

Original Research Paper

Identifying promising areas of the Sonajil porphyry copper-gold zone using weighted overlap and fuzzy logic methods and comparing their results with the output of the Gustafson-Kessel algorithm

Majid Mahboubiaghdam^{1*}, Moharram Jahangiri², and Aynur Nasseri³

¹ Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

² Department of Mining Exploration, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

³ Department of Mining Engineering, Ahar Branch, Islamic Azad University, Ahar, Iran

ARTICLE INFO

Article history:

Received: : 2025 June 10

Accepted: 2025 September 02

Available online: 2025 December 22

Keywords:

Promising areas

Gustafson-Kessel clustering algorithm

Weighted overlap

Fuzzy

Sonajil

East Azerbaijann

ABSTRACT

This article aims to improve the accuracy, reliability, and obtain optimal results in identifying the mineral potential of the Sonajil copper-gold deposit using the exploration layer integration approach and the use of appropriate clustering algorithms. In this regard, various exploration layers have been used. Using integration methods such as weighted overlay and fuzzy logic as well as Gustafson's clustering algorithm, certain zones with a high probability of mineralization were identified based on several criteria such as accuracy indices, sensitivity analysis, and visual interpretation of mineral potential maps. The results showed that the performance of the weighted overlap method and fuzzy logic can detect mineralization zones with appropriate accuracy but have more complications in the interference zones between barren and mineralization. While the application of Gustafson's clustering method has shown better performance in detecting promising zones and has the capability of discriminating mineralization patterns more accurately with higher reliability. In order to validate the proposed models, samples obtained from promising zones shown by the target map of these methods and analyzes were investigated. Overall results indicate the optimal performance of Gustafson's clustering method in detecting mineralization zones and improving mineral potential map patterns compared to other methods.

1. Introduction

Considering the geological complexities related to ore mineralization, the use of integration methods in detecting mineral potential can help to reduce risk in exploration studies. In the early stages of exploration, the use of prospecting models

and the integration of information-exploratory layers help a lot in the recognition of indices and hidden reserves. Since different exploratory data sets have different valuable parts and not all of them necessarily have the same value for the discovery of a specific

* Corresponding author: Majid Mahboubiaghdam; E-mail: m65.mahboubiaghdam@gmail.com

Citation:

Mahboubiaghdam, M., Jahangiri, M., and Nasseri, A., 2025. Identifying promising areas of the Sonajil porphyry copper-gold zone using weighted overlap and fuzzy logic methods and comparing their results with the output of the Gustafson-Kessel algorithm. *Scientific Quarterly Journal of Geosciences*, 35(4), 138, 85-102. <https://doi.org/10.22071/gsj.2025.529519.2204>.

E-ISSN: 2645-4963; Copyright©2021 G.S. Journal & the authors. All rights reserved.

 doi:10.22071/gsj.2025.529519.2204

 dor: 20.1001.1.10237429.1404.35.4.1.8



This is an open access article under the by-nc/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

mineral, therefore, it is necessary to extract mineralization evidence patterns from the data set. Exploration engineers are trying to provide the best exploration model that includes promising areas by using the various types of data and maps that are available, as well as the capabilities of the geographic information system and the knowledge of experienced experts (Liu et al., 2019; Sun et al., 2022). On the other hand, studies and research show that the physicochemical principles governing mineral deposits are much more complex than it is possible to achieve the desired results with a mathematical model. Therefore, it is necessary to use the conditions of various pattern recognition methods to model mineral deposits (Zuo et al., 2021; Faruwa et al., 2025). Therefore, to attain optimal exploration management, it is necessary to use pattern recognition methods along with the conventional methods of combining exploration layers in order to optimally discriminate mineralization zones and plan for exploration operations. This article presents regional exploratory modeling in the Sonajil copper-gold mineralization zone by implementing and comparing different machine learning algorithms based on the integration of exploratory layers. Therefore, in the first step, the necessary processing was carried out to integrate the exploration layers, including geological units, satellite images, and geochemical maps, using weighted and fuzzy overlay methods in the GIS environment. Then the results of these methods were analyzed and compared with the results of Gustafson's clustering algorithm.

2. Research methodology

-Continuous evidential maps

Since the evolutionary conditions of porphyry copper deposit formation are complex, it is difficult to precisely detect the areas with high potential. In order to limit the existing uncertainty and enhance the mineralization potential zones, different machine learning methods were used to produce a mineral potential map in the Sonajil. For this purpose, a set of exploratory features was prepared, and the raster layers with 15x15 meter dimensions containing 83408 data (pixels) were used in preparing the final potential map. Figure 2 shows the exploratory layers used in modeling of the deposit.

3. Results and discussions

3.1. Model prediction and detecting promising zones

To integrate the weighted overlay, the scoring of the exploratory layers was done and the information layers of PC1, alterations, geology, and Cu with the relevant paragenetic elements were combined. Each of the information layers was scored according to table 4 based on their importance in terms of polymetallic minerals exploration in the region. The potential map obtained by the weighted overlap method (Figure 6) shows that there are several

potential areas in the study area. Most of the potentials containing polymetallic elements are spread in the northeast-southwest part of the study area.

In order to manage the uncertainty and inaccuracy in the data set while combining the exploratory layers, the fuzzy integration method was used, which provides the possibility of integrating expert opinion and fuzzy membership functions for the model. Therefore, in performing the fuzzy integration method, first the geochemical layers were integrated by the OR operator to identify parts of the study area that are highly important from a geochemical point of view. In the second step, based on the mineralization area and the presence of three types of alteration (Phyllic, Argillic, and propylitic), the continuation of integration for hydrothermal alterations were completed. Finally, in order to obtain the final map of mineral potential using the fuzzy integration method, information layers including geochemistry, alteration, geology, and Cu targets and its paragenetic elements were integrated using the gamma operator. The obtained results indicate that the fuzzy potential map is very similar to the potential map acquired by the weighted overlay integration method (Figure 8).

To evaluate the effectiveness of the proposed approaches and their strong prediction for porphyry copper exploration in the region, the results of the presented methods were compared with the results of the Gustafson clustering algorithm. In a data set associated with exploratory features, there is likely to be a series of data that make the performance of the entire set in exploratory analysis more uncertain. By dividing the data into separate clusters, the best clusters can be identified and used in the analysis. After identifying the important clusters among the data, the potential map obtained from the Gustafson clustering method was prepared, and denoted in Figure 10.

The results indicate that using the Gustafson clustering method compared to the other two methods used in the present study has the capability of separating potential areas with high accuracy. The results also indicate the better performance of the Gustafson clustering method in detecting the promising zones in the north, northeast, and southwest of the region due to capability in discriminating the interference of mineralization patterns more accurately and with higher reliability.

3.2. Validation

The potential map obtained from the Gustafson-Kessel method shows areas as promising zones in terms of polymetallic mineralization such as copper, gold and other metals. The importance of the resulting potential map is determined when the results of the analyses are consistent with the existing events in the area and the promising zones are revealed with high accuracy and certainty. Therefore, in order to validate the performance of the Gustafson-

Kessel clustering method on regional data, the results of field studies and sampling of mineralized outcrops located on the target map obtained from the presented method were examined. After visiting the region of mineralized outcrops, which are also located on the geological map, 4 samples were taken for polished sections. Figure 11 shows the mineralized outcrops from the study area and Figure 12 shows the polished sections prepared. Considering the mineralized outcrops and polished sections prepared, the accuracy of this potential map is confirmed (Figure 13).

4. Conclusion

In this paper, the promising areas of mineralization were identified by various methods of integrating exploration layers, including weighted overlay, fuzzy integration method, and the Gustafson-Kessel clustering algorithm. The comparison of the results showed that the potential map obtained from the weighted overlay integration methods due to adding of all exploratory layers with each other in a simple or weighted way and also does not pay attention to the pattern of changes in the exploratory data, therefore

it simply combines areas with high mineralization probability in all exploration layers and introduces them as promising zones. Since the method does not consider the variability of the area and thereby lacks the ability to provide optimal results in areas with more complexity in terms of mineralization, it can only be used for obtaining information in the early stages of exploration. In contrast, the fuzzy integration method, due to the consideration of data of different nature as well as the uncertainty and accuracy in data analysis and integration, to some extent identifies the changes in the area and the mineralization pattern with relatively more accuracy than the weight overlay method.

The comparison of the mentioned methods with the Gustafson-Kessel clustering algorithm showed that the Gustafson method, due to the identification of the complex behavioral pattern among the exploratory data and paying attention to the nature of all the data based on the similarities and differences between them, can discriminate the interferences between mineralization and barren zones, thereby being capable of identifying promising zones with high accuracy and reliability and revealing the clear border between areas with different importance of mineralization.

شناسایی مناطق امیدبخش محدوده مس - طلای پورفیری سوناجیل با روش‌های همپوشانی وزن دار و منطق فازی و مقایسه نتایج آن‌ها با خروجی الگوریتم گوستافسون - کسل

مجید محبوبی اقدم^{۱*}، محرم جهانگیری^۲ و آینور ناصری^۳^۱ دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران^۲ گروه اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران^۳ گروه مهندسی معدن، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، اهر، ایران

چکیده

مقاله حاضر با هدف بهبود دقت، قابلیت اعتماد و حصول نتایج بهینه در شناسایی پتانسیل معدنی ذخیره مس - طلا سوناجیل با استفاده از رویکرد تلفیق لایه‌های اکتشافی و استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی مناسب می‌باشد. در این راستا از لایه‌های اکتشافی مختلف استفاده شده و با به کارگیری روش‌های تلفیق مانند همپوشانی وزن دار و منطق فازی و همچنین الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون - کسل بر اساس چندین معیار ارزیابی از جمله شاخص‌های دقت، تجزیه و تحلیل حساسیت و تفسیر بصری نقشه‌های پتانسیل معدنی، مناطق با احتمال حضور بالای پهنه‌های کانی‌زایی مشخص شد. نتایج نشان دادند که عملکرد روش همپوشانی وزن دار و منطق فازی در عین حال که ثبت پهنه‌های کانی‌زایی را با دقت مناسبی بهبود می‌بخشد؛ اما دارای پیچیدگی‌های بیشتر بوده و در شناسایی الگوهای موجود در مرز بین‌پهنه‌های عقیم و بارور با تداخل جوامع مواجه می‌باشد، در حالی که استفاده از روش خوشه‌بندی گوستافسون - کسل عملکرد بهتری در ثبت پهنه‌های امیدبخش نشان داده و تداخل الگوهای کانی‌زایی را با دقت بیشتر و قابلیت اعتماد بالاتری تفکیک نموده است. جهت اعتبارسنجی، نتایج حاصل از مطالعات صحرائی و برداشت از رخنمون‌های کانی‌زایی بر اساس نقشه هدف حاصل از روش‌های ارائه شده مورد بررسی قرار گرفت. نتایج، گویای عملکرد بهینه روش خوشه‌بندی در ثبت پهنه‌های کانی‌زایی و بهبود الگوهای نقشه پتانسیل معدنی نسبت به سایر روش‌هاست.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۰/۰۱

کلیدواژه‌ها:

مناطق امیدبخش

الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون - کسل

همپوشانی وزن دار

فازی

سوناجیل

آذربایجان شرقی

۱- پیش‌نویس

می‌گیرد. روش‌های پتانسیل‌یابی به دو گروه داده‌محور و دانش‌محور تقسیم‌بندی می‌شوند که روش داده‌محور در مراحل اولیه اکتشاف و با استفاده از داده‌های در دسترس و ارزیابی انجام می‌گیرد و روش دانش‌محور در مراحل تکمیلی اکتشاف و زمانی که اطلاعات اکتشافی با جزئیات بیشتر در دسترس هستند مورد استفاده قرار می‌گیرند (Carranza, 2008; Sun et al., 2022; Liu et al., 2023). با توجه به این که داده‌های اکتشافی مختلف، دارای بخش‌های با ارزش متفاوت هستند که ممکن است

با توجه به پیچیدگی‌های زمین‌شناسی و کانی‌زایی، استفاده از روش‌های تلفیق در پتانسیل معدنی می‌تواند کمک شایانی به کاهش ریسک در مطالعات اکتشافی نماید (Shirmard et al., 2015). در مراحل اولیه اکتشاف استفاده از مدل‌های پتانسیل‌یابی و تلفیق لایه‌های اطلاعاتی - اکتشافی کمک فراوانی در شناخت اندیس‌ها و ذخایر پنهان می‌کند. در حالت کلی روش‌های مختلفی برای تلفیق اطلاعات اکتشافی وجود دارد که بر اساس نوع اطلاعات موجود مورد استفاده قرار

* نویسنده مسئول: مجید محبوبی اقدم؛ E-mail: m65.mahboubiaghdam@gmail.com

ماخذ نگاری:

محبوبی اقدم، م.، جهانگیری، م. و ناصری، آ.، ۱۴۰۴، شناسایی مناطق امیدبخش محدوده مس - طلای پورفیری سوناجیل با روش‌های همپوشانی وزن دار و منطق فازی و مقایسه نتایج آن‌ها با خروجی الگوریتم گوستافسون - کسل. فصلنامه علمی علوم زمین، ۳۵(۴)، ۱۳۸-۸۵. <https://doi.org/10.22071/gsj.2025.529519.2204>

doi:10.22071/gsj.2025.529519.2204



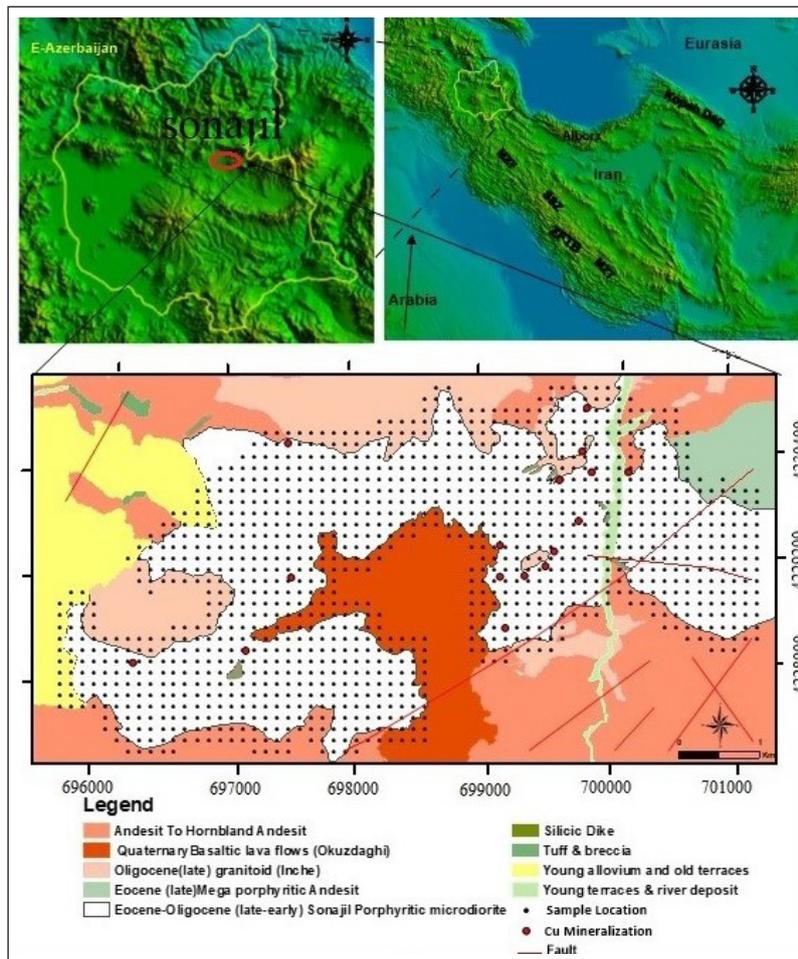
doi: 20.1001.1.10237429.1404.35.4.1.8

حقوق معنوی مقاله برای فصلنامه علوم زمین و نویسندگان مقاله محفوظ است.

This is an open access article under the by-nc/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

معدنی، لایه‌های اکتشافی شامل نقشه واحدهای زمین‌شناسی، تصاویر ماهواره‌های و نقشه‌های هدف ژئوشیمی اکتشافی برای Cu و عناصر پاراژن آن پس از آماده‌سازی و انجام پردازش‌های لازم ابتدا به‌وسیله روش‌های تلفیق همپوشانی وزن‌دار و فازی که از متداول‌ترین روش‌های تلفیق در محیط GIS هستند، تلفیق شدند و سپس برای مقایسه با روش‌های نوین تلفیق، اطلاعات به‌صورت عددی تهیه‌شده و با استفاده از کدنویسی به‌وسیله الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون - کسل مورد تحلیل قرار گرفته و نتایج مقایسه گردیدند. برتری استفاده از روش گوستافسون - کسل نسبت به روش‌های متداول، استفاده از تمامی اطلاعات با تمامی ویژگی‌ها و بررسی الگوهای مختلف عددی و ژئوشیمیایی و در نتیجه شناسایی بهترین حالت از لحاظ همسانی درون‌خوشه‌ای و تفکیک خوشه‌ها از همدیگر است. در نتیجه این کار داده‌های مربوط به مناطق کانی‌سازی و غیرکانی‌سازی در خوشه‌های متفاوت تقسیم بندی می‌شوند و امکان شناسایی سریع و راحت مناطق پتانسیل‌دار از عقیم با دقت بالا فراهم می‌شود. نهشته پورفیری سوناجیل در زون ساختاری البرز - آذربایجان و پهنه کانی‌زایی ارسباران در حدود ۱۰۰ کیلومتری شمال خاوری شهر تبریز در شمال باختری ایران واقع شده است. کانسارهای پورفیری، اسکارن و اپی‌ترمال شاخص‌ترین انواع کانی‌زایی این پهنه و در ارتباط با توده‌های نفوذی سنوزویک هستند. در پهنه ارسباران چینش کانسارهای پورفیری، روند شمال باختر - جنوب خاور نشان می‌دهد که به طول نزدیک به ۲۵۰ کیلومتر کشیده شده و قابل مقایسه با کمربند فلززایی پورفیری نوع آند در آمریکای جنوبی است. توزیع نهشته‌های کانی‌زایی نشان می‌دهد که هر دو نوع کانی‌زایی پورفیری یعنی مس - مولیبدن پورفیری و مس - طلای پورفیری در پهنه ارسباران وجود دارد. مهم‌ترین کانسارهای مس - مولیبدن پورفیری در بخش شمالی این پهنه تشکیل شده است که از جمله این کانسارها می‌توان کانسار سونگون و بالوجه در ایران و کانسارهای آگاراک و پاراچای در ارمنستان را نام برد. در بخش جنوبی، کانسارهای پورفیری از نوع غنی از طلا هستند که جمله این کانسارها می‌توان به میرکوه علی میرزا، مسجد داغی و شاللو اشاره کرد. از دیدگاه موقعیت زمین‌شناسی، محدوده سوناجیل در بخش مرکزی نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ اهر جای گرفته که به طور چیره از سنگ‌های آتشفشانی و نیمه ژرف ائوسن - الیگوسن پوشیده شده است. از دید ساختاری نیز گسل‌های بزرگ با طول‌های چندین کیلومتر در منطقه دیده نشده؛ ولی در محدوده معدنی سوناجیل، به طور چیره گسل‌های کانه‌دار در پیرامون توده نفوذی سوناجیل روند شمال باختر - جنوب خاور دارند. بر پایه بررسی‌های صحرایی و نقشه زمین‌شناسی، رخنمون‌های سنگی موجود در محدوده عمدتاً شامل نهشته‌های آتشفشانی رسوبی ائوسن، توده‌های نفوذی الیگومیوسن، نهشته‌های رسوبی میوسن و همچنین بازالت‌های کواترنری می‌باشند. نهشته‌های ائوسن شامل توالی ستبری از سنگ‌های آندزیتی، بازالتی، آذرآواری و رسوبی هستند که به‌طور عمده در بخش‌های جنوبی محدوده گسترش دارند. این نهشته‌ها در کنار توده‌های نفوذی کمی دگرگون و در حاشیه توده نفوذی سوناجیل پورفیری فرایندهای دگرسانی مختلف را تحمل کرده‌اند. کهن‌ترین توده نفوذی در منطقه را توده‌های مونزوسینیت تا میکرومونزوسینیت پورفیری تشکیل می‌دهند که در مرکز محدوده اکتشافی رخنمون دارند. نفوذ توده سوناجیل پورفیری در داخل آن‌ها و به‌ویژه توده میکرومونزوسینیت پورفیری سبب گسترش انواع دگرسانی‌های سیستم پورفیری و همچنین بخشی از کانی‌زایی پورفیری در داخل این توده‌ها شده است. توده سوناجیل پورفیری که در بخش‌های مختلف منطقه رخنمون دارد، عامل ایجاد کانی‌زایی پورفیری در منطقه است و ترکیب کوارتز مونزودوریت تا گرانودوریتی دارد. در ادامه منطقه سوناجیل در معرض توده نفوذ دیگری به نام (اینچه) با ترکیب دیوریت تا کوارتز - مونزودوریت قرار گرفته که در قسمت شمالی منطقه بدون دگرسانی و کانی‌زایی شایان توجهی در معرض دید قرار دارد (Moshefi et al., 2018). شکل ۱ نقشه زمین‌شناسی محدوده سوناجیل را به همراه نقاط نمونه‌برداری نشان می‌دهد.

همه آن‌ها برای اکتشاف یک ماده معدنی خاص دارای ارزش یکسان نباشند، از این رو، لازم است الگوهای شواهد کانی‌سازی، از مجموعه داده‌ها استخراج شوند. در این راستا، حصول بهترین الگوهای شواهد با استفاده از ارزش‌گذاری کلیه الگوها در لایه‌های اکتشافی صورت می‌گیرد. بنابراین، ارزش‌گذاری بخش‌های مختلف یک نقشه برای جداسازی و نمایش شواهد با ارزش متفاوت (یا طبقه‌بندی) و همچنین تعیین میزان اهمیت حضور هر معیار اکتشافی، در هر موقعیت مکانی و برای هر نوع کانی‌سازی مشخص مورد جستجو، برای استفاده در مدل‌سازی مسئله ضروری است (Carranza, 2009; Liu et al., 2019). مهندسان اکتشاف با به‌کارگیری انواع داده‌ها و نقشه‌هایی که در دسترس است و همچنین با استفاده از قابلیت‌های سامانه اطلاعات جغرافیایی و دانش کارشناسان باتجربه در تلاش‌اند بهترین مدل اکتشافی را که در بردارنده مناطق امیدبخش باشد، ارائه دهند. از سوی دیگر، مطالعات و پژوهش‌های انجام‌شده، نشان می‌دهند که اصول فیزیکوشیمیایی حاکم بر نهشته‌های معدنی بسیار پیچیده‌تر از آن است که بتوان با یک مدل‌سازی ریاضی به نتایج مطلوب دست یافت؛ از این رو، در مدل‌سازی‌ها بایستی شرایط روش‌های گوناگون تشخیص الگو برای مدل‌سازی نهشته‌های معدنی به کار گرفته شود؛ و نظر به این که این مدل‌ها توانایی مدل‌سازی کامل ماهیت غیرقطعی این نهشته‌ها را در یک قالب منسجم ندارند؛ در نتیجه سبب افزایش هزینه‌ها در اکتشافات می‌شوند (Barak Bahroudi and Jozani, 2023; Kohen, 2018; Zuo et al., 2021; Cheng et al., 2023). بهینه اکتشافی نیاز است که همراه با روش‌های متداول تلفیق لایه‌های اکتشافی از روش‌های تشخیص الگو (Pattern recognition) جهت تفکیک بهینه پهنه‌های کانی‌زایی و طراحی عملیات اکتشافی استفاده شود (Duda et al., 2012; Faruwa et al., 2025). از دهه ۱۹۷۰، روش‌های تشخیص الگو برای شناسایی اطلاعات زمین‌شناسی، اقتصادی و کانی‌سازی پنهان در داده‌های ژئوشیمیایی و تعیین الگوی بی‌هنجاری و زمینه به‌کار گرفته شده‌اند (Zuo, 2017; Li et al., 2025)؛ کیخای حسین‌پور و همکاران، (۱۴۰۰). این روش‌ها در بررسی رابطه بین الگوهای ژئوشیمیایی ناحیه‌ای با ذخایر بزرگ معدنی نیز مورد استفاده واقع شده‌اند (Wang et al., 2008). در اکتشافات ژئوشیمیایی، کشف الگوهای ژئوشیمیایی غیرعادی یا بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی مدنظر است (Ghavami-Riabi et al., 2010) که برای این منظور می‌بایست نسبت به شناخت مقدار زمینه عیار عناصر در محیط اقدام کرد. بدیهی است هر مقدار غلظت بالاتر از زمینه نشان‌دهنده یک بی‌هنجاری نیست؛ از این رو، برای تفکیک بی‌هنجاری، روش‌های آماری مختلفی وجود دارد که به‌عنوان مثال اگر ترکیبی از مقادیر یک گروه از عناصر معرف به‌جای مقدار یک عنصر خاص به کار گرفته شود، هاله‌های ژئوشیمیایی در اطراف توده‌های کانسار بهتر مشخص می‌شوند (Beus and Grigorian, 1962; Jahangiri et al., 2018). روش‌های مختلفی برای گروه‌بندی داده‌های ژئوشیمیایی و تفکیک بی‌هنجاری وجود دارد که تحت عنوان تجزیه و تحلیل خوشه‌ای یا کلاستر معرفی می‌شوند. به طور خاص از روش‌های خوشه‌ای می‌توان به ارتباط بین گروهی (Between - groups linkage)، ارتباط درون‌گروهی (Within - groups linkage)، نزدیک‌ترین همسایه (Nearest neighbor)، دورترین همسایه (Neighbor furthest)، خوشه‌بندی متمرکز و میانه اشاره کرد (Sadeghi et al., 2024). شادمان و تخم‌چی، (۱۳۹۳). بدیهی است معرفی یکی از روش‌های خاص خوشه‌ای به‌عنوان روشی که احتمالاً بیشترین توانمندی را در تفکیک بی‌هنجاری‌ها دارد، امکان‌پذیر نبوده و متناسب با ماهیت کانسار و داده‌ها می‌بایست از روش خاصی استفاده نمود؛ بنابراین با توجه به اهمیت موضوع و به دلیل پتانسیل‌ها و قابلیت‌های کانی‌زایی منطقه سوناجیل، محدوده مورد مطالعه نمونه خوبی جهت فراهم نمودن داده‌های اکتشافی برای آموزش مدل‌های اکتشافی در منطقه می‌باشد. از این رو، این مقاله مدل‌سازی اکتشافی ناحیه‌ای در محدوده اکتشافی مس - طلا سوناجیل را با پیاده‌سازی و مقایسه الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین بر اساس تلفیق لایه‌های اکتشافی ارائه می‌دهد؛ بنابراین در راستای ثبت بهینه پتانسیل‌های



شکل ۱- نقشه زمین شناسی محدوده سوناجیل به همراه نقاط نمونه برداری لیتوژوشیمیایی (Hosseinzadeh et al., 2017).

Figure 1. Geological map of the Sonajil area along with the Litho geochemical sampling points (Hosseinzadeh et al., 2017).

۲- روش پژوهش

۲-۱-۲- مدل‌های ریاضی تلفیق لایه‌های اطلاعاتی در منطقه سوناجیل

به‌طور کلی مدل با استفاده از چندین عامل، رفتار یک پدیده را در دنیای واقعی ارائه می‌کند. به‌طور معمول هر چه عوامل بیشتری در ارائه مدل انتخاب شوند، دقت مدل بالاتر خواهد بود و از سوی دیگر، افزایش عوامل و داده‌ها هزینه ارائه مدل را افزایش داده و مدل را پیچیده‌تر می‌کند؛ بنابراین مدل بهینه، مدلی است که با کمترین تعداد عامل، بهترین نتیجه را ارائه نماید. بدیهی است که استفاده و به‌کارگیری کلیه شاخص‌ها در مدل امکان‌پذیر نیست، از این رو، ابتدا با توجه به نکاتی مثل مقیاس کار و دقت مورد نظر، هدف، شرایط منطقه و میزان تاثیرگذاری هر یک از شاخص‌ها (وزن لایه‌ها)، شاخص‌های مناسب انتخاب شده و از آن‌ها در مدل‌های مناسب تلفیق بهره گرفته می‌شود (Bonham-Carter et al., 1988).

در حالت کلی، روش‌های تلفیق در ۲ دسته کلی دانش محور و داده محور قابل دسته‌بندی می‌باشند. در مدل‌های داده محور، ارتباط مکانی بین داده‌های ورودی (نقشه شواهد) و موقعیت مکانی نهشته‌های شناخته شده، اهمیت هر لایه اطلاعاتی را مشخص می‌کند. روش‌هایی مانند رگرسیون منطقی (Logistic Regression)، اوزان شواهد (Weight of Evidence)، تجزیه و تحلیل درخت تصمیم (Decision Tree Analysis) و شبکه‌های عصبی نمونه‌هایی از روش داده محور هستند. همچنین روش‌های دانش محور به نظر متخصص برای وزن‌دهی به هر لایه اطلاعاتی بر اساس مدل هدف

اکتشافی مورد مطالعه متکی است. نمونه‌هایی از روش‌های دانش محور شامل فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) و منطق فازی است. در مراحل اولیه اکتشاف، روش‌های دانش محور مانند همپوشانی وزن دار، از کارآیی بیشتری برخوردار می‌باشند. در مراحل نهایی که تکنیک‌های اکتشافی و در پی آن، نتایج حاصله دقت بالاتری دارند و بررسی‌ها در مقیاس گسترده‌تری انجام می‌پذیرند، استفاده از روش‌های داده محور مانند شبکه‌های عصبی از توجیه منطقی بیشتری برخوردار می‌باشد.

بنا بر آن چه گفته شد، استفاده از روش‌های داده محور، مستلزم وجود شواهد قطعی با فراوانی متناسب با وسعت منطقه می‌باشد. از این رو، در این پژوهش، اطلاعات اکتشافی موجود شامل اطلاعات زمین‌شناسی، دورسنجی و ژئوشیمی Cu و عناصر پاراژنر هستند که استفاده از روش‌های دانش محور را موجه می‌نمایند. در این پژوهش از روش تلفیق همپوشانی وزن دار و تلفیق فازی استفاده شده است که در ادامه به توضیح آن‌ها خواهیم پرداخت.

۲-۱-۱-۲- مدل همپوشانی وزن دار

در این مدل افزون بر وزن‌دهی به هر واحد در لایه‌های اطلاعاتی، به هر لایه اطلاعاتی (زمین‌شناسی، دورسنجی، ژئوشیمی و...) نیز بر اساس اهمیت خود وزن خاصی داده می‌شود. محدوده وزن‌دهی به واحدها و لایه‌ها بستگی به نظر پژوهشگر دارد، در این

در آن، نقطه بیانگر مرکز خوشه و ماتریس بیانگر کوواریانس آن می‌باشد. بر این اساس الگوریتم گوستافسون-کسل قابلیت تفکیک خوشه‌های بیضوی را نیز دارد و برخلاف بیشتر روش‌های خوشه‌بندی محدودیتی در قبال ایجاد خوشه‌های دایره‌ای ندارد (Gustafson and Kessel, 1979; Lesot and Kruse, 2008).

بسیاری از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی مبتنی بر نمونه، مانند FCM، مبتنی بر بهینه‌سازی یک طرح هستند و می‌خواهند تابع مناسبی مانند J را که نشان‌دهنده خطای اتصالات خوشه‌ای داده‌ها می‌باشد را به کمترین میزان برسانند.

$$J(V, U) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (u_{ik})^\beta d_{ik}^2 \quad (3)$$

که در آن:

u_{ik} درجه عضویت داده نقطه‌ای x_k به مدل الگوی λ_m (مرکز خوشه)، $U = [u_{ij}]$ ماتریس تقسیم‌بندی با ابعاد $V = [v_i], C \times N$ ماتریس $C \times q$ نمونه‌های اولیه و d_{ik} فاصله بین داده نقطه‌ای K ام و نمونه λ_m است. پارامتر $\beta > 1$ وزن نمایی است که فازی شدن تقسیم‌بندی را کنترل می‌کند (تعیین‌کننده این است که خوشه‌ها چه مقدار باهم تداخل دارند). درحالی‌که الگوریتم FCM تنها قادر به تشخیص خوشه‌های کروی است، الگوریتم گوستافسون-کسل می‌تواند خوشه‌های بیضوی را نیز شناسایی کند. الگوریتم گوستافسون-کسل، گسترش یافته الگوریتم استاندارد FCM با استفاده از نورم فاصله تطبیقی به منظور تشخیص خوشه‌ها از اشکال مختلف هندسی در مجموعه داده می‌باشد. فاصله تطبیقی برای هر خوشه مجزا مطابق رابطه (۴) به دست می‌آید و $S_i = 1 \dots C$ (ماتریس نورم القایی هر خوشه) از رابطه (۵) قابل محاسبه است (Gustafson and Kessel, 1979; Lesot and Kruse, 2008).

$$d_{ik}^2 \|x_k - v_i\|_{S_i}^2 = (x_k - v_i)^T S_i (x_k - v_i) \quad (4)$$

$$S_i = [\rho_i \det(F_i)]^{1/\rho_i} F_i^{-1} \quad (5)$$

که در آن q تعداد ویژگی داده‌های اولیه، ρ_i حجم خوشه i ام است و F_i ماتریس کوواریانس فازی محاسبه شده مطابق رابطه (۶) است:

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N (u_{ik})^\beta (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N (u_{ik})^\beta} \quad (6)$$

به کمینه رساندن تابع هدف $J(V, U)$ تحت محدودیت $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ با استفاده از یک الگوریتم تکرار شونده که مراکز خوشه و درجه عضویت را بهینه‌سازی می‌کند، طبق روابط (۷) و (۸) انجام می‌شود (Serir et al., 2012).

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N (u_{ik})^\beta x_k}{\sum_{k=1}^N (u_{ik})^\beta}, i = 1 \dots c, k = 1 \dots N \quad (7)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (d_{ik} / d_{jk})^{2/\beta-1}}, i = 1 \dots c, k = 1 \dots N \quad (8)$$

۲-۴- شاخص‌های اعتبار سنجی الگوریتم‌های خوشه‌بندی

تعیین تعداد خوشه بهینه باید تا حد ممکن قابل تفسیر باشد. به منظور بررسی نتایج خوشه‌بندی از شاخص‌های اعتبارسنجی استفاده می‌شود که تعیین‌کننده فشردگی یا تراکم (اعضای هر خوشه باید تا جایی که ممکن است نزدیک به هم قرار بگیرند) و جدایش (خود خوشه‌ها باید به صورت گسترده از هم جدا باشند) نتایج خوشه‌بندی باشند. گروه اول (فشردگی) فقط از عضویت‌های خوشه‌بندی استفاده می‌کند در حالی که گروه دوم (جدایش) از عضویت‌های در ارتباط با خود داده‌ها استفاده می‌کند. در گروه اول، اغلب از ضریب تقسیم‌بندی (Partition co-efficient) (Bezdek and Bezdek, 1981)؛ و آنتروپی طبقه‌بندی (Classification entropy) (Xie-Beni) استفاده می‌شود. در گروه دوم، اغلب اعتبارسنجی شاخص زی - بنی (Xie and Beni, 1991)؛ شاخص تقسیم‌بندی (Partition index) (Bensaid et al., 1996)؛ و شاخص جدایی (Separation index) (Bensaid et al., 1996) استفاده می‌شود. در ادامه این پارامترها معرفی می‌شوند:

مدل، ارزش هر پیکسل در نقطه خروجی مجموع ارزش پیکسل‌های لایه‌های ورودی در همان نقطه است که به نسبت ضریب اهمیت آن لایه افزایش یافته‌اند (Aryafar and Roshanravan, 2020). این وزن‌ها بر اساس اهمیت و اعتبار هر لایه و همچنین دقت و قابلیت پیش‌بینی آن‌ها مشخص می‌شوند. سپس با استفاده از این وزن‌ها، اطلاعات مختلف تلفیق می‌شوند و نقشه‌های پتانسیل کانی‌زایی مس به دست می‌آید.

۲-۱-۲- منطق فازی

تعیین تابع عضویت ابتدایی، به هدف اکتشافی و ویژگی‌های زمین‌شناسی مرتبط وابسته است. به طور عموم، عضویت‌های فازی ابتدایی به باور و نظر متخصص واگذار می‌شود. این کار ممکن است در برخی موارد کیفی باشد. به هر حال، مراحل بعدی، شامل تلفیق داده‌های چندلایه‌ای توسط اپراتورهای فازی، از نظر کمی صریح و بدون نقص است. درجه عضویت معمولاً توسط تابع عضویت مشخص می‌شود و نیازی نیست که خطی و یا همیشه پیوسته باشد. در واقع بسیاری از مجموعه‌های فازی دارای تابع هدف غیرخطی هستند (Abedi et al., 2013).

۲-۲- عملگرهای فازی

پس از تعیین وزن فاکتورهای کانی‌سازی، لایه‌های اطلاعاتی موردنظر به وسیله عملگرهای فازی تلفیق می‌شوند. پنج عملگر مختلف که دارای عملکرد اساسی در ترکیب داده‌های اکتشافی عبارت‌اند از AND فازی، OR فازی، حاصل ضرب جبری فازی (Fuzzy Algebraic Product)، حاصل جمع جبری فازی (Fuzzy Algebraic Sum) و عملگر گامای فازی (Fuzzy Gamma Operator) که در ادامه به توضیح عملگرهایی که مورد استفاده قرار گرفته‌اند، پرداخته‌ایم.

OR فازی: کارکرد این عملگر معادل عملکرد OR بولین است به طوری که مقادیر عضویت خروجی توسط مقادیر بیشینه نقشه‌های ورودی در هر موقعیت کنترل می‌شود. این عملگر به صورت زیر توصیف می‌شود (Alesheikh et al., 2008):

$$\mu_{combination} = MAX(\mu A, \mu B, \mu C) \quad (1)$$

عملیات گامای فازی: این عملگر بر اساس عملگرهای حاصل ضرب جبری فازی و حاصل جمع جبری فازی به صورت زیر توصیف می‌شود (Alesheikh et al., 2008):

$$\mu_{combination} = (\prod_{i=1}^n \mu_i)^{1-\gamma} (1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i))^\gamma \quad (2)$$

که γ پارامتری است که از بین صفر تا یک انتخاب می‌شود. وقتی که γ مساوی یک است، ترکیب مشابه عمل حاصل جمع جبری فازی است و زمانی که γ مساوی صفر است، ترکیب همانند حاصل ضرب جبری فازی عمل می‌کند. انتخاب خردمندانه γ مقادیر خروجی را تولید می‌کند که مصالحه انعطاف‌پذیر بین گرایش فزاینده حاصل جمع جبری فازی و تأثیر کاهشده حاصل ضرب جبری فازی را تضمین می‌کند (Alesheikh et al., 2008).

در مطالعه حاضر، در تلفیق فازی، ابتدا برای هر لایه اطلاعاتی، توابع عضویت فازی تعریف شد که نشان‌دهنده احتمال وقوع پدیده کانی‌زایی می‌باشد. سپس با استفاده از این توابع عضویت فازی، اطلاعات مختلف تلفیق شده و نقشه‌های پتانسیل کانی‌زایی مس حاصل گردید. این روش اجازه داد تا عدم قطعیت در داده‌ها را در نظر گرفته شده و نتایج به صورت احتمالی بیان شود.

۲-۳- خوشه‌بندی گوستافسون-کسل (Gustafson kessel Clustering)

الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون-کسل به عنوان یکی از روش‌های خوشه‌بندی نرم، برخلاف روش‌های همچون میانگین C که صرفاً توانایی تشخیص خوشه‌های کروی را دارند، می‌تواند خوشه‌های خطی و بیضوی را شناسایی کند. در الگوریتم گوستافسون-کسل هر خوشه بر اساس یک نقطه و یک ماتریس ایجاد می‌شود که

- شاخص جدایش S: شاخص جدایش S که در رابطه (۱۳) تعریف شده است، از یک مقدار فاصله جدایش کمینه برای اعتبار تقسیم‌بندی استفاده می‌کند.

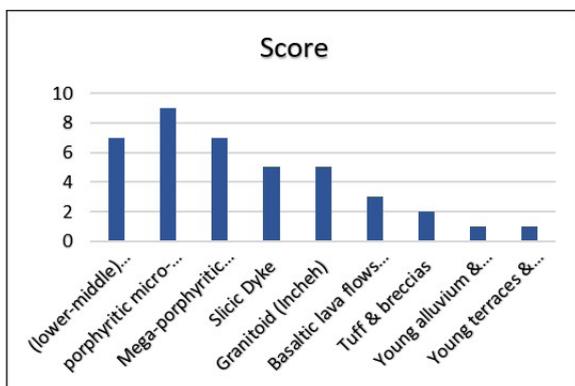
$$S = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^2 \|x_k - u_i\|^2}{N \cdot \min_{i,k} \|u_i - u_k\|^2} \quad (13)$$

شاخص جدایش S، نشان‌دهنده یک تقسیم‌بندی بهینه معتبر است؛ بنابراین، شاخص‌های اعتبارسنجی، زمانی که پیش‌بینی تعداد خوشه‌ها ناشناخته است، مفید خواهند بود. مقادیر بیشتر شاخص S نشان‌دهنده جدایش بهتر خوشه‌ها از یکدیگر می‌باشد.

۲-۵- ایجاد نقشه‌های شاهد پیوسته

از آنجا که شرایط تکاملی تشکیل کانسار مس پورفیری پیچیده است، انتخاب مناطق با پتانسیل بالا دشوار است. جهت محدود کردن عدم قطعیت موجود و شدت بخشی به پهنه‌های حاوی پتانسیل کانی‌زایی از روش‌های مختلف یادگیری ماشین برای تولید نقشه پتانسیل معدنی در محدوده سوناجیل استفاده گردید. برای این منظور مجموعه‌ای از ویژگی‌های اکتشافی (لایه‌های اطلاعاتی) تهیه شد. این لایه‌های رستری در ابعاد ۱۵×۱۵ متر، حاوی ۸۳۴۰۸ داده (پیکسل) است که در تهیه نقشه پتانسیل نهایی استفاده شده است. شکل ۲ لایه‌های اکتشافی مورد استفاده در مدل‌سازی مطالعه حاضر را نشان می‌دهد.

- لایه زمین‌شناسی: بسیاری از کانسارهای مس پورفیری در منطقه شمال باختر ایران از نظر ژنتیکی با کالک آلکالن تا فلسیک در بالای پهنه فرورانش جزایر کماتی آتشفشانی مرتبط هستند. واحدهای سنگ‌شناسی آن‌ها شامل آندزیت پورفیری، آندزیت مگا پورفیری، گرانیتوید، آندزیت تا آندزیت هورنلند است (Aghazadeh et al., 2015). واحدهای سنگی مشابهی در سوناجیل وجود دارند که می‌توان به آندزیت و میکرودیوریت پورفیری با دگرسانی فیلیک اشاره کرد. در این پژوهش با استفاده از نقشه زمین‌شناسی منطقه، ادغام برخی واحدهای سنگی انجام شد و اهمیت هر واحد سنگ‌شناسی با توجه به ویژگی و روند توسعه کانی‌سازی مس و همچنین نظرات کارشناسی در مورد واحدهای زمین‌شناسی منطقه تعیین و امتیازدهی گردید. در نتیجه، با ادغام برخی واحدهای سنگی، ۶ کلاس برای لایه‌های زمین‌شناسی تعریف شد (شکل ۳). شکل ۴-a نقشه رستری لایه زمین‌شناسی را نشان می‌دهد.



شکل ۳- امتیازدهی سنگ‌شناسی‌های کانسار سوناجیل بر اساس اهمیت و شرایط کانی‌زایی منطقه.

Figure 3. Scoring the lithologies of the Sonajil deposit based on the importance and mineralization conditions of the region.

- شاخص PC: شاخص PC، «همپوشانی» بین خوشه‌ها را اندازه‌گیری می‌کند که مطابق رابطه (۹) تعریف شده است:

$$PC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^2 \quad (9)$$

که در آن N تعداد داده‌ها و μ_{ik} مقدار عضویت داده نقطه‌ای K در خوشه ام می‌باشد.

- شاخص CE: شاخص CE مقدار فازی بودن تقسیم‌بندی خوشه را اندازه‌گیری می‌کند که مطابق رابطه (۱۰) تعریف می‌شود:

$$CE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N \mu_{ik} \log_a \mu_{ik} \quad (10)$$

هنگامی که خوشه‌های مختلف ارزیابی می‌شوند، نزدیک‌تر شدن شاخص PC به یک و شاخص CE به صفر، به‌عنوان بهترین خوشه در نظر گرفته می‌شوند. شاخص‌های PC و CE حساس به پارامتر β می‌باشند. به‌طور کلی، هر دو شاخص تخمین PC و CE تا حدودی مشخص می‌کنند که تا چه حد خوشه‌ها با هم همپوشانی دارند.

- شاخص زی - بنی XB: شاخص زی - بنی باهدف تعیین نسبت مقدار کل تغییرات درون خوشه‌ای و جدایی خوشه‌ها، بر اساس رابطه (۱۱) تعریف می‌شود:

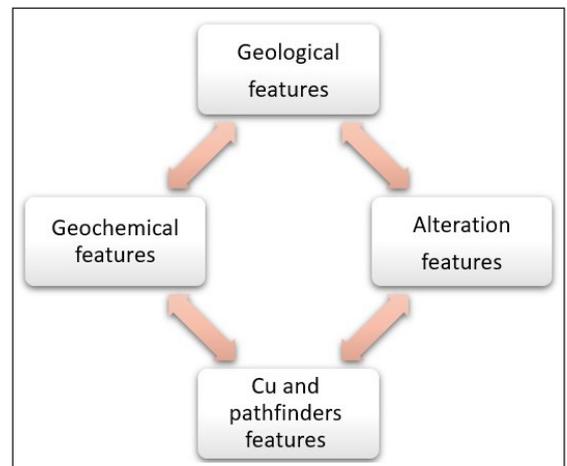
$$XB = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^\beta \|x_k - u_i\|^2}{N \cdot \min_{i,k} \|x_k - u_i\|^2} \quad (11)$$

x_k معرف نمونه موردبررسی و u_i معرف مرکز خوشه می‌باشد. شاخص زی - بنی در خواص تراکم و جدایش متمرکز است. هرچه خوشه‌ها بیشتر از همدیگر تفکیک شوند، مقدار شاخص زی و بنی مقدار کمتری خواهد شد.

- شاخص SC: شاخص SC نسبت مجموع تراکم به جدایش خوشه‌ها از یکدیگر است و مطابق معادله (۱۲) تعریف می‌شود:

$$SC = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^\beta \|x_j - u_i\|^2}{\sum_{i=1}^m N_i \cdot \sum_{k=1}^m \|u_k - u_i\|^2} \quad (12)$$

هر چه مقدار شاخص SC کاهش یابد، بهترین خروجی خوشه‌بندی را خواهیم داشت. این مقدار به‌عنوان اعتبارسنجی زمانی مفید خواهد بود که خوشه‌بندی‌های مختلف که دارای تعداد خوشه‌های یکسانی هستند با هم مقایسه شوند.

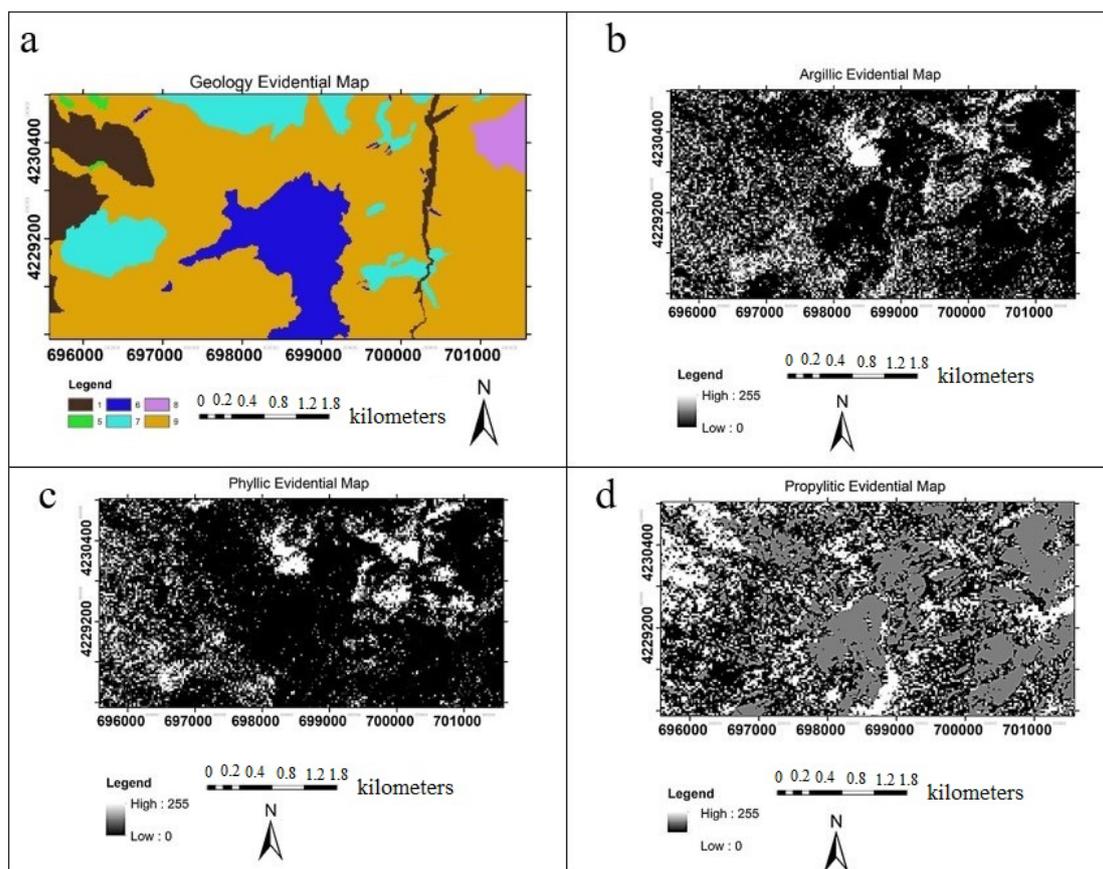


شکل ۲- لایه‌های اکتشافی در منطقه سوناجیل برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی.

Figure 2. Exploration features in the Sonajil area for providing potential map.

مفید است که به نوبه خود ممکن است به شناسایی پهنه‌های معدنی مشابه در ادامه همان مسیر بیانجامد (Salehi and Tangeštani, 2020; Zhao et al., 2021). در این راستا، تصاویر Aster به‌عنوان داده‌های موفق در تشخیص دگرسانی گرمابی استفاده شد. بر این اساس، مجموعه‌ای از داده‌های Aster در محیط نرم‌افزار ENVI برای تهیه نقشه‌های تناوب فیلیک، آرژلیک و پروپلیتیک بر اساس روش نسبت بانندی استفاده شد؛ بنابراین در ابتدا تصحیحات هندسی و رادیومتری انجام و پوشش گیاهی منطقه حذف شد. با استفاده از طیف بازتاب استاندارد، کانی‌های شاخص سه دگرسانی با نسبت بانندی ۵/۷ (Wang et al., 2020) برای آرژلیک، و ۶/(۵+۷) (Wang et al., 2020) برای دگرسانی فیلیک و ۸/(۷+۹) (Wang et al., 2020) برای دگرسانی پروپلیتیک استفاده شد. در نهایت، سه نقشه رستری مرتبط از دگرسانی‌های آرژلیک، فیلیک و پروپلیتیک تهیه شد (شکل‌های ۴-۱، ۴-۲، و ۴-۳).

— **لایه دگرسانی‌های گرمابی:** دگرسانی‌های گرمابی در انواع کانی‌زایی‌های مختلف نقش کلیدی ایفا می‌کنند و به‌عنوان مهم‌ترین کلید اکتشافی در عملیات صحرایی، شامل تغییرات کانی‌شناسی و شیمیایی هستند که تحت تاثیر آب‌های ماگمایی و یا گرمابی در سنگ‌ها ایجاد می‌شوند (Beane, 1995; Lagat, 2009). کانسار سوناجیل در منطقه از نوع مس پورفیری است که این نوع ذخایر، الگوی تقریباً متحدالمرکزی از پهنه‌های دگرسانی گرمابی نشان می‌دهند که دلالت بر تغییرات سنگ‌شناسی، کانی‌شناسی و ساختمانی در محیط پیش از تشکیل کانسار دارد؛ بنابراین شناسایی پهنه‌های دگرسانی برای اکتشاف این نوع کانسارها دارای اهمیت است. این مقاله جنبه‌های کلی فرایندهای دگرسانی گرمابی و تشخیص آن‌ها در کانسار پورفیری سوناجیل را با استفاده از اهداف روش سنجش از دور بررسی می‌کند؛ زیرا حاوی غلظت بالایی از فلزات پایه هستند. این روش برای شناسایی کانال‌های گرمابی



شکل ۴- تولید نقشه‌های شاهد پیوسته: (a) زمین‌شناسی، (b) دگرسانی آرژلیک، (c) دگرسانی فیلیک، (d) دگرسانی پروپلیتیک.

Figure 4. Continuous evidence maps: a) Geological, b) Argillic alteration, c) Phyllic alteration, d) Propylitic alteration.

و کاهش بعد مجموعه داده‌ها در مولفه‌های اصلی غیر وابسته بر اساس کواریانس و همبستگی متغیرها است که یک همبستگی درونی میان متغیرها را نشان می‌دهد. در واقع ابزاری مناسب برای تبدیل مقادیر عیار چند عنصر مختلف به یک مولفه اصلی منفرد و کاهش ابعاد داده‌ها به مولفه‌های اصلی غیروابسته بر اساس ماتریس همبستگی متغیرهاست (Mahdianfar and Nasser, 2018; Mohammadzadeh and Nasser, 2018). به این ترتیب مولفه‌هایی از مجموعه داده که

— **لایه ژئوشیمیایی چند عنصری:** برای تهیه نقشه ژئوشیمیایی چند عنصری، از نمونه لیتوژئوشیمیایی که در یک شبکه منظم نمونه‌برداری، برداشت و با روش ICP (MS) آنالیز شده بودند، استفاده شد. در فرایند پردازش داده‌ها، پس از پیش‌پردازش داده‌ها، در راستای ثبت جهت تغییرپذیری چیره در منطقه از روش تحلیل مولفه‌های اصلی انتخاب شد. روش PCA یکی از روش‌های مشهور در آنالیز چند متغیره است و ابزاری بسیار مفید جهت ترکیب چند متغیره وابسته در یک متغیر

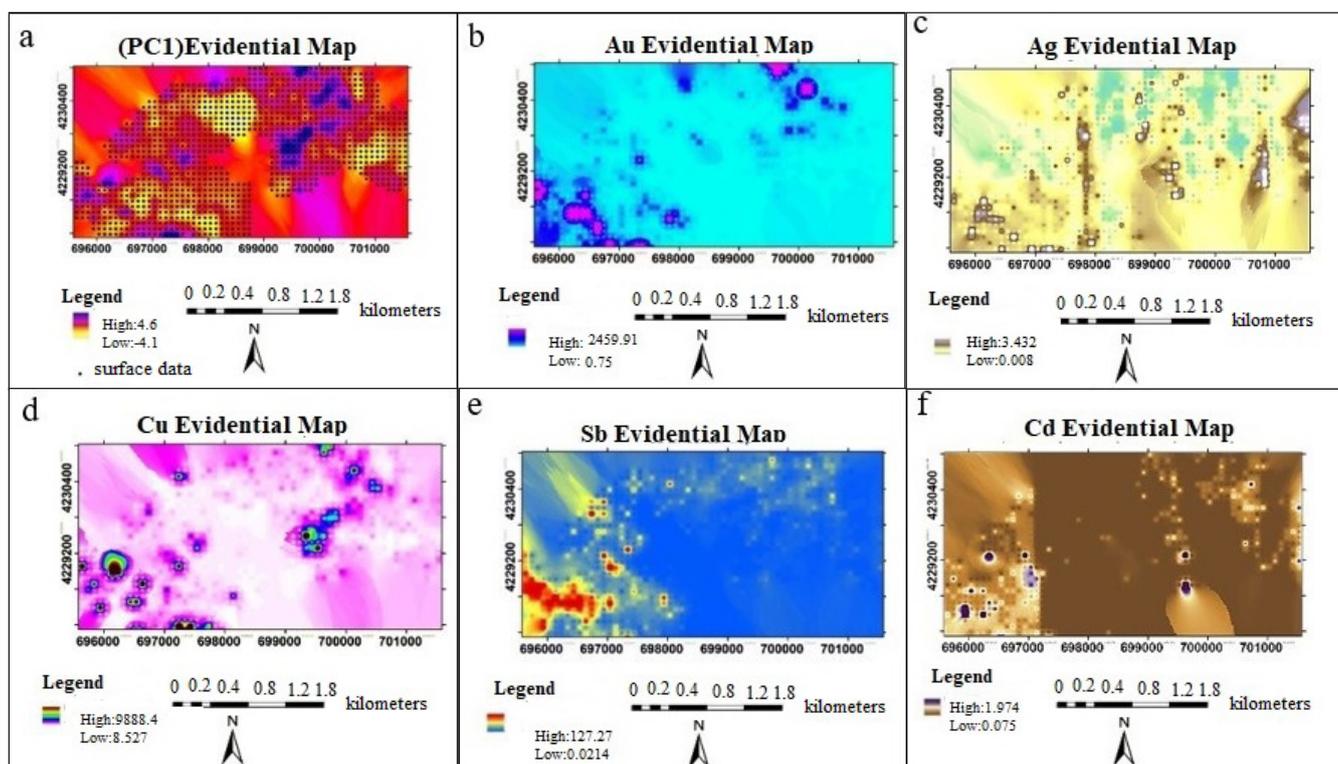
قرار گرفت (شکل ۵). به منظور انتخاب لایه‌های شاهد اکتشافی تک عنصری که ارتباط خوبی با عنصر کانی‌ساز دارند، بر اساس تحلیل‌های آماری تک متغیره و چند متغیره مانند مطالعه نمودارهای هیستوگرام و نمودار احتمال و همچنین مطالعه جداول همبستگی و نمودار خوشه‌بندی دندوگرام، عنصر مس (Cu) و عناصر پارائنز مس (Au-Ag-Sb-Cd) نیز به صورت جداگانه به عنوان لایه اکتشافی به منظور بهبود نتایج نقشه پتانسیل معدنی انتخاب شدند. در این راستا بر اساس کمینه و بیشینه عناصر و با استفاده از روش درون‌یابی IDW (فاصله معکوس) در نرم‌افزار GIS نقاط پتانسیل‌دار روی نقشه مشخص شد. در شکل ۵ لایه‌های رستری تهیه‌شده از عناصر ارائه شده‌اند.

بیشترین تاثیر در واریانس را دارند، حفظ می‌کند. بر اساس نتایج حاصله (جدول ۱)، در مولفه PCA₁ عناصر Ag, Au, Sb, Cu دارای مقادیر همبستگی شایان توجهی هستند که نشان‌دهنده ارتباط فضایی مثبت عناصر یاد شده در کانی‌زایی مس پورقیری در محدوده مورد مطالعه هستند. همچنین، مقدار واریانس محاسبه‌شده برای مولفه‌های اصلی PCA₁ و PCA₂ و PCA₃ به ترتیب ۲۳/۶ و ۱۶/۱ و ۱۲/۸ از مجموع واریانس‌های محاسبه‌شده برای داده‌های چند متغیره است. با توجه به کانی‌سازی مس و پارائزهای مرتبط، در نهایت PCA₁ به عنوان موثرترین مولفه انتخاب‌شده و نقشه نهایی چند عنصری ژئوشیمیایی مربوطه، به عنوان لایه ژئوشیمیایی نهایی مورد استفاده

جدول ۱- نتایج حاصل از تحلیل مولفه اصلی بر روی داده‌های ژئوشیمیایی منطقه سوناجیل.

Table 1. Results of principal component analysis on geochemical data of the Sonajil region.

Elements	As	Sb	Au	Ag	Bi	Cu	Mo	Pb	S	Zn	Hg	Cd	Eigen value	Variance	Cum.Var
PCA1	0.319	0.82	0.81	0.51	0.027	0.65	0.05	0.034	-0.03	0.079	-0.12	0.52	2.38	23.6	23.6
PCA2	0.59	0.177	-0.1	-0.14	0.51	0.058	0.75	0.77	0.197	0.097	0.126	0.242	1.93	16.1	39.7
PCA3	-0.44	-0.05	-0.09	0.062	-0.28	0.149	0.07	0.121	-0.62	0.782	-0.06	0.46	1.53	12.8	52.5
PCA4	-0.07	-0.05	0.055	0.668	-0.13	0.051	0.134	0.016	0.026	-0.02	0.85	0.175	1.24	10.5	63



شکل ۵- تولید نقشه‌های شاهد پیوسته: (a) ژئوشیمی، (b) نقشه رستری Au، (c) نقشه رستری Ag، (d) نقشه رستری Cu، (e) نقشه رستری Sb، (f) نقشه رستری Cd.

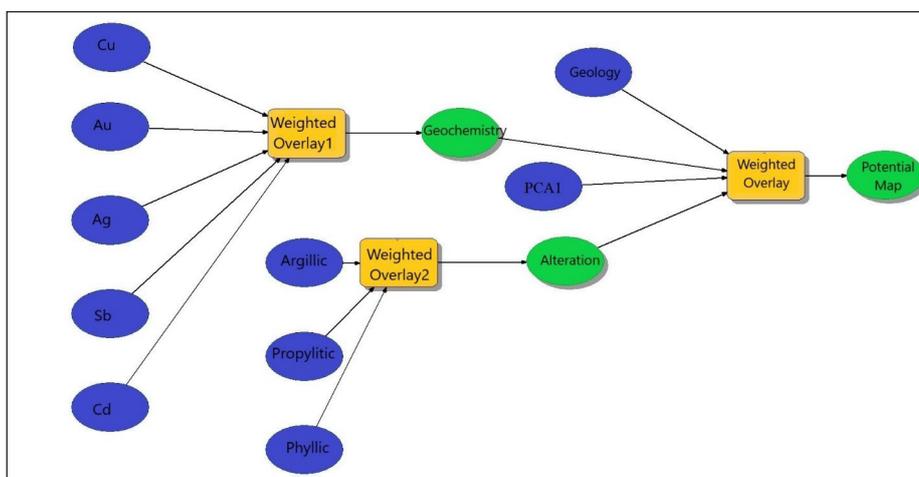
Figure 5. Continuous evidence maps: a) Geochemistry, b) Au raster map, c) Ag raster map, d) Cu raster map, e) Sb raster map, f) Cd raster map.

۳- داده‌ها و بحث

۳-۱- پیش‌بینی مدل و ثبت مناطق امیدبخش

در راستای تلفیق همپوشانی وزن‌دار در این مطالعه، ۳ مرحله تلفیق صورت گرفته است (شکل ۶). در مرحله اول ابتدا اطلاعات لایه‌های عنصر Cu با پاراژنهای مربوطه با استفاده از روش همپوشانی وزن‌دار و امتیازات جدول ۲ یکپارچه‌سازی گردید. لازم به یادآوری است به دلیل اهمیت بالای عنصر مس در منطقه بیشترین امتیاز به این عنصر اختصاص یافت. عناصر طلا و نقره به دلیل اهمیتی که دارند در رتبه بعدی و در نهایت، آنتیمن و کادمیم جایگاه بعدی را به خود اختصاص دادند. در مرحله دوم، اطلاعات لایه‌های دگرسان بر اساس اهمیت دگرسانی‌های منطقه، مطابق با جدول ۳ امتیازدهی و یکپارچه‌سازی شدند. در مرحله نهایی، تلفیق روش همپوشانی وزن‌دار امتیازدهی لایه‌های اکتشافی انجام

شد و لایه‌های اطلاعاتی PCA₁، دگرسانی‌ها، زمین‌شناسی و لایه پاراژنری عنصر Cu با یکدیگر تلفیق شدند. هرکدام از لایه‌های اطلاعاتی بر اساس اهمیتی که از نظر اکتشاف مواد معدنی پلی‌متال در منطقه داشتند، طبق جدول ۴ امتیازدهی شدند. نقشه پتانسیل حاصل از روش همپوشانی وزن‌دار (شکل ۷) نشان می‌دهد که مناطق پتانسیل‌دار متعددی در منطقه مطالعاتی وجود دارد. اهمیت کلاس‌ها از دیدگاه شدت کانی‌سازی از کلاس ۱ به کلاس ۴ افزایش پیدا می‌کند، به گونه‌ای که کلاس‌های با اهمیت کمتر به رنگ‌های سبز و با وسعت زیاد و کلاس‌های کانی‌ساز با رنگ‌های نارنجی و قرمز و وسعت کمتر قابل مشاهده هستند. در واقع می‌توان نتیجه گرفت که بیشتر پتانسیل‌های حاوی عناصر پلی‌متال در قسمت شمال‌خاور- جنوب‌باختری منطقه مطالعاتی گسترش یافته است.



شکل ۶- مدل تلفیقی همپوشانی وزن‌دار بر روی داده‌های اکتشافی منطقه سوناجیل.

Figure 6. Weighted overlay integrated model on the exploration data of Sonajil area.

جدول ۳- امتیازدهی لایه‌های دگرسانی برای تلفیق مرحله دوم روش همپوشانی وزن‌دار.

Table 3. Scoring of alteration layers for the second stage of the weighted overlap method.

Propylitic alteration	Argillic alteration	Phyllic alteration	Alteration name
20	30	50	Score (percent)

جدول ۲- امتیازدهی عناصر ژئوشیمیایی برای تلفیق مرحله اول روش همپوشانی وزن‌دار.

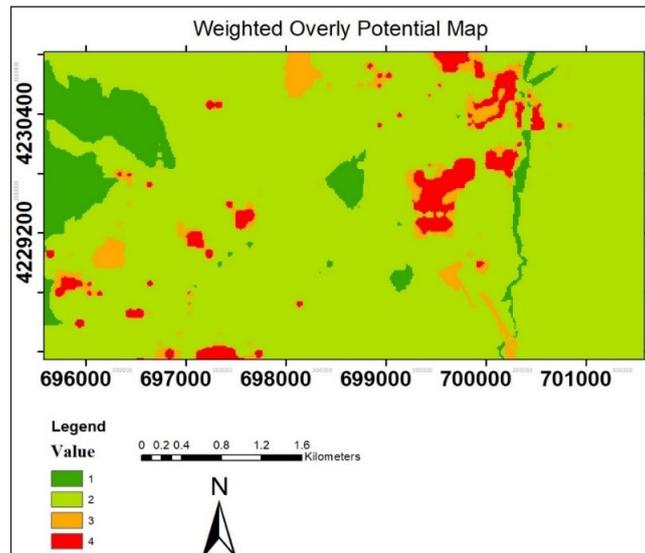
Table 2. Scoring of geochemical elements for the first stage of the weighted overlap method.

Total	Cd	Sb	Ag	Au	Cu	Element name
100	15	15	20	20	30	Score (percent)

جدول ۴- امتیازدهی لایه‌های اکتشافی برای تلفیق نهایی روش همپوشانی وزن‌دار.

Table 4. Scoring of exploration layers for final integration of the weighted overlap method.

Total	Alteration	Geology	Cu and paragenetic elements	Geochemistry (PCA ₁)	Exploratory layer name
100	20	20	25	35	Score (percent)

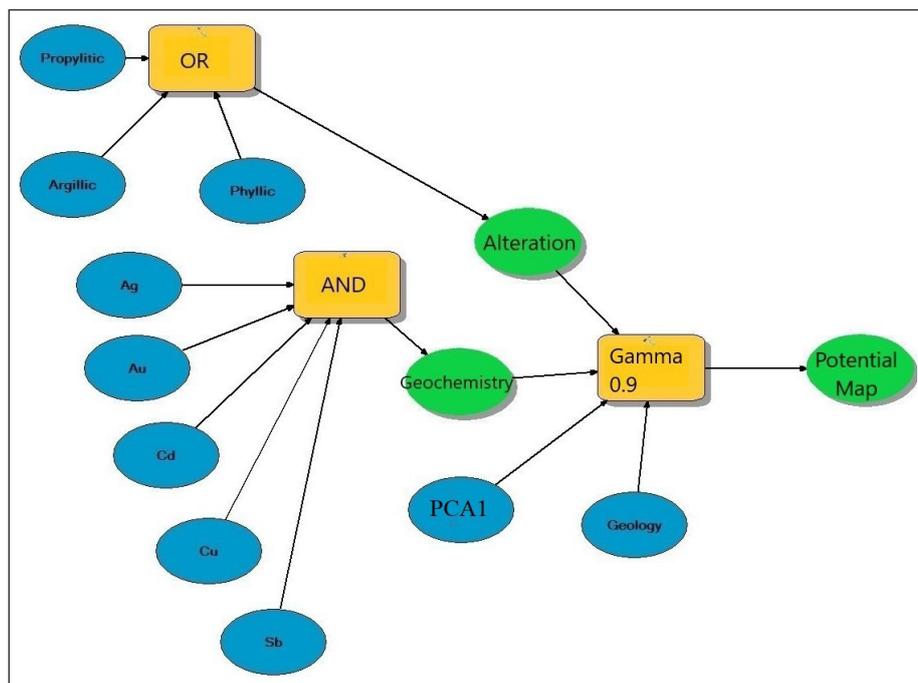


شکل ۷- نقشه پتانسیل حاصل از روش تلفیقی همپوشانی وزندار بر روی داده‌های اکتشافی منطقه سوناجیل.

Figure 7. Potential map resulting from the weighted overlay fusion method on exploration data of the Sonajil area.

بیشتر هستند و احتمال ارتباط آن‌ها با کانی‌سازی بیشتر است و اگر در قسمت‌هایی از منطقه مورد مطالعه، تجمع مقادیر بالای عناصر مختلف مشاهده شود احتمال ارتباط منطقه مورد نظر با سیال‌های گرمابی و در نتیجه کانی‌سازی بیشتر است؛ بنابراین در انجام روش تلفیق فازی، ابتدا لایه‌های ژئوشیمیایی به وسیله عملگر OR مورد تلفیق قرار گرفتند (شکل ۸) تا قسمت‌هایی از منطقه مطالعاتی که از نظر ژئوشیمیایی اهمیت بالایی دارند، شناسایی شود. در مرحله دوم، با توجه به منطقه کانی‌زایی و حضور هر سه نوع دگرسانی یاد شده، ادامه تلفیق برای دگرسانی‌های گرمابی تکمیل گردید.

همچنین در راستای مدیریت عدم قطعیت و عدم دقت در مجموعه داده‌ها در تلفیق لایه‌های اکتشافی، از روش تلفیق فازی استفاده شد که امکان ادغام نظر متخصص و توابع عضویت فازی را برای مدل فراهم می‌نماید؛ بنابراین با به کارگیری عملگر OR مقادیر عضویت ترکیب شده در هر موقعیت فقط توسط مقادیر بیشینه نقشه‌های ورودی کنترل می‌شود. این عملگر ممکن است در برخی شرایط برای به نقشه در آوردن نقشه پتانسیل، جایی که شاخص‌های مساعد مرتبط با هدف نادر بوده و حضور هر یک از شواهد مساعد برای اثبات مطلوبیت کافی باشد، منطقی باشد. با توجه به شرایط کانی‌زایی در منطقه، مقادیر بالاتر عناصر ژئوشیمیایی دارای اهمیت

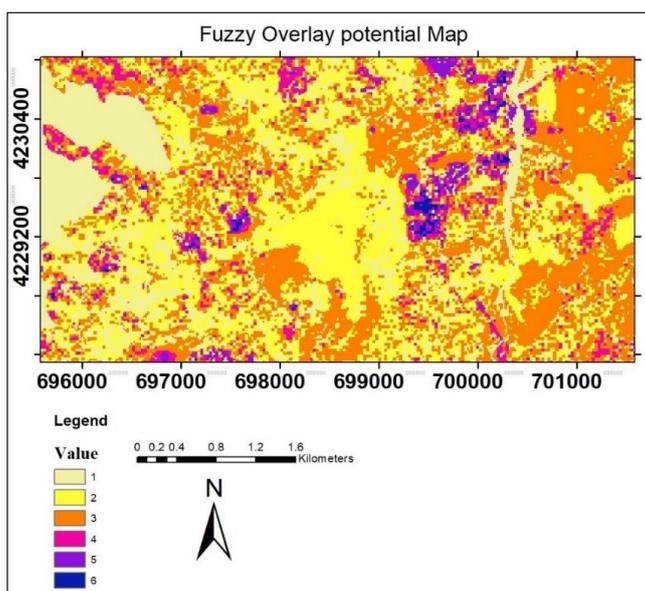


شکل ۸- مدل تلفیقی فازی بر روی لایه‌های اکتشافی منطقه سوناجیل.

Figure 8. Fuzzy integrated model on exploration layers of Sonajil region.

کلاس کانی‌سازی را نشان می‌دهند. نتایج حاصله نشان‌دهنده آن است که نقشه پتانسیل فازی شباهت زیادی به نقشه پتانسیل حاصل از روش تلفیق همپوشانی وزن‌دار (شکل ۷) دارد. تفاوت اساسی نقشه‌های پتانسیل حاصل از دو روش تلفیق، در وسعت و دقت و نحوه تفکیک پهنه‌های ثبت شده است. مناطق امیدبخش شناسایی شده در روش همپوشانی وزن‌دار نسبت به روش فازی وسعت نسبتاً بیشتر و عدم قطعیت نسبتاً بالایی دارد. این روش به‌رغم سادگی انجام، برای داده‌های با حجم بالا و پیچیدگی زیاد، مناسب نیست. به همین دلیل می‌توان در مراحل اولیه اکتشاف از روش همپوشانی وزن‌دار و در مراحل بعدی از روش فازی استفاده کرد.

در نهایت، برای دست‌یابی به نقشه نهایی پتانسیل معدنی با استفاده از روش تلفیق فازی، لایه‌های اطلاعاتی شامل ژئوشیمی، دگرسانی، زمین‌شناسی و تارگت‌های Cu و عناصر پاراژنز آن با استفاده از عملگر گاما مورد تلفیق قرار گرفتند. مقادیر مختلفی برای گاما بین صفر و یک می‌توان در نظر گرفت. به دلیل این که هدف از انجام روش تلفیق فازی انطباق و تجمع مناطق پتانسیل‌دار لایه‌های اکتشافی مختلف در کنار هم و شناسایی مناطق پتانسیل‌دار است؛ بنابراین عددی که برای گاما انتخاب می‌شود باید نزدیک به عدد ۱ باشد. ضرایب مختلفی برای گاما از ۰/۹ تا ۰/۹۹ در نظر گرفته شده و بهترین نتیجه در ضریب گامای ۰/۹ حاصل شد که نقشه پتانسیل حاصل در شکل ۹ قابل مشاهده است. مناطق آبی و بنفش رنگ



شکل ۹- نقشه پتانسیل حاصل از روش تلفیقی فازی بر روی داده‌های اکتشافی منطقه سوناجیل.
Figure 9. Potential map resulting from the fuzzy fusion method on exploration data of the Sonajil region.

عدم قطعیت بیشتری همراه می‌سازد. با تقسیم داده‌ها به خوشه‌های جداگانه، می‌توان بهترین خوشه‌ها را شناسایی کرد و در تجزیه و تحلیل مورد استفاده قرار داد؛ بنابراین پیش از خوشه‌بندی، باید تعداد خوشه‌های بهینه شناسایی گردند که برای آن‌ها از شاخص‌های اعتبارسنجی استفاده شد. با توجه به شاخص‌های تعیین تعداد خوشه بهینه، نتیجه می‌شود که در تمامی شاخص‌ها تقریباً پس از تعداد ۶ خوشه، مقادیر شاخص‌ها به عدد ثابتی گرایش دارند؛ بنابراین تعداد خوشه‌های بهینه برای الگوریتم گوستافسون - کسل برابر ۶ خوشه در نظر گرفته شد (شکل ۱۰).

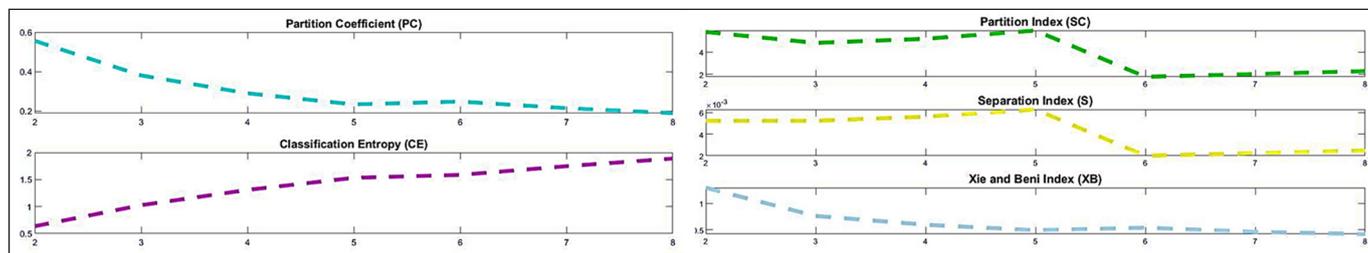
خوشه‌های حاصل از الگوریتم گوستافسون-کسل با نتایج نقشه‌های پتانسیل حاصله از روش تلفیق همپوشانی وزن‌دار (شکل ۷)، روش تلفیق فازی (شکل ۹) و همچنین با نقشه‌های ژئوشیمیایی منطقه مطالعاتی (شکل ۵) انطباق داده و خوشه‌ها از دیدگاه اهمیت کانی‌سازی به خوشه‌های اول تا ششم تقسیم‌بندی گردید (جدول ۵). به گونه‌ای که خوشه اول دارای کانی‌سازی بسیار ضعیف و خوشه ششم دارای کانی‌سازی بسیار قوی تشخیص داده شده‌اند.

پس از شناسایی خوشه‌های بااهمیت در بین داده‌ها، اقدام به تهیه نقشه پتانسیل حاصل از روش خوشه‌بندی گوستافسون - کسل گردید که در شکل ۱۱ قابل مشاهده است. نتایج، گویای آن است که تفکیک مناطق پتانسیل‌دار در روش خوشه‌بندی گوستافسون - کسل در مقایسه با دو روش تلفیق مورد استفاده در مطالعه حاضر با

برای ارزیابی اثربخشی رویکردهای پیشنهادی و پیش‌بینی قوی برای اکتشاف مس پورفیری در منطقه، نتایج حاصل از روش‌های ارائه شده با نتایج حاصل از الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون - کسل مقایسه گردیدند. تحلیل مقایسه‌ای بر اساس چندین معیار ارزیابی، از جمله شاخص‌های دقت، تحلیل حساسیت و تفسیر تصویری نقشه‌های پتانسیل معدنی حاصل انجام گردید. این تحلیل، بینشی در برتری و محدودیت هر کدام از تکنیک‌ها ارائه داده و راهنمای قابل اعتمادی برای تصمیم‌گیری در اکتشافات معدنی ارائه می‌دهد؛ از این رو، به‌منظور تولید یک روش پیش‌بینی قوی برای اکتشاف مس پورفیری در منطقه، از روش خوشه‌بندی گوستافسون-کسل استفاده شد. در این راستا، ابتدا لایه‌های اطلاعاتی شامل ده ویژگی اکتشافی حاصل شد. در تهیه ویژگی‌های اکتشافی، اندازه پیکسل 15×15 متر و تعداد پیکسل‌ها برای تهیه ماتریس تصمیم‌گیری و ادامه کار 83408 بود. در کانسارهای مس پورفیری، به دلیل ماهیت سیال گرمایی و شرایط فیزیکوشیمیایی حاکم بر منطقه، مناطق مختلفی با غلظت‌های متفاوت ایجاد می‌شود که هر پهنه به بخش خاصی از کانسار مربوط است؛ بنابراین با خوشه‌بندی نمونه‌ها، داده‌هایی که دارای ویژگی‌های مشترک هستند در یک خوشه (منطقه) تجمع می‌شوند که این مسئله، به تفسیر بهتر و مدل‌سازی دقیق‌تر نقشه پتانسیل حاصله می‌انجامد. در مجموعه داده‌های ویژگی‌های اکتشافی، احتمالاً یک سری داده وجود دارد که عملکرد کل مجموعه را در تحلیل‌های اکتشافی با

بیشتر و قابلیت اعتماد بالاتری تفکیک کرده است و مناطق شمال و شمال خاور و جنوب باختر منطقه مطالعاتی را امیدبخش نشان می دهد.

دقت بالایی مشخص شده است و روش خوشه بندی گوستافسون - کسل عملکرد بهتری در ثبت پهنه های امیدبخش نشان داده و تداخل الگوهای کانی زایی را با دقت

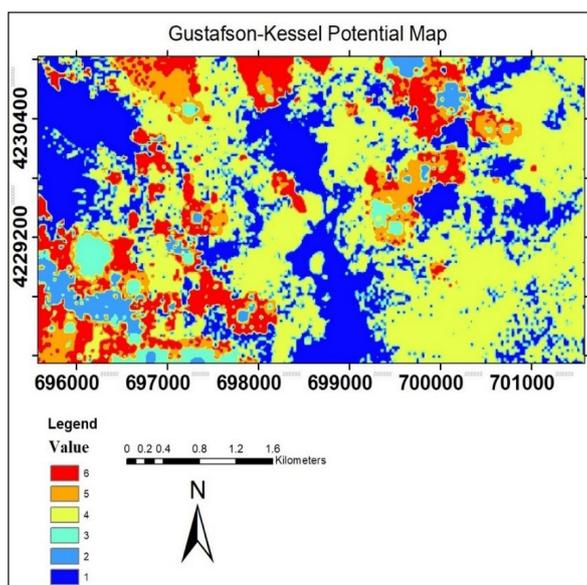


شکل ۱۰- شاخص های اعتبار سنجی جهت استخراج تعداد خوشه های بهینه در به کار گیری الگوریتم گوستافسون-کسل.
Figure 10. Validation indicators for extracting the optimal number of clusters using the Gustafson-Kessel algorithm.

جدول ۵- نتایج خوشه بندی داده ها با استفاده از الگوریتم خوشه بندی گوستافسون-کسل.

Table 5. Data clustering results using the Gustafson-Kessel clustering algorithm.

Number of data in different clusters						Total data	Clustering algorithm
Sixth cluster	Fifth cluster	Fourth cluster	Third cluster	Second cluster	First cluster	83408	Gustafson
23674	2585	2356	38841	6381	9571		



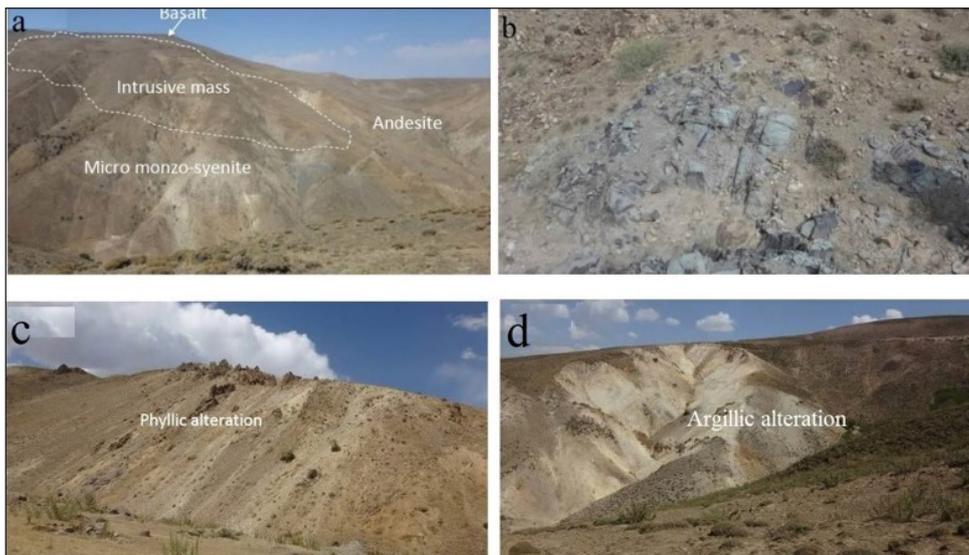
شکل ۱۱- نقشه پتانسیل معدنی حاصل از روش الگوریتم خوشه بندی گوستافسون-کسل بر روی داده های اکتشافی منطقه سوناجیل.

Figure 11. Mineral potential map obtained from the Gustafson-Kessel clustering algorithm method on exploration data of the Sonajil area.

۳-۲-۱ اعتبارسنجی

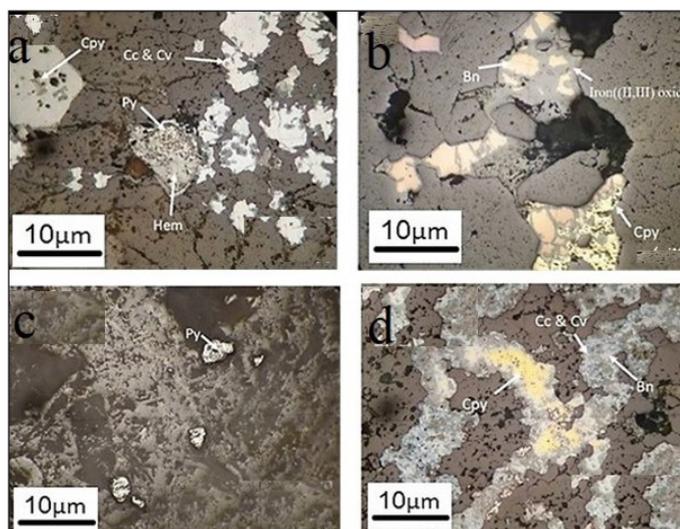
صحرایی و برداشت از رخنمون‌های کانی‌زایی واقع در نقشه هدف حاصل از این روش‌های ارائه شده مورد بررسی قرار گرفتند (شکل ۱۴). پس از بازدید از منطقه، از رخنمون‌های کانی‌زایی که در نقشه زمین‌شناسی هم‌موقعیت این نقاط مشخص هست، اقدام به برداشت ۴ نمونه برای انجام مقاطع صیقلی شد. شکل ۱۲ رخنمون‌های کانی‌زایی از منطقه مورد مطالعه و شکل ۱۳ مقاطع صیقلی تهیه‌شده را نشان می‌دهد. با توجه به رخنمون‌های کانی‌زایی و مقاطع صیقلی تهیه‌شده، صحت این نقشه‌های پتانسیل تایید می‌شود.

نقشه پتانسیل حاصل از روش‌های شاخص همپوشانی، فازی و گوستافسون - کسل مناطقی را به‌عنوان پهنه‌های امیدبخش از نظر کانی‌سازی پلی‌متال مانند مس، طلا و سایر فلزات نشان دادند. اهمیت نقشه‌های پتانسیل حاصله زمانی مشخص می‌گردد که نتایج حاصل از تحلیل‌های انجام‌شده با رخداد‌های موجود در منطقه انطباق داشته و پهنه‌های امیدبخش با دقت و قطعیت بالایی آشکار گردد؛ از این رو، جهت اعتبارسنجی عملکرد این سه روش بر روی اطلاعات منطقه، نتایج حاصل از مطالعات



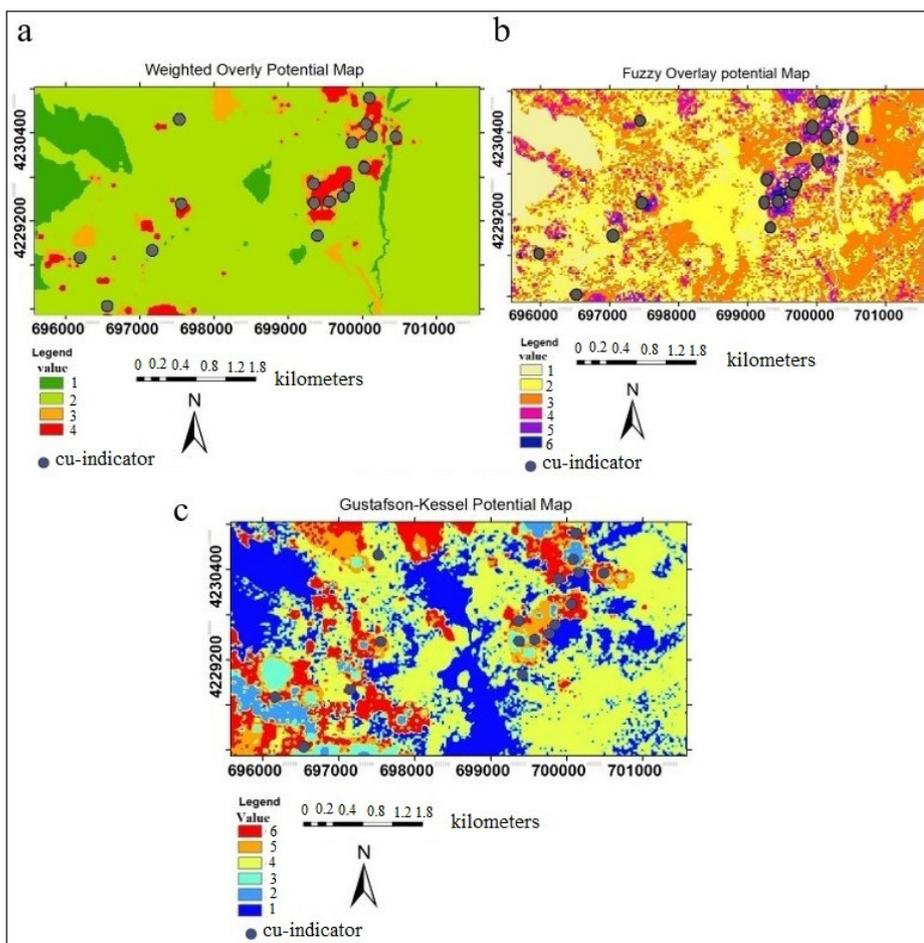
شکل ۱۲- نمایی از واحدهای سنگی رخنمون یافته و دگرسان در کانسار سوناجیل - (a) نمایی از نفوذ توده سوناجیل پورقیری در داخل توده‌های میکرومونوزوسینیتی و آندزیت در خاور ارتفاعات اکوزداغی؛ (b) نمایی از تشکیل کانی‌زایی برون‌زاد (سوپرژن) در داخل توده اینچه؛ (c) نمایی از گسترش دگرسانی فلیک به همراه پهنه‌های سیلیسی به‌صورت مناطق برجسته در دره جنگل؛ (d) نمایی از گسترش دگرسانی آرژیلیک ثانویه.

Figure 12. View of exposed and altered rock units in the Sonajil deposit - a) View of the intrusion of the Sonajil porphyry massif within the micromonzosynitic and andesite masses in the east of the Ekozdaghi highlands; b) View of the formation of supergene mineralization within the Incheh massif; c) View of the development of phyllic alteration with siliceous zones as prominent areas in the forest valley; d) View of the development of secondary argillic alteration



شکل ۱۳- مقاطع صیقلی تهیه‌شده از کانسار سوناجیل به‌منظور اعتبارسنجی نقشه پتانسیل (a) نمایی از نمونه که در آن پیریت، کالکوپیریت توسط کالکوسیت و کوولین و همچنین هماتیت جایگزین شده است؛ (b) نمایی از تبدیل کالکوپیریت و بورنیت به اکسید و هیدرواکسیدهای آهن؛ (c) نمایی از نمونه با بلورهای پراکنده پیریت در آن؛ (d) نمایی از نمونه با کانی‌های پورنیت و کالکوسیت و کوولین در حاشیه آن‌ها.

Figure 13. Polished sections prepared from the Sonajil deposit for the purpose of validating the potential map. a) View of a sample in which pyrite and chalcopyrite have been replaced by chalcocite and kaolin, as well as hematite; b) View of the transformation of chalcopyrite and bornite into iron oxides and hydroxides; c) View of a sample with scattered pyrite crystals in it; d) View of a sample with bornite and chalcocite minerals and kaolin at their margins.



شکل ۱۴- مقایسه موقعیت رخنمون‌های کانی‌زایی بر روی نقشه پتانسیل حاصل از روش الگوریتم (a) همپوشانی وزن دار؛ (b) فازی؛ (c) خوشه‌بندی گوستافسون-کسل بر روی داده‌های اکتشافی منطقه سوناجیل.

Figure 14. Comparison of the location of mineralized outcrops on the potential map obtained by the algorithm method a) Weighted overlay; b) Fuzzy; c) Gustafson-Kessel clustering on exploration data of the Sonajil area.

گوستافسون - کسل ثبت و شناسایی شدند. مقایسه نتایج این مطالعه نشان داد که نقشه پتانسیل حاصل از روش‌های تلفیق همپوشانی وزن‌دار به دلیل این که لایه‌های اکتشافی را به صورت ساده یا وزن‌دار بر روی هم قرار می‌دهد و همچنین به الگوی تغییرات موجود در منطقه اکتشافی و داده‌های اکتشافی توجه نمی‌کند، از این رو، تنها مناطق با احتمال حضور کانی‌زایی بالا در تمام لایه‌های اکتشافی را تلفیق و به‌عنوان پهنه امیدبخش معرفی می‌کند. این روش به دلیل سادگی و عدم در نظر گرفتن تغییرپذیری موجود در منطقه، در مناطق با پیچیدگی‌های بیشتر از نظر کانی‌زایی نتایج پهنه‌ای را ارائه نمی‌دهد؛ از این رو، برای کسب اطلاعات در مراحل اولیه اکتشاف می‌تواند مفید واقع گردد. در مقابل، روش تلفیق فازی به دلیل در نظر گرفتن داده‌های با ماهیت مختلف و همچنین عدم قطعیت و دقت در تحلیل و تلفیق داده‌ها تا حدودی تغییرات موجود در منطقه را شناسایی کرده و الگوی کانی‌زایی را با دقت بیشتری نسبت به روش همپوشانی وزن‌دار تفکیک و نشان می‌دهد. مقایسه روش‌های یاد شده با الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون-کسل نشان داد که روش گوستافسون-کسل به دلیل شناسایی الگوی رفتاری پیچیده موجود در بین داده‌های اکتشافی و توجه به ماهیت و رفتار تمامی داده‌ها بر اساس شباهت و تفاوت‌های موجود بین داده‌ها، تداخل پهنه‌های بارور و عقیم را بهتر بررسی و تفکیک کرده و مناطق امیدبخش کانی‌زایی را با دقت و قابلیت اطمینان بالایی شناسایی کرده و رمز مشخص بین مناطق با اهمیت‌های متفاوت کانی‌سازی را آشکار کرده است؛ بنابراین طی پردازش و تحلیل داده‌ها در روش خوشه‌بندی،

بررسی‌ها نشان دادند با این که هر ۳ روش مناطق پتانسیل دار را شناسایی کرده‌اند، ولی بر اساس مطالعات صحرایی و رخنمون‌های کانی‌زایی منطقه، مشاهده می‌شود روش‌های همپوشانی وزن‌دار و فازی انطباق کاملی با این مطالعات صحرایی نشان نمی‌دهند. در حالی که نقشه پتانسیل حاصل از الگوریتم GK با ظرافت و حساسیت بیشتری مرزبندی مناطق کانی‌ساز را نمایان کرده است. چنانچه در مطالعات صحرایی همپوشانی بیشتری بین نقشه پتانسیل و اطلاعات صحرایی دیده شد. یافته‌های این مطالعه با تحلیل مقایسه‌ای بین روش‌های مختلف پتانسیل‌یابی انجام شده در ثبت پهنه‌های امیدبخش کانی‌زایی در منطقه سوناجیل و بررسی برتری‌ها و محدودیت‌های هر کدام از روش‌ها، عملکرد پهنه و اهمیت استفاده از روش‌های هوشمند مانند الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون-کسل را در بهبود شناسایی الگوهای نقشه پتانسیل، و کاهش عدم قطعیت در مطالعات اکتشافی و پهنه‌سازی فرایندهای تصمیم‌گیری در مدیریت پروژه‌های اکتشافی را نشان می‌دهد. نتایج پژوهش حاضر، تاثیرات شایان توجهی بر بهبود فرایند اکتشاف و ارزیابی ذخایر پیش‌بینی شده و کارایی فرایندهای تصمیم‌گیری در پروژه‌های اکتشافی را ارائه می‌دهد.

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، مناطق امیدبخش کانی‌زایی با روش‌های مختلف تلفیق اطلاعات اکتشافی از جمله همپوشانی وزن‌دار و روش تلفیق فازی و روش الگوریتم خوشه‌بندی

از روش‌های هوشمند مانند الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون - کسل را در بهبود الگوهای نقشه پتانسیل معدنی و کاهش عدم قطعیت در مطالعات اکتشافی و بهینه‌سازی فرایندهای تصمیم‌گیری در مدیریت پروژه‌های اکتشافی مشابه برجسته می‌کند.

سپاسگزاری

نویسندگان از شرکت فرآوری طلا و مس آذربایجان برای ارائه اطلاعات اکتشافی در مورد کانسار سوناجیل تشکر می‌کنند. از همکاری بی‌شمار مهندس غلامی و حبیبی در این زمینه بسیار قدردانی می‌شود.

بخش‌های کم‌اهمیت و پراهمیت منطقه مطالعاتی درون خوشه‌هایی مجزا قرار می‌گیرند و امکان شناسایی مناطق امیدبخش به‌خوبی ممکن می‌شود. در بررسی‌های اعتبارسنجی نیز مشخص شد نقشه پتانسیل تهیه‌شده با روش گوستافسون-کسل با توجه به رخنمون‌های کانی‌زایی، دقت قابل‌قبولی دارد و نتایج این روش می‌تواند در پروژه‌های اکتشافی دیگر برای بهبود کارایی اکتشاف و کاهش هزینه‌های اکتشاف مورد استفاده قرار گیرد. همچنین یافته‌های این مطالعه با تحلیل مقایسه‌ای بین روش‌های مختلف شناسایی الگو در ثبت پهنه‌های امیدبخش کانی‌زایی در منطقه و بررسی برتری‌ها و محدودیت‌های هر کدام از الگوریتم‌ها، عملکرد بهینه و اهمیت استفاده

کتابنگاری

- حسین‌زاده، م.ر.، مغفوری، س.، قربانی، م.، مویده، م.، ۱۳۹۵، انواع سامانه رگه-رگچه مرتبط با کانه‌زایی و مطالعات میان‌بارهای سیال در کانسار مس-مولیبدن پورقیری سوناجیل، پهنه ماگمایی ارسباران، فصلنامه علمی علوم زمین، ۲۶(۱۰۱)، ص. ۲۱۹-۲۳۰. <https://doi.org/10.22071/gsj.2016.41069>.
- شادمان، م.، تخم‌چی، ب.، ۱۳۹۳، مقایسه روش‌های خوشه‌بندی در تهیه نقشه پتانسیل معدنی در بی‌هنجاری باریکا، آذربایجان غربی، نشریه علمی-پژوهشی علوم زمین، ۲۴(۲۴)، ص. ۶۷ تا ۷۲. DOI:10.22071/gsj.2015.43118
- کیخای حسین‌پور، م.، کوهساری، ا.، حسین مرشدی، ا.، و پروال، آ.، ۱۴۰۰، مدل‌سازی پتانسیل کانی‌سازی مس و طلای پورقیری با به کارگیری روش یادگیری نیمه نظارتی در پهنه اکتشافی دهسلم، شرق ایران، نشریه علمی پژوهشی زمین شناسی اقتصادی، ۱۳(۱)، ص ۱۹۳ تا ۲۱۳. OI:10.22067/econg.v13i1.81382.

References

- Abedi, M., Norouzi, G.H., and Fathianpour, N., 2013. Fuzzy outranking approach: a knowledge-driven method for mineral prospectivity mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21, pp.556-567. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.012>.
- Aghazadeh, M., Hou, Z., Badrzadeh, Z., and Zhou, L., 2015. Temporal-spatial distribution and tectonic setting of porphyry copper deposits in Iran: constraints from zircon U-Pb and molybdenite Re-Os geochronology. *Ore geology reviews*, 70, pp.385-406. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.03.003>.
- Alesheikh, A.A., Soltani, M.J., Nouri, N., and Khalilzadeh, M., 2008. Land assessment for flood spreading site selection using geospatial information system. *International Journal of Environmental Science & Technology*, 5(4), pp.455-462. <https://doi.org/10.1007/BF03326041>.
- Aryafar, A., and Roshanravan, B., 2020. Improved index overlay mineral potential modeling in brown-and green-fields exploration using geochemical, geological and remote sensing data. *Earth Science Informatics*, 13, pp.1275-1291. <https://doi.org/10.1007/s12145-020-00509-x>.
- Barak Bahroudi, A., and Jozani Kohen, G., 2018. Integration of copper information layers in the Nisian area with the help of fuzzy inference system (FIS). *Scientific-Research Journal of Mining Engineering*, 13(38), 97-112.
- Beane, R.E., 1995. Hydrothermal fluids and hydrothermal alteration in porphyry copper deposits. *Porphyry copper deposits of the American Cordillera*, pp.83-93.
- Bensaid, A.M., Hall, L.O., Bezdek, J.C., Clarke, L.P., Silbiger, M.L., Arrington, J.A., and Murtagh, R.F., 1996. Validity-guided (re) clustering with applications to image segmentation. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 4(2), pp.112-123. <https://doi.org/10.1109/91.493905>.
- Beus, A.A., and Grigorian, S.V., 1962. *Geochemical exploration methods for mineral deposits*, Trans. by R.T. Schneider, ed. by A.A. Levinson, Illinois: Applied publishing.
- Bezdek, J.C., and Bezdek, J.C., 1981. Objective function clustering. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*, pp.43-93. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-0450-1_3.
- Bonham-Carter, G.F., Agterberg, F.P., and Wright, D.F., 1988. Integration of geological datasets for gold exploration in Nova Scotia. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(11), pp.1585-1592. <https://doi.org/10.1029/SC010p0015>.
- Carranza, E J M., 2009. "Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS. *Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry*, Vol. 11, M. Hale (Series Editor)."
- Carranza, E.J.M., 2008. *Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS*. Elsevier.
- Cheng, H., Zheng, Y., Wu, S., Lin, Y., Gao, F., Lin, D., and Chen, L., 2023. GIS-based mineral prospectivity mapping using machine learning methods: a case study from Zhuonuo ore district, Tibet. *Ore Geology Reviews*, 161, 105627. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105627>.
- Duda, R. A., Hart, P. E., and Stork, D.G., 2012. *Pattern Classification*. John Wiley and Sons.
- Faruwa, A. R., Ba, J., Qian, W., Markus, U. I., and Bachri, I., 2025. Implementation of machine learning predictive models for targeting gold prospectivity mapping in part of the Ilesha schist belt, southwestern Nigeria. *Journal of African Earth Sciences*, 105543. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2025.105543>.
- Ghavam-Riabi, R., Seyedrahimi-Niaaraq, M.M., Khalokakaie, R., and Hazareh, M.R., 2010. U-spatial statistic data modeled on a probability diagram for investigation of mineralization phases and exploration of shear zone gold deposits. *Journal of Geochemical exploration*, 104(1-2), pp.27-33. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2009.10.002>.
- Gustafson, D. E., and Kessel, W. C., 1979. Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. In 1978 IEEE conference on decision and control including the 17th symposium on adaptive processes (pp. 761-766). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CDC.1978.268028>.

- Hosseinzadeh, M.R., Maghfouri, S., Ghorbani, M. and Moayyed, M., 2017. Different types of vein- veinlets related to mineralization and fluid inclusion studies in the Sonajil porphyry Cu- Mo deposit, Arasbaran magmatic zone. *Scientific Quarterly Journal of Geosciences* 101,2219-230 (in Persian). <https://doi.org/10.22071/gsj.2016.41069>.
- Jahangiri, M., Ghavami Riabi, S.R., and Tokhmechi, B., 2018. Estimation of geochemical elements using a hybrid neural network-Gustafson-Kessel algorithm. *Journal of Mining and Environment*, 9(2), pp.499-511. <https://doi.org/10.22044/jme.2017.5513.1363>.
- Keykhay-Hosseinpoor, M., Kouhsari, A., Morshedy, A.H., and Porwal, A. 2021. Porphyry Cu-Au prospectivity modelling using semi-supervised learning algorithm in Dehsalm district, eastern iran. *Journal of Economic Geology*,13(1),193-21378. <https://doi.org/10.22067/econg.v13i1.81382> (In Persian).
- Lagat, J., 2009. Hydrothermal alteration mineralogy in geothermal fields with case examples from Olkaria domes geothermal field, Kenya. Dipresentasikan dalam short course IV on exploration for geothermal resources.
- Lesot, M.J., and Kruse, R., 2008. Gustafson-Kessel-like clustering algorithm based on typicality degrees. In *Uncertainty and Intelligent Information Systems* (pp. 117-130). https://doi.org/10.1142/9789812792358_0009.
- Li, Q., Chen, G., and Wang, D., 2025. Mineral Prospectivity Mapping Using Semi-supervised Machine Learning. *Mathematical Geosciences*, 57(2), 275-305. <https://doi.org/10.1007/s11004-024-10161-6>.
- Liu, H., Harris, J., Sherlock, R., Behnia, P., Grunsky, E., Naghizadeh, M., and Hill, G., 2023. Mineral prospectivity mapping using machine learning techniques for gold exploration in the Larder Lake area, Ontario, Canada. *Journal of Geochemical Exploration*, 253, 107279. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2023.107279>.
- Liu, Y., Cheng, Q., and Zhou, K., 2019. New insights into element distribution patterns in geochemistry: A perspective from fractal density. *Natural Resources Research*, 28, pp.5-29. <https://doi.org/10.1007/s11053-018-9374-7>.
- Mahdiyanfar, H., and Seyedrahimi-Niaraq, M., 2023. Integration of Fractal and Multivariate Principal Component Models for Separating Pb-Zn Mineral Contaminated Areas. *Journal of Mining and Environment*, 14(3), pp.1019-1035. <https://doi.org/10.22044/jme.2023.13227.2424>.
- Mohammadzadeh, M., and Nasserli, A., 2018. Geochemical modeling of orogenic gold deposit using PCANN hybrid method in the Alut, Kurdistan province, Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 139, pp.173-183. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2017.11.038>.
- Moshefi, P., Hosseinzadeh, M.R., Moayyed, M., and Lentz, D.R., 2018. Comparative study of mineral chemistry of four biotite types as geochemical indicators of mineralized and barren intrusions in the Sungun Porphyry Cu-Mo deposit, northwestern Iran. *Ore Geology Reviews*, 97, pp.1-20. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.05.003>.
- Sadeghi, M., Casey, P., Carranza, E. J. M., and Lynch, E. P., 2024. Principal components analysis and K-means clustering of till geochemical data: Mapping and targeting of prospective areas for lithium exploration in Västernorrland Region, Sweden. *Ore Geology Reviews*, 167, 106002. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2024.106002>.
- Salehi, T., and Tangestani, M.H., 2020. Per-pixel analysis of ASTER data for porphyry copper hydrothermal alteration mapping: a case study of NE Isfahan, Iran. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 20, p.100377. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100377>.
- Serir, L., Ramasso, E., and Zerhouni, N., 2012. Evidential evolving Gustafson-Kessel algorithm for online data streams partitioning using belief function theory. *International journal of approximate reasoning*, 53(5), pp.747-768. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2012.01.009>.
- Shademan, M., and Tokhmechi, B., 2015. Comparison of Clustering Methods in Mineral Potential Mapping of Barika Anomaly, West Azerbaijan. *Journal of Geological Survey of Iran*. 24(94),67-72. <https://doi.org/10.22071/gsj.2015.43118>. (In Persian).
- Shirmard, B., Bahroudi, A., and adeli, A., 2015. Fuzzy hierarchical analysis method in spatial information system in order to determine optimal drilling points in Nisian porphyry copper deposit. *Scientific-Research Quarterly of Geographical Information "Sephehr"*, 24(93), 91-100. <https://doi.org/10.22131/sepehr.2015.14010>.
- Sun, G., Zeng, Q., and Zhou, J.X., 2022. Machine learning coupled with mineral geochemistry reveals the origin of ore deposits. *Ore Geology Reviews*, 142, p.104753. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2022.104753>.
- Wang, Z., Zhou, C., and Qin, H., 2020. Detection of hydrothermal alteration zones using ASTER data in Nimu porphyry copper deposit, south Tibet, China. *Advances in Space Research*, 65(7), pp.1818-1830. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2020.01.008>.
- Wang, Zh., Cheng, Q., Xu, D., and Dong, Y., 2008. Fractal Modeling of Sphalerite Banding in Jinding Pb-Zn Deposit, Yunnan, Southwestern China, *Journal of China University of Geosciences*, Volume 19, Issue 1, 77-84, 1002-0705. [https://doi.org/10.1016/S1002-0705\(08\)60027-8](https://doi.org/10.1016/S1002-0705(08)60027-8).
- Xie, X.L., and Beni, G., 1991. August. A new fuzzy clustering validity criterion and its application to color image segmentation. In *Proceedings of the 1991 IEEE International Symposium on Intelligent Control* (pp. 463-468). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISIC.1991.187401>.
- Yeomans, C. M., Shail, R. K., Grebby, S., Nykänen, V., Middleton, M., and Lusty, P. A. 2020. A machine learning approach to tungsten prospectivity modelling using knowledge-driven feature extraction and model confidence. *Geoscience Frontiers*, 11(6), 2067-2081. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.05.016>.
- Zhao, Z.F., Zhou, J.X., Lu, Y.X., Chen, Q., Cao, X.M., He, X.H., Fu, X.H., Zeng, S.H., and Feng, W.J., 2021. Mapping alteration minerals in the Pulang porphyry copper ore district, SW China, using ASTER and WorldView-3 data: Implications for exploration targeting. *Ore Geology Reviews*, 134, p.104171. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2021.104171>.
- Zuo, R., 2017. Machine learning of mineralization-related geochemical anomalies: A review of potential methods. *Natural Resources Research*, 26, pp.457-464. <https://doi.org/10.1007/s11053-017-9345-4>.
- Zuo, R., Kreuzer, O.P., Wang, J., Xiong, Y., Zhang, Z., and Wang, Z., 2021. Uncertainties in GIS-based mineral prospectivity mapping: Key types, potential impacts and possible solutions. *Natural Resources Research*, 30, pp.3059-3079. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09871-z>.