Journal of Geography

Journal Homepage: https://mag.iga.ir

Online ISSN: 2717-2996

Research Paper 2024, 22 (82)

Assessing the vulnerability of rural settlements in Khonj city with an emphasis on earthquakes

Reza Razavimoghadam[1], Heeva Elmizadeh [2]

1.Department of marin geology, Khorramshahr University of Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran.
E: razavi58@kmsu.ac.ir
2.Department of marin geology, Khorramshahr University of Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran.
E: elmizadeh@kmsu.ac.ir (Corresponding Author)

ARTICLEINFO

Keywords
Anomaly Detecting
Fusion
Fuzzy Segmentation HR-PRS images
GeoEye-1 sensor.

Article History:
Received:
31 JU 2024
Received in revised form:
29 OC 2024
Accepted:
31 OC 2024
Available online:
21 NO 2024

ABSTRACT

The aim of this study is fuzzy segmentation using GeoEye-1 satellite imagery and proposed clustering and fusion algorithms, and the effectiveness of these techniques in anomaly detection, landforms and automatic formic patterns recognition are examined in the study area. Therefore, in this paper, a study of fuzzy zoning techniques of high spatial resolution (HR-PRS) images in order to better and more accurately detect geomorphic features in areas with obstacles of interpretation and analysis, including Cloud and shadow cover can be useful for planning, management and future sustainable development of areas. The study area in this study is located on Alaa River in Ramhormoz. In this regard, after radiometric and geometric preprocessing, based on fuzzy features, the input images were integrated in MATLAB software and then using FWS, MSA, IDF and CFM algorithms, segmentation was performed. In these methods, fuzzy clustering is performed several times for different numbers of clusters (from c_min to c_max) and the clustering output is evaluated and the best number of regions (cˆ) is selected. Also, in the processing stage, in order to reach a certain number of clusters, the image is clustered so that after defuzzification is applied on it, fuzzy segmentation is performed. Finally, the studied fuzzy clustering algorithms with fuzzy parameters are applied to the input HR-PRS images and the results are discussed. The results of fuzzy segmentation and comparison of the proposed methods in the study area show that the Interval-valued Data Fuzzy c-means (IDF) method has a better performance for fuzzy segmentation than other methods. This algorithm also adjusts the detection capability and provides higher accuracy and detects the main boundaries well and removes the extra boundaries. These results also indicate the effectiveness of fuzzy clustering algorithms for segmentation multispectral remote sensing images.

Citation:, Reza Razavimoghadam, R. & Elmizadeh, H. (2024). Assessing the vulnerability of rural settlements in Khonj city with an emphasis on earthquakes. Journal of Geography, 22 (82), 91-106.

http://doi.org/10.22034/iga.2024.2031946.1312

© The Author (s). Publisher: Iranian Geographical Associati This is an open access article under the CC BY NC license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Extended Abstract

Introduction

The process of changes detection, identifying landforms and how they are distributed is one of the basic needs of geomorphology and natural resources. On the other hand, remote sensing technology is a useful tool for studying and monitoring terrestrial phenomena in order to produce useful and valuable data in terms of spatial and temporal. Therefore, high spatial panchromatic remote sensing (HR-PRS) images are a useful and efficient tool for identifying and classifying landforms due to their high spatial and spectral resolution.

Obstacles, such as cloud and shadow coverage, greatly affect the analysis and processing of satellite imagery, such as changes detection, classifying, and extracting accurate information from satellite imagery; Therefore, selecting the most appropriate segmentation algorithms to improve the identification and detection of landforms in these areas is of great importance. The selection and development of these algorithms, under the influence of parameters such as radiometric accuracy, atmospheric conditions, spectral, spatial, thematic and temporal resolution, provide a powerful technology for extracting information and preparing thematic maps that can be monitored and evaluated. Provides better landforms and environmental change trends by comparing temporal images. In this regard, fuzzy clustering algorithms is one of the methods that has acceptable performance in the segmentation of high spatial resolution (HR-PRS) images. The aim of this study is fuzzy segmentation using GeoEye-1 satellite imagery and proposed clustering and fusion algorithms, and the effectiveness of these techniques in anomaly detection, landforms and automatic formic patterns recognition are examined in the study area. Therefore, in this paper, a study of fuzzy zoning techniques of high spatial resolution (HR-PRS) images in order to better and more accurately detect geomorphic features in areas with obstacles of interpretation and analysis, including Cloud and shadow cover can be useful for planning, management and future sustainable development of areas.

Methodology

In this paper, fuzzy segmentation process and clustering algorithms are used with the aim of anomaly detecting and automatic morphic pattern recognition. For image segmentation, in addition to radiometric features, the spatial information of HR-PRS panchromatic images extracted by tissue features is also used. In addition, fuzzy clustering numbers and methods are used to improve the accuracy of study area segmentation. The study area in this study is located on Alaa River in Ramhormoz. In this regard, the panchromatic images of HR-PRS GeoEye-1 sensor have been used. In this regard, after radiometric and geometric preprocessing, based on fuzzy features, the input images were integrated in MATLAB software and then using FWS, MSA, IDF and CFM algorithms, segmentation was performed. In these methods, fuzzy clustering is performed several times for different numbers of clusters (from c_{min} to c_{max}) and the clustering output is evaluated and the best number of regions ($\hat{c}$) is selected. Also, in the processing stage, in order to reach a certain number of clusters, the image is clustered so that after defuzzification is applied on it, fuzzy segmentation is performed. Finally, the studied fuzzy clustering algorithms with fuzzy parameters are applied to the input HR-PRS images and the results are discussed.

Results and Discussion

In order to compare and analyze the performance of fuzzy clustering in the segmentation process, FWS, MSA, IDF and CFM algorithms were applied and processed on HR-PRS panchromatic images of the study area. The results of fuzzy segmentation and comparison of the proposed methods in the study area (Figure 4) show that the Interval-valued Data Fuzzy c-means (IDF) method has a better performance for fuzzy segmentation than other methods. The IDF method, in which the ambiguity in the HR-PRS images in the segmentation area is taken into account, has the best performance in general to find the optimal number of clusters and centers of clusters and to detect features. This algorithm also adjusts the detection capability and provides higher accuracy and detects the main boundaries well and removes the extra boundaries. The results also show that the Fuzzy Watershed Segmentation (FWS) method in the field of spatial features detection and river detection, which is a spatial criterion, has shown good performance in fuzzy clustering and in pixel fuzzy clustering. HR-PRS images examined

image boundaries are well separated. However, due to its high sensitivity to noise, the FWS method faces the problem of creating additional boundaries. As a result, it has not well identified the main boundaries in the shadow and cloud cover area.

Conclusion

The results of applying the studied fuzzy segmentation algorithms on the study area show the use of local and global spatial relationships of pixels for fuzzy clustering of HR-PRS images and also the use of textural, structural and spectral features for segmentation and object recognition in panchromatic images have a high ability to detect geomorphic features. These results also indicate the effectiveness of fuzzy clustering algorithms for segmentation multispectral remote sensing images and confirm the efficiency of the proposed segmentation methods in terms of detecting spatial features and phenomena and accurate extraction of information from images.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

the work. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

References

1) Abaspur Kazerouni, I.; Mahdipour, H.; Dooly, G.; Toal, D. 2021. Vector Fuzzy c-Spherical Shells (VFCSS) over Non-Crisp Numbers for Satellite Imaging. Remote Sens, 13, 4482. https://doi.org/10.3390/rs13214482
2) Aboutalebi, M., Torres-Rua, A. F., Kustas, W. P., Nieto, H., Coopmans, C., & McKee, M. (2018). Assessment of different methods for shadow detection in high-resolution optical imagery and evaluation of shadow impact on calculation of NDVI, and evapotranspiration. Irrigation Science, 37(3), 407–429. https://doi/10.1007/s00271-018-0613-9
3) Adachi, M., Ito, A., Yonemura, S., & Takeuchi, W. (2017). Estimation of global soil respiration by accounting for land-use changes derived from remote sensing data. Journal of Environmental Management, 200, 97–104. https://doi/10.1016/j.jenvman.2017.05.076
4) Alok, A. K., Saha, S., & Ekbal, A. (2015). Multi-objective semi-supervised clustering for automatic pixel classification from remote sensing imagery. Soft Computing, 20(12), 4733–4751. https://doi/10.1007/s00500-015-1701-x
5) Arai, R., Kodaira, S., Takahashi, T., Miura, S., & 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/10.1186/s40623-018-0830-8
6) Arekhi, S., (2015). Detecting changes cover land use with object-oriented processing satellite images using the software Idrisi Selva (Case study: Abdanan). Journal of Geographic Information, 24: 51-61. https://doi.org/10.22131/sepehr.2015.15552
7) Atiyah, S. Taheri, M. 2020. Statistical and Fuzzy Clustering Methods and their Application to Clustering Provinces of Iraq based on Agricultural Products , AUT Journal of Mathematics and Computing. 1(1), 101-112. Https://doi/10.22060/ajmc.2019.14873.1013
8) Atta-Fosu, T., Guo, W., Jeter, D., Mizutani, C., Stopczynski, N., & Sousa-Neves, R. (2016). 3D Clumped Cell Segmentation Using Curvature Based Seeded Watershed. Journal of Imaging, 2(4), 31.
9) Bayram. B., Demir. N., Akpinar. B., Oy. S., Erdem. F., Vögtle. T., Seker. D. Z. (2018). Effect of Different Segmentation Methods Using Optical Satellite Imagery to Estimate Fuzzy Clustering

10) Parameters for SENTINEL-1A SAR Images, International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 12(14), 39–43, https://doi.org/10.5194/isprs.
11) Ben Salah. M, Mitiche. A, and Ben Ayed. I. (2010) Effective level set image segmentation with a kernel induced data term, Image Processing, IEEE Transactions on, 11(19), 220-232. https://doi/10.1109/TIP.2009.2032940
12) Benincasa, M., Falcini, F., Adduce, C., Sannino, G., & Santoleri, R. (2019). Synergy of Satellite Remote Sensing and Numerical Ocean Modelling for Coastal Geomorphology Diagnosis. Remote Sensing, 11(22), 2636. https://doi.org/10.3390/rs11222636
13) Brian, W. S., C. Qi and B. Michael. 2011. A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones. Applied Geography, 31: 525-532. http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2010.11.007
14) Capolongo, D., Refice, A., Bocchiola, D., D'Addabbo, A., Vouvalidis, K., Soncini, A., 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, 1958–1968. https://doi/10.1016/j.scitotenv.2018.10.114
15) Chang, N.-B., Bai, K., & 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), 1898– 1912. https://doi/10.1109/JSTARS.2015.2400636
16) Chen Y, Wen D, Jing L et al., 2007. Shadow information recovery in urban areas from very high resolution satellite imagery. International Journal of Remote Sensing, 28(15): 3249–3254. http://dx.doi.org/10.1080/01431160600954621
17) Chen, D., Shang, S., & Wu, C. (2014). Shadow-based Building Detection and Segmentation in High-resolution Remote Sensing Image. Journal of Multimedia, 9(1). https://doi/10.4304/jmm.9.1.181-188
18) Choi, H., & Bindschadler, R. (2004). Cloud detection in Landsat imagery of ice sheets using shadow matching technique and automatic normalized difference snow index threshold value decision.Remote Sensing of Environment, 91(2), 237– 242. https://doi/10.1016/j.rse.2004.03.007
19) Chouhan, S. S., Kaul, A. & Singh, U. P. (2018). Image Segmentation Using Computational Intelligence Techniques: Review. Archives of Computational Methods in Engineering, 26(3), 533–596. https://doi/10.1007/s11831-018-9257-4
20) DosSantos Gomes, D., de Oliveira Serra, G.L. 2021. Computational Approach for Real-Time Interval Type-2 Fuzzy Kalman Filtering and Forecasting via Unobservable Spectral Components of Experimental Data. Journal of Control, Automation and Electrical Systems. 32, 326–355. https://doi.org/10.1007/s40313-020-00675-9
21) Du, S., Liu, B., Zhang, X. & Zheng, Z. (2020). Large-scale urban functional zone mapping by integrating remote sensing images and open social data. GIScience & Remote Sensing, 57(3), 411–430. https://doi/10.1080/15481603.2020.1724707
22) Egrioglu, E., Bas, E. & Chen, M. 2024. A fuzzy Gaussian process regression function approach for forecasting problem. Granular Computing. 9, 47. https://doi.org/10.1007/s41066-024-00475-5
23) Elbakary, M. I., & Iftekharuddin, K. M. (2014). Shadow Detection of Man-Made Buildings in High-Resolution Panchromatic Satellite Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(9), 5374–5386. https://doi/10.1109/TGRS.2013.2288500
24) Elmizadeh, H. & Mahdipour, H. (2022). Monitoring of Qeshm Island Drainage Network Formic Patterns Using Fuzzy Segmentation of processed Panchromatic Images (HR-PRS). Hydrogeomorphology, 9(30), 64-49. https://doi/10.22034/hyd.2022.44881.1580. [persian].
25) Elmizadeh, H., & Mahdipour, H. (2023). Detection and Monitoring of Geomorphic Landforms in Areas with Shadow and Cloud Cover Using Remote Sensing Techniques and Fuzzy Segmentation. Advanced Applied Geology, 13(1), 72-89. https://doi/10.22055/aag.2022.36423.2197. [persian].
26) Fan, J., & 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), 72–83. https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2016.2637373
27) Fang, W., Liang-shu, W., Jun-jie, H., Gui-ling, L. & Xi-ping, J. (2017). Optimized fuzzy C-means clustering algorithm for the interpretation of the near-infrared spectra of rocks. Spectroscopy Letters, 50(5), 270–274. https://doi.org/10.1080/00387010.2017.1317271

28) Feng, Guozheng., Ni, Mengying., Ou, Shifeng., Yan, Weiqing & Xu, Jindong. (2019). A Preferential Interval-Valued Fuzzy C-Means Algorithm for Remotely Sensed Imagery Classification. International Journal of Fuzzy Systems. https://doi.org/10.1007/s40815-019-00706-x
29) Fourie, C., (2015). On Attribute Thresholding and Data Mapping Functions in a Supervised Connected Component Segmentation Framework, Remote Sensing, Vol.7(6), pp.7350-7377. https://doi.org/10.3390/rs70607350.
30) Gaetano, R., Masi, G., Poggi, G., Verdoliva, L. & Scarpa, G. (2015). Marker-Controlled Watershed-Based Segmentation of Multiresolution Remote Sensing Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53(6), 2987–3004. http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2014.2367129
31) Gao, B., & Wang, J. (2015). Multi-Objective Fuzzy Clustering for Synthetic Aperture Radar Imagery. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 12(11), 2341–2345. http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2015.2477500
32) Ghamisi, P., Ali, A.-R., Couceiro, M. S. & Benediktsson, J. A. (2015). A Novel Evolutionary Swarm Fuzzy Clustering Approach for Hyperspectral Imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8(6), 2447–2456. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2398835
33) He, T., Sun, Y.-J., Xu, J.-D., Wang, X.-J. & 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/10.1117/1.jrs.8.083636
34) HongLei, Y., JunHuan, P., BaiRu, X., & 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), 305–316. https://doi.org/10.5721/EuJRS20134617
35) 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, 1–12. https://doi/10.1155/2017/7515130
36) Huang, C., Thomas, N., Goward, S. N., Masek, J. G., Zhu, Z., Townshend, J. R., & Vogelmann, J. E. (2010). Automated masking of cloud and cloud shadow for forest change analysis using Landsat images. International Journal of Remote Sensing, 31(20), 5449– 5464. http://dx.doi.org/10.1080/01431160903369642
37) Irish, R. R., Barker, J. L., Goward, S. N. & Arvidson, T. (2006). Characterization of the landsat-7 ETM+ automated cloud-cover assessment (ACCA) algorithm. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72(10), 1179– 1188. http://dx.doi.org/10.14358/PERS.72.10.1179
38) Iwahashi, J., Kamiya, I., Matsuoka, M. & Yamazaki, D. (2018). Global terrain classification using 280 m DEMs: segmentation, clustering, and reclassification. Progress in Earth and Planetary Science, 5(1). https://doi/10.1186/s40645-017-0157-2
39) Ji, X.; Huang, L.; Tang, B.-H.; Chen, G.; Cheng, F. 2022. A Superpixel Spatial Intuitionistic Fuzzy C-Means Clustering Algorithm for Unsupervised Classification of High Spatial Resolution Remote Sensing Images. Remote Sensing. 14(14):3490. https://doi.org/10.3390/rs14143490
40) Jurado, J. M., Cárdenas, J. L., Ogayar, C. J., Ortega, L., & Feito, F. R. (2020). Semantic Segmentation of Natural Materials on a Point Cloud Using Spatial and Multispectral Features. Sensors, 20(8), 2244. Https://doi/10.3390/s20082244
41) Lu, H., Liu, C., Li, N., & 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), 671–681.
42) Luo, Y., Trishchenko, A. P., & Khlopenkov, K. V. (2008). Developing clear-sky, cloud and cloud shadow mask for producing clear-sky composites at 250-meter spatial resolution for the seven MODIS land bands over Canada and North America. Remote Sensing of Environment, 112(12), 4167– 4185. https://doi/10.1016/j.rse.2008.06.010
43) Mai, D.; Ngo, L. 2018. Semi-supervised Method with Spatial Weights based Possibilistic Fuzzy c-Means Clustering for Land-cover Classification, 5th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS), Ho Chi Minh City, Vietnam, pp. 406-411, https://doi/10.1109/NICS.2018.8606801
44) Meneghini, Claudio & Parente, Claudio. (2015). A New Index to Perform Shadow Detection in GeoEye-1 Images. International Journal of Engineering and Technology. 7. 1581 – 1588. https://doi/10.1109/s11769-013-0613-x
45) Miao, Z., Shi, W., Samat, A., Lisini, G., & 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), 1817–1829. https://doi/10.10.1109/jstars.2015.2498663

46) Razavi-Moghaddam, Reza (2022). Studying the effect of geomorphological factors of Ala River basin on bank erosion and its role in environmental management, Master's thesis in Geomorphology, supervised by Heeva Elmizadeh, Faculty of Natural Resources, Khorramshahr University of Marine Sciences and Technology. [persian].
47) Richter R, Kellenberger T, Kaufmann H, (2009). Comparison of topographic correction methods. Remote Sensing, 1(3): 184– 196. https://doi/10.3390/rs1030184
48) Shahtahmassebi, A., Yang, N., Wang, K., Moore, N., & Shen, Z. (2013). Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing. Chinese Geographical Science, 23(4), 403–420. https://doi/10.1007/s11769-013-0613-x
49) Sharma, R., Ravinder, M. 2023. Remote sensing image segmentation using feature based fusion on FCM clustering algorithm. Complex & Intelligent Systems. 9, 7423–7437. https://doi.org/10.1007/s40747-023-01129-w
50) Silva, G. F., Carneiro, G. B., Doth, R., Amaral, L. A., & de Azevedo, D. F. (2018). Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 140, 104– 121. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.11.005
51) Simpson, J. J., Jin, Z., & Stitt, J. R. (2000). Cloud shadow detection under arbitrary viewing and illumination conditions. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38(2), 972– 976. https://doi/10.1109/36.841979.
52) Swetnam, T. L., Gillan, J. K., Sankey, T. T., McClaran, M. P., Nichols, M. H., Heilman, P., & McVay, J. (2018). Considerations for Achieving Cross-Platform Point Cloud Data Fusion across Different Dryland Ecosystem Structural States. Frontiers in Plant Science, 8:2144. https://doi/10.3389/fpls.2017.02144
53) Tabib Mahmoudi, F. Samadzadegan, F. and Reinartz, P. (2015). Object recognition based on the context aware decision-level fusion in multiviews imagery," Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal, 23(4), 403–420. vol. 8, pp. 12-22. https://doi/10.1109/JSTARS.2014.2362103
54) Wan, Y., Zhong, Y., & 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), 2324–2340. https://doi/10.1109/TGRS.2018.2872875
55) Wang, T., Shi, J., Husi, L., Zhao, T., Ji, D., Xiong, C., & Gao, B. (2017). Effect of solar-cloud-satellite geometry on land surface shortwave radiation derived from remotely sensed data. Remote Sensing, 9(7), 690. https://doi.org/10.3390/rs9070690
56) Wang, T., Yan, G., Mu, X., Jiao, Z., Chen, L., & Chu, Q. (2018). Toward operational shortwave radiation modeling and retrieval over rugged terrain. Remote Sensing of Environment, 205, 419–433. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.006
57) Xiao, T., Wan, Y., Chen, J., Shi, W., Qin, J., & Li, D. 2022. Multiresolution-Based Rough Fuzzy Possibilistic-Means Clustering Method for Land Cover Change Detection. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 16, 570. https://doi/10.1109/JSTARS.2022.3228261
58) Xu, Y., Chen, R., Li, Y., Zhang, P., Yang, J., Zhao, X. & 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), 2772. https://doi.org/10.3390/rs11232772
59) Yildiz, S., & 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/10.1007/s10661-016-5392-2
60) 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, vol. 57, pp. 1306-1313. https://doi.org/10.1007/s11430-013-4689-z
61) Zeinali, B., & Asghari, S. (2016). Mapping and monitoring of dust storms in Iran by fuzzy clustering and remote sensing techniques. Arabian Journal of Geosciences, 9(9). https://doi/10.1007/s12517-016-2575-7
62) Zhang, Y., Jiang, P., Zhang, H., & 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), 186. https://doi/10.3390/ijerph15020186
63) Zheng, Z.; Cao, J.; Lv, Z.; 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, Vol.11(16), 2-22. https://doi/2072-4292/11/16/1903

64) Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. Remote Sensing of Environment, 118, 83– 94. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028
65) Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: An algorithm designed specifically for monitoring land cover change. Remote Sensing of Environment, 152, 217– 234. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.012

فصلنامه علمی جغرافیا

Journal Homepage: https://mag.iga.ir

شاپا الکترونیکی: ۲۹۹۶-۲۷۱۷

مقاله برگرفته از پایان نامه ارشد

دوره۲۲، شمارهٔ ۸۲، ۱۴۰۳

کارایی الگوریتم های خوشه‌بندی فازی در بازشناسی خودکار الگوهای مورفولوژیک (مطالعه موردی: رودخانه علاء)

رضا رضوی مقدم[۱]، هیوا علمیزاده[۲]

۱. گروه زمین شناسی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، ایران. E: razavi58@kmsu.ac.ir

۲. گروه زمین شناسی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، ایران. (نویسنده مسئول). E: elmizadeh@kmsu.ac.ir

اطلاعات مقاله

واژگان کلیدی:
آشکارسازی
فرایند ادغام
ناحیه بندی فازی
تصاویر HR-PRS
سنجنده GeoEye-1

تاریخ دریافت:
۱۴۰۳/۰۵/۱۰
تاریخ بازنگری:
۱۴۰۳/۰۸/۰۸
تاریخ پذیرش:
۱۴۰۳/۰۸/۱۰
تاریخ چاپ:
۱۴۰۳/۰۶/۰۱

چکیده

هدف این پژوهش ناحیه‌بندی فازی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 و الگوریتم‌های خوشه‌بندی است و کارایی این تکنیک‌ها در آشکارسازی عوارض و پدیده‌های سطح زمین و بازشناسی خودکار الگوهای مورفولوژیک در رودخانه علاء بررسی می‌گردد. 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 (FCM) ، (PCM) ، (GK) و (FSC) به ناحیه‌بندی مقاوم پوشش زمینی اقدام گردید. در این روش‌ها خوشه‌بندی فازی چندین بار و برای تعداد خوشه‌های مختلف (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 نهایت الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی که دارای پارامترهای فازی هستند، بر روی تصاویر HR-PRS ورودی اعمال شده و نتایج آن مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. نتایج ناحیه‌بندی فازی و مقایسه روش‌های پیشنهادی در محدوده مطالعاتی نشان می‌دهد که روش Interval-valued Data Fuzzy c-means (FSC) که در آن ابهام موجود در ناحیه‌بندی لحاظ شده، دارای بهترین عملکرد جهت یافتن تعداد خوشه‌های بهینه و آشکارسازی پدیده‌های سطحی می‌باشد. همچنین این الگوریتم دقت بالاتری را ارائه و مرزهای اصلی را به خوبی تشخیص می‌دهد. این نتایج همچنین نشان‌دهنده اثربخشی الگوریتم-های خوشه‌بندی فازی جهت ناحیه‌بندی تصاویر چند طیفی می‌باشد و کارایی این روش‌ها را از منظر تشخیص عوارض و پدیده‌های مکانی و استخراج دقیق اطلاعات از تصاویر تایید می‌نمایند.

استناد: رضوی مقدم، رضا و علمیزاده، هیوا (۱۴۰۳). کارایی الگوریتم های خوشه‌بندی فازی در بازشناسی خودکار الگوهای مورفولوژیک (مطالعه موردی: رودخانه علاء)، فصلنامه علمی جغرافیا، (۸۲) ۲۲، ۱۰۶-۹۱.

http://doi.org/10.22034/iga.2024.2031946.1312

© نویسندگان

صاحب امتیاز: انجمن جغرافیایی ایران

مقدمه و پیشینه

استفاده از تکنولوژی سنجش از دور به دلیل مزیت‌های برجسته و منحصر به فرد آن در مطالعات علوم زمین و منابع طبیعی جایگاه ویژه‌ای دارد (Benincasa et al, 2019: 11; Capolongo et al, 2019: 3). تـصویر برداری همزمان در چند طول موج مختلف، مقایسه‌ی چندزمانه، یکسان بودن زاویه تابش خورشید در همه تصاویر، به‌روز بودن اطلاعات، سطح پوشش وسیع، پردازش رقومی، تنوع داده‌ها، سرعت انتقال داده‌ها، دارا بودن سیستم جمع‌آوری اطلاعات در کمترین زمان برای یک منطقه وسیع و امکان استفاده از کامپیوترهای پیشرفته و دیگر سخت افزارهای ویژه جهت تفسیر و تحلیل اطلاعـات، سنجش از دور را به عنوان مهم‌ترین تکنولوژی در آشکارسازی پوشش سطحی و عوارض سطح زمین مطرح ساخته است (Miao et al, 2016: 407; Zhang et al, 2018: 3; Du et al, 2020: 414). در چند دهه اخیر تکنولوژی سنجش از دور با اسـتفاده از تجزیـه و تحلیـل تصـاویر چنـد طیفـی، ارائه امکانات مربوط به پردازش رقومی تصاویر با بازه‌های زمانی متفاوت و فناوری سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی با قابلیت تحلیل‌های مکانی، امکان شناسـایی پوشـش سطحی زمـین، مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات آتی را فراهم ساخته است (Brian et al, 2011: 528; Fan & Wang, 2018: 74).

در این رابطه پیشرفت‌های فراوانی در روش‌های آشکارسازی تغییرات و عوارض سطح زمین حاصل شده است. این پیشرفت به دلیل امکان کاربرد حجم بسیار زیاد اطلاعات از نقاط مختلف، کسب داده از مناطق دوردست و صعب العبور، درک بهتر از پدیده‌های اقلیمی، پیشرفت در ابزارها، بهبود حاصله در اجرای مدل‌ها و توان پردازش به صورت خودکار و بدون دخالت انسان به‌دست آمده است. فرایند آشکارسازی تغییرات، شناسایی لندفرم‌های زمین و نحوه پراکنش آنها از نیازهای اساسی علوم زمین و منابع طبیعی می‌باشد. از طرف دیگر فن‌آوری سنجش از دور، ابزار مفیدی جهت مطالعه و پایش عوارض و پدیده‌های سطح زمین به منظور تولید داده‌های مفید و با ارزش از نظر مکانی و زمانی می‌باشد (Chang et al, 2015: 4; Wang et al, 2018: 422). از این رو تصاویر سنجش از دور پنکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS) به دلیل توان بالای تفکیک مکانی و طیفی ابزار مفید و کارآمدی جهت شناسایی و طبقه‌بندی لندفرم‌های سطح زمین به شمار می‌آیند. با وجود پیشرفت‌های ماهواره‌های دورسنجی و توان تفکیک بالای این سنجنده‌ها در چند دهه اخیر، همواره نیاز به بهبود تصاویر سنجش از دور مطرح بوده است. این تصاویر اطلاعات باارزشی از سطح زمین فراهم می‌آورند؛ در حالی‌که در بسیاری مواقع تشخیص عوارض سطحی زمین در مناطقی از تصویر که در سایه ابرها یا عوارض دیگر قرار دارند، می‌تواند به کاهش و تخریب اطلاعات این تصاویر منجر شود (Shahtahmassebi et al, 2013: 406; Swetnam et al, 2018: 6; Jurado et al, 2020: 7). وجود موانعی مانند پوشش ابر و سایه، در آنالیز و پردازش تصاویر ماهواره‌ای مانند شناسایی و آشکارسازی تغییرات، طبقه‌بندی و استخراج اطلاعات صحیح از تصاویر ماهواره‌ای تاثیر زیادی گذاشته و ایجاد مشکل می‌کند؛ از این رو کالیبراسیون و تصحیح اثرات جوّی در تصاویر ماهواره‌ای و از بین بردن اثر شرایط اقلیمی و تجزیه و تحلیل بازتاب واقعی عوارض و جدا سازی آن از اثر جو، به ویژه به منظور پایش عوارض سطحی در دوره‌های زمانی مختلف، یکی از چالش‌های همیشگی در سنجش از دور و مسئله‌ای حیاتی و بحث برانگیز می‌باشد (Chen et al, 2014: 5; Aboutalebi et al, 2018: 409; Jurado et al, 2020: 9).

بنابراین، انتخاب مناسب‌ترین الگوریتم‌های ناحیه‌بندی جهت بهبود شناسایی و تشخیص عوارض در این مناطق از اهمیت بالایی برخوردار است. انتخاب و توسعه این الگوریتم‌ها، تحت تأثیر پارامترهایی مانند دقت رادیومتریکی، شرایط

اتمسفری، توان تفکیک طیفی، مکانی، موضوعی و شرایط زمانی، تکنولوژی قدرتمندی را جهت استخراج اطلاعات و تهیه نقشه‌های موضوعی فراهم می‌آورند که امکان پایش و ارزیابی بهتر لندفرم‌ها و روند تغییرات محیطی را با مقایسه تصاویر چند زمانه مهیا می‌کند (علمیزاده و مهدی‌پور، ۱۴۰۱: ۵۱). در این میان الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی به عنوان یکی از روش‌هایی است که عملکرد قابل قبولی در ناحیه‌بندی تصاویر پنکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS) داشته است (He et al, 2014; Zheng et al, 2019). ناحیه‌بندی فازی یک مرحله بسیار مهم و اساسی در مبحث پردازش تصویر است که در تشخیص، طرح ریزی و ارزیابی‌های مختلف لندفرم‌ها و پدیده‌های محیطی نقش اساسی ایفا می‌کند (Lu et al, 2015: 673; Atta-Fosu et al, 2016: 5; Yildiz & Doker, 2016: 8; Arai et al, 2018: 3; Iwahashi et al, 2018: 4). ناحیه‌بندی و بخش‌بندی تصاویر رقومی ماهواره‌ای به نواحی همگن یک فرایند کاربردی جهت استخراج اطلاعات کاربردی، آشکارسازی تغییرات[۱] آشکارسازی ناهمسانی‌ها[۲] آشکارسازی عوارض طبیعی و انسان‌ساخت[۳] طبقه‌بندی[۴] بازشناسی خودکار الگوهای فرمیک[۵] و درک توزیع پوشش‌های سطحی زمین محسوب می‌شود (علمیزاده و مهدی‌پور، ۱۴۰۲: ۷۴). ناحیه‌بندی تصاویر بر پایه فاکتورهای میانگین و واریانس وزنی[۶] تلرانس تشابه[۷] و پهنای پنجره[۸] کنترل می‌شود (Arekhi, 2015: 53; Chouhan et al, 2018: 7) و با توجه به اینکه معمولا به صورت یک فرایند خوشه‌بندی[۹] مدل می‌شود (HongLei et al, 2013: 307; Alok et al, 2015: 8)؛ بنابراین الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی یکی از روش‌های پرکاربرد و مؤثر در ناحیه‌بندی تصاویر سنجش از دور محسوب می‌شوند.

در سال‌های اخیر روش‌های زیادی در ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای بوجود آمده است. بررسی پیشینه‌ی تحقیق بیانگر کاربرد گسترده سنجش از دور و الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی در ناحیه‌بندی و ارزیابی تغییرات محیطی است (Shen et al, 2011; Gaetano et al, 2015; Fourie et al, 2015; Feng et al, 2019; Adachi et al, 2017; Hua, 2017). در این رابطه کارایی ناحیه‌بندی و خوشه‌بندی فازی برای طوفان‌های گرد و غبار ایران (Zeinali et al, 2016)، مطالعه زمین‌شناسی سنگ‌ها (Fang et al, 2017)، تصاویر فراطیفی و تصاویر چند طیفی SPOT-5 (Yu et al, 2014; Ghamisi et al, 2015; Bayram et al, 2018; Wan et al, 2019)، تصاویر رادار (Gao & Wang, 2015) و انتروپی تصاویر چند طیفی (Xu et al, 2019) مورد تائید قرار گرفته است. مطالعات کاربردی نیز جهت ارزیابی تأثیر سایه و روش‌های تشخیص سایه و سایه‌زدایی در تصاویر سنجش از دور مانندGeoEye-1 (Meneghini & Parente, 2015)، IKONOS و QuickBird (Chen et al., 2007)، تصاویر Landsat ETM (Richter et al., 2009) و همچنین (Shahtahmassebi et al, 2013; Chen et al, 2014; Elbakary & Iftekharuddin, 2014; Aboutalebi et al, 2018; Swetnam et al, 2018; Jurado et al, 2020) با هدف بازسازی اطلاعات از دست رفته

۱Change Detection
۲Anomaly Detection
۳Object & Target Detection
۴Classification
۵Automatic Morphic Pattern Recognition
۶Weight Variance & Weight Mean Factor
۷Similarity Tolerance
۸Window width
۹Clustering

به دلیل اثرات ابر و سایه توسعه یافته‌اند. این روش‌ها بر اساس مشخصات طیفی پیکسل‌های مجاور فضایی و نزدیک به اهداف، اطلاعات از دست رفته در اثر سایه را بازیابی می‌کنند. روش‌های مبتنی بر طیفی (Huang et al., 2010; Irish et al., 2006; Silva et al., 2018; Zhu & Woodcock, 2012; Zhu & Woodcock, 2014) به تفاوت در ویژگی‌های چند طیفی یا فضای رنگی مختلف سایه‌ها در باندهای انعکاسی و یا حرارتی بستگی دارد.

در برخی مطالعات نیز از روش‌های مبتنی بر هندسه و روابط هندسی خورشید، ابرها و ماهواره برای تعیین موقعیت‌ها و توزیع سایه‌ها (Choi & Bindschadler, 2004; Huang et al., 2010; Luo et al., 2008; Simpson et al., 2000; Wang et al, 2017) و حذف ابر و سایه (سایه‌های ابر) استفاده شده‌است.

با توجّه به موارد یادشده، هدف این پژوهش ناحیه‌بندی فازی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 و الگوریتم‌های خوشه‌بندی و ادغام پیشنهادی است و کارایی این تکنیک‌ها در آشکارسازی ناهمسانی‌ها، عوارض و پدیده‌های سطح زمین و بازشناسی خودکار الگوهای فورمیک در رودخانه علاء بررسی می‌گردد. در این پژوهش برای اولین بار الگوریتم-های خوشه‌بندی ارائه می‌شود که در آنها متریک به کار گرفته شده برای اعداد فازی، مقدار فازی را دارا می‌باشد. از این رو در این نوشتار بررسی تکنیک‌های ناحیه‌بندی فازی تصاویر پنکروماتیک با توان تفکیک مکانی بالا (HR-PRS) به منظور تشخیص هرچه بهتر و دقیق‌تر عوارض و پدیده‌های سطح زمین، می‌تواند جهت برنامه‌ریزی، مدیریت و توسعه پایدار آتی مناطق مفید باشد.

روش پژوهش

در این نوشتار با هدف آشکارسازی ناهمسانی‌ها، عوارض و پدیده‌های سطح زمین و بازشناسی خودکار الگوهای فورمیک، از فرایند ناحیه‌بندی و الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی استفاده شده‌است. جهت ناحیه‌بندی تصاویر، ضمن استفاده از ویژگی‌های رادیومتریکی، از اطلاعات مکانی تصاویر پنکروماتیک HR-PRS سنجنده GeoEye-1 که توسط ویژگی‌های بافتی استخراج می‌گردند نیز استفاده می‌گردد. علاوه بر این، با هدف بهبود دقت ناحیه‌بندی منطقه مطالعاتی، از اعداد و روش‌های خوشه‌بندی فازی استفاده می‌گردد.

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 Fuzzy C-Means (FCM) ، Possibilistic C-Means (PCM) ، Gustafson-Kessel (GK)، Fuzzy shell clustering (FSC) به ناحیه‌بندی مقاوم پوشش زمینی اقدام گردید (شکل).

در این روش‌ها خوشه‌بندی فازی چندین بار و برای تعداد خوشه‌های مختلف (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 بیشترین درجه تعلق را به آن دارا می‌باشد[۱] تصویر ناحیه‌بندی شده حاصل می‌شود که در آن مرز نواحی کاملا مشخص بوده و بسته به برچسب پیکسل، هر چه این برچسب بزرگتر باشد، رنگ روشن‌تری به آن اختصاص می‌یابد.

[۱] یعنی پیکسل‌های متعلق به خوشه با کوچکترین اندازه مرکز، برچسب ۱ دارند؛ به همین ترتیب پیکسل‌های متعلق به خوشه با بزرگترین اندازه مرکز برچسب $\hat{c}$ خواهند داشت.

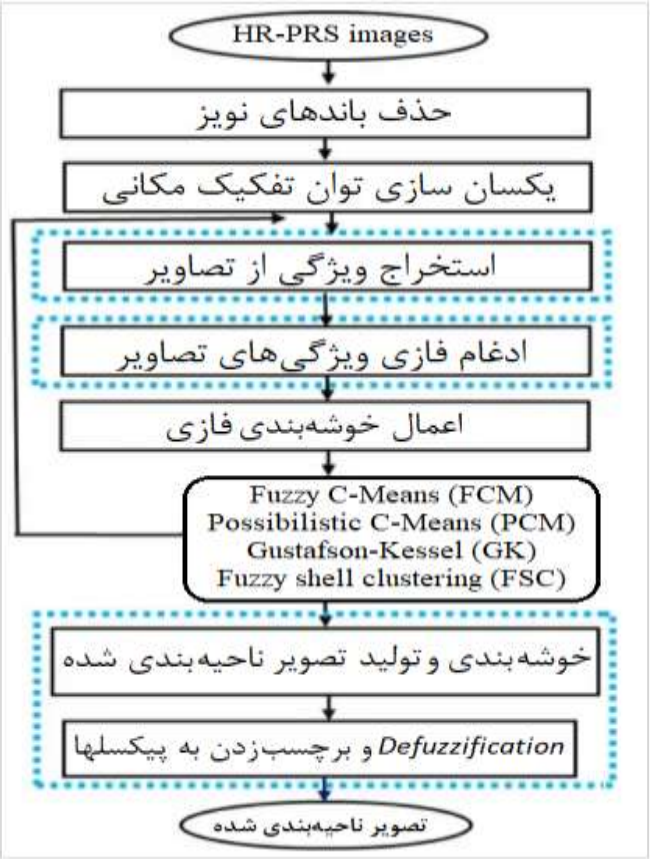
جدول ۱. روش‌های ناحیه‌بندی فازی مورد مطالعه

ردیف	الگوریتم فازی	رفرنس	توضیحات
۱	Fuzzy C-Means (FCM)	(Sharma & Ravinder, 2023; Ji et al, 2022)	مبتنی بر ادغام در سطح پیکسل و در انتخاب مرکـز خوشه، مقدار میانگین مورد استفاده قرار می‌گیرد.
۲	Possibilistic C-Means (PCM)	(Mai & Ngo, 2018; Xiao et al, 2022)	فاصله بین داده‌ها و مراکز خوشه‌ها (به ویژه خوشه‌های کروی) با متر اقلیدسی اندازه گرفته می‌شود.
۳	Gustafson-Kessel (GK)	(Egrioglu et al, 2024; DosSantos et al, 2021)	در این روش هر خوشه علاوه بر مرکز خوشه توسط یک ماتریس متقارن، معین و مثبت مشخص می‌شود.
۴	Fuzzy shell clustering (FSC)	(Atiyah & Taheri, 2020; Abaspur et al, 2021)	از روش‌های بسیار مرسوم در ناحیه‌بندی انواع تصاویر، برای تعیین خطوط، دوایر و بیضی‌ها روی مجموعه داده‌های متناظر با زیـرسـاختارهای پیچیـده پیشنهادشده است.

در این رابطه 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: 226) و در حالت دیگر مقادیر DN به همراه ویژگی‌های کنتراست، آنتروپی، انرژی و همگنی به دست آمده از ماتریس GLCM[1] (Tabib Mahmoudi et al, 2015: 16) و ویژگی‌های به دست آمده بر پایه انرژی بافت لاوز[2] از تصاویر مورد 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 فازی در (شکل) نمایش داده شده است.

[1] Gray-Level Co-Occurrence Matrix

۲. لاوز یک روش استخراج انرژی بافت را پیشنهاد نمود که میزان تغییرات در یک پنجره ثابت را اندازه‌گیری می‌کند. او با استفاده از کانولوشن با ۹ ماسک ۵*۵ به محاسبه انرژی بافت پرداخت که در نتیجه به ازای هر پیکسل ۹ ویژگی بافت حاصل نمود.



شکل ۲. بلوک دیاگرام روش‌های پیشنهادی برای ناحیه‌بندی مقاوم تصاویر HR-PRS
منبع: (ترسیم از نویسندگان)

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[۱]تصاویر پنکروماتیک HR-PRS که ماهیتی فازی دارد، به عنوان یک خروجی میانی جهت ناحیه‌بندی استفاده شده‌است.

فرایند 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[۱]در تصاویر HR-PRS ، عوامل مانند قرارگیری پیکسل‌ها در سایه و زیر لکه‌های سفید ابر باعث تفاوت فاحش مقادیر واقعی زمینی و مقادیر پیکسل‌ها می‌گردد. مجموعه نویز نامحسوس و عوامل پیش‌بینی

[۱]Fusion

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 به‌صورت یک عدد فازی بیان می‌شود

(مجموعه اعداد فازی $\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \cdots, \tilde{x}_n\}, \tilde{x}_k = (\tilde{x}_{k,1}, \cdots, \tilde{x}_{k,p}), k = 1, \cdots, n$ که با توجه به تصاویر HR-PRS و مجموعه‌های $X^{(1)}, \cdots, X^{(\ell)}, \cdots, X^{(L)}$ تعیین می‌شوند). این فرایند 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.

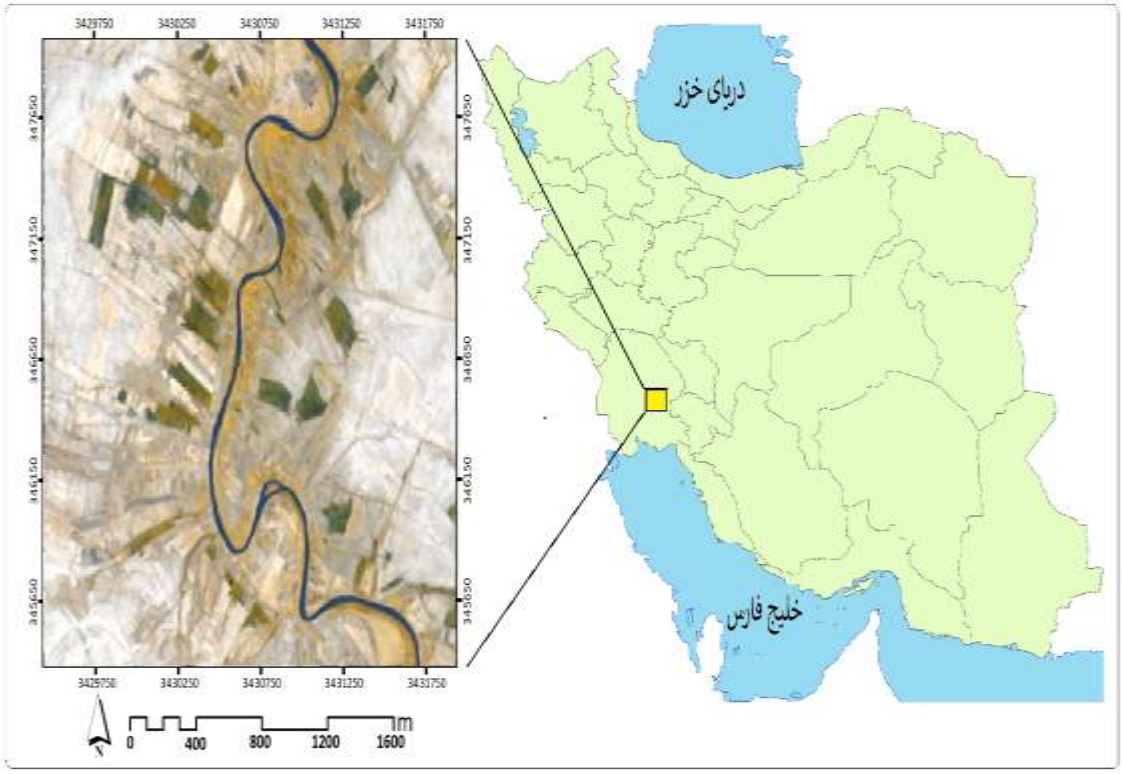
در نهایت الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی مورد بررسی که دارای پارامترهای فازی هستند، بر روی تصاویر HR-PRS ورودی اعمال شده و نتایج آن مورد بحث و بررسی قرار گرفته است.

محدوده مورد مطالعه

در این پژوهش بخش مرکزی رودخانه علاء در حوضه رامهرمز می‌باشد (شکل ۱).

این رودخانه که به رودخانه رامهرمز نیز معرف است از شاخه‌های اصلی رودخانه جراحی در جنوب غرب ایران و شرق استان خوزستان است که از ارتفاعات واقع در ۷۰ کیلومتری شرق و شمال شرقی رامهرمز سرچشمه می‌گیرد و پس از طی مسیر حدود ۱۳۰ کیلومتری در محلی به نام چم هاشم به رودخانه مارون ملحق شده و در این محل سیستم رودخانه‌ای جراحی را تشکیل می‌دهند. رودخانه علاء یکی از رودخانه‌های دائمی و مهم خوزستان بوده که از ارتفاعات زاگرس سرچشمه گرفته و در مسیر خود از محدوده‌های متنوعی اعم از بخش‌های مختلف کشاورزی، روستایی و شهری عبور می‌نماید و تأمین آب بخش مهمی از مراکز جمعیتی و اراضی کشاورزی را انجام می‌دهد. (رضوی‌مقدم، ۱۴۰۱: ۴۳).

۲. 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.



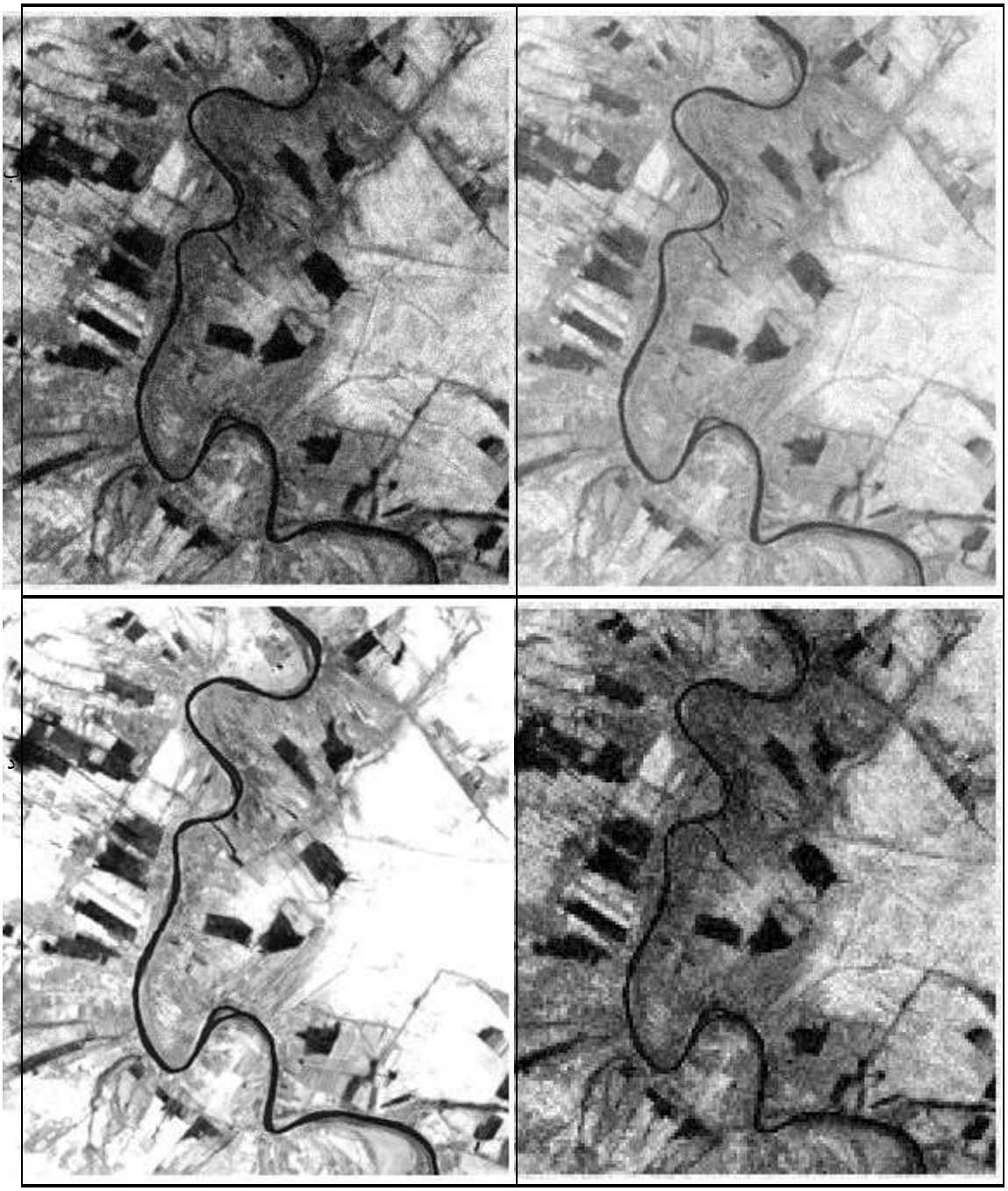
شکل ۱. تصویر سنجنده GeoEye-1 مربوط به محدوده مورد مطالعه
منبع: (ترسیم از نویسندگان)

بحث و یافته‌ها

معیار توپوگرافی: جهت مقایسه و تحلیل عملکرد خوشه‌بندی فازی در فرایند ناحیه‌بندی، الگوریتم‌های (FCM) ، (PCM) ، (GK) و (FSC) بر روی تصاویر پنکروماتیک HR-PRS محدوده مورد مطالعه اعمال و پردازش گردید. در این رابطه عملکرد الگوریتم‌های مورد بررسی جهت مقایسه و تحلیل کیفی تصاویر حاصله، با توجه به دو معیار و سه شاخص کیفی مکانی[۱] رادیومتریکی[۲] و مکانی–رادیومتریک در ناحیه‌بندی فازی محدوده مورد مطالعه مورد بررسی قرار گرفت:

- معیار ۱: در این معیار تشخیص صحیح مرز رودخانه و تمایز رودخانه از محیط پیرامون و همچنین فرم و ساختار رودخانه که دارای انحنا نیز می‌باشد، ملاک سنجش قرار گرفته است. در این معیار، انتظار می‌رود مرز رودخانه در تصویر به خوبی تشخیص داده شود و از محیط پیرامونش جدا گردد. این معیار از نوع ارزیابی مکانی می‌باشد.
- معیار ۲: در این معیار که از نوع ارزیابی مکانی– رادیومتریکی می‌باشد، ناحیه‌بندی صحیح مناطق کشاورزی و باغات اطراف رودخانه، تمایز آنها از یکدیگر و محیط پیرامون در منطقه مد نظر می‌باشد و انتظار می‌رود فرم هندسی مربوط به این اراضی به درستی ناحیه‌بندی گردد.

---
۱ Spatial
۲ Radiometric



شکل ۳. نتایج ناحیه‌بندی روش‌های پیشنهادی هنگام اعمال بر روی محدوده مورد مطالعه:
الف(GK)، ب(PCM)، ج(FCM)، د(FSC)
منبع: (ترسیم از نویسندگان)

با توجه به اینکه یکی از چالش‌های ناحیه‌بندی فازی تصاویر HR-PRS ، عدم امکان مدل نمودن و استفاده همزمان از تمامی اطلاعات موجود و همچنین حذف عوامل پیش‌بینی نشده از جمله انواع نویزها در این تصاویر و حذف اثرات عدم قطعیت تصاویر در خروجی ناحیه‌بندی می‌باشد، در این پژوهش با توجه به مزایای استفاده از ویژگی‌ها و الگوریتم‌های

خوشه‌بندی فازی، از ویژگی‌های فازی و نیز نسخه‌های تعمیم‌یافته روش خوشه‌بندی Fuzzy C-Means (FCM) جهت ناحیه‌بندی تصاویر HR-PRS استفاده گردید.

نتایج ناحیه‌بندی فازی و مقایسه روش‌های پیشنهادی در محدوده مطالعاتی (**Error! Reference source not found.**۳) نشان می‌دهد که الگوریتم Fuzzy shell clustering (FSC) نسبت به سایر روش‌های مورد بررسی عملکرد مناسب‌تری جهت ناحیه بندی فازی دارد. این روش در هر دو معیار مورد ارزیابی عملکرد خوبی داشته است؛ به طوریکه در تشخیص صحیح مرز رودخانه و تمایز رودخانه از محیط پیرامون و ناحیه‌بندی فرم هندسی مربوط به باغات و اراضی کشاورزی و تمایز این عوارض انسانی از یکدیگر و محیط پیرامون بهترین عملکرد را بین الگوریتم‌های مورد بررسی نشان داد. این روش که ابهام موجود در تصاویر HR-PRS در ناحیه‌بندی لحاظ شده، در شاخص‌های کیفی مکانی، رادیومتریکی و مکانی–رادیومتریک در ناحیه‌بندی فازی محدوده مورد مطالعه نتایج قابل قبولی به دست آورد و در مجموع دارای بهترین عملکرد جهت یافتن تعداد خوشه‌های بهینه و مراکز خوشه‌ها و آشکارسازی پدیده‌های سطحی می‌باشد (شکل ۳–د).

این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم خوشه‌بندی FSC برای توصیف ویژگی‌های خوشه‌بندی و رسیدن به ماهیت فازی داده‌های سنجش از دور که ناشی از عدم قطعیت و ناهمگنی در بازتاب طیفی سطح اشیا زمین می‌باشد، کارایی بالایی دارد (Atiyah & Taheri, 2020; Abaspur et al, 2021) و چنین فرایندی می‌تواند به طور قابل توجهی اثر خوشه-بندی را بهبود بخشد و تشخیص عوارض سطحی را تسهیل نماید. به ویژه، این فرآیند می‌تواند با تشخیص عوارض طبیعی و انسانی در تصاویر سنجش از دور با توان تفکیک بالا، اطلاعات مورد نیاز را بازسازی نماید و اشکالات ناحیه-بندی ناشی از همپوشانی ویژگی‌های طیفی بین طبقات نتایج خوشه‌بندی را کاهش و بهبود دهد. همچنین این الگوریتم قابلیت تفکیک پذیری عوارض را تنظیم و دقت بالاتری را ارائه می‌دهد و مرزهای اصلی را به خوبی تشخیص و مرزهای اضافی را حذف می‌کند.

نتایج بدست آمده همچنین نشان می‌دهد که روش Gustafson-Kessel (GK) در زمینه شناسایی پدیده‌های مکانی و آشکارسازی رودخانه که معیاری مکانی است، عملکرد مناسبی را در ناحیه‌بندی از خود نشان داده است (شکل ۳–الف) و در خوشه‌بندی فازی پیکسل‌های تصاویر HR-PRS مورد بررسی مرزهای تصویر به خوبی تفکیک شده‌اند. همچنین در ناحیه‌بندی فازی فرم هندسی مربوط به اراضی کشاورزی و باغات و تمایز این عوارض انسانی از یکدیگر و محیط پیرامون نیز عملکرد قابل قبولی نشان داد؛ اما به دلیل حساسیت بالای این الگوریتم نسبت به نویز با مسئله پیدایش مرزهای اضافی روبروست (Egrioglu et al, 2024; DosSantos et al, 2021).

روش‌های Fuzzy C-Means (FCM) و Possibilistic C-Means (PCM) که در کاربردهای تحلیل داده مناسب و مفید می‌باشند، برای خوشه‌های فشرده محدب کاربرد دارند؛ بـه همـین دلیـل الگوریتم‌های خوشه‌بندی یکپارچه[۱] نیز نامیده می‌شوند. الگوریتم‌های FCM و PCM دارای عملکرد خوبی مانند روش FSC در زمینه معیار ارزیابی مکانی و رادیومتریکی و تشخیص دقیق مرز رودخانه و تمایز آن از عوارض محیط پیرامون نمی‌باشند (شکل ۳–ب و ج). این الگوریتم‌ها از فاصله اقلیدسی جهت خوشه‌بندی فازی استفاده می‌کنند و نسبت به نقاط پرت حساسیت کمتری دارند؛ از این‌رو برای داده‌هایی که در آن‌ها کلاس‌ها دارای شکل و حجم متفاوت‌اند، چندان مناسب به نظر نمی‌رسند. به طور کلی

[۱] Solid clustering algorithms

این الگوریتم‌ها هر چند در شناسایی و آشکارسازی رودخانه عملکرد نسبتا مناسبی داشتند، برای ناحیه‌بندی و استخراج دقیق اطلاعات پدیده‌های مکانی از تصاویر سنجش از دور با وضوح بالا کارایی متوسطی نشان می‌دهند (Mai & Ngo, 2018; Xiao et al, 2022; Sharma & Ravinder, 2023; Ji et al, 2022)؛ به طور کلی الگوریتم‌های مورد بررسی در زمینه تشخیص عوارض تا حد زیادی دقت خوبی نشان دادند.

با توجه به اینکه معیار رودخانه به عنوان یک شاخص سنجش مکانی[۱]در نظر گرفته می‌شود، نشان می‌دهد الگوریتم‌های مورد بررسی در شاخص مکانی قابلیت خوبی دارند. اما اوج تفاوت عملکرد این الگوریتم‌ها در ناحیه‌بندی فازی فرم هندسی مربوط به اراضی کشاورزی و باغات و تمایز این عوارض انسانی از یکدیگر و محیط پیرامون می‌باشد که در این زمینه الگوریتم FSC عملکرد مناسب‌تری داشته و این کار به درستی توسط این روش صورت پذیرفته و دارای بهترین عملکرد در این شاخص می‌باشد که ماهیتی مکانی- رادیومتریکی دارد. دلیل این امر استفاده از اعداد فازی و نیز روش‌های خوشه‌بندی کارا در این روش می‌باشد.

نتیجه‌گیری

نتایج اعمال الگوریتم‌های (FCM) ، (PCM) ، (GK) و (FSC) ناحیه‌بندی فازی بر روی تصاویر پنکروماتیک HR-PRS محدوده مورد بررسی نشان می‌دهد بهره‌گیری از روابط مکانی محلی[۲]و کلی[۳]پیکسل‌ها جهت خوشه‌بندی فازی تصاویر و استفاده از ویژگی‌های ساختاری، بافتی و طیفی جهت ناحیه‌بندی تصاویر پنکروماتیک، قابلیت بالایی در تشخیص و آشکارسازی عوارض سطحی منطقه دارد. به طور کلی الگوریتم‌های فازی مورد مطالعه به ویژه FSC در ناحیه‌بندی و خوشه‌بندی دقیق حجم وسیع داده‌های ورودی و نیز تشخیص و آشکارسازی عوارض و پدیده‌های سطحی و ناحیه‌بندی تصاویر پنکروماتیک به خوبی عمل می‌نمایند. در این میان الگوریتم FSC که در آن ابهام موجود در تصاویر در ناحیه‌بندی لحاظ شده، نمونه‌های با ذات متفاوت را در تصاویر HR-PRS از سایر داده‌ها را بیرون می‌کشد. همچنین در صورت جایگزینی متر اقلیدسی با متر اصلاح‌شده جهت اندازه‌گیری فاصله بین داده‌ها و نمونه‌ها، قادر به تشخیص بهتر عوارض با فرم‌های متفاوت (سهمی، هذلولی و خوشه‌های خطی) می‌باشند. هدف این الگوریتم استخراج نمونه‌هایی است که از سایر داده‌ها متفاوت‌اند، لذا به اصلاح فاصله بین آنها می‌پردازد.

در مقایسه با FCM در الگوریتم Gustafson-Kessel هر خوشه علاوه بر مرکز خوشه توسط یک ماتریس معین، متقارن و مثبت مشخص و متمایز می‌گردد. باید این موضوع را هم در نظر گرفت که این ماتریس برای هر خوشه یک نرم ایجاد می‌کند و با انتخاب دلخواه و اختیاری ماتریس‌ها، فاصله‌ها را به‌طور دلخواه می‌توان کوچک نمود و تغییر داد. در این رابطه با جایگزین کردن فاصله اقلیدسی در الگوریتم FCM با متری که توسط یک ماتریس معین، متقارن و مثبت ایجاد می‌شود[۴] می‌توان به شناسایی خوشه‌های دقیق‌تر و با کیفیت‌تری نیز دست یافت. همچنین برای اجتناب از کمینه‌سازی تابع هدف با ماتریس‌های با ورودی‌های تقریباً صفر، نیاز به مقداری ثابت برای خوشه‌ها با ماتریسی با

[۱] Spatial
[۲] Local
[۳] Global
[۴] Mahalanobis

دترمینان[1] یک داریم. در این راستا اگر خوشه‌بندی داده‌های ورودی بـا رویکرد امکان صورت گیرد، فرم خوشه‌ها (و نه اندازه‌هایشان) متغیر بوده و جهـت و موقعیت را می‌توان از ماتریس و مرکز خوشه‌ها به دست آورد. از این رو کیفیت نتایج حاصل از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی به‌شدت وابسته به داده‌های در دسترس بوده و فاکتورهای توسعه برای این خوشه‌ها می‌توانند جهت تشخیص دقیق‌تر لندفرم‌ها در تصاویر مورد استفاده قرار گیرند. در این رابطه یک روش پیشنهادی مؤثر جهت افزایش سرعت همگرایی و کاهش گام‌های تکرار، آغاز الگوریتم خوشه‌بندی GK و FSC با نتایج حاصل از اجرای روش FCM می‌باشد.

همچنین، می‌توان گفت در ادغام اطلاعات تصاویر HR-PRS، اعداد فازی نوع نرمال بهترین نوع اعداد جهت استفاده در ناحیه‌بندی منطقه می‌باشند و استفاده از اعداد فازی و فازی سازی درجه عضویت و پارامترهای فاصله در حالت کلی می‌تواند ما را به نتایج بهتری در ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای برساند. بر این اساس با توجه به ویژگی‌های بارز الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی از جمله مقاومت در برابر نویز و داده‌های دور افتاده، استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی ویژگی‌های فازی نوع نرمال (گوسی) که مبتنی بر روش خوشه‌بندی Fuzzy C-Means (FCM) باشند، از بهترین ویژگی‌ها جهت ناحیه‌بندی تصاویر HR-PRS می‌باشند.

حامی مالی

این اثر حامی مالی نداشته است.

سهم نویسندگان

نویسندگان در انجام این پژوهش سهم برابر دارند.

تضاد منافع

نویسندگان اعلام می دارند، هیچ تضاد منافعی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

تقدیر و تشکر

بنا به اظهار نویسنده مسئول این مقاله مستخرج از نتایج پایان نامه اجرا شده در دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر می‌باشد. نویسندگان از افرادی که در انجام این پژوهش همکاری داشتند، تشکر می‌کنند.

[1] Determinant

منابع

۱) رضوی‌مقدم، رضا (۱۴۰۱). بررسی تاثیر عوامل ژئومورفولوژیکی حوضه رودخانه علاء بر فرسایش کناری و نقش آن در مدیریت محیط، پایان‌نامه کارشناسی ارشد ژئومورفولوژی، به راهنمایی هیوا علمیزاده، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر.

۲) علمیزاده، هیوا و مهدی پور، هادی. (۱۴۰۱). پردازش تصاویر پانکروماتیک (HR-PRS) و پایش الگوهای فرمیک شبکه آبراهه‌های جزیره قشم با استفاده از تکنیک‌های ناحیه‌بندی فازی. هیدروژئومورفولوژی، ۹(۳۰)، ۴۹-۶۴. doi: https://doi.org/10.22034/hyd.2022.44881.1580

۳) علمیزاده، هیوا و مهدی پور، هادی. (۱۴۰۲). آشکارسازی و پایش عوارض زمین‌ریخت‌شناسی در مناطق با پوشش سایه و ابر با استفاده از تکنیک‌های دورسنجی و ناحیه‌بندی فازی. زمین‌شناسی کاربردی پیشرفته، ۱۳(۱)، ۸۹-۷۲. https://doi/10.22055/AAG.2022.36423.2197

4) Abaspur Kazerouni, I.; Mahdipour, H.; Dooly, G.; Toal, D. 2021. Vector Fuzzy c-Spherical Shells (VFCSS) over Non-Crisp Numbers for Satellite Imaging. Remote Sens, 13, 4482. https://doi.org/10.3390/rs13214482

5) Aboutalebi, M., Torres-Rua, A. F., Kustas, W. P., Nieto, H., Coopmans, C., & McKee, M. (2018). Assessment of different methods for shadow detection in high-resolution optical imagery and evaluation of shadow impact on calculation of NDVI, and evapotranspiration. Irrigation Science, 37(3), 407–429. https://doi/10.1007/s00271-018-0613-9

6) Adachi, M., Ito, A., Yonemura, S., & Takeuchi, W. (2017). Estimation of global soil respiration by accounting for land-use changes derived from remote sensing data. Journal of Environmental Management, 200, 97–104. https://doi/10.1016/j.jenvman.2017.05.076

7) Alok, A. K., Saha, S., & Ekbal, A. (2015). Multi-objective semi-supervised clustering for automatic pixel classification from remote sensing imagery. Soft Computing, 20(12), 4733–4751. https://doi/10.1007/s00500-015-1701-x

8) Arai, R., Kodaira, S., Takahashi, T., Miura, S., & 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/10.1186/s40623-018-0830-8

9) Arekhi, S., (2015). Detecting changes cover land use with object-oriented processing satellite images using the software Idrisi Selva (Case study: Abdanan). Journal of Geographic Information, 24: 51-61. https://doi.org/10.22131/sepehr.2015.15552

10) Atiyah, S. Taheri, M. 2020. Statistical and Fuzzy Clustering Methods and their Application to Clustering Provinces of Iraq based on Agricultural Products , AUT Journal of Mathematics and Computing. 1(1), 101-112. Https://doi/10.22060/ajmc.2019.14873.1013

11) Atta-Fosu, T., Guo, W., Jeter, D., Mizutani, C., Stopczynski, N., & Sousa-Neves, R. (2016). 3D Clumped Cell Segmentation Using Curvature Based Seeded Watershed. Journal of Imaging, 2(4), 31.

12) Bayram. B., Demir. N., Akpinar. B., Oy. S., Erdem. F., Vögtle. T., 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, 12(14), 39–43, https://doi.org/10.5194/isprs.

13) Ben Salah. M, Mitiche. A, and Ben Ayed. I. (2010) Effective level set image segmentation with a kernel induced data term, Image Processing, IEEE Transactions on, 11(19), 220-232. https://doi/10.1109/TIP.2009.2032940

14) Benincasa, M., Falcini, F., Adduce, C., Sannino, G., & Santoleri, R. (2019). Synergy of Satellite Remote Sensing and Numerical Ocean Modelling for Coastal Geomorphology Diagnosis. Remote Sensing, 11(22), 2636. https://doi.org/10.3390/rs11222636

15) Brian, W. S., C. Qi and B. Michael. 2011. A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones. Applied Geography, 31: 525-532. http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2010.11.007

16) Capolongo, D., Refice, A., Bocchiola, D., D'Addabbo, A., Vouvalidis, K., Soncini, A., 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, 1958–1968. https://doi/10.1016/j.scitotenv.2018.10.114

17) Chang, N.-B., Bai, K., & 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), 1898– 1912. https://doi/10.1109/JSTARS.2015.2400636
18) Chen Y, Wen D, Jing L et al., 2007. Shadow information recovery in urban areas from very high resolution satellite imagery. International Journal of Remote Sensing, 28(15): 3249–3254. http://dx.doi.org/10.1080/01431160600954621
19) Chen, D., Shang, S., & Wu, C. (2014). Shadow-based Building Detection and Segmentation in High-resolution Remote Sensing Image. Journal of Multimedia, 9(1). https://doi/10.4304/jmm.9.1.181-188
20) Choi, H., & Bindschadler, R. (2004). Cloud detection in Landsat imagery of ice sheets using shadow matching technique and automatic normalized difference snow index threshold value decision.Remote Sensing of Environment, 91(2), 237– 242. https://doi/10.1016/j.rse.2004.03.007
21) Chouhan, S. S., Kaul, A. & Singh, U. P. (2018). Image Segmentation Using Computational Intelligence Techniques: Review. Archives of Computational Methods in Engineering, 26(3), 533–596. https://doi/10.1007/s11831-018-9257-4
22) DosSantos Gomes, D., de Oliveira Serra, G.L. 2021. Computational Approach for Real-Time Interval Type-2 Fuzzy Kalman Filtering and Forecasting via Unobservable Spectral Components of Experimental Data. Journal of Control, Automation and Electrical Systems. 32, 326–355. https://doi.org/10.1007/s40313-020-00675-9
23) Du, S., Liu, B., Zhang, X. & Zheng, Z. (2020). Large-scale urban functional zone mapping by integrating remote sensing images and open social data. GIScience & Remote Sensing, 57(3), 411–430. https://doi/10.1080/15481603.2020.1724707
24) Egrioglu, E., Bas, E. & Chen, M. 2024. A fuzzy Gaussian process regression function approach for forecasting problem. Granular Computing. 9, 47. https://doi.org/10.1007/s41066-024-00475-5
25) Elbakary, M. I., & Iftekharuddin, K. M. (2014). Shadow Detection of Man-Made Buildings in High-Resolution Panchromatic Satellite Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(9), 5374–5386. https://doi/10.1109/TGRS.2013.2288500
26) Elmizadeh, H. & Mahdipour, H. (2022). Monitoring of Qeshm Island Drainage Network Formic Patterns Using Fuzzy Segmentation of processed Panchromatic Images (HR-PRS). Hydrogeomorphology, 9(30), 64-49. https://doi/10.22034/hyd.2022.44881.1580. [persian].
27) Elmizadeh, H., & Mahdipour, H. (2023). Detection and Monitoring of Geomorphic Landforms in Areas with Shadow and Cloud Cover Using Remote Sensing Techniques and Fuzzy Segmentation. Advanced Applied Geology, 13(1), 72-89. https://doi/10.22055/aag.2022.36423.2197. [persian].
28) Fan, J., & 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), 72–83. https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2016.2637373
29) Fang, W., Liang-shu, W., Jun-jie, H., Gui-ling, L. & Xi-ping, J. (2017). Optimized fuzzy C-means clustering algorithm for the interpretation of the near-infrared spectra of rocks. Spectroscopy Letters, 50(5), 270–274. https://doi.org/10.1080/00387010.2017.1317271
30) Feng, Guozheng., Ni, Mengying., Ou, Shifeng., Yan, Weiqing & Xu, Jindong. (2019). A Preferential Interval-Valued Fuzzy C-Means Algorithm for Remotely Sensed Imagery Classification. International Journal of Fuzzy Systems. https://doi.org/10.1007/s40815-019-00706-x
31) Fourie, C., (2015). On Attribute Thresholding and Data Mapping Functions in a Supervised Connected Component Segmentation Framework, Remote Sensing, Vol.7(6), pp.7350-7377. https://doi.org/10.3390/rs70607350.
32) Gaetano, R., Masi, G., Poggi, G., Verdoliva, L. & Scarpa, G. (2015). Marker-Controlled Watershed-Based Segmentation of Multiresolution Remote Sensing Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53(6), 2987–3004. http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2014.2367129
33) Gao, B., & Wang, J. (2015). Multi-Objective Fuzzy Clustering for Synthetic Aperture Radar Imagery. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 12(11), 2341–2345. http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2015.2477500
34) Ghamisi, P., Ali, A.-R., Couceiro, M. S. & Benediktsson, J. A. (2015). A Novel Evolutionary Swarm Fuzzy Clustering Approach for Hyperspectral Imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied

Earth Observations and Remote Sensing, 8(6), 2447–2456. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2398835

35) He, T., Sun, Y.-J., Xu, J.-D., Wang, X.-J. & 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/10.1117/1.jrs.8.083636
36) HongLei, Y., JunHuan, P., BaiRu, X., & 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), 305–316. https://doi.org/10.5721/EuJRS20134617
37) 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, 1–12. https://doi/10.1155/2017/7515130
38) Huang, C., Thomas, N., Goward, S. N., Masek, J. G., Zhu, Z., Townshend, J. R., & Vogelmann, J. E. (2010). Automated masking of cloud and cloud shadow for forest change analysis using Landsat images. International Journal of Remote Sensing, 31(20), 5449– 5464. http://dx.doi.org/10.1080/01431160903369642
39) Irish, R. R., Barker, J. L., Goward, S. N. & Arvidson, T. (2006). Characterization of the landsat-7 ETM+ automated cloud-cover assessment (ACCA) algorithm. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72(10), 1179– 1188. http://dx.doi.org/10.14358/PERS.72.10.1179
40) Iwahashi, J., Kamiya, I., Matsuoka, M. & Yamazaki, D. (2018). Global terrain classification using 280 m DEMs: segmentation, clustering, and reclassification. Progress in Earth and Planetary Science, 5(1). https://doi/10.1186/s40645-017-0157-2
41) Ji, X.; Huang, L.; Tang, B.-H.; Chen, G.; Cheng, F. 2022. A Superpixel Spatial Intuitionistic Fuzzy C-Means Clustering Algorithm for Unsupervised Classification of High Spatial Resolution Remote Sensing Images. Remote Sensing. 14(14):3490. https://doi.org/10.3390/rs14143490
42) Jurado, J. M., Cárdenas, J. L., Ogayar, C. J., Ortega, L., & Feito, F. R. (2020). Semantic Segmentation of Natural Materials on a Point Cloud Using Spatial and Multispectral Features. Sensors, 20(8), 2244. Https://doi/10.3390/s20082244
43) Lu, H., Liu, C., Li, N. & 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), 671–681.
44) Luo, Y., Trishchenko, A. P. & Khlopenkov, K. V. (2008). Developing clear-sky, cloud and cloud shadow mask for producing clear-sky composites at 250-meter spatial resolution for the seven MODIS land bands over Canada and North America. Remote Sensing of Environment, 112(12), 4167– 4185. https://doi/10.1016/j.rse.2008.06.010
45) Mai, D.; Ngo, L. 2018. Semi-supervised Method with Spatial Weights based Possibilistic Fuzzy c-Means Clustering for Land-cover Classification, 5th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS), Ho Chi Minh City, Vietnam, pp. 406-411, https://doi/10.1109/NICS.2018.8606801
46) Meneghini, Claudio & Parente, Claudio. (2015). A New Index to Perform Shadow Detection in GeoEye-1 Images. International Journal of Engineering and Technology. 7. 1581 – 1588. https://doi/10.1109/s11769-013-0613-x
47) Miao, Z., Shi, W., Samat, A., Lisini, G., & 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), 1817–1829. https://doi/10.10.1109/jstars.2015.2498663
48) Razavi-Moghaddam, Reza (2022). Studying the effect of geomorphological factors of Ala River basin on bank erosion and its role in environmental management, Master's thesis in Geomorphology, supervised by Heeva Elmizadeh, Faculty of Natural Resources, Khorramshahr University of Marine Sciences and Technology. [persian].
49) Richter R, Kellenberger T, Kaufmann H, (2009). Comparison of topographic correction methods. Remote Sensing, 1(3): 184– 196. https://doi/10.3390/rs1030184
50) Shahtahmassebi, A., Yang, N., Wang, K., Moore, N., & Shen, Z. (2013). Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing. Chinese Geographical Science, 23(4), 403–420. https://doi/10.1007/s11769-013-0613-x
51) Sharma, R., Ravinder, M. 2023. Remote sensing image segmentation using feature based fusion on FCM clustering algorithm. Complex & Intelligent Systems. 9, 7423–7437. https://doi.org/10.1007/s40747-023-01129-w

52) Silva, G. F., Carneiro, G. B., Doth, R., Amaral, L. A., & de Azevedo, D. F. (2018). Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 140, 104– 121. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.11.005
53) Simpson, J. J., Jin, Z., & Stitt, J. R. (2000). Cloud shadow detection under arbitrary viewing and illumination conditions. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38(2), 972– 976. https://doi/10.1109/36.841979.
54) Swetnam, T. L., Gillan, J. K., Sankey, T. T., McClaran, M. P., Nichols, M. H., Heilman, P., & McVay, J. (2018). Considerations for Achieving Cross-Platform Point Cloud Data Fusion across Different Dryland Ecosystem Structural States. Frontiers in Plant Science, 8:2144. https://doi/10.3389/fpls.2017.02144
55) Tabib Mahmoudi, F. Samadzadegan, F. and Reinartz, P. (2015). Object recognition based on the context aware decision-level fusion in multiviews imagery," Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal, 23(4), 403–420. vol. 8, pp. 12-22. https://doi/10.1109/JSTARS.2014.2362103
56) Wan, Y., Zhong, Y., & 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), 2324–2340. https://doi/10.1109/TGRS.2018.2872875
57) Wang, T., Shi, J., Husi, L., Zhao, T., Ji, D., Xiong, C., & Gao, B. (2017). Effect of solar-cloud-satellite geometry on land surface shortwave radiation derived from remotely sensed data. Remote Sensing, 9(7), 690. https://doi.org/10.3390/rs9070690
58) Wang, T., Yan, G., Mu, X., Jiao, Z., Chen, L., & Chu, Q. (2018). Toward operational shortwave radiation modeling and retrieval over rugged terrain. Remote Sensing of Environment, 205, 419–433. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.006
59) Xiao, T., Wan, Y., Chen, J., Shi, W., Qin, J., & Li, D. 2022. Multiresolution-Based Rough Fuzzy Possibilistic-Means Clustering Method for Land Cover Change Detection. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 16, 570. https://doi/10.1109/JSTARS.2022.3228261
60) Xu, Y., Chen, R., Li, Y., Zhang, P., Yang, J., Zhao, X. & 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), 2772. https://doi.org/10.3390/rs11232772
61) Yildiz, S., & 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/10.1007/s10661-016-5392-2
62) 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, vol. 57, pp. 1306-1313. https://doi.org/10.1007/s11430-013-4689-z
63) Zeinali, B., & Asghari, S. (2016). Mapping and monitoring of dust storms in Iran by fuzzy clustering and remote sensing techniques. Arabian Journal of Geosciences, 9(9). https://doi/10.1007/s12517-016-2575-7
64) Zhang, Y., Jiang, P., Zhang, H., & 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), 186. https://doi/10.3390/ijerph15020186
65) Zheng, Z.; Cao, J.; Lv, Z.; 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, Vol.11(16), 2-22. https://doi/2072-4292/11/16/1903
66) Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. Remote Sensing of Environment, 118, 83– 94. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028
67) Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: An algorithm designed specifically for monitoring land cover change. Remote Sensing of Environment, 152, 217– 234. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.012