



Imam Khomeini International University
Vol. 8, No. 4, Winter 2023



نشریه مهندسی منابع معدنی
Journal of Mineral Resources Engineering
(JMRE)

Research Paper

Clustering of Areas Prone to Iron Mineralization in Esfordi Range based on a Hybrid Method of Knowledge- and Data-Driven Approaches

Agha Seyyed Mirzabozorg S.A.¹, Abedi M.^{2*}, Ahmadi F.³

- 1- M.Sc Student, School of Mining Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
- 2- Assistant Professor, School of Mining Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
- 3- Ph.D, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

Received: 28 Oct. 2022

Accepted: 09 Jan. 2023

Abstract: In this study, a hybrid approach is established for clustering the most favorable regions in association with magnetite-apatite mineralization at the Esfordi district in the central Iran. An optimum number of clusters is derived from a data-driven methodology through a concentration-area (C-A) fractal model of a synthesized geospatial data set. According to the metallogenic characteristics of the sought deposits, nine evidential layers deriving from geological, geochemical, geophysical, and remote sensing data were extracted. Prediction-area curve (P-A) was used as a data-driven method to determine the weight and importance of those evidences; then an index overlay method integrated them into a single prospectivity map. The number of clusters significantly affects the mineral potential modeling results in clustering algorithms. To determine an optimum number of clusters, the C-A fractal curve of the overlaid map indicated the correct population within this district, and then used as the optimal number to run the unsupervised clustering algorithms. Assuming five clusters, three clustering algorithms, including K-means, fuzzy C-means, and self-organizing map (SOM), were used to identify and localize iron-bearing favourable areas. The K-means algorithm had the highest accuracy in identifying those potential areas, by which 8% of the whole area could predict 65% of known deposits in the main favorable region.

Keywords: Clustering, Esfordi, Hybrid methods, Magnetite-apatite deposits, Mineral potential mapping.

How to cite this article

Agha Seyyed Mirzabozorg, S. A., Abedi, M., and Ahmadi, F. (2023). "Clustering of areas prone to iron mineralization in esfordi range based on a hybrid method of knowledge- and data-driven approaches". Journal of Mineral Resources Engineering, 8(4): 1-26.

DOI: [10.30479/JMRE.2023.18010.1612](https://doi.org/10.30479/JMRE.2023.18010.1612)

*Corresponding Author Email: maysamabedi@ut.ac.ir

COPYRIGHTS



©2023 by the authors. Published by Imam Khomeini International University.

This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

INTRODUCTION

Prospecting for deep and hidden mineral deposits is still one of the most important and somewhat challenging issues in the exploration and evaluation of mineral resources. The exploration of these deposits always faces many challenges, when geospatial data set (i.e. geological, geochemical, and geophysical indicators) have sophisticated exploratory signatures and even discordance with each other. Considering that, new methods and techniques are needed to map, interpret and integrate diverse geological information in order to increase the success rate and reduce the cost of mineral exploration [1,2].

The purpose of mineral potential map “MPM” is to quantitatively determine the probability of mineral deposits in a given area to facilitate mineral exploration [3]. In other words, mineral potential mapping is pursued with the aim of modelling and prioritizing promising ore-bearing areas for further exploration of undiscovered mineral reserves [4]. To achieve this goal, one of the important steps is to access high-quality and multidisciplinary geospatial data sets, in which a powerful signature of the mineral target is sought [5]. According to the type of the target mineralization, various exploration criteria are considered, including geological, remote sensing, geochemical and geophysical evidence. Therefore, if the evidential layers extracted from the exploratory criteria are properly quantified, the mineral potential map would provide reliable favourable zones [6].

Over the past decade, machine learning methods, which have been implemented to solve classification and pattern recognition problems, have been emerged as promising tools for mineral potential modeling. In recent years, clustering algorithms, which are a prominent class of unsupervised machine learning techniques, have gained attention in mineral potential mapping [7-9]. One of the major advantages of these algorithms is the ability of finding natural and hidden patterns in data to classify them without using labeled training data and to use all the training data without the requisition of validation [10].

In this research, clustering methods such as K-means, fuzzy C-means and self-organizing map (SOM) have been utilized to map the mineral potential at the Esfordi district in the Bafq, central of Iran. The most important step on every clustering algorithm is accurate determination of the number of clusters. The number of clusters has also a significant impact on the final mineral potential model. A data-driven multi-class index overlay method has been used to determine the optimal number of clusters.

MATERIAL AND METHODS

Based on previous geological studies and the conceptual model of deposits related to Kairona type iron, nine evidence layers, which include phyllic, iron oxide and gossan alterations, host rock, lineaments, airborne magnetic and concentration of three geochemical elements (iron oxide, titanium oxide and vanadium), have been extracted from the geospatial data set and used as the most appropriate evidence layers. In this research, knowledge and data-driven MPM methods have been applied in two consecutive phases as a hybrid approach for modeling iron-bearing potential in the Esfordi area.

In the first phase, a combination of fractal-based concentration-area (C-A) [11] and prediction-area (P-A) [12] curves was established to estimate the weight of each evidence layer. Data-driven multi-class index overlay [13] was used to integrate these weighted layers. The different populations of the generated mineral potential map have been separated through the C-A fractal technique. The number of populations obtained corresponds to the number of clusters feeded in the second phase. In this phase, K-means, fuzzy C-means and SOM clustering algorithms have been implemented for mineral potential modeling.

Finally, the success-rate curve [14] has been used to evaluate and to compare the overall performance of synthesized models obtained from clustering and index overlay algorithms.

FINDINGS AND ARGUMENTS

Based on the results of the first phase of the study, the optimal number of clusters was set to five and clustering algorithms were implemented to map all evidence layers into five clusters. In order to depict the performance of each cluster in terms of iron deposits identification, the prediction rates and occupied areas of all clusters were calculated. The normalized density was calculated by dividing the value of the ore prediction rate by the included area, and then, by taking its logarithm, the weight of each cluster was calculated. In the following, the most suitable cluster in each algorithm is determined based on the weight obtained for each cluster.

The K-means algorithm has performed better than other algorithms due to the high weight of cluster number 5. The fifth cluster of this algorithm has high compatibility with geological units of granite, dolomite, and rhyolite (generally with volcano-sedimentary units, and volcanic and intrusive masses) as areas prone to mineralization. These geological units are one of the important indicators of iron mineralization in Esfordi area.

The success rate curve is used to depict the general performance of clustering and index overlay models and their quantitative comparison (Figure 1). By considering the location of the known active mines, this curve shows how successful the mineral potential map has been in prioritizing promising areas. The obtained value of the area under the success rate curve of the data-driven multi-class index overlay model, with the value of 0.88, is higher than the clustering algorithms, which shows the superiority of this method over them. This value equals 0.85, 0.80, and 0.82 for 3 K-means, fuzzy C-Means, and SOM algorithms, respectively. Although this shows the overall superiority of data-driven methods in well-explored areas [13,15], a comparison of the initial part of the success rate curves shows that the unsupervised K-means algorithm has been able to identify more reserves with a smaller area compared to the index overlay method. The K-means algorithm (cluster 5) and the index overlay method have identified 65% and 56% of known Iron and phosphate reserves by 8% of the area, respectively (Figure 1). The mineral potential map extracted from the K-means algorithm is shown in binary form in Figure 2, whose class two corresponds to cluster 5 of this algorithm.

CONCLUSIONS

In this research, a combination of data-driven index overlay and clustering algorithms was used as a hybrid method for modeling the mineral potential map of iron deposits at the Esfordi district. A quantitative comparison using the success rate curve shows the overall superiority of the index overlay method, but the prone areas obtained from the K-means clustering algorithm (cluster 5) have more spatial correlation with iron mineralization, which indicates the superiority of the method compared to other conventional methods. Most occupied areas by cluster 5 of the K-means algorithm are located in the areas where lineaments intersect with iron mineralization host rock and high lineament density. Therefore, it is possible to determine the optimal number of clusters for the implementation of unsupervised clustering algorithms by classifying and identifying the populations of the generated maps.

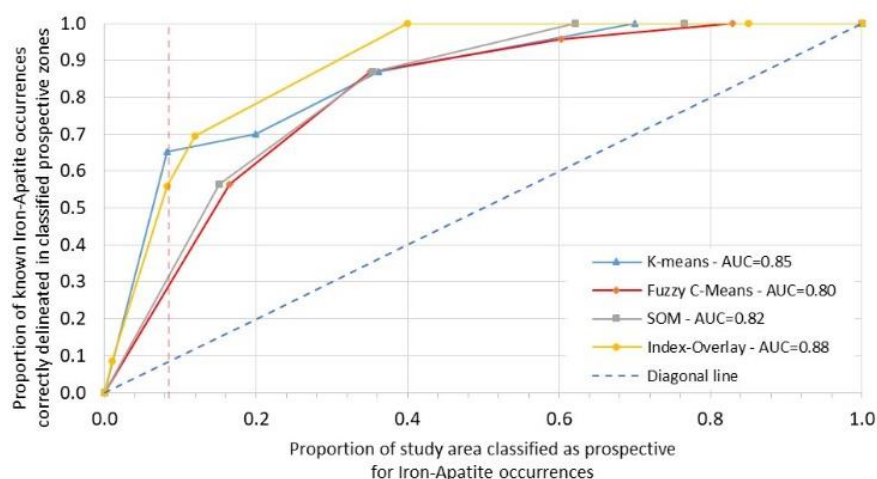


Figure 1. Success rate curves of index-overlay, K-means, Fuzzy C-Means, and SOM models

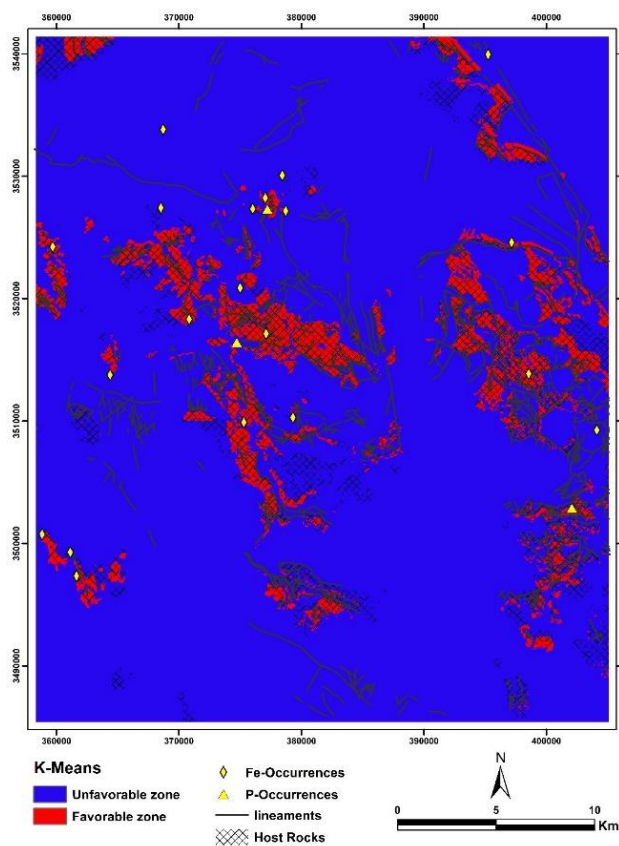


Figure 2. Iron potential map based on the proposed hybrid method

REFERENCES

- [1] Xiong, Y., Zuo, R., and Carranza, E. J. M. (2018). "Mapping mineral prospectivity through big data analytics and a deep learning algorithm". *Ore Geology Reviews*, 102: 811-817.
- [2] Cheng, Q. (2012). "Singularity theory and methods for mapping geochemical anomalies caused by buried sources and for predicting undiscovered mineral deposits in covered areas". *Journal of Geochemical Exploration*, 122: 55-70.
- [3] Li, T., Zuo, R., Xiong, Y., and Peng, Y. (2021). "Random-Drop Data Augmentation of Deep Convolutional Neural Network for Mineral Prospectivity Mapping". *Natural Resources Research*, 30(1): 27-38.
- [4] Sun, T., Li, H., Wu, K., Chen, F., Zhu, Z., and Hu, Z. (2020). "Data-driven predictive modelling of mineral prospectivity using machine learning and deep learning methods: A case study from Southern Jiangxi Province, China". *Minerals*, 10(2): 102.
- [5] Abedi, M., Norouzi, G. H., and Torabi, S. A. (2013). "Clustering of mineral prospectivity area as an unsupervised classification approach to explore copper deposit". *Arabian Journal of Geosciences*, 6(10): 3601-3613.
- [6] Rezapour, M. J., Abedi, M., Bahroudi, A., and Rahimi, H. (2020). "A clustering approach for mineral potential mapping: A deposit-scale porphyry copper exploration targeting". *Geopersia*, 10(1): 149-163.
- [7] Ghezlbash, R., Maghsoudi, A., Shamekhi, M., Pradhan, B., and Daviran, M. (2022). "Genetic algorithm to optimize the SVM and K-means algorithms for mapping of mineral prospectivity". *Neural Computing and Applications*, 35: 719-733.
- [8] Bigdeli, A., Maghsoudi, A., and Ghezlbash, R. (2022). "Application of self-organizing map (SOM) and K-means clustering algorithms for portraying geochemical anomaly patterns in Moalleman district, NE Iran". *Journal of Geochemical Exploration*, 233: 106923.
- [9] Rahimi, H., Abeedi, M., Yousefi, M., Bahroudi, A., and Elyasi, G. (2021). "Supervised mineral exploration targeting and the challenges with the selection of deposit and non-deposit sites thereof". *Applied Geochemistry*, 128: 104940.

- [10] Cohn, R., and Holm, E. (2021). "*Unsupervised machine learning via transfer learning and k-means clustering to classify materials image data*". Integrating Materials and Manufacturing Innovation, 10(2): 231-244.
- [11] Cheng, Q., Agterberg, F. P., and Ballantyne, S. B. (1994) "*The separation of geochemical anomalies from background by fractal methods*". Journal of Geochemical Exploration, 51(2): 109-130.
- [12] Yousefi, M., and Carranza, E. J. M. (2015). "*Prediction--area (P-A) plot and C-A fractal analysis to classify and evaluate evidential maps for mineral prospectivity modeling*". Computers & Geosciences, 79: 69-81.
- [13] Yousefi, M., and Carranza, E. J. M. (2016). "*Data-driven index overlay and Boolean logic mineral prospectivity modeling in greenfields exploration*". Natural Resources Research, 25(1): 3-18.
- [14] Agterberg, F. P., and Bonham-Carter, G. F. (2005). "*Measuring the performance of mineral-potential maps*". Natural Resources Research, 14(1): 1-17.
- [15] Yousefi, M., and Nykänen, V. (2016). "*Data-driven logistic-based weighting of geochemical and geological evidence layers in mineral prospectivity mapping*". Journal of Geochemical Exploration, 164: 94-106.



خوشه‌بندی نواحی مستعد کانه‌زایی آهن در محدوده اسفوردی مبتنی بر روش هیبریدی رهیافت دانش و داده مبنا

سید عطاالله آقا سید میرزا بزرگ^۱، میثم عابدی^۲، فردین احمدی^۳

۱- کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران، تهران

۲- استادیار، دانشکده فنی، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران، تهران

۳- دکترا، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود

پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۱۹

دریافت: ۱۴۰۱/۰۸/۰۶

چکیده

در این پژوهش، یک رویکرد هیبریدی برای خوشه‌بندی نواحی مستعد کانه‌زایی مگنتیت-آپاتیت در محدوده برگه ۱:۱۰۰۰۰۰ اسفوردی به کار گرفته شده است که تعداد بهینه خوشه‌ها به کمک یک روش داده محور و مدل فرکتال مقدار-مساحت (C-A) به دست آمده است. بدین منظور، با توجه به ویژگی‌های متالورژیکی ذخایر هدف در محدوده مورد مطالعه، ۹ لایه شاهد که شامل نشانگرهای زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی و دورسنجی است، از مجموعه داده‌های مکانی استخراج و تولید شده‌اند. از منحنی پیش‌بینی-مساحت (P-A)، به عنوان یک روش داده محور برای تعیین وزن و اهمیت هر لایه استفاده شده است. تکنیک همپوشانی شاخص جهت ادغام ۹ لایه وزن دار شده، به کار گرفته شده است. در الگوریتم‌های خوشه‌بندی، تعداد خوشه‌ها تاثیر قابل توجهی بر نتیجه مدل‌سازی پتانسیل معدنی دارد. برای تعیین تعداد صحیح خوشه‌ها، تعداد کلاس‌های نقشه نهایی تولید شده به کمک مدل فرکتالی مقدار-مساحت شناسایی و در ادامه از آن برای اجرای الگوریتم‌های خوشه‌بندی بدون نظارت استفاده شده است. با فرض پنج خوشه (به عنوان تعداد بهینه خوشه‌ها)، سه الگوریتم خوشه‌بندی که شامل k-means، فازی c-means و نقشه خود سازمانده (SOM) است، برای شناسایی مناطق امیدبخش کانه‌زایی هدف به کار گرفته شده است. در بین سه الگوریتم اجرا شده، الگوریتم k-means، بیشترین بازدهی را در شناسایی ذخایر شناخته شده آهن در محدوده مورد مطالعه داشته است؛ به طوری که زون پتانسیل معرفی شده با ۸ درصد مساحت محدوده، حدود ۶۵٪ رخدادهای معدنی را شناسایی کرده است.

کلمات کلیدی

اسفوردی، خوشه‌بندی، ذخایر مگنتیت-آپاتیت، روش هیبریدی، نقشه پتانسیل معدنی.

استناد به این مقاله

آقا سید میرزا بزرگ، س. ع، عابدی، م. احمدی، ف.؛ ۱۴۰۲؛ "خوشه‌بندی نواحی مستعد کانه‌زایی آهن در محدوده اسفوردی مبتنی بر روش هیبریدی ره‌یافت دانش و داده مبنا". نشریه مهندسی منابع معدنی، دوره هشتم، شماره ۴، ص ۲۶-۱.

DOI: 10.30479/JMRE.2023.18010.1612



۱- مقدمه

ژئوفیزیک در نظر گرفته می‌شود، بنابراین اگر لایه‌های شاهد استخراج شده از معیارهای اکتشافی، به درستی کمی‌سازی شوند، نقشه پتانسیل معدنی تولید شده، آرایه دهنده مناطق مطلوب معدنی قابل اعتماد خواهند بود [۸].

در دو دهه اخیر، روش‌های متنوعی برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی پیشنهاد و توسعه داده شده است که می‌توان آن‌ها را به سه دسته دانش محور، داده محور و هیبریدی تقسیم کرد [۹، ۸، ۶].

در روش‌های داده‌محور تحت نظارت، از ذخایر معدنی شناخته شده به عنوان "نقاط آموزشی" برای ایجاد روابط فضایی با ویژگی‌های خاص زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی استفاده می‌شود. بر اساس یک الگوریتم محاسباتی، از این روابط برای تعیین وزن و کمی‌سازی اهمیت هر لایه شاهد استفاده می‌شود و در نهایت لایه‌های شاهد در یک نقشه پتانسیل معدنی واحد ادغام می‌شوند که مهم‌ترین مناطق مطلوب مرتبط با نوع ذخایر مورد نظر را در محدوده مورد مطالعه نشان می‌دهند [۸-۱۰]. روش‌های داده محور، عمدتاً در مناطقی کاربرد دارند که تعداد قابل توجهی اندیس و کانسار به خوبی اکتشاف شده است [۱۲، ۱۱]. از جمله این روش‌ها می‌توان به رگرسیون لجستیکی [۱۴، ۱۳]، شبکه‌های عصبی [۱۵]، وزن‌های نشانگر [۱۶، ۱۴]، ماشین بردار پشتیبان [۱۷، ۱۰] و جنگل تصادفی [۱۸-۲۰] را نام برد.

نکته مهمی که می‌توان به آن اشاره کرد این است که تهیه مدل‌های داده‌محور بدون به کارگیری مجموعه داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده نیز امکان‌پذیر است. استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی به عنوان روش‌های داده محور بدون نظارت، یک رویکرد برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی است که در آن ویژگی‌های چند بعدی (لایه‌های شاهد) به تعدادی خوشه تقسیم (افراز) می‌شوند [۹]. در میان روش‌های داده محور، الگوریتم‌های خوشه‌بندی بدون نظارت به ندرت در مدل‌سازی پتانسیل معدنی استفاده شده‌اند. یکی از دلایل آن مربوط به نامشخص بودن تعداد بهینه خوشه‌ها است که تاثیر قابل توجهی در نقشه نهایی تولید شده دارد [۸]. تعیین تعداد صحیح خوشه‌ها در چندین مطالعه مورد بررسی قرار گرفته است [۲۱، ۹، ۷].

یکی دیگر از گروه‌های اصلی مدل‌سازی پتانسیل معدنی، روش‌های دانش‌محور است که بر اساس نظرات کارشناسان، میزان اهمیت هر لایه شاهد مشخص می‌شود [۷] که از جمله

پی‌جویی ذخایر معدنی عمیق و پنهان همچنان یکی از مهم‌ترین و چالش برانگیزترین مسایل در اکتشاف و ارزیابی منابع معدنی است. اکتشاف این ذخایر همواره همراه با چالش‌های فراوانی روبه‌رو است که می‌توان به اطلاعات زمین‌شناسی ضعیف مرتبط با ذخایر پنهان (که به دلیل روابط پیچیده ناشی از فرآیندهای زمین‌شناسی متعدد، در برداشت‌های ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی حاصل شده است) و پوشش ناقص یا ضعیف داده‌های اکتشافی (که به دلیل اثر پوششی و مشکلات نمونه‌برداری ایجاد شده است)، اشاره کرد. به همین دلیل، روش‌ها و تکنیک‌های جدیدی برای ترسیم، تفسیر و ادغام اطلاعات متنوع زمین‌شناسی برای افزایش میزان موفقیت و کاهش هزینه‌های اکتشافی معدنی مورد نیاز است [۲، ۱]. مدل‌سازی ریاضی برای پی‌جویی کمی، طی دهه‌های گذشته همراه با تکامل سیستم اطلاعات جغرافیایی پیشرفت‌های قابل توجهی داشته است. این رویکرد در حال حاضر به صورت بهینه فرآیند ادغام داده‌های موجود و تهیه نقشه پتانسیل معدنی (MPM) را انجام می‌دهد [۳]. مطالعه‌ای جامع از رهیافت‌های به کار رفته در این حوزه، توسط کارانزا [۴] انجام شده است.

هدف از تهیه نقشه پتانسیل معدنی، تعیین کمی احتمال وجود ذخایر معدنی در یک منطقه معین برای تسهیل اکتشافات مواد معدنی است [۵]. به عبارت دیگر، مدل‌سازی پتانسیل معدنی، با هدف ترسیم و اولویت بندی مناطق امیدبخش برای اکتشاف ذخایر معدنی کشف نشده انجام می‌شود. اساساً، مدل‌سازی اکتشافی فرآیند ایجاد یک تابع همسان‌ساز است که مجموعه‌ای از ویژگی‌های زمین‌شناسی (متغیرهای ورودی) را به احتمال وجود ذخایر معدنی مورد نظر مرتبط می‌کند. این فرآیند شامل دو مرحله کلیدی است: ۱- تولید نقشه‌های شاهدی که بیانگر توزیع فضایی فرآیندهای کنه‌زا برپایه‌ی مدل مفهومی کانسار هستند. ۲- یکپارچه‌سازی و وزن‌دهی نقشه‌های شاهد با استفاده از الگوریتم‌های ریاضی برای ایجاد تابعی که توانایی تخمین وقوع کنه‌زایی را داشته باشد [۶]. برای دستیابی به این هدف، یکی از گام‌های مهم دسترسی به مجموعه داده‌های مکانی با کیفیت و چند رشته‌ای (multidisciplinary) است که در آن‌ها، اثر قدرتمندی از هدف معدنی مورد جستجو هستند [۷]. با توجه به نوع کنه‌زایی هدف، معیارهای اکتشافی مختلفی از جمله زمین‌شناسی، سنجش از دور، ژئوشیمیایی و

بیش از ۲۰۰۰ میلیون تن و عیار ۴۵ تا ۶۵ درصد است [۳۳]. علاوه بر ذخایر آهن، کانی‌زایی سرب و روی، فسفر، عناصر نادر خاکی (REE)، منگنز و اورانیوم، در این ناحیه وجود دارد [۳۴]. کانسارهای پرشماری از اکسید آهن آپاتیت‌دار تیپ کایرونا با سنگ میزبان آتشفشانی-رسوبی کامبرین زیرین که بخش‌هایی از سری‌های ریزو و دیزو (ریزو-دیزو-ساغند) را شامل می‌شوند، در این ناحیه فلززایی قرار دارند. از این کانسارها می‌توان به میشدوان، اسفوردی و چغارت اشاره کرد [۳۵]. ناحیه فلززایی بافق با امتداد شمالی- جنوبی، بخشی از کمربند باریک کاشمر- کرمان است که با گسل‌های اصلی کوهبنان (در خاور) و بافق- پشت بادام (در باختر) محدود شده است [۳۶].

به باور محققان، ذخایر اکسید آهن-آپاتیت ناحیه معدنی بافق ویژگی‌های کلیدی کانسارهای آهن مرسوم به تیپ کایرونا را به نمایش می‌گذارند که از آن جمله می‌توان به همراهی با توده‌های نفوذی و سنگ‌های آتشفشانی، دگرسانی‌های گرمایی گسترده سدیمی، کلسیمی و اکتینولیتی (کلسیمی-آهنی) و به طور فرعی کلریتی و سربستی، وجود مگنتیت به عنوان کانی اصلی آهن و همراهی متداول آپاتیت اشاره کرد [۳۷].

ذخایر اکسید آهن-آپاتیت ناحیه معدنی بافق، به وسیله توالی سنگ‌های آتشفشانی-رسوبی کامبرین زیرین متاسوماتیسم شده و دگرسان شده با سیالات گرمایی و همچنین سنگ‌های آتشفشانی با ترکیب غالب ریولیت تا ریوداسیت (متعلق به ماگمای کمانی کامبرین اولیه کاشمر- کرمان در شرق و مرکز ایران هستند)، که به عنوان سازند ساغند شناخته می‌شوند، میزبانی می‌شوند [۳۸،۳۳].

مطالعات اخیر نشان می‌دهد که کانه‌زایی در محدوده معدنی بافق هم‌زمان یا به دنبال نفوذ گرانیتهای زیرین و نارینگان و فوران سنگ‌های آتشفشانی سازند ساغند بوده است [۳۳]. ارتباط نزدیک مکانی و زمانی نهشته‌های اکسید آهن-آپاتیت و سنگ‌های غنی از آپاتیت با سنگ‌های آتشفشانی فلسیک متعلق به کامبرین زیرین، نشان می‌دهد که کانه‌زایی و ماگماتیسیم کامبرین آغازین هم‌زمان رخ داده‌اند [۳۸،۳۳].

برگه ۱:۱۰۰۰۰۰ اسفوردی از دید ساختاری، جزو پهنه ایران مرکزی و زیر پهنه بافق-پشت بادام است. قدیمی‌ترین واحدهای که در این محدوده رخنمون دارند، توالی از ماسه‌سنگ‌های کواترنری و شیل‌های سیلتی با سن پرکامبرین است. رسوبات پرکامبرین بالایی-کامبرین زیرین همراه با مقادیر کم ماسه‌سنگ به صورت ناهم‌ساز، بر روی رسوبات قدیمی‌تر

آن‌ها می‌توان به روش‌های منطق بولین [۱۶]، همپوشانی شاخص [۲۳،۲۲،۷]، منطق فازی [۲۴-۲۶] و روش‌های مبتنی بر رتبه‌بندی [۲۷] اشاره کرد. به طور کلی، روش‌های دانش محور در مناطقی که مطالعات اکتشافی کمی صورت گرفته است، کاربرد دارند [۲۸]. همچنین، الگوریتم‌های هیبریدی ترکیبی از روش‌های دانش و داده محور هستند که در آن ملاحظات هر دو رویکرد به صورت هم‌زمان در نظر گرفته می‌شود [۸].

در طول دهه گذشته، روش‌های یادگیری ماشین که برای حل مسایل طبقه‌بندی و تشخیص الگو توسعه داده شده‌اند، به عنوان ابزار امیدوارکننده‌ای برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی ظاهر شده‌اند. در سال‌های اخیر الگوریتم‌های خوشه‌بندی که یک کلاس برجسته از تکنیک‌های یادگیری ماشین بدون نظارت هستند، در تهیه نقشه پتانسیل معدنی مورد توجه قرار گرفته‌اند [۲۹-۳۱]. از مزیت‌های عمده این الگوریتم‌ها می‌توان به توانایی یافتن الگوهای طبیعی و پنهان در داده‌ها برای دسته‌بندی آن‌ها بدون استفاده از داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده و به کارگیری تمام داده‌های آموزشی بدون نیاز به نگهداری بخشی از داده‌ها برای اعتبارسنجی اشاره کرد [۳۲].

در این پژوهش، از روش‌های خوشه‌بندی مانند k-means، فازی c-means و نقشه خودسازمانده (SOM) برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی آهن در نقشه ۱:۱۰۰۰۰ اسفوردی استفاده شده است. برای تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها، از یک روش داده محور استفاده شده است. به کمک یک روش داده محور، لایه‌های کلاسه‌بندی شده وزن‌دار تهیه و در ادامه با تکنیک همپوشانی شاخص (Index overlay) ادغام شده‌اند. به کمک منحنی فرکتال مقدار-مساحت (C-A)، نقشه نهایی کلاسه‌بندی و تعداد جمعیت‌ها شناسایی شده است که در مرحله بعدی پژوهش به عنوان تعداد بهینه خوشه‌ها در نظر گرفته شده است. در نهایت برای مقایسه کلی عملکرد مدل‌های به دست آمده از نمودار نرخ موفقیت (Success-rate) استفاده شده است.

۲- زمین‌شناسی محدوده اسفوردی

ناحیه فلززایی بافق، میزبان کانسارهای بزرگ و عیار بالای اکسید آهن-آپاتیت تیپ کایرونا، مانند چادرملو، چغارت، سه‌چاهون، میشدوان، چاه‌گز و اسفوردی (مجموعاً با ذخیره‌ای

ترتیب برابر با ۲۰ و ۳ است (در مجموعه ۲۳ اندیس و نهشته معدنی).

تمام ۹ لایه شاهد که شامل سنگ میزبان کانه‌زایی، دگرسانی فیلیک، اکسید آهن، زون گوسان، خطواره‌ها، مغناطیس هوابرد و غلظت ۳ عنصر ژئوشیمیایی (اکسید آهن، اکسید تیتانیم و وانادیم) است، با اندازه پیکسلی ۱۰۰ متر در ۱۰۰ متر تهیه و با استفاده از یک تابع لجستیک (فرمول ۱) [۴۶] مقادیر مکانی در هر لایه هم‌بعد و به یک بازه [۰-۱] انتقال داده شده است. هم‌بعد سازی داده‌ها پیش از مدل‌سازی پتانسیل معدنی، باعث جلوگیری از بروز خطاهای ناشی از مقیاس‌های مختلف در مجموعه داده‌ها اکتشافی می‌شود [۴۷، ۸]. تابع لجستیک استفاده شده به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود:

$$F_{Sv} = 1 / (1 + e^{-s(sv-i)}) \quad (1)$$

که در آن:

F_{Sv} : یک وزن فازی از صفر تا ۱

s و i : پارامترهای تابع لجستیک

Sv : مقادیر شواهد مکانی است.

پارامترهای s و i وزن فازی خروجی را تعیین می‌کنند که برای مقادیر شواهد مکانی با کمترین (ES_{min}) و بیشترین (ES_{max}) مقادیر، به صورت روابط ۲ و ۳ محاسبه می‌شوند [۴۶]:

$$s = 9.2 / (ES_{max} - ES_{min}) \quad (2)$$

$$i = (ES_{max} + ES_{min}) / 2 \quad (3)$$

در این پژوهش از داده‌های دورسنجی در شناسایی مناطق دگرسانی و ساختارهای زمین‌شناسی و مغناطیس هوابرد در تعیین موقعیت ذخایر پنهان در کنار نقشه زمین‌شناسی و داده‌های ژئوشیمیایی استفاده شده است که در ادامه مورد بحث قرار می‌گیرند.

۳-۱- نشانگرهای زمین‌شناسی

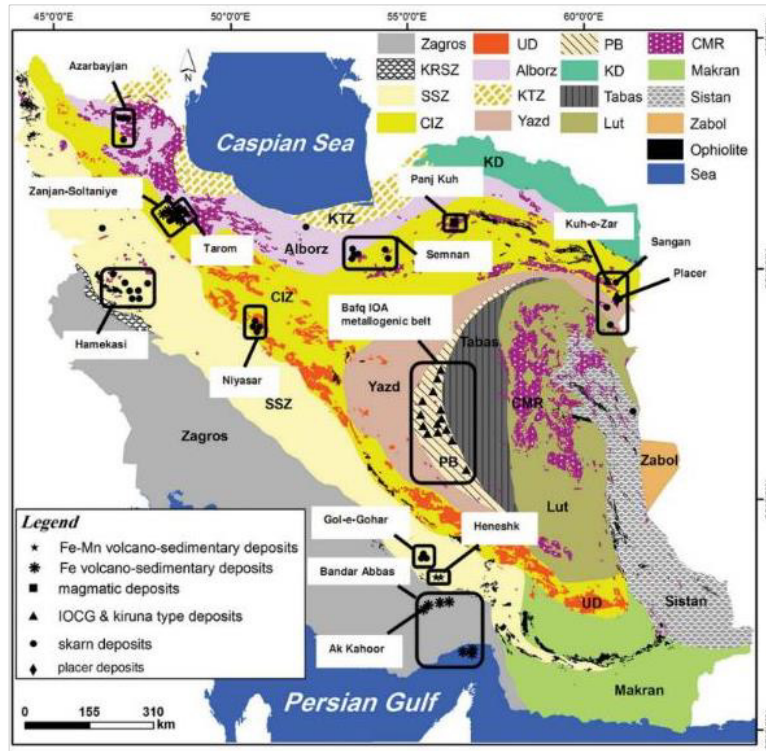
بر اساس مطالعات اکتشافی قبلی [۴۹، ۴۸] و همچنین مدل مفهومی و ویژگی‌های متالورژیک ذخایر شناخته شده آهن در محدوده مورد مطالعه و با استفاده از نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ برگه اسفوردی، واحدهای زمین‌شناسی تفکیک و اهمیت هر کدام از واحدها در کانه‌زایی آهن، مورد ارزیابی قرار گرفته است. با توجه به اهمیت توده‌های نفوذی گرانیات تا گرانودیوریت و

قرار دارند و از دو قسمت زیرین و فوقانی تشکیل شده‌اند که بخش زیرین شامل دولومیت، ماسه‌سنگ، گدازه‌های اسیدی، گدازه‌های میانه تا بازیک، توف‌های اسیدی، شیل‌های آهکی، شیل و ماسه‌سنگ و بخش فوقانی بیش‌تر کربناتی است. در این محدوده، نهشته‌های کربناته-آوری-آتشفشانی متعلق به پرکامبرین-کامبرین زیرین (سری ریزو)، به طور ناهم‌ساز، بر روی کهن‌ترین واحدهای رسوبی موجود در منطقه (توالی از شیل، ماسه سنگ اسلیتی و فیلیتی) قرار گرفته است [۳۹]. مطالعات نشان می‌دهد که در محدوده اسفوردی، مناطقی که چگالی خطواره‌های گسلی بالا است، به دلیل آماده‌سازی مسیر برای بالا آمدن توده‌های نفوذی و سیالات گرمابی، کانی‌سازی بیشتری دارد و کانی‌سازی با غلظت بالا با چگالی ساختار مرتبط است [۴۰]. کانی‌سازی هیدروترمال اکسید آهن-آپاتیت به عنوان ماده معدنی غالب در این ناحیه، عمدتاً همراه با سنگ‌های آتشفشانی-رسوبی و نفوذی است. از ویژگی‌های شاخص این ذخایر می‌توان به وجود مگنتیت به عنوان کانی اصلی آهن در این ذخایر، مقادیر خیلی پایین تیتانیم و وانادیم و همراهی آپاتیت اشاره کرد. نقشه پراکندگی ذخایر آهن ایران بر اساس تیپ کانه‌زایی و نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ اسفوردی، در شکل ۱ نشان داده شده است.

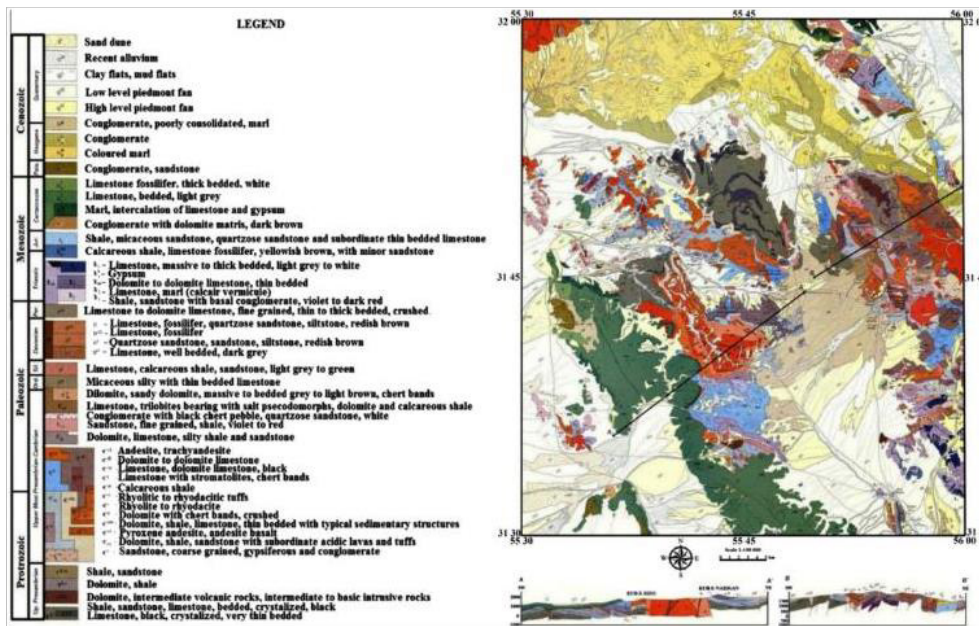
۳- پایگاه داده اکتشافی

لایه‌های شاهد (معیارهای اکتشافی) استفاده شده در این پژوهش که شامل نشانگرهای زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی و ماهواره‌ای است، بر اساس مطالعات زمین‌شناسی قبلی و سیستم کانه‌زایی (مدل مفهومی) ذخایر مرتبط با آهن تیپ کایرونا [۴۲، ۴۱، ۳۱]، از میان مجموعه داده‌های مکانی استخراج و به عنوان مناسب‌ترین لایه‌های شاهد مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

وجود متداول آپاتیت و ارتباط نزدیک آن با ذخایر اکسید آهن این ناحیه به نحوی است که برخی از این ذخایر به عنوان ذخایر فسفات نیز شناخته می‌شوند (مانند ذخایر آهن-فسفات اسفوردی و گزستان) [۴۳-۴۵]. این موضوع نشان می‌دهد که در منطقه مورد اسفوردی، احتمالاً سایر آنومالی‌های فسفات نیز متعلق به سیستم کانی‌زایی هستند که ذخایر آهن را تشکیل داده‌اند، بنابراین از اندیس‌ها و رخداد‌های معدنی هر دو ماده معدنی برای مدل‌سازی و اعتبارسنجی نقشه‌های پتانسیل معدنی تولید شده آهن، استفاده شده است. در منطقه مورد مطالعه تعداد اندیس‌ها و رخداد‌ها معدنی آهن و فسفات به



(الف)



(ب)

شکل ۱: (الف) نقشه زمین‌شناسی ساختمانی و توزیع ذخایر آهن ایران [۳۳]، (ب) نقشه زمین‌شناسی یکصد هزار محدوده اسفوردی [۴۵]

است. همچنین، پتانسیل واحدهای زمین‌شناسی که تاثیر ناچیزی بر کانه‌زایی دارند با کمترین امتیاز در لایه‌ی سنگ میزبان منعکس شده است.

واحدهای دولومیتی در تشکیل ذخایر آهن و میزبانی واحدهای آتشفشانی (ریولیتی تا ریوداسیت) و آتشفشانی-رسوبی از این ذخایر، بیشترین امتیاز به این واحدها اختصاص داده شده

۳-۲- نشانگرهای ژئوشیمیایی

با توجه به نقش مهم اکتشافات ژئوشیمیایی در شناسایی ذخایر معدنی، در این پژوهش از نتایج تجزیه ۸۴۳ نمونه برداشت شده از رسوبات آبراه‌های که به وسیله روش ICP-MS و برای ۱۹ عنصر و اکسید به دست آمده است، برای تهیه لایه‌های ژئوشیمیایی استفاده شده است. برای تهیه یک مجموعه داده ژئوشیمیایی، معمولاً تعداد زیادی از عناصر به صورت همزمان اندازه‌گیری می‌شوند. از میان این عناصر فقط تعداد کمی با کانی‌سازی هدف مرتبط هستند و می‌توانند عملیات اکتشاف را هدایت کنند و ممکن است باقی عناصر منعکس‌کننده سایر فرایندها یا رویدادهای زمین‌شناسی باشند [۵۰]. بر همین اساس از روش‌های متنوع تجزیه تحلیل چند متغیره برای شناسایی مهم‌ترین عناصر ژئوشیمیایی در محدوده مورد مطالعه استفاده شده است. تکنیک‌های استفاده شده شامل آنالیز فاکتوری [۵۱، ۵۲]، تحلیل خوشه‌ای به روش وارد (ward) [۵۳، ۵۴] و محاسبه همبستگی بین عناصر با استفاده از روش پیرسون است. در نهایت با توجه به نتایج به دست آمده، مقادیر مکانی اکسید آهن، اکسید تیتانیم و وانادیم به عنوان لایه‌های شاهد مورد استفاده قرار گرفت. اطلاعات بیشتر در مورد این مجموعه داده و پردازش‌های انجام شده را می‌توان در مقاله [۴۹] یافت.

پیش‌پردازش‌های انجام شده بر روی مجموعه داده ژئوشیمیایی، شامل حذف داده‌های خارج از ردیف به کمک روش دورفل (DORFEL) و نرمال‌سازی داده‌ها به کمک عملیات لگاریتم و روش Cox-Box است. انجام این پیش‌پردازش‌ها پیش از اجرای تجزیه و تحلیل تک یا چند متغیره داده‌های ژئوشیمیایی، به شناسایی بهتر همبستگی فضایی عناصر مرتبط با کانه‌زایی آهن کمک می‌کند [۵۲، ۵۵].

۳-۳- نشانگرهای ژئوفیزیکی

الگوهای ناهنجاری مغناطیسی را می‌توان به عنوان ابزاری برای شناسایی مناطق دگرگونی و دگرسانی‌های هیدروترمال و همچنین شناسایی ساختارهایی که ممکن است عبور ماگما یا سیالات گرمایی مرتبط با کانه‌زایی را کنترل کند، استفاده کرد. دگرسانی هیدروترمال تاثیر زیادی بر خواص مغناطیس سنگ‌ها و الگوهای ناهنجاری مغناطیسی دارد [۵۶]، بنابراین مغناطیس‌سنجی ممکن است برای شناسایی سیستم‌های کانه‌زایی و ذخایر مگنتیت-آپاتیت بسیار کارآمد باشد. بر همین

اساس، در این پژوهش از داده‌های مغناطیس‌سنجی هوابرد برای تهیه شاخص‌های ژئوفیزیکی استفاده شده است. چهار مرحله برای مدل‌سازی ناهنجاری مغناطیس هوابرد دنبال شد که شامل (۱) کم‌کردن مقدار مغناطیس زمینه (IGRF) از داده‌های خام، (۲) اعمال فیلتر کاهش یافته به قطب مغناطیسی (RTP) بر روی مغناطیس باقی‌ماند که باعث می‌شود ناهنجاری‌های مغناطیسی مشاهده شده مستقیماً بر روی بدنه‌های منبع مغناطیسی قرار بگیرند، (۳) اعمال فیلتر ادامه فراسو (۱۰۰۰ متری) بر روی نقشه برگردان به قطب، برای تضعیف ناهنجاری‌های مغناطیسی با فرکانس بالای سطحی (۴) تهیه نقشه سیگنال تحلیلی، برای تشخیص توده‌های نفوذی عمیق، است [۶۲، ۶۳]. در نهایت نقشه سیگنال تحلیلی، به عنوان لایه شاهد ژئوفیزیکی در نظر گرفته شد.

۳-۴- نشانگرهای ماهواره‌ای

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های سنجش از دور به متخصصان علوم زمین کمک کرده است تا توزیع کانی‌های هدف را در سطح زمین شناسایی کنند. پتانسیل شناسایی کانی‌های هدف با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای چند طیفی، به محدوده طول موج و قدرت جداسازی طیفی سنسور سنجنده بستگی دارد. یکی از مهم‌ترین کاربردهای سنجش از دور در زمین‌شناسی، تشخیص تغییرات اکسید آهن با استفاده از دامنه طیفی موج کوتاه مادون قرمز (SWIR) است [۵۶].

سنجش از دور توانایی شناسایی کانی‌های دگرسانی هیدروترمال که به طور گسترده‌ای توسعه یافته‌اند و در ارتباط با برخی از نهشته‌های معدنی هستند را دارد [۵۷]. علاوه بر این، برای اکتشاف ذخایر هیدروترمال در مقیاس منطقه‌ای، نقشه‌برداری خطواره‌های زمین‌شناسی امری ضروری است [۵۸]. بر این اساس، در این پژوهش برای شناسایی مناطق دگرسان شده و با پتانسیل بالای کانه‌زایی و همچنین تهیه لایه خطواره‌ها در منطقه مورد مطالعه از ترکیب رنگی، نسبت بانندی، آنالیز مولفه‌های اصلی و فیلترگذاری در تصاویر ماهواره‌ای سنتیل ۲، لندست ۸ و سنجنده استر ماهواره ترا استفاده شده است. برای تهیه لایه دگرسانی فیلک از باندهای ۵ و ۷ تصویر استر به همراه باندهای ۲ و ۴ تصویر سنتینل ۲ استفاده شده است و از تصاویر لندست ۸ و سنتیل ۲، با نسبت بانندی ۴/۲ لایه مناطق حاوی اکسید آهن تهیه گردید. در نهایت از نسبت بانندی ۱۱/۴ تصویر سنتینل ۲ لایه زون گوسان

موجود در مناطق آینده‌نگر در برابر درصد مساحت مناطق آینده‌نگر، رسم می‌شود. از این منحنی عمدتاً برای ارزیابی عملکرد رویکردهای تحت نظارت استفاده می‌شود، اما در برخی از مطالعات برای ارزیابی و مقایسه کمی عملکرد الگوریتم‌های خوشه‌بندی نیز به کار گرفته شده است [۲۹، ۳۰].

۴-۱- منحنی پیش‌بینی - مساحت

در MPM، وزن‌های اختصاص داده شده به شواهد مکانی باید منعکس کننده ارتباط فضایی بین شواهد مکانی و ذخایر معدنی مورد نظر باشد، بنابراین مکان‌های اندیس‌ها و نهشته‌های معدنی شناخته شده را می‌توان برای ارزیابی وزن‌های اختصاص داده شده به شواهد فضایی (که نشان‌دهنده ارتباط فضایی آن‌ها با کانه‌زایی در منطقه مورد مطالعه است) استفاده کرد. این امر با جانمایی ذخایر شناخته شده بر روی مدل پتانسیل معدنی امکان‌پذیر است. در این پژوهش، منحنی پیش‌بینی - مساحت (P-A) برای تعیین وزن لایه‌های شاهد به کار گرفته شده است. همچنین در نهایت برای ارزیابی قدرت پیش‌بینی هر مدل به دست آمده از این منحنی استفاده شده است [۶۰].

در نمودار پیش‌بینی - مساحت (P-A) یک لایه شاهد، دو منحنی وجود دارد که یکی از آن‌ها منحنی نرخ پیش‌بینی رخدادهای معدنی شناخته شده به وسیله هر کلاس لایه شاهد و منحنی دیگر، درصد ناحیه اشغال شده به وسیله هر کلاس لایه شاهد است. در این روش، هر یک از منحنی‌ها معیاری برای ارزیابی کلاس‌های یک لایه شاهد است. در نمودار P-A یک لایه شاهد مشخص، اگر نقطه تلاقی در مقایسه با نمودار P-A سایر لایه‌های شاهد، مقدار بالاتری را در محور چپ نمودار نشان دهد (یعنی نرخ پیش‌بینی بالاتر)، بدین معناست که کمترین مقدار درصد مساحت در برگیرنده را دارد (کمترین مقدار را در محور راست دارد). در نتیجه، این لایه بیشترین وزن را خواهد داشت، زیرا مجموع نرخ پیش‌بینی و مساحت اشغال شده برای نقطه تلاقی برابر با ۱۰۰ است. بر اساس نقطه تلاقی دو نمودار نرخ پیش‌بینی و مساحت در برگیرنده، وزن هر لایه تعیین می‌شود. برای تخصیص وزن‌های کمی به لایه‌های شاهد، در ابتدا چگالی نرمال شده محاسبه می‌شود. از چگالی نرمال شده برای رتبه‌بندی لایه‌های استفاده می‌شود. برای تعیین چگالی نرمال شده با استفاده از پارامترهای نمودارهای P-A، نسبت نرخ پیش‌بینی به ناحیه اشغال شده در نقطه

و لایه خطواره‌ها با اعمال فیلتر جهتی بر روی باندهای ۱۰ متری سنتینل ۲ تولید شده است. لایه گوسان با تکنیک نسبت باندی، لایه خطواره‌ها با فیلتر جهتی و لایه‌های اکسید آهن و دگرسانی فیلیکی با تکنیک نسبت باندی و آنالیز مولفه‌های اصلی تولید شده است. مجموعاً ۴ نشانگر ماهواره‌ای که شامل لایه‌های دگرسانی فیلیک، مناطق حاوی اکسید آهن، زون گوسان و خطواره‌ها است، از تصاویر ماهواره‌ای استخراج و تولید شده است. بر اساس مطالعات احمدی و همکاران [۴۸]، در بین نشانگرهای ماهواره‌ای، این ۴ نشانگر بیشترین ارتباط مکانی را با ذخایر شناخته شده آهن در محدوده اسفوردی دارند.

۴- روش تحقیق

در این پژوهش، روش‌های دانش و داده‌محور MPM در دو فاز متوالی به عنوان یک رویکرد هیبریدی برای مدلسازی پتانسیل معدنی آهن در محدوده اسفوردی به کار گرفته شده است.

در فاز اول از یک روش ترکیبی فرکتال عیار - مساحت (C-A) [۵۹] و نمودار پیش‌بینی - مساحت (P-A) [۶۰] برای تخمین وزن هر لایه شاهد استفاده شده است. در ادامه به کمک روش داده محور همپوشانی شاخص [۶۱]، لایه‌های وزن‌دار شده با یکدیگر ادغام شده‌اند. در نهایت جامعه‌های مختلف نقشه پتانسیل معدنی تولید شده، به کمک مدل فرکتال مقدار - مساحت جداسازی شده است. تعداد جامعه‌های به دست آمده با تعداد خوشه‌هایی که در فاز دوم مورد استفاده قرار می‌گیرد، مطابقت دارد.

در فاز دوم، الگوریتم‌های خوشه‌بندی k-means، فازی c-means و نقشه خودسازمانده (SOM) برای مدلسازی پتانسیل معدنی، پیاده‌سازی شده است. برای شناسایی مساعدترین خوشه در هر الگوریتم (که با کانی‌سازی احتمالی آهن در ارتباط باشد)، درصد مساحت اشغال شده و درصد ذخایر شناسایی شده به وسیله هر خوشه، به طور همزمان در نظر گرفته شده است. بدین منظور، با الهام از روش پیش‌بینی - مساحت، از نسبت این دو مقدار برای محاسبه چگالی نرمال شده و کمی‌سازی توانایی هر خوشه در شناسایی ذخایر شناخته شده، استفاده شده است. در نهایت برای ارزیابی و مقایسه عملکرد کلی ۴ مدل به دست آمده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی و پیش‌بینی - مساحت، از منحنی نرخ - موفقیت استفاده شده است [۶۲]. این منحنی با ترسیم درصد ذخایر شناخته شده

پیوسته مکانی در لایه‌های شاهد، به کار گرفته می‌شود [۶۰]. بر اساس نتایج این مدل، لایه‌های شاهد مجدداً کلاس‌بندی شده و در نهایت نمودار P-A برای نقشه‌های کلاس‌بندی شده، تهیه می‌شود.

در فاز اول پژوهش، پس از تهیه لایه‌های شاهد، حدود آستانه‌ای هر لایه با استفاده از مدل فرکتالی مقدار-مساحت مشخص شد. در ادامه ۲۳ اندیس و نهشته شناخته شده جانمایی شدند. در نهایت بر اساس نتایج نمودار فرکتالی مقدار-مساحت و موقعیت ذخایر شناخته شده، از نمودار P-A برای ارزیابی و تعیین وزن هر لایه شاهد استفاده شده است. در شکل‌های ۲ تا ۱۰ منحنی‌های فرکتال مقدار-مساحت، نمودارهای P-A و نقشه‌های کلاس‌بندی شده مجدد نشانگرهای زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی و دورسنجی نشان داده شده است.

تلاقی محاسبه می‌شود (رابطه ۴). در نهایت وزن هر لایه بر اساس رابطه ۵ تعیین می‌شود [۶۰].

$$N_d = \frac{P_r}{O_a} \quad (4)$$

$$W_E = \ln N_d \quad (5)$$

که در این روابط:

N_d : چگالی نرمال شده

O_a و P_r : به ترتیب نرخ پیش‌بینی و مساحت اشغال شده

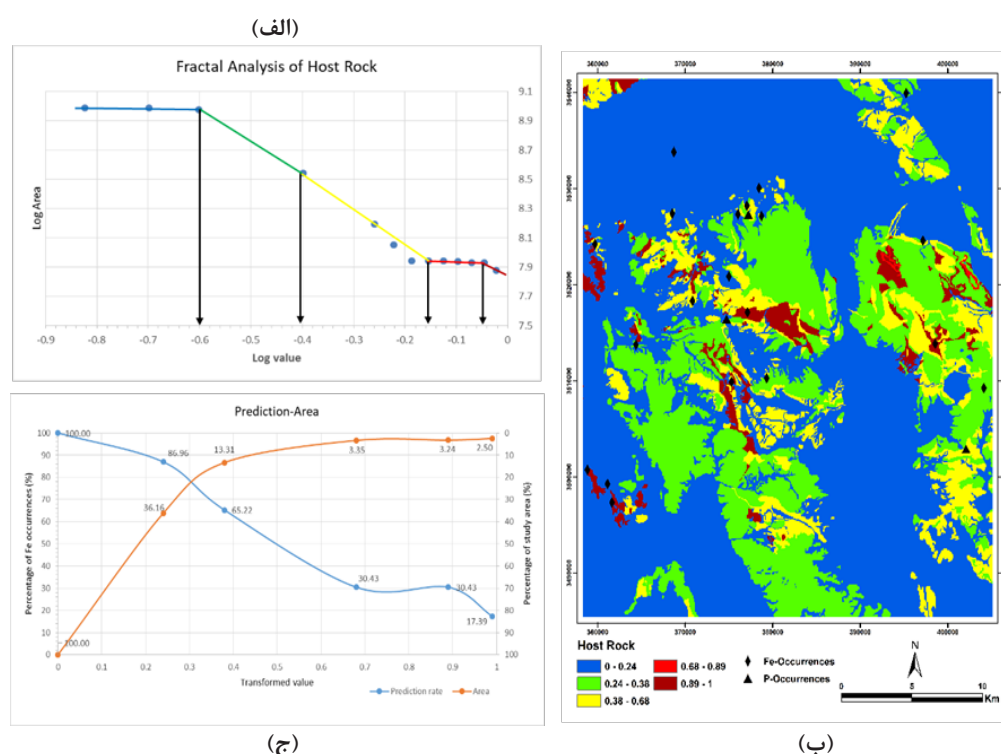
است که از نقطه تلاقی در نمودار P-A استخراج می‌گردد.

W_E : وزن نهایی است که به هر لایه تخصیص داده می‌شود.

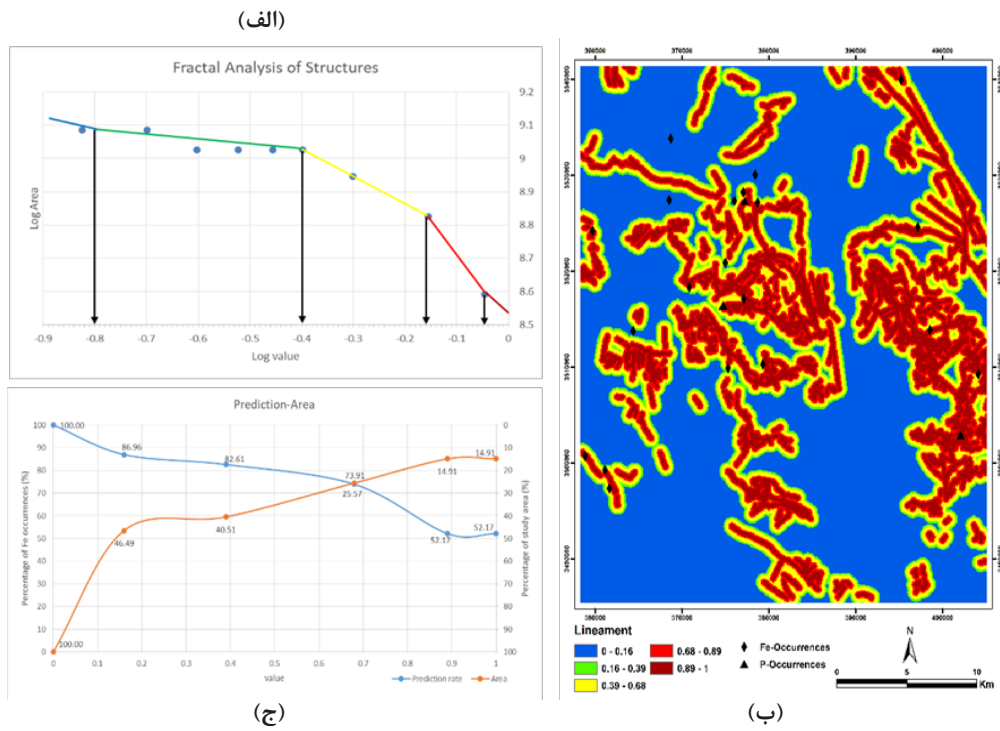
معمولاً پیش از رسم نمودار P-A، برای شناسایی

جمعیت‌های مختلف و کلاس‌بندی لایه‌های شاهد از یک مدل

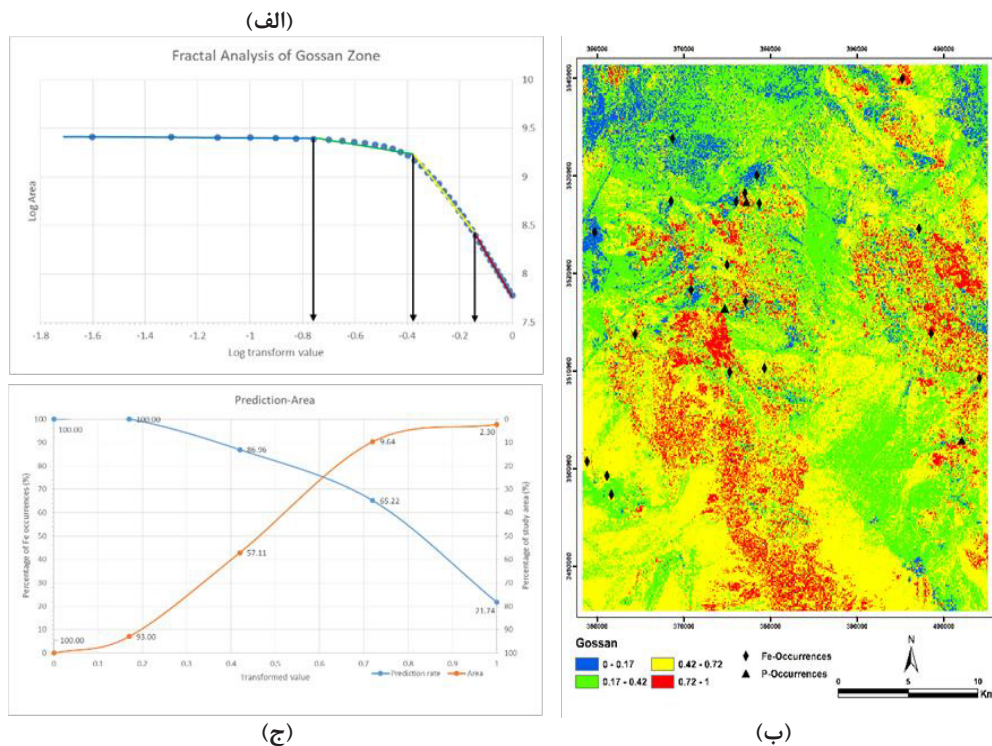
فرکتالی استفاده می‌شود. این تکنیک برای گسسته‌سازی مقادیر



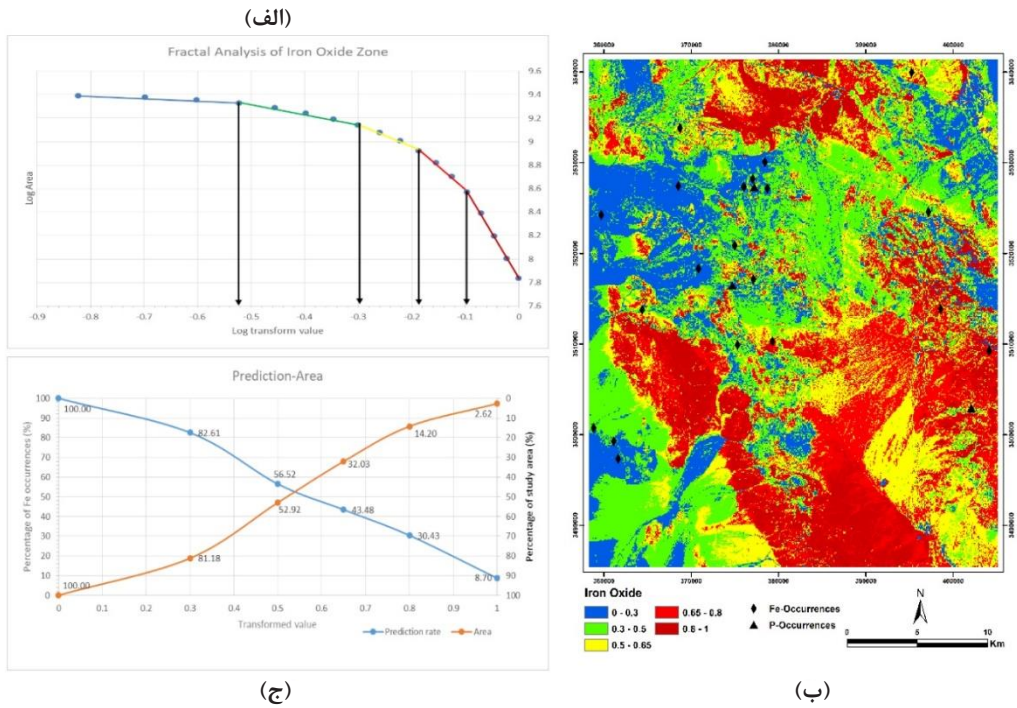
شکل ۲: نقشه طبقه‌بندی سنگ میزبان، الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، ب) نقشه نشانگر توده نفوذی بر اساس نمودار فرکتال و ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت



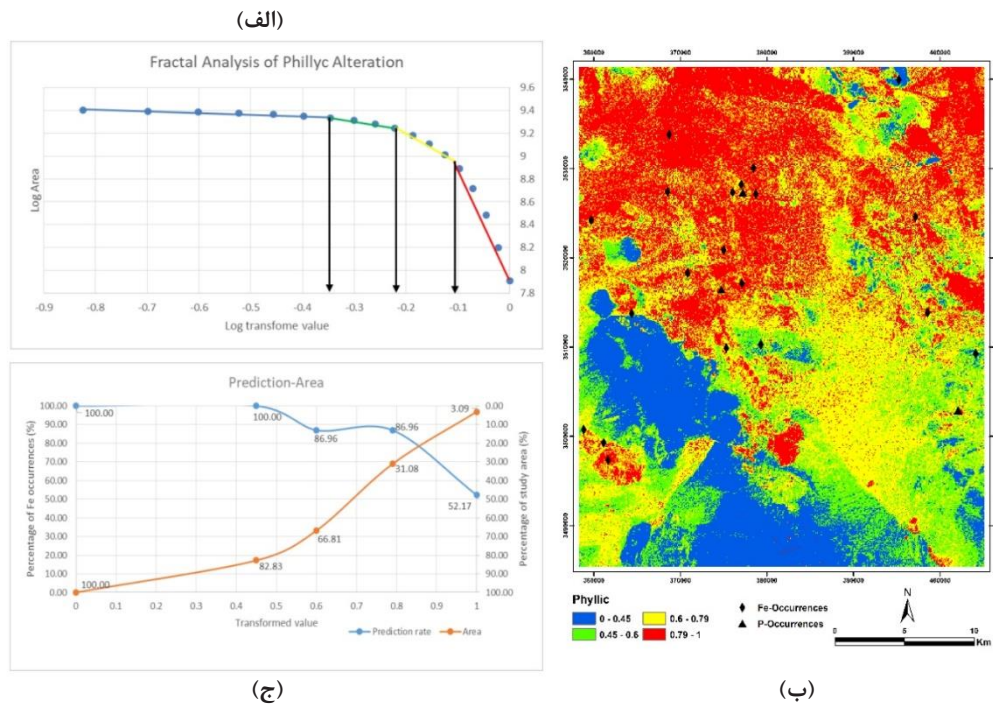
شکل ۳: نقشه طبقه‌بندی خطواره‌ها، (الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، (ب) نقشه نشانگر خطواره بر اساس نمودار فرکتال و (ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت



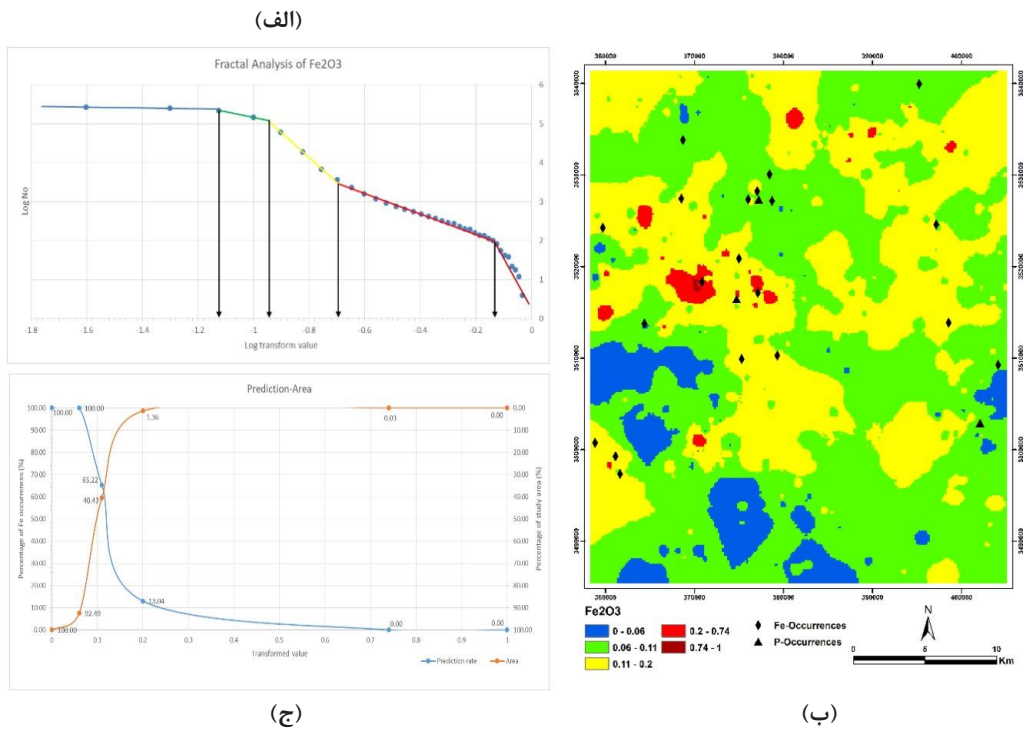
شکل ۴: نقشه طبقه‌بندی گوسان، (الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، (ب) نقشه نشانگر گوسن بر اساس نمودار فرکتال و (ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت



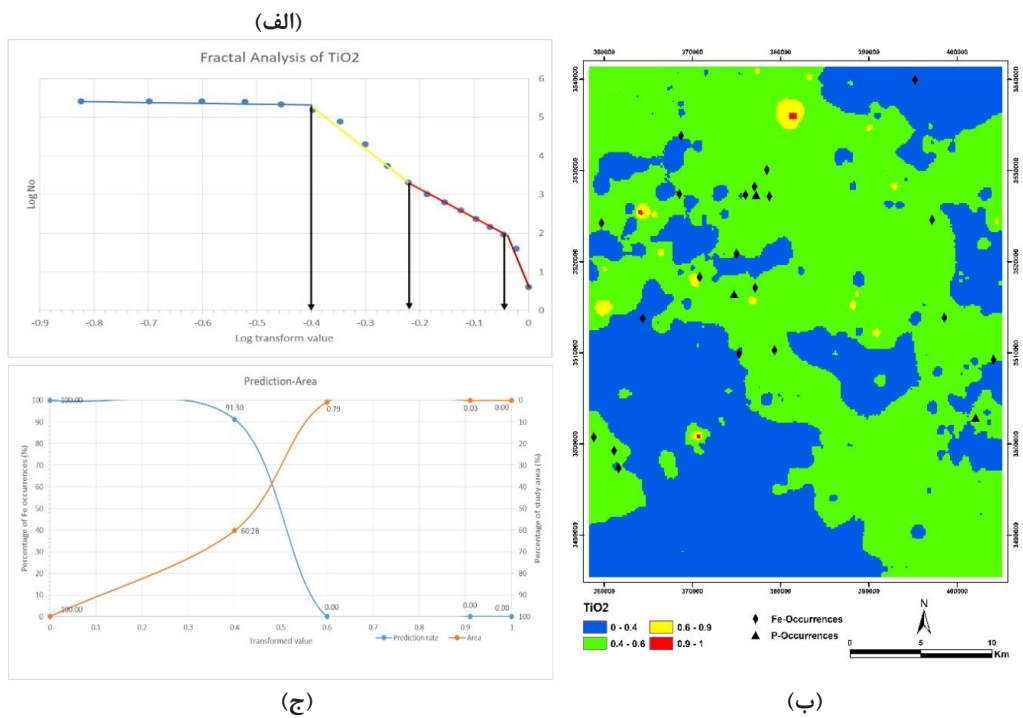
شکل ۵: نقشه طبقه‌بندی اکسید آهن، الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار - مساحت، ب) نقشه نشانگر اکسید آهن بر اساس نمودار فرکتال و ج) نمودار پیش‌بینی - مساحت



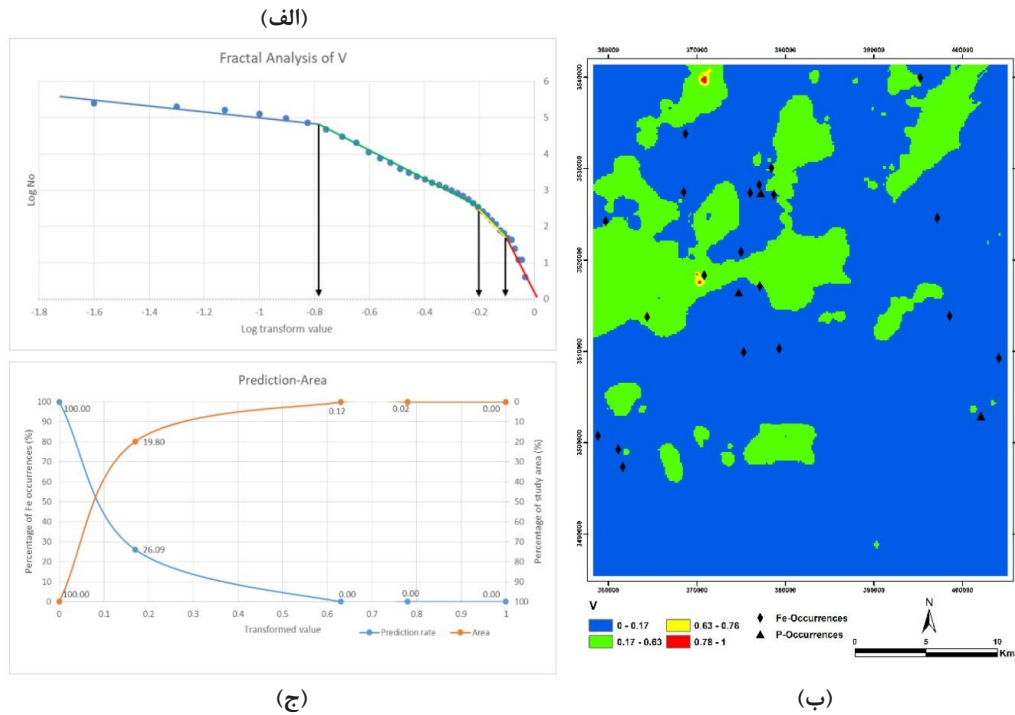
شکل ۶: نقشه طبقه‌بندی دگرسانی فیلیک، الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار - مساحت، ب) نقشه نشانگر دگرسانی فیلیک بر اساس نمودار فرکتال و ج) نمودار پیش‌بینی - مساحت



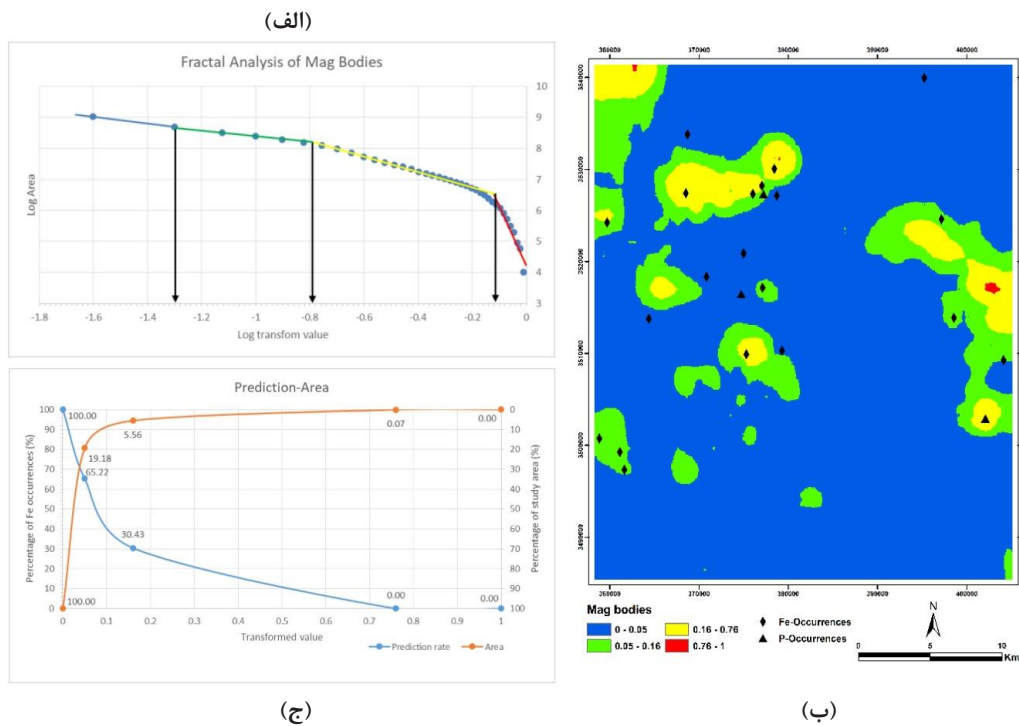
شکل ۷: نقشه طبقه‌بندی غلظت ژئوشیمیایی اکسید آهن، (الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، (ب) نقشه نشانگر غلظت اکسید آهن بر اساس نمودار فرکتال و (ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت



شکل ۸: نقشه طبقه‌بندی غلظت ژئوشیمیایی اکسید تیتانیم، (الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، (ب) نقشه نشانگر غلظت اکسید تیتانیم بر اساس نمودار فرکتال و (ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت



شکل ۹: نقشه طبقه‌بندی غلظت ژئوشیمیایی وانادیم، الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، ب) نقشه نشانگر غلظت وانادیم بر اساس نمودار فرکتال و ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت



شکل ۱۰: نقشه طبقه‌بندی سیگنال تحلیلی مغناطیس، الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار-مساحت، ب) نقشه نشانگر سیگنال تحلیلی بر اساس نمودار فرکتال و ج) نمودار پیش‌بینی-مساحت

۴-۲- خوشه‌بندی

خوشه‌بندی به عنوان یک الگوریتم یادگیری بدون نظارت، وظیفه تخصیص مجموعه‌ای از مشاهدات به زیر مجموعه‌هایی را دارد که به هر کدام از آن زیر مجموعه‌ها یک خوشه گفته می‌شود. به صورتی که مشاهدات هر خوشه، بسیار شبیه هم هستند. خوشه‌بندی یک تکنیک رایج برای تجزیه و تحلیل داده‌های آماری است که در بسیاری از زمینه‌ها مانند یادگیری ماشین، داده‌کاوی، تشخیص الگو و پردازش تصویر استفاده می‌شود. این رویکرد برای مدیریت و خوشه‌بندی حجم عظیمی از داده‌ها به کار گرفته می‌شود. دلیل اصلی استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی، کاهش ابعاد بردار ویژگی‌ها است [۷].

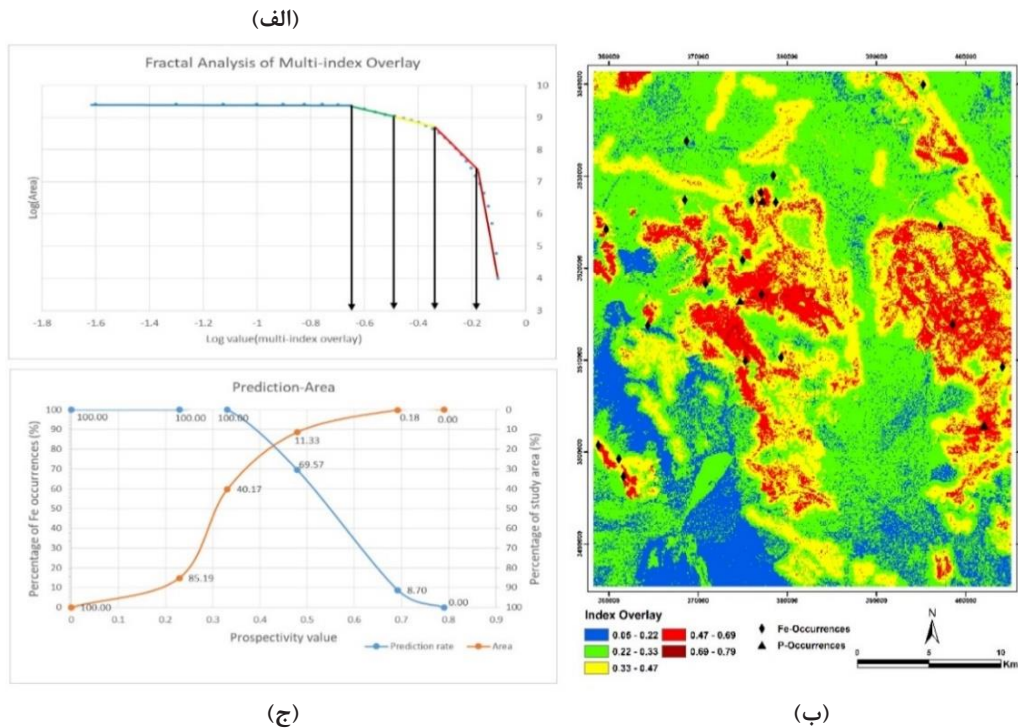
در این پژوهش، از سه الگوریتم خوشه‌بندی k-means، فازی c-means و نقشه خود سازمانده (SOM) برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی استفاده شده است. مهم‌ترین مرحله برای استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی تعیین تعداد خوشه‌ها است. تعداد خوشه تاثیر قابل توجهی بر مدل پتانسیل معدنی نهایی دارد. بر این اساس، از نتایج فاز یک پژوهش برای تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها استفاده گردید. نقشه پتانسیل معدنی تولید شده با روش همپوشانی شاخص (شکل ۱۱-ب)، بر اساس منحنی فرکتال مقدار-مساحت (شکل ۱۱-الف)، به پنج جمعیت تفکیک گردید که تعداد جمعیت‌ها به عنوان تعداد بهینه خوشه‌ها در نظر گرفته شد.

با فرض پنج خوشه، الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای ترسیم (افراز) ۹ لایه شاهد به پنج خوشه، اجرا شد. در شکل ۱۲ نتایج

نتایج این تحلیل نشان می‌دهد (جدول ۱) که لایه‌های سنگ میزبان (با وزن ۱/۲۱)، زون دگرسانی فیلیک (با وزن ۱/۲۷)، زون گوسان (با وزن ۱/۱) و خطواره‌ها (با وزن ۱/۰۵) مهم‌ترین لایه‌های اکتشافی هستند. گسل‌های محدوده اسفوردی احتمالاً به عنوان کانالی برای گردش سیالات هیدروترمال و یا توده‌های نفوذی گرانیته (مرتبط با کانه‌زایی) عمل و شرایط مناسبی برای تشکیل ذخایر آهن فراهم کرده‌اند. این موضوع به صورت وزن بالا در لایه خطواره‌ها بازتاب پیدا کرده است. وزن بالای لایه دگرسانی فیلیک با گسترش زیاد دگرسانی‌های هیدروترمال مرتبط با ذخایر آهن در محدوده اسفوردی مطابقت دارد. همچنین نتایج این تحلیل نشان می‌دهد که لایه‌های ژئوشیمیایی تاثیر کمتری بر تشکیل ذخایر معدنی هدف دارد که علت آن برداشت نمونه‌های ژئوشیمیایی از سطح زمین است. پس از تعیین وزن لایه‌های شاهد از طریق نمودار پیش‌بینی-مساحت، از روش همپوشانی شاخص برای ادغام تمام لایه‌ها در یک نقشه پتانسیل معدنی استفاده شده است. در شکل ۱۱-ب نقشه پتانسیل معدنی به دست آمده از روش همپوشانی شاخص نشان داده شده است که بر اساس منحنی فرکتال مقدار-مساحت به پنج کلاس طبقه‌بندی شده است (شکل ۱۱-الف). طبق نمودار P-A به دست آمده برای نقشه نهایی، مقادیر نرخ پیش‌بینی و مساحت به ترتیب برابر با ۸۲ و ۱۸ درصد است (شکل ۱۱-ج). با توجه به مقادیر جدول ۱، نقشه نهایی با وزن ۱/۵۲، در مقایسه با سایر لایه‌های شاهد، با مساحت کمتر، تعداد بیشتری از ذخایر شناخته شده را پیش‌بینی کرده است.

جدول ۱: لایه‌های شاهد و وزن تخصیص یافته بر اساس نمودار پیش‌بینی-مساحت

وزن	چگالی نرمالایز شده	مساحت (%)	نرخ پیش‌بینی (%)	لایه‌ها	نوع نشانگر
۱/۲۱	۳/۳۵	۲۳	۷۷	سنگ میزبان	زمین‌شناسی
۱/۲۷	۳/۵۵	۲۲	۷۸	فیلیک	دورسنجی
۰/۱۲	۱/۱۳	۴۷	۵۳	اکسید آهن	
۱/۱	۳	۲۵	۷۵	گوسان	
۱/۰۵	۲/۸۵	۲۶	۷۴	خطواره‌ها	
۰/۴۹	۱/۶۳	۳۸	۶۲	اکسید آهن	ژئوشیمیایی
۰/۴۹	۱/۶۳	۳۸	۶۲	اکسید تیتانیوم	
۰/۱۲	۱/۱۳	۴۷	۵۳	وانادیم	ژئوفیزیکی
۰/۹۰	۲/۴۵	۲۹	۷۱	سیگنال تحلیلی	



شکل ۱۱: نقشه طبقه‌بندی پتانسیل‌یابی با روش دانش‌مبنای همپوشانی شاخص، (الف) نمودار تمام لگاریتمی مقدار - مساحت، (ب) نقشه پتانسیل معدنی آهن بر اساس نمودار فرکتال و (ج) نمودار پیش‌بینی - مساحت

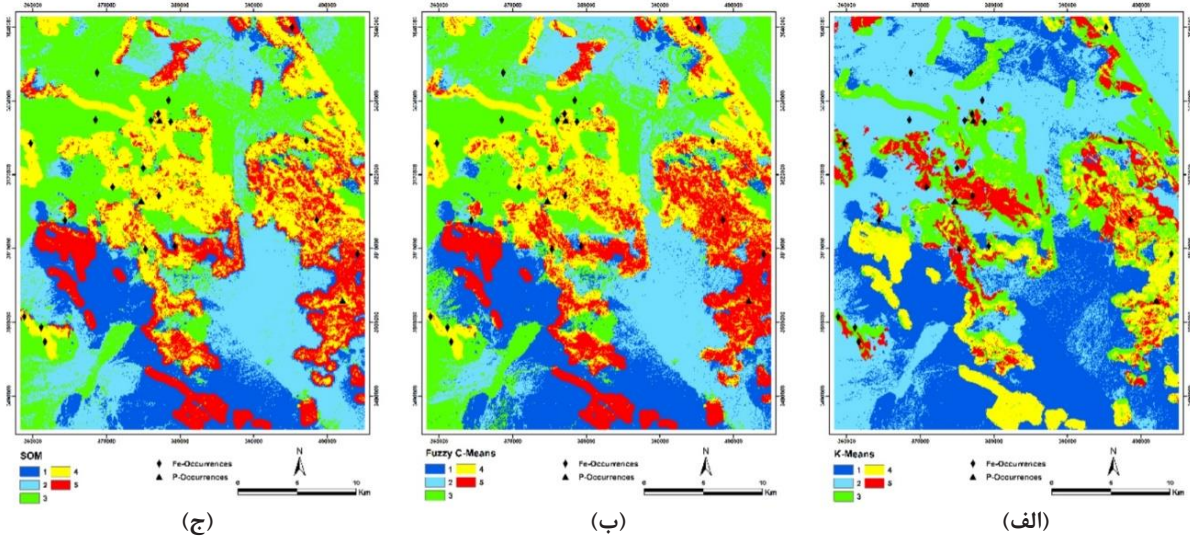
واحدهای زمین‌شناسی، از شاخص‌های مهم کانه‌زایی آهن در محدوده اسفوردی هستند. خوشه شماره ۵ الگوریتم‌های فازی c-means و نقشه خود سازمانده هر دو به ترتیب با وزن‌های ۱/۳۱ و ۱/۳۳، بیشترین وزن را نسبت سایر خوشه‌های این الگوریتم‌ها دارند. همچنین خوشه‌های تولید شده به وسیله دو الگوریتم فازی c-means و نقشه خود سازمانده، انطباق بسیار بالایی با یکدیگر دارند.

۵- بحث

برای پیاده‌سازی یک روش هیبریدی مدل‌سازی پتانسیل معدنی، با توجه به مدل مفهومی ذخایر اکسید آهن - آپاتیت محدوده اسفوردی، ۹ لایه شاهد از مجموعه داده‌های مکانی استخراج شد. از الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای کاهش بعد و افزایش بردارهای ویژگی (۹ لایه‌های شاهد) به پنج خوشه استفاده شد. خوشه شماره ۱ و ۲ برای هر سه الگوریتم، مطابق با واحدهای زمین‌شناسی با سن کم (کرتاسه، نئوژن و کواترنری) و توالی‌های رسوبی جدید است که پتانسیل بسیار کمی برای کانه‌زایی دارند. این خوشه‌ها عمدتاً بر روی آبرفت‌های اخیر کواترنری، کنگلومرا (ماسه‌سنگ) با سن نئوژن

خوشه‌بندی برای الگوریتم‌های k-means، فازی c-means و نقشه خودسازمانده (SOM) نشان داده شده است. خوشه‌های تولید شده به وسیله هر سه الگوریتم، انطباق معقولی با یکدیگر دارند. برای تعیین توانایی هر خوشه در شناسایی ذخایر آهن، نرخ پیش‌بینی و مساحت در برگزیده تمام خوشه‌ها محاسبه گردید (جدول ۲). با تقسیم مقدار نرخ پیش‌بینی بر مساحت در برگزیده، چگالی نرمالایز محاسبه و سپس با لگاریتم‌گیری از آن، وزن هر خوشه محاسبه شد. در ادامه بر اساس وزن به دست آمده برای هر خوشه، مستعدترین خوشه در هر الگوریتم تعیین شده است. در جدول ۲، مقدار نرخ پیش‌بینی و مساحت در برگزیده خوشه‌های متفاوت، برای هر سه الگوریتم نشان داده شده است و بر اساس وزن‌های به دست آمده، خوشه‌ها اولویت‌بندی شده‌اند.

الگوریتم k-means، با توجه به وزن بالای خوشه شماره ۵ خود، عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است. خوشه پنجم این الگوریتم، انطباق بالایی با واحدهای زمین‌شناسی گرانتیت، دولومیت و ریولیت (به طور کلی با واحدهای آتشفشانی-رسوبی، آتشفشانی و توده‌های نفوذی) به عنوان مناطقی مستعد برای وقوع کانه‌زایی دارد. این



شکل ۱۲: خوشه‌بندی نشانگرهای اکتشافی به ۵ طبقه مستخرج از روش همپوشانی شاخص؛ الف) روش k-means، ب) روش فازی c-means و ج) نقشه خودسازمان ده (SOM)

جدول ۲: مقدار نرخ پیش‌بینی و مساحت برای خوشه‌های متفاوت مستخرج از سه الگوریتم k-means، فازی c-means و نقشه خود سازمانده

روش کلاسترینگ	شماره کلاستر	مساحت (%)	نرخ پیش‌بینی (%)	چگالی نرمالایز شده	وزن	میزان پتانسیل
K-Means	۱	۳۰	۰	۰	-	زمینه سطح ۲
	۲	۳۳٫۷۶	۱۳٫۰۵	۰٫۳۹	-۰٫۹۵	زمینه سطح ۱
	۳	۱۶٫۳۶	۸٫۷	۰٫۵۳	-۰٫۶۳	متوسط
	۴	۱۱٫۶۵	۱۳٫۰۵	۱٫۱۲	۰٫۱۱	کم
	۵	۸٫۲۳	۶۵٫۲۰	۷٫۹۲	۲٫۰۷	بالا
Fuzzy C-Means	۱	۱۷٫۱۱	۰	۰	-	زمینه سطح ۲
	۲	۲۲٫۵۷	۴٫۳۵	۰٫۱۹	-۱٫۶۵	زمینه سطح ۱
	۳	۲۵٫۱۸	۸٫۷	۰٫۳۵	-۱٫۰۶	کم
	۴	۱۸٫۶۲	۳۰٫۴۳	۱٫۶۳	۰٫۴۹	متوسط
	۵	۱۶٫۵۱	۵۶٫۵۲	۳٫۴۲	۱٫۲۳	بالا
SOM	۱	۱۴٫۳۵	۰	۰	-	زمینه سطح ۱
	۲	۲۳٫۴۶	۰	۰	-	زمینه سطح ۲
	۳	۲۶٫۶۹	۱۳٫۰۵	۰٫۴۹	-۰٫۷۲	کم
	۴	۲۰٫۳۱	۳۰٫۴۳	۱٫۵۰	۰٫۴۰	متوسط
	۵	۱۵٫۱۹	۵۶٫۵۲	۳٫۷۲	۱٫۳۱	بالا

خوشه ۵ با نرخ پیش‌بینی ۶۵٫۲۰ درصد، مساحت ۸٫۲۳ درصد و وزن نهایی ۲٫۰۷، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی ذخایر شناخته شده دارد. این خوشه منطبق بر واحدهای زمین‌شناسی است که بیشترین ارتباط را با کانه‌زایی آهن دارند. این واحدها شامل سنگ‌های آتشفشانی با ترکیب ریولیت تا ریبوداسیت، آتشفشانی-رسوبی عمدتاً دولومیت و نفوذی با ترکیب گرانیت

و آهک‌های متعلق به کرتاسه قرار گرفته‌اند. خوشه‌های ۳ و ۴ الگوریتم k-means، همچنین خوشه‌های ۴ و ۵ الگوریتم‌های فازی c-means و نقشه خود سازمانده، بیشترین مطابقت را با لایه خطواره‌ها دارند. خوشه ۵ الگوریتم‌های فازی c-means و نقشه خود سازمانده به ترتیب با وزن ۱٫۲۳ و ۱٫۳۱، مستعدترین خوشه‌های این دو الگوریتم هستند. در الگوریتم k-means

ترتیب ۶۵ و ۵۶ درصد از ذخایر شناخته شده آن و فسفات را شناسایی کرده‌اند (شکل ۱۳).

نقشه پتانسیل معدنی استخراج شده از الگوریتم k-means به صورت باینری در شکل ۱۴ نشان داده شده است که کلاس دو آن، منطبق بر خوشه ۵ این الگوریتم است.

بیشتر نواحی خوشه ۵ الگوریتم k-means در نواحی قرار دارد که خطواره‌ها با سنگ میزبان کانی‌زایی آهن تقاطع دارند و چگالی خطواره‌ها بالا است. همچنین وزن‌های به دست آمده از منحنی پیش‌بینی-مساحت (نتایج فاز یک پژوهش)، وزن بالای خوشه‌های منطبق با لایه‌های خطواره‌ها و سنگ میزبان (خوشه‌های ۴ و ۵ الگوریتم‌های فازی c-means و نقشه خود سازمانده و خوشه ۵ الگوریتم k-means) را تایید می‌کند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم‌های خوشه‌بندی بدون نظارت حتی در مناطقی که به خوبی اکتشاف شده‌اند و روش‌های داده‌محور تحت نظارت برتری دارند، می‌توانند کارآمد باشند و به شناسایی بهتر مناطق مستعد کانی‌زایی کمک کنند.

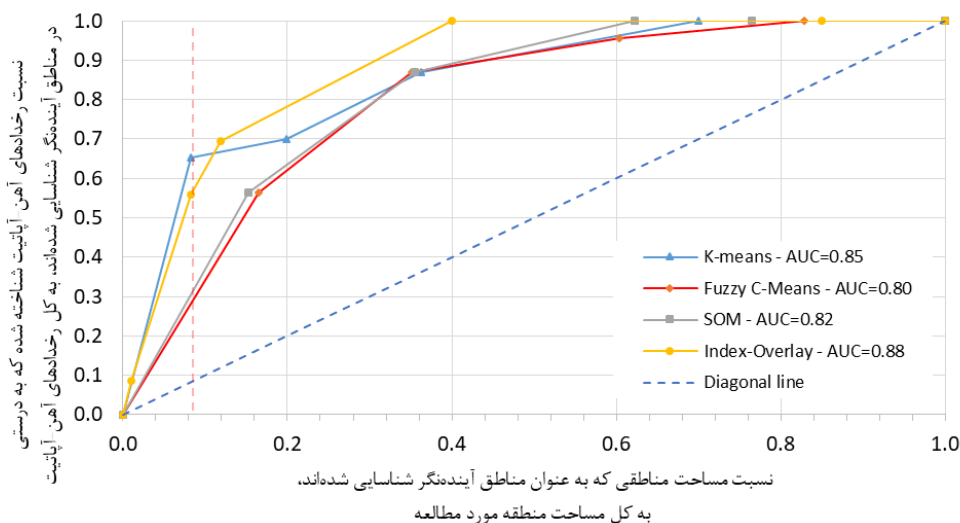
۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، ترکیبی از الگوریتم‌های داده‌محور همپوشانی شاخص و خوشه‌بندی به عنوان یک روش هیبریدی برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی آهن تیپ کایرونا در محدوده برگه ۱:۱۰۰۰۰۰ اسفوردی به کار گرفته شد. برای اجرای این روش هیبریدی، ۹ لایه شاهد از مجموعه داده‌های زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی و دورسنجی

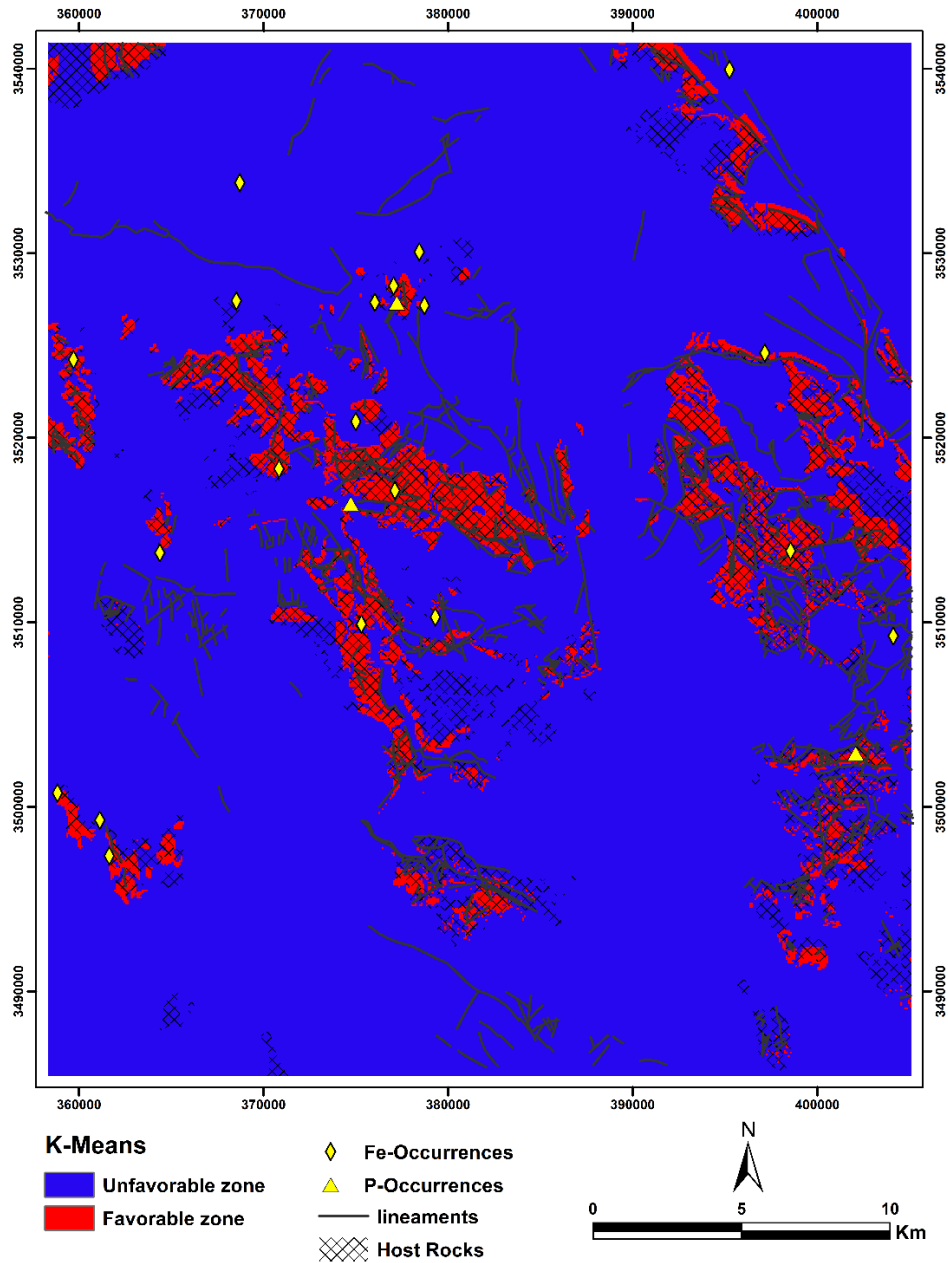
تا گرانودیوریت است.

برای نشان دادن عملکرد کلی مدل‌های خوشه‌بندی و پیش‌بینی-مساحت و مقایسه کمی آن‌ها، منحنی نرخ موفقیت به کار گرفته شده است. این منحنی با در نظر گرفتن مکان ذخایر شناخته شده، نشان می‌دهد که نقشه پتانسیل معدنی تولید شده به چه میزان در اولویت‌بندی مناطق امیدبخش موفق بوده است. در شکل ۱۳ منحنی‌های نرخ موفقیت ۴ مدل پیشگو با توجه به مکان ۲۳ ذخیره و اندیس شناخته شده آهن و فسفات نشان داده شده است. با توجه به اینکه منحنی هر ۴ مدل در بالای خط معیار قرار دارد، می‌توان نتیجه گرفت که نقشه‌های تولید شده در شناسایی اهداف اکتشافی موفق بوده‌اند.

مساحت زیر منحنی نرخ موفقیت مدل داده‌محور پیش‌بینی-مساحت با مقدار ۰٫۸۸ از ۳ الگوریتم خوشه‌بندی بیشتر است که برتری این روش را نسبت به آن‌ها نشان می‌دهد. این مقدار برای ۳ الگوریتم k-means، فازی C-Means و نقشه خودسازمانده به ترتیب برابر با ۰٫۸۵، ۰٫۸۰ و ۰٫۸۲ است. اگرچه این موضوع برتری کلی روش‌های داده‌محور در مناطقی که به خوبی اکتشاف شده‌اند را نشان می‌دهد [۶۱، ۴۶]، اما مقایسه بخش ابتدایی منحنی‌های نرخ موفقیت نشان می‌دهد، الگوریتم بدون نظارت k-means توانسته است با مساحت کمتری تعداد بیشتری از ذخایر شناخته شده را نسبت به روش پیش‌بینی-مساحت شناسایی کند. الگوریتم k-means (خوشه ۵) و روش پیش‌بینی-مساحت هر کدام با مساحت تقریباً ۸ درصد، به



شکل ۱۳: منحنی‌های نرخ موفقیت ۴ مدل همپوشانی شاخص، K-Means، فازی C-Means و نقشه خودسازمانده



شکل ۱۴: نقشه پتانسیل‌یابی آهن مبتنی بر روش هیبریدی

با استفاده از منحنی نرخ موفقیت انجام شد برتری کلی روش پیش‌بینی- مساحت را نشان می‌دهد، اما مناطق مستعدی که از الگوریتم خوشه‌بندی k-means به دست آمده است (خوشه ۵)، با کانه‌زایی آهن مطابقت بیشتری دارد که نشان‌دهنده برتری روش هیبریدی نسبت به سایر روش‌های مرسوم است، بنابراین می‌توان با کلاس‌بندی و شناسایی جوامع نقشه‌های تولید شده، تعداد بهینه خوشه‌ها برای اجرای الگوریتم‌های خوشه‌بندی بدون نظارت را تعیین کرد.

استخراج شد. برای تهیه لایه‌های کلاسه‌بندی شده وزن‌دار، مدل فرکتالی مقدار-مساحت و نمودار پیش‌بینی- مساحت استفاده شد. ۹ لایه وزن‌دار شده، با استفاده از روش همپوشانی شاخص ادغام شدند. نقشه نهایی با استفاده از روش فرکتالی مقدار- مساحت (C-A) به پنج کلاس تقسیم شد که بر اساس این تعداد کلاس، الگوریتم‌های خوشه‌بندی k-means، فازی c-means و نقشه خودسازمانده (SOM) برای ترسیم (افراز) ۹ لایه شاهد به پنج خوشه، اجرا شد. اگرچه مقایسه کمی که

۷- سپاس‌گزاری

International Journal of Mining and Geo-Engineering, 55(1): 17-26.

- [10] Abedi, M., Norouzi, G.-H., and Bahroudi, A. (2012). "Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas". *Computers & Geosciences*, 46: 272-283.

[۱۱] بهرامی، ی.، حسنی، ح.، مقصودی، ع.؛ ۱۴۰۰؛ "استفاده از روش ترکیبی AHP-TOPSIS به منظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی مس در ورقه یکصد هزار ابهر، شمال غرب ایران". فصلنامه پژوهش‌های دانش زمین، دوره ۱۲، شماره ۱، ص ۵۷-۴۱.

- [12] Bahrami, Y., Hassani, H., and Maghsoudi, A. (2019). "BWM-ARAS: A new hybrid MCDM method for Cu prospectivity mapping in the Abhar area, NW Iran". *Spatial Statistics*, 33: 100382.

- [13] Bencharef, M. H., Eldosouky, A. M., Zamzam, S., and Boubaya, D. (2022). "Polymetallic mineralization prospectivity modelling using multi-geospatial data in logistic regression: The Diapiric Zone, Northeastern Algeria". *Geocarto International*, 37(27): 1-36.

- [14] Agterberg, F. P., and Bonham-Carter, G. F. (1999). "Logistic regression and weights of evidence modeling in mineral exploration". In *Proceedings of the 28th international symposium on applications of computer in the mineral industry (APCOM)*, Golden, Colorado, pp. 490.

- [15] Singer, D. A., and Kouda, R. (1996). "Application of a feedforward neural network in the search for Kuroko deposits in the Hokuroku district, Japan". *Mathematical Geology*, 28(8): 1017-1023.

- [16] Bonham-Carter, G. F. (1989). "Weights of evidence modeling: a new approach to mapping mineral potential". *Statistical Applications in the Earth Sciences*, 171-183.

- [17] Maepa, F., Smith, R. S., and Tessema, A. (2021). "Support vector machine and artificial neural network modelling of orogenic gold prospectivity mapping in the Swayze greenstone belt, Ontario, Canada". *Ore Geology Reviews*, 130: 103968.

- [18] Ford, A. (2020). "Practical implementation of random forest-based mineral potential mapping for porphyry Cu-Au mineralization in the Eastern Lachlan Orogen, NSW, Australia". *Natural Resources Research*, 29(1): 267-283.

- [19] Hariharan, S., Tirodkar, S., Porwal, A., Bhattacharya, A., and Joly, A. (2017). "Random Forest-Based Prospectivity Modelling of Greenfield Terrains Using Sparse Deposit Data: An Example from the Tanami Region, Western Australia". *Natural Resources*

در انتها بر خود لازم می‌دانیم از زحمات دو داور محترم مجله "نشریه مهندسی منابع معدنی" که با کامنت‌های باارزش خود باعث ارتقاء کیفیت پژوهش حاضر شدند کمال تشکر و قدردانی را داشته باشیم.

۸- مراجع

- [1] Xiong, Y., Zuo, R., and Carranza, E. J. M. (2018). "Mapping mineral prospectivity through big data analytics and a deep learning algorithm". *Ore Geology Reviews*, 102: 811-817.
- [2] Cheng, Q. (2012). "Singularity theory and methods for mapping geochemical anomalies caused by buried sources and for predicting undiscovered mineral deposits in covered areas". *Journal of Geochemical Exploration*, 122: 55-70.
- [3] Torppa, J., Nykänen, V., and Molnár, F. (2019). "Unsupervised clustering and empirical fuzzy memberships for mineral prospectivity modelling". *Ore Geology Reviews*, 107: 58-71.
- [4] Carranza, E. J. M. (2017). "Natural Resources Research Publications on Geochemical Anomaly and Mineral Potential Mapping, and Introduction to the Special Issue of Papers in These Fields". *Natural Resources Research*, 26(4): 379-410.
- [5] Li, T., Zuo, R., Xiong, Y., and Peng, Y. (2021). "Random-Drop Data Augmentation of Deep Convolutional Neural Network for Mineral Prospectivity Mapping". *Natural Resources Research*, 30(1): 27-38.
- [6] Sun, T., Li, H., Wu, K., Chen, F., Zhu, Z., and Hu, Z. (2020). "Data-driven predictive modelling of mineral prospectivity using machine learning and deep learning methods: A case study from Southern Jiangxi Province, China". *Minerals*, 10(2): 102.
- [7] Abedi, M., Norouzi, G. H., and Torabi, S. A. (2013). "Clustering of mineral prospectivity area as an unsupervised classification approach to explore copper deposit". *Arabian Journal of Geosciences*, 6(10): 3601-3613.
- [8] Rezapour, M. J., Abedi, M., Bahroudi, A., and Rahimi, H. (2020). "A clustering approach for mineral potential mapping: A deposit-scale porphyry copper exploration targeting". *Geopersia*, 10(1): 149-163.
- [9] Rahimi, H., Abedi, M., Bahroudi, A., Rezapour, M. J., Elyasi, G. R., and Aslani, S. (2021). "A hybrid-based clustering algorithm for targeting porphyry copper mineralization at Chahargonbad district in SE Iran".

- (2022). "Application of self-organizing map (SOM) and K-means clustering algorithms for portraying geochemical anomaly patterns in Moalleman district, NE Iran". Journal of Geochemical Exploration, 233: 106923.
- [31] Rahimi, H., Abeedi, M., Yousefi, M., Bahroudi, A., and Elyasi, G. (2021). "Supervised mineral exploration targeting and the challenges with the selection of deposit and non-deposit sites thereof". Applied Geochemistry, 128: 104940.
- [32] Cohn, R., and Holm, E. (2021). "Unsupervised machine learning via transfer learning and k-means clustering to classify materials image data". Integrating Materials and Manufacturing Innovation, 10(2): 231-244.
- [33] Nabatian, G., Rastad, F., Honarmadn, M., and Ghaderi, M. (2015). "Iron and Fe-Mn mineralisation in Iran: implications for Tethyan metallogeny". Australian Journal of Earth Sciences, 62(2): 211-241.
- [34] Daliran, F. (2002). "Kiruna-type iron oxide-apatite ores and "apatites" of the Bafq district, Iran, with an emphasis on the REE geochemistry of their apatites". In: Porter, T. M. (Ed.), Hydrothermal Iron Oxide Copper Gold and Related Deposits: A Global Perspective, PGC Publishing, Adelaide, 2: 303-320.
- [۳۵] افضلی، س.، نظافتی، ن.، قادری، م.، قلمقاش، ج.، قاسمی، م.، کریمی باوندپور، ع.؛ ۱۳۹۳؛ "سنگ‌زایی و کانه‌زایی در کانسار اکسید آهن آپاتیت‌دار گزستان، خاور بافق، ایران مرکزی". فصلنامه علوم زمین، دوره ۲۴، شماره ۹۳، ص ۸۴-۷۷.
- [۳۶] بومری، م.؛ ۱۳۹۱؛ "بررسی کانی‌های خاکی کمیاب در کانسار مگنتیت-آپاتیت اسفوردی، ناحیه بافق". فصلنامه علوم زمین، دوره ۲۲، شماره ۸۵، ص ۷۱-۸۲.
- [۳۷] سپهری‌راد، ر.، علیرضایی، س.، عظیم‌زاده، ا.؛ ۱۳۹۷؛ "دگرسانی گرمایی در کانسار مگنتیت-آپاتیت گزستان و مقایسه آن با دیگر کانسارهای آهن ناحیه بافق، ایران مرکزی". فصلنامه علوم زمین، دوره ۲۷، شماره ۱۰۸، ص ۲۶۸-۲۵۷.
- [38] Daliran, F., Stosch, H.-G., Williams, P., Jamali, H., and Dorri, M. B. (2010). "Early Cambrian iron oxide-apatite-REE (U) deposits of the Bafq district, east-central Iran". Exploring for Iron oxide copper-gold deposits: Canada and Global analogues. Geol Assoc Canada, Short Course Notes, 20: 143-155.
- [۳۹] نبی‌لو، م.، آرین، م.، افضل، پیمان، ادیب، ا.، مهرنیا، ا.؛ ۱۳۹۷؛ "ارتباط کانه‌زایی عنصر آهن با ساختارهای خطی پی‌سنگ به کمک مدل‌های فرکتالی چندگانه در منطقه بافق، ایران مرکزی". فصلنامه علوم زمین، شماره ۱۰۸، ص ۱۹۰-۱۸۱.
- [40] Nabilou, M., Afzal, P., Arian, M., Adib, A., Kheyrollahi, H., Foudazi, M., and Ansarirad, P. (2021). "The relationship between Fe mineralization and the magnetic Research, 26(4): 489-507.
- [20] Zhang, S., Xiao, K., Carranza, E. J. M., and Yang, F. (2019). "Maximum entropy and random forest modeling of mineral potential: Analysis of gold prospectivity in the Hezuo-Meiwu district, west Qinling Orogen, China". Natural Resources Research, 28(3): 645-664.
- [21] Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., and Carranza, E. J. M. (2019). "Mapping of single- and multi-element geochemical indicators based on catchment basin analysis: Application of fractal method and unsupervised clustering models". Journal of Geochemical Exploration, 199: 90-104.
- [22] Carranza, E. J. M., Mangaoang, J. C., and Hale, M. (1999). "Application of mineral exploration models and GIS to generate mineral potential maps as input for optimum land-use planning in the Philippines". Natural Resources Research, 8(2): 165-173.
- [23] Bonham-Carter, G. F. (1994). "Geographic information systems for geoscientists. Modelling with GIS. Computer methods in the geosciences". Elsevier. eBook ISBN: 9781483144948.
- [24] Barak, S., Imamipour, A., Abedi, M., Bahroudi, A., and Khalifani, F. M. (2021). "Comprehensive modeling of mineral potential mapping by integration of multiset geosciences data". Geochemistry, 81(4):125824.
- [25] Riahi, S., Bahroudi, A., Abedi, M., Aslani, S., and Lentz, D. R. (2022). "Evidential data integration to produce porphyry Cu prospectivity map, using a combination of knowledge and data-driven methods". Geophysical Prospecting, 70(2): 421-437.
- [26] Barak, S., Abedi, M., and Bahroudi, A. (2020). "A knowledge-guided fuzzy inference approach for integrating geophysics, geochemistry, and geology data in a deposit-scale porphyry copper targeting, Saveh, Iran". Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata, 61(2): 159-176.
- [27] Riahi, S., Bahroudi, A., Abedi, M., and Aslani, S. (2022). "Hybrid outranking of geospatial data: Multi attributive ideal-real comparative analysis and combined compromise solution". Geochemistry, 82(3): 125898.
- [28] Carranza, E. J. M. (2011). "Geocomputation of mineral exploration targets". Computers & Geosciences, 37(12): 1907-1916.
- [29] Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., Shamekhi, M., Pradhan, B., and Daviran, M. (2022). "Genetic algorithm to optimize the SVM and K-means algorithms for mapping of mineral prospectivity". Neural Computing and Applications, 35: 719-733.
- [30] Bigdeli, A., Maghsoudi, A., and Ghezelbash, R.

- K. (2006). "Characterization and identification of the sources of chromium, zinc, lead, cadmium, nickel, manganese and iron in PM10 particulates at the two sites of Kolkata, India". *Environmental Monitoring and Assessment*, 120(1): 347-360.
- [52] Reimann, C., Filzmoser, P., and Garrett, R. G. (2002). "Factor analysis applied to regional geochemical data: problems and possibilities". *Applied Geochemistry*, 17(3): 185-206.
- [53] Zumlot, A. B. T. (2012). "Multivariate statistical approach to geochemical methods in water quality factor identification; application to the shallow aquifer system of the Yarmouk Basin of north Jordan". *Research Journal of Environmental and Earth Sciences*, 4(7): 756-768.
- [54] Ammar, F. H., Chkir, N., Zouari, K., Hamelin, B., Deschamps, P., and Aigoun, A. (2014). "Hydro-geochemical processes in the Complexe Terminal aquifer of southern Tunisia: An integrated investigation based on geochemical and multivariate statistical methods". *Journal of African Earth Sciences*, 100: 81-95.
- [55] Nazarpour, A., Omran, N. R., and Paydar, G. R. (2015). "Application of multifractal models to identify geochemical anomalies in Zarshuran Au deposit, NW Iran". *Arabian Journal of Geosciences*, 8(2): 877-889.
- [56] Clark, D. A. (2014). "Magnetic effects of hydrothermal alteration in porphyry copper and iron-oxide copper-gold systems: A review". *Tectonophysics*, 624: 46-65.
- [57] Testa, F. J., Villanueva, C., Cooke, D. R., and Zhang, L. (2018). "Lithological and hydrothermal alteration mapping of epithermal, porphyry and tourmaline breccia districts in the Argentine Andes using ASTER imagery". *Remote Sensing*, 10(2): 203.
- [58] Nabilou, M., Arian, M., Afzal, P., Adib, A., and Mehrnia, A. K. (2018). "Determination of relationship between basement faults and alteration zones in Bafq-Esfordi region, central Iran". *Episodes Journal of International Geoscience*, 41(3): 143-159.
- [59] Cheng, Q., Agterberg, F. P., and Ballantyne, S. B. (1994). "The separation of geochemical anomalies from background by fractal methods". *Journal of Geochemical Exploration*, 51(2): 109-130.
- [60] Yousefi, M., and Carranza, E. J. M. (2015). "Prediction-area (P-A) plot and C-A fractal analysis to classify and evaluate evidential maps for mineral prospectivity modeling". *Computers & Geosciences*, 79: 69-81.
- [61] Yousefi, M., and Carranza, E. J. M. (2016). "Data-driven index overlay and Boolean logic mineral prospectivity modeling in greenfields exploration". *Natural Resources Research*, 25 (1): 3-18.
- basement structures using multifractal modeling in the Esfordi and Behabad Areas (BMD), central Iran". *Acta Geologica Sinica-English Edition*.
- [41] Daliran, F., Stosch, H. G., and Williams, P. (2007). "Multistage metasomatism and mineralization at hydrothermal Fe oxide-REE-apatite deposits and "apatitites" of the Bafq District, Central-East Iran". In *Digging Deeper, Proceedings of the 9th Biennial SGA Meeting Dublin*, 1501-1504.
- [42] Foerster, H., and Jafarzadeh, A. (1994). "The Bafq mining district in central Iran; a highly mineralized Infracambrian volcanic field". *Economic Geology*, 89(8): 1697-1721.
- [43] Shamseddin Meigooni, M., Lotfi, M., Afzal, P., and Nezafati, N. (2021). "Detection of rare earth element anomalies in Esfordi phosphate deposit of Central Iran, using geostatistical-fractal simulation". *Geopersia*, 11(1): 115-130.
- [44] Mokhtari, M. A. A., Zadeh, G. H., and Emami, M. H. (2013). "Genesis of iron-apatite ores in Posht-e-Badam Block (Central Iran) using REE geochemistry". *Journal of Earth System Science*, 122(3): 795-807.
- [45] Torab, F. M. (2008). "Geochemistry and metallogeny of magnetite apatite deposits of the Bafq mining district, Central Iran". *Univ.-Bibliothek*, pp. 131. ISBN: 3940394289.
- [46] Yousefi, M., and Nykänen, V. (2016). "Data-driven logistic-based weighting of geochemical and geological evidence layers in mineral prospectivity mapping". *Journal of Geochemical Exploration*, 164: 94-106.
- [47] Yousefi, M., and Carranza, E. J. M. (2017). "The efficiency of logistic function and prediction-area plot in prospectivity analysis of mineral deposits". In *Conference: Mineral ProspectivityAt: BRGM, Orleans, France*.
- [۴۸] احمدی، ف.، آقاجانی، ح.، عابدی، م.؛ ۱۴۰۰؛ "تهیه نقشه پتانسیل معدنی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۲، لندست ۸ و استر برای کانسار آهن در برگه ۱:۱۰۰۰۰۰ اسفوردی". *نشریه مهندسی منابع معدنی*، دوره هفتم، شماره ۲، ص ۲۳-۱.
- [49] Ahmadi, F., Aghajani, H., and Abedi, M. (2021). "Geochemical potential mapping of iron-oxide targets by Prediction-Area plot and Concentration-Number fractal model in Esfordi, Iran". *International Journal of Mining and Geo-Engineering*, 55(2): 171-181.
- [50] Zuo, R. (2018). "Selection of an elemental association related to mineralization using spatial analysis". *Journal of Geochemical Exploration*, 184: 150-157.
- [51] Karar, K., Gupta, A. K., Kumar, A., and Biswas, A.

- along Ahvaz–Isfahan route in Iran*". Journal of Applied Geophysics, 123: 112-122.
- [64] Abedi, M. and Oskooi, B. (2015). "A combined magnetometry and gravity study across Zagros orogeny in Iran". Tectonophysics, 664: 164-175.
- [62] Agterberg, F. P., and Bonham-Carter, G. F. (2005). "Measuring the performance of mineral-potential maps". Natural Resources Research, 14(1): 1-17.
- [63] Oskooi, B., and Abedi, M. (2015). "An airborne magnetometry study across Zagros collision zone