



## Identification of Geochemical Halos in the Northern Dalli Exploration Area of Delijan using the Isolated Forest Method

Zangeneh SH.<sup>1</sup>, Abbaszadeh M.<sup>1\*</sup>, Ghavami Riabi S.R.<sup>2</sup>, Ansari Jafari M.<sup>2</sup>, Asadi Harooni H.<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Department of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran  
zanganeh.sh89@gmail.com

<sup>1\*</sup> Department of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran  
abbaszadeh@kashanu.ac.ir

<sup>2</sup> Department of Mining, Petroleum & Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran  
ghavami@shahroodut.ac.ir

<sup>2</sup> Department of Mining, Petroleum & Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran  
Ansari\_jafari@yahoo.com

<sup>3</sup> Department of Mining, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran  
hooshang@cc.iut.ac.ir

Received: 2024/07/09 - Accepted: 2025/04/06

### ABSTRACT

One of the main objectives of mineral exploration is the identification of anomalies within various geological datasets, including geochemical data. Anomaly detection can be achieved through multivariate analysis. This objective can be realized using anomaly detection algorithms in data mining approaches. While many of these algorithms are effective for smaller datasets, they encounter challenges regarding memory allocation and computation time when applied to large datasets. The Isolation Forest approach addresses this issue by isolating sample points. This study utilized the Isolation Forest method as an anomaly detection algorithm to isolate and differentiate anomalous populations in 149 surface soil samples from the Northern Dalli area. Additionally, by applying the fractal (grade-area) method to geochemical halos of gold and copper, several populations with threshold values ranging from 1633 to 2717  $\mu\text{g/g}$  for copper and from 22 to 734  $\mu\text{g/g}$  for gold were identifiable. The performance of the Isolation Forest model in detecting gold and copper anomalies was evaluated using the area under the ROC curve, and favorable results were obtained. The outcomes of this method exhibited significant overlap with magnetic potential areas and geological factors previously noted in the region. Therefore, the isolation forest method modeling can effectively produce high-accuracy mineral potential maps.

### Keywords

Geochemical anomaly, Isolation Forest, Fractal (grade-area), Data mining, Dalli

\* Corresponding author and correspondent



## 1- INTRODUCTION

Identifying geochemical anomalies has always been fundamental in mineral exploration as it helps delineate target areas for detecting various mineral deposits. Consequently, the processing of geochemical data is deemed critical [1,2]. Many statistical methods for identifying geochemical anomalies typically require specific ideal assumptions, such as a normal distribution [3]. However, due to the complex geological processes occurring at various spatial and temporal scales, high-dimensional geochemical patterns exhibit non-linear characteristics [4]. Therefore, classical methods hinder the direct recognition of geochemical anomalies.

Over the past few decades, extensive efforts have been made to discover complex, non-linear geological and geochemical data patterns for mineral potential mapping. These efforts include the application of supervised classification algorithms such as random forests, support vector machines, and neural networks [5]. The isolation forest algorithm offers a method for detecting anomalies based on a set of trees [6]. Building a model to describe the geochemical background for anomaly detection is challenging due to geological complexities. The isolation forest method effectively extracts multivariate anomalies from large volumes of high-dimensional geochemical data with unknown population distributions [7]. Considering the complexities and non-linear relationships among the available data, this study employed the isolation forest method to model geochemical data and identify geochemical halos in the northern Dalli exploration area.

## 2- METHODS

### 2-1- Study Area

The study area is within the Urmia-Dokhtar magmatic arc at 50°19'E and 34°16'N. The host rocks for mineralization range from diorite to quartz diorite porphyry [8]. To analyze the distribution of gold and copper concentrations, 149 surface soil samples were collected from an 800×900-meter grid. The ICP-MS method was used for sample analysis and concentration measurements.

### 2-2- Isolation Forest

In statistical analysis, if the samples of a region are considered a collection of cells, anomalous cells correspond to outliers within the population, which can be identified using data mining techniques. The anomaly intensity of each cell is directly related to the likelihood of mineralization in that area. Therefore, generating an anomaly intensity map by identifying outliers can be a potential map for the region [9]. Generally, ensemble algorithms are more popular and widely used than non-ensemble algorithms due to their higher efficiency. Ensemble algorithms are categorized into two main groups: Bagging and Boosting. Bagging, short for Bootstrap Aggregating, involves repeated sampling with replacement from a single dataset. The isolation forest algorithm belongs to the Bagging category. "isolation" refers to "separating one instance from others." This method measures how isolated a data point is from the rest, with anomalies having the highest isolation scores. Anomalous data points possess two characteristics: (a) they behave differently from most of the data, and (b) they are rare within the dataset. Based on these properties, separators are used for anomaly detection. A separator is created by randomly selecting a variable and then randomly choosing a value between its minimum and maximum. A tree structure can represent separators (nodes). In the isolation forest model, two parameters are critical: the subsample size ( $p$ ) and the number of trees ( $t$ ). Empirical research shows that a subsample size of 256 provides sufficient detail for detecting anomalies across a broad range of data, while an average path length for  $t = 100$  achieves good convergence. Hence, these default parameter values are commonly used, as validated by Wu and Chen (2018) in their study on geochemical anomaly detection [10].

### 2-3- Fractal Method

Traditional methods based on classical statistics were long considered the sole approach for data analysis. However, these methods have limitations, such as requiring normal distribution assumptions, discarding some data as outliers, disregarding spatial distribution, and failing to capture the geometric nature of anomalies [11]. These shortcomings led to the adoption of fractal geometry to better represent the complexity of nature, using accurate data to distinguish populations without statistical preprocessing, such as data normalization, which alters the data's nature. Thus, fractal modeling offers a more realistic representation [12].

The presence of geochemical anomalies generally increases the fractal dimension of geochemical variables, enabling the distinction of various stages of element distribution based on fractal dimension differences. This approach identifies anomalous populations, threshold values, and background levels within a region. Multiple methods, including grade volume, grade area, grade perimeter, power spectrum area, grade distance, and grade number models, are used to determine the fractal dimension of geochemical patterns for separating anomalies from the background.

### 2-4- Grade-Area Model

This model describes the inverse relationship between grade and cumulative area for each grade and higher values, as expressed in Equation (1)

$$A(> p) \propto p^{-D} \tag{1}$$

$A(> p)$ : The cumulative area is enclosed by contour lines where grades exceed a given concentration  $\rho$ .  $D$  represents the fractal dimension for different ranges of  $\rho$ . By plotting the logarithmic relationship of grade versus area, points where the slope of the curve changes indicate population shifts, reflecting changes in geological conditions, particularly mineralization [13].

### 2-5- FINDINGS AND ARGUMENT

Using the isolation forest algorithm, model parameters were determined, and anomaly scores and outliers for scores greater than 0.5 were identified using MATLAB programming. Figure 1 illustrates the anomaly score distribution maps for gold and copper based on the isolation forest model.

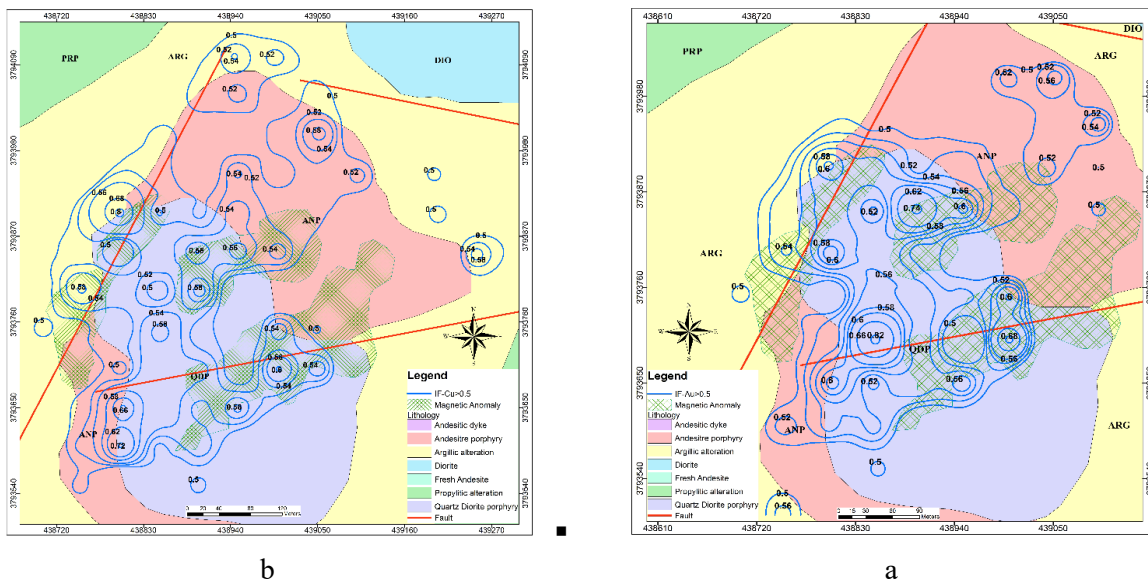


Figure (1): Anomaly score distribution maps for (a) gold and (b) copper based on the isolation forest model.

Logarithmic grade-area plots for Au and Cu were generated for anomaly separation using the fractal method, and threshold values for each population were identified. Using the fractal (grade-area) method to geochemical halos of gold and copper, several populations with threshold values ranging from 1633 to 2717  $\mu\text{g/g}$  for copper and from 22 to 734  $\mu\text{g/g}$  for gold were identifiable. Geochemical maps for gold and copper based on the fractal grade-area model are shown in Figure 2.

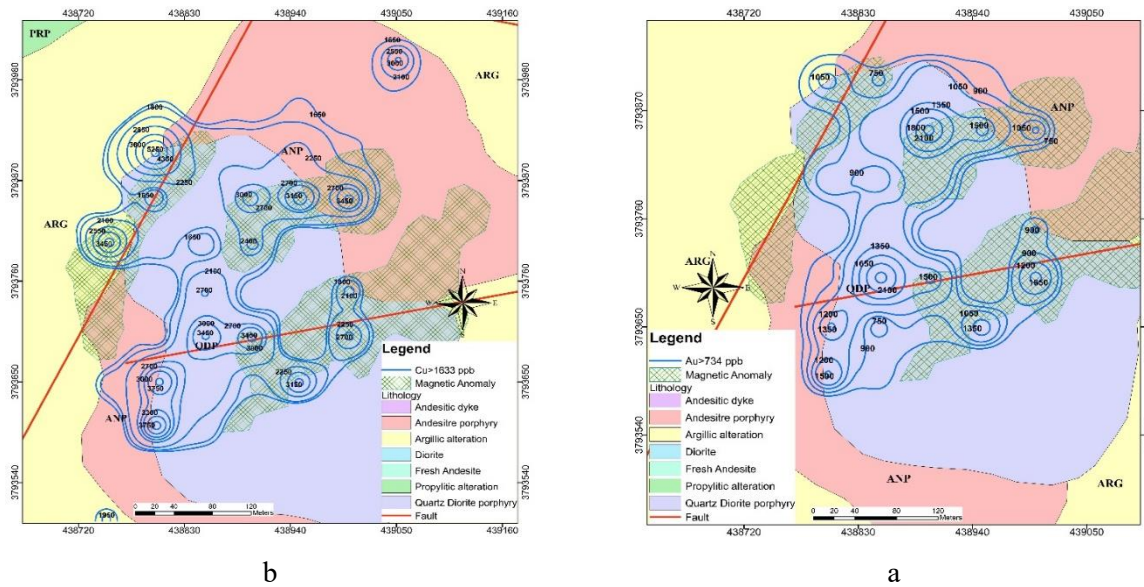


Figure (2): Anomaly score distribution maps for (a) gold and (b) copper based on the fractal grade-area model.

The ROC curve was utilized to evaluate the performance of the isolation forest method. In Figure 3, the area under the curve (AUC) for gold and copper scores indicates that the isolation forest model demonstrates acceptable performance compared to the fractal grade-area method. Thus, the isolation forest model can be applied to generate mineral potential maps.

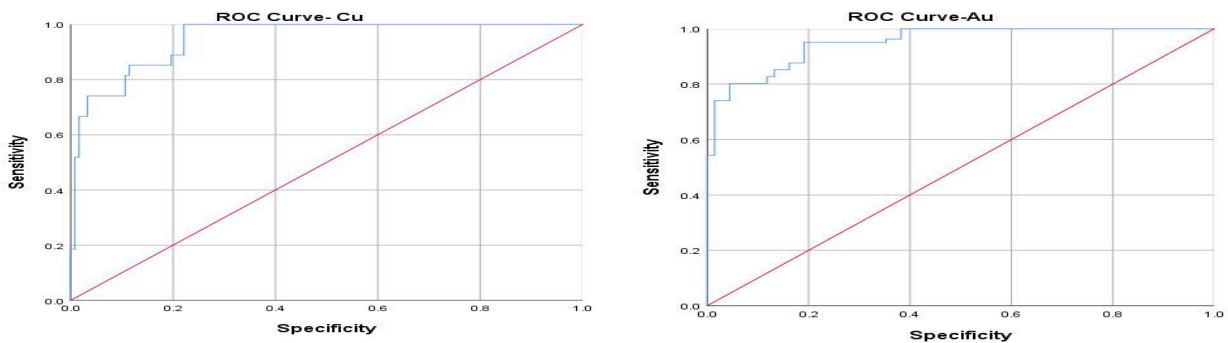


Figure (3): ROC curve for isolation forest anomaly scores for Au and Cu.

### 3- CONCLUSIONS

The isolation forest and fractal grade-area methods were employed to separate anomalous populations from background levels in surface geochemical data from the northern Dalli region. The results show significant overlap between anomalies identified by these methods and andesite

and quartz diorite porphyry rocks. Geophysical studies in the area also align well with the identified halos. Ultimately, the isolation forest and fractal grade-area methods produced results consistent with previous studies and the geological context of the mineralized zone.

## REFERENCES

1. Mou, N., Wang, G., and Sun, X., "Identification of geochemical anomalies related to mineralization: A case study from porphyry copper deposits in the Qulong-Jiama mining district of Tibet, China.," *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 244, 2023.
2. Yang, N., Zhang, Z., Yang, J. et al., "Mineralized-Anomaly Identification Based on Convolutional Sparse Autoencoder Network and Isolated Forest," *Natural Resources Research*, vol. 32, pp. 1-18, 2023.
3. Zuo, R.G.; Wang, J.; Xiong, Y.H.; Wang, Z.Y., "The processing methods of geochemical exploration data: Past, present, and future," *Appl. Geochem*, vol. 105072., p. 132, 2021.
4. Afzal, P., Mirzaei, M., Yousefi, M., Adib, A., Khalajmasoumi, M., Zarifi, A.Z., Foster, P., Yasrebi, A.B., "Delineation of geochemical anomalies based on stream sediment data utilizing fractal modeling and staged factor analysis.," *Journal of African Earth Sciences*, vol. 119, pp. 139-149, 2016.
5. Carranza, E.J.M., Laborte, A.G., "Data-driven predictive mapping of gold prospectivity, Baguio district, Philippines: Application of Random Forests algorithm," *Ore Geology Reviews*, vol. 71, pp. 777-787, 2015.
6. Liu, F.T., Ting, K.M., Zhou, Z.-H., "Isolation forest," in *Eighth IEEE International Conference on Data Mining, IEEE*, 2008.
7. Zheng, C.Y., Zhao, Q.Y., Fan, G.Y., Zhao, K.Y., and Piao, T., "Comparative study on isolation forest, extended isolation forest and generalized isolation forest in the detection of multivariate geochemical anomalies.," *Global Geology*, vol. 26, no. 3, pp. 167-176, 2023.
8. Asadi Haroni H, "First Stage Drilling Report on Dalli Porphyry Cu-Au Prospect, Central Province of Iran," Technical Report, Isfahan, 2008.
9. Xu Tan, Jiawei Yang, Susanto Rahardja, "Sparse random projection isolation forest for outlier detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 163, pp. 65-73, 2022.
10. Wu, W., Chen, Y.L., "Application of isolation forest to extract multivariate 699 anomalies from geochemical exploration data." *Global Geology*, vol. 21, pp. 36-47, 2018.
11. Zuo, R.G.; Wang, J.L., "ArcFractal: An ArcGIS add-in for processing geoscience data using fractal/multifractal models," *Nat. Resour. Res*, vol. 29, pp. 3-12, 2020.
12. Zhao, Z.H.; Chen, J.; Qiao, K.; Cui, X.M.; Liang, S.S.; Li, C.L., "Remote Sensing Alteration Information and Structure Analysis Based on Fractal Theory: A Case Study of Duobaoshan Area of Heilongjiang Province," *Geoscience*, vol. 19, pp. 1-16, 2022.
13. Shafieyan, F., Abdideh, M., "Application of concentration-area fractal method in static modeling of hydrocarbon reservoirs," *Petrol Explor Prod Technol*, vol. 9, pp. 1197-1202, 2019.

مقاله پژوهشی

## شناسایی هاله‌های ژئوشیمیایی در محدوده اکتشافی دالی شمالی دلیجان با روش جنگل انزوا

شهاب زنگنه<sup>۱</sup>، ملیحه عباس‌زاده<sup>۲\*</sup>، سیدرضا قوامی ریابی<sup>۳</sup>، مجید انصاری جعفری<sup>۴</sup>، هوشنگ اسدی هارونی<sup>۵</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، zanganeh.sh89@gmail.com

<sup>۲</sup> استادیار گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، abbaszadeh@kashanu.ac.ir

<sup>۳</sup> دانشیار دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، ghavami@shahroodut.ac.ir

<sup>۴</sup> استادیار دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، Ansari\_jafari@yahoo.com

<sup>۵</sup> استادیار دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان، hooshang@cc.int.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۰۸ - پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۱۷

### چکیده

یکی از اهداف اساسی در اکتشاف مواد معدنی شناسایی ناهنجاری‌ها در مجموعه داده‌های مختلف زمین‌شناسی از جمله داده‌های ژئوشیمیایی است. تشخیص ناهنجاری را می‌توان از طریق تجزیه و تحلیل چند متغیره مشخص کرد. تحقق این هدف در روش‌های داده‌کاوی با استفاده از الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری امکان‌پذیر است. اغلب این الگوریتم‌ها برای مجموعه داده‌های محدود مطلوب است اما برای مجموعه داده‌های بزرگ از لحاظ اختصاص حافظه و زمان محاسبه با چالش مواجه می‌شوند. در رویکرد جنگل انزوا این مشکل از طریق ایزوله کردن نقاط نمونه، قابل حل است. در این پژوهش برای جدایش و تفکیک جوامع ناهنجار در ۱۴۹ نمونه خاک سطحی در محدوده دالی شمالی واقع در استان مرکزی از روش جنگل انزوا به عنوان یک الگوریتم داده‌کاوی برای تشخیص ناهنجاری استفاده شد. همچنین با استفاده از روش فرکتال (عیار - مساحت) در هاله‌های ژئوشیمیایی طلا و مس، چندین جامعه با حدود آستانه ۱۶۳۳ تا ۲۷۱۷ گرم بر میکروگرم برای مس و ۲۲ تا ۷۳۴ گرم بر میکروگرم برای عنصر طلا قابل شناسایی است. عملکرد مدل جنگل انزوا در تشخیص ناهنجاری طلا و مس با استفاده از سطح زیر منحنی ROC مطلوب ارزیابی می‌شود به طوری که خروجی این روش با پتانسیل‌های مغناطیسی و همچنین عوامل زمین‌شناسی که در مطالعات گذشته در منطقه به آن‌ها اشاره شده است، هم‌پوشانی قابل توجهی دارد. بنابراین می‌توان از مدل‌سازی انجام گرفته با استفاده از روش جنگل انزوا در تولید نقشه‌های پتانسیل مواد معدنی با دقت مطلوبی استفاده کرد.

### کلمات کلیدی:

ناهنجاری ژئوشیمیایی، جنگل انزوا، فرکتال (عیار - مساحت)، داده‌کاوی، دالی

## ۱- مقدمه

ماشین و جنگل انزوا در داده‌های ژئوشیمیایی در منطقه شمال شرق ایران موفق به شناسایی هاله‌های ژئوشیمیایی طلا، مس، سرب و روی شده‌اند [۱۸]. در این مطالعه با توجه به وجود پیچیدگی‌ها و روابط غیرخطی بین داده‌های موجود، از روش جنگل انزوا برای مدل‌سازی داده‌های ژئوشیمیایی و شناسایی هاله‌های ژئوشیمیایی در محدوده اکتشافی دالی شمالی استفاده شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

## ۲-۱- جنگل انزوا

اگر در تجزیه و تحلیل آماری، نمونه‌های یک منطقه به صورت مجموعه‌ای از سلول‌ها در نظر گرفته شود، آنگاه سلول‌های ناهنجار در ارتباط با نمونه‌های خارج از ردیف<sup>۱</sup> جمعیت نمونه‌ها است که با روش‌های داده‌کاوی قابل شناسایی است. شدت ناهنجاری هر سلول ارتباط مستقیم با احتمال کانی‌سازی در آن منطقه را دارد. در نتیجه ایجاد نقشه شدت ناهنجاری با تشخیص نمونه‌ها یا سلول‌های خارج از ردیف می‌تواند به عنوان نقشه پتانسیل‌یابی منطقه کاربرد داشته باشد [۱۹، ۲۰، ۲۱].

مدل‌های تشخیص ناهنجاری اغلب مجموعه‌ای از موارد عادی را ایجاد کرده سپس مواردی را که مطابق با مشخصات عادی نیستند، شناسایی می‌کنند [۲۲، ۲۳، ۲۴]. بر اساس این مدل‌ها ابتدا رفتارهای نرمال و طبیعی بررسی می‌شود، مواردی که از رفتار طبیعی انحراف دارند به عنوان رفتار ناهنجار شناسایی می‌شود. این مدل‌ها برای مجموعه داده‌هایی با نمونه‌های محدود پاسخ‌گو است اما برای مجموعه داده‌های بزرگ، از لحاظ اختصاص حافظه و زمان محاسبه، احتمالاً با چالش مواجه شوند [۲۵].

به طور کلی الگوریتم‌های تجمعی نسبت به الگوریتم‌های غیرتجمعی به علت کارایی بالاتر، محبوبیت و کاربرد بیشتری دارند. الگوریتم‌های تجمعی به دو گروه اصلی Bagging و Boosting تقسیم می‌شوند. الگوریتم Bagging مخفف Bootstrap Aggregating است که تعریف آن در علم آمار، نمونه‌گیری با جایگذاری از یک نمونه اصلی به دفعات زیاد است. در حقیقت در این روش از یک نمونه ثابت با حجم محدود به دفعات زیاد نمونه‌گیری مجدد، البته با جایگذاری انجام می‌شود تا با استفاده از نتایج کلیه دفعات نمونه‌گیری، یک توزیع نمونه‌ای مشخص شود و پس از آن، مدل پایه

شناسایی ناهنجاری ژئوشیمیایی همیشه به عنوان یک امر اساسی در اکتشاف مواد معدنی در نظر گرفته شده است زیرا می‌تواند به تعیین مناطق مورد نظر برای شناسایی انواع کانسار کمک کند، در نتیجه پردازش ژئوشیمیایی مهم تلقی می‌شود [۱، ۲، ۳، ۴، ۵]. معمولاً بسیاری داده‌ها از روش‌های آماری برای شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی به مفروضات ایده‌آل خاصی مانند توزیع نرمال نیاز دارند [۶، ۷]. با این حال، به دلیل فرآیندهای پیچیده زمین‌شناسی در مقیاس‌های مختلف مکانی و زمانی، الگوهای ژئوشیمیایی با ابعاد بالا به صورت غیرخطی مشخص می‌شوند [۸، ۹]. در نتیجه روش‌های کلاسیک مانع شناخت مستقیم ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی می‌شود.

طی چند دهه گذشته تلاش‌های گسترده با هدف یافتن الگوهای پیچیده و غیرخطی بر روی داده‌های زمین‌شناسی و ژئوشیمیایی برای نقشه‌برداری از پتانسیل‌های معدنی منتشر شده است. این تلاش‌ها شامل استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی نظارت شده مانند جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی است [۱۰، ۱۱، ۱۲]. در اکتشافات ژئوشیمیایی، کانی‌سازی به عنوان یک پدیده ناهنجار تلقی می‌شود [۱۳]. بنابراین، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند در شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی مربوط به مواد معدنی استفاده شوند. جنگل انزوا یک الگوریتم برای تشخیص ناهنجاری‌ها بر اساس مجموعه‌ای از درختان آرایه می‌دهد [۱۴، ۱۵]. ساخت یک مدل برای توصیف زمینه ژئوشیمیایی در تشخیص ناهنجاری ژئوشیمیایی به دلیل پیچیدگی‌های زمین‌شناسی آسان نیست. جنگل ایزوله روشی است که می‌تواند به طور موثر ناهنجاری‌های چند متغیره را از حجم زیادی از داده‌های ژئوشیمیایی با ابعاد بالا با توزیع جمعیت ناشناخته استخراج کند [۱۶].

در بررسی این روش تاکنون پژوهش‌هایی انجام شده است، به طوری که در سال ۲۰۲۳ ژنگ و همکاران با استفاده از الگوریتم‌های جنگل انزوا ناهنجاری‌های مرتبط با کانی‌سازی را در داده‌های رسوبات آبراه‌های در منطقه Wulaga در استان هیلونگ جیانگ چین شناسایی کردند [۱۶]. سارمی و همکاران (۲۰۲۴) با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل انزوا به شناسایی نواحی امیدبخش کانی‌سازی در منطقه فیض‌آباد در شمال شرق ایران پرداختند [۱۷]. همچنین در پژوهشی دیگر شهرستانی و همکاران (۲۰۲۴) با بکارگیری روش‌های یادگیری

<sup>۱</sup>- Outlier

با تکرار فرآیند جداسازی، تعداد مشخصی درخت برای تشکیل جنگل انزوا ایجاد می‌شود. اگر یک نمونه با اندازه  $p\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$  به طور تصادفی از جمعیت سلول‌ها انتخاب شود و هر سلول دارای  $g$  مقدار متغیر پیشگو باشد، یک درخت ایزوله با کمک جداکننده‌های تصادفی و با استفاده از یک متغیر تصادفی  $v_j (1 \leq j \leq g)$  و مقدار جداکننده تصادفی  $u$  تا زمانی که شرایط زیر محقق شود، رشد می‌کند [۱۴، ۲۹]:

- درخت به میانگین ارتفاع خود برسد.

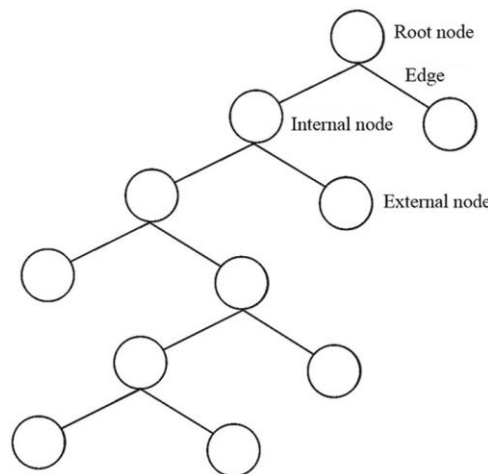
- دترمینان ماتریس داده‌های  $p \times g$  برابر با مقدار یک باشد.

همه سلول‌ها دارای مقادیر متغیر پیشگوی یکسانی باشند.

در نتیجه سلول‌های غیرعادی معمولاً مقادیر متغیر پیش‌بینی کننده متمایزی دارند و احتمالاً در چند قسمت ابتدایی به صورت تصادفی جدا می‌شوند. بنابراین، سلول‌هایی که طول مسیر آن‌ها کوتاه‌تر از میانگین ارتفاع درخت باشد، احتمالاً ناهنجار شناخته می‌شوند [۱۴]. در شکل ۲ برای نقطه طبیعی  $(X_i)$  نسبت به نقطه ناهنجاری  $(X_o)$  جداکننده‌های بیشتری مورد نیاز است؛ در نتیجه طول مسیر  $X_i$  بیشتر از  $X_o$  است [۳۰].

مختلف بر روی هر یک از نمونه‌ها آموزش داده می‌شود و در نهایت یک مدل نهایی تشکیل می‌شود [۲۶، ۲۷، ۲۸]. الگوریتم جنگل انزوا در دسته الگوریتم‌های Bagging قرار می‌گیرد [۲۵].

اصطلاح انزوا به معنی "جدا کردن یک نمونه از بقیه موارد" است. روش مبتنی بر انزوا، حساسیت موارد منزوی را از سایر داده‌ها اندازه‌گیری می‌کند و ناهنجاری‌ها بالاترین میزان این حساسیت را دارند. داده‌های ناهنجاری دارای دو ویژگی زیر است: رفتاری متفاوت از مجموعه داده‌های طبیعی دارند و دیگر اینکه در مجموعه داده‌ها، کمیاب‌اند. بر اساس این ویژگی‌ها برای تشخیص ناهنجاری از تعدادی جداکننده استفاده می‌شود. جداکننده با انتخاب تصادفی یک متغیر و سپس انتخاب تصادفی یک مقدار بین مقادیر حداکثر و حداقل آن متغیر، ایجاد می‌شود. جداکننده‌ها (گره‌ها) را می‌توان با یک ساختار درختی نمایش داد. در شکل ۱، یک گره برای یک درخت انزوا می‌تواند به گره بیرونی منفرد و یا یک گره درونی متصل به دو گره دیگر در نظر گرفته شود. تعداد جداکننده‌های مورد نیاز برای جداسازی یک نقطه معادل طول مسیر عبور از گره ریشه به گره انتهایی است.



شکل ۱- نمودار درخت انزوا [۳۱].

سلول  $x$  باشد، مقدار مورد انتظار آن برای گره‌های نهایی بر اساس رابطه ۱ محاسبه می‌شود:

$$C(p) = 2 \ln(p-1) - \left( \frac{2(p-1)}{p} \right) + 1.15443133 \quad (1)$$

که در آن:

$p$  اندازه زیر نمونه

$C(p)$  امید ریاضی طول مسیر برای سلول با اندازه  $p$

مدل جنگل انزوا از دو مرحله تشکیل شده است: مرحله اول آموزش و ساخت جنگل با استفاده از درختان تصادفی و مرحله دوم امتیازی که برای هر مشاهده در نظر گرفته می‌شود [۱۴]. پس از تشکیل جنگل انزوا، با شمارش تعداد لبه‌های عبور یافته از هر گره جدا شده تا گره ریشه، طول مسیر آن محاسبه می‌شود، سپس می‌توان از طول مسیر محاسبه شده برای برآورد نمره ناهنجاری نمونه استفاده کرد [۱۴]. اگر  $h(x)$  طول مسیر

$k$  تعداد سلول‌هایی است که فرایندهای پیمایش را در همان گره خارجی که سلول  $x$  روند پیمایش خود را به پایان رسانده است، به اتمام می‌رساند.

$C(k)$  مقداری است که یک زیر درخت ساخته نشده را فراتر از میانگین ارتفاع درخت حساب می‌کند.

$e$  تعداد لبه‌هایی است که سلول  $x$  درخت انزوا را پیمایش می‌کند.

در الگوریتم جنگل انزوا جداکننده‌های تصادفی همیشه بصورت عمودی یا افقی‌اند. بنابراین، در بعضی موارد امتیازات ناهنجاری تولید شده می‌تواند به طور کامل با احتمال توزیع مجموعه داده‌ها سازگار نباشد [۱۶]. برای حل آن، حریری و همکاران (۲۰۲۱) الگوریتم جنگل انزوا توسعه‌یافته<sup>۱</sup> را پیشنهاد دادند که یک شیب تصادفی را در زمان ساخت درخت انتخاب می‌کند. در این حالت، جداکننده‌های تصادفی در هر جهت توزیع می‌شوند [۳۲]. در برخی موارد مجموعه داده‌ها در یک طرف درخت قرار می‌گیرند که آن را یک شاخه خالی می‌نامند و سبب خطا در مدل‌سازی می‌شود. برای حل مساله شاخه خالی، لسوپل (۲۰۲۱) الگوریتم جنگل انزوا تعمیم‌یافته<sup>۲</sup> را پیشنهاد کرد. با توجه به این الگوریتم، در یک درخت انزوا مجموعه داده‌ها بر روی یک بردار نرمال از واحدهای نمونه‌گیری شده ایجاد می‌شود و یک منطقه نمونه‌برداری بین مقادیر ماکزیمم و مینیمم مجموعه داده به طور تصادفی انتخاب می‌کند. این معادل اضافه کردن یک محدودیت به درخت انزوا در هنگام ساخت آن است [۳۳]. بر این اساس الگوریتم جنگل انزوا تعمیم‌یافته می‌تواند به طور قابل اعتمادی ناهنجاری‌های چند متغیره را از داده‌های اکتشافی ژئوشیمیایی شناسایی کند. از آنجا که جنگل انزوا توسعه‌یافته و جنگل انزوا تعمیم‌یافته روش‌های توسعه‌یافته جنگل انزوا است، برخی محدودیت‌های افزوده شده سبب افزایش زمان شناسایی بی‌قاعدگی‌ها می‌شود [۱۶]. در این پژوهش از روش جنگل انزوا استاندارد استفاده شده است.

$\ln(*)$  تابع لگاریتم طبیعی است و  $1/15443133$  از ثابت اویلر بدست می‌آید.

نمره ناهنجاری سلول  $x$  را می‌توان به صورت رابطه ۲ بیان کرد:

$$S(x, p) = 2^{\frac{-E(H(x))}{C(p)}} \quad (2)$$

که در آن:

$E(h(x))$  میانگین  $h(x)$  درختان جنگل انزوا  
 $S(x, p)$  در بازه  $(0, 1]$  برحسب  $h(x) \in (0, p-1]$  تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned} E[h(x)] \rightarrow c(p), s(x, p) \rightarrow 0.5 \\ E[h(x)] \rightarrow 0, s(x, p) \rightarrow 1 \\ E[h(x)] \rightarrow p-1, s(x, p) \rightarrow 0 \end{aligned} \quad (3)$$

در مدل جنگل انزوا تعیین دو پارامتر، اندازه زیر نمونه  $(p)$  و تعداد درختان جنگل  $(t)$  مهم است. پژوهش‌های تجربی نشان داده است، در این الگوریتم برای  $p$  مقدار ۲۵۶ جزییات کافی برای تشخیص ناهنجاری در طیف وسیعی از داده‌ها را فراهم می‌کند و طول مسیر متوسط برای  $t$  در مقدار ۱۰۰ به خوبی همگرا می‌شود. بنابراین از  $p=256$  و  $t=100$  به عنوان مقادیر پیش فرض پارامترهای مدل جنگل انزوا استفاده می‌شود. این مقادیر توسط وو و چن (۲۰۱۸) در مطالعه و شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی تایید شده است [۳۱].

به طور کلی هر چه نمره ناهنجاری سلول بیشتر باشد، آن سلول به هدف اکتشافی نزدیک‌تر است. بر این اساس ویژگی‌های نمره ناهنجاری بر اساس روابط بالا بصورت زیر بیان می‌شود:

- اگر  $S(x, p)$  نزدیک به یک باشد، سلول  $x$  قطعاً ناهنجار است.  
 - اگر  $S(x, p)$  کوچکتر از ۰٫۵ باشد، سلول  $x$  یک سلول طبیعی است.  
 - اگر  $S(x, p)$  برابر با ۰٫۵ باشد، جمعیت سلول هیچ ناهنجاری آشکاری ندارد.

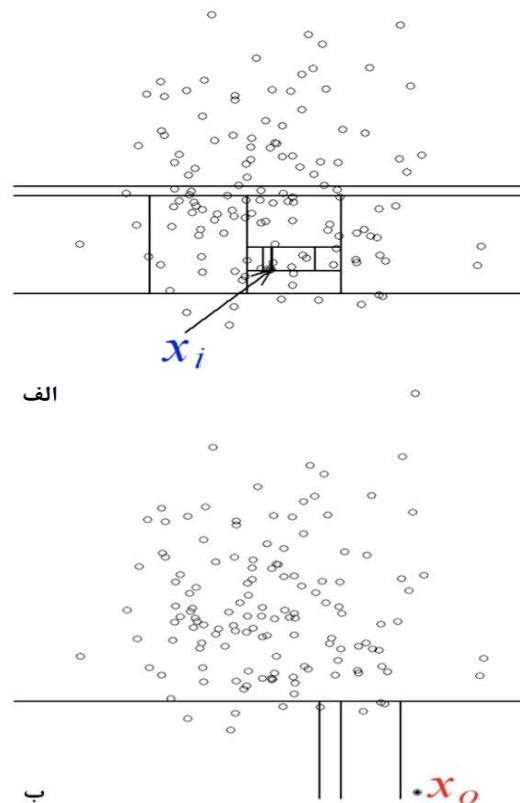
با توجه به اینکه یک درخت نمی‌تواند بیش از متوسط ارتفاع درختان آن مجموعه رشد کند، بنابراین  $h(x)$  به صورت رابطه ۳ محاسبه می‌شود:

$$h(x) = C(k) + e \quad (3)$$

که در آن:

<sup>1</sup>- Extended isolation forest

<sup>2</sup>- Generalized isolation forest



شکل ۲- ناهنجاری‌ها تمایل بیشتری برای جداسازی دارند و از این رو دارای طول مسیر کوتاه‌تری‌اند. الف- یک نقطه عادی  $x_i$  با دوازده جداکننده تصادفی جدا شده است، ب- یک ناهنجاری  $x_0$  فقط با چهار جداکننده جدا می‌شود [۳۰]

## ۲-۲- فرکتال

به طور کلی وجود ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی باعث افزایش بعد فرکتال متغیرهای ژئوشیمیایی می‌شود و بر این اساس می‌توان مراحل مختلف توزیع عناصر را بر اساس اختلاف در بعد فرکتالی مشخص کرد [۳۸]. به این صورت جامعه بی‌هنجاری، حد آستانه و زمینه در یک منطقه شناسایی می‌شود. روش‌های مختلفی برای تعیین بُعد فرکتالی الگوهای ژئوشیمیایی برای جدایش ناهنجاری از زمینه به کار برده شده است که از آن جمله می‌توان به مدل‌های عیار-حجم، عیار-مساحت، عیار-محیط، طیف توان-مساحت، عیار-فاصله و عیار-تعداد اشاره کرد.

### ۲-۲-۱ روش عیار-مساحت

مدل عیار-مساحت نخستین بار توسط چنگ و همکاران ارائه شده است [۳۹]. این مدل بر اساس رابطه معکوس بین عیار و مساحت تجمعی هر عیار و عیارهای بالاتر بر اساس رابطه ۴ بیان می‌شود:

$$A(> p) \propto p^{-D} \quad (4)$$

نتایج حاصل از روش‌های سنتی مبتنی بر آمار کلاسیک تا مدت‌ها به عنوان تنها روش‌های تحلیل داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گرفتند که دارای نقایصی از قبیل شرط تبعیت از توزیع نرمال، حذف تعدادی از داده‌ها به عنوان خارج از ردیف، عدم توجه به توزیع فضایی داده‌ها و نیز عدم توجه به شکل هندسی ناهنجاری‌ها بوده و توانایی بیان پیچیدگی‌های موجود در طبیعت را ندارند [۳۴، ۳۵]. در این روش جداسازی جوامع به صورت محاسبه پارامترهای مختلف حول میانگین انجام می‌گیرد.

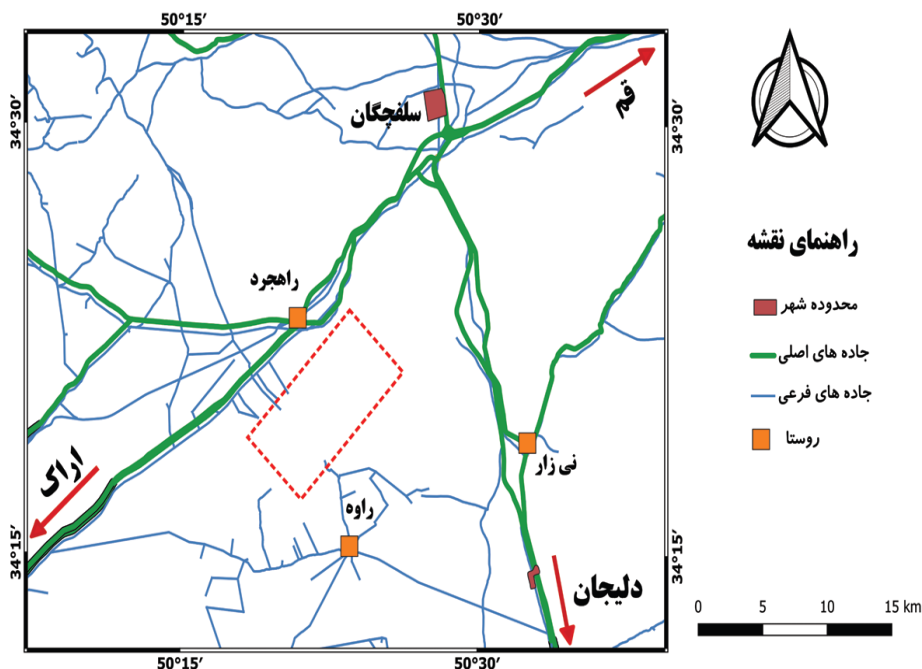
این مسایل سبب شد که برای بیان این پیچیدگی‌ها از هندسه فرکتال استفاده شود که در آن از داده‌های واقعی برای جداسازی جوامع استفاده می‌شود، بدون آنکه پردازش‌های آماری مانند نرمال کردن داده‌ها که موجب تغییر ماهیت داده‌ها می‌شود، استفاده شود و در نتیجه مدل‌سازی با این روش به واقعیت نزدیک‌تر است [۳۶، ۳۷].

است. این منطقه دارای طول جغرافیایی  $50^{\circ}19'E$  و عرض جغرافیایی  $34^{\circ}16'N$  است [۴۲]. شکل ۳ موقعیت دالی و جاده‌های دسترسی را نشان می‌دهد. منطقه دالی به دو تپه دالی شمالی و جنوبی تفکیک شده و کانی‌سازی پورفیری دالی شمالی در کوارتز دیوریت‌ها به وجود آمده است. این منطقه دارای مساحتی بیش از ۱۲ هکتار بوده و مطالعات در اینجا بر روی دالی شمالی متمرکز شده است که به بررسی آنومالی‌های ژئوشیمیایی موجود در خاک منطقه می‌پردازد [۴۲].

$A(>p)$  مساحت تجمعی محصور شده با خطوط هم‌عیاری است که عیار متناظر آن‌ها بزرگ‌تر از  $p$  (غلظت) است.  $D$  بعد فرکتال مربوط به دامنه‌های متفاوت  $p$  با ترسیم نمودار لگاریتمی عیار-مساحت، نقاطی که شیب منحنی تغییر می‌کند، می‌تواند نشان‌دهنده تغییر جامعه و به عبارتی تغییر شرایط زمین‌شناسی و به‌ویژه کانی‌سازی در نظر گرفته شود [۴۰، ۴۱].

### ۲-۳- منطقه مورد مطالعه

منطقه دالی در استان مرکزی (۷۰ کیلومتری اراک) و در نزدیکی تقاطع جاده اراک با بزرگراه تهران-اصفهان واقع شده



شکل ۳- موقعیت محدوده دالی و راه‌های دسترسی [۴۳]

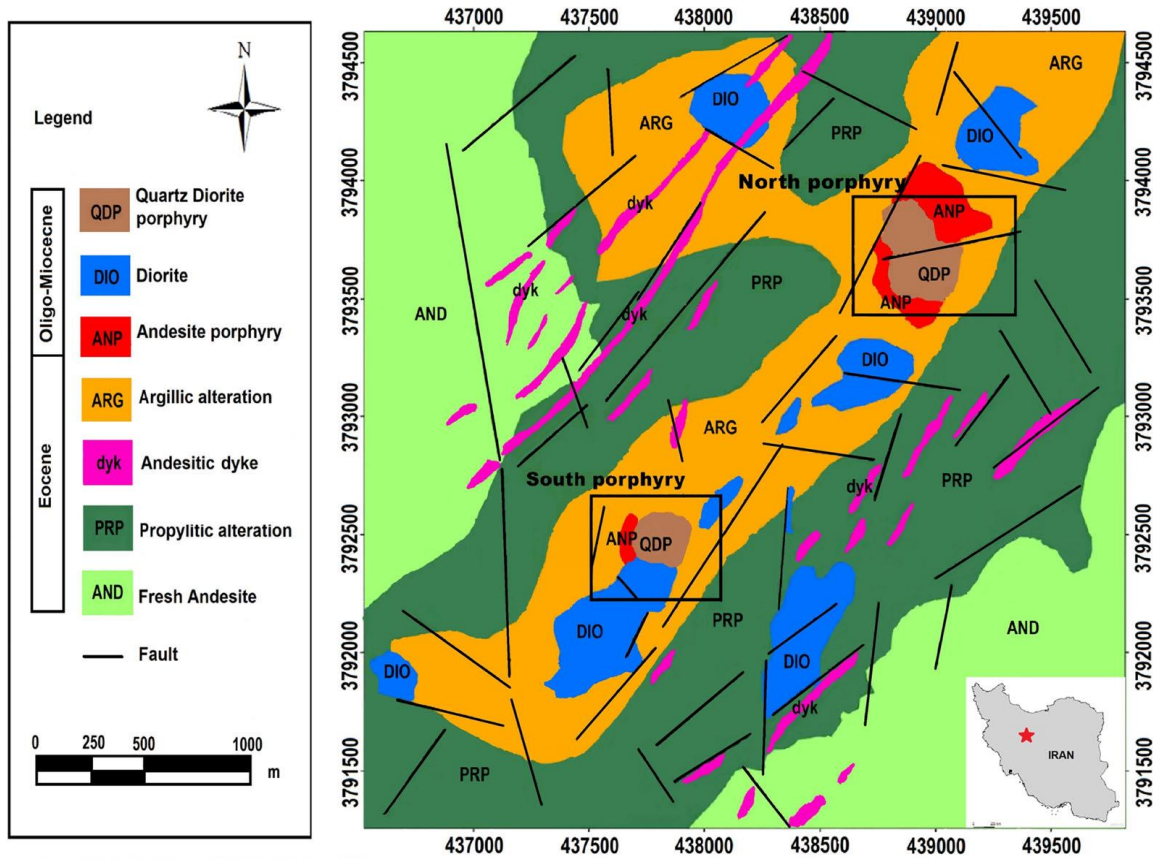
آندزیتی است و آثار دگرسانی سرسیتی و آرژیلیک (تخریب فلدسپار) بسیار نادر و جزئی است [۴۲]. شکل ۵ موقعیت برداشت ۱۴۹ نمونه از خاک سطحی در شبکه‌ای با ابعاد ۸۰۰×۹۰۰ متر و شکل‌های ۶ و ۷ مقادیر توزیع عیار طلا و مس را در منطقه دالی نشان می‌دهد. روش مورد استفاده برای آنالیز و اندازه‌گیری غلظت نمونه‌ها ICP-MS است [۴۲]. در جدول ۱ پارامترهای آمار توصیفی داده‌های ژئوشیمیایی این منطقه آمده است. از نتایج نمونه‌ها برای جدایش ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی طلا و مس در مدل‌سازی جنگل انزوا و روش فرکتال استفاده شده است.

### ۲-۳-۱- زمین‌شناسی و داده‌های ژئوشیمیایی دالی

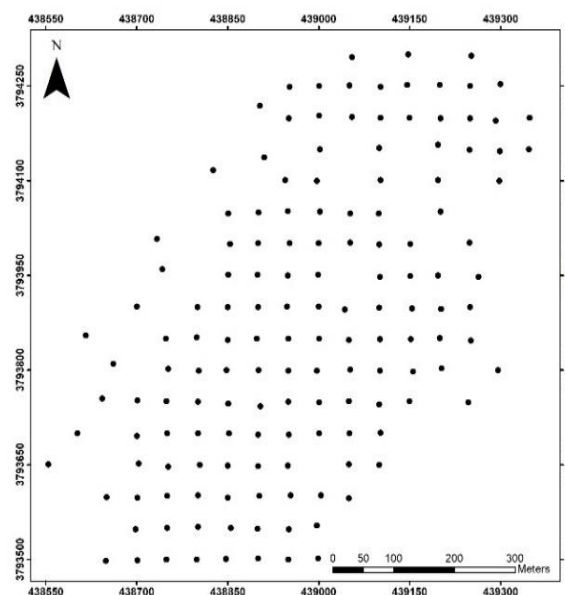
منطقه مورد نظر بر روی کمان ماگمایی ارومیه دختر واقع شده است. با توجه به نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰ در شکل ۴، سنگ میزبان کانی‌سازی ترکیبی در محدوده دیوریت تا کوارتز دیوریت پورفیری را نشان می‌دهد. سنگ‌های آتشفشانی منطقه دالی نیز در گروه آندزیت تا آندزیت، بازالت پورفیری نقش سنگ دیواره را ایفا می‌کنند. دو استوک پورفیری با ترکیب سنگ‌شناسی کوارتز دیوریت پورفیری به درون سنگ دیواره آندزیتی نفوذ کرده است. دگرسانی آن عمدتاً شامل پتاسیک در بخش مرکزی و پروپیلیتیک در بخش سنگ دیواره

جدول ۱- پارامترهای آمار توصیفی داده‌های ژئوشیمیایی محدوده اکتشافی دالی

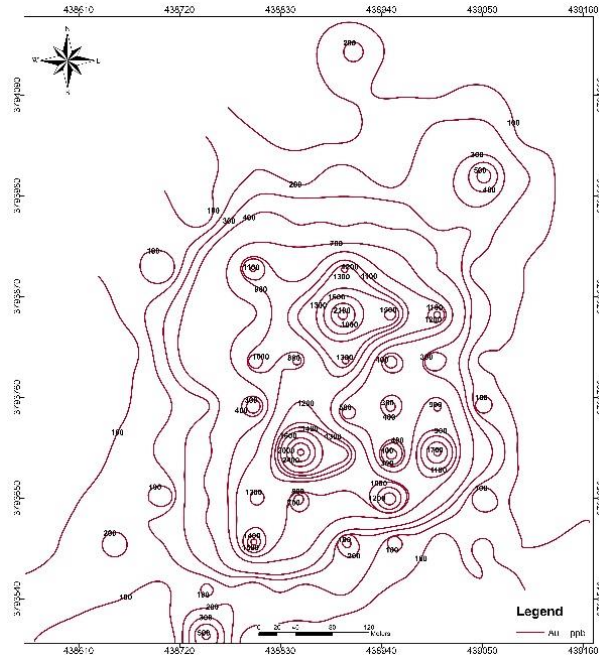
متغیر	میانگین	انحراف معیار	مینیمم	میانه	ماکزیمم
Au(ppb)	۲۸۵,۷۳۲	۴۸۶,۷۳	۲	۴۴	۲۸۶۷
Cu(ppb)	۸۶۰,۷۷۲	۱۰۵۱,۸۶	۴۹	۳۰۲	۵۴۰۳



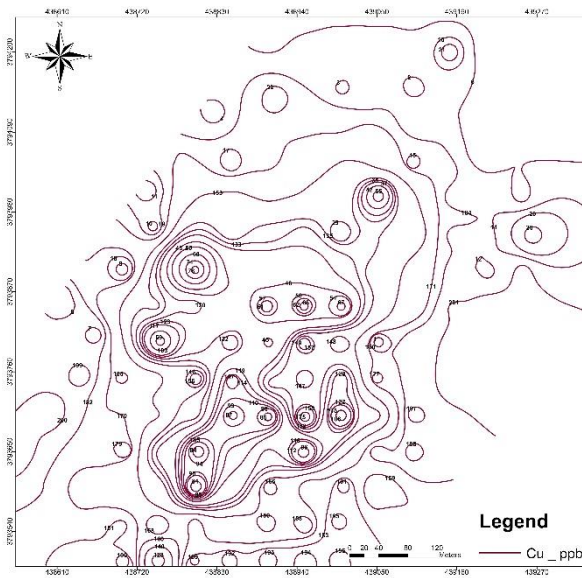
شکل ۴- نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ محدوده دالی شمالی [۴۴]



شکل ۵- موقعیت نمونه‌های برداشت شده در محدوده دالی



شکل ۶- نقشه توزیع عیار طلا در نمونه‌های برداشت شده محدوده دالی



شکل ۷- نقشه توزیع عیار مس در نمونه‌های برداشت شده محدوده دالی

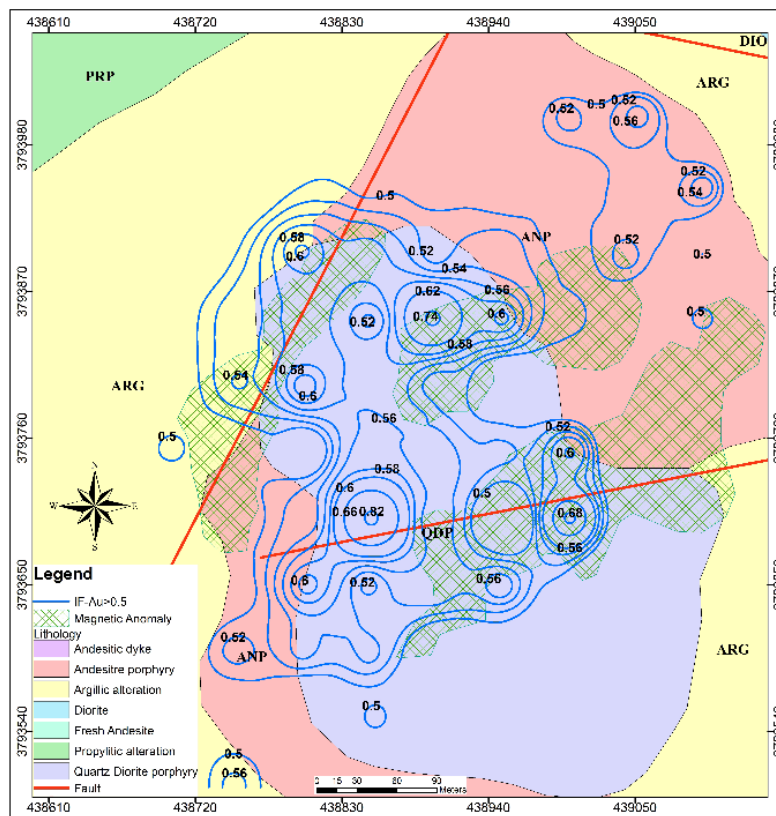
### ۳- نتایج و بحث

طول مسیر کوتاه‌تری دلرند. در نهایت نقشه توزیع مقادیر امتیازات نمونه‌ها بر اساس مدل جنگل انزوا برای دو عنصر طلا و مس در شکل‌های ۸ و ۹ ترسیم شده است.

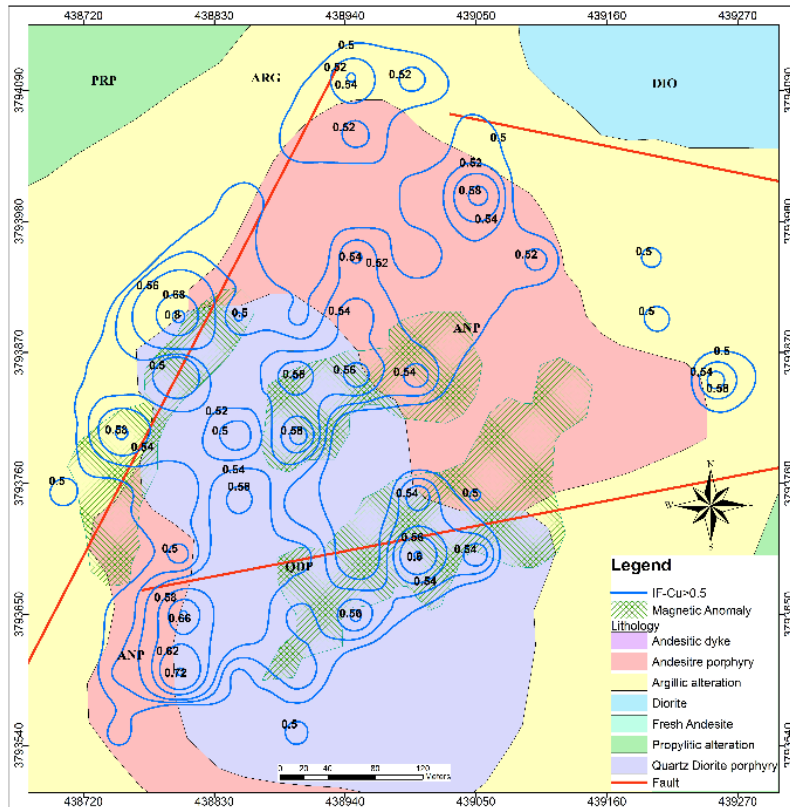
بر اساس الگوریتم جنگل انزوا مقادیر پارامترهای مدل تعیین و با استفاده از زبان برنامه‌نویسی متلب مقادیر امتیازات و نمونه‌های ناهنجار برای امتیازات بیشتر از ۰/۵ مشخص شد. با توجه به جدول ۲ و ویژگی الگوریتم جنگل انزوا، مقادیر ناهنجار

جدول ۲- مقادیر طول مسیر جنگل و امتیاز برای تعدادی از نمونه‌ها در مدل جنگل انزوا

نمونه	Au		Cu	
	طول مسیر جنگل	امتیاز	طول مسیر جنگل	امتیاز
۱	۱۲.۲۵	۰.۴۰	۱۰.۹۵	۰.۴۴
۲	۱۳.۲۵	۰.۳۷	۱۴.۳۱	۰.۳۴
۳	۷.۱۳	۰.۵۸	۹.۳۷	۰.۴۹
۴	۱۲.۲۴	۰.۴۰	۱۱.۵۷	۰.۴۲
۵	۱۳.۴۶	۰.۳۶	۱۲.۷۳	۰.۳۸
۶	۱۳.۴۴	۰.۳۶	۱۳.۳۶	۰.۳۶
۷	۱۳.۳۵	۰.۳۶	۱۲.۲۱	۰.۴۰
۸	۱۲.۴۵	۰.۳۹	۱۳.۷۲	۰.۳۵
۹	۱۳.۲۲	۰.۳۷	۱۱.۷۹	۰.۴۱
۱۰	۹.۱۲	۰.۵۰	۱۰.۶۴	۰.۴۵
۱۱	۱۰.۴۷	۰.۴۵	۸.۷۵	۰.۵۲
۱۲	۸.۸۶	۰.۵۱	۱۰.۷۱	۰.۴۴



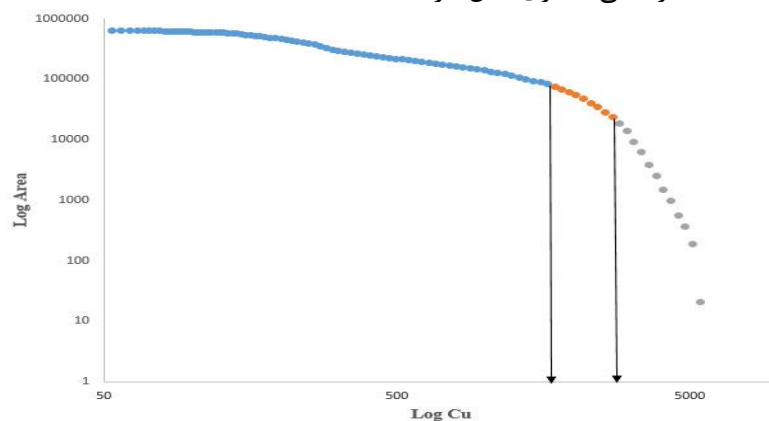
شکل ۸- نقشه توزیع امتیاز ناهنجاری طلا بر اساس مدل جنگل انزوا



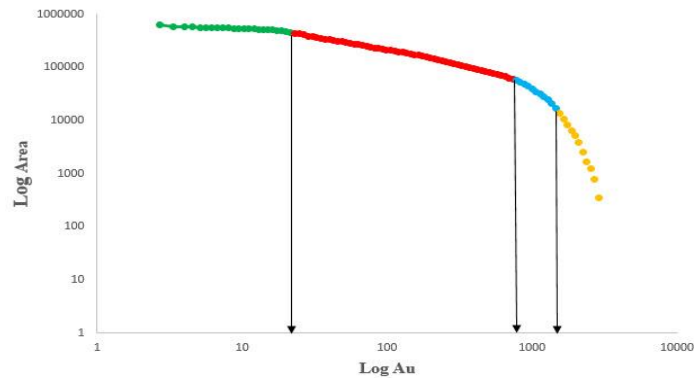
شکل ۹- نقشه توزیع امتیاز ناهنجاری مس بر اساس مدل جنگل انزوا

منطقه است. برای عنصر طلا در شکل ۱۱، نمودار لگاریتمی چهار جامعه را نشان می‌دهد. جامعه اول مقادیر زمینه و جامعه دوم در بازه ۲۲ تا ۷۳۴ گرم بر میکروگرم نشان‌دهنده حد آستانه است. جامعه سوم که در بازه ۷۳۴ تا ۱۴۵۲ گرم بر میکروگرم قرار دارد بی‌هنجاری متوسط را مشخص می‌کند و در نهایت جامعه چهارم با شیب زیاد، معرف بی‌هنجاری قطعی طلا در منطقه است. در نهایت نقشه‌های ژئوشیمیایی برای دو عنصر طلا و مس بر اساس مدل فرکتالی عیار- مساحت در شکل‌های ۱۲ و ۱۳ ترسیم شده است.

برای جدایش ناهنجاری با استفاده از روش فرکتال، نمودارهای لگاریتمی عیار- مساحت برای دو عنصر Cu و Au ترسیم و حدود آستانه برای هر جامعه مشخص شد. در هر نمودار چند جامعه ژئوشیمیایی نشان داده شده است که این جوامع در ارتباط با ماهیت فرکتالی توزیع عناصر با ساختارهای زمین‌شناسی منطقه‌اند. در نمودار شکل ۱۰ برای عنصر مس، جامعه اول که دارای شیب کمی است، نشان‌دهنده مقدار زمینه عنصر در منطقه است. جامعه دوم در بازه ۱۶۳۳ تا ۲۷۱۷ گرم بر میکروگرم را می‌توان به عنوان حد آستانه برشمرد. جامعه سوم که دارای شیب زیادی است، معرف بی‌هنجاری مس در



شکل ۱۰- نمودار لگاریتمی عیار- مساحت برای عنصر Cu



شکل ۱۱- نمودار لگاریتمی عیار- مساحت برای عناصر Au

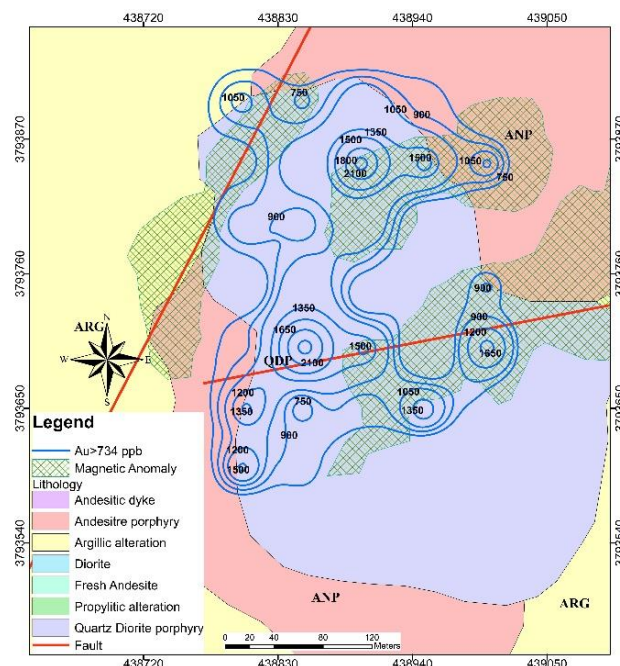
#### ۴- نتیجه گیری

مساحت با نتایج مطالعات گذشته و شرایط زمین‌شناسی منطقه کانی‌سازی انطباق مناسبی دارد.

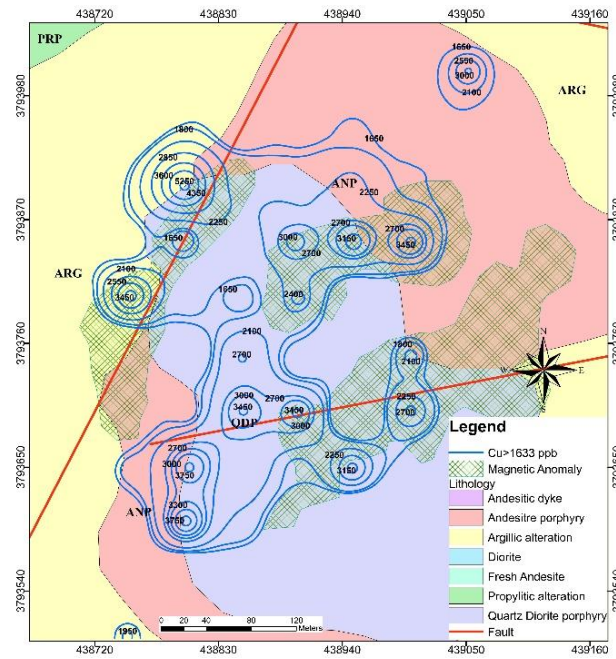
همچنین برای بررسی عملکرد روش جنگل انزوا، منحنی ROC مورد استفاده قرار گرفت. سطح زیر این منحنی را AUC می‌نامند که عددی بین صفر تا یک است و نشان‌دهنده قدرت تشخیص یا درستی نتایج یک روش است [۴۶]. در شکل ۱۴ با توجه به مساحت زیر منحنی یا AUC برای امتیازات دو عنصر طلا و مس، عملکرد مدل‌سازی جنگل انزوا در جدایش ناهنجاری نسبت به روش فرکتالی عیار- مساحت در حداقل قبول ارزیابی می‌شود، بنابراین می‌توان از مدل‌سازی جنگل انزوا در تولید نقشه‌های پتانسیل مواد معدنی استفاده کرد.

در جدایش و تفکیک جوامع ناهنجار از زمینه در داده‌های ژئوشیمیایی سطحی منطقه دالی شمالی، دو روش جنگل انزوا و روش فرکتالی عیار- مساحت استفاده شد. نتایج همپوشانی مناسبی بین آنومالی‌های مشخص شده با این روش‌ها و سنگ‌های آندزیت و کوآرتزیدیوریت پورفیری را نشان می‌دهد. این موضوع در گزارش‌های گذشته از منطقه بیان شده است [۴۲]. در ذخایر مس- طلا پورفیری وجود مگنتیت بصورت پراکنده در زون پتاسیک در مواردی که در عمق باشد، ناهنجاری‌های بالای مغناطیسی تولید می‌کند [۴۵].

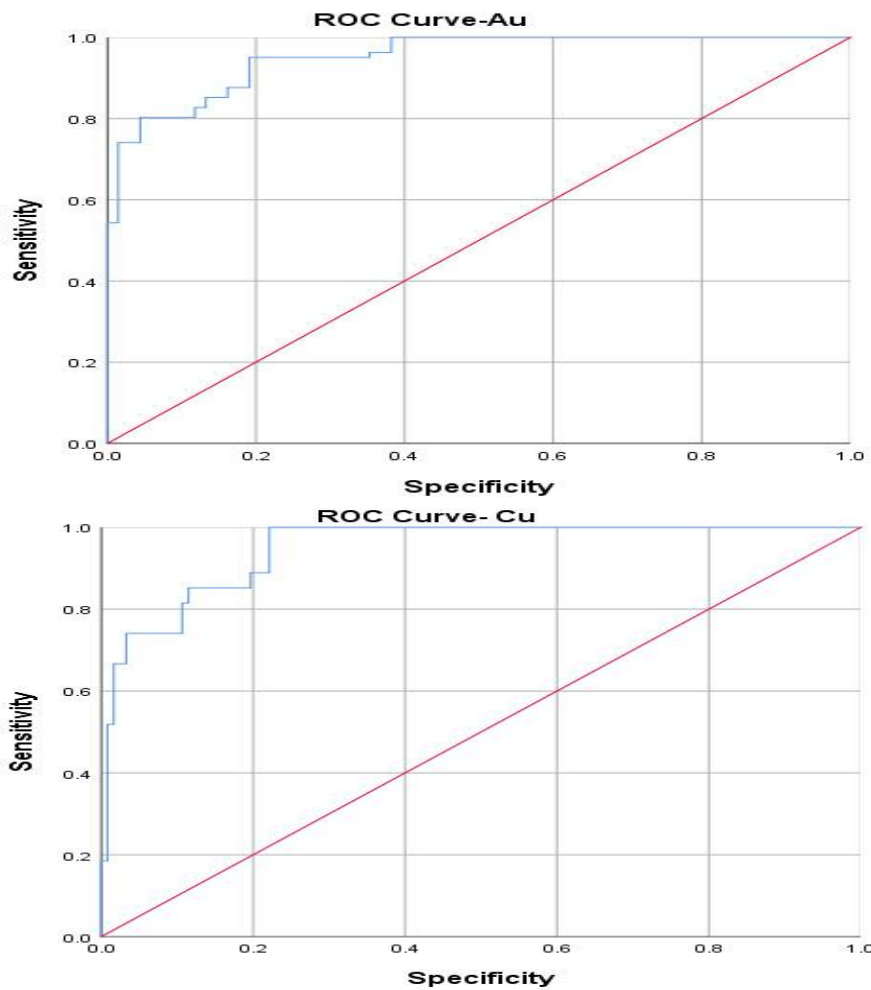
مطالعات ژئوفیزیکی در این منطقه نیز با هاله‌های شناسایی شده مطابقت خوبی را نشان می‌دهد. در نهایت می‌توان بیان نمود نتایج حاصل از روش جنگل انزوا و روش فرکتال عیار-



شکل ۱۲- نقشه توزیع امتیاز ناهنجاری طلا بر اساس مدل فرکتالی عیار- مساحت



شکل ۱۳- نقشه توزیع امتیاز ناهنجاری مس بر اساس مدل فرکتالی عیار- مساحت



شکل ۱۴- منحنی ROC مقادیر امتیازت جنگل انزوا برای عناصر Cu, Au

## منابع

- African Earth Sciences*, vol. 119, pp. 139-149, 2016.
- [9] Roshanravan, B., Tabatabaei, H., Kreuzer, O., Moini, H., Parsa, M., "Structural and non-structural statistical methods: implications for delineating geochemical anomalies," *Applied Earth Science*, vol. 129, no. 3, pp. 111-121, 2020.
- [10] Carranza, E.J.M., Laborte, A.G., "Data-driven predictive mapping of gold prospectivity, Baguio district, Philippines: Application of Random Forests algorithm," *Ore Geology Reviews*, vol. 71, pp. 777-787, 2015.
- [11] Zhao, J.N., Chen, S.Y., Zuo, R.G., "Identifying geochemical anomalies associated with Au-Cu mineralization using multifractal and artificial neural network models in the Ningqiang district, Shaanxi, China.," *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 164, pp. 54-64, 2016.
- [12] Keykhay-Hosseinpour, M., Kouhsari, A. H., Hossein Morshedy, A., & Porwal, A., "Porphyry Cu-Au prospectivity modelling using semi-supervised learning algorithm in Dehsalm district, eastern Iran.," *Journal of Economic Geology*, vol. 13, no. 1, pp. 193-213, 2021.
- [13] Cheng Q., "Mathematical Geosciences: Local Singularity Analysis of Nonlinear Earth Processes and Extreme Geo-Events. In: Daya Sagar BS, Cheng Q, Agterberg F, editors. Handbook of Mathematical Geosciences: Fifty Years of IAMG.," *Springer International Publishing, Cham*, pp. 179-208, 2018.
- [14] Liu, F.T., Ting, K.M., Zhou, Z.-H., "Isolation forest," in *Eighth IEEE International Conference on Data Mining, IEEE*, 2008.
- [15] Chen, Y., Wang, S., Zhao, Q. et al, "Detection of Multivariate Geochemical Anomalies Using the Bat Optimized Isolation Forest and Bat-Optimized Elliptic Envelope Models," *J. Earth Sci*, vol. 32, pp. 415-426, 2021.
- [1] Grunsky E.C., Caritat P.de, "State-of-the-art analysis of geochemical data for mineral exploration," *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 2019.
- [2] Wang, L.; Liu, B.; McKinley, J.M.; Cooper, M.R.; Li, C.; Kong, Y.; Shan, M., "Compositional data analysis of regional geochemical data in the Lhasa area of Tibet, China.," *Applied Geochemistry*, vol. 135, no. 105108, p. 10, 2021.
- [3] Zhao, P.D.; Chen, Y.Q., "Digital geology and quantitative mineral exploration.," *Earth Sci. Front*, vol. 28, pp. 1-5, 2021.
- [4] Mou, N., Wang, G., and Sun, X., "Identification of geochemical anomalies related to mineralization: A case study from porphyry copper deposits in the Qulong-Jiama mining district of Tibet, China.," *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 244, 2023.
- [5] Yang, N., Zhang, Z., Yang, J. et al., "Mineralized-Anomaly Identification Based on Convolutional Sparse Autoencoder Network and Isolated Forest," *Natural Resources Research*, vol. 32, pp. 1-18, 2023.
- [6] Zuo, R.G.; Wang, J.; Xiong, Y.H.; Wang, Z.Y., "The processing methods of geochemical exploration data: Past, present, and future," *Appl. Geochem*, vol. 105072., p. 132, 2021.
- [7] Jafari, M. A., Kananian, A., & Nazarpour, A., "Prospecting of Zn-Pb mineralization based on stream sediments geochemical exploration in the Malayer-Isfahan metallogenic belt.," *Journal of Economic Geology*, vol. 12, no. 4, pp. 611-634, 2021.
- [8] Afzal, P., Mirzaei, M., Yousefi, M., Adib, A., Khalajmasoumi, M., Zarifi, A.Z., Foster, P., Yasrebi, A.B., "Delineation of geochemical anomalies based on stream sediment data utilizing fractal modeling and staged factor analysis.," *Journal of*

- مریم، "کاربرد یادگیری بدون نظارت در کشف تقلبات بیمه اتومبیل (الگوریتم جنگل ایزوله)،" حسابداری مدیریت، جلد ۱۵، شماره ۵۳، ۱۴۰۱، ۱۵۳-۱۴۱، pp. ۱۴۱-۱۵۳.
- [۲۶] کشاورز رضا، امیر و حسن پور، حمید و تخم چی، بهزاد، "شناسایی هوشمند زون های شکسته با استفاده از چاه نمودارهای پتروفیزیکی،" در اولین کنفرانس ملی مهندسی اکتشاف منابع زیرزمینی، شاهرود، ۱۳۹۲.
- [۲۷] مشرف‌زاده، صادق و رحمانی سرباست، امید و روایی، بهمن، "تشخیص نفوذ با استفاده از الگوریتم بگینگ،" در هشتمین کنگره ملی تازه های مهندسی برق و کامپیوتر ایران، تهران، ۱۴۰۰.
- [۲۸] حسنعلی پور، اکبر و مشرف‌زاده، صادق، "تشخیص وبسایت‌های فیشینگ با استفاده از ترکیب الگوریتم کاهش ابعاد و بگینگ،" در اولین کنفرانس ملی آنالیز داده ها، یاسوج، ۱۴۰۲.
- [29] Julien Lesouple, Cédric Baudoin, Marc Spigai, Jean-Yves Tourneret, "Generalized isolation forest for anomaly detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 149, pp. 109-119, 2021.
- [30] Liu, F.T., Ting, K.M., Zhou, Z.H., "Isolation-based anomaly detection," *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, vol. 6, no. 1, pp. 1-39, 2012.
- [31] Wu, W., Chen, Y.L., "Application of isolation forest to extract multivariate 699 anomalies from geochemical exploration data.," *Global Geology*, vol. 21, pp. 36-47, 2018.
- [32] K. M. C. B. R. J. Hariri S, "Extended isolation forest," *IEEE Transactions on Knowledge and*, vol. 33, no. 4, pp. 1479-1489, 2021.
- [33] B. C. S. M. e. a. Lesouple J, "Generalized isolation forest for anomaly detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 149, pp. 109-119, 2021.
- [34] Cheng, Q., Agterberg, F.P., Carter, G.F., "A Spatial Analysis Method for Geochemical Anomaly Separation,"
- [16] Zheng. C.Y., Zhao. Q.Y., Fan. G.Y., Zhao, K.Y., and Piao. T., "Comparative study on isolation forest, extended isolation forest and generalized isolation forest in detection of multivariate geochemical anomalies.," *Global Geology*, vol. 26, no. 3, pp. 167-176, 2023.
- [17] M. Saremi, M. Bagheri, S. Agha Seyyed Mirzabozorg, N. Hassan, Z. Hoseinzade and A. Maghsoudi, "Evaluation of Deep Isolation Forest (DIF) Algorithm for Mineral Prospectivity Mapping of Polymetallic Deposits," *Minerals*, vol. 14, p. 1015, 2024.
- [18] S. C. E. Shahrestani, "Effectiveness of LOF, iForest and OCSVM in detecting anomalies in," *Exploration, Environment, Analysis*, vol. 24, 2024.
- [19] Chen, Y. L., & Wu, W., "Mapping mineral prospectivity by using one class support vector machine to identify multivariate geological anomalies from digital geological survey.," *Australian Journal of Earth Sciences*, vol. 44, no. 5, pp. 639-651, 2017.
- [20] Xu Tan, Jiawei Yang, Susanto Rahardja, "Sparse random projection isolation forest for outlier detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 163, pp. 65-73, 2022.
- [21] Paweł Karczmarek, Adam Kiersztyn, Witold Pedrycz, Dariusz Czerwiński, "Fuzzy C-Means-based Isolation Forest," *Applied Soft Computing*, vol. 107354, p. 106, 2021.
- [22] Alghushairy, O., Alsini, R., Soule, T., & Ma, X., "A review of local outlier factor algorithms for," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 5, no. 1, p. 1, 2020.
- [23] Smiti, A., "A critical overview of outlier," *Computer Science Review*, vol. 100306, p. 38, 2020.
- [24] Wang, H., Bah, M. J., & Hammad, M., "Progress in outlier detection techniques: A survey," *Ieee Access*, vol. 7, pp. 107964-108000, 2019.
- [۲۵] خانی‌زاده، فرید، خامسیان، فرزانه، و اثنی عشری،

- اسدی هارونی، هوشنگ، حاج حیدری، محمد، و جان قربان، غزل. "مدل‌سازی وارون داده‌های مغناطیسی و IP/RS با هدف اکتشاف کانسار شمالی مس-طلائی پورفیری دالی"، *علوم زمین*، جلد ۳۲، شماره ۳، ۷۹-۹۲، ۱۴۰۱.
- [44] Fatehi, M., & Asadi, H. H., "Application of semi-supervised fuzzy c-means method in clustering multivariate geochemical data, a case study from the Dalli Cu-Au porphyry deposit in central Iran," *Ore Geology Reviews*, vol. 81, pp. 245-255, 2017.
- [۴۵] کریم‌پور م، سعادت س، زمین‌شناسی اقتصادی، مشهد: انتشارات دانشگاه فردوسی، ۱۳۸۸.
- [46] J. ., D. R. ., a. M. J. Swets, "Better Decisions through Science," *Scientific American*, pp. 82-87, 2000.
- Journal of Geochemical Exploration*, vol. 65, pp. 175-194, 1996.
- [35] Zuo, R.G.; Wang, J.L., "ArcFractal: An ArcGIS add-in for processing geoscience data using fractal/multifractal models," *Nat. Resour. Res*, vol. 29, pp. 3-12, 2020.
- [36] Cheng, Q., Agterberg, F. P., & Ballantyne, S. B., "The separation of geochemical anomalies from background by fractal methods," *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 51, no. 2, pp. 109-130, 1994.
- [37] Zhao, Z.H.; Chen, J.; Qiao, K.; Cui, X.M.; Liang, S.S.; Li, C.L., "Remote Sensing Alteration Information and Structure Analysis Based on Fractal Theory: A Case Study of Duobaoshan Area of Heilongjiang Province," *Geoscience*, vol. 19, pp. 1-16, 2022.
- [۳۸] جوزانی کهن، گلناز. "به کارگیری روش فرکتالی عیار محیط در جدایش آنومالی‌های ژئوشیمیایی از زمینه." در دهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، تهران، ۱۳۸۵.
- [39] Farhadi, S.; Afzal, P.; Boveiri Konari, M.; Daneshvar Saein, L.; Sadeghi, B., "Combination of Machine Learning Algorithms with Concentration-Area Fractal Method for Soil Geochemical Anomaly Detection in Sediment-Hosted Irankuh Pb-Zn Deposit, Central Iran," *Minerals*, vol. 12, p. 689, 2022.
- [40] Goncalves, M. A., Mateus, A., & Oliveira, V., "Geochemical anomaly separation by multifractal modelling," *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 72, no. 2, pp. 91-114, 2001.
- [41] Shafieyan, F., Abdideh, M., "Application of concentration-area fractal method in static modeling of hydrocarbon reservoirs," *Petrol Explor Prod Technol*, vol. 9, pp. 1197-1202, 2019.
- [42] Asadi Haroni H., "First Stage Drilling Report on Dalli Porphyry Cu-Au Prospect, Central Province of Iran," Technical Report, Isfahan., 2008.
- [۴۳] مشتاقیان، کی‌تاش، ابطحی فروشانی، سیدمحمد،