



Available Online: <http://jmst.kmsu.ac.ir>



Original Article

## Recognition of fuzzy features of drainage network using GeoEye-1 satellite imagery (Case study of Lahijan River)

Heeva Elmizadeh <sup>1\*</sup>, Hadi Mahdipour <sup>2</sup>

1. Department of Marine Geology, Faculty of Marine Natural Resources, Khorramshahr University Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran.

2. Chief Innovation Office, Sinenta Corp, Almeria, Spain.

\* Corresponding Author Email: [elmizadeh@kmsu.ac.ir](mailto:elmizadeh@kmsu.ac.ir)

Received: 12 February 2022

Revise Date: 9 March 2022

Accepted: 15 March 2022

DOI: 10.22113/jmst.2022.328810.2466

### ABSTRACT

This study aims to automatically recognize drainage network patterns in a part of the Lahijan River using high-resolution panchromatic satellite imagery (HR-PRS) and fuzzy clustering algorithms. This study evaluates the performance of these methods in segmenting GeoEye-1 satellite images for detecting geomorphic features and drainage networks. After radiometric and geometric preprocessing, fuzzy segmentation of HR-PRS panchromatic images was performed using FWS, MSA, IDF, and CFM algorithms in MATLAB software. Fuzzy clustering algorithms were applied to the input HR-PRS images. The results show that the CFM (Classical Fusion Method and FCM) algorithm achieves superior performance in fuzzy segmentation and feature detection. This algorithm reduces segmentation errors caused by spectral feature overlap between classes and identifies spatial phenomena and clusters of various sizes, shapes, and densities, resulting in well-defined image boundaries. This superior performance is attributed to the use of fuzzy numbers and efficient clustering methods. Remote sensing technology provides multi-temporal imagery, offering a suitable foundation for monitoring environmental changes, detecting features, and accurately extracting information. The use of clustering algorithms and fuzzy features represents an optimal method for integrating information from HR-PRS satellite images for segmentation purposes.

**Keywords:** HR-PRS panchromatic imagery; Drainage network; Morphic patterns; Fuzzy segmentation; Lahijan River.

### 1. INTRODUCTION

In recent decades, significant progress has been made in using multi-temporal, high-resolution satellite data as an important data source for detecting and monitoring land surface features and phenomena. Remote sensing technology provides new opportunities for studying the spatial organization of landscapes and drainage network characteristics due to its ability to acquire information under different climatic conditions, its multi-temporal and

#### Copyrights:

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted Journal of Marine Science and Technology. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.



multi-spectral imaging capabilities, data availability, and increasing spatial and temporal resolution (Benincasa et al., 2019). Access to high-resolution panchromatic images enables automatic processing without human intervention for studying, identifying, and monitoring features, as well as classifying landforms (Chang et al., 2015; Wang et al., 2018).

The presence of obstacles such as cloud cover and shadows is one of the most common sources of error in remote sensing imaging, causing confusion and misclassification in land surface information extraction (Swetnam et al., 2018; Jurado et al., 2020). Therefore, image segmentation is usually modeled as a clustering process or unsupervised classification. The advantages of image segmentation include algorithm simplicity, the ability to model, the elimination of uncertainty effects, and high implementation speed. Recent research indicates increasing use of fuzzy clustering algorithms for segmenting high-resolution panchromatic images in digital remote sensing image processing, with acceptable performance (Adachi et al., 2017; Hua, 2017; Arai et al., 2018). This paper aims to automatically recognize formal patterns of the drainage network using HR-PRS images and fuzzy clustering algorithms, while evaluating their performance in segmenting GeoEye-1 satellite images for detecting geomorphic features in the study area.

## 2. MATERIALS AND METHODS

Fuzzy segmentation using clustering algorithms and remote sensing techniques was applied to a part of the Lahijan River. The study area was selected due to its location in an area with human settlements and agricultural textures, offering good separability and diverse spatial and radiometric criteria. GeoEye-1 satellite panchromatic images with a spatial resolution of 0.5 meters were used, acquired from an altitude of 681 km. After radiometric and geometric pre-processing, fuzzy segmentation was performed using FWS, MSA, IDF, and CFM algorithms in MATLAB software (Bayram et al., 2018). For fuzzy clustering, input triangular fuzzy numbers for clustering in  $p$  dimensions were defined as  $\tilde{x}_k = \{\tilde{x}_{k,1}, \dots, \tilde{x}_{k,p}\}$  for  $k = 1, \dots, n$  (where  $n$  is the number of image pixels,  $p = 1$ ). Cluster centers were represented as  $\tilde{v}_i = \{\tilde{v}_{i,1}, \dots, \tilde{v}_{i,p}\}$  for  $i = 1, \dots, c$  (where  $c = 4$  clusters). The processing was performed in four stages with parameters  $l\_Max$ ,  $\theta > 1$ ,  $K \geq 0$ , and initial values for  $m_{\{\tilde{v}_{i,j}\}}^{(0)}$ . The membership degrees  $u_{\{i,k\}}^{(1)}$  and cluster centers were iteratively updated until convergence. Defuzzification was then applied, assigning each pixel to the cluster with the highest membership degree, thereby producing the segmented image with clearly defined region boundaries. To improve fuzzy segmentation performance, digital number (DN) values and textural features (contrast, entropy, energy, and homogeneity from the GLCM matrix) were used alongside radiometric features (Ben Salah et al., 2010).

## 3. RESULTS

The FWS, CFM, IDF, and MSA algorithms were applied for fuzzy clustering and segmentation of HR-PRS panchromatic images in the study area. Performance was evaluated using three indicators:

1. Spatial indicator: Accurate detection of the river boundary and its distinction from surrounding features.
2. Spatial indicator: Correct detection of human settlement textures.
3. Spatio-radiometric indicator: Main and sub-boundaries between agricultural fields.

The CFM algorithm showed excellent performance in assigning pixels to different clusters and in finding optimal cluster numbers and centers. Image boundaries were well detected, and the algorithm provided higher accuracy in identifying clusters of various shapes, sizes, and densities, as well as in detecting spatial features. The CFM method performed best in the first indicator (river detection and distinction of drainage network boundaries from the surrounding environment). The IDF (Interval-valued Data Fuzzy  $c$ -means) method, which incorporates image uncertainty, performed second best after CFM for all three indicators. The MSA (Mean-Shift Algorithm) showed good performance in the first indicator and, along with IDF, showed the best performance in detecting rural settlement textures compared to the other methods.

#### 4. DISCUSSION AND CONCLUSION

The results confirm the effectiveness of fuzzy clustering algorithms for segmenting multispectral remote sensing images and validate the performance of the proposed segmentation methods for detecting spatial features and accurately extracting information from images. In accordance with the research results, using clustering algorithms and fuzzy features is an optimal method for integrating information from HR-PRS satellite images of a geographical area for segmentation purposes.

Although no single method can be considered optimal in every respect or for every indicator, depending on the images, the geographical area, and the intended application, different algorithms may perform optimally. Combining the investigated algorithms in future research using Gaussian fuzzy numbers and GG-FCM clustering with fuzzy parameters could lead to an efficient method suitable for various geographical areas. Gaussian fuzzy numbers are the most suitable type for image segmentation using HR-PRS images, and the use of fuzzy numbers in general can lead to better results.

Given the favorable characteristics of fuzzy clustering algorithms, including robustness to noise and outliers, the use of Gaussian fuzzy features and fuzzy clustering methods based on Fuzzy C-Means (FCM) constitutes one of the most effective approaches for segmentation. Furthermore, the application of various types of fuzzy numbers and different metrics, as well as the fuzzification of membership degrees and distance parameters, can lead to optimal and desirable performance for more robust fuzzy clustering.

#### ACKNOWLEDGEMENT

We would like to thank Khorramshahr University of Marine Science and Technology for supporting this work under research grant contract No. 160.

#### REFERENCES

- Adachi, M., Ito, A., Yonemura, S. and Takeuchi, W., 2017. Estimation of global soil respiration by accounting for land-use changes derived from remote sensing data. *Journal of Environmental Management*, 200, pp.97-104. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.05.076>
- Arai, R., Kodaira, S., Takahashi, T., Miura, S. and Kaneda, Y., 2018. Seismic evidence for arc segmentation, active magmatic intrusions and syn-rift fault system in the northern Ryukyu volcanic arc. *Earth, Planets and Space*, 70(1). <https://doi.org/10.1186/s40645-017-0157-2>
- Bayram, B., Demir, N., Akpinar, B., Oy, S., Erdem, F., Vögtle, T. and Seker, D.Z., 2018. Effect of Different Segmentation Methods Using Optical Satellite Imagery to Estimate Fuzzy Clustering Parameters for SENTINEL-1A SAR Images. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-1*, pp.39-43. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-1-39-2018>
- Ben Salah, M., Mitiche, A. and Ben Ayed, I., 2010. Effective level set image segmentation with a kernel induced data term. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19, pp.220-232. <https://doi.org/10.1109/tip.2009.2032940>
- Benincasa, M., Falcini, F., Adduce, C., Sannino, G. and Santoleri, R., 2019. Synergy of Satellite Remote Sensing and Numerical Ocean Modelling for Coastal Geomorphology Diagnosis. *Remote Sensing*, 11(22), p.2636. <https://doi.org/10.3390/rs11222636>
- Chang, N.B., Bai, K. and Chen, C.-F., 2015. Smart information reconstruction via time-space-spectrum continuum for cloud removal in satellite images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(5), pp.1898-1912. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2400636>
- Hua, A.K., 2017. Land Use Land Cover Changes in Detection of Water Quality: A Study Based on Remote Sensing and Multivariate Statistics. *Journal of Environmental and Public Health*, 2017, pp.1-12. <https://doi.org/10.1155/2017/7515130>
- Jurado, J.M., Cárdenas, J.L., Ogayar, C.J., Ortega, L. and Feito, F.R., 2020. Semantic Segmentation of Natural Materials on a Point Cloud Using Spatial and Multispectral Features. *Sensors*, 20(8), p.2244. <https://doi.org/10.3390/s20082244>
- Swetnam, T.L., Gillan, J.K., Sankey, T.T., McClaran, M.P., Nichols, M.H., Heilman, P. and McVay, J., 2018. Considerations for Achieving Cross-Platform Point Cloud Data Fusion across Different Dryland Ecosystem Structural States. *Frontiers in Plant Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.02144>
- Wang, T., Yan, G., Mu, X., Jiao, Z., Chen, L. and Chu, Q., 2018. Toward operational shortwave radiation modeling and retrieval over rugged terrain. *Remote Sensing of Environment*, 205, pp.419-433. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.006>



مقاله پژوهشی

Available Online: <http://jmst.kmsu.ac.ir>



## بازشناسی ویژگی‌های فازی شبکه آب‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 (مطالعه موردی: رودخانه لاهیجان)

هیوا علمیزاده<sup>۱\*</sup>، هادی مهدی پور<sup>۲</sup>

۱. گروه زمین‌شناسی دریا، دانشکده منابع طبیعی دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر، ایران.

۲. دفتر اصلی نوآوری، مؤسسه سیننتا، آمریکا، اسپانیا.

\*نویسنده مسئول، پست الکترونیک: [elmizadeh@kmsu.ac.ir](mailto:elmizadeh@kmsu.ac.ir)

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۲۴

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۱۲/۱۸

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۲۳

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22113/jmst.2022.328810.2466

### چکیده

هدف این پژوهش بازشناسی خودکار الگوهای فرمیک شبکه آبراهه‌ها در بخشی از رودخانه لاهیجان با استفاده از تصاویر پنکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS) و الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی است و کارایی این روش‌ها را در ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 محدود مورد مطالعه به منظور تشخیص و آشکارسازی عوارض ژئومورفیکی و شبکه آبراهه‌ها مورد بررسی قرار می‌دهد. در این راستا ناحیه‌بندی فازی تصاویر پنکروماتیک HR-PRS محدود مورد مطالعه، پس از پیش‌پردازش‌های رادیومتریک و هندسی با استفاده از الگوریتم‌های IDF، MSA، FWS، CFM، در نرم‌افزار MATLAB صورت گرفت. در نهایت الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی مورد بررسی که دارای پارامترهای فازی هستند، بر روی تصاویر HR-PRS ورودی اعمال شده و نتایج آن مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد الگوریتم خوشه‌بندی Classical Fusion Method and FCM (CFM) در زمینه ناحیه‌بندی فازی و آشکارسازی شاخص‌های مورد بررسی بهترین عملکرد را دارا می‌باشد. همچنین این الگوریتم می‌تواند اشکالات ناحیه‌بندی ناشی از همپوشانی ویژگی‌های طیفی بین طبقات نتایج خوشه‌بندی را کاهش و بهبود دهد و امر استفاده از اعداد فازی و نیز روش‌های خوشه‌بندی کارا در این روش می‌باشد. این نتایج همچنین نشان می‌دهد تکنولوژی سنجش از دور با ارائه‌ی تصاویر چندزمانه، می‌تواند مبنای بسیار مناسبی برای پایش و آشکارسازی تغییرات محیطی، تشخیص عوارض و استخراج دقیق اطلاعات از تصاویر باشد و استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی و ویژگی‌های فازی، روش مناسب و بهینه جهت ادغام اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای HR-PRS از یک منطقه جغرافیایی با هدف ناحیه‌بندی می‌باشد.

**کلید واژه‌ها:** تصاویر پنکروماتیک HR-PRS، شبکه زهکشی، الگوهای فرمیک، ناحیه‌بندی فازی، رودخانه لاهیجان.

### Copyrights:

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted Journal of Marine Science and Technology. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.



## ۱. مقدمه

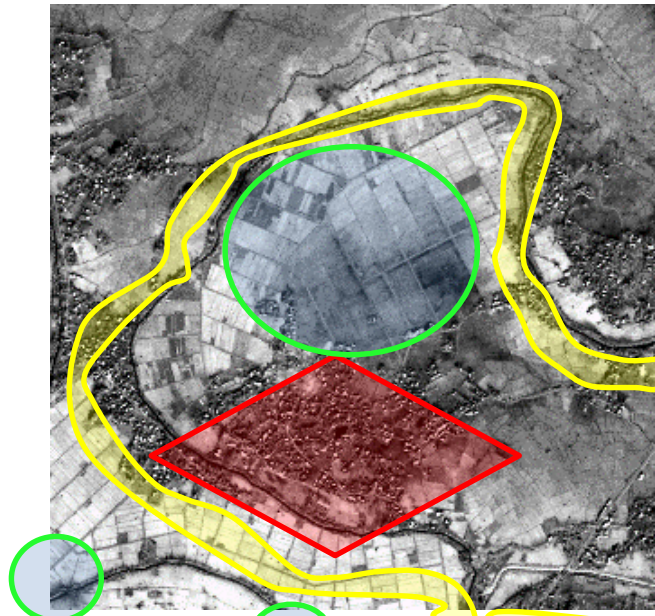
پوشش‌های ابر و سایه، از مهم‌ترین مشکلات و رایج‌ترین انواع خطا در تصویر برداری از راه دور است. این مشکل منبع اصلی سردرگمی و طبقه‌بندی نادرست در استخراج اطلاعات پوشش سطحی زمین از داده‌های سنجنش از دور می‌باشد که از یک طرف، باعث از دست رفتن جزئی یا کلی اطلاعات رادیومتریک در تصاویر می‌شوند و از طرف دیگر کیفیت داده‌های ثبت شده و میزان اطلاعاتی که می‌توان از این تصاویر استخراج کرد، را کاهش داده و در نتیجه ممکن است در دقت تحقیقات سنجنش از دور تأثیر بگذارد و صحت استخراج اطلاعات، طبقه‌بندی و تشخیص و آشکارسازی تغییرات زمانی و مکانی را در این تصاویر با مشکل مواجه نماید (Swetnam et al., 2018; Jurado et al., 2020). بنابراین تصحیح و از بین بردن اثر شرایط جوی در تصاویر ماهواره‌ای و همچنین بازیابی یا بازسازی اطلاعات تصاویر متأثر از ابرها و سایه‌ها، برای بسیاری از کاربردهای ژئومورفیک، منابع طبیعی و محیطی ضروری است (Chen et al., 2014; Iwahashi et al., 2018). از این رو به ویژه با ظهور تصاویر ماهواره‌ای جدید، استفاده از الگوریتم‌های ناحیه‌بندی کارآمد و به‌روز برای اصلاح سایه و بهبود تشخیص و شناسایی عوارض در این مناطق از اهمیت بالایی برخوردار است. انتخاب و توسعه این الگوریتم‌ها تحت تأثیر پارامترهایی مانند توان تفکیک طیفی، مکانی، شرایط اتمسفری و دقت رادیومتریک، تکنولوژی قدرتمندی را جهت پایش و ارزیابی بهتر روند تغییرات محیطی لندفرم‌ها و استخراج صحیح اطلاعات با مقایسه تصاویر چند زمانه فراهم می‌آورند. ناحیه‌بندی و بخش‌بندی تصاویر معمولاً به صورت یک فرایند خوشه‌بندی (Clustering) و به عبارتی طبقه‌بندی بدون نظارت (Unsupervised classification) مدل می‌شوند و جهت آشکارسازی ناهمسانی‌ها (Anomaly Detection) و تغییرات (Change Detection)، آشکارسازی پدیده‌های طبیعی و انسانی (Object and Target Detection)، بازشناسی خودکار الگوهای فرمیک (Automatic Recognition of Morphic Patterns) و استخراج و طبقه‌بندی (Classification) اطلاعات کاربردی یک فرایند مهم و اساسی محسوب می‌گردد. از مزایای ناحیه‌بندی تصاویر می‌توان به سادگی الگوریتم، امکان مدل نمودن، حذف اثرات عدم قطعیت تصاویر در خروجی ناحیه‌بندی و سرعت بالای پیاده سازی آن اشاره نمود. (Ghosh et al., 2011; HongLei et al., 2013; Alok et al., 2015). در این میان بررسی پیشینه‌ی تحقیق در سال‌های اخیر نشان می‌دهد استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی جهت ناحیه‌بندی تصاویر پنکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS)، در پردازش رقومی تصاویر سنجنش از دور رو به افزایش است. نتایج پژوهش‌ها بیانگر عملکرد قابل قبول و مناسب این روش‌ها در ناحیه‌بندی تصاویر و آشکارسازی و تشخیص لندفرم‌ها و عوارض

در چند دهه اخیر پیشرفت‌ها و رشد قابل توجهی در استفاده از داده‌های ماهواره‌ای چند زمانه و با وضوح بالا حاصل شده و به شکل گسترده‌ای به عنوان یک منبع داده‌ای مهم در آشکارسازی و پایش عوارض و پدیده‌های سطح زمین مورد استفاده قرار گرفته است. این داده‌ها به عنوان یک ابزار مهم، از نیازهای اساسی علوم محیطی می‌باشد که مشاهدات ژئومورفیکی دقیق را میسر می‌سازد و ضمن افزایش صحت نتایج، در مناطق وسیع فضایی به روشی که قبلاً امکان پذیر نبود، می‌تواند منجر به تسهیل و تسریع در تحلیل داده‌های چند زمانه و کاهش هزینه تولید اطلاعات مکانی شود (Benincasa et al., 2019; Capolongo et al., 2019). از سوی دیگر تکنولوژی سنجنش از دور، به دلیل قابلیت دریافت اطلاعات در شرایط اقلیمی متفاوت و مناطق دوردست و صعب العبور، تصویر برداری چند زمانه و در طیف‌های متعدد، در دسترس بودن این داده‌ها و افزایش قدرت تفکیک مکانی و زمانی، فرصت‌های جدیدی برای مطالعه سازمان فضایی مناظر و ویژگی‌های شبکه زهکشی، آشکارسازی پوشش سطحی، افزایش دقت مدل‌های غیر خطی و تشخیص ناهمسانی‌ها و اختلاف سری زمانی پدیده‌ها را فراهم می‌نماید و می‌تواند در انجام تحلیل‌های کارآمد و دستیابی به نتایج بهتر در زمینه استخراج اطلاعات، پایش محیطی، مدل‌سازی، تجزیه و تحلیل، شناسایی و پیش‌بینی تغییرات مؤثر باشد (Miao et al., 2016; Fan and Wang, 2020; Zhang et al., 2018; Du et al., 2020). به این ترتیب دسترسی به تصاویر ماهواره‌ای پنکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS) و امکان کاربرد حجم بسیار زیاد اطلاعات از نقاط مختلف، ابزار کارآمدی را جهت مطالعه، شناسایی و پایش عوارض و همچنین طبقه‌بندی لندفرم‌ها و نحوه پراکنش آنها به منظور درک بهتر از پدیده‌ها، تولید داده‌های با ارزش و مفید از نظر مکانی و زمانی و توان پردازش به صورت خودکار و بدون دخالت انسان فراهم می‌نماید (Chang et al., 2015; Wang et al., 2018). از این رو استفاده از این داده‌ها در تحلیل‌های انجام گرفته در سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی با توجه به پتانسیل بالای تصاویر ماهواره‌ای، می‌تواند کارایی سیستم‌های سنجنش از دور را افزایش دهد و نقش مهم و تأثیرگذاری در آشکارسازی ناهمسانی‌ها (Anomaly Detection) و بازشناسی خودکار الگوهای فرمیک (Automatic Recognition of Morphic Patterns) شبکه زهکشی داشته باشد. در این رابطه بهبود وضوح مکانی تصاویر ماهواره‌ای و توان تفکیک بالای ماهواره‌های دورسنجی در چند دهه اخیر، باعث شده که به دلایل مختلف، وجود سایه‌ها در تصاویر اهمیت پیدا کند. با توجه به اینکه تصاویر پنکروماتیک دارای اطلاعات بالارزشی از پوشش سطحی زمین هستند، وجود موانعی مانند

## ۲. مواد و روش

در این نوشتار جهت ناحیه‌بندی فازی با استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی و تکنیک‌های سنجش از دوری، بخشی از رودخانه لاهیجان مورد مطالعه قرار گرفته است (شکل ۱). دلیل انتخاب این منطقه، قرارگیری آن در محدوده‌ای با بافت سکونت‌گاهی انسانی و کشاورزی بوده که قابلیت تفکیک پذیری مناسبی نیز دارد و معیارهای متفاوت مکانی و رادیومتریک در آن قابل ارزیابی می‌باشد. در این راستا از تصاویر پانکروماتیک HR-PRS سنجنده GeoEye-1 بهره گرفته شده است. این سنجنده با قدرت تفکیک مکانی ۰/۵ متر از ارتفاع ۶۸۱ کیلومتری و در نواری به عرض ۱۵/۲ کیلومتر تصاویر بانند پانکروماتیک را دریافت می‌کند. در این رابطه تصاویر پانکروماتیک HR-PRS محدوده مورد مطالعه، پس از پیش‌پردازش‌های رادیومتریک و هندسی با استفاده از الگوریتم‌های MSA، FWS، IDF و CFM، در نرم‌افزار MATLAB ناحیه‌بندی فازی صورت گرفت.

سطحی می‌باشد (Atta-He et al., 2014; Lu et al., 2015; Fosu et al., 2016; Yildiz and Doker, 2016; Adachi et al., 2017; Hua, 2017; Arai et al., 2018). در این رابطه مطالعه زمین‌شناختی سنگ‌ها (Fang et al., 2017)، تصاویر رادار (Gao and Wang, 2015)، تصاویر فراطیفی و تصاویر چند طیفی SPOT-5 (Yu et al., 2014; Wan et al., 2019) و انترپوی تصاویر چند طیفی (Xu et al., 2019) مورد تأیید قرار گرفته است. با توجه به موارد یادشده، هدف این نوشتار بازشناسی خودکار الگوهای فرمیک شبکه زهکشی با استفاده از تصاویر پانکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS) و الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی است و کارایی این روش‌ها را در ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 محدود مورد مطالعه به منظور تشخیص و آشکارسازی عوارض ژئومورفیکی در محدوده رودخانه مورد بررسی قرار می‌دهد. نتایج این پژوهش می‌تواند در آمایش سرزمین، مدیریت، برنامه‌ریزی و توسعه پایدار آبی مدیریت مناطق مفید واقع شود.



شکل ۱- تصویر سنجنده GeoEye-1 محدوده مورد مطالعه. در تصویر شبکه زهکشی، منطقه سکونت‌گاهی (لوزی قرمز) و زمین‌های کشاورزی (دایره سبز) نمایش داده شده است.

Fig. 1- GeoEye-1 sensor images of the study area. The image of the drainage network shows the settlement area (red rhombus) and agricultural lands (green circles).

در این رابطه پس از پیش‌پردازش‌های رادیومتریک و هندسی، بر اساس ویژگی‌های فازی به ادغام تصاویر ورودی در نرم‌افزار MATLAB پرداخته و سپس با استفاده از الگوریتم‌های FWS، IDF و CFM به ناحیه‌بندی مقاوم پوشش زمینی اقدام گردید (Error! Reference source not found.) در این روش‌ها خوشه‌بندی فازی چندین بار و برای تعداد خوشه‌های مختلف

در این رابطه پس از پیش‌پردازش‌های رادیومتریک و هندسی، بر اساس ویژگی‌های فازی به ادغام تصاویر ورودی در نرم‌افزار MATLAB پرداخته و سپس با استفاده از الگوریتم‌های FWS، IDF و CFM به ناحیه‌بندی مقاوم پوشش زمینی اقدام گردید (Error! Reference source not found.) در این روش‌ها خوشه‌بندی فازی چندین بار و برای تعداد خوشه‌های مختلف

بیشترین درجه تعلق را به آن دارا می‌باشد (یعنی پیکسل‌های متعلق به خوشه با کوچکترین اندازه مرکز، برچسب ۱ دارند؛ به همین ترتیب تا اینکه پیکسل‌های متعلق به خوشه با بزرگترین اندازه مرکز برچسب  $\hat{C}$  خواهند داشت)، تصویر ناحیه‌بندی شده حاصل می‌شود که در آن مرکز نواحی کاملاً مشخص بوده و بسته به برچسب پیکسل، هر چه این برچسب بزرگتر باشد، رنگ روشن‌تری به آن اختصاص می‌یابد.

از  $C_{min}$  تا  $C_{max}$ ) انجام گرفته و با ارزیابی خروجی خوشه‌بندی و انتخاب بهترین تعداد نواحی ( $\hat{C}$ ) تعیین شده است. همچنین در مرحله پردازش جهت رسیدن به تعداد مشخصی خوشه، تصویر خوشه‌بندی می‌شود تا پس از اعمال Defuzzification بر روی آن، ناحیه‌بندی فازی صورت گیرد. در این مرحله با اختصاص هر پیکسل به یک خوشه و برچسب‌زنی هر یک از پیکسل‌ها بر اساس اندازه مرکز خوشه‌ای که

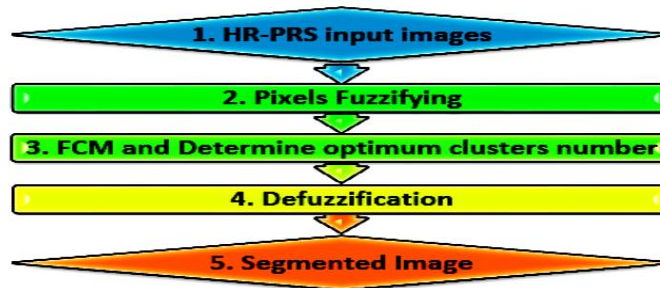
جدول ۱- روش‌های ناحیه‌بندی فازی مورد بررسی

Table 1- Fuzzy segmentation methods case study

توضیحات	مراجع	روش ناحیه‌بندی	ردیف
از جدیدترین روش‌های ارائه شده که به استخراج ویژگی فازی از تصویر ورودی پرداخته و با استفاده از مدل نمودن ویژگی فازی با اعداد دوره‌ای به ناحیه‌بندی آن با استفاده از FCM می‌پردازد.	(Fourie, 2015; Yu et al, 2014)	Interval-valued Data Fuzzy c-means (IDF)	۱
از روش‌های بسیار مرسوم در ناحیه‌بندی انواع تصاویر، بخصوص تصاویر پنکروماتیک می‌باشد.	(Ming et al, 2012; Bayram et al, 2018)	Mean-Shift Algorithm (MSA)	۲
یک روش ناحیه‌بندی چندتصویری مبتنی بر روش‌های ادغام معمول (در سطح پیکسل) و FCM می‌باشد.	(Zheng et al, 2019)	Classical Fusion Method and FCM (CFM)	۳
از روش‌های بسیار مرسوم در ناحیه‌بندی انواع تصاویر، بخصوص تصاویر پنکروماتیک می‌باشد.	(Carleer and Wolff, 2005; Yu et al, 2015)	Fuzzy Watershed Segmentation (FWS)	۴

مطالعه استخراج شده و جهت استفاده از اطلاعات مکانی تصاویر و دستیابی به نتایج بهتر ناحیه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته‌است. این ویژگی‌ها لبه‌ها، تک‌نقطه‌ها، میانگین وزن‌دار و موج‌ها را در دو بعد نمایش می‌دهند. بلوک دیاگرام الگوریتم‌های پیشنهادی در (Error! Reference source not found.) نمایش داده شده است.

در این راستا جهت بهبود عملکرد ناحیه‌بندی فازی از مقادیر DN و ویژگی‌های بافتی و رادیومتریکی استفاده شده است. بنابراین دو حالت برای الگوریتم‌های ناحیه‌بندی در نظر گرفته شده است. در یک حالت مقادیر DN یا ویژگی رادیومتریکی تصاویر پنکروماتیک ورودی (Ben Salah et al, 2010) و در حالت دیگر مقادیر DN به همراه ویژگی‌های کنتراست، آنتروپی، انرژی و همگنی به دست آمده از ماتریس GLCM (Gray-Level Co-Occurrence Matrix) و ویژگی‌های به دست آمده بر پایه انرژی بافت لاووز از تصاویر مورد



شکل ۲- بلوک دیاگرام روش‌های پیشنهادی برای ناحیه‌بندی تصاویر HR-PRS

Fig. 2 - Block-diagram of the proposed methods for segmentation of HR-PRS images

که در آن  $\tilde{v}_{i,j} = (m_{\tilde{x}_{k,j}}, s_{\tilde{x}_{k,j}})_T$  برای  $j = 1, \dots, p$  می‌باشد. به طور خلاصه در ۴ مرحله پردازش می‌شود:

مرحله ۱: مقدار  $l = 1$  قرار می‌گیرد. مقادیر اولیه برای  $i = \{1, 2, \dots, \text{Max}\}$ ،  $\theta > 1$ ،  $K \geq 0$  و  $m_{\tilde{v}_{i,j}}^{(0)}$  (برای  $i = 1, \dots, c$  و  $j = 1, \dots, p$ ) در نظر گرفته می‌شود.

مرحله ۲: به ترتیب با استفاده از رابطه زیر  $u_{i,k}^{(l)}$  و  $m_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l)}$  (برای  $i = 1, \dots, c$  و  $j = 1, \dots, p$ ) به دست می‌آیند:

$$u_{i,k}^{(l)} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{\sum_{j=1}^p \left[ (m_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l-1)} - m_{\tilde{x}_{k,j}})^2 + 2Ks_{\tilde{x}_{k,j}} \right]}{\sum_{j=1}^p \left[ (m_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l-1)} - m_{\tilde{x}_{k,j}})^2 + 2Ks_{\tilde{x}_{k,j}} \right]} \right)^{\frac{1}{\theta-1}} \right]^{-1}$$

مرحله ۳: اگر  $l = l_{\text{Max}}$  باشد و یا  $u_{i,k}^{(l)}$  و  $m_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l)}$  برای  $i = 1, \dots, c$  و  $j = 1, \dots, p$  نسبت به  $u_{i,k}^{(l-1)}$  و  $m_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l-1)}$  تغییری نداشته باشند برای  $i = 1, \dots, c$  و  $j = 1, \dots, p$  مقدار  $s_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l)} = 0$  قرار داده و به مرحله ۴ می‌رویم. در غیر این صورت  $l \rightarrow l + 1$  قرار داده و به مرحله ۲ می‌رویم.

مرحله ۴:  $u_{i,k}^{(l)}$  و  $s_{\tilde{v}_{i,j}}^{(l)}$  برای  $i = 1, \dots, c$  و  $j = 1, \dots, p$  به عنوان خروجی روش خوشه‌بندی پیشنهادی در نظر گرفته می‌شوند. در نهایت الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی مورد بررسی که دارای پارامترهای فازی هستند، بر روی تصاویر HR-PRS ورودی اعمال شده و نتایج آن مورد بحث و بررسی قرار گرفته است.

### ۳. نتایج و بحث

الگوریتم‌های FWS، CFM، IDF و MSA جهت خوشه‌بندی فازی و ناحیه‌بندی بر روی تصاویر پنکروماتیک HR-PRS محدوده مورد مطالعه اعمال گردید. نتایج عملکرد این الگوریتم‌ها در (**Error! Reference source not found.**) نشان داده شده است. در این راستا جهت مقایسه و تحلیل کیفی تصاویر حاصله، عملکرد روش‌های مورد بررسی در ناحیه‌بندی منطقه مطالعاتی طبق سه شاخص مورد بررسی قرار گرفت. این شاخص‌ها را می‌توان در سه دسته مکانی (Spatial)، رادیومتریک (Radiometric) و مکانی-رادیومتریک دسته بندی و تعریف نمود:

در شاخص اول که از نوع ارزیابی مکانی می‌باشد، تشخیص دقیق مرز رودخانه و تمایز آن از عوارض محیط پیرامون به عنوان معیار سنجش در نظر گرفته شده است.

در این پژوهش ضمن استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی با خروجی فازی و تخصیص درجه تعلق فازی به پیکسل‌ها جهت مدل نمودن عدم قطعیت مکانی، از انواع اعداد فازی با توابع عضویت مختلف نیز برای ورودی استفاده می‌شود تا عدم قطعیت ذاتی نیز مدل گردد. در الگوریتم‌های مورد بررسی مدل دلخواه عدم قطعیت را می‌توان جهت اعداد ورودی در نظر گرفت. همچنین بسیاری از متریک‌ها قابل تعمیم به حوزه اعداد فازی بوده و می‌توانند در خوشه‌بندی به کار روند که هر یک ویژگی خاصی به روش خوشه‌بندی می‌دهند. در این رابطه از فرآیند ادغام (Fusion) تصاویر پنکروماتیک HR-PRS که ماهیتی فازی دارد، به عنوان یک خروجی میانی جهت ناحیه‌بندی استفاده شده- است. فرآیند ادغام داده، یک تکنیک مؤثر جهت استفاده بهینه از حجم وسیع داده‌ها می‌باشد که از ترکیب اطلاعات مختلف، جهت رسیدن به اطلاعات مفید و جدید با دقت بالا استفاده می‌نماید. با توجه به ماهیت تصاویر HR-PRS، در تصاویر ادغامی اعداد فازی نرمال (گوسی) مناسب‌ترین نوع اعداد جهت مدل نمودن پیکسل‌ها می‌باشند.

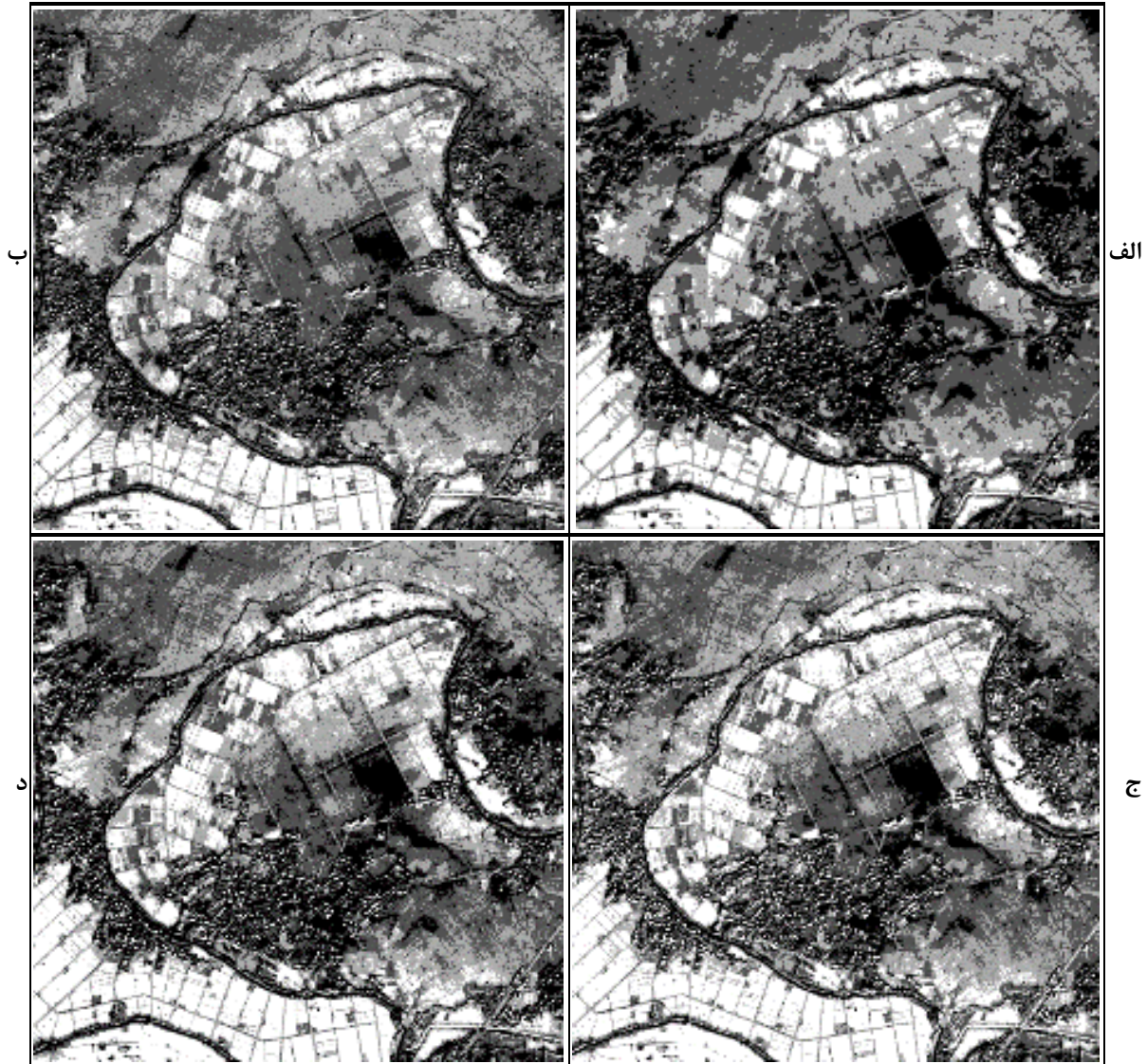
با توجه به وجود نویز نامحسوس در تصاویر HR-PRS باعث تفاوت فاحش مقادیر واقعی زمینی و مقادیر پیکسل‌ها می‌گردد. در تصاویر HR-PRS حتی با جبران و مدل سازی انواع عوامل مؤثر و خطاساز در تصویربرداری مانند: سنجنده، اتمسفر، نامسطح بودن و تغییرات زمانی زمین، اختلاف ناچیز بین تصاویر اخذ شده و واقعیت زمینی باز هم وجود دارد که از آن به نویز نامحسوس یاد می‌شود. مجموعه نویز نامحسوس و عوامل پیش‌بینی نشده عدم قطعیت ذاتی داده‌های دورسنجی را بیان می‌کنند. در این نوشتار بر اساس مقادیر بدست آمده برای ویژگی‌ها در تصاویر ورودی، مقادیر هر ویژگی به صورت یک عدد فازی بیان می‌شود (مجموعه اعداد فازی  $\tilde{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ،  $\tilde{x}_k = (x_{k,1}, \dots, x_{k,p})$ ،  $k = 1, \dots, n$  با توجه به تصاویر HR-PRS و مجموعه‌های  $X^{(1)}, \dots, X^{(l)}, \dots, X^{(L)}$  تعیین می‌شوند). این فرآیند باعث افزایش احتمال وجود مقادیر واقعی ویژگی‌ها در مقادیر در نظر گرفته شده برای آن می‌گردد. در الگوریتم‌های خوشه‌بندی ارائه شده این پژوهش متریک به کار گرفته شده برای اعداد فازی، مقدار فازی را دارا می‌باشد و جهت حالت‌هایی که درجه عضویت نیز ماهیتی فازی دارد، روش‌های خوشه‌بندی ارائه می‌گردد. جهت خوشه‌بندی فازی و الگوریتم‌های اعمال شده بر روی تصاویر ماهواره‌ای HR-PRS  $\tilde{x}_k = \{x_{k,1}, \dots, x_{k,p}\}$  (برای  $k = 1, \dots, n$ ) اعداد فازی مثلی ورودی برای خوشه‌بندی در  $p$ -بعد (تعداد پیکسل‌های تصاویر ورودی و  $p = 1$ ) می‌باشد.

$$j = 1, \dots, p \text{ برای } \tilde{x}_{k,j} = (m_{\tilde{x}_{k,j}}, s_{\tilde{x}_{k,j}})_T \text{ یعنی}$$

در این حالت مراکز خوشه‌های حاصل در  $p$ -بعد نیز به صورت  $\tilde{v}_i = \{\tilde{v}_{i,1}, \dots, \tilde{v}_{i,p}\}$ ،  $i = 1, \dots, c$  تعداد خوشه‌ها است که در شبیه‌سازی‌ها ۴ در نظر گرفته شده است) نمایش داده می‌شوند

در شاخص سوم نیز که از نوع مکانی-رادئومتریک می‌باشد، مرزهای اصلی و فرعی بین مزارع مطرح می‌باشد.

در شاخص دوم که از نوع ارزیابی مکانی می‌باشد، تشخیص صحیح بافت سکونت‌گاه انسانی در نظر گرفته شده است.



شکل ۳- نتایج ناحیه‌بندی الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی در محدوده مورد مطالعه:

الف (MSA)، ب (FWS)، ج (IDF)، د (CFM)

Fig. 3- segmentation results of fuzzy clustering algorithms in the study area:

A (MSA), B (FWS), C (IDF), D (CFM)

Method and FCM (CFM) عملکرد بسیار خوبی جهت اختصاص هر پیکسل به خوشه‌های مختلف و برای یافتن تعداد خوشه‌های بهینه

نتایج ناحیه‌بندی فازی و مقایسه روش‌های پیشنهادی با یکدیگر در محدوده مطالعاتی ( Error! Reference source not found. ۳) نشان می‌دهد که روش Classical Fusion

جهت خوشه‌بندی فازی تصاویر و نیز استفاده از ویژگی‌های طیفی، بافتی و ساختاری جهت ناحیه‌بندی و شناسایی هدف (object recognition) تصاویر پنکروماتیک، قابلیت بالایی در تشخیص نواحی کوچک تصویر دارد. این نتایج نشان‌دهنده اثربخشی روش‌های خوشه‌بندی فازی جهت ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای می‌باشد. همچنین مقایسه این نتایج با داده‌های زمینی حاکی از دقت روش‌های ناحیه‌بندی فازی استفاده شده داشت.

#### ۴. نتیجه‌گیری

نتایج الگوریتم‌های خوشه‌بندی مورد مطالعه، کارایی روش‌های ناحیه‌بندی پیشنهادی را از منظر تشخیص عوارض و پدیده‌های مکانی و استخراج دقیق اطلاعات از تصاویر تایید می‌نماید. از این رو مطابق نتایج پژوهش، استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی و ویژگی‌های فازی، روش مناسب و بهینه جهت ادغام اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای HR-PRS از یک منطقه جغرافیایی با هدف ناحیه‌بندی می‌باشد. هر چند در کل نمی‌توان یک روش را از تمامی جهات و در همه شاخص‌ها به عنوان بهترین روش معرفی نمود. بلکه بسته به تصاویر و منطقه جغرافیایی و نیز کاربرد مورد نظر باید دید کدام الگوریتم می‌تواند بهترین عملکرد را داشته باشد. البته می‌توان با تلفیق الگوریتم‌های مورد بررسی در پژوهش‌های آتی و استفاده از اعداد فازی نرمال و روش خوشه‌بندی GG-FCM با پارامترهای فازی به یک روش کارا و مناسب در انواع مناطق جغرافیایی رسید. همچنین می‌توان گفت در ادغام اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای، اعداد فازی نوع نرمال بهترین نوع اعداد جهت استفاده در ناحیه‌بندی منطقه با استفاده از تصاویر HR-PRS می‌باشند و استفاده از اعداد فازی در حالت کلی می‌تواند ما را به نتایج بهتری در ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای برساند. این نتایج همچنین نشان‌دهنده اثربخشی الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی جهت ناحیه‌بندی تصاویر سنجنش از دور چند طیفی می‌باشد (Swetnam et al., 2018; Jurado et al., 2020) و کارایی روش‌های ناحیه‌بندی پیشنهادی را از منظر تشخیص عوارض و پدیده‌های مکانی و استخراج دقیق اطلاعات از تصاویر تایید می‌نماید. همچنین با توجه به ویژگی‌های مطلوب الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی از جمله مقاومت در برابر نویز و داده‌های دور افتاده، استفاده از ویژگی‌های فازی نوع نرمال (گوسی) و روش خوشه‌بندی فازی که مبتنی بر روش خوشه‌بندی Fuzzy C-Means (FCM) باشند، از بهترین ویژگی‌ها جهت ناحیه‌بندی می‌باشند. همچنین با به کارگیری انواع اعداد فازی و انواع متریک‌های موجود برای هر عدد فازی که هر کدام ویژگی متفاوتی را به خروجی ناحیه‌بندی خواهند داد و نیز با فازی سازی درجه عضویت

و مراکز خوشه‌ها دارد. در نتیجه مرزهای تصویر به خوبی آشکار می‌شوند و در شناسایی خوشه‌ها با انواع شکل، اندازه و چگالی و تشخیص عوارض و پدیده‌های مکانی دقت بالاتری را ارائه می‌دهد و دارای عملکرد مطلوبی در ناحیه‌بندی این منطقه می‌باشد. همچنین این روش می‌تواند اشکالات ناحیه‌بندی ناشی از همپوشانی ویژگی‌های طیفی بین طبقات نتایج خوشه‌بندی را کاهش و بهبود دهد. اوج تفاوت عملکرد این روش با سایر روش‌ها در شاخص اول می‌باشد که آشکارسازی رودخانه و تمایز صحیح مرز شبکه زهکشی از محیط پیرامون به درستی توسط این روش صورت پذیرفته است. در نتیجه این روش دارای بهترین عملکرد در شاخص اول می‌باشد که ماهیتی مکانی دارد. این برتری عملکرد در شاخص ارزیابی مکانی بیش از دیگر شاخص‌ها خود را نشان می‌دهد. دلیل این امر استفاده از اعداد فازی و نیز روش‌های خوشه‌بندی کارا در این روش می‌باشد. روش CFM همچنین در شاخص‌های دوم و سوم نیز دارای عملکرد خوبی می‌باشد که نشان می‌دهد جهت پدیده‌های انسانی نیز عملکرد مطلوبی دارد. به طور کلی این روش در خوشه‌بندی سریع حجم وسیع داده ورودی و همچنین مدل نمودن همپوشانی ناحیه‌های مختلف بر روی تصاویر ماهواره‌ای به خوبی عمل می‌نماید و اثربخشی این روش را به عنوان ابزاری مناسب برای تشخیص لبه و ناحیه‌بندی تصاویر سنجنش از دور نشان می‌دهد. همچنین روش Interval-valued Data Fuzzy c-means (IDF) که در آن ابهام موجود در تصاویر سنجنش از دور در ناحیه‌بندی لحاظ شده است، در مجموع پس از روش MWS دارای بهترین عملکرد جهت آشکارسازی هر سه شاخص می‌باشد. این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم خوشه‌بندی IDF برای توصیف ویژگی‌های خوشه‌بندی و رسیدن به ماهیت فازی داده‌های سنجنش از دور که ناشی از عدم قطعیت و ناهمگنی در بازتاب طیفی سطح اشیا زمین می‌باشد، کارایی بالایی دارد (Yu et al., 2014) و چنین فرایندی می‌تواند به طور قابل توجهی اثر خوشه‌بندی را بهبود بخشد. همچنین نتایج ناحیه‌بندی نشان داد که این روش نسبت به روش خوشه‌بندی معمولی FCM برای ناحیه‌بندی تصاویر سنجنش از دور چند طیفی موثرتر است. روش Mean-Shift Algorithm (MSA) نیز در معیار اول و آشکارسازی رودخانه دارای عملکرد مناسبی است؛ اما در زمینه تشخیص بافت سکونت‌گاه‌های روستایی همراه با روش IDF دارای بهترین عملکرد نسبت به سایر روش‌ها می‌باشند. به طور کلی این روش برای ناحیه‌بندی و استخراج دقیق اطلاعات از تصاویر سنجنش از دور با وضوح بالا کارایی خوبی نشان می‌دهد (Ming et al., 2010; Ben Salah et al., 2012). نتایج ناحیه‌بندی اعمال روش‌های مورد بررسی بر روی منطقه مطالعاتی نشان می‌دهد بهره‌گیری از روابط مکانی محلی (Local) و کلی (Global) پیکسل‌ها

### سپاسگزاری

«این مقاله مستخرج از نتایج طرح تحقیقاتی اجرا شده با شماره قرارداد ۱۶۰ از محل اعتبارات ویژه پژوهشی دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر می‌باشد.»

### References:

- Adachi, M., Ito, A., Yonemura, S. and Takeuchi, W., 2017. Estimation of global soil respiration by accounting for land-use changes derived from remote sensing data. *Journal of Environmental Management*, 200, pp.97-104. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.05.076>
- Alok, A.K., Saha, S. and Ekbal, A., 2015. Multi-objective semi-supervised clustering for automatic pixel classification from remote sensing imagery. *Soft Computing*, 20(12), pp.4733-4751. <https://doi.org/10.1007/s00500-015-1701-x>
- Arai, R., Kodaira, S., Takahashi, T., Miura, S. and Kaneda, Y., 2018. Seismic evidence for arc segmentation, active magmatic intrusions and syn-rift fault system in the northern Ryukyu volcanic arc. *Earth, Planets and Space*, 70(1). <https://doi.org/10.1186/s40623-018-0830-8>
- Atta-Fosu, T., Guo, W., Jeter, D., Mizutani, C., Stopczynski, N. and Sousa-Neves, R., 2016. 3D Clumped Cell Segmentation Using Curvature Based Seeded Watershed. *Journal of Imaging*, 2(4), p.31. <https://doi.org/10.3390/jimaging2040031>
- Bayram, B., Demir, N., Akpınar, B., Oy, S., Erdem, F., Vögtle, T. and Seker, D.Z., 2018. Effect of Different Segmentation Methods Using Optical Satellite Imagery to Estimate Fuzzy Clustering Parameters for SENTINEL-1A SAR Images. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-1, pp.39-43. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-1-39-2018>
- Benincasa, M., Falcini, F., Adduce, C., Sannino, G. and Santoleri, R., 2019. Synergy of Satellite Remote Sensing and Numerical Ocean Modelling for Coastal Geomorphology Diagnosis. *Remote Sensing*, 11(22), p.2636. <https://doi.org/10.3390/rs11222636>
- Ben Salah, M., Mitiche, A. and Ben Ayed, I., 2010. Effective level set image segmentation with a kernel induced data term. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19, pp.220-232. <https://doi.org/10.1109/tip.2009.2032940>
- Capolongo, D., Refice, A., Bocchiola, D., D'Addabbo, A., Vouvalidis, K., Soncini, A. and Stamatopoulos, L., 2019. Coupling multitemporal remote sensing with geomorphology and hydrological modeling for post flood recovery in the Strymonas dammed river basin (Greece). *Science of the Total Environment*, 651, pp.1958-1968. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.114>
- Carleer, A., Debeir, O. and Wolff, E., 2005. Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71, pp.1285-1294. <https://doi.org/10.14358/PERS.71.11.1285>
- Chang, N.B., Bai, K. and Chen, C.-F., 2015. Smart information reconstruction via time-space-spectrum continuum for cloud removal in satellite images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(5), pp.1898-1912. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2400636>
- Chen, D., Shang, S. and Wu, C., 2014. Shadow-based Building Detection and Segmentation in High-resolution Remote Sensing Image. *Journal of Multimedia*, 9(1), pp.181-188. <https://doi.org/10.4304/jmm.9.1.181-188>
- Du, S., Du, S., Liu, B., Zhang, X. and Zheng, Z., 2020. Large-scale urban functional zone mapping by integrating remote sensing images and open social data. *GIScience & Remote Sensing*, 57(3), pp.411-430. <https://doi.org/10.1080/15481603.2020.1724707>
- Fan, J. and Wang, J., 2018. A Two-Phase Fuzzy Clustering Algorithm Based on Neurodynamic Optimization with Its Application for PolSAR Image Segmentation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26(1), pp.72-83. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2016.2637373>

- Fang, W., Liang-shu, W., Jun-jie, H., Gui-ling, L. and Xi-ping, J., 2017. Optimized fuzzy C-means clustering algorithm for the interpretation of the near-infrared spectra of rocks. *Spectroscopy Letters*, 50(5), pp.270-274. <https://doi.org/10.1080/00387010.2017.1317271>
- Fourie, C., 2015. On Attribute Thresholding and Data Mapping Functions in a Supervised Connected Component Segmentation Framework. *Remote Sensing*, 7(6), pp.7350-7377. <https://doi.org/10.3390/rs70607350>
- Gao, B. and Wang, J., 2015. Multi-Objective Fuzzy Clustering for Synthetic Aperture Radar Imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(11), pp.2341-2345. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2477500>
- Ghosh, A., Mishra, N.S. and Ghosh, S., 2011. Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images. *Information Sciences*, 181(4), pp.699-715. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2010.10.016>
- He, T., Sun, Y.-J., Xu, J.-D., Wang, X.-J. and Hu, C.-R., 2014. Enhanced land use/cover classification using support vector machines and fuzzy k-means clustering algorithms. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 083636. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.8.083636>
- HongLei, Y., JunHuan, P., BaiRu, X. and DingXuan, Z., 2013. Remote Sensing Classification Using Fuzzy C-means clustering with Spatial Constraints Based on Markov Random Field. *European Journal of Remote Sensing*, 46(1), pp.305-316. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20134617>
- Hua, A.K., 2017. Land Use Land Cover Changes in Detection of Water Quality: A Study Based on Remote Sensing and Multivariate Statistics. *Journal of Environmental and Public Health*, 2017, pp.1-12. <https://doi.org/10.1155/2017/7515130>
- Iwahashi, J., Kamiya, I., Matsuoka, M. and Yamazaki, D., 2018. Global terrain classification using 280 m DEMs: segmentation, clustering, and reclassification. *Progress in Earth and Planetary Science*, 5(1). <https://doi.org/10.1186/s40645-017-0157-2>
- Jurado, J.M., Cárdenas, J.L., Ogayar, C.J., Ortega, L. and Feito, F.R., 2020. Semantic Segmentation of Natural Materials on a Point Cloud Using Spatial and Multispectral Features. *Sensors*, 20(8), p.2244. <https://doi.org/10.3390/s20082244>
- Lu, H., Liu, C., Li, N. and Guo, J., 2015. Segmentation of high spatial resolution remote sensing images of mountainous areas based on the improved mean shift algorithm. *Journal of Mountain Science*, 12(3), pp.671-681. <https://doi.org/10.1007/s11629-014-3332-6>
- Miao, Z., Shi, W., Samat, A., Lisini, G. and Gamba, P., 2016. Information Fusion for Urban Road Extraction from VHR Optical Satellite Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(5), pp.1817-1829. <http://dx.doi.org/10.1109%2FJSTARS.2015.2498663>
- Ming, D., Ci, T., Cai, H., Li, L., Qiao, C. and Du, J., 2012. Semivariogram-based spatial bandwidth selection for remote sensing image segmentation with mean-shift algorithm. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9, pp.813-817. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2182604>
- Swetnam, T.L., Gillan, J.K., Sankey, T.T., McClaran, M.P., Nichols, M.H., Heilman, P. and McVay, J., 2018. Considerations for Achieving Cross-Platform Point Cloud Data Fusion across Different Dryland Ecosystem Structural States. *Frontiers in Plant Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.02144>
- Wan, Y., Zhong, Y. and Ma, A., 2019. Fully Automatic Spectral-Spatial Fuzzy Clustering Using an Adaptive Multiobjective Memetic Algorithm for Multispectral Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(4), pp.2324-2340. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2872875>
- Wang, T., Yan, G., Mu, X., Jiao, Z., Chen, L. and Chu, Q., 2018. Toward operational shortwave radiation modeling and retrieval over rugged terrain. *Remote Sensing of Environment*, 205, pp.419-433. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.006>
- Xu, Y., Chen, R., Li, Y., Zhang, P., Yang, J., Zhao, X. and Wu, D., 2019. Multispectral Image Segmentation Based on a Fuzzy Clustering Algorithm Combined with Tsallis Entropy and a

- Gaussian Mixture Model. *Remote Sensing*, 11(23), p.2772. <https://doi.org/10.3390/rs11232772>
- Yildiz, S. and Doker, M.F., 2016. Monitoring urban growth by using segmentation-classification of multispectral Landsat images in Izmit, Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(7). <https://doi.org/10.1007/s10661-016-5392-2>
- Yu, H., Xu, L., Feng, D. and He, X., 2015. Independent feature subspace iterative optimization based fuzzy clustering for synthetic aperture radar image segmentation. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1), 095060. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.9.095060>
- Yu, X., He, H., Hu, D. and Zhou, W., 2014. Land cover classification of remote sensing imagery based on interval-valued data fuzzy c-means algorithm. *Science China Earth Sciences*, 57, pp.1306-1313. <https://doi.org/10.1007/s11430-013-4689-z>
- Zhang, Y., Jiang, P., Zhang, H. and Cheng, P., 2018. Study on Urban Heat Island Intensity Level Identification Based on an Improved Restricted Boltzmann Machine. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(2), p.186. <https://doi.org/10.3390/ijerph15020186>
- Zheng, Z., Cao, J., Lv, Z. and Benediktsson, J.A., 2019. Spatial-Spectral Feature Fusion Coupled with Multi-Scale Segmentation Voting Decision for Detecting Land Cover Change with VHR Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 11(16), pp.2-22. <https://doi.org/10.3390/rs11161903>