

Original Research Paper

Using U-spatial statistics method to identify and classify intensity of geochemical anomalies in the Neysian area

Amir Salimi ^{1*}, Samaneh Barak ², and Mahyar Yousefi ³

¹ Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran

² Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

³ Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, Malayer University, Malayer, Iran

ARTICLE INFO

Article history:

Received: 2023 July 31

Accepted: 2023 November 25

Available online: 2024 September 22

Keywords:

Geochemical dataset

Threshold

Structural method

U-spatial statistics

ABSTRACT

An accurate threshold value makes a precise geochemical separation into anomaly and background areas. The threshold assignment using structural methods are preferred to non-structural methods. In this research, the U-spatial statistics, a structural based method, was used to study soil type geochemical data of the Neysian region. The optimal U-values obtained by this method for each sample were successfully utilized to separate the abnormal and background samples, accurately. In addition, based on the optimal distance of each sample, the abnormal samples identified in the previous step were classified in terms of geochemical intensity into strong, medium, and weak samples. The goodness of U-spatial statistics performance in identifying abnormal areas were validated using drilled boreholes in the area. The U-spatial statistics not only succeeded in correctly identifying anomalous samples, but it also correctly identified some samples as the background while they had been recognized as anomaly by a non-structural method. All results obtained were validated by the several drilled boreholes.

1. Introduction

Geochemical exploration plays an important role in finding promising areas and has an undeniable role in mineral potential mapping (Carranza, 2008; Yousefi et al., 2021). Patterns recognition of distribution of trace and indicator elements performed by uni-variate and multi-variate processing of geochemical data (Reimann, 2005; Carranza, 2008; Yousefi, 2017; Ghasemzadeh et al., 2019; Seyedrahimi-Niaraq and Mahdianfar, 2021; Barak et al., 2018 a, b, 2021; 2023; Yousefi et al., 2012, 2023), prepares

valuable information about ore mineralization processes (Yousefi, 2017; Yousefi et al., 2019, 2021, 2023).


Geochemical samples classification into background and anomaly is a usual task in geochemical data processing (Cheng et al., 1996). Separation of geochemical anomalies from the background is performed via a parameter called threshold, which is determined by geochemical data processing of one element (or combination of several elements) (Mohammadi et al., 2016).

* Corresponding author: Amir Salimi; E-mail: a.salimi@znu.ac.ir

Citation:

Salimi, A., Barak, S., and Yousefi, M., 2024. Using U-spatial statistics method to identify and classify intensity of geochemical anomalies in the Neysian area. Scientific Quarterly Journal of Geosciences, 34(3), 133, 63-74. <https://doi.org/10.22071/gsj.2023.409411.2104>.

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

 doi: 10.22071/gsj.2023.409411.2104

 dor: 20.1001.1.10237429.1403.34.3.4.2



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

The more accurate threshold determination, the more accurate classification of background and anomaly. This is a challenging task in geochemical societies (Carranza, 2008; Ghasemzadeh et al., 2019; Plant and Hale, 1994; Salimi and Rafiee, 2021; Zuo and Wang, 2016).

The methods applied to separate geochemical anomalies from background areas are categorized to structural and non-structural types (Hasanipak and Sharafadin, 2012). The first type is frequency based and the second is spatial-frequency based (Mohammadi et al., 2016). It means, in addition to the content of elements, which is utilized by non-structural methods, geo-information features such as the geographic location of the samples and geometric features like the shape and fractal dimensions of geochemical anomalies are important criteria utilized just by structural methods (Mahdiyanfar and Salimi, 2022).

The U-spatial statistics is a known structural method for separating abnormal and background samples. This method assigns an optimal U-value and an optimal distance for each geochemical sample regarding to the geochemical similarity of each sample with its surrounding samples. In this way, the spatial relationship of the similar samples is taken into account, and accordingly the background and abnormal samples are classified, accurately. Interpretation of results obtained by U-spatial statistics can be done using both the optimal U-values and optimal distances. The prepared maps based on the optimal U values recognize the patterns that can be used to separate the anomaly and background areas. On the other hand, if the optimal distances of each sample are analyzed, important information about the geometric characteristics of the anomaly and background areas can be revealed.

This paper evaluates the performance of the U-spatial statistics method when applied to classify anomaly and background areas using soil geochemical samples of the Neysian region. The innovation of this research compared to previous studies is the use of the optimal distance of samples. The results revealed that the map of the optimal distances provides valuable information about the geochemical intensity of abnormal samples. This research tries to emphasize the importance of using structural methods in geochemical data processing by comparing the results of U-spatial statistics method with a non-structural method.

The study area is located in Isfahan province and near Neysian village. It is settled on the western edge of the Central Iran zone and on the Urmia-Dokhtar belt. This volcanic belt is located in the west and southwest of the central Iran zone and the north of the Sanandaj-Sirjan zone. It consists of volcanic rocks and related pyroclastics (Fig. 1-a).

The study area consists of semi-deep to subvolcanic intrusive bodies with intermediate to acidic composition. It includes diorite, monzodiorite, dacite, granodiorite and quartz diorite rocks. The host rock formations with semi-deep metamorphism occurred in the neighboring regions of the study area characterized by rock types ranging from andesite to trachy-andesite. Specifically, in the northern areas, there are the outcrops of these formations (Fig. 1-b).

Moreover, the soils resulting from the erosion of these rock play a crucial role in shaping the environment surrounding the deposit Kavoshgaran, 2010 , Barak et al., 2016, 2018b).

2. Research methodology

2.1. Geochemical dataset

Due to the arid and flatness nature of the Neysian area, it was preferred to take in situ soils samples for gathering the geochemical dataset. Sampling was performed at the scale of 1:5000, and finally 945 soil samples were systematically taken. 43 elements were analyzed by the Inductively Coupled Plasma (ICP) spectrometer in the Zar Azma laboratory. As well as, the Flame Atomic Absorption (F.A.A) Spectroscopy was utilized to analysis Au.

2.2. U-spatial statistics method

If the populations A and B are assumed as anomalous and background populations, respectively, the separation of them based on the spatial distribution of samples can be done by the U-spatial statistics method. It is assumed that this populations are statistically normal with mean and standard deviation equal to μ_A , μ_B , σ_A and σ_B , respectively. Theoretically, U-spatial statistics draws a window around each sample, then the weighted average grade of the samples inside the window is calculated. The weighted average is calculated regard with the distance of each sample surrounded by the window, and this process is repeated in windows of different sizes. Then, the values of weighted average are normalized with mean (μ) and standard deviation (σ) of the main dataset including all samples of A and B . According to equation (1), variable $U_i(r)$ is calculated for each sample.

$$U_i(r) = \frac{\bar{x}_i(r) - \mu}{\sigma} \quad \text{Eq. 1}$$

Base of the background and anomaly sizes, equation (1) can be broken into two parts:

$$U_i(r) = \frac{\bar{x}_i(r) - \mu}{\sigma} = \frac{\sum_{j=1}^{n1} w_j(r)x_j - \mu}{\sigma} + \frac{\sum_{k=1}^{n2} w_k(r)x_k - \mu}{\sigma} \quad \text{Eq. 2}$$

In equation (2), μ and σ are the mean and standard deviation of the dataset including all samples of A and B . $W_j(r)$ is the weight of the j^{th} anomalous sample (with grade x_j) of the $n1$ samples of the anomaly population A , and $W_k(r)$ is the weight of the k^{th} background sample (with grade x_k) of the background population B which surrounded by a window central of i^{th} sample and radius of r . Also, $\bar{x}_i(r)$ is the weighted average of the i^{th} sample calculated by the all samples around it inside the window. Finally, among the all values of $U_i(r)$ of each i^{th} sample, only a U-value which satisfy equation (3) is assigned to the i^{th} sample as the optimal U^* value.

$$U_i^*(r) = \max_{0 \leq r \leq r_{\max}} |U_i(r)| \quad \text{Eq. 3}$$

3. Results and Discussions

The geochemical dataset introduced in Section 2.1 was used to identify the geochemical anomalies of copper element. Firstly, the clustering statistical method was utilized to identify paragenetic

elements of copper mineralization. For this purpose, the clustering method was implemented on a set of elements that are known as indicator or trace elements of copper. The results are presented in Figure 2.

According to Figure 2, Cu and Mo are in the same cluster which confirms the geochemical distribution patterns of Cu and Mo are so similar. Therefore, the composite elemental index of $Cu \times Mo$ was considered as the exploratory index. This index was used as the input dataset of U-spatial statistics method. The statistical descriptions and histograms of Cu, Mo and $Cu \times Mo$ are collected and shown in Table 1 and Figure 3.

The results of implementation of the U-spatial statistics on the $Cu \times Mo$ dataset can be seen in Table 2 and Figure 4. The separation of the samples into two populations, normal and abnormal, can be clearly seen in Figure 4. Here, the maximum radius of 800 meters and incremental steps of 50 meters were used regarding with the study area extent.

In the next step, abnormal samples of U-values were separated from the background based on the threshold equal to the median + 2 × standard deviation of U-values dataset (Fig. 5). Using the median parameter of dataset instead of the mean is a reasonable choice because the median is not affected by outlier samples.

Figure 5 shows that the anomalous samples are accurately identified because there is a high conformity between the abnormal and background samples, respectively, with the location of promising and weak drillholes. In order to evaluate the performance of the U-spatial statistics method, the threshold median parameter + 2 × standard deviation was applied to classify the raw values of $Cu \times Mo$ (Fig. 6).

The results of Figure 6 show when the U-values is not used the errors of classification is much larger than when this method is used for data processing. Specifically, in Figure 6, the areas marked by ellipses contain samples that are classified in the anomalous class, but the boreholes drilled in those areas were not associated with Cu mineralization.

As mentioned earlier, a map based on the optimal distance can also provide valuable information. According to the theory of the U-spatial statistics method, the samples located within the optimal distance of each sample are the most similar samples to it. Therefore, the classification of samples based on their optimal distances can classify them in different classes based on the similarity of geochemical intensity.

The map obtained based on the optimal distance is shown in Figure 7. In this map, the samples that had been classified in the abnormal class based on the value of the median parameter + 2 × standard deviation, were again categorized in 3 classes with red, green and blue colors based on the optimal radius obtained for each sample. This classification is based on the size of the optimal radius, so that the red samples have an optimal radius smaller than 200 meters, the optimal radius of the green samples is larger than

200 and smaller than 400 meters, and finally the optimal radius of the blue sample are in the range of 400 to 800 meters.

Fig. 8. (A, B and C) shows the histograms of U-values for the samples of these classes. Also, their statistical descriptions have been collected in Table 3.

According to the Figure 8, it can be said that the samples classified in 3 classes belong to 3 separate geochemical anomalous populations with different geochemical intensity. Obviously, the samples of the blue class are the weakest anomaly, and on the opposite side, the samples classified as the red class are the strongest abnormal samples. The green samples are also classified in the middle class in terms of geochemical intensity, but they are very close to the red population. The result of student's t- test confirmed that the red and green populations have significant differences with each other. The p-value of the t-test is equal to 0.02, and it indicates that at the significance level of 95%, the null hypothesis of the test, the same mean of the red and green populations, is rejected. In other words, these populations have significant differences and do not belong to the same population. The drilled boreholes confirm the results. As can be seen in Figure 7, there is a very good overlay between the promising boreholes and the red areas.

4. Conclusion

The performance of the U-spatial statistics, a structural method, was evaluated in classifying background and anomaly areas using soil sample geochemical dataset of the Neysian. Since outputs of the U-statistic are the optimal U-values and also the optimal distance, the results of both were studied and interpreted. According to the U-values based map, the abnormal samples were accurately separated from the background. Also, this map accurately identified some false anomaly samples as background whereas a non-structural method wrongly had classified them as anomalous.

The optimal distance assigned to each central sample by U-statistics method is, in fact, the distance which the samples within it are most similar to the central sample in terms of geochemical features. Therefore, the optimal distance-based map can classify geochemical samples based on the geochemical similarity. Therefore, in this research, the anomalous samples identified based on the optimal U-values were again classified based on the optimal distance as strong, moderate, and weak geochemical samples. These results were validated by drilled boreholes, and the correctness of the results have been confirmed. Therefore, it is concluded that the performance of the U-spatial statistic method is accurate in separating geochemical populations and classifying abnormal samples from the point of view of geochemical intensity.

Acknowledgement

The authors would like to express their sincere gratitude towards National Iranian Copper Industries Company for some supports.

کاربرد روش آماره فضایی U برای شناسایی و طبقه‌بندی شدت بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی کانسار مس و مولیبدن پورفیری در منطقه نیسیان

امیر سلیمی^{۱*}، سمانه برک^۲ و مهیار یوسفی^۳^۱ گروه مهندسی معدن، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران^۲ گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران^۳ گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران

چکیده

تعیین دقیق مقدار حدآستانه‌ای موجب جداسازی دقیق جوامع ژئوشیمیایی می‌گردد. روش‌های ساختاری برای تفکیک بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی از زمینه، توانمندتر از روش‌های غیر ساختاری می‌باشند. در این پژوهش از روش ساختاری آماره فضایی U برای پردازش داده‌های ژئوشیمیایی به‌دست آمده از نمونه‌های خاک منطقه نیسیان استفاده شد. با محاسبه مقدار U بهینه برای هر نمونه، نمونه‌های بی‌هنجار از نمونه‌های زمینه با دقت خوبی تفکیک شدند. همچنین با طبقه‌بندی نمونه‌ها بر اساس شعاع بهینه به‌دست آمده برای هر نمونه، نمونه‌های بی‌هنجار شناسایی شده در مرحله قبل در سه رده قوی، متوسط و ضعیف بر اساس شدت بی‌هنجاری طبقه‌بندی شدند. اعتبارسنجی نتایج به‌دست آمده با استفاده از حفاری‌های انجام شده در منطقه نشان داد که عملکرد روش آماره U در شناسایی محدوده‌های بی‌هنجار بسیار مطلوب بوده است. این روش نه تنها موفق به شناسایی صحیح نمونه‌های بی‌هنجار گردید بلکه نمونه‌هایی که بر اساس نتایج حفاری‌ها بسیار ضعیف می‌باشند ولی به‌وسیله یک روش غیر ساختاری، بی‌هنجاری قوی تشخیص داده شده بود را به درستی در رده زمینه طبقه‌بندی نمود.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۹/۰۴

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۷/۰۱

کلیدواژه‌ها:

مجموعه داده ژئوشیمیایی

حدآستانه‌ای

روش ساختاری

آماره فضایی U

۱- پیش‌نوشتار

یکی از اهداف مهم در ژئوشیمی اکتشافی، طبقه‌بندی نمونه‌های ژئوشیمیایی است. نمونه‌های طبقه‌بندی شده در هر گروه متأثر از فرایندهای ژئوشیمیایی حاکم در آن منطقه می‌باشند و در عین حال، این فرایندها در هر گروه و منطقه متفاوت از گروه‌ها و مناطق دیگر است. در حقیقت، هدف طبقه‌بندی عبارت است از تفکیک مناطق بی‌هنجار مرتبط با یک کانی‌زایی خاص، از مناطقی که زمینه نام دارد و ناشی از فرایندهای زمین شناسی ناحیه‌ای می‌باشد (Cheng et al., 1996). شناسایی و تفکیک بی‌هنجاری ژئوشیمیایی از زمینه، با تعیین دقیق شاخصی به نام حد زمینه انجام می‌شود که با پردازش داده‌های ژئوشیمیایی برای هر عنصر یا ترکیبی از چندین عنصر تعیین می‌گردد (Mohammadi et al., 2016). این موضوع یکی از حوزه‌های پژوهشی چالش‌برانگیز می‌باشد، چرا که تعیین دقیق حد آستانه‌ای به تفکیک مناطق بی‌هنجار ژئوشیمیایی از زمینه با کمترین خطا می‌انجامد. بدین منظور، از روش‌های

مجموعه داده‌های ژئوشیمیایی در کنار سایر داده‌های مرتبط با علوم زمین مثل داده‌های زمین‌شناسی و ژئوفیزیکی در مراحل پی‌جویی و اکتشاف ذخایر معدنی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Carranza, 2008; Yousefi et al., 2021). ژئوشیمی اکتشافی نقش مهمی در یافتن نواحی امیدبخش داشته و نقش انکارناپذیری در مدل‌سازی پتانسیل معدنی دارد (Reimann, 2005; Barak et al., 2018a, 2021, 2023; Seyedrahimi-Niaraq and Mahdianfar, 2021; Yousefi, 2017; Yousefi et al., 2023; برک و همکاران، ۱۳۹۷). با پردازش داده‌های ژئوشیمیایی می‌توان مدل‌های یک متغیره و چند متغیره برای الگوهای پراکندگی عناصر ردیاب و معرف ارائه کرد (Carranza, 2008; Ghasemzadeh et al., 2019; Yousefi et al., 2012, 2023) و اطلاعات بسیار مهمی از نحوه عملکرد فرایندهای کانی‌ساز به دست آورد (Yousefi, 2017; Yousefi et al., 2019, 2021, 2023).

* نویسنده مسئول: امیر سلیمی؛ E-mail: a.salimi@znu.ac.ir

ماخذنگاری:

سلیمی، ا.، برک، س. و یوسفی، م.، ۱۴۰۳، کاربرد روش آماره فضایی U برای شناسایی و طبقه‌بندی شدت بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی کانسار مس و مولیبدن پورفیری در منطقه نیسیان. فصلنامه علمی علوم زمین، ۳۴(۳)، ۶۳-۷۴. <https://doi.org/10.22071/gsj.2023.409411.2104>

doi: 10.22071/gsj.2023.409411.2104



doi: 20.1001.1.10237429.1403.34.3.4.2

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/>)

ساختاری و تحلیل آماری چند متغیره می‌تواند به بهبود نتایج جداسازی بی‌هنجاری کمک کند. در این پژوهش، از تلفیق دو روش تحلیل آماری مؤلفه‌های اصلی و آمار فضایی U استفاده شده است. روش تحلیل آماری مؤلفه‌های اصلی برای تعیین مؤلفه‌های مختلف زمین‌شناسی و کانی‌سازی و همچنین تعیین عناصر پاراژنز به کار رفته است. این روش امکان شناسایی و تحلیل فاکتور مرتبط با فرایند کانی‌سازی را فراهم می‌کند. به بیان دیگر، با استفاده از این روش، می‌توان فرایند کانی‌سازی را بهبود داد و داده‌های ورودی برای مدل‌سازی به روش آمار فضایی U را بهبود بخشید. در نهایت، خروجی حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی به عنوان ورودی برای روش آمار فضایی U استفاده شده و نقشه‌های بی‌هنجاری ژئوشیمیایی تهیه می‌شود. همچنین سید رحیمی نیارق و همکاران (Seyedrahimi-Niaraq et al., 2022)، از روش آماره فضایی U برای جداسازی‌های بی‌هنجاری مغناطیسی در محدوده‌ای از ایران استفاده کرده و نشان دادند که این روش می‌تواند در آشکارسازی نواحی بی‌هنجاری با اطمینان بیشتری عملکرد داشته و با کاهش شدت داده‌های پس زمینه و افزایش شدت داده‌های بی‌هنجاری به بهبود نتایج کمک کند.

هدف این پژوهش، ارزیابی عملکرد روش آماره U در جداسازی نمونه‌های بی‌هنجار از زمینه بر اساس نمونه‌های ژئوشیمیایی برداشت شده از محیط خاکی منطقه نیسیان می‌باشد. نوآوری این تحقیق در مقایسه با کارهای پیشین، استفاده از فاصله بهینه محاسبه شده برای هر نمونه می‌باشد، به گونه‌ای که نقشه به دست آمده بر اساس شعاع بهینه اطلاعات ارزشمندی در خصوص شدت بی‌هنجاری ژئوشیمیایی نمونه‌ها در اختیار قرار می‌دهد. به‌طور مشخص سعی گردیده است با مقایسه نتایج به دست آمده توسط این روش با نتایج پردازش داده‌های خام، به اهمیت استفاده از روش‌های ساختاری در پردازش داده‌های ژئوشیمیایی تاکید گردد.

محدوده تحت مطالعه در استان اصفهان و در ۱۰ کیلومتری روستای زفره و مجاورت روستای نیسیان واقع شده است. همچنین مطابق با تقسیمات زمین‌ساخت صفحه‌ای در حاشیه باختری پهنه ایران مرکزی و از دیدگاه زمین‌ساختی نیز بر روی کمربند ارومیه-دختر قرار دارد. این کمربند به صورت یک نوار آتشفشانی در باختر و جنوب‌باختری پهنه ایران مرکزی و شمال پهنه سنندج-سیرجان واقع شده و متشکل از سنگ‌های آتشفشانی و آذرآواری‌های وابسته می‌باشد. این کمربند با امتداد شمال‌باختری - جنوب‌خاوری از سهند تا بزمان گسترده شده است و حاوی ردیف‌های آتشفشانی و آتشفشانی-رسوبی است (شکل ۱- a) (Aliyari et al., 2020a, b; Afshooni et al., 2011; 2013).

کمربند ماگمایی ارومیه یک ساختار زمین‌شناسی با ابعادی به عرض ۵۰ کیلومتر و طولی در حدود ۲۰۰۰ کیلومتر است که در ارتباط با دوره سنوزویک می‌باشد. این منطقه، به ویژه در دوره‌های زمانی از عصر ائوسن، تحت تاثیر فعالیت‌های ماگمایی آتشفشانی گسترده قرار گرفته و این فعالیت‌ها تا دوره‌های پلیوسن و کواترنری ادامه یافته است (Alavi, 1994)، همانند کمربندهای ماگمایی دیگری که حاشیه‌های قاره‌ها را احاطه می‌کنند، کمربند ماگمایی ارومیه نیز میزبان کانسارهای مس پورفیری می‌باشد. برخی از کانسارهای مس پورفیری موجود در این کمربند افزون بر نیسیان، شامل ذخایر بزرگ پورفیری ایران همچون سرچشمه، میدوک، دره‌زار و سونگون می‌شوند (Forster, 1974; Amidi, 1975).

کانسارهای مس پورفیری دارای توزیع پراکنده‌ای از کانی‌های مس بوده که به صورت برش‌ها و رگه‌ها در حجم بالا (بیش از ۱۰۰ میلیون تن) و به طور یکنواخت توزیع شده‌اند و دارای عیار متوسط تا بالا (بین ۰/۳ تا ۲ درصد) هستند. سنگ‌های میزبان در کانسارهای مس پورفیری متحمل دگرسانی شده و به طور عمده از منشا پورفیری گرانیتیویدی می‌باشند. کانسارهای مس پورفیری مهم‌ترین منبع جهانی مس هستند که بیش از ۶۰ درصد از تولید جهانی مس و حدود ۶۵ درصد از منابع معدنی مس شناخته شده را تشکیل می‌دهند (Sillitoe, 2010).

محدوده مس پورفیری تحت مطالعه متشکل از توده‌های نفوذی نیمه‌ژرف

آماری و اخیراً یادگیری ماشین جهت پردازش و طبقه‌بندی داده‌های ژئوشیمیایی با هدف تفکیک دقیق مناطق زمینه از بی‌هنجار استفاده می‌شود (Carranza, 2008; Ghasemzadeh et al., 2019; Plant and Hale, 1994; Salimi and Rafiee, 2021; Zuo and Wang, 2016; Farhadi et al., 2022; Hosseini et al., 2023). ثابت شده است که روش‌های طبقه‌بندی داده‌های ژئوشیمیایی هنگامی که افزون بر استفاده از مقادیر فراوانی عناصر در هر نمونه، به تاثیرپذیری و تاثیرگذاری نمونه‌ها بر یکدیگر و به عبارتی به موقعیت مکانی نمونه‌ها نیز توجه نمایند، طبقه‌بندی دقیق‌تری برای نمونه‌های ژئوشیمیایی خواهند داشت. یعنی ویژگی‌های مکانی نمونه‌ها و بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی به دلیل داشتن اطلاعات مفید، نتایج طبقه‌بندی را به طور قابل توجهی بهبود می‌بخشند (Cheng et al., 1996).

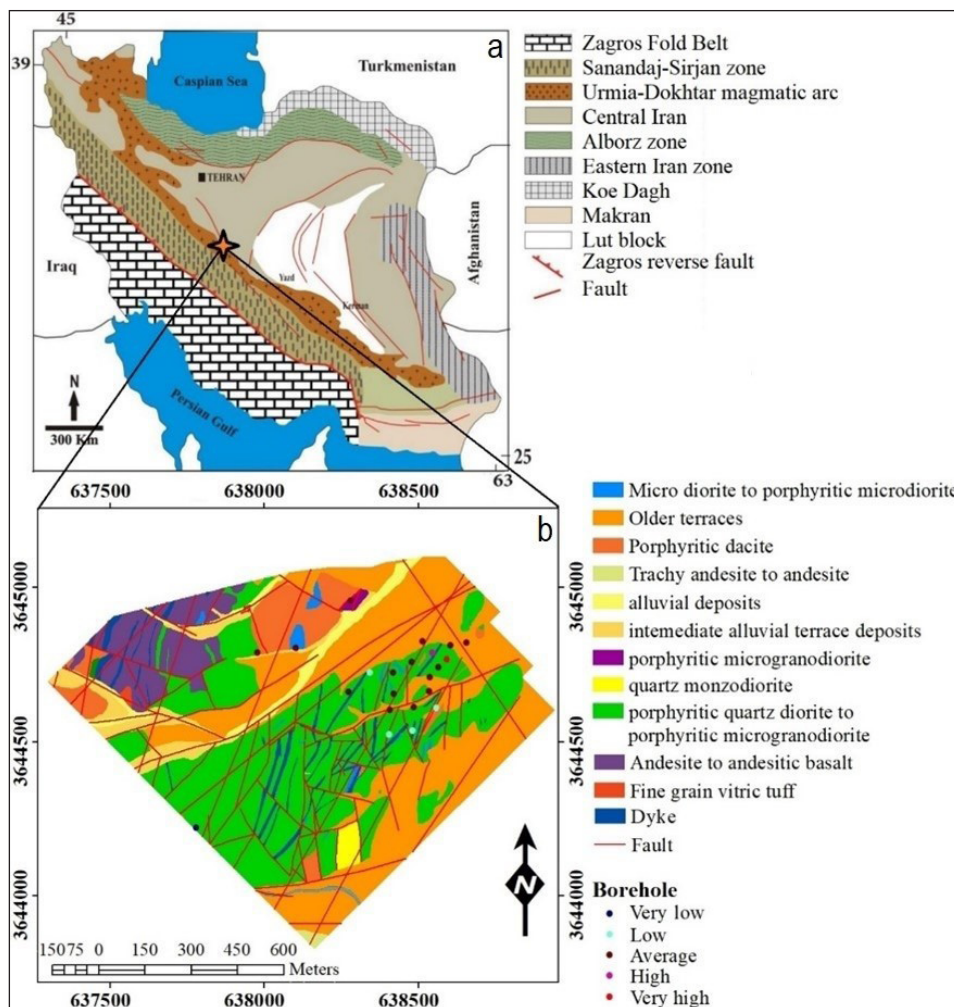
روش‌های پردازش داده‌های ژئوشیمیایی با هدف مدل‌سازی دقیق مقدار حد آستانه‌ای به دو دسته کلی ساختاری و غیر ساختاری طبقه‌بندی می‌شوند (حسینی پاک و شرف‌الدین، ۱۳۹۱). به لحاظ نظری، عملکرد روش‌های ساختاری بر اساس توجه به توزیع فضایی نمونه‌ها می‌باشد ولی در نقطه مقابل، روش‌های غیر ساختاری از ویژگی‌های فضایی داده‌ها استفاده نکرده و تنها از اطلاعات فراوانی عناصر در نمونه‌ها استفاده می‌کنند (Mohammadi et al., 2016). همچنین به روش‌های یاد شده به ترتیب روش‌های قدیمی و مدرن نیز اطلاق می‌شود که همان‌گونه که بیان شد، عملکرد دسته اول بر اساس عیار عناصر و دسته دوم مبتنی بر استفاده همزمان از اطلاعات عیار و ویژگی‌های فضایی می‌باشند (Cheng et al., 1996; Ghasemzadeh et al., 2019; Mahdianfar and Salimi, 2022; Yang et al., 2015). یعنی افزون بر ویژگی‌های فراوانی عناصر که پارامتر مهم در روش‌های قدیمی است، اطلاعات مرتبط با زمین مثل موقعیت جغرافیایی نمونه‌ها و ویژگی‌های هندسی مثل شکل جهت و ابعاد فرکتالی بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی از ویژگی‌های مهمی می‌باشند که تنها توسط روش‌های امروزی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Mahdianfar and Salimi, 2022). روش آماره U یکی از روش‌های ساختاری و توانمند در جداسازی نمونه‌های بی‌هنجار از زمینه است که توسط چنگ و همکاران ارائه شده است (Cheng et al., 1996). این روش نوعی روش میانگین متحرک است یعنی در موقعیت هر نمونه ژئوشیمیایی، ابعاد پنجره‌ای که در داخل آن میانگین‌گیری صورت می‌گیرد تغییر داده می‌شود. در نتیجه، برای هر نمونه تعدادی مقدار به عنوان آماره U از روی نمونه‌های اطراف آن محاسبه شده ولی در نهایت تنها یکی از این مقادیر به عنوان مقدار U بهینه برای نمونه انتخاب می‌شود. شعاع پنجره‌ای که مقدار U متناظر با آن به عنوان U بهینه انتخاب می‌شود در حقیقت برابر با فاصله‌ای است که همه نمونه‌های موجود در داخل آن به لحاظ شدت بی‌هنجاری در کلاس نمونه اولیه قرار می‌گیرند. بدین ترتیب ارتباط فضایی نمونه‌ها در محاسبات در نظر گرفته می‌شود و نمونه‌های جوامع مختلف بر اساس مقدار U بهینه تعلق گرفته به آن‌ها، به صورت مشخص‌تری تفکیک پذیر می‌گردند. بنابراین، از نتایج روش آماره U برای ارائه دو نوع مختلف از اطلاعات مفید می‌توان استفاده کرد. اگر نقشه‌هایی بر اساس مقادیر U بهینه رسم شوند، الگوهایی را معرفی می‌نمایند که برای جداسازی جامعه بی‌هنجار و زمینه می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. همچنین در صورتی که از مقادیر فواصل بهینه هر نمونه برای رسم نقشه‌ها استفاده گردد، اطلاعات مهمی در مورد ویژگی‌های هندسی جوامع بی‌هنجار و زمینه به دست می‌آید (حسینی پاک و شرف‌الدین، ۱۳۹۱; Darabi-Golestan et al., 2013; Seyedrahimi-Niaraq and Hekmatnejad, 2021).

در مطالعه‌ای، نمودار احتمال داده‌های آماری فضایی U توسط قوامی‌ریایی و همکاران مدل‌سازی شد. ایشان از نتایج مدل‌سازی برای محاسبه مقدار آستانه و تعیین مناطق با پتانسیل بالا استفاده نمودند. این نواحی با نواحی غیرعادی که توسط آمار فضایی U بر اساس معیارهای $\bar{U} + SD$ و $\bar{U} + 2.SD$ شناسایی شده بود، مقایسه گردیدند (Ghavami-Riabi et al., 2010).

با توجه به مطالعات سیدرحیمی نیارق و مهدیانفر (۱۴۰۱) ترکیب روش‌های

به صورت رخنمون می‌باشند. همچنین خاک‌های حاصل از فرسایش این واحدهای سنگی، بخش مهمی از محیط اطراف کانسار را احاطه کرده‌اند. (مهندسین مشاور کاوشگران، ۱۳۸۹؛ برک و همکاران، ۱۳۹۵). نقشه ۱:۱۰۰۰ محدوده نیسیان خاوری در شکل ۱- b نمایش داده شده است.

تا ساب‌ولکانیک با ترکیب حدواسط تا اسیدی و شامل سنگ‌های دیوریتی، مونزو دیوریتی، داسیتی، گرانو دیوریتی و کوارتز دیوریتی می‌باشد. در مناطق اطراف این محدوده، واحدهای سنگی میزبان حاوی دگرسانی‌های نیمه‌ژرف با ترکیب آندزیتی تا تراکی آندزیت و آذرآواری‌های هم‌ارز به‌ویژه در مناطق شمالی



شکل ۱- a) موقعیت محدوده مطالعاتی در ایران (نابوی، ۱۳۵۵) و b) نقشه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰ محدوده (مهندسین مشاور کاوشگران، ۱۳۸۹).

Figure 1- a) The location of the study area in Iran (Nabavi, 1976), and b) The 1:1000 geological map of the area (Kavoshgaran, 2010).

۲-۲- روش آماره فضایی U

بر اساس مبانی روش آماره U (Cheng et al., 1996)، اگر دو جامعه آماری A و B به ترتیب به عنوان جوامع عادی (نرمال) و زمینه فرض شوند، تفکیک این دو جامعه بر اساس توجه به موقعیت مکانی نمونه‌ها هدف روش آماره فضایی U است. فرض است جوامع یاد شده به ترتیب دارای توزیع آماری بهنجار و میانگین و انحراف معیار σ_3 ، μ_3 و μ_3 می‌باشند. بر اساس نظریه روش آماره فضایی U، پنجره‌ای برای هر نمونه رسم می‌شود به گونه‌ای که نمونه در مرکز قرار گرفته و در ادامه میانگین وزنی عیار نمونه‌های قرار گرفته در محدوده پنجره محاسبه می‌شود. محاسبه میانگین وزن‌دار بر اساس فاصله هر نمونه از نمونه مرکزی انجام می‌شود و این فرایند در پنجره‌هایی با اندازه متفاوت تکرار می‌گردد. سپس میانگین‌های وزنی به‌دست آمده بر اساس

۲- داده‌ها و اطلاعات

۲-۱- مجموعه داده ژئوشیمیایی

با توجه به طبیعت خشک و مسطح در محدوده نیسیان، نمونه‌برداری از خاک‌های برجا به عنوان داده ژئوشیمیایی پیشنهاد شد. برداشت نمونه در مقیاس ۱:۵۰۰۰ مناسب تلقی شده و در مجموع ۹۴۵ نمونه به روش ردیفی-تصادفی برداشت گردید. آنالیز ۴۳ عنصری بر روی نمونه‌ها در آزمایشگاه زر آزما انجام گرفته که بر این اساس، روش آنالیز طیف سنخ پلاسمای جفت شده القای (ICP) بر روی عناصر به استثنای طلا و همچنین روش طیف سنجی جذب اتمی با شعله (F.A.A) برای عنصر طلا مورد استفاده قرار گرفته است. همه عناصر با تضمین حد حساسیت کمتر از مقدار زمینه مورد اندازه‌گیری قرار گرفته‌اند (برک و همکاران، ۱۳۹۵).

متناظر با یکی از فواصل، به عنوان مقدار بهینه U^* به نمونه i اختصاص می‌یابد. این تخصیص مقدار بر اساس احراز شرط رابطه (۳) می‌باشد.

$$U_i^*(r) = \max_{0 \leq r \leq r_{\max}} |U_i(r)| \quad \text{رابطه ۳:}$$

۳- بحث

از مجموعه داده ژئوشیمیایی معرفی شده در بخش ۲-۱ برای شناسایی بی‌هنجاری‌های ژئوشیمیایی عنصر مس استفاده گردید. در گام نخست و در نتیجه استفاده از روش آماری خوشه‌بندی، سعی گردید که عناصر همزاد و مرتبط با کانی زایی مس مشخص شوند. بدین منظور، روش خوشه‌بندی بر روی مجموعه‌ای از عناصر که از دیدگاه خاستگاه زمین شناسی به عنوان عنصر معرف یا ردیاب مس به‌شمار می‌روند، اجرا شد که نتایج حاصل در شکل ۲ قابل مشاهده است.

با توجه به قرارگیری عناصر مس و مولیبدن در یک خوشه، شاخص عنصری مرکب Cu×Mo به عنوان شاخص اکتشافی انتخاب و به عنوان مجموعه داده ورودی برای روش آماره U در نظر گرفته شد. اطلاعات آماری و نمودار فراوانی عناصر مس، مولیبدن و ترکیب ضریبی آن‌ها در جدول ۱ و شکل ۳ گردآوری و نشان داده شده است.

میانگین (μ) و انحراف معیار (σ) کل نمونه‌های دو جامعه A و B به‌هنجار می‌شوند. بدین ترتیب مطابق با رابطه ۱ متغیر جدیدی با نام $U_i(r)$ که تابعی از ابعاد پنجره می‌باشد برای هر نمونه به‌دست می‌آید.

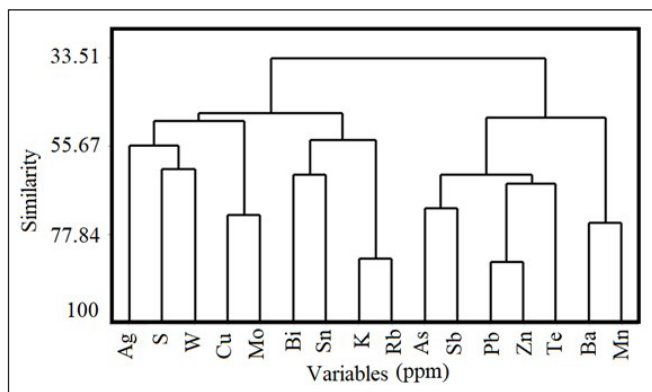
$$U_i(r) = \frac{\bar{x}_i(r) - \mu}{\sigma} \quad \text{رابطه ۱:}$$

رابطه (۱) قابل تقسیم به دو بخش بر اساس تعداد نمونه‌های جوامع زمینه و بی‌هنجاری است. بدین ترتیب رابطه (۲) به‌دست می‌آید.

$$U_i(r) = \frac{\bar{x}_i(r) - \mu}{\sigma} = \frac{\sum_{j=1}^{n_1} w_j(r)x_j - \mu}{\sigma} + \frac{\sum_{k=1}^{n_2} w_k(r)x_k - \mu}{\sigma} \quad \text{رابطه ۲:}$$

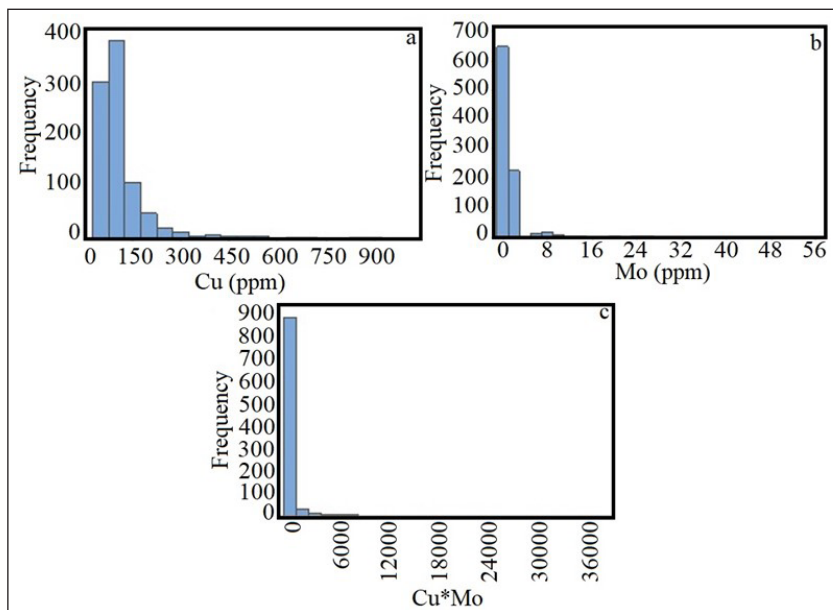
در رابطه (۲)، μ و σ انحراف معیار و میانگین مقادیر کل داده‌ها است. $W_j(r)$ وزن نمونه بی‌هنجار j ام (با عیار x_j) از بین n_1 نمونه بی‌هنجار جامعه A و $W_k(r)$ وزن نمونه k ام (با غلظت x_k) از میان n_2 نمونه مربوط به جامعه زمینه B در داخل دایره‌ای به مرکزیت نمونه i ام و به شعاع r است. همچنین $\bar{x}_i(r)$ میانگین وزنی نمونه i ام برآورد شده توسط کل نمونه‌های پیرامون آن در درون دایره است.

در نهایت، از میان مقادیر $U_i(r)$ محاسبه شده برای هر نمونه i ام، تنها مقدار U



شکل ۲- نمودار درختی عناصر معرف یا ردیاب عنصر مس.

Figure 2. The dendrogram of trace and indicator elements of Cu.



شکل ۳- نمودار فراوانی عناصر، مس (a)، مولیبدن (b) و ترکیب ضریبی آن‌ها (c).

Figure 3. Histograms of Cu, Mo, and Cu×Mo

جدول ۱- پارامترهای آماری عناصر مس، مولیبدن و ترکیب ضربی آن‌ها.

Table 1. statistical descriptions of Cu, Mo, and Cu×Mo

Variable	Mean	StDev	CoefVar	Minimum	Median	Maximum	Skewness
Cu	121.82	110.22	90.48	35.00	88.00	988.00	4.08
Mo	1004.0	278.4	27.73	266.0	946.0	2698.8	1.73
Cu×Mo	398.7	1989.0	498.88	30.4	79.6	38056.0	11.68

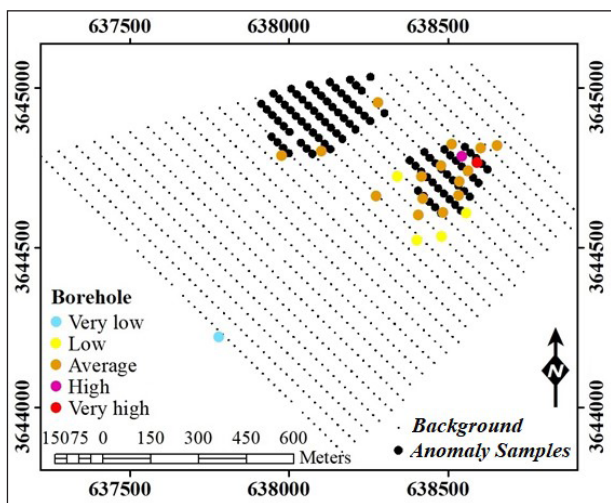
پس از محاسبه مقدار U برای هر نمونه، در گام بعد نمونه‌های بی‌هنجار از زمینه بر اساس حدآستانه‌ای برابر با میانه + دو برابر انحراف معیار تفکیک شدند (شکل ۵). استفاده از پارامتر میانه به جای میانگین انتخاب مناسب‌تری است زیرا پارامتر میانه تحت تاثیر داده‌های خارج از ردیف قرار نمی‌گیرد.

نتایج پیاده‌سازی روش آماره U بر روی مجموعه داده Cu×Mo در جدول ۲ و شکل ۴ قابل مشاهده است. در شکل ۴ آشکارا دو جامعه ژئوشیمیایی زمینه و بی‌هنجار قابل مشاهده است. در این پژوهش، متناسب با ابعاد محدوده تحت مطالعه، از بیشینه شعاع ۸۰۰ متری و گام‌های افزایشی برابر با ۵۰ متر استفاده شد.

جدول ۲- پارامترهای آماری برای متغیر U حاصله از اجرای روش آماره U بر روی شاخص عنصری مرکب Cu×Mo.

Table 2. Statistical descriptions of U-values resulted from implementation of U-statistic on Cu×Mo dataset.

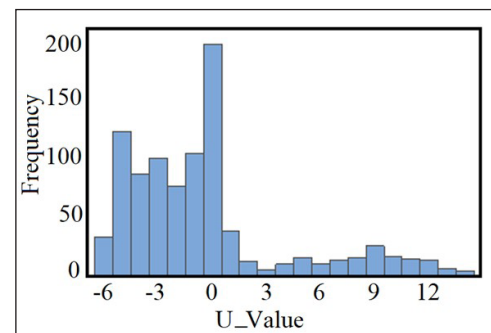
Variable	Mean	StDev	CoefVar	Minimum	Median	Maximum	Skewness
U Values	-0.382	4.538	-1186.38	-5.862	-1.117	14.249	1.34



شکل ۵- تفکیک نمونه‌های بی‌هنجار از زمینه پس از اعمال روش آماره U بر روی داده‌های عنصری مرکب Cu×Mo.

Figure 5. Separation of anomalous samples from the background of Cu×Mo composite elemental data after applying the U statistic method.

نتایج آماره U یعنی مقدار پارامتر میانه + ۲ برابر انحراف معیار داده‌ها بر روی مقادیر اولیه Cu×Mo اعمال و نمونه‌های بی‌هنجار و زمینه تفکیک شدند. نتایج گویای این واقعیت می‌باشند که مجموع خطاهای نوع اول (تشخیص نمونه بی‌هنجار به عنوان نمونه زمینه) و دوم (تشخیص نمونه زمینه به عنوان نمونه بی‌هنجار) وقتی از آماره

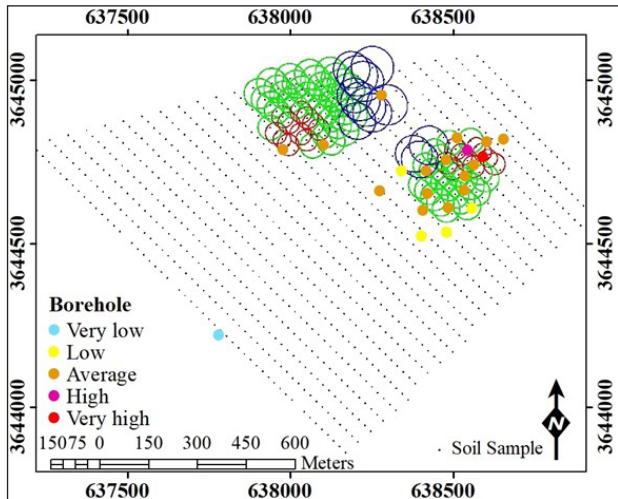


شکل ۴- نمودار فراوانی مقادیر U به دست آمده از پیاده‌سازی روش آماره U بر روی شاخص عنصری مرکب Cu×Mo.

Figure 4. Histogram of U-values resulted from implementation of U-spatial statistics on Cu×Mo dataset.

نتایج به دست آمده نشان دهنده این هستند که بی‌هنجاری‌های شناسایی شده از دقت مناسبی برخوردار می‌باشند و انطباق بالایی بین موقعیت نمونه‌های بی‌هنجار و زمینه به ترتیب با موقعیت حفاری‌های امیدبخش و کم‌ارزش برقرار است. جهت ارزیابی عملکرد روش آماره U، مجدداً معیار حدآستانه‌ای استفاده شده برای تفکیک

رسم شود نیز می‌تواند اطلاعات ارزشمندی ارائه نماید. این نقشه در شکل ۷ نمایش داده شده است. در این نقشه، نمونه‌هایی که بر اساس مقدار پارامتر میانه + ۲ برابر انحراف معیار در کلاس بی‌هنجار طبقه‌بندی شده بودند، بر اساس مقدار شعاع بهینه به دست آمده برای هر نمونه در سه کلاس با رنگ‌های قرمز، سبز و آبی نشان داده شده‌اند. این طبقه‌بندی بر اساس بزرگی شعاع بهینه انجام شده است به طوری که نمونه‌های قرمز رنگ دارای شعاع بهینه کوچک‌تر از ۲۰۰ متر هستند، شعاع بهینه نمونه‌های سبز رنگ در بازه بزرگ‌تر از ۲۰۰ و کوچک‌تر از ۴۰۰ متر و در نهایت شعاع بهینه نمونه‌های آبی رنگ در محدوده ۴۰۰ تا ۸۰۰ متر قرار دارند.



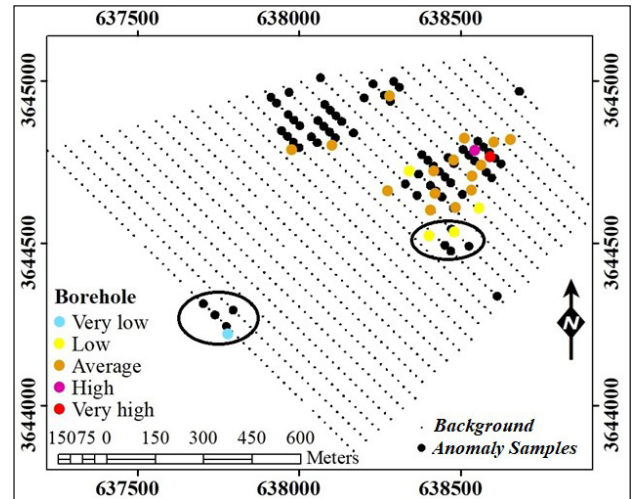
شکل ۷- طبقه‌بندی نمونه‌های بی‌هنجار بر اساس شعاع بهینه به دست آمده برای هر نمونه.

Figure 7. Classified anomalous samples base of the optimal distance.

قرمز رنگ می‌باشند. جهت نشان دادن این که دو جامعه قرمز و سبز رنگ دارای اختلاف معنی‌داری با یکدیگر می‌باشند از آزمون آماری t استفاده شد. بر این اساس، مقدار p-value آزمون t با فرض صفر معادل با تساوی میانگین عیار دو جامعه یاد شده برابر با ۰/۰۲ به دست آمد. بنابراین، به دلیل آن که مقدار p-value کوچک‌تر از ۰/۰۵ می‌باشد، در سطح معنی‌داری ۹۵٪، فرض صفر آزمون یعنی یکسان بودن میانگین دو جامعه قرمز و سبز رد می‌شود. به بیان دیگر، این ۲ جامعه اختلاف معنی‌داری با هم داشته و متعلق به یک جامعه یکسان نیستند. موقعیت حفاری‌های انجام شده در منطقه نیز این موضوع را تایید می‌کند. همان‌گونه که در شکل ۷ نیز مشاهده می‌شود، انطباق بسیار خوبی بین حفاری‌های امید بخش با مناطق قرمز رنگ وجود دارد.

U استفاده نمی‌شود به مراتب بزرگ‌تر از زمانی است که این روش برای پردازش داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. به طور مشخص در شکل ۶، مناطق مشخص شده توسط بیضی حاوی نمونه‌هایی می‌باشند که در کلاس بی‌هنجار طبقه‌بندی شده‌اند ولی حفاری‌های انجام شده در آن مناطق با نتایج امیدوار کننده‌ای به لحاظ کانی‌زایی مس همراه نبوده‌اند.

همان‌گونه که مشاهده گردید، نقشه شکل ۵ بر اساس مقادیر مقادیر بهینه U به دست آمد که بر اساس آن نمونه‌های بی‌هنجار و زمینه با دقت مطلوبی طبقه‌بندی گردیدند. اما همان‌گونه که پیش‌تر نیز اشاره گردید، نقشه‌ای که بر پایه شعاع بهینه



شکل ۶- تفکیک نمونه‌های بی‌هنجار از زمینه داده‌های عنصری مرکب Cu x Mo بدون اعمال روش آماره U.

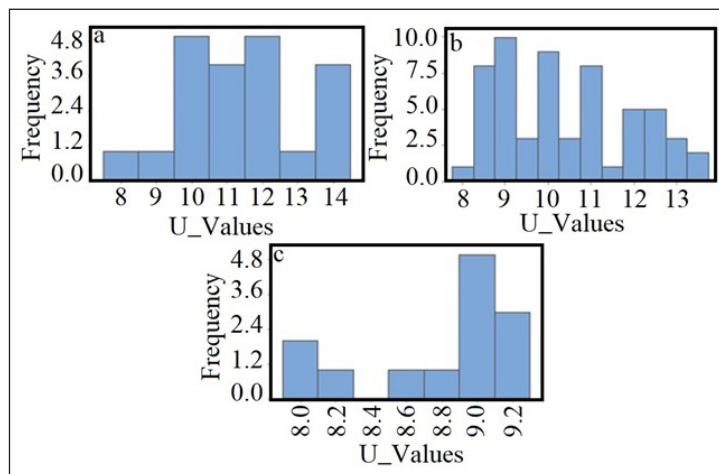
Figure 5. Separation of anomalous samples from the background for Cu x Mo composite elemental data without applying the U statistic method.

در شکل ۸-a، b، c و نمودار فراوانی عیار (مقدار U) نمونه‌های هر یک از سه کلاس یاد شده نشان داده شده است. همچنین اطلاعات آماری هر یک از کلاس‌ها در جدول ۳ گردآوری شده است. با توجه به اطلاعات نشان داده شده می‌توان گفت که نمونه‌های قرار گرفته در سه کلاس یاد شده متعلق به سه جامعه بی‌هنجار ژئوشیمیایی جداگانه با شدت بی‌هنجاری مختلف می‌باشند. با توجه به نتایج جدول ۳ آشکارا مشخص است که نمونه‌های قرار گرفته در کلاس آبی رنگ، ضعیف‌ترین محدوده بی‌هنجار بوده و در سوی مقابل نمونه‌های طبقه‌بندی شده در کلاس قرمز قوی‌ترین نمونه‌های بی‌هنجار می‌باشند. همچنین نمونه‌های سبز رنگ به لحاظ شدت در طبقه متوسط قرار می‌گیرند اگرچه از این نظر بسیار نزدیک به جامعه

جدول ۳- اطلاعات آماری نمونه‌های طبقه‌بندی شده در شکل ۷.

Table 2. Statistical descriptions of the classified samples in figure 7.

Class	Count	Mean	StDev
Red	21	11.424	1.625
Green	58	10.428	1.512
Blue	13	8.796	0.431



شکل ۸- نمودار فراوانی عیار (مقدار U) نمونه‌های طبقه‌بندی شده بر اساس فاصله بهینه در شکل ۷، قرمز (a)، سبز (b) و آبی (c)

Figure 8. Histograms of the U-values for the classified samples based on the optimal distance in Figure 7, red (a), green (b) and, blue (c).

۴- نتیجه‌گیری

می‌توانند نمونه‌های ژئوشیمیایی را بر اساس شباهت طبقه‌بندی نمایند. بر این اساس، در این پژوهش نمونه‌های بی‌هنجار شناسایی شده بر اساس مقادیر بهینه U، در گام بعدی بر مبنای شعاع بهینه در سه رده مختلف قوی، متوسط و ضعیف طبقه‌بندی شدند. اعتبار کلیه نتایج به‌دست آمده با موقعیت حفاری‌های انجام شده در منطقه ارزیابی گردید و صحت نتایج تایید شد. بنابراین، عملکرد روش آماره فضایی U در تفکیک نمونه‌های بی‌هنجار از زمینه و همچنین طبقه‌بندی نمونه‌های بی‌هنجار بر اساس شدت بی‌هنجاری دقیق می‌باشد.

سپاسگزاری

نویسندگان کمال تشکر را از شرکت ملی صنایع مس ایران برای در دسترس قرار دادن داده‌های ژئوشیمیایی و اطلاعات حفاری منطقه نیسیان جهت انجام کار تحقیقاتی را اعلام می‌دارند.

عملکرد روش آماره فضایی U که یکی از روش‌های ساختاری تفکیک جوامع ژئوشیمیایی بی‌هنجار از زمینه می‌باشد، در تحلیل مجموعه داده ژئوشیمیایی منطقه نیسیان مورد ارزیابی قرار گرفت. به دلیل آن که نتایج خروجی این روش به دو صورت مقادیر بهینه U و همچنین شعاع بهینه می‌باشد، بنابراین از نتایج هر دو حالت استفاده گردید. با توجه به نقشه به‌دست آمده بر اساس مقادیر بهینه U، نمونه‌های بی‌هنجار ژئوشیمیایی با دقت خوبی از نمونه‌های منطقه زمینه تفکیک شدند. همچنین روش آماره U در شناسایی تعدادی از نمونه‌هایی که بر اساس نتایج حفاری‌ها مربوط به منطقه زمینه می‌باشند نیز به‌درستی عمل کرده و آن‌ها را در کلاس زمینه طبقه‌بندی نمود. این نمونه‌ها توسط روش غیرساختاری به عنوان بی‌هنجار شناسایی شده بودند. شعاع بهینه اختصاص یافته به هر نمونه در روش آماره U، در حقیقت فاصله‌ای است که نمونه‌های قرار گرفته در داخل آن به لحاظ سیمای ژئوشیمیایی بیشترین شباهت را به نمونه اصلی دارند. بنابراین نقشه‌های به‌دست آمده بر اساس شعاع بهینه

کتابنگاری

برک، س.، بحرودی، ع.، جوزانی کهن، گ. و اصلانی، س.، ۱۳۹۵، جداسازی آنومالی‌های ژئوشیمیایی نمونه‌های خاک در شرق منطقه نیسیان، استان اصفهان، ژئوشیمی، ۱۵ (۱)، ص ۵۵-۷۱.
 برک، س.، بحرودی، ع.، جوزانی کهن، گ.، ۱۳۹۷، تلفیق لایه‌های اطلاعاتی مس در منطقه نیسیان به کمک سیستم استنتاجگر فازی (FIS)، نشریه علمی- پژوهشی مهندسی معدن، ۱۳ (۳۸)، ص ۹۷ تا ۱۱۲. DOI: 10.22034/ijme.2018.30564.
 حسنی پاک، ع. ا. و شرف الدین، م.، ۱۳۹۱، تحلیل داده‌های اکتشافی، چاپ سوم، موسسه چاپ و انتشارات دانشگاه تهران.
 مهندسین مشاور کاوشگران، ۱۳۸۹، اکتشافات ژئوشیمیایی خاک در محدوده کهننگ شرقی مقیاس ۱/۱۰۰۰، گزارش شرکت ملی صنایع مس ایران، سازمان توسعه و نوسازی معادن و صنایع معدنی ایران.
 نبوی، م. ح.، ۱۳۵۵، دیپاچه‌ای بر زمین‌شناسی ایران، چاپ اول، سازمان زمین‌شناسی کشور.
 سیدرحیمی نیارق، م. م. و مهدیانفر، ح.، ۱۴۰۱، تعیین مناطق آنومال ژئوشیمیایی با استفاده از مدل‌سازی آماره U مقادیر فاکتور اصلی چندعنصری (U-PCA) مرتبط با کانی‌سازی طلای پهنه‌های برشی، نشریه مهندسی معدن، ۱۷ (۵۵)، ص. ۸۱۰۴. Doi: 10.22034/IJME.2021.534004.1872.

References

Afshooni, S.Z., Asadi Harooni, H., and Esmaili, D., 2011. The microthermometry study of fluid inclusions in quartz veins of Kahang deposit (northeastern of Isfahan). In: 2nd National Symposium of Iranian Society of Economic Geology. Lorestan University, p. 144.

- Afshooni, S.Z., Mirnejad, H., Esmaeily, D., and Haroni, H. A., 2013. Mineral chemistry of hydrothermal biotite from the Kahang porphyry copper deposit (NE Isfahan), Central Province of Iran. *Ore Geol. Rev.* 54, 214–232. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2013.04.004>.
- Alavi, M., 1994. Tectonic of the Zagros orogenic belt of Iran, new data and interpretations. *Tectonophysics*, 229(3-4): 211-238. [https://doi.org/10.1016/0040-1951\(94\)90030-2](https://doi.org/10.1016/0040-1951(94)90030-2).
- Aliyari, F., Afzal, P., Harati, H., and Zengqian, H., 2020a. Geology, mineralogy, ore fluid characteristics, and ⁴⁰Ar/³⁹Ar geochronology of the Kahang Cu-(Mo) porphyry deposit, Urumieh-Dokhtar Magmatic Arc, Central Iran. *Ore Geology Reviews*, 116, 103238. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.103238>.
- Aliyari, F., Afzal, P., Lotfi, M., Shokri, S., and Feizi, H., 2020b. Delineation of geochemical haloes using the developed zonality index model by multivariate and fractal analysis in the Cu–Mo porphyry deposits. *Applied Geochemistry*, 121, 104694. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2020.104694>.
- Amidi, S.M., 1975. Contribution a'letude stratigraphique, petrologique et petrographique des roches magmatiques de la region Natanz-Nain-Surk (Iran central). Ph.D. Thesis, University of Grenoble France, Grenoble, France, 316 pp.
- Barak, S., Bahroudi, A., and Jozanikohan, G., 2018a. Exploration of Kahang porphyry copper deposit using advanced integration of geological, remote sensing, geochemical, and magnetics data. *Journal of Mining and Environment*, 9(1), 19-39. <https://doi.org/10.22044/jme.2017.5419.1357>
- Barak, S., Bahroudi, A., and Jozanikohan, G., 2018b. *The use of fuzzy inference system in the integration of copper exploration layers in Neysian. Journal of Mining Engineering*, 13(38), 97-112. (In Persian).
- Barak, S., Bahroudi, A., Aslani, S., and Mohebi, A., 2016. *The Geochemical Anomaly Separation by using the Soil Samples of Eastern of Neysian, Isfahan Province, Geochemistry*, 5(1), 55-71. (In Persian).
- Barak, S., Imamalipour, A., Abedi, M., Bahroudi, A., and Khalifani, F.M., 2021. Comprehensive modeling of mineral potential mapping by integration of multiset geosciences data. *Geochemistry*, 81(4), 125824. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2021.125824>
- Barak, S., Imamalipour, A., and Abedi, M., 2023. Application of Fuzzy Gamma Operator for Mineral Prospectivity Mapping, Case Study: Sonajil Area. *Journal of Mining and Environment*, 14(3), 981-997. <https://doi.org/10.22044/jme.2023.12954.2352>.
- Carranza, E.J.M., 2008. *Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS*. Elsevier.
- Cheng, Q., Agterberg, F.P., and Bonham-Carter, G.F., 1996. A spatial analysis method for geochemical anomaly separation. *Journal of Geochemical Exploration*, 56(3), 183–195. [https://doi.org/10.1016/S0375-6742\(96\)00035-0](https://doi.org/10.1016/S0375-6742(96)00035-0).
- Darabi-Golestan, F., Ghavami-Riabi, R., Khalokakaie, R., Asadi-Haroni, H., and Seyedrahimi-Nyaragh, M. 2013. Interpretation of lithochemical and geophysical data to identify the buried mineralized area in Cu-Au porphyry of Dalli-Northern Hill. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(11), 4499-4509. <https://doi.org/10.1007/s12517-012-0686-3>.
- Farhadi, S., Afzal, P., Boveiri Konari, M., Daneshvar Saein, L., and Sadeghi, B., 2022. 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* 12 (6), 689. <https://doi.org/10.3390/min12060689>.
- Forster, H., 1974. Continental drift in Iran in relation to the Afar structures. *International Symposium on the Afar Region and Related Rift Problems*, Bad Bergzabern, Germany.
- Ghasemzadeh, S., Maghsoudi, A., Yousefi, M., and Mihalasky, M.J., 2019. Stream sediment geochemical data analysis for district-scale mineral exploration targeting: Measuring the performance of the spatial U-statistic and CA fractal modeling. *Ore Geology Reviews*, 113, 103115. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.103115>.
- Ghavami-Riabi, R., Seyedrahimi-Niarraq, 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), 27-33.
- Hasanipak, A.A., and Sharafadin, M., 2012. *3rd Edition, Exploration data analysis, University of Tehran Press*. (In Persian).
- Hosseini, S.A., Khah, N.K.F., Kianoush, P., Afzal, P., A Ebrahimabadi, A., and Shirinabadi, R., 2023. Integration of Fractal modeling and Correspondence Analysis Reconnaissance for Geochemically High-Potential Promising Areas, NE Iran. *Results in Geochemistry*, 100026. <https://doi.org/10.1016/j.ringeo.2023.100026>.
- Kavoshgaran, 2010. *Geochemical explorations of soil in the area of Eastern Kahang, scale 1/1000, Report of the National Copper Industries Company of Iran, Development and Modernization Organization of Mines and Mining Industries of Iran*. (In Persian).
- Mahdianfar, H., and Salimi, A., 2022. Fractal Modeling of Geochemical Mineralization Prospectivity Index based on Centered Log-Ratio Transformed Data for Geochemical Targeting: A Case Study of Cu Porphyry Mineralization. *Journal of Mining and Environment*, 13(3), 821–838. <https://doi.org/10.22044/jme.2022.12024.2197>.
- Mohammadi, N.M., Hezarkhani, A., and Saljooghi, B.S., 2016. Separation of a geochemical anomaly from background by fractal and U-statistic methods, a case study: Khooni district, Central Iran. *Geochemistry*, 76(4), 491–499. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2016.09.001>.
- Nabavi, M., H. 1976. *Introduction to the geology of Iran, 1rd Edition, Geological Survey and Mineral Exploration of Iran*. (In Persian).

- Plant, J., and Hale, M., 1994. Drainage geochemistry. Handbook of exploration geochemistry. Elsevier, Amsterdam.
- Reimann, C., 2005. Geochemical mapping: technique or art? *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 5(4), 359–370. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/03-051>.
- Salimi, A., and Rafiee, A., 2021. A grid interpolation technique for anomaly separation of stream sediments geochemical data based on catchment basin modelling, U-statistics and fractal. *Earth Science Informatics*. <https://doi.org/10.1007/s12145-021-00712-4>.
- Seyedrahimi-Niaq, M., and Hekmatnejad, A., 2021. The efficiency and accuracy of probability diagram, spatial statistic and fractal methods in the identification of shear zone gold mineralization: a case study of the Saqqez gold ore district, NW Iran. *Acta Geochimica*, 40, 78-88. <https://doi.org/10.1007/s11631-020-00413-7>.
- Seyedrahimi-Niaq, M., and Mahdiyanfar, H., 2021. Introducing a new approach of geochemical anomaly intensity index (GAIL) for increasing the probability of exploration of shear zone gold mineralization. *Geochemistry*, 81(4), 125830. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2021.125830>.
- Seyedrahimi-Niaq, M., and Mahdiyanfar, H., 2022. Determination of geochemical anomalous areas using U-statistics modeling of multi-element principal factor values (U-PCA) related to gold mineralization of shear zone. *Journal of Mining Engineering*, 17(55), 88-10. (In Persian). Doi: 10.22034/IJME.2021.534004.1872.
- Seyedrahimi-Niaq, M., Shahsavani, H., and Hekmatnejad, A., 2022. Application of U-spatial statistics for separating magnetic anomalies: a case study on the Galali iron ore deposit in western Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(21), 1629. <https://doi.org/10.1007/s12517-022-10831-x>.
- Sillitoe, R. H., 2010. Porphyry copper systems. *Economic geology*, 105(1), 3-41. <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.105.1.3>.
- Yang, L., Wang, Q., and Liu, X., 2015. Correlation between mineralization intensity and fluid–rock reaction in the Xinli gold deposit, Jiaodong Peninsula, China: constraints from petrographic and statistical approaches. *Ore Geology Reviews*, 71, 29–39. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.04.005>.
- Yousefi, M., 2017. Analysis of zoning pattern of geochemical indicators for targeting of porphyry-Cu mineralization: a pixel-based mapping approach. *Natural Resources Research*, 26(4), 429–441. <https://doi.org/10.1007/s11053-017-9334-7>.
- Yousefi, M., Barak, S., Salimi, A., and Yousefi, S., 2023. Should geochemical indicators be integrated to produce enhanced signatures of mineral deposits? A discussion with regard to exploration scale. *Journal of Mining and Environment*. 14(3), 1011-1018. <https://doi.org/10.22044/jme.2023.13160.2398>.
- Yousefi, M., Carranza, E.J.M., Kreuzer, O.P., Nykänen, V., Hronsky, J.M.A., and Mihalasky, M.J., 2021. Data Analysis Methods for Prospectivity Modelling as applied to Mineral Exploration Targeting: State-of-the-Art and Outlook. *Journal of Geochemical Exploration*, 229. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2021.106839>.
- Yousefi, M., Kamkar-Rouhani, A., and Carranza, E.J.M., 2012. Geochemical mineralization probability index (GMPI): a new approach to generate enhanced stream sediment geochemical evidential map for increasing probability of success in mineral potential mapping. *Journal of Geochemical Exploration*, 115, 24–35. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2012.02.002>.
- Yousefi, M., Kreuzer, O.P., Nykänen, V., and Hronsky, J.M.A., 2019. Exploration information systems—A proposal for the future use of GIS in mineral exploration targeting. *Ore Geology Reviews*, 111, 103005. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.103005>.
- Zuo, R., and Wang, J., 2016. Fractal/multifractal modeling of geochemical data: A review. *Journal of Geochemical Exploration*, 164, 33-41. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2015.04.010>.