابزار موجک به بهبود آشکارسازی طیفی پرداخت؛ همچنین عواملی را بررسی کرد که موجب اریب شدن برآوردهای کمترین مربعات در مسئله جداسازی طیفی می‌شوند، مانند پارامترهای اضافه و وابستگی طیفی.

۶- سپاسگزاری

در اینجا لازم می‌دانیم از دکتر میچل رکس به خاطر در اختیار قرار دادن داده‌های مورد استفاده و دانشگاه زابل (IR-UOZ-GR-4685) به دلیل حمایت مالی در انجام این پژوهش، تشکر و قدردانی کنیم.

- Cheng, G. and Han, J., 2016, **A Survey on Object Detection in Optical Remote Sensing Images**, ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 117, pp. 11–28.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.014>
- Cristianini, N. and Shawe-Taylor, J., 2000, **An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods**, Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511801389>
- Dos Reis Salles, R., Souza Filho, C.R., Cudahy, T., Vicente, L.E. and Monteiro, L.V.S., 2017, **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., 179, pp. 36–50.
<https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2016.07.002>
- Du, Y., Chang, C.I. and Ren, H., Chang, C.C., Jensen, J.O. and D'Amico, F., 2004, **New Hyperspectral Discrimination Measure for Spectral Characterization**, Optical Engineering, 43, pp. 1777-1786.
<https://doi.org/10.1117/1.1766301>
- Emami, H. and Afary, A., 2007, **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. <https://civilica.com/doc/4132/>
- Freitas, S., Silva, H. and Almeida, J., 2018, **Hyperspectral Imaging for Real-time Unmanned Aerial Vehicle Maritime Target Detection**, J. Intell. Robot Syst., 90, pp. 551–570. <https://doi.org/10.1007/s10846-017-0689-0>
- Freitas, S., Silva, H., Almeida J.M. and Silva, E., 2019, **Convolutional Neural Network Target Detection in Hyperspectral Imaging for Maritime Surveillance**, Int. J. Adv. Robot. Syst., pp. 1-13.
<https://doi.org/10.1177/1729881419842991>
- Frolov, D. and Smith, R.B., 1999, **Locally Adaptive Constrained Energy Minimization for AVIRIS Image**, Eighth JPL Airborne Earth Science (AVIRS), 1.
<http://www.microimages.com/papers>
- Homayouni, S. and Roux, M., 2005, **Hyperspectral Image Analysis for Material Mapping using Spectral Matching**, ISPRS04-Istanbul, GET, Telecom Paris, UMR 5141 LTCI, Department TSI, 46 rue Barrault, France.
- Hou, Y., Zhang, Y., Yao, L., Liu, X. and Wang, F., 2016, **Mineral Target Detection based on MSCPE_BSE in Hyperspectral Image**, In Proceedings of the 2016 IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symposium (IGARSS), Beijing, China, pp. 1614–1617.
<https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729412>
- Jang, J.S.R., 1993, **ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems**, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., 23, pp. 665-685.
<https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Jha, S.S. and Nidamanuri, R.R., 2020, **Gudalur Spectral Target Detection (GST-D): A New Benchmark Dataset and Engineered Material Target Detection in Multi-Platform Remote Sensing Data**, Remote Sens., 12, pp. 2145.
<https://doi.org/10.3390/rs12132145>
- Kanjir, U., Greidanus, H. and Oštir, K., 2018, **Vessel Detection and Classification from Space borne Optical Images: A Literature Survey**, Remote Sens. Environ., 207, pp. 1–26. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.033>
- Landgrebe, D., 1999, **Some Fundamentals and Methods for Hyperspectral Image Data Analysis**, SPIE Int. Symp. On Biomedical Optics (Photonics West), San Jose CA, Proc. SPIE, 3603, pp. 104-113.
<https://doi.org/10.1117/12.346731>
- Ren, S., He, K. and Girshick, R., 2017, **Faster R-cnn: Towards Real Time Object Detection with Region Proposal Networks**, IEEE Trans. Pattern Anal., 39, pp. 1137–1149.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.01497>
- Rosenfield, G.H., Fitzpatrick-Lins, K., 1986, **A Coefficient of Agreement as a Measure of Thematic Classification Accuracy**, Photogrammetric Eng. Remote Sensing., 52, pp. 223-227.
- Tarabalka, Y., Tilton, J.C., Benediktsson, J.A. and Chanussot, J.A., 2011, **Marker-Based**

- Approach for the Automated Selection of a Single Segmentation from a Hierarchical Set of Image Segmentations**, IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens, 5, pp. 262-272.
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2011.2173466>
- Tilton, J., 2003, **Analysis of hierarchically related image segmentations**, in Proc. IEEE Workshop Adv. Tech. Anal. Remotely Sensed Data, pp. 60-69.
<https://doi.org/10.1109/WARSD.2003.1295173>
- Tilton, J., 2009, **RHSEG User's Manual: Including the Core RHSEG Open Source Release, HSEGExtract, HSEGReader and HSEGViewer**.
- Van der Meer, F., 2006, **The Effectiveness of Spectral Similarity Measures for the Analysis of Hyperspectral Imagery**, Int. J. Appl. Earth Observation Geoinformation., 8, pp. 3-17.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2005.06.001>
- Yadav, D., Arora, M.K., Tiwari, K.C. and Ghosh, J.K., 2018, **Parameters Affecting Target Detection in VNIR and SWIR Range**, Egypt. J. Remote Sens. Space Sci., 21, pp. 325-333.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.08.004>
- Zhang, X., Nansen, C. and Aryamanesh, N., 2015, **Importance of Spatial and Spectral Data Reduction in the Detection of Internal Defects in Food Products**, Appl Spectrosc., 69, pp. 473-480.
<https://doi.org/10.1366/14-07672>