



A fuzzy-statistical segmentation of Sentinel 2 satellite images to determine the mineral pollution of coal in Damghan

Seyed Amir mahmood Razaviyan¹, Alireza Arab-Amiri², Abolghasem Kamkar Rouhani³, Meysam Davoodabdi Farahani⁴

1. Ph.D. student, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran
2. Associate Professor, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran, Alirezaarabamiri@yahoo.com
3. Professor, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran
4. Assistant Professor, Department of Remote sensing, Hekmat institute of higher education, Qom, Iran

Received: 2024/03/15 - Accepted: 2025/01/29

1- Introduction

Human activities, such as mining, constructing highways, and building infrastructures like dams and industrial facilities, have caused significant damage to many natural ecosystems. In addition to disrupting the balance of these ecosystems, some of these activities have led to considerable pollution. Traditional methods, such as geostatistics and geophysics, while helpful in identifying contaminated areas and measuring the extent of pollution, are often costly, time-consuming, and come with various limitations. To address these limitations, remote sensing data can provide an effective solution. The foundation of remote sensing lies in the spectral frequencies or images captured through satellite or drone equipment. Remote sensing data processing methods for identifying the type and estimating the extent of soil contamination fall into three main categories: physical models, mathematical models, and physics-based mathematical models. Given the various challenges associated with remote sensing of pollution in mining areas and their surroundings and the limited research conducted—particularly in Iran—this study addresses a critical important important important necessary conducted undertaken—particularly in Iran—this study addresses the essential gap. Iran hosts numerous mining sites in or near critical environmental ecosystems, making pollution management in these areas a pressing issue. This research proposes a method combining fuzzy clustering and edge-based features to identify surface and physical soil contamination caused by mining activities and coal-washing waste from the eastern Alborz coal preparation plant. This approach uses Sentinel-2 satellite imagery at a 1:100,000 scale for the studied mining area. The study focuses on the eastern Alborz coal mining region in Semnan Province, Iran. This area lies 140 kilometers from the provincial capital, 25 kilometers northeast of Damghan, and 75 kilometers from Shahrood.

2- Materials and Methods

Figure 1 illustrates the block diagram of the proposed method. According to this diagram, the

* Corresponding Author



process begins with receiving satellite imagery across all bands as input. Each band is then individually subjected to sharpening (enhancing edge features) and edge detection processing. The resulting edge images are used as input for the Fuzzy Local Information C-Means (FLICM) clustering algorithm, an improved version of the Fuzzy C-Means (FCM) clustering method [1, 2]. Additionally, superpixel extraction [3, 4] is applied to the images. The results from these two classifications are subsequently fused to produce the final output. Since the boundaries exhibit significant differences and neither can be prioritized over the other, a composite image is initially created at this stage with all the boundaries from both methods. After combining the results of the two methods, the region corresponding to the contamination is identified and extracted as the target segment from the image. In the region extraction stage, candidate areas are selected based on the dominant brightness level, which, in coal regions, is expected to be dark. A threshold is defined to identify these areas. Since the brightness level may not be uniformly black across all pixels in a region, it is assumed that if more than 60% of the pixels fall within the selected threshold range, the region meets the desired brightness criteria. Upon analyzing the results, it was observed that shadowed areas of the image, which appear dark, were also mistakenly identified as contaminated regions using this criterion. These shadowed regions generally have a more uniform texture or, in other words, exhibit relatively low brightness variance, as surface features or materials do not influence their variations. Conversely, if a region shows extremely high pixel variability, it indicates an incorrect selection or improper segmentation and must be excluded. The variance of brightness changes in the selected regions was also considered in addition to brightness levels to address this issue. This approach helped eliminate shadowed areas while simultaneously preserving coal regions and actual contamination zones. The final criterion applied is the normalized range of variations. The normalized range of variations is the difference between the maximum and minimum brightness intensity of the selected region, which is calculated and divided by the mean brightness intensity of the region. The resulting value is then used as the selection criterion.

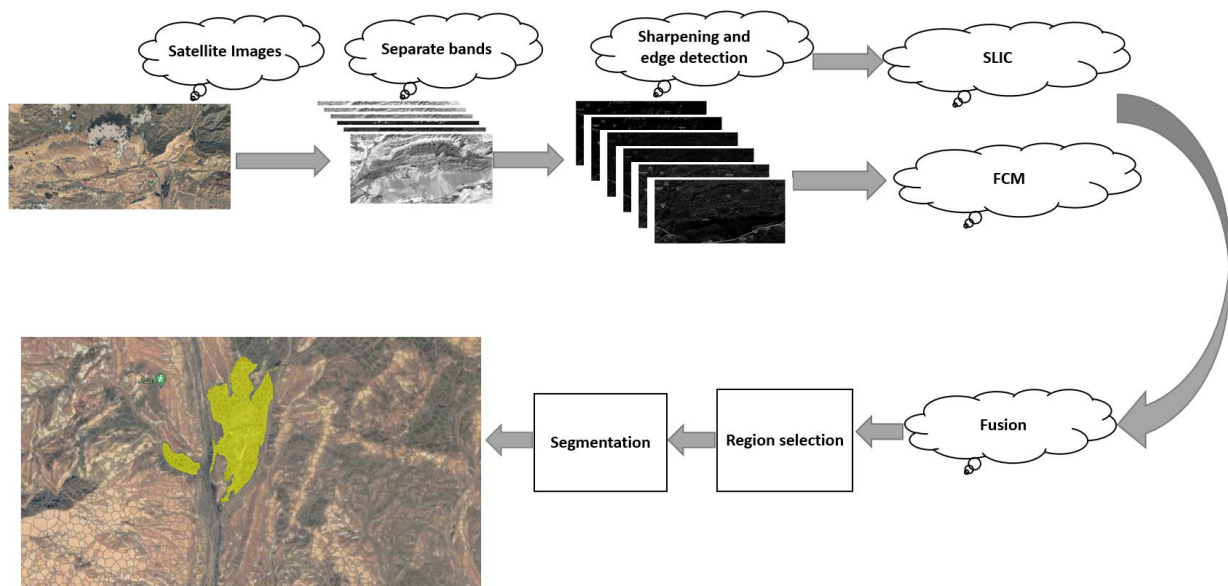


Figure 1: Block diagram of the proposed method

3- Results

In this study, Sentinel-2 satellite images were used. These are multispectral images comprising 13 different bands. Bands 2 through 8A of the Sentinel-2 satellite were selected, and other bands designed explicitly for detecting clouds, water vapor, and airborne particles were not considered for the segmentation process. Two operators were considered for segmentation: combining the RGB

and infrared band with equal weighting and using the maximum intensity from the RGB and infrared band to represent each point simultaneously. The final result is presented in Figure 2. A field experiment of 20 randomly sampled points from the selected region confirmed the accuracy of the area identified by the proposed method.

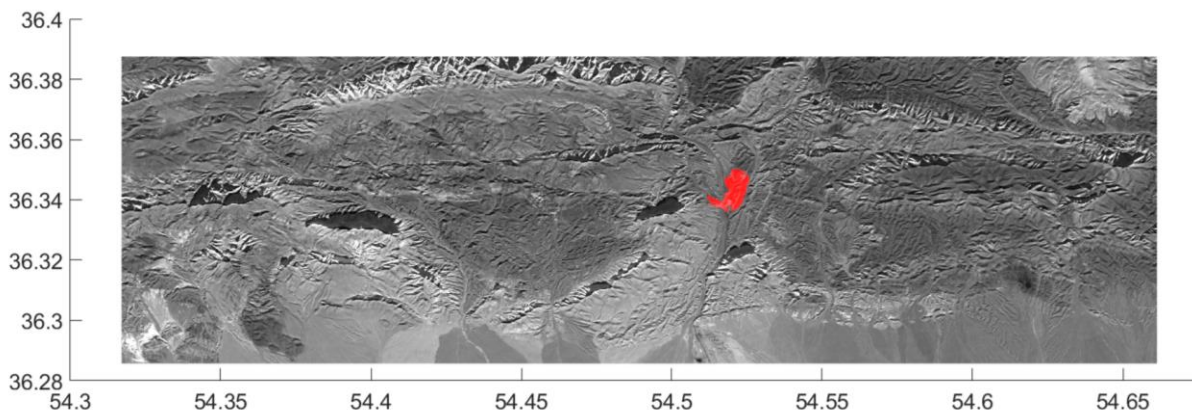


Figure 2: Final segmented image

4- Conclusion

This study proposed a method based on processing multispectral satellite imagery and remote sensing for segmenting contaminated areas at a 1:100,000 scale in Damghan. After processing steps and threshold analysis in the panchromatic image, the resulting image was refined by considering the maximum brightness intensity of the bands at a 10-meter wavelength and using cloud-free, clear images of the region to produce an initial segmentation of the area. After the segmentation of the region was determined, statistical features such as brightness intensity, brightness variance, and normalized brightness variation range were used to differentiate between shadows caused by terrain features and the contaminated areas associated with coal waste. Ultimately, the quality of the final segmentation was evaluated using various threshold levels and methods, with all conditions analyzed in detail. The output quality achieved by this method in the studied mining area is comparable to the latest manual visual techniques and demonstrates high accuracy. Additionally, given its reliance on the visual spectrum in satellite imagery, the proposed method can be applied to detect any mining contamination with brightness intensity distinct from the surrounding region, demonstrating notable flexibility. As a suggestion for future research, this method could be implemented in similar mining areas across the country, such as Parvadeh in Tabas, to identify and map the locations of their contamination deposits.

References

1. Song, J., Cong, W., & Li, J. (2017). A Fuzzy C-means Clustering Algorithm for Image Segmentation Using Nonlinear Weighted Local Information. *J. Inf. Hiding Multim. Signal Process.*, 8(3), 578-588.
2. Song, Q., Wu, C., Tian, X., Song, Y., & Guo, X. (2022). A novel self-learning weighted fuzzy local information clustering algorithm integrating local and non-local spatial information for noise image segmentation. *Applied Intelligence*, 1-22.
3. Wu, X., Zhang, X., & Lin, H. (2018). Superpixel Based Factor Analysis and Target Transformation Method for Martian Minerals Detection. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 1901-1906.
4. Gay, R., Lecoutre, J., Menouret, N., Morillon, A., & Monasse, P. (2022). Bilateral K-Means for Superpixel Computation (the SLIC Method). *Image Processing On Line*, 12, 72-91.



مقاله پژوهشی

ارایه رویکرد قطعه‌بندی فازی - آماری تصاویر ماهواره سنتینل ۲ با هدف مشخص کردن آلودگی معدنی زغال‌سنگ در محدوده دامغان

سید امیر محمود رضویان^۱، علی‌رضا عرب امیری^{۲*}، ابوالقاسم کامکار روحانی^۳، میثم داودآبادی^۴

۱. دانشجوی دکترا، دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، Amirmahmood.razavian@gmail.com

۲. دانشیار، دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، Alirezaarabamiri@yahoo.com

۳. استاد، دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، kamkar@shahroodut.ac.ir

۴. استادیار، موسسه آموزش عالی غیرانتفاعی حکمت، قم، Meysam.davoodabadi@yahoo.com

دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۲۴ - پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۱۰

چکیده

تصاویر ماهواره‌ای و عکس‌های هوایی ابزار مهمی در پروژه‌های اکتشاف مواد معدنی، بررسی‌های زیست محیطی و پایش آلودگی‌اند. از آن‌ها می‌توان به روش‌های مختلفی استفاده کرد زیرا دسترسی زمین‌شناسان و دیگر متخصصان را به مسیرها، جاده‌ها، مناطق صعب‌العبور و مناطق مسکونی فراهم می‌کنند. همچنین این تصاویر برای نقشه‌برداری معدن و دسترسی بالقوه به مناطق اکتشافی و در نظر گرفتن تأثیرات زیست‌محیطی یک پروژه، گام بزرگی است. تصاویر ماهواره‌های سنتینل به دلیل باندهای فرکانسی متعددی که ماهواره برداشت می‌کند و به زمین‌شناسان، دانشمندان و متخصصان امکان تفسیر طول موج‌هایی را می‌دهد که توسط چشم انسان قابل مشاهده نیستند، بسیار مفید است. خاک به عنوان یک منبع ارزشمند تولید منابع غذایی در طبیعت محسوب می‌شود و پایش آلودگی آن هنگام فعالیت‌های معدنی بسیار مهم است. به دلیل مشکلات و هزینه‌های روش‌های سنتی مانند زمین‌آمار و ژئوفیزیک و با توجه به پتانسیل بالای فناوری سنجنش از دور و داده‌های ماهواره‌ای چندطیفی این امکان فراهم است تا ویژگی‌های خاک و آلودگی آن را در سطح وسیع‌تر، با هزینه و زمان کمتر برآورد شود. با توجه به توضیحات فوق در این تحقیق از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ برای تهیه نقشه آلودگی سطحی و فیزیکی معدن زغال‌سنگ در منطقه دامغان، استفاده شده است. روش استفاده شده در این تحقیق ترکیب گرادیان سوبل و خوشه‌بندی فازی با توجه به قابلیت‌های عملگر گرادیان در نشان دادن مرزهای تغییرات و خوشه‌بندی فازی در دسته‌بندی مرزها بوده است. نتایج بدست آمده نشان داد، روش پیشنهادی می‌تواند با خطای حدود ده متر، مرزهای مناطق آلوده و سایر قسمت‌های منطقه را از یکدیگر تفکیک کند.

کلمات کلیدی

خوشه‌بندی فازی، ماهواره سنتینل ۲، پایش آلودگی، گرادیان سوبل، پردازش تصاویر ماهواره.

۱- مقدمه

استخراج ویژگی جانبی تعیین می‌شوند. در این دسته نوع پردازش، وابسته به نوع داده برداشت شده است و عموماً از داده‌های میدانی یا طیف‌سنجی استفاده می‌شود. داده‌های طیف‌سنجی شامل داده‌های آزمایشگاهی و میدانی طیف‌سنج است. روش‌های پردازش داده‌های سنجش از دور برای تشخیص نوع و برآورد میزان آلودگی خاک شامل سه گروه مختلف است:

مدل‌های فیزیکی؛ در این روش‌ها مشخصه‌های آلودگی با بازتابندگی از سطح خاک سنجیده می‌شود. مدل‌های استفاده شده در این بخش کاملاً فیزیکی است، مانند مدل‌های تابع توزیع بازتاب دو طرفه^۱ و مدل‌های ارتعاش اتمی که باعث تولید نور می‌شوند.

مدل‌های ریاضی؛ این مدل‌ها نیازمند دانش اولیه‌اند و این دانش می‌تواند به هر صورتی باشد. اغلب این اطلاعات از طریق اندازه‌گیری زمینی تولید می‌شوند.

مدل‌های ریاضی مبتنی بر فیزیک: این مدل‌ها ترکیب دو حالت بالا است و به صورت همزمان هم از دانش فیزیکی و هم از روش‌های ریاضی برای تشخیص آلودگی استفاده می‌کنند.

با توجه به چالش‌های مختلفی که در سنجش از دور آلودگی مناطق معدنی و حاشیه آن‌ها وجود دارد و کار بسیار اندک انجام شده به ویژه در ایران، از سوی دیگر وجود سایت‌های معدنی بسیار زیاد در مجاورت و داخل اکوسیستم‌های محیطی مهم ایران که بحث مدیریت آلودگی در معادن و مناطق اطراف آن‌ها را بسیار جدی کرده است در این تحقیق روشی برای مشخص کردن مناطق آلوده سطحی و فیزیکی خاک که بدلیل فرآوری‌های معدنی و باطله‌های فرآیند زغال‌شویی البرز شرقی بوجود آمده‌اند، بر اساس تصاویر ماهواره سنتینل ۲ در برگه ۱:۱۰۰۰۰۰ دامغان پیشنهاد شده است. نوآوری‌های موجود در این تحقیق به شرح زیر است:

- پردازش طیف‌های مختلف تصویر ماهواره به صورت مجزا با هدف تجمیع نتایج نهایی و بالا بردن دقت
- استفاده از ترکیب عملگرگردایان و خوشه‌بندی فازی برای بالا بردن دقت مرزبندی
- تجمیع وزن‌دار نتایج با در نظر گرفتن طیف‌های آلودگی‌های غالب منطقه

هرگونه وارد کردن سموم به محیط طبیعی که تناسب آن را برای سکونت انسان کاهش دهد، آلودگی نامیده می‌شود. اساساً مفهوم محیط زیست و حفظ آن، بسیار مهم است زیرا همه موجودات زنده برای بقا به آن وابسته‌اند و نادیده گرفتن آن سلامت انسان و موجودات زنده را چالش برانگیز می‌کند. اگرچه محیط زیست می‌تواند در حالت طبیعی خود باقی بماند اما دخالت انسان (برای نمونه استخراج معادن، ایجاد بزرگراه‌ها و احداث سازه‌هایی مانند سد و صنایع مختلف) به بسیاری از اکوسیستم‌ها آسیب جدی وارد کرده است. برخی از این فعالیت‌ها علاوه بر برهم‌زدن نظم اکوسیستم، باعث ایجاد آلودگی قابل توجهی نیز شده است که جو سیاره را مختل کرده است [۱-۲]. محیط‌های مختلف به صورت‌های گوناگون، تحت تاثیر آلودگی قرار می‌گیرند، برای نمونه نوع آلودگی در خاک و آب با یکدیگر متفاوت است. در فعالیت‌های معدنی چهار مرحله اکتشاف و گمانه زنی اولیه، استخراج مواد معدنی، حمل و نقل و در نهایت فرآوری ماده معدنی خام و استحصال محصول نهایی وجود دارد. چندین تاثیر زیست‌محیطی با این فرآیندها همراه است. در مرحله فرآوری سنگ معدن حجم بالایی از ضایعات تولید می‌شود. با کاهش بیشتر ذخایر سنگ معدنی با عیار بالا، ذخایر با عیار پایین‌تر استفاده می‌شود و ضایعات بیشتری نیز تولید می‌شود.

استفاده از روش‌های معمول مانند زمین‌آمار، ژئوفیزیک و نظایر آن برای یافتن مناطق آلوده و میزان آلودگی هزینه‌بر، زمان‌بر و دارای محدودیت‌های مختلفی است. برای این منظور استفاده از داده‌های سنجش از دور راهکار مناسبی برای حل محدودیت‌های این روش‌ها است. اساس سنجش از دور بر طیف فرکانسی یا تصاویر برداشت شده از طریق تجهیزات ماهواره‌ای یا پهباد است. با تحلیل طیف تصاویر برداشت شده از منطقه مورد نظر یا سایت معدنی می‌توان راجع به مناطق آلوده، نوع و میزان آلودگی اظهار نظر کرد [۳].

روش‌های برآورد آلودگی و یافتن مناطق آلوده به وسیله طیف و با داده‌های سنجش از دور، دسته‌بندی‌های مختلفی دارند. در برخی روش‌ها، نوع آلودگی و میزان آن به صورت مستقیم از داده‌ها اندازه‌گیری می‌شود مانند کربنات‌ها، کربن آلی، مواد رسی، آهن خاک، رنگ خاک و نظایر آن در دسته دیگر ویژگی‌های خاک به صورت غیرمستقیم و از طریق

¹ Bidirectional reflectance distribution function (BRDF)

۲- مرور مطالب قبلی

برای بسیاری از معادن، دستیابی آسان به پهنه معدن و توسعه زیرساخت‌ها مانند جاده‌های دسترسی، سدهای باطله، آسیاب، سکو، محل تجمع سنگ باطله و مناطق قابل استخراج نیاز به روبره‌برداری دارد. این روبره‌برداری خود یکی از موارد ایجاد آلودگی است. در برخی از کشورها مانند ماداگاسکار، روبره‌برداری زمین به دلیل استخراج معادن عامل اصلی از بین رفتن، تخریب و تکه تکه شدن زیستگاه جنگلی است [۶-۴]. در کویین‌تاون استرالیا بیش از یک قرن استخراج و ذوب سنگ معدن، منجر به باران‌های اسیدی شده که دامنه‌های تپه‌های اطراف را تقریباً از پوشش گیاهی خالی کرده و منظره‌ای در تضاد کامل با جنگل‌های بارانی معتدل که در مرکز تاسمانی رایج است، بوجود آورده است [۷]. قرار گرفتن خاک در معرض فلزات سنگین باطله‌های معدن و سدهای باطله، خطر بیشتری برای آلودگی خاک ایجاد می‌کند. عمدتاً این فلزات در آب جمع می‌شوند و در مناطق اطراف رسوب و خاک را آلوده می‌کنند. سازه‌های ساخته شده برای سد باطله نیز در معرض خطر فرسایش و شکست قرار دارند که می‌تواند منجر به رسوب عناصر سنگین در خاک شود [۸]. با این حال، در همه موارد تغییرات انجام شده در پوشش گیاهی اطراف معادن مشهود نیست. تغییرات در برخی از معادن کاملاً واضح است، در حالی که برای برخی دیگر ممکن است نیاز به تایید نتایج پردازش تصویر با بازرسی چشمی یا منابع دیگر وجود داشته باشد تا مشخص شود که تغییرات اندازه‌گیری شده تا چه اندازه به طور مستقیم یا غیرمستقیم ناشی از استخراج یا فرآوری مواد معدنی بوده است. پردازش تصاویر ماهواره با هدف تشخیص چنین مواردی در برخی تحقیقات مد نظر قرار گرفته است. برای نمونه [۹] تاثیر پروژه‌های معدنی را در جنگل آمازون با تصاویر ماهواره‌ای بررسی کرده است. ورنر^۱ و همکاران [۱۰] در یک مقاله مروری به ارزیابی اثرات معدن با استفاده از GIS^۲ و سنسجش از دور پرداختند. آگبوآلا^۳ و همکاران [۱۱] در یک مقاله مروری روش‌های ارزیابی و مانیتورینگ معادن را بررسی کردند. روش‌های پردازش تصویر در این تحقیق مد نظر بوده است.

زو و همکاران^۴ [۱۲]، چاله‌های روباز معدنی را به عنوان یکی از جدی‌ترین انواع آسیب‌های معدنی که به محیط زیست وارد می‌شود، بررسی کردند. در این مطالعه، کیفیت اکولوژیکی یک منطقه معدنی با استفاده از شاخص اکولوژیکی سنسجش از دور بهبود یافته به دست آمده است. این مطالعه از تصاویر ماهواره‌های لندست ETM, OLI, TIRS برای ارزیابی کیفیت اکولوژیکی یک منطقه معدنی استفاده کرده است. این روش اطلاعات ارزشمندی در مورد محیط زیست اطراف معادن گودال روباز ارایه می‌دهد که می‌تواند برای نظارت سریع و موثر بر محیط زیست در مناطق معدنی مورد استفاده قرار گیرد.

تشخیص مناطق با آموزش حداقل در تصاویر سنسجش از راه دور مهم است زیرا به اطلاعات اولیه اندکی نیاز دارد. روش‌های موجود معمولاً دو مشکل دارند. اولین مشکل این است که بسیاری از روش‌ها، مناطق را صرفاً بسته به نمره اطمینان کلاس استخراج می‌کنند و این معیار به دلیل شباهت بین طبقاتی و تنوع درون‌طبقه‌ای دقیق نیست. مشکل دوم این است که قطعه‌بندی در این روش صرفاً به پیشنهادها تولید شده با الگوریتم جستجوی انتخابی تکیه می‌کند که دقت آن معمولاً کافی نیست [۱۳]. کیان^۵ و همکاران برای حل این نقاط ضعف، یک ماژول استخراج برچسب شبه هدایت شده با تقسیم‌بندی معنایی (SGPLM) پیشنهاد دادند که از یک معیار جدید به نام نمره اطمینان خاص کلاس برای قطعه‌بندی تصویر استفاده می‌کند. نمره اطمینان خاص از نمره اطمینان کلاس و نمره همپوشانی تشکیل شده است که از طریق تقسیم‌بندی معنایی نظارت ضعیف محاسبه می‌شود [۱۴].

تغییرات پوشش ده ساله زمین در معادن سنگ جنوب شرقی چین از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۰ بر اساس تصاویر سنسجش از دور ماهواره‌ای چند طیفی از جمله SPOT2, ALOS و Landsat-7 در [۱۵] مورد بررسی قرار گرفته است. طبقه‌بندی شی‌گرا با استفاده از درخت تصمیم و رویکردهای گذشته‌نگر برای استخراج پوشش زمین و تغییر اطلاعات برای دوره ده ساله استفاده می‌شده است. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که مساحت معدن سنگ در طول دوره ده ساله تقریباً چهار برابر شده است.

ژائو^۶ و همکاران [۱۶] بدلیل آن که جاده‌های معدنی روباز

⁴ Zhu

⁵ Qian

⁶ Xiao

¹ Werner

² Geographic Information System

³ Agboola

اطلاعات خط سقف برش زغال‌سنگ^۵ را به‌دست آوردند.

بر اساس بررسی انجام شده می‌توان دید در تحقیقات پردازش تصاویر ماهواره‌ای و سنجش از دور، یادگیری عمیق و ویژگی‌های مبتنی بر لبه، بافت و فرکانس متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده بوده‌اند. به عنوان شاخص‌های ارزیابی متداول‌ترین پارامتر، خطای مشخص کردن مرز ناحیه و یا از دست دادن برخی نواحی بوده است. در تحقیق حاضر به صورت همزمان هم مشخص کردن درست نواحی و هم دقت مشخص کردن مرز ناحیه‌ها در قطعه‌بندی مد نظر قرار گرفته است. با توجه به این موضوع، در تحقیق پیش‌رو از ترکیب خوشه‌بندی فازی و ویژگی‌های لبه برای قطعه‌بندی تصاویر و تفکیک نواحی آلوده استفاده شده است.

۳- مواد و روش‌ها

شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. بر اساس بلوک دیاگرام، در روش پیشنهادی ابتدا تصویر ماهواره در تمامی باندها به عنوان ورودی دریافت شده و سپس باندهای مختلف آن به صورت مجزا تحت پردازش شارپ کردن^۶ (برجسته کردن لبه‌ها) و تشخیص لبه‌ها قرار می‌گیرد. تصاویر لبه به عنوان ورودی به طبقات کلاسه‌بند فازی و استخراج سوپر پیکسل اعمال و نتیجه این دو طبقه در فیوژن با یکدیگر ترکیب می‌شود. پس از آن که نتایج دو مرحله با یکدیگر ترکیب شد، ناحیه مربوط به آلودگی انتخاب و به عنوان قطعه مورد نظر از تصویر جدا می‌شود. در این مرحله کار قطعه‌بندی تصویر به پایان رسیده است. تمامی پردازش‌های این مطالعه با نرم‌افزار متلب 2023b بوده است. در صورت لزوم برای برش دادن و اعتبارسنجی نتیجه نهایی از نرم‌افزار ENVI 5.6 کمک گرفته شده است.

۳-۱- منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه، منطقه زغالی البرز شرقی در استان سمنان است که در ۱۴۰ کیلومتری مرکز استان، ۲۵ کیلومتری شمال شرقی شهر دامغان و به فاصله ۷۵ کیلومتر از شهر شاهرود قرار دارد. منطقه البرز شرقی دارای چهار بخش اصلی زغالی کلاریز، پشکلات، رزمجا و ممدویه است که در شمال منطقه مهماندوست شهرستان دامغان قرار دارند. نزدیک‌ترین

هیچ لبه جاده واضحی ندارند و تداخل پس زمینه بیشتری دارند یک شبکه عصبی کانولوشن به نام RATT-UNet که ترکیبی از اتصال باقیمانده، مکانیزم توجه و U-Net است، برای قطعه‌بندی جاده معدن بر اساس تصاویر ماهواره با وضوح بالا پیشنهاد دادند. U-Net یک شبکه عصبی کانولوشنی است که برای قطعه‌بندی تصاویر زیست پزشکی در دانشگاه فرایبورگ توسعه یافته است. این شبکه تماما کانولوشنی است و معماری آن برای کار با تصاویر آموزشی کمتر و ارایه بخش‌بندی‌های دقیق تر توسعه یافته است که در سنجش از دور و قطعه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای در کاربردهای معدنی نیز در تحقیقات متعددی مورد استفاده بوده است [۱۹-۱۷]. برای شناسایی خودکار و پایش دینامیکی معدن روباز استان هوبی، یک مدل استخراج معدن روباز مبتنی بر بهبود ماسک R-CNN (شبکه عصبی کانولوشنال منطقه) و یادگیری انتقالی در [۲۰] پیشنهاد شده است. در این مطالعه مجموعه‌ای از تصاویر ماهواره‌های Gaofen-1، Gaofen-2 و Google Earth با وضوح دو متر گردآوری شده است. در این مقاله، از طبقه‌بندی‌های IMRT، R-CNN و ماشین بردار پشتیبانی استفاده شده است. قطعه‌بندی با استفاده از یادگیری عمیق در تحقیقات سنجش از دور اخیر در حوزه معدن، جایگاه ویژه‌ای داشته است. برای نمونه چن^۱ و همکاران [۲۱] با استفاده از قطعه‌بندی با شبکه‌های عصبی کانولوشنی توانسته‌اند بر اساس تصاویر ماهواره گائوفن ۲ معدن روباز را قطعه‌بندی کنند. مکسول^۲ و همکاران [۲۲] با استفاده از یادگیری عمیق، معدن سطحی را بر اساس نقشه توپوگرافی زمین مشخص کردند. شبکه عمیق استفاده شده UNet بوده است. ژو و همکاران [۲۳] با استفاده از تشخیص لبه و بر اساس تصاویر برداشت شده از راه دور توانستند شکاف‌های موجود در سطح زمین را شناسایی کنند.

ژی^۳ و همکاران [۲۴] با استفاده از پردازش تصاویر ماهواره‌ای با یادگیری عمیق مناطق معدنی روباز را با توجه به تغییر بافت منطقه مشخص کردند. ساختارهای استفاده شده در این تحقیق شامل [۲۵-۲۶] SegNet، [۲۷-۲۹] D-LinkNet و UNet و ترکیب آن‌ها DUSegNet بوده است. محققان در [۳۰] با استفاده از ابر نقاط^۴، جبهه استخراج زغال‌سنگ را بر اساس شبکه عصبی پیچش گراف پویا قطعه‌بندی کردند و

¹ Chen

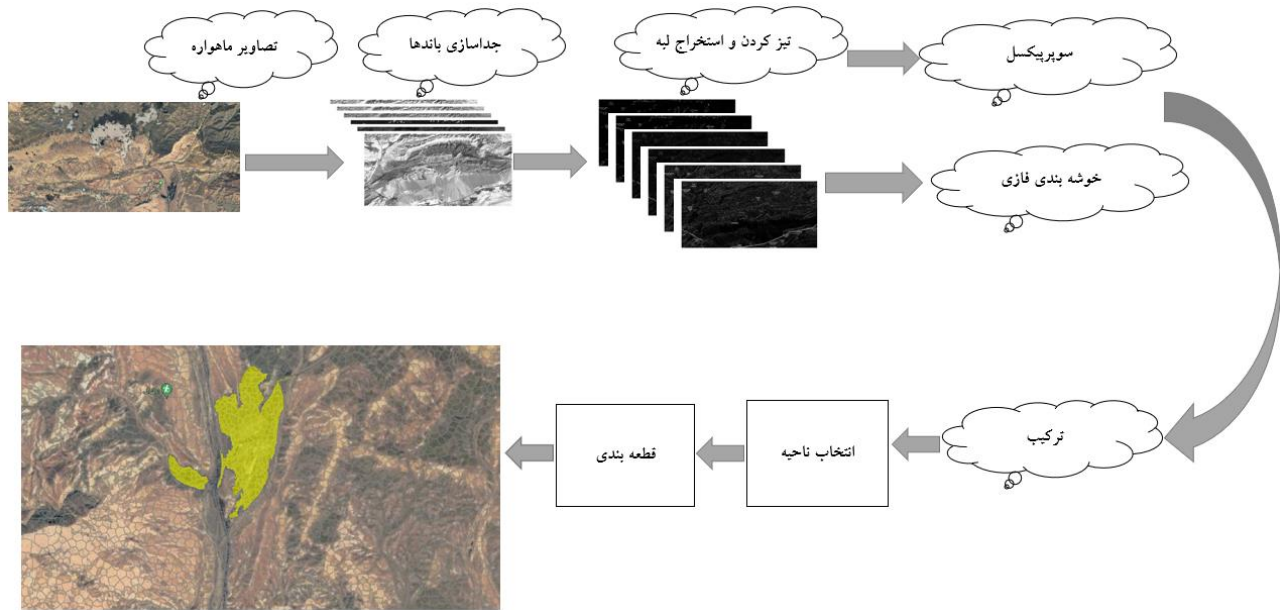
² Maxwell

³ Xie

⁴ Point cloud

⁵ Coal cutting roof line

⁶ Sharpening



شکل ۱- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

کوپرنیک قابل دانلود است. جدول یک باندهای مختلف این ماهواره را نشان می‌دهد.

از باندهای ماهواره سنتینل ۲ باندهای ۲ تا ۸ و ۱۱ و ۱۲ برای این تحقیق کاربرد دارد و سایر باندها که کاربردهای خاص مربوط به تشخیص ابر، بخار آب و ذرات معلق در هوا را دارد در قطعه‌بندی مدنظر نخواهد بود.

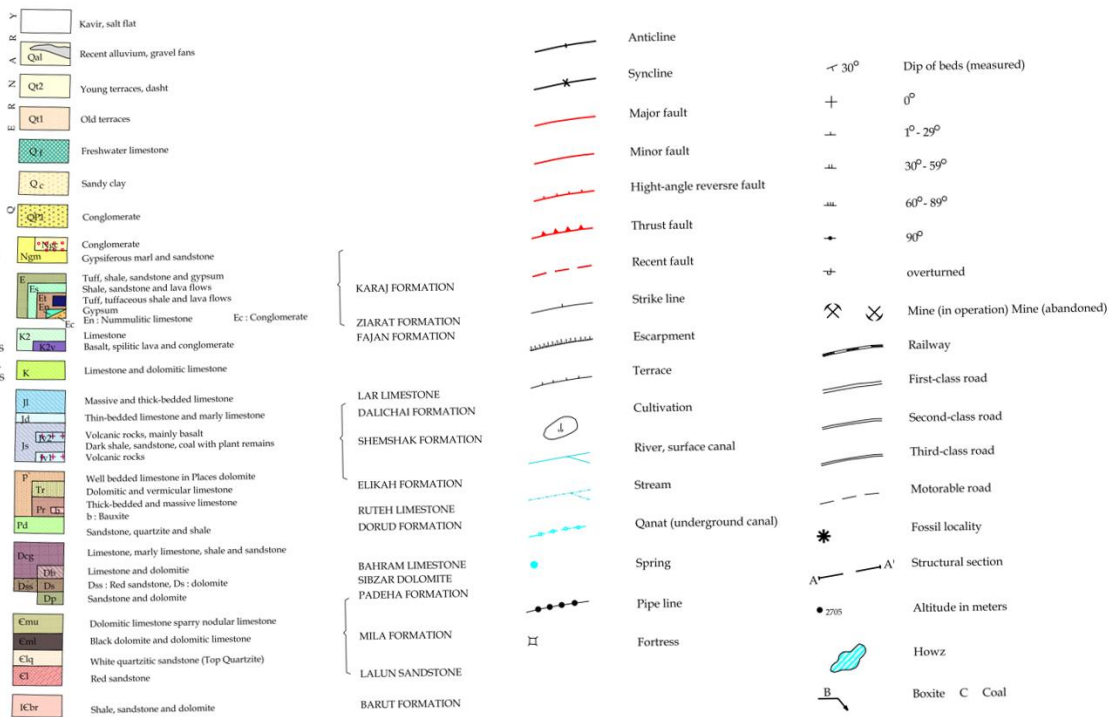
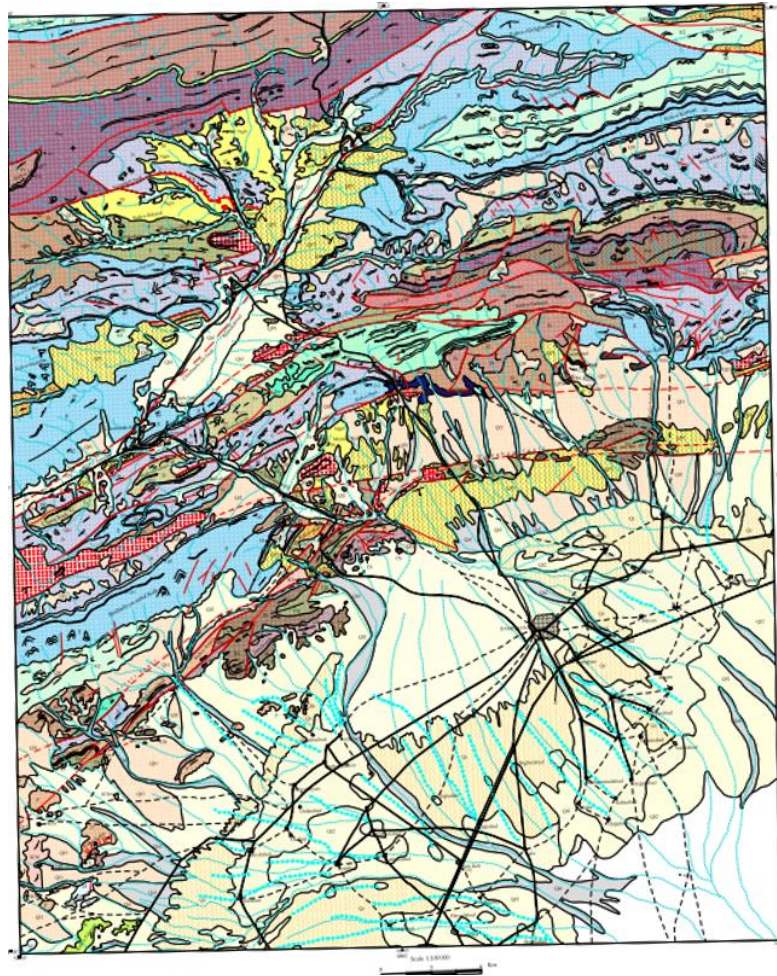
جدول ۱- باندهای مختلف تصاویر ماهواره سنتینل ۲

باند	مشخصه باند	طول موج (میکرومتر)	دقت (متر)
1	آبی خاص (ساحلی و آئروسول)	0.443	60
2	آبی	0.490	10
3	سبز	0.560	10
4	قرمز	0.665	10
5	مادون قرمز نزدیک	0.705	20
6	مادون قرمز نزدیک	0.740	20
7	مادون قرمز نزدیک	0.783	20
8	مادون قرمز نزدیک	0.842	10
8A	مادون قرمز نزدیک	0.865	20
9	مادون قرمز موج کوتاه (بخار آب)	0.945	60
10	مادون قرمز موج کوتاه (سیروس)	1.375	60
11	مادون قرمز موج کوتاه	1.610	20
12	مادون قرمز موج کوتاه	2.190	20

روستاها به این مناطق زغالی، مهماندوست و طزره است. مهماندوست در ده کیلومتری جنوب شرقی منطقه زغالی رزمجا واقع شده است. کارخانه زغال‌شویی البرز شرقی در مسیر روستای مهماندوست- طزره، بعد از روستای مهماندوست و در حدود ۱۱ کیلومتری منطقه رزمجا قرار دارد. باطله‌های فرآیند زغال‌شویی در مجاورت اکسیژن قرار گرفته و در آن‌ها اکسیداسیون انجام می‌گیرد و بر اثر بارش‌های جوی باعث ایجاد زهاب اسیدی می‌شوند. برای شناسایی باطله‌های آلوده‌کننده مانند پیریت و نظایر آن در بدو زمان تشکیل، تحت کنترل بودن محل‌های باطله و کپه‌های فروشویی الزامی است. نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه در شکل ۲ آورده شده است.

۳-۲- تصویر ورودی و باندهای آن

در این مطالعه از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ استفاده شده است. این تصاویر چند طیفی بوده و شامل ۱۳ باند مختلف است. دو بخش ماهواره سنتینل به عنوان بخشی از برنامه پایش زمین اتحادیه اروپا در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۷ به فضا پرتاب شد. هدف اصلی پرتاب این ماهواره پایش سطح زمین، کاربردهای زیست‌محیطی و بررسی تغییرات اقلیمی بوده است. ماهواره سنتینل ۲ که قابلیت تصویربرداری از یک فضای ۲۹۰ کیلومتری سطح زمین را دارد در یک فاصله زمانی ۵ روزه از هر نقطه زمین تصویر برداشت می‌کند. قدرت تفکیک ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متری از جمله مشخصه‌های دیگر این ماهواره است. داده‌های این ماهواره آزاد و رایگان بوده و به راحتی از سایت پروژه



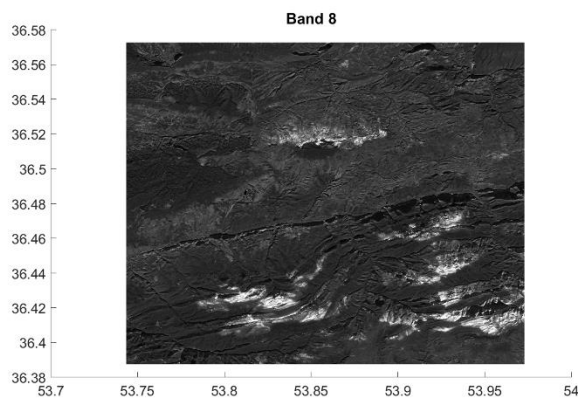
شکل ۲- نقشه زمین شناسی منطقه مورد مطالعه، گرفته شده از سازمان زمین شناسی کشور

است و برای آشکارسازی لبه‌ها بهتر است.

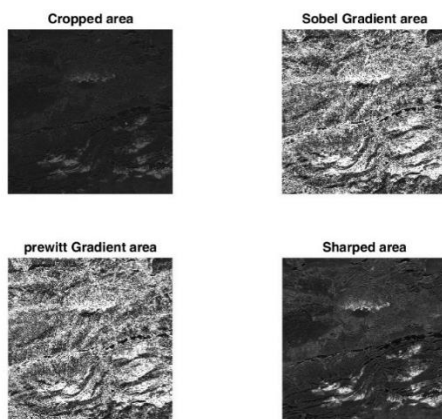
برخی از الگوریتم‌های مرسوم استخراج لبه عبارت از Sobel، Canny، Roberts، Prewitt و Zero-cross است. در این مطالعه از روش سوبل با استفاده از تخمین زدن مشتق استفاده شده است که لبه را در آن نقاطی برمی‌گرداند که گرادیان تصویر ماکزیمم است. شکل ۳ تصویر خاکستری باند ۸ ماهواره سنتینل ۲ منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

پس از اعمال گرادیان سوبل و پروسه تیز کردن، تصاویر حاصل در شکل ۴ آورده شده است. همانطور که در شکل ۴ می‌توان دید نتیجه گرادیان سوبل حاوی جزئیات بیشتری از گرادیان پرویت است.

ترکیب باندی مشابه کاری که در [۳۳] انجام شده بود مرحله بعدی بررسی این تحقیق بوده است. دو عملگر ترکیب باندهای بصری و باند مادون قرمز با وزن مساوی در شکل ۵ و استفاده از ماکزیمم اطلاعات باندهای بصری و باند مادون قرمز به عنوان نماینده هر نقطه در شکل ۶ آورده شده است.



شکل ۳ - باند ۸ تصویر ماهواره سنتینل ۲ از منطقه مورد مطالعه



شکل ۴ - نتیجه مرحله تیز کردن و گرادیان بر روی قسمتی از منطقه مورد مطالعه

۳-۳- تیز کردن و اعمال گرادیان به تصاویر با هدف برجسته کردن لبه‌ها

اگرچه سنتینل ۲، باندهای چندطیفی مختلفی را ارائه می‌دهد، فقدان باند پانکروماتیک تولید مجموعه‌ای از باندهای با وضوح ریز (۱۰ متر) را در این ماهواره غیرفعال می‌کند. برای جبران این ضعف، روش‌های مختلفی برای افزایش وضوح باندهای ۲۰ متری سنتینل ۲ توسعه یافته است. در این مطالعه سه روش مختلف تولید نوارهای پانکروماتیک مدنظر بوده است. روش اول، باند پانکروماتیک را با میانگین‌گیری همه باندهای چندطیفی با دقت ۱۰ متر که شامل باندهای ۲ تا ۴ و باند ۸ می‌شود، تولید می‌کند [۳۳-۳۱]. روش دوم از باند مادون قرمز نزدیک با دقت بالای ۸، به عنوان نوار پانکروماتیک تولید شده از همه باندهای مادون قرمز استفاده می‌کند [۳۵-۳۴]، در حالی که روش سوم از وزن دهی خطی همین باندها استفاده می‌کند [۳۴]. به دلیل وجود همبستگی بالا، باندهای ۶۰ متری در نظر گرفته نمی‌شوند.

برای مقایسه این روش‌ها، سه تکنیک مختلف ترکیب تصویر مانند جایگزینی مولفه، اشباع شدت رنگ؛ روش عددی، فیلتر بالاگذر HPF؛ روش ترکیبی - تبدیل موجک در [۳۳] روی دو تصویر سنتینل ۲ در منطقه مطالعه اعمال شده است. در نهایت در این تحقیق نتیجه‌گیری شده است که مقدار متوسط باندهای بصری و مادون قرمز نزدیک به یک باند پانکروماتیک در مجموعه داده سنتینل ۲ کارایی بهتری دارد.

عملگر استفاده شده دیگر در این مرحله گرادیان سوبل است. گرادیان تصویر به عنوان مشتق اول اغلب برای به دست آوردن لبه‌های تصویر استفاده می‌شود. لبه در تصویر با محاسبه گرادیان تصویر در امتداد افقی و عمودی به دست می‌آید. اگر یک لبه به عنوان تغییر در شدت روشنایی که در طول چند پیکسل دیده می‌شود در نظر گرفته شود، الگوریتم‌های آشکارسازی لبه به طور کلی مشتقی از این تغییر شدت روشنایی را محاسبه می‌کنند (رابطه‌های ۱ و ۲).

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial G}{\partial x} \\ \frac{\partial G}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\nabla f = |\nabla f| = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (2)$$

تعدادی از عملگرهای آشکارسازی لبه بر پایه مشتق اول شدت روشنایی کار می‌کنند. الگوریتم‌های آشکارسازی لبه تصاویر، معمولاً بر اساس مشتق دوم شدت روشنایی کار می‌کنند که در واقع آهنگ تغییرات گرادیان شدت روشنایی

الگوریتم‌ها در پردازش تصویر و بینایی کامپیوتری مانند تقسیم‌بندی تصویر، تجزیه تصویر، برچسب‌گذاری معنایی و طبقه‌بندی، تشخیص و ردیابی اشیا هستند. در واقع، کار کردن در سطح سوپرپیکسل به جای سطح پیکسل معمولی مزایای زیادی دارد. اول اینکه، سوپرپیکسل‌ها اطلاعات بیشتری نسبت به پیکسل‌ها دارند زیرا آن‌ها بهتر از پیکسل منفرد، به مرزهای طبیعی تصویر اشاره می‌کنند. و دیگر اینکه سوپرپیکسل‌ها یک معنای ادراکی دارند زیرا پیکسل‌های متعلق به یک سوپرپیکسل مشخص، ویژگی‌های بصری مشابهی دارند. سوم، سوپرپیکسل‌ها نمایش راحت و فشرده‌ای از تصاویر را ارائه می‌دهند که می‌تواند برای بالا بردن سرعت محاسباتی بسیار مفید باشد زیرا یک گراف سوپرپیکسل گره‌های بسیار کمتری نسبت به گراف پیکسل‌های کل تصویر دارد.

الگوریتم‌های مختلفی برای تقسیم‌بندی تصویر به سوپر پیکسل وجود دارد. الگوریتم^۱ SLIC با قرار دادن سوپرپیکسل اولیه بر روی یک شبکه منظم در داخل تصویر، با توجه به عدد K انتخاب شده توسط کاربر، شروع می‌شود [۳۸، ۳۹].

فاصله مکانی بین نزدیک‌ترین سوپرپیکسل‌ها S است. به هر سوپرپیکسل که دارای رنگ (r,g,b) است نزدیک‌ترین پیکسل‌ها با رنگ مشابه اختصاص داده می‌شود.

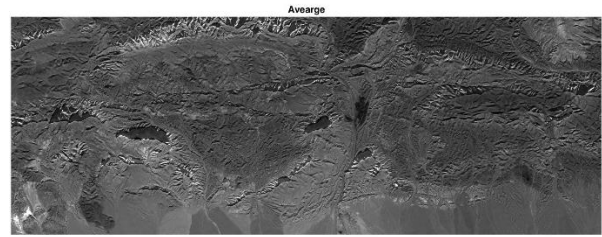
با به هم پیوستن موقعیت و رنگ نقاط مشابه، نقاط $\mathbf{X}_k = (x_k, y_k, r_k, g_k, b_k) \in \mathbb{R}^5$ به صورت مرکز خوشه و نقاط $\mathbf{x}_i = (u_i, v_i, r_i, g_i, b_i) \in \mathbb{R}^5$ به عنوان عضو به آن‌ها اختصاص داده می‌شوند. یک حلقه تکرار تخصیص/به روز رسانی تا زمان همگرایی طبق الگوریتم K-means در \mathbb{R}^5 انجام می‌شود. با توجه به K تعداد تعیین شده سوپرپیکسل‌ها، هر کدام یک ناحیه «گسترش» در پیکسل‌هایی به شعاع S در اطراف خود خواهند داشت (رابطه ۳):

$$S = \lfloor \sqrt{N/K} \rfloor \quad (3)$$

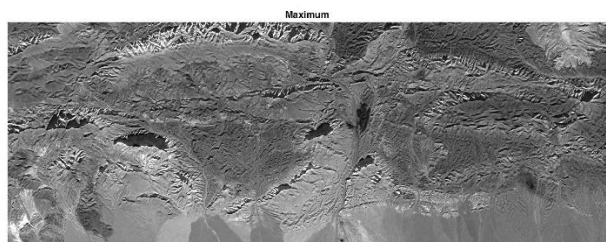
یک شبکه منظم با ابعاد $\lfloor w/S \rfloor \times \lfloor h/S \rfloor$ برای موقعیت مکانی سوپرپیکسل‌ها فرض می‌شود، $w \times h$ بعد تصویر است. ابعاد سوپرپیکسل‌ها در ادامه با توجه به شرط خوشه‌بندی K-means در \mathbb{R}^5 تغییر و بروز رسانی می‌شود. تعداد نهایی تقسیم‌بندی ممکن است با K یکی نباشد.

فاصله اقلیدسی در الگوریتم K-means در SLIC بدلیل

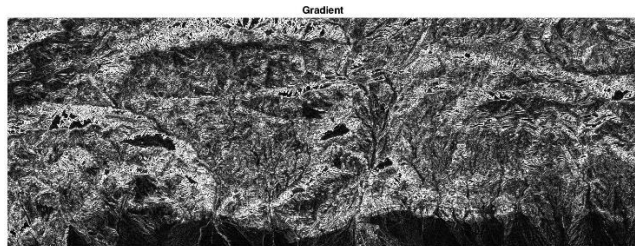
همانطور که می‌توان دید، عملگر ماکزیمم پاسخ مناسب‌تری از خود نشان داده است.



شکل ۵- تصویر پانکروماتیک حاصل از میانگین چهار باند از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ از منطقه مورد مطالعه



شکل ۶- تصویر پانکروماتیک حاصل از ماکزیمم چهار باند از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ از منطقه مورد مطالعه



شکل ۷- گرادیان سوپل تصویر ۳

همانطور که از شکل ۷، می‌توان دید، جزئیات گرادیان سوپل تصویر پانکروماتیک بسیار زیاد است و مرزهای بسیار زیادی در تصویر مشخص شده است.

۳-۴- سوپرپیکسل

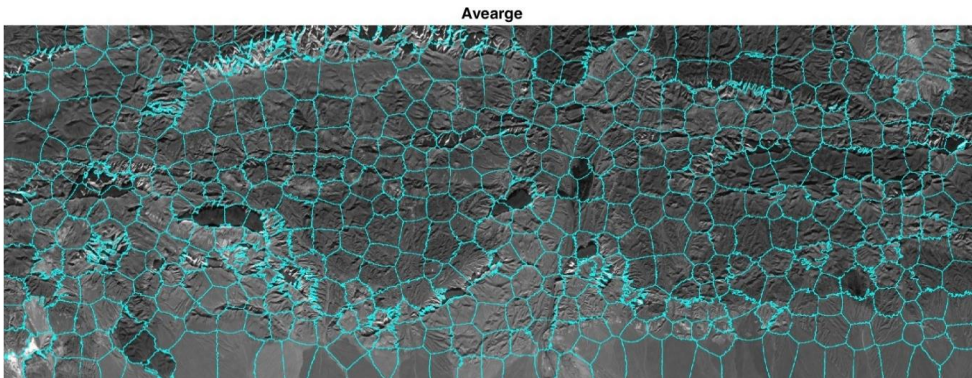
در تصاویر دیجیتال، پیکسل‌ها تنها نتیجه نمایش گسسته تصاویرند و به تنهایی هیچ معنایی را نشان نمی‌دهند. برای پردازش و استخراج الگو از پیکسل‌ها روش‌هایی مانند سوپرپیکسل پیشنهاد شده که هدف آن، تقسیم‌بندی تصویر با گروه‌بندی پیکسل‌هایی است که ویژگی‌های مشابهی دارند. این یک گروه‌بندی پیکسل‌ها را در موجودیت‌های ادراکی معنادار قرار می‌دهد که با سیستم بینایی انسان سازگارتر است و می‌تواند به عنوان نقطه شروع برای محاسبات عمل کند [۳۶، ۳۷]. سوپرپیکسل‌ها یک بلوک اصلی برای بسیاری از

¹ Simple Linear Iterative Clustering

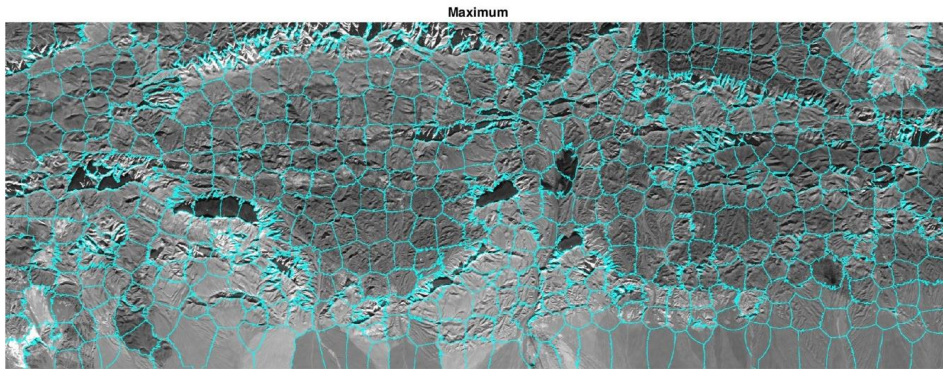
$$D_s(\mathbf{x}, \mathbf{X}) = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \quad (۴)$$

$$D_c(\mathbf{x}, \mathbf{X}) = \sqrt{(r - r')^2 + (g - g')^2 + (b - b')^2} \quad (۵)$$

تفاوت معیار فاصله مکانی پیکسل‌ها و تفاوت رنگ با رابطه‌های ۴ و ۵ انجام می‌شود:



شکل ۸- خروجی الگوریتم SLIC با K=500 روی تصویر پانکروماتیک حاصل از میانگین چهار باند



شکل ۹- خروجی الگوریتم SLIC با K=500 روی تصویر پانکروماتیک حاصل از ماکزیمم بازتاب چهار باند

در این روش به صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود:

$$G_{ki} = \sum_{\substack{j \in N_i \\ i \neq j}} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - \mu_{kj})^m \|x_j - v_k\|^2 \quad (۶)$$

که در آن:

x_i : پیکسل مرکزی پنجره محلی

x_j : پیکسل‌های همسایه آن واقع در پنجره N_i

k : شماره خوشه

v_k : مرکز خوشه k

μ_{kj} : درجه عضویت فازی پیکسل j متعلق به خوشه k

d_{ij} : فاصله فضایی اقلیدس بین پیکسل i ام و پیکسل j ام

در رابطه ۶، فاصله مکانی محلی و سطح خاکستری در فاکتور فازی G_{ki} گنجانده شده است و تابع هدف به صورت رابطه ۷ تعریف می‌شود:

$$J_{FLICM} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c [\mu_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}] \quad (۷)$$

با کمینه کردن رابطه فوق می‌توان μ_{ki} و v_k را بدست آورد

در حالت عادی، فاصله اقلیدسی در \mathbb{R}^5 به صورت $\sqrt{D_s^2 + D_c^2}$ است اما موقعیت و رنگ مقیاس‌های متفاوتی دارند.

شکل ۸ و ۹ خروجی الگوریتم سوپر پیکسل را به ازای $K=500$ برای دو تصویر پانکروماتیک حاصل نشان می‌دهد. در بررسی دقیق دو تصویر به نظر می‌رسد خروجی تصویر پانکروماتیک حاصل از ماکزیمم بازتاب در الگوریتم سوپر پیکسل طبقه‌بندی مناسب‌تری از خود نشان می‌دهد و مرزهای دقیق‌تری بین مناطق مختلف در این روش تفکیک شده‌اند.

۳-۵- خوشه‌بندی فازی

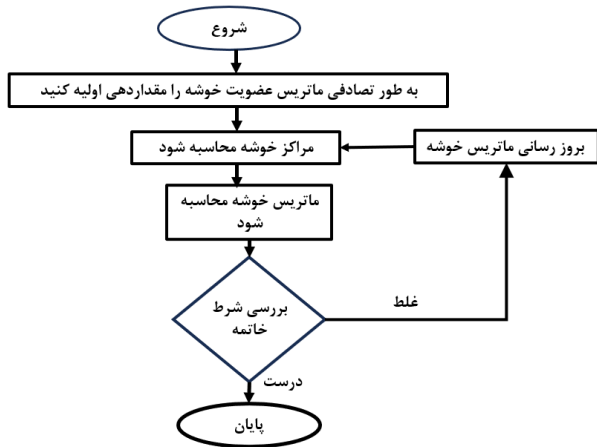
خوشه‌بندی محلی فازی C میانگین^۱، نوع اصلاح شده خوشه‌بندی فازی C میانگین^۲ از یک عامل کنترل هوشمند G_{ki} استفاده می‌کند که سطح آستانه شباهت پیکسل‌های همسایه را در تابع هدف خود افزایش می‌دهد [۴۰، ۴۱]. فاکتور فازی G_{ki}

^۱ Fuzzy local information c-means (FLICM)

^۲ Fuzzy c-means clustering (FCM)

حالت تصویر پانکروماتیک نشان می‌دهد.

در شکل ۱۱، باندهای قرمز و آبی و سبز، به همراه باند ۸ ماهواره سنتینل ۲ با وزن یکسان به خوشه‌بندی فازی داده شده است. در شکل ۱۲، باندهای قرمز و آبی و سبز، به همراه باند ۸ ماهواره سنتینل ۲ با وزن یکسان به خوشه‌بندی فازی داده شده است. خوشه‌بندی فازی بر اساس این ۴ ورودی، پیکسل‌های تصویر را در ۴ دسته فازی، وزن‌دهی کرده است.



شکل ۱۰- فلوچارت روش خوشه‌بندی فازی

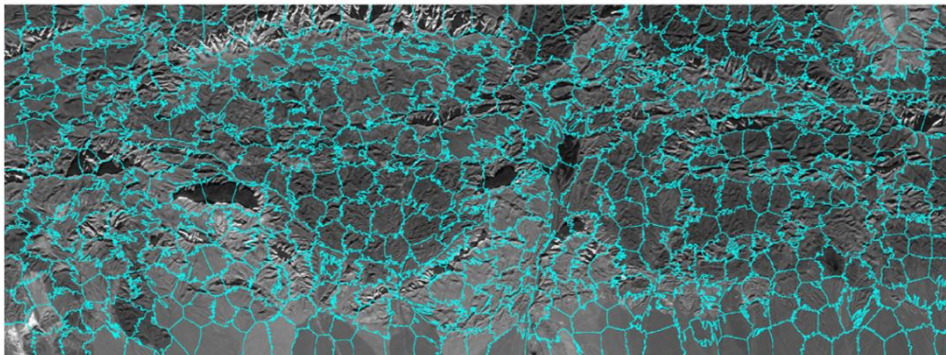
(روابط ۸ و ۹). شکل ۱۰، فلوچارت روش خوشه‌بندی فازی را نشان می‌دهد.

$$\mu_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}}{\|x_i - v_j\|^2 + G_{ji}} \right]^{1/(m-1)}} \quad (8)$$

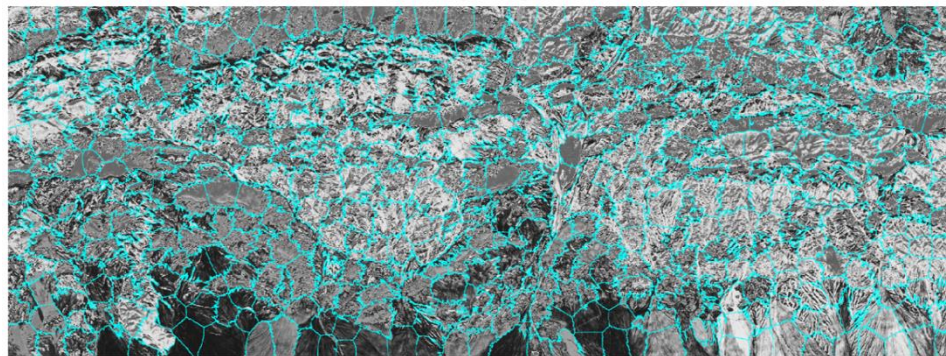
$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m} \quad (9)$$

مزیت اصلی FLICM داشتن فاکتور G_{ki} است. برخلاف ضریب α در FCM استاندارد، G_{ki} متغیر است و می‌تواند به صورت خودکار در هر مرحله با تغییر پنجره همسایگی محلی بروز شود و نیز مقدار این پارامتر صرفاً بر اساس فاصله فضایی بین پیکسل‌ها به دست نمی‌آید، بلکه فاصله مکانی و سطح خاکستری پیکسل‌ها به صورت هم‌زمان در نظر گرفته می‌شود. در نهایت با توجه به دو مورد فوق، الگوریتم FLICM می‌تواند به طور مستقیم در قطعه‌بندی تصویر بدون مراحل پیش پردازش اعمال شود. با این حال، اشکالاتی نیز در الگوریتم FLICM وجود دارد. برای نمونه، فاصله مکانی در فاکتور فازی G_{ki} که برای تخمین اندازه‌گیری شباهت بین پیکسل‌های همسایه استفاده می‌شود، در برخی موارد مناسب نیست. شکل‌های ۱۱ و ۱۲ خروجی این روش را برای دو

Maximum

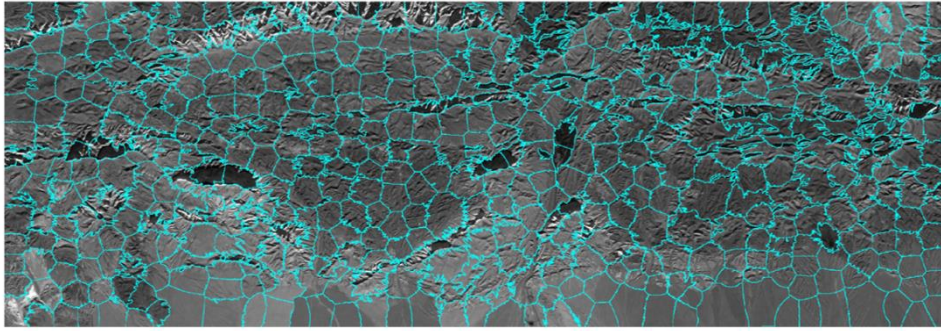


Fuzzy output

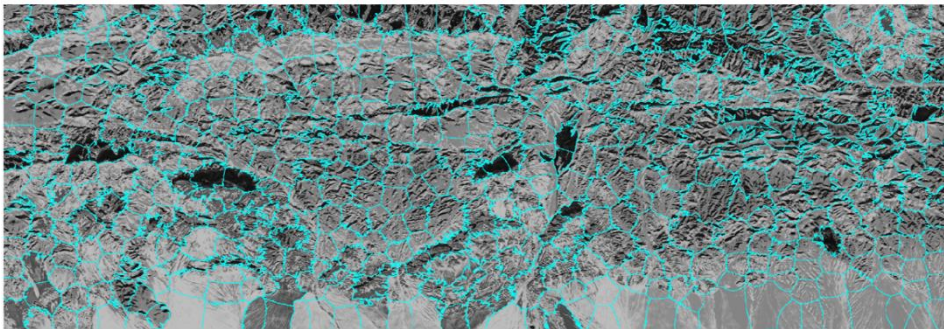


شکل ۱۱- خروجی الگوریتم خوشه‌بندی فازی روی چهار کانال ساده

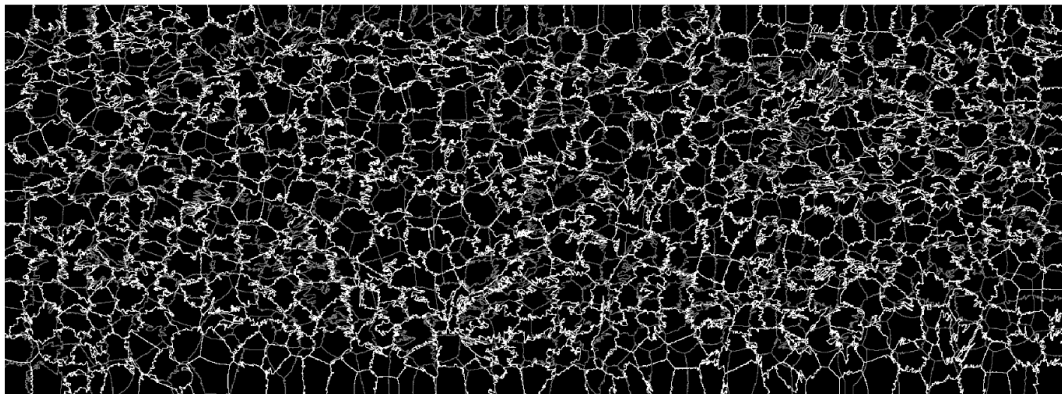
Maximum



Fuzzy output



شکل ۱۲- خروجی الگوریتم خوشه‌بندی فازی روی چهار کانال وزن دار



شکل ۱۳- مرزهای SLIC و FCM در یک تصویر

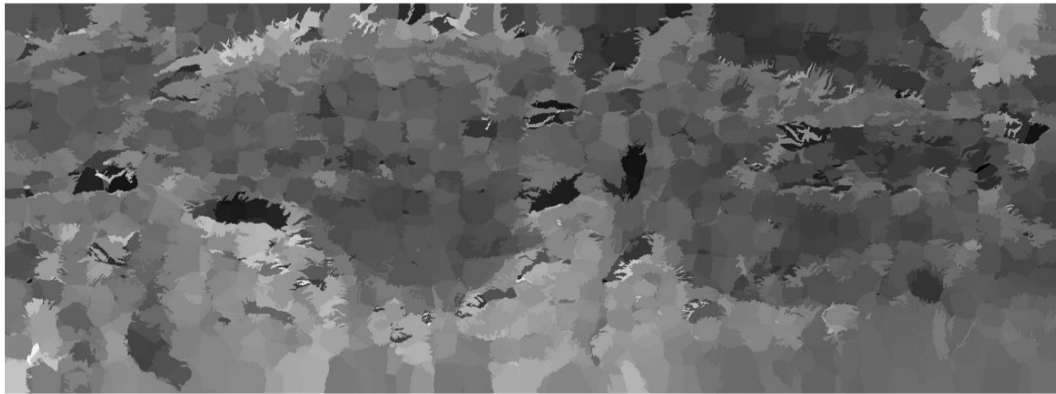
سوپر پیکسل در شرایط یکسان با شکل ۱۱ آورده شده است. همانطور که در شکل ۱۲ می‌توان دید با تخصیص وزن به باندها، عملگر خوشه‌بند فازی، کارایی مناسبی دارد و پاسخ نسبت به شکل ۱۱ بسیار مناسب‌تر محسوب می‌شود. به این ترتیب، خروجی الگوریتم خوشه‌بندی فازی وزن دار به عنوان خوشه‌بندی منتخب در مرحله بعد یعنی تلفیق استفاده می‌شود.

۳-۶- تلفیق

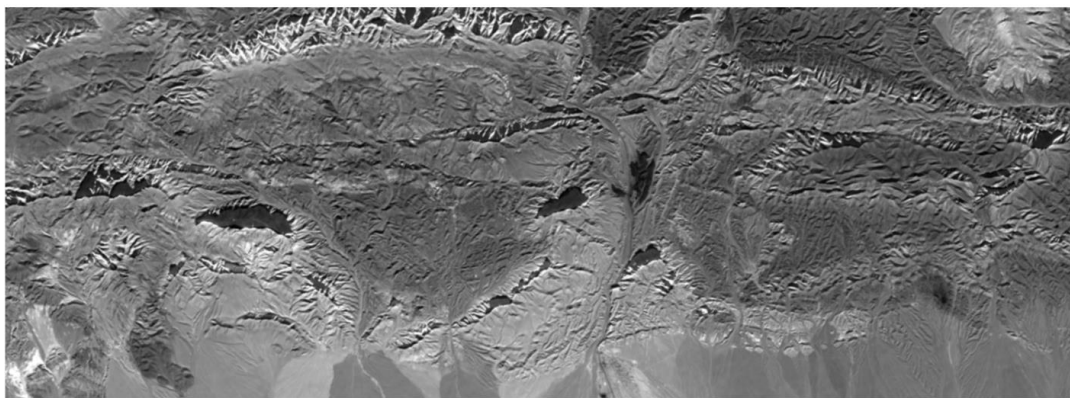
قبل از تلفیق ابتدا نشان داده می‌شود، مرزهای به دست آمده در قسمت سوپر پیکسل و فازی با یکدیگر همسان

تصویر حاصل از این وزن‌دهی به صورت یک تصویر خوشه‌بندی شده درآمده و سپس با استفاده از سوپر پیکسل، مرزهای بین نواحی مشخص شده است. نتیجه حاصل روی خروجی الگوریتم خوشه‌بندی فازی و تصویر ماکزیمم حاصل از روشنایی چهار باند در شکل ۱۱ نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۱۱ دیده می‌شود برخی نواحی، مرزها انطباق مناسبی با ناحیه ندارند. در تصویر ۱۲ به جای اعمال باندها با وزن یکسان، باندهای مری در وزن یک سوم ضرب شده و باند ۸ به عنوان باند مهم‌تر در تصویر پانکروماتیک مستقیماً استفاده شده است. نتیجه حاصل پس از مرزبندی با الگوریتم

میانگین گرفته شد. شکل ۱۴ حاوی اطلاعات مجموع دو روش سوپر پیکسل و فازی و مجموع مرزهای آن دو است. ایراد وارد بر این شکل حذف اطلاعات جزئی موجود در تصویر پایه است. به عبارت دیگر اطلاعات ریز مانند پستی و بلندی‌ها و اطلاعاتی مانند ناهمواری‌ها و گودی‌های اندک در تصویر حذف شده است. برای غلبه بر این نقطه ضعف و اینکه اطلاعات خود تصویر نیز تا حدی در نتیجه دخیل باشد، میانگین حاصل در هر پیکسل با نتیجه تصویر ماکزیمم که بر روی آن فیلتر میانگین با ابعاد پنجره ۵ در ۵ اعمال شده بود جمع شد. شکل ۱۵ خروجی فیلتر میانگین بر روی تصویر اصلی را نشان می‌دهد. اعمال فیلتر میانگین بر تصویر ماکزیمم، تصویر را کمی هموار کرده است اما اطلاعات پیکسلی آن نسبت به تصویر ۱۴ بیشتر است.



شکل ۱۴- شکل میانگین‌گیری شده SLIC و FCM

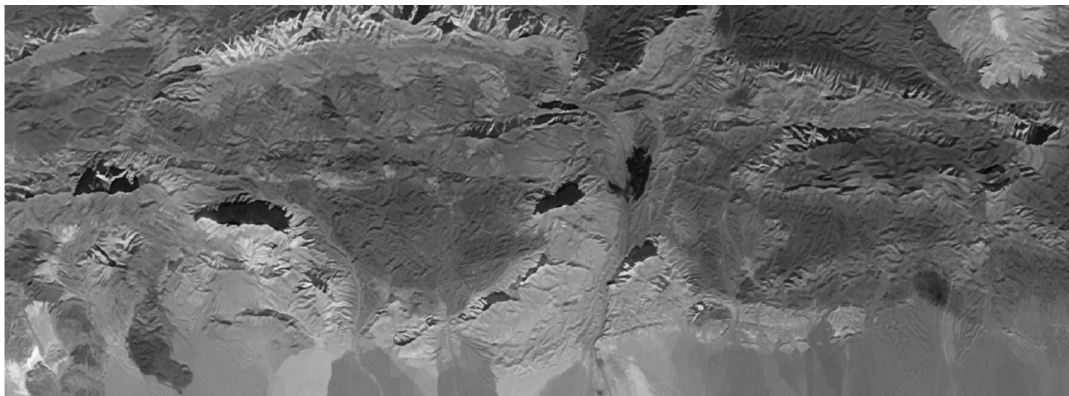


شکل ۱۵- اعمال فیلتر میانگین به تصویر پانکروماتیک ماکزیمم بازتاب

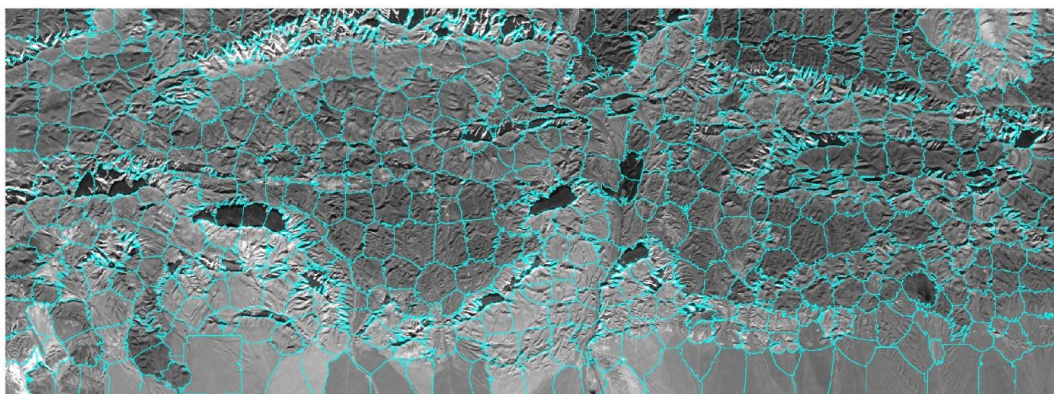
دو تصویر به دست آمده از فیلتر میانگین و تصویر موزاییک شده حاصل از مجموع مرزبندی SLIC و سوپر پیکسل نسبت به تمام تصاویر ما قبل حاوی مرزبندی دقیق‌تری است که این امر با توجه به پردازش انجام شده محقق شده است. در مرحله آخر با توجه به رنگ موجود در فضای غالب آلودگی اقدام به مرزبندی نواحی مد نظر شده و ناحیه مد نظر انتخاب می‌شود.

نیستند. شکل ۱۳ مرزهای محاسبه شده با این دو روش را در یک تصویر نشان داده است. مرزهای خاکستری مربوط به الگوریتم سوپر پیکسل اعمال شده بر روی ماکزیمم بازتاب و مرزهای سفید مربوط به روش فازی به صورت وزن دار است. همانطور که از تصویر مشخص است با آن که تصاویر شکل‌های ۹ و ۱۲ هر دو قابل قبول بوده‌اند اما مرزها تفاوت‌های شاخصی با یکدیگر دارند. این موضوع اهمیت قسمت تلفیق را پیش از پیش نشان می‌دهد. برای تلفیق این دو نتیجه با یکدیگر بدلیل آن که هر دو مرز اهمیت بالایی دارند و نمی‌توان به یکی نسبت به دیگری اولویت داد، اهمیت دو تصویر در تلفیق مشابه فرض شده است. در این مرحله ابتدا یک تصویر شامل کل مرزهای دو روش ایجاد شد. برای آن که مرزهای غیر مهم حذف و مرزهای مهم‌تر باقی بماند در مرزبندی حاصل برای هر ناحیه از پیکسل‌های آن ناحیه یک

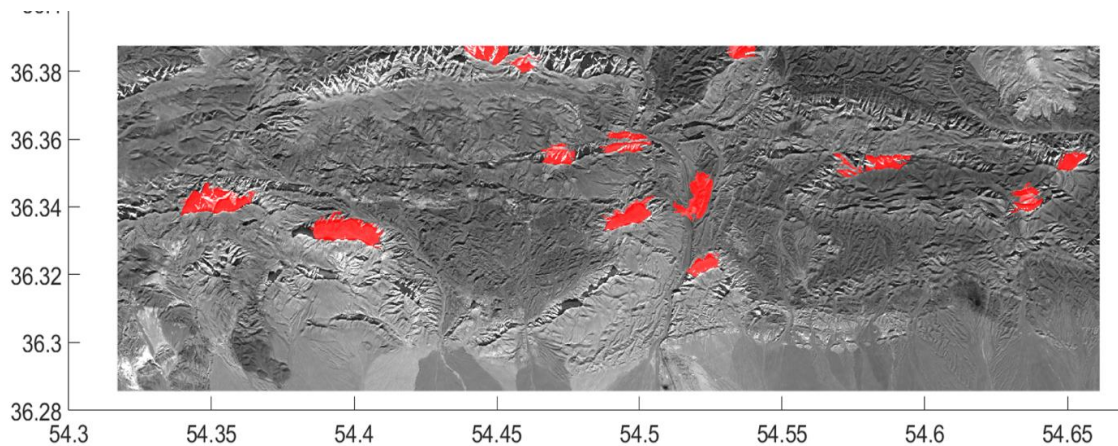
در حقیقت نیاز به ترکیب خروجی فیلتر میانگین و تصویر ۱۴ است. تصویر نهایی که از جمع تصویر ۱۴ و ۱۵ حاصل شده در شکل ۱۶ آورده شده است. نتیجه نهایی علاوه بر شامل بودن اطلاعات مرزبندی دو روش سوپر پیکسل و فازی، حاوی میانگینی از اطلاعات هر نقطه نیز است. این تصویر در شکل ۱۶ آورده شده است. مرزبندی نهایی در شکل ۱۷ حاصل از ترکیب



شکل ۱۶- مجموع تصاویر ۱۴ و ۱۳



شکل ۱۷- مرزبندی نهایی حاصل از تلفیق



شکل ۱۸- نواحی انتخاب شده با سطح روشنایی کمتر از ۷۵

که بیش از ۶۰ درصد پیکسل‌های یک ناحیه در محدوده سطح آستانه انتخابی قرار گرفت، آن ناحیه سطح روشنایی مد نظر را دارد. با توجه به ۸ بیتی بودن تصویر پانکروماتیک نهایی تحلیل شده، محدوده سطح آستانه برای زغال‌سنگ کمتر از عدد ۷۵ انتخاب شد. این عدد با استفاده از بررسی بازه ۵ تا ۱۰۰ با گام یک و سپس میانه بازه قابل قبول انتخاب شد تا بهترین تفکیک بافت‌های تیره در تصویر را داشته باشد.

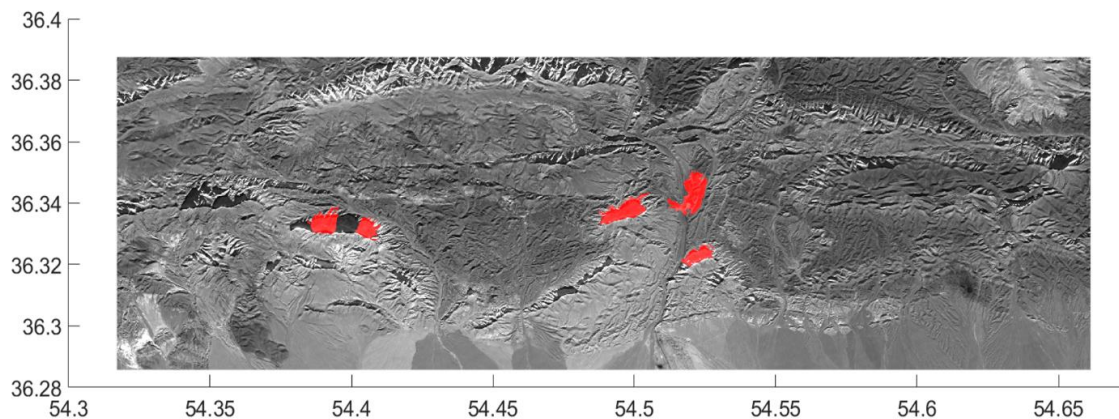
۴- استخراج ناحیه آلودگی

در مرحله استخراج ناحیه با توجه به رنگ روشنایی غالب که در منطقه زغال‌سنگ باید تیره باشد و تعریف یک سطح آستانه، ناحیه‌های کاندید انتخاب می‌شود. پاسخ در شکل ۱۸ آورده شده است. به دلیل آن که سطح روشنایی ممکن است در همه پیکسل‌های ناحیه دقیقاً سیاه نباشد فرض می‌شود در صورتی

روشنایی ناحیه می‌تواند یک معیار مناسب برای حذف نواحی اشتباه انتخاب شده تلقی شود.

با اضافه شدن این شرط تعدادی از نواحی سایه که بافت یک‌دست تیره و یا ناهمگون داشته‌اند از نواحی انتخاب شده حذف شده‌اند و ناحیه زغال‌سنگ و آلودگی باقی مانده است. با این حال هنوز تعدادی از نواحی که مربوط به زغال‌سنگ و آلودگی نیستند در تصویر باقی مانده‌اند. محدوده واریانس مناسب با استفاده از حلقه تکرار و بررسی بازه مناسب در محدوده [100 1000] با گام یک، [350 700] انتخاب شد.

به عنوان ویژگی بعدی به دلیل آن که هنوز ۴ ناحیه به اشتباه انتخاب شده بود برای حذف نواحی اشتباه، از ناحیه آلودگی و معدنی، ویژگی دامنه تغییرات نرمال شده به عنوان معیار تفکیک، انتخاب شد. در این حالت اختلاف حداکثر و حداقل شدت روشنایی ناحیه منتخب محاسبه و به مقدار میانگین شدت روشنایی ناحیه تقسیم و حاصل معیار انتخاب قرار می‌گیرد. محدوده این معیار بر اساس حلقه تکرار و تصویر خروجی ۱۹ انتخاب شد. در ابتدا با ورود این معیار شرط واریانس را حذف شد زیرا به نظر می‌رسید دامنه تغییرات نرمال شده می‌تواند معیار واریانس را نیز پوشش دهد.



شکل ۱۹- نواحی انتخاب شده با سطح روشنایی کمتر از ۷۵ و معیار واریانس روشنایی

نشان می‌دهد. همانطور که می‌توان دید تلفیق این سه معیار با هم به صورت کامل توانسته ناحیه معدنی را انتخاب و نواحی سایه و غیرزغال‌سنگ را حذف کند. نتیجه نهایی با مشخص کردن ناحیه به صورت بصری به صورت کامل منطبق است. علاوه بر آن، در مجموع بیست نقطه برداشت شده میدانی به صورت کاملا تصادفی از کل ناحیه، درستی ناحیه مشخص شده با روش پیشنهادی را تایید می‌کند. در شکل ۲۲ عکسی میدانی از منطقه مورد مطالعه و آلودگی‌های آن به همراه عکس هوایی کارخانه زغال‌شویی آورده شده است.

همانطور که در شکل ۱۸ می‌توان دید ناحیه زغال‌سنگ و آلودگی آن انتخاب شده اما مشکل آنجاست که نواحی مختلفی که دارای سایه یا به هر دلیل رنگ آن‌ها در تصویر تیره بوده است نیز انتخاب شده‌اند.

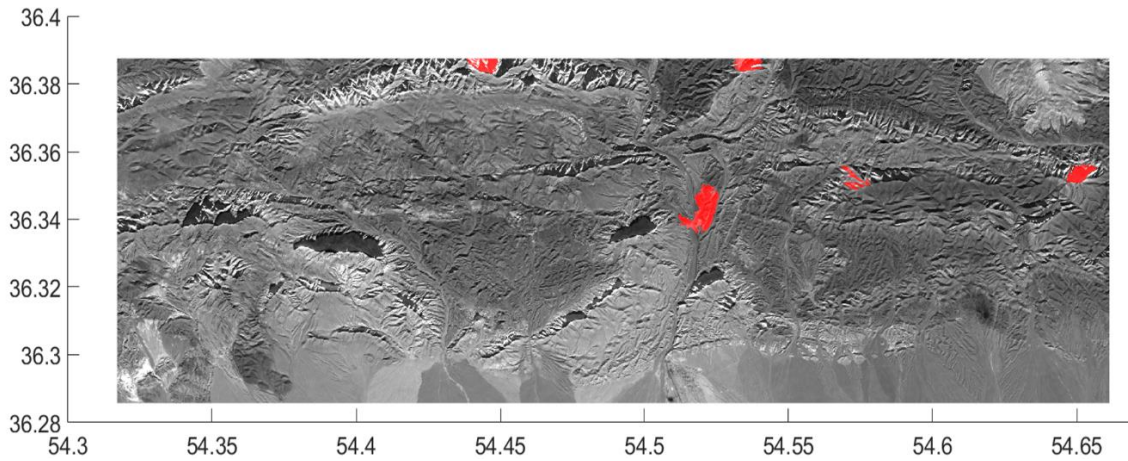
در مجموع حدود ۱۴ ناحیه انتخاب شده‌اند که بیانگر عدم توانایی سطح آستانه به تنهایی برای تفکیک درست نواحی زغال‌سنگ از کل تصویر است.

پس از بررسی دقیق نتیجه شکل ۱۸، مشاهده شد که نواحی تصویر شامل سایه که تاریک افتاده‌اند از منطقه آلوده و زغال‌سنگ بافت یک‌دست‌تری دارند یا به عبارت دیگر واریانس تغییر روشنایی در آن‌ها عدد نسبتاً کمی است و به عوارض و مواد سطح زمین وابسته نیست. با توجه به این تفاوت در گام دوم علاوه بر سطح روشنایی از واریانس تغییرات روشنایی ناحیه انتخاب شده نیز برای حذف نواحی سایه و به صورت هم‌زمان حفظ ناحیه زغال‌سنگ و آلودگی‌ها کمک گرفته شد.

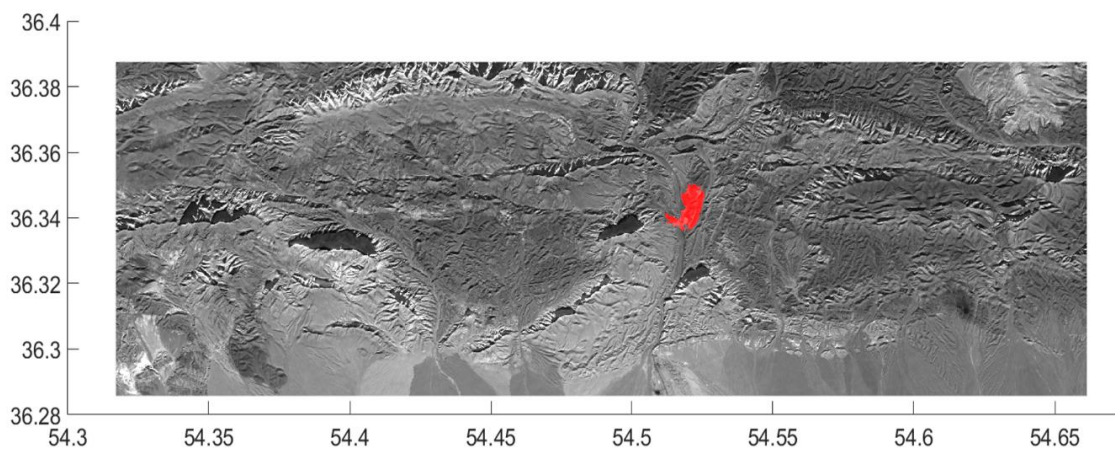
نتیجه به دست آمده در شکل ۱۹ آورده شده است. از سوی دیگر اگر ناحیه دارای تغییرات پیکسلی بسیار شدید باشد، بیانگر انتخاب آن به صورت نادرست و قطعه‌بندی نامناسب است و باید حذف شود. به این ترتیب ویژگی واریانس شدت

نتیجه در شکل ۲۰ آورده شده است. همانطور که از شکل ۱۹ می‌توان دید در این حالت نیز تعدادی ناحیه به اشتباه انتخاب شده‌اند و بنابراین این معیار به تنهایی کافی نیست. ویژگی مهم شکل ۱۹ این است که نواحی اشتباه با نواحی انتخاب شده در معیار واریانس (شکل ۱۹) همپوشانی ندارند. محدوده انتخاب شده برای دامنه تغییرات نرمال شده [3 5] بود.

شکل ۲۱ نتیجه نهایی استفاده از معیار واریانس، دامنه تغییرات نرمال شده و شدت روشنایی به صورت هم‌زمان را



شکل ۲۰- نواحی انتخاب شده با سطح روشنایی کمتر از ۷۵ و دامنه تغییرات نرمال شده



شکل ۲۱- تصویر نهایی قطعه‌بندی شده



ب

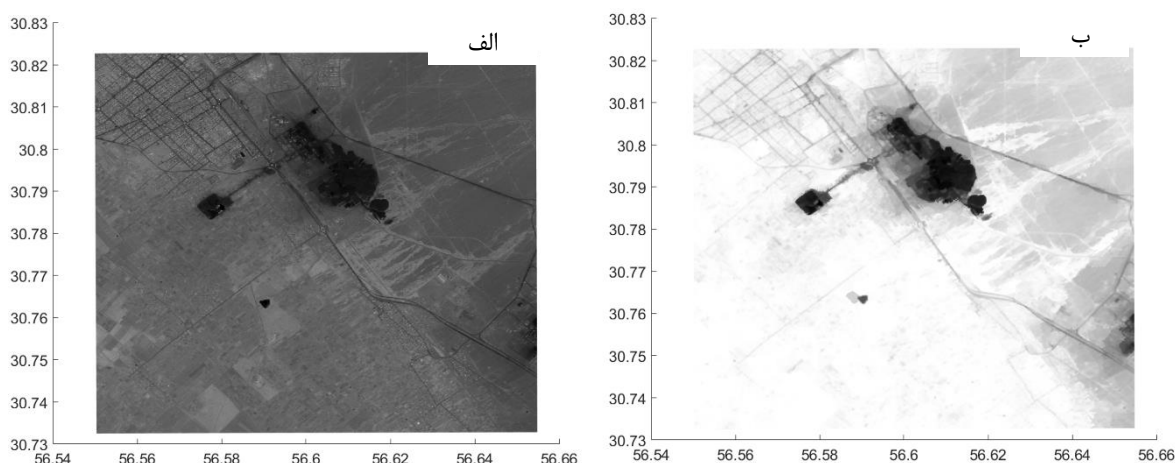


الف

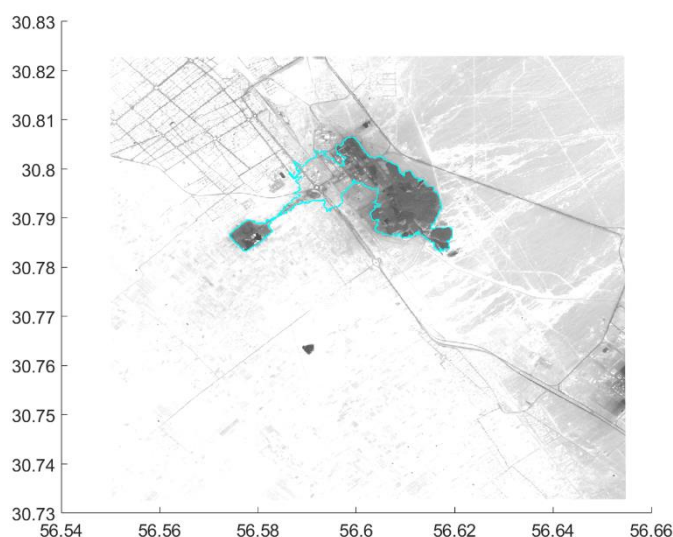
شکل ۲۲- الف: بخشی از محدوده مورد مطالعه و آلودگی‌های آن، ب: کارخانه زغال‌سویی و محدوده آن

۲۳ و ۲۴ آورده شده است. روش پیشنهادی با دقت قابل قبول توانسته ناحیه آلوده زرد کرمان را نیز مشخص کند. تصویر ۲۳- الف ناحیه معدنی بر اساس تصویر باند ۸ ماهواره سنتینل، زوم شده بر روی ناحیه شامل آلودگی و تصاویر ۲۳- ب و ۲۴ نتیجه اولیه پس از پردازش و نتیجه نهایی قطعه‌بندی را نشان می‌دهد.

به دلیل آن که پارامترهای انتخاب شده فقط در یک ناحیه معدنی بررسی شده بود برای نشان دادن درستی پارامترهای انتخاب شده در نواحی دیگر، یک تصویر مشابه ناحیه انتخاب شده از نظر ابعادی در منطقه معدنی زرد کرمان انتخاب و روش پیشنهادی بر روی آن اعمال شد. نتایج بدست آمده در شکل‌های



شکل ۲۳- الف: ناحیه معدنی زرنند زوم شده بر روی ناحیه آلودگی، ب: نتیجه اولیه پس از پردازش



شکل ۲۴- نتیجه نهایی قطعه‌بندی ناحیه آلوده با روش پیشنهادی

۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق یک روش مبتنی بر پردازش تصاویر چند طیفی ماهواره و سنجش از دور با هدف قطعه‌بندی ناحیه آلودگی در برکه ۱:۱۰۰۰۰۰ دامغان پیشنهاد شده است.

تصویر ایجاد شده پس از پردازش‌های مختلف و بررسی سطوح آستانه در تصویر پانکروماتیک با در نظر گرفتن بیش‌ترین شدت روشنایی باندها در طول موج ۱۰ متر و استفاده از تصاویر بدون ابر و صاف منطقه یک قطعه‌بندی اولیه از ناحیه ایجاد می‌کند. پس از مشخص شدن قطعه‌بندی ناحیه با استفاده از ویژگی‌های آماری در ناحیه آلوده مانند شدت روشنایی، واریانس تغییرات شدت روشنایی و دامنه تغییرات

به این ترتیب به نظر می‌رسد، استفاده از روش قطعه‌بندی فازی و سوپر پیکسل و پردازش نواحی قطعه‌بندی شده با استفاده از ترکیب ویژگی‌های آماری روشنایی ناحیه می‌تواند ناحیه‌های معدنی و باطله زغال سنگ را از نواحی دیگر تصویر ماهواره تفکیک کند.

روش پیشنهادی با استفاده از باندهای مختلف تصاویر ماهواره و ایجاد یک تصویر پانکروماتیک از منطقه مد نظر و استفاده ترکیبی از روش‌های قطعه‌بندی مانند الگوی فازی و سوپر پیکسل توانست یک مرزبندی مشخص بر اساس سطوح روشنایی کلیه طیف‌های موجود در تصویر ماهواره ایجاد کند.

- Rogan, J., Agrawal, S., Gamboa, C., et al., 2018. Resource extraction and infrastructure threaten forest cover and community rights. *Proc. National Academy Sci.*, 201812505.
7. Hodgson, D.A., Vyverman, W., Chepstow-Lusty, A., Tyler, P.A., 2000. From rainforest to wasteland in 100 years: the limnological legacy of the Queenstown mines, Western Tasmania. *Archiv für Hydrobiologie* 149, 153-176
 8. Kim, S.-M., Choi, Y., Suh, J., Oh, S., Park, H.-D., Yoon, S.-H., 2012a. Estimation of soil erosion and sediment yield from mine tailing dumps using GIS: a case study at the samgwang mine, Korea. *Geosystem Eng.* 15, 2-9.
 9. Mazabanda, C., Kemper, R., Thieme, A., Hettler, B., Finer, M., 2018. Impacts of mining project (mirador) in the Ecuadorian amazon. 2018. *Monitoring Andean Amazon Project (MAAP)*.
 10. Werner, T. T., Bebbington, A., & Gregory, G. (2019). Assessing impacts of mining: Recent contributions from GIS and remote sensing. *The Extractive Industries and Society*, 6(3), 993-1012.
 11. Agboola, O., Babatunde, D. E., Fayomi, O. S. I., Sadiku, E. R., Popoola, P., Moropeng, L., ... & Mamudu, O. A. (2020). A review on the impact of mining operation: Monitoring, assessment and management. *Results in Engineering*, 8, 100181.
 12. Zhu, D., Chen, T., Zhen, N., & Niu, R. (2020). Monitoring the effects of open-pit mining on the eco-environment using a moving window-based remote sensing ecological index. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 15716-15728.
 13. Gallwey, J., Robiati, C., Coggan, J., Vogt, D., & Eyre, M. (2020). A Sentinel-2 based multispectral convolutional neural network for detecting artisanal small-scale mining in Ghana: Applying deep learning to shallow mining. *Remote Sensing of Environment*, 248, 111970.
 14. Qian, X., Li, C., Wang, W., Yao, X., & Cheng, G. (2023). Semantic segmentation guided pseudo label mining and instance re-detection for weakly supervised object detection in remote sensing images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 119, 103301.
 15. Zhang, Z., He, G., Wang, M., Wang, Z., Long, T., & Peng, Y. (2015). Detecting decadal land cover changes in mining regions based on satellite remotely sensed imagery: A case study of the stone mining area in Luoyuan county, SE China. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*
- شدت روشنایی نرمال شده، سایه‌های ایجاد شده به دلیل عوارض زمین و ناحیه آلوده منطقه مربوط به باطله‌های زغال‌سنگ از یکدیگر تفکیک شد. در نهایت کیفیت قطعه‌بندی نهایی با سطوح آستانه مختلف و روش‌های گوناگون مورد بررسی قرار گرفت و تمامی شرایط آن به تفکیک نشان داده شد. کیفیت خروجی به دست آمده از این روش در منطقه معدنی مورد بحث قابل مقایسه با آخرین روش‌های چشمی موجود است و دقت بسیار مناسبی دارد.
- علاوه بر آن روش پیشنهادی می‌تواند با توجه به طیف بصری موجود در تصاویر ماهواره برای تفکیک هر آلودگی معدنی که شدت روشنایی آن با بافت منطقه متفاوت باشد مد نظر قرار گیرد و از این نظر انعطاف‌پذیری مناسبی دارد. به عنوان پیشنهاد تحقیقات آینده، این روش می‌تواند بر روی مناطق معدنی مشابه در کشور مانند زرنند کرمان و پرونده طیس پیاده‌سازی و محل انباشت آلودگی‌های آن‌ها را مشخص کند.

منابع

1. Ceballos, G., Ehrlich, P. R., & Dirzo, R. (2017). Biological annihilation via the ongoing sixth mass extinction signaled by vertebrate population losses and declines. *Proceedings of the national academy of sciences*, 114(30), E6089-E6096.
2. Ripple, W. J., Wolf, C., Newsome, T. M., Barnard, P., & Moomaw, W. R. (2020). World scientists' warning of a climate emergency. *BioScience*, 70(1), 8-100.
3. Choe, E., van der Meer, F., van Ruitenbeek, F., van der Werff, H., de Smeth, B., & Kim, K. W. (2008). Mapping of heavy metal pollution in stream sediments using combined geochemistry, field spectroscopy, and hyperspectral remote sensing: A case study of the Rodalquilar mining area, SE Spain. *Remote Sensing of Environment*, 112(7), 3222-3233.
4. Ingram, J.C., Dawson, T.P., Whittaker, R.J., 2005. Mapping tropical forest structure in southeastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks. *Remote Sens. Environ.* 94, 491-507.
5. Watson, J.E., Joseph, L.N., Fuller, R.A., 2010. Mining and conservation: implications for Madagascar's littoral forests. *Conservation Letters* 3, 286-287.
6. Bebbington, A.J., Bebbington, D.H., Sauls, L.A.,

- area based on remote sensing shallow features and deep learning. In *Big Data Analytics for Cyber-Physical System in Smart City: BDCPS 2020*, 28-29 December 2020, Shanghai, China (pp. 52-59). Springer Singapore.
26. Liang, C., Xiao, B., & Cheng, B. (2021, July). GCN-Based Semantic Segmentation Method for Mine Information Extraction in GAOFEN-1 Imagery. In *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS* (pp. 3432-3435). IEEE.
 27. Wu, K. Y., Wang, X., Zhou, J. J., Wang, X. F., Fan, Y. P., & Yao, M. (2021, October). An improved D-LinkNet method for road extraction from high resolution remote sensing images. In *2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)* (pp. 175-180). IEEE.
 28. He, H., Xu, H., Zhang, Y., Gao, K., Li, H., Ma, L., & Li, J. (2022). Mask R-CNN based automated identification and extraction of oil well sites. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112, 102875.
 29. Wu, M., Zhang, C., Liu, J., Zhou, L., & Li, X. (2019). Towards accurate high resolution satellite image semantic segmentation. *Ieee Access*, 7, 55609-55619.
 30. Xing, Z., Zhao, S., Guo, W., Meng, F., Guo, X., Wang, S., & He, H. (2023). Coal resources under carbon peak: Segmentation of massive laser point clouds for coal mining in underground dusty environments using integrated graph deep learning model. *Energy*, 285, 128771.
 31. Selva, M., Aiazzi, B., Butera, F., Chiarantini, L., & Baronti, S. (2015). Hyper-sharpening: A first approach on SIM-GA data. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(6), 3008-3024.
 32. Wang, Q., Shi, W., Li, Z., & Atkinson, P. M. (2016). Fusion of Sentinel-2 images. *Remote sensing of environment*, 187, 241-252.
 33. Kaplan, G., & Avdan, U. (2018, March). Sentinel-2 pan sharpening—comparative analysis. In *Proceedings (Vol. 2, No. 7, p. 345)*. MDPI.
 34. Bouslihim, Y., Kharrou, M. H., Miftah, A., Attou, T., Bouchaou, L., & Chehbouni, A. (2022). Comparing pan-sharpened landsat-9 and sentinel-2 for land-use classification using machine learning classifiers. *Journal of Geovisualization and Spatial Analysis*, 6(2), 35.
 35. Siok, K., Ewiak, I., & Jenerowicz, A. (2020). 81(9), 745-751.
 16. Xiao, D., Yin, L., & Fu, Y. (2021). Open-pit mine road extraction from high-resolution remote sensing images using RATT-UNet. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1-5.
 17. Shamsolmoali, P., Zareapoor, M., Wang, R., Zhou, H., & Yang, J. (2019). A novel deep structure U-Net for sea-land segmentation in remote sensing images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(9), 3219-3232.
 18. Qin, P., Cai, Y., & Wang, X. (2021). Small waterbody extraction with improved U-Net using Zhuhai-1 hyperspectral remote sensing images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1-5.
 19. Fan, X., Yan, C., Fan, J., & Wang, N. (2022). Improved U-net remote sensing classification algorithm fusing attention and multiscale features. *Remote Sensing*, 14(15), 3591.
 20. Wang, C., Chang, L., Zhao, L., & Niu, R. (2020). Automatic identification and dynamic monitoring of open-pit mines based on improved mask R-CNN and transfer learning. *Remote Sensing*, 12(21), 3474.
 21. Chen, T., Hu, N., Niu, R., Zhen, N., & Plaza, A. (2020). Object-oriented open-pit mine mapping using Gaofen-2 satellite image and convolutional neural network, for the Yuzhou City, China. *Remote Sensing*, 12(23), 3895.
 22. Maxwell, A. E., Bester, M. S., Guillen, L. A., Ramezan, C. A., Carpinello, D. J., Fan, Y., ... & Pyron, J. L. (2020). Semantic segmentation deep learning for extracting surface mine extents from historic topographic maps. *Remote Sensing*, 12(24), 4145.
 23. Xu, D., Zhao, Y., Jiang, Y., Zhang, C., Sun, B., & He, X. (2021). Using improved edge detection method to detect mining-induced ground fissures identified by unmanned aerial vehicle remote sensing. *Remote Sensing*, 13(18), 3652.
 24. Xie, H., Pan, Y., Luan, J., Yang, X., & Xi, Y. (2021). Open-pit mining area segmentation of remote sensing images based on DUSegNet. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49, 1257-1270.
 25. Xie, H., Pan, Y., Luan, J., Yang, X., & Xi, Y. (2021). Semantic segmentation of open pit mining

- Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 42, 1901-1906.
39. Gay, R., Lecoutre, J., Menouret, N., Morillon, A., & Monasse, P. (2022). Bilateral K-Means for Superpixel Computation (the SLIC Method). *Image Processing On Line*, 12, 72-91.
40. Song, J., Cong, W., & Li, J. (2017). A Fuzzy C-means Clustering Algorithm for Image Segmentation Using Nonlinear Weighted Local Information. *J. Inf. Hiding Multim. Signal Process.*, 8(3), 578-588.
41. Song, Q., Wu, C., Tian, X., Song, Y., & Guo, X. (2022). A novel self-learning weighted fuzzy local information clustering algorithm integrating local and non-local spatial information for noise image segmentation. *Applied Intelligence*, 1-22.
- Multi-sensor fusion: A simulation approach to pansharpening aerial and satellite images. *Sensors*, 20(24), 7100.
36. Sun, Z., Xuan, P., Song, Z., Li, H., & Jia, R. (2022). A texture fused superpixel algorithm for coal mine waste rock image segmentation. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 42(4), 1222-1233.
37. Saranathan, A. M., & Parente, M. (2015). Uniformity-based superpixel segmentation of hyperspectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(3), 1419-1430.
38. Wu, X., Zhang, X., & Lin, H. (2018). Superpixel Based Factor Analysis and Target Transformation Method for Martian Minerals Detection. *The International Archives of the Photogrammetry*,