



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



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

Research Paper

Identification and Separation of Geochemical Halos Using Hierarchical Clustering, Singularity, and Support Vector Machine Methods

Zangeneh Sh.¹, Abbaszadeh M.^{2*}, Ghavami Riabi S.R.³, Ansari Jafari M.⁴, Asadi Harooni H.⁵

1- Ph.D Student, Dept. of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran

2- Assistant Professor, Dept. of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran

3- Associate Professor, Dept. of Mining, Petroleum & Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

4- Assistant Professor, Dept. of Mining, Petroleum & Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

5- Assistant Professor, Dept. of Mining, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

Received: 14 Dec. 2022

Accepted: 23 Jul. 2023

Abstract: In exploratory projects, the identification of geochemical anomalies in different areas may become complicated under the influence of geological processes. To solve these ambiguities, different methods should be used for a correct understanding of the available information. In this research, by expressing the concept of hierarchical clustering to identify elements related to mineralization, singularity, and how to draw singularity maps in the form of multifractal models and support vector machine method, the anomalous areas where there is a possibility of mineralization are separated from the context regions. At first, two elements, gold and copper, were identified as elements related to mineralization in the created clusters using the hierarchical clustering method and Ward's method. To calculate the singularity index of these two elements, the method based on the window and the power relation of grade area was used at each point. Finally, by separating the singularity index values into two parts, training and testing, and with the help of the SVM method, the process of classification and estimation of singularity index values was done to identify anomalous areas for unknown areas. A case study has been carried out on the data of the porphyry copper deposit rich in Dali gold with an area of 900×800 meters located in the Urmia-Dokhtar magmatic belt. The data is related to surface soil samples in the target area. The results of this method are consistent with the previous studies conducted in the region. The results of the hybrid method used in this research show good agreement with previous studies. As a result, the use of these introduced hybrid methods can be a suitable guide for the production of geochemical maps in unknown areas.

Keywords: Hierarchical clustering, Singularity, Support vector machine, Porphyry copper.

How to cite this article

Zangeneh, Sh., Abbaszadeh, M., Ghavami Riabi, S. R., Ansari Jafari, M., and Asadi Harooni, H. (2023). "Identification and Separation of Geochemical Halos Using Hierarchical Clustering, Singularity, and Support Vector Machine Methods". Journal of Mineral Resources Engineering, 8(4): 27-41.

DOI: 10.30479/JMRE.2023.18033.1614

*Corresponding Author Email: abbaszadeh@kashanu.ac.ir

COPYRIGHTS



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

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

INTRODUCTION

One of the important processes in exploration data analysis is the identification of geochemical anomalies to determine promising areas for mineralization. In these studies, statistical and mathematical methods (non-structural methods) are used to separate anomalies from each other. These methods include element concentration frequency histogram analysis and univariate or multivariate statistical analysis [1]. These methods have limitations such as the condition of following the normal distribution, removing some data as out of line, not paying attention to the spatial distribution of the data, not paying attention to the geometric shape of the anomalies, and also the difficulties of working with large data [2]. Therefore, to solve these limitations, studies are focused on the use of classification methods to identify the relationship between the elements related to mineralization and the separation of anomalies [3]. One of the major advantages of fractal models compared to the statistical methods used in the separation of geochemical anomalies is the consideration of the spatial location of the samples. Classification methods are the most important part of the exploratory data modeling method. For this purpose, several machine learning methods have been developed in recent decades, such as artificial neural networks, support vector machines, and random forests [4]. In this research, using the hierarchical clustering method and placing elements in the created clusters, the elements related to specific mineralization and other elements were removed from the modeling process. By examining the singularity index and classifying the results with the support vector machine method, anomalous areas were identified in the exploratory area of Dali.

METHODS

Based on exploratory studies carried out in the Dali region located in the Urmia-Dokhtar volcanic belt, gold-rich porphyry copper mineralization has been evaluated. The studied region has an area of 900×800 meters, in which 149 topsoil samples were taken scattered under a 50×50-meter square grid.

Hierarchical Clustering

In the hierarchical clustering method, the connection algorithm is used in such a way that the variables or samples with more similarity are connected using the aggregate method (connection from the bottom to the top) or divisional method (connection from the top to the bottom) [5]. One of the important applications of the hierarchical clustering method as a data-oriented approach is to determine the relationship of geochemical elements related to mineralization. According to the identification of the element related to mineralization, further analysis can be done on these known elements [3].

Singularity

Mineralization processes can be modeled as fractal or multi-fractal, depending on the order of enrichment and dispersion of the concentration of geochemical elements. The singularity index is used to determine the geochemical complexity related to the mineralization process in a multi-fractal field. This method is useful in separating geochemical and geophysical anomalies from the background value. In general, the principle of the singularity model is defined by power relations 1 and 2 [4]:

$$\mu(A) \propto A^{(\alpha/2)} \Rightarrow \mu(A) = kA^{(\alpha/2)} \quad (1)$$

$$C(A) \propto A^{(\alpha/2-1)} \Rightarrow C(A) = kA^{(\alpha/2-1)} \quad (2)$$

Where:

A: is the area,

$\mu(A)$: is the total amount of metal in the area A,

$C(A)$: is the average concentration in the area A,

k: is the numerical constant,

α : is the singularity index.

In the condition that the singularity index is positive ($\alpha > 2$), the calculated average concentration decreases with the decrease of the size of A, which shows the areas with background values. In the negative singularity index ($\alpha < 2$), the calculated average concentration increases with the decrease of the size of A, which indicates anomalous areas. As a result, calculating the values of the singularity index and preparing the singularity map can create suitable spatial patterns for the exploration of unknown areas [6].

Support Vector Machine

A support vector machine is a binary classifier that separates two classes using a linear boundary and is related to the family of generalized linear classifications. This algorithm finds a hyperplane that can act in a way that while being compatible with the training data, can separate the data sets from each other [7]. The application of this method in mineral potential mapping [8] and identification of alterations containing mineralization has also been proven [9].

FINDINGS AND ARGUMENT

In this research, using Ward's method, the Euclidean distance similarity matrix has been used for connection according to relation 3.

$$d_{AB} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (X_{iA} - X_{iB})^2} \tag{3}$$

Where:

d_{AB} : is the distance of sample A from B

m : is the number of variables.

According to the tree diagram resulting from the hierarchical clustering for the regional data, the elements are grouped into clusters. Based on this, the two elements of gold and copper are placed in one cluster which indicates the relationship of these two elements with each other, which is related to the mineralization of gold-rich porphyry copper type. According to the results of hierarchical clustering and the concentration distribution of copper and gold elements in the desired range for calculating α values, several points are considered. At the center of each point, there are five square areas with dimensions of 60×60 m, 120×120 m, 180×180 m, 240×240 m, and 300×300 m which are created in the GIS environment. To model using the support vector machine method, the singularity index values for the two elements of gold and copper calculated in the previous step for the region, have been divided into two parts of training and testing data. LibSVM function and RBF kernel function have been used to model and to estimate singularity values in other areas of the region. The Grid search method with a 5-fold validation method has been used to determine the optimal values of model parameters (c and γ). The optimal values of c and γ for the two elements of gold and copper are presented in Table 1. Then, the classifier model was created on the training data and evaluated by the test data. The results of the model evaluation can be seen in Table 2.

Table 1. Optimal parameters calculated by the Grid search method

Element	c	γ
Au	16	1.73E-04
Cu	2	1.03E-04

Table 2. Model evaluation parameters according to the test data

Accuracy of the model	RSME
80.65%	0.44

To predict the singularity index in unknown areas, the desirability of the evaluation results of the models was considered. The obtained results were drawn in the form of a singularity index map for two elements of gold and copper. Then, according to the magnetic anomalies identified in the region, as well as existing geological maps and the average concentration of Cu and Au in the soil, which are 0.1-0.5% and 0.3-2.9 g/t, respectively, the singularity distribution map was prepared using the SVM method, which shows a good overlap between the anomalous areas resulting from the estimation by the SVM method and the magnetic anomalies recorded in the area (Figure 1A and 1B).

CONCLUSIONS

In the singularity method, which is expressed in the form of fractal and multifractal models, the spatial position of each sample is considered by presenting singularity maps. As a result, it can distinguish anomalous communities from background values and detect pseudo and hidden anomalies more accurately.

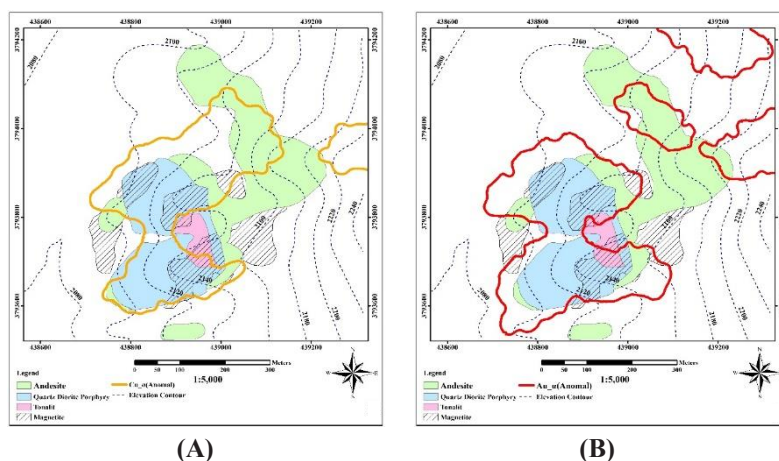


Figure 1. Singularity distribution map ($\alpha > 2$) estimated by SVM method for Cu and Au elements. **A:** Overlap of gold singularity and porphyry quartz diorite rock, andesite and magnetic anomaly range; **B:** Overlap of copper singularity and porphyry quartz diorite rock, andesite and magnetic anomaly range

The SVM method, which is considered as one of the machine learning methods, is a useful tool for identifying geochemical anomalies by classifying and estimating singularity index values. Finally, it can be stated that the use of these combined methods can be a good guide for producing geochemical maps in unknown areas. In this research, the grid search method has been used to determine the parameters of the support vector machine model. It is suggested to investigate the use of meta-heuristic optimization methods such as particle swarm and cuckoo search in future research.

REFERENCES

- [1] Bachmann, K., Menzel, P., Tolosana-Delgado, R., Schmidt, C., Hill, M., and Gutzmer, J. (2019). "Multivariate geochemical classification of chromitite seams in the Bushveld Complex, South Africa". *Applied Geochemistry*, 103: 106-117.
- [2] Zhao, Z., Qiao, K., Liu, Y., Chen, J., and Li, C. (2022). "Geochemical Data Mining by Integrated Multivariate Component Data Analysis: The Heilongjiang Duobaoshan Area (China) Case Study". *Minerals*, 12(8): 1035.
- [3] Yu, X., Xiao, F., Zhou, Y., Wang, Y., and Wang, K. (2019). "Application of hierarchical clustering, singularity mapping, and Kohonen neural network to identify Ag-Au-Pb-Zn polymetallic mineralization associated geochemical anomaly in Pangxidong district". *Journal of Geochemical*, 203: 87-95.
- [4] Lin, N., Chen, Y., Liu, H., and Liu, H. (2021). "A Comparative Study of Machine Learning Models with Hyperparameter Optimization Algorithm for Mapping Mineral Prospectivity". *Minerals*, 11(2): 159.
- [5] Han, J., Kamber, M., and Pei, J. (2012). "Data mining : concepts and techniques". 3rd Edition, Morgan Kaufmann. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>.
- [6] Cheng, Q. (2007). "Mapping singularities with stream sediment geochemical data for prediction of undiscovered mineral deposits in Gejiu, Yunnan Province, China". *Ore Geology Reviews*, 32(1-2): 314-324.
- [7] Mountrakis, G., Im, J., and Ogole, C. (2011). "Support vector machines in remote sensing: A review". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3): 247-259.
- [8] Zuo, R., and Carranza, E. J. M. (2011). "Support vector machine: A tool for mapping mineral prospectivity". *Computers & Geosciences*, 37(12): 1967-1975.
- [9] Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A., and Soltani Mohammadi, S. (2013). "An SVM-based machine learning method for the separation of alteration zones in Sungun porphyry copper deposit". *Geochemistry*, 73(4): 545-554.



دوره هشتم، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۲، صفحه ۳۱ تا ۴۱
Vol. 8, No. 4, Winter 2023, pp. 31-41



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

علمی-پژوهشی

شناسایی و تفکیک هاله‌های ژئوشیمیایی با روش‌های خوشه‌بندی سلسله مراتبی، تکینگی و ماشین بردار پشتیبان

شهاب زنگنه^۱، ملیحه عباس زاده^۲، رضا قوامی ریابی^۳، مجید انصاری جعفری^۴، هوشنگ اسدی هارونی^۵

- ۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، کاشان
- ۲- استادیار، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، کاشان
- ۳- دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه شاهرود، شاهرود
- ۴- استادیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه شاهرود، شاهرود
- ۵- استادیار، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان

پذیرش: ۱۴۰۲/۰۵/۰۱

دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۲۳

چکیده

در پروژه‌های اکتشافی، شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی در مناطق مختلف ممکن است تحت تاثیر فرآیندهای زمین‌شناسی، پیچیده‌گی‌های خاصی پیدا کنند. برای حل این ابهامات باید از روش‌های مختلف، برای درک صحیحی از اطلاعات موجود، استفاده شود. در این تحقیق با بیان مفهوم خوشه‌بندی سلسله مراتبی جهت شناسایی عناصر مرتبط با کانی‌سازی، تکینگی و نحوه ترسیم نقشه‌های تکینگی در قالب مدل‌های مولتی‌فراکتال و روش ماشین بردار پشتیبان، نواحی ناهنجار که احتمال کانی‌سازی در آن وجود دارد از مناطق زمینه تفکیک می‌شود. در ابتدا با روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی و با استفاده از روش وارد، در خوشه‌های ایجاد شده، دو عنصر طلا و مس به عنوان عناصر مرتبط با کانی‌سازی شناسایی شدند. برای محاسبه شاخص تکینگی این دو عنصر، در هر نقطه از روش مبتنی بر پنجره و رابطه توانی عیار-مساحت استفاده شد. در نهایت با تفکیک مقادیر شاخص تکینگی این دو عنصر، در هر نقطه از روش مبتنی بر پنجره و رابطه توانی عیار-مساحت استفاده شد. در نهایت با تفکیک مقادیر شاخص تکینگی به دو بخش آموزش و آزمایش و با کمک روش SVM فرآیند طبقه‌بندی و تخمین مقادیر شاخص تکینگی جهت شناسایی مناطق آنومال برای مناطق مجهول انجام پذیرفت. مطالعه موردی بر روی داده‌های مربوط به نمونه‌های سطحی خاک در محدوده کانسار مس پورفیری غنی از طلای دالی به مساحت ۹۰۰×۸۰۰ متر مربع واقع در کمربند ماگمایی ارومیه- دختر انجام شده است. نتایج حاصل از روش ترکیبی استفاده شده در این پژوهش با مطالعات قبلی مطابقت خوبی را نشان می‌دهد. در نتیجه استفاده از این روش‌های ترکیبی معرفی شده می‌تواند راهنمای مناسبی در جهت تولید نقشه-های ژئوشیمیایی در مناطق ناشناخته گردد.

کلمات کلیدی

خوشه‌بندی سلسله مراتبی، تکینگی، ماشین بردار پشتیبان، مس پورفیری، دالی، ارومیه- دختر.

استناد به این مقاله

زنگنه، ش.، عباس زاده، م.، قوامی ریابی، ر.، انصاری جعفری، م.، اسدی هارونی، ه.؛ ۱۴۰۲؛ "شناسایی و تفکیک هاله‌های ژئوشیمیایی با روش‌های خوشه‌بندی سلسله مراتبی، تکینگی و ماشین بردار پشتیبان". نشریه مهندسی منابع معدنی، دوره هشتم، شماره ۴، ص ۴۱-۲۷.

DOI: 10.30479/JMRE.2023.18033.1614



حق مؤلف © نویسندگان

ناشر: دانشگاه بین المللی امام خمینی (ره)

نویسنده مسئول و عهده دار مکاتبات Email: abbaszadeh@kashanu.ac.ir

۱- مقدمه

شناسایی ناهنجاری‌ها، مستقل از دانش زمین‌شناسی نبوده و جهت هر گونه تفسیری از نتایج به دست آمده، باید آنها را با دانسته‌های زمین‌شناسی منطبق کرد [۱۳، ۱۴].

روش‌های کلاسه‌بندی مهم‌ترین بخش روش مدل‌سازی داده‌های اکتشافی را تشکیل می‌دهند. در روش مدل‌سازی، داده‌ها به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند. در دسته آموزشی از داده‌های اکتشافی یک مدل ساخته می‌شود، سپس از این مدل و داده‌های اکتشافی دسته آزمایش، مدل ارزیابی می‌شود. در صورت مناسب بودن نتایج ارزیابی می‌توان از این مدل برای پیش‌بینی در مناطقی که متغیر هدف برداشت نشده است استفاده کرد [۱۵، ۱۶]. برای این منظور، چندین روش یادگیری ماشین در دهه‌های اخیر مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی توسعه داده شده‌اند [۱۷، ۱۸].

در این تحقیق با استفاده از روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی و قرارگیری عناصر در خوشه‌های ایجاد شده عناصر مرتبط با کانی‌سازی مشخص و سایر عناصر از فرآیند مدل‌سازی خارج شدند. با بررسی شاخص تکینگی و طبقه‌بندی نتایج با روش ماشین بردار پشتیبان، مناطق ناهنجرار در محدوده اکتشافی دالی مشخص شد.

۲- روش مطالعه

۲-۱- خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی

خوشه‌بندی قرار دادن داده‌ها در گروه‌هایی است که اعضای هر گروه از زاویه خاصی شبیه یکدیگرند. شباهت بین داده‌های درون هر خوشه حداکثر و شباهت بین داده‌های درون خوشه‌های متفاوت حداقل است. ساختار این خوشه‌ها یا گروه‌ها می‌تواند منطبق بر ذات داده‌ها یا ساختار پنهانی باشد که در داخل داده‌ها نهفته شده است [۱۹، ۲۰]. خوشه‌بندی، یافتن ساختاری در مجموعه‌ای از داده‌ها است که طبقه‌بندی نشده‌اند. دلیل اصلی استفاده از روش‌های خوشه‌بندی نیاز به کشف ساختارهای جدیدی است که به صورت طبیعی در داده‌ها وجود دارد، بدون اینکه هیچ‌گونه اطلاع قبلی از ساختار کلاس‌ها یا رده‌ها وجود داشته باشد [۲۱، ۲۲].

در روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی از الگوریتم اتصال استفاده می‌شود، به این ترتیب که متغیرها یا نمونه‌ها با شباهت بیشتر با استفاده از روش تجمیعی (اتصال از پایین به بالا) و یا تقسیمی (اتصال از بالا به پایین) به هم متصل

بسیاری از کانسارهای معدنی رخنمون و آثار سطحی قابل مشاهده ندارند، در نتیجه شناسایی کانی‌سازی‌های مرتبط با این ذخایر از اهداف فعالیت‌های اکتشافی محسوب می‌شود [۱]. یکی از فرآیندهای مهم در تحلیل داده‌های اکتشافی، شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی با هدف تعیین مناطق امیدبخش کانی‌سازی است [۲]. مطالعه داده‌های ژئوشیمیایی رسوبات آبراه‌های تنها معرف ترکیب سنگ‌های بالادست حوضه آبریز است. در نتیجه این نمونه‌ها نمی‌توانند اطلاعاتی را در خصوص وضعیت سنگ‌های پایین دست حوضه آبریز ارائه کنند. همچنین شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی در ناحیه‌هایی که دوباره دارند، بسیار سخت است، زیرا ممکن است آثار ناهنجاری ژئوشیمیایی اولیه که ناشی از کانی‌سازی زیرسطحی است، به وسیله لایه‌های پوشاننده پنهان شده و یا با ناهنجاری‌های کاذب ناشی از عناصر متحرک هم‌پوشانی داشته باشد [۳]. معمولاً در این مطالعات از روش‌های آماری و ریاضی (روش‌های غیرساختاری) برای جداسازی ناهنجاری‌ها از یکدیگر استفاده می‌شود. این روش‌ها شامل آنالیز هیستوگرام فراوانی غلظت عنصر، آنالیز آماری تک متغیره یا چندمتغیره است [۴، ۵] که محدودیت‌هایی از قبیل شرط تبعیت از توزیع نرمال، حذف تعدادی از داده‌ها به عنوان خارج از ردیف، عدم توجه به توزیع فضایی داده‌ها، عدم توجه به شکل هندسی ناهنجاری‌ها و نیز دشواری‌های کار با داده‌های حجیم دارد [۶، ۷]. از این رو و در جهت حل این محدودیت‌ها، مطالعات به کاربرد روش‌های طبقه‌بندی برای شناسایی ارتباط میان عناصر مرتبط با کانی‌سازی و تفکیک آنومالی‌ها معطوف شده است [۸].

در سال‌های اخیر با ورود و گسترش هندسه فرکتال در علوم مختلف، کاربردهای فراوانی از این روش در علوم زمین و مهندسی معدن ارائه شده است [۹، ۱۰]. یکی از کاربردهای ارائه شده نیز در زمینه طبقه‌بندی آنومالی‌های ژئوشیمیایی است [۱۱]. از مزیت‌های عمده مدل‌های فرکتالی نسبت به روش‌های آماری مورد استفاده در جداسازی آنومالی‌های ژئوشیمیایی، لحاظ کردن موقعیت فضایی نمونه‌ها است [۱۲]. همچنین این روش عملکرد بسیار خوبی برای شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی در مناطق دارای ناهنجاری‌های ضعیف و یا کانی‌سازی‌های مدفون نمایش داده است. لازم به ذکر است که هیچ یک از روش‌های موجود برای تعیین و

می‌شوند [۲۳]. از کاربردهای مهم روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی به عنوان یک رویکرد داده محور، تعیین ارتباط عناصر ژئوشیمیایی مربوط با کانی‌سازی است. با توجه به شناسایی عنصر مرتبط با کانی‌سازی می‌توان ادامه تحلیل‌ها را بر روی این عناصر شناخته شده انجام داد [۸].

۲-۲-۲- تکنیکی

فرآیندهای کانی‌سازی را می‌توان به دلیل نظم و ترتیب غنی‌شدگی و پراکندگی غلظت عناصر ژئوشیمیایی به صورت فرکتال و یا مولتی‌فرکتال مدل‌سازی کرد. شاخص تکنیکی^۱ برای مشخص کردن پیچیدگی ژئوشیمیایی که مربوط به فرآیند کانی‌سازی در یک زمینه مولتی‌فرکتال است، استفاده می‌شود. مدل شاخص تکنیکی بر اساس تئوری فرکتال و مولتی‌فرکتال غیرخطی توسط چنگ در سال ۱۹۹۹ مطرح شد [۲۵،۲۴]. از دیدگاه زمین‌شناسی، تکنیکی، انتشار غیرعادی و یا تجمع مواد در بازه‌های زمانی- مکانی کوتاه تعریف می‌شود. به عنوان مثال در کانی‌سازی هیدروترمال، تکنیکی معمولاً در یک بازه زمانی کوتاه از دوره زمین‌شناسی رخ می‌دهد که باعث غنی‌شدگی غیرعادی عناصر در کانسنگ‌های نسبتاً کوچک می‌شود. این روش در جدایش ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی، از مقدار زمینه سودمند است. در حالت کلی، اصل مدل تکنیکی به وسیله روابط توانی ۱ و ۲ تعریف می‌شود [۲۷،۲۶]:

$$\mu(A) \propto A^{(\alpha/2)} \Rightarrow \mu(A) = kA^{(\alpha/2)} \quad (1)$$

$$C(A) \propto A^{(\alpha/2-1)} \Rightarrow C(A) = kA^{(\alpha/2-1)} \quad (2)$$

که در آن:

A : مساحت

$\mu(A)$: مقدار کل فلز در مساحت A

C(A) : متوسط غلظت در مساحت A

k : ثابت عددی

α : شاخص تکنیکی است.

۲-۲-۱- ویژگی‌های شاخص تکنیکی

یکی از ویژگی‌های منحصربفرد تابع نمایی عیار- مساحت، تغییرناپذیری نسبت به مقیاس است، بدین معنی که اگر اندازه مساحت A تغییر کند تاثیری بر نوع تابع ندارد. از نظر هندسی این ویژگی تضمین می‌کند که الگوهای مشخص شده به وسیله تابع توانی در مقیاس‌های مختلف مشابه‌اند. این ویژگی

خودتشابهی نامیده می‌شود [۲۸]، بنابراین در شرایطی که شاخص تکنیکی مثبت باشد ($\alpha > 2$) متوسط غلظت محاسبه شده، با کاهش اندازه A، کاهش می‌یابد که نواحی با مقادیر زمینه را نشان می‌دهد. در شاخص تکنیکی منفی ($\alpha < 2$)، متوسط غلظت محاسبه شده، با کاهش اندازه A، افزایش می‌یابد که نشان‌دهنده مناطق ناهنجاری است. در نتیجه، محاسبه مقادیر شاخص تکنیکی و تهیه نقشه تکنیکی می‌تواند الگوهای فضایی مناسبی برای اکتشاف نواحی ناشناخته به وجود آورد [۲۹،۲۶].

۲-۲-۲- نقشه برداری تکنیکی

برای تخمین تکنیکی با استفاده از نقشه‌های ژئوشیمیایی در یک منطقه، بر روی این نقشه‌ها مجموعه‌ای از پنجره‌ها با مساحت $A(r)$ به یک مرکز واحد با مقادیر r متفاوت ($r_{\min} = r_1 < r_2 < \dots < r_n = r_{\max}$)، تعریف می‌شود. برای هر پنجره مربع شکل با اندازه ضلع r_i مقدار متوسط غلظت به صورت رابطه ۳ تعریف می‌شود:

$$A(r_i) = r_i^2 \Rightarrow C(A(r_i)) = kr_i^{(\alpha-2)} \quad (3)$$

مقادیر متوسط غلظت $C(A(r_i))$ ($i=1,2,3,\dots,n$) در یک نمودار Log_Log ترسیم شده و با توجه به شیب خط برازش داده شده و رابطه ۴ مقدار شاخص تکنیکی (α) برای هر نقطه محاسبه می‌شود. با حرکت این پنجره‌ها در سرتاسر محدوده مورد نظر مقادیر α در کل منطقه محاسبه می‌گردد [۲۹،۲۶].

$$\text{Log}C(A(r_i)) = \text{Log}k + (\alpha-2)\text{Log}(r_i) \quad (4)$$

۲-۳- ماشین بردار پشتیبان

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) نیز اولین بار برای تشخیص الگو، توسط واپنیک در سال ۱۹۸۲ ارائه شد. در طول سالیان گذشته با توسعه مباحث علمی آن از این روش در کلاسه‌بندی، رگرسیون و رتبه‌بندی استفاده شده است [۳۱،۳۰]. اما استفاده از این روش در اکتشاف برای اولین بار توسط لی برای انتخاب نقاط بهینه حفاری در میادین نفت و گاز صورت گرفته است [۳۲]. کاربرد این روش در پتانسیل‌یابی کانسارهای فلزی [۳۴،۳۳] و شناسایی آلتراسیون‌های حاوی کانی‌زایی نیز اثبات شده است [۳۵].

این روش، یک روش آماری غیرپارامتریک نظارت شده است و بر اساس این فرض عمل می‌کند که هیچ گونه اطلاعی

محدوده اکتشافی هستند. راه دسترسی به محدوده اکتشافی از طریق جاده اصلی اراک- سلفچگان و یا از طریق جاده دلیجان- سلفچگان و مسیر روستای راه میسر است [۴۴]. بر اساس مطالعات اکتشافی صورت گرفته در منطقه دالی، کانی‌سازی از نوع مس پورفیری غنی از طلا ارزیابی گردیده که در کمربند ولکانیکی ارومیه- دختر واقع شده است (شکل ۱-ب). منطقه مساحتی در حدود ۸۰۰×۹۰۰ متر دارد [۴۵].

مهم‌ترین واحدهای چینه‌شناسی منطقه شامل رسوبات آبرفتی کواترنری، واحدهای آتشفشانی و نیمه آتشفشانی نوژن است که طی دو مرحله ماگمایی تشکیل شده‌اند [۴۶]. واحد آتشفشانی منطقه نیز در گروه آندزیت تا آندزیت بازالت پورفیری نقش سنگ دیواره را ایفا می‌کند. دو استوک پورفیری با ترکیب سنگ‌شناسی کوارتز دیوریت پورفیری به درون سنگ دیواره آندزیتی نفوذ کرده است (شکل ۲). دگرسانی آن عمدتاً شامل پتاسیک در بخش مرکزی و پروپیلیتیک در بخش سنگ دیواره آندزیتی است و آثار دگرسانی سرسیتی و آرتلیک (تخریب فلدسپار) بسیار نادر و جزئی است. این توده در بررسی‌های سطحی به وسیله دگرسانی‌های پتاسیک و کوارتز- سرسیت- پیریت و همراه با رگه‌ها و استوک‌ورک‌های سیلیسی مشخص می‌شود [۴۷]. مطالعات پیشین مشخص ساخته است که کانی‌سازی مس و طلا بیشترین ارتباط را به ترتیب با واحدهای کوارتز دیوریت پورفیری، آندزیت و مرز این دو سنگ دارد [۴۵].

از چگونگی توزیع مجموعه داده‌ها وجود نداشته باشد. ویژگی اصلی این روش توانایی بالا در استفاده از نمونه‌های تعلیمی کمتر و رسیدن به دقت بالاتر است [۳۶]. همچنین به عنوان یک روش یادگیری ماشین، به طور فزاینده‌ای در علوم زمین مانند تشخیص ناهنجاری ژئوشیمیایی [۳۷]، طبقه‌بندی سنگ‌شناسی [۳۸] و نقشه‌برداری از پتانسیل‌های معدنی [۳۹] مورد استفاده قرار می‌گیرد. SVM با یافتن رابطه بین پدیده‌های مختلف، فرآیند پیش‌بینی و یا طبقه‌بندی را انجام می‌دهد [۴۰].

ماشین بردار پشتیبان در واقع یک طبقه‌بندی‌کننده دودویی است که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند و وابسته به خانواده طبقه‌بندی‌های خطی تعمیم یافته است [۴۱]. در حقیقت این الگوریتم در پی یافتن یک ابر صفحه است که بتواند به نحوی عمل کند تا ضمن سازگاری با داده‌های تعلیمی، توانایی تفکیک و جداسازی مجموعه داده از یکدیگر را نیز داشته باشد [۴۲، ۴۳]. در صورتی که ابر داده‌ها تداخل زیادی داشته باشند، می‌توان از کرنل‌های چندجمله‌ای با درجات چندجمله‌ای و گامای متفاوت و یا از کرنل RBF در روابط ۵، ۶ و ۷ استفاده کرد:

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad \text{خطی} \quad (5)$$

$$K(x_i, x_j) = (g x_i \cdot x_j + r), g > 0 \quad \text{چند جمله‌ای} \quad (6)$$

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2), g > 0 \quad \text{RBF} \quad (7)$$

که در این روابط:

T : ماتریس ترانزپوز

g : بیانگر گاما

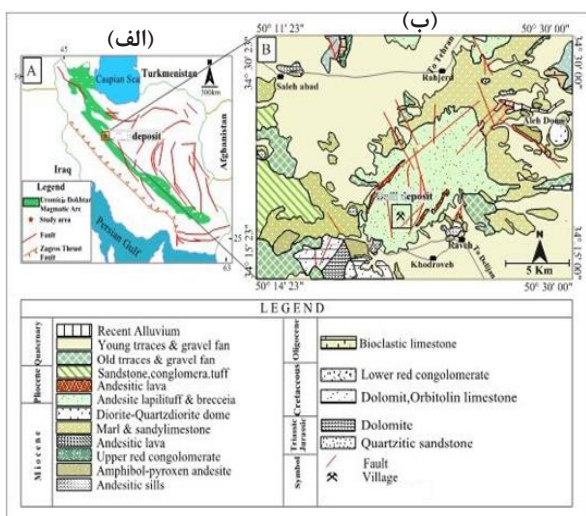
d : درجه چندجمله‌ای

x_i و x_j : نشان‌دهنده بردار مولفه نام و زام است.

در این تحقیق از کرنل RBF استفاده شده است.

۳- منطقه مورد مطالعه

کانسار دالی در موقعیت جغرافیایی ۵۰ درجه و ۲۰ دقیقه طول شرقی و ۳۴ درجه و ۱۵ دقیقه عرض شمالی در جنوب شرق استان مرکزی واقع شده است. این کانسار در جنوب غربی ورقه ۱:۲۵۰۰۰۰ قم و در ۴۰ کیلومتری شمال غرب دلیجان، ۶۰ کیلومتری شرق شهرستان اراک قرار دارد (شکل ۱-الف). روستای راه و کهنک نزدیکترین روستاها به این



شکل ۱: الف) نقشه ساده شده موقعیت کانسار دالی [۴۸] و ب) نقشه ساده شده زمین‌شناسی ناحیه‌ای کانسار دالی [۴۹]

۴- بحث

۴-۱- خوشه‌بندی سلسله مراتبی در منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش با به کارگیری روش وارد، با توجه به رابطه ۸ برای اتصال از ماتریس شباهت فاصله اقلیدسی استفاده شده است:

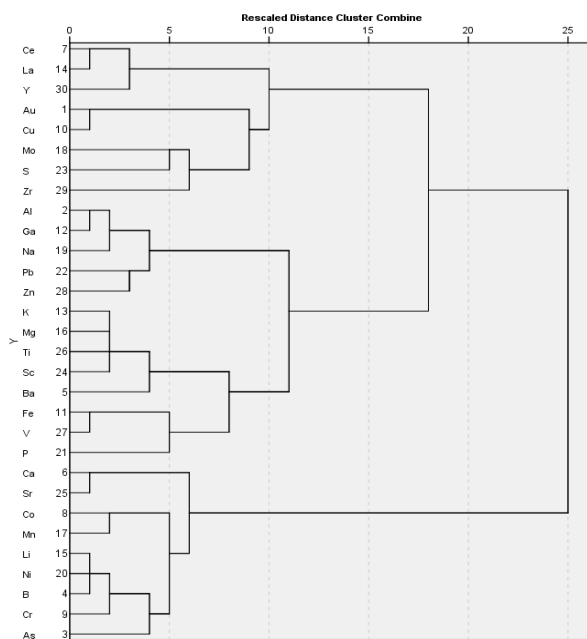
$$d_{AB} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (X_{iA} - X_{iB})^2} \quad (۸)$$

که در آن:

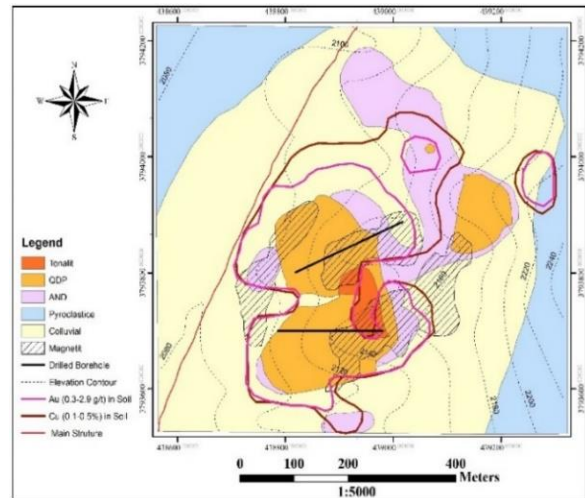
d_{AB} : فاصله نمونه A از B

m: تعداد متغیرها است.

با توجه به نمودار درختواره حاصل از خوشه‌بندی سلسله مراتبی برای داده‌های منطقه (شکل ۳)، عناصر در خوشه‌ها دسته‌بندی شده‌اند. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد، دو عنصر طلا و مس در یک خوشه قرار گرفته و نشان‌دهنده ارتباط این دو عنصر با یکدیگرند که در ارتباط با کانی‌سازی از نوع مس پورفیری غنی از طلا است. بر اساس نتایج حاصل از این بررسی ادامه تحلیل‌ها بر روی دو عنصر مس و طلا صورت می‌گیرد.



شکل ۳: نمودار درختواره حاصل از روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی بر روی داده‌های منطقه دالی



شکل ۲: نقشه زمین‌شناسی رقومی شده منطقه دالی

در منطقه مورد نظر، ۱۴۹ نمونه سطحی (خاک) تحت یک شبکه مربعی ۵۰×۵۰ متر به صورت پراکنده برداشت شده و روش مورد استفاده برای آنالیز و اندازه‌گیری غلظت نمونه‌ها ICP-MS بوده است.

در کانسارهای مس-طلائی پورفیری با توجه به فرآیند آلتراسیون بر روی سنگ میزبان، قسمت آلتیره شده به واسطه تجمع مگنتیت به صورت رگچه و پراکنده در زون پتاسیک، آنومالی‌های بالا مغناطیسی را نشان می‌دهد. در منطقه دالی با توجه به وجود کانی مگنتیت و ارتباط آن با کانی‌زایی مس و طلا، عملیات برداشت مغناطیسی انجام گرفته است. در برداشت مغناطیس‌سنجی شبکه برداشت با شبکه نمونه‌برداری ژئوشیمی خاک منطبق و به صورت موازی در نظر گرفته شده است. هدف از این کار پیدا کردن ارتباط بین عیار عناصر به خصوص مس و طلا در خاک و میزان خاصیت مغناطیسی در هر نقطه است. طراحی شبکه برداشت به گونه‌ای است که با توجه به رخنمون‌های سنگی و هاله‌های آلتراسیون تعداد ۱۱ پروفیل در نظر گرفته شده است. فواصل پروفیلی در زون‌های فاقد کانی‌سازی ۱۰۰ متر بوده که با نزدیک شدن به توده اصلی، شبکه متراکم‌تر و فواصل به ۲۵ متر کاهش یافته است. در منطقه دالی، بعد از انجام تصحیحات لازم، برای تسهیل در تفسیر داده‌های مغناطیسی از فیلتر تبدیل به قطب استفاده شده است. با انجام فیلتر تبدیل به قطب وجود توده‌هایی با آنومالی مغناطیسی بسیار بالا تایید شد که انطباق خوبی با غنی‌شدگی مس و طلا در نمونه‌های خاک دارد [۵۰]. نقشه آنومالی‌های مغناطیسی برای اعتبارسنجی نتایج این پژوهش استفاده می‌شود.

شد. برای مدل سازی و تخمین مقادیر تکینگی در نواحی دیگر منطقه از روش طبقه بندی LibSVM(C-SVC) در نرم افزار weka با تابع کرنل RBF استفاده شد. برای تعیین مقادیر بهینه پارامترهای مدل (C و γ) از روش Gridsearch با روش اعتبارسنجی 5-fold استفاده شد. مقادیر بهینه C و γ برای دو عنصر طلا و مس در جدول ۱ ارایه شده است، سپس مدل طبقه بندی کننده بر روی داده های آموزش ایجاد و به وسیله داده های آزمایش ارزیابی شد. نتایج حاصل از ارزیابی مدل در جدول ۲ مشاهده می شود.

جدول ۱: پارامترهای بهینه محاسبه شده با روش Gridsearch

عنصر	C	γ
Au	16	1.73E-04
Cu	2	1.03E-04

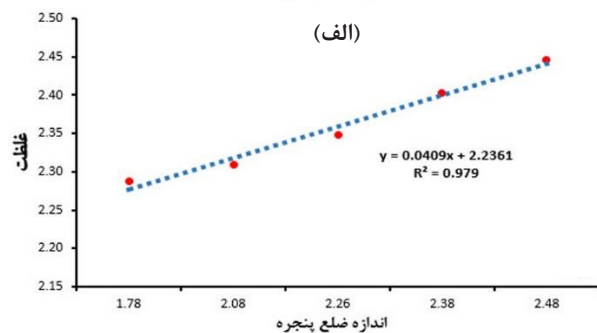
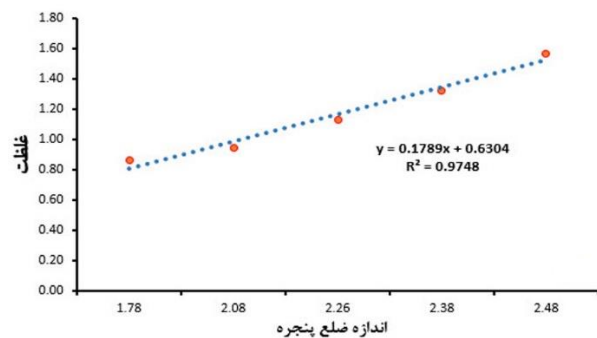
جدول ۲: پارامترهای ارزیابی مدل با توجه به داده های آزمایش

۸۰٫۶۵٪	مواردی که به درستی طبقه بندی شده اند
۱۹٫۳۵٪	مواردی که به اشتباه طبقه بندی شده اند
۰٫۵۷٪	آمار کاپا
۰٫۱۹٪	میانگین خطای مطلق
۰٫۴۴٪	جذر میانگین مربعات خطا
۴۳٫۶۴٪	خطای مطلق نسبی
۸۶٫۹۴٪	جذر خطای مربع نسبی

با توجه به مطلوب بودن نتایج ارزیابی مدل ها، از آن برای پیش بینی شاخص تکینگی در مناطق مجهول استفاده شد. نتایج حاصله در قالب نقشه شاخص تکینگی برای دو عنصر طلا و مس در شکل های ۵-الف و ب ترسیم شد. با توجه به نقشه زمین شناسی منطقه، مقدار متوسط غلظت Au و Cu در خاک به ترتیب %0.1-0.5 و 0.3-2.9 g/t است. در نقشه های شکل ۶-الف و ب همپوشانی مناسبی بین مقادیر تکینگی ($\alpha < 2$) حاصل از تخمین به روش SVM و محدوده های غلظت Au و Cu در خاک، مشاهده شده است. همچنین در نواحی شمالی منطقه، مقادیر تخمین تکینگی به روش SVM ناهنجاری هایی را نشان داده است که در مطالعات گذشته این نواحی ثبت نشده اند. احتمالاً این مناطق بیانگر ناهنجاری در محدوده مورد نظر هستند. در نتیجه این نواحی را می توان دقیق تر مطالعه کرد. با توجه به آنومالی های مغناطیسی مشخص شده

۴-۲- نقشه برداری تکینگی در منطقه مورد مطالعه

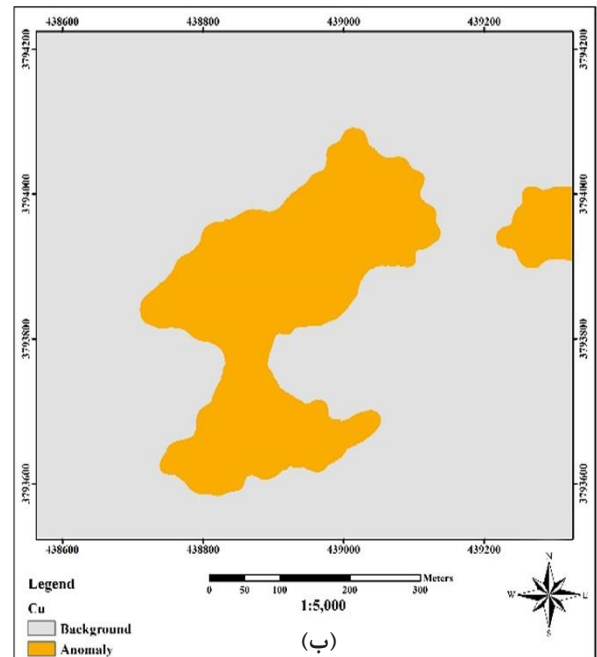
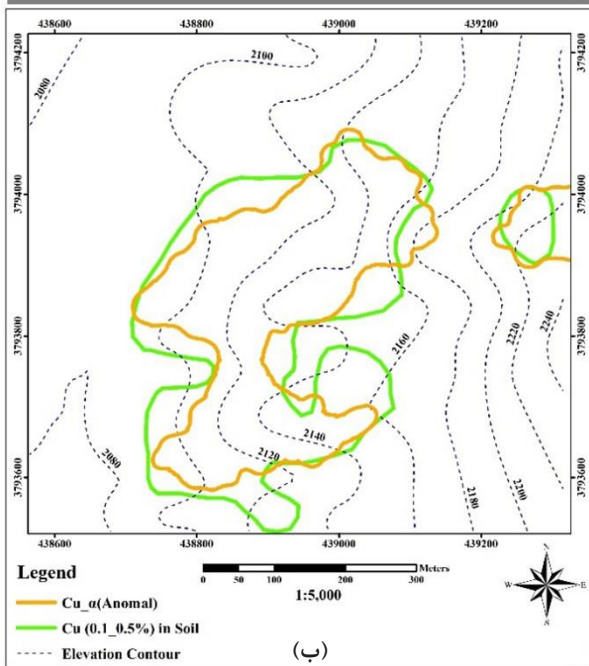
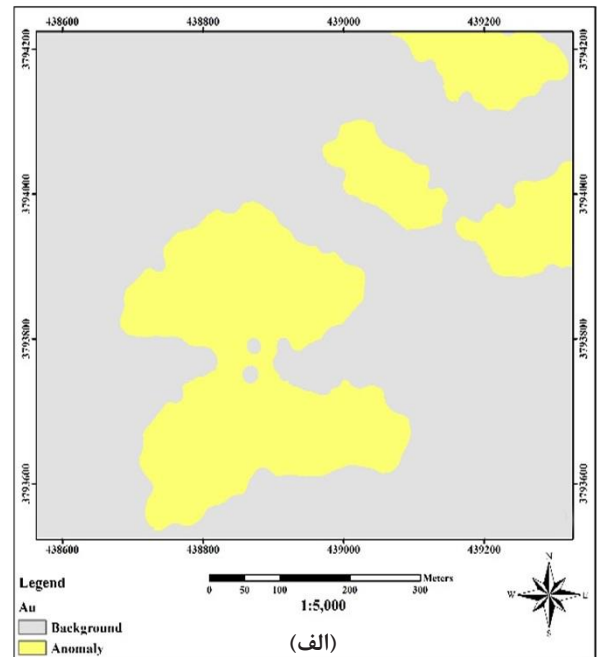
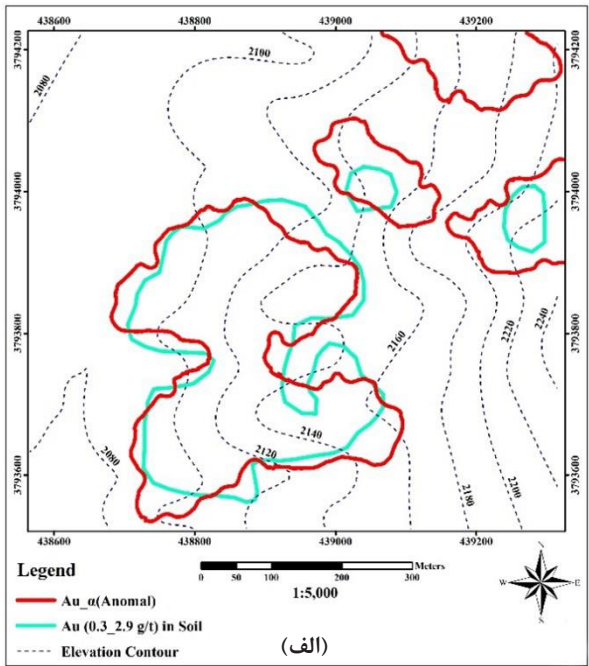
با توجه به نتایج حاصل از خوشه بندی سلسله مراتبی و توزیع غلظت عناصر مس و طلا در محدوده مورد نظر برای محاسبه مقادیر α ، چندین نقطه در نظر گرفته شده و به مرکز هر نقطه پنج محدوده مربعی شکل با ابعاد، به ترتیب ۶۰×۶۰ متر، ۱۲۰×۱۲۰ متر، ۱۸۰×۱۸۰ متر، ۲۴۰×۲۴۰ متر و ۳۰۰×۳۰۰ متر در محیط GIS ایجاد شده است. برای هر مربع مقدار میانگین غلظت عناصر مس و طلا محاسبه و در یک نمودار Log-Log در شکل های ۴-الف و ب ترسیم شد. با توجه به شیب خط نمودار، مقادیر α برای تمامی نقاط محاسبه شده است.



شکل ۴: نمودار غلظت-اندازه پنجره در یک نقطه برای عناصر الف) Au و ب) Cu

۴-۳- کاربرد ماشین بردار پشتیبان در منطقه مورد مطالعه

مقادیر شاخص تکینگی برای دو عنصر طلا و مس که در مرحله قبل برای منطقه محاسبه شد، به دو بخش داده های آموزش و آزمایش تقسیم شده است. از مجموع ۱۵۸ داده تکینگی، ۲۰ درصد داده ها به صورت تصادفی به عنوان داده آزمایش و ۸۰ درصد به عنوان داده آموزش در نظر گرفته



شکل ۶: نقشه توزیع تکینگی ($\alpha < 2$) تخمین زده شده با روش SVM برای عنصر Cu و Au؛ الف) همپوشانی تکینگی طلا و محدوده طلا (0.3-2.9g/t)، ب) همپوشانی تکینگی مس و محدوده مس (0.1-0.5%)

شکل ۵: نقشه توزیع تکینگی تخمین زده شده بر اساس روش SVM برای عناصر الف) Au و ب) Cu

سنگ‌های آندزیت و کوارتزیدیوریت پورفیری مشاهده می‌شود. نتایج حاصل از این روش با مطالعات قبلی که در منطقه صورت گرفته است مطابقت دارد. در بررسی فعالیت‌های اکتشافی پیشین و مقالات منتشر شده، هاله‌های ژئوشیمیایی طلا،

در منطقه و نقشه‌های شکل ۷- الف و ب بین مقادیر ($\alpha < 2$) آنومال حاصل از تخمین به روش SVM و آنومالی‌های مغناطیسی، همپوشانی خوبی نشان داده شده است. همچنین همپوشانی مناسبی بین مقادیر تخمینی تکینگی ($\alpha < 2$) و

مس، آنومالی‌های مغناطیسی مرتبط با این عناصر و واحدهای زمین‌شناسی مرتبط با این کانسار معرفی شده است. نتایج حاصل از این روش ترکیبی که در این پژوهش ارائه گردیده است با مطالعات قبلی مطابقت خوبی را نشان می‌دهد.

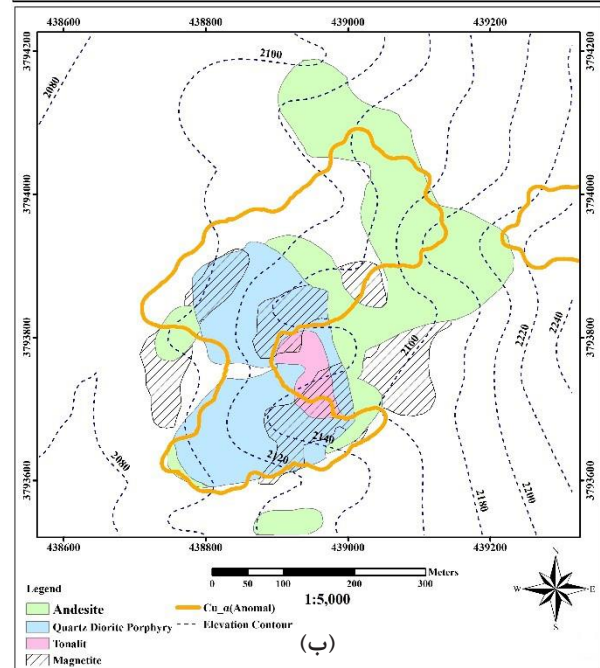
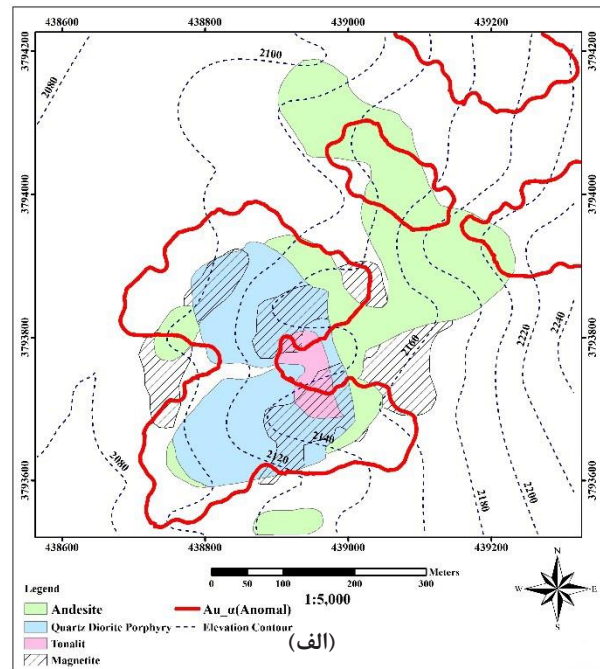
۵- نتیجه‌گیری

روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی به طور موثر برای کشف ارتباط مناسب عناصر تشکیل‌دهنده کانی‌سازی در منطقه مورد مطالعه کاربرد دارد. در نتیجه با شناخت عناصر مرتبط می‌توان تحلیل‌ها را برای آن‌ها انجام داد و از بررسی عناصر غیرمرتبط صرف‌نظر کرد. در روش تکینگی که در قالب مدل‌های فرکتال و مولتی‌فرکتال بیان شده است با ارائه نقشه‌های تکینگی، موقعیت فضایی هر نمونه در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه با دقت بیشتری توانایی تفکیک جوامع ناهنجر از مقادیر زمینه و تشخیص ناهنجاری‌های کاذب و پنهان را دارد. از آنجایی که این روش می‌تواند در تحلیل اطلاعات اکتشافی ژئوفیزیکی، ژئوشیمیایی و همچنین در زمینه محیط زیستی کاربرد داشته باشد پیشنهاد می‌شود در اکتشافات و مطالعات ناحیه‌ای استفاده شود، زیرا به دلیل حساسیت بالای این روش در تفکیک جوامع، در مطالعات محلی اگر اندازه پنجره‌ها کم باشد و فقط در محدوده زمینه قرار گیرد، جوامع موجود در زمینه را تفکیک می‌کند که در نتایج کلی خطا ایجاد می‌شود. روش SVM که یکی از روش‌های ماشین بردار پشتیبان محسوب می‌شود، ابزاری مفید برای شناسایی ناهنجاری‌های ژئوشیمیایی با طبقه‌بندی و تخمین مقادیر شاخص تکینگی است. در نهایت می‌توان بیان کرد استفاده از این روش‌های ترکیبی می‌تواند راهنمای مناسبی در جهت تولید نقشه‌های ژئوشیمیایی در مناطق ناشناخته گردد.

در این پژوهش از روش جستجوی شبکه‌ای برای تعیین پارامترهای مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی استفاده از روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری مانند ازدحام ذرات و جستجوی فاخته نیز مورد بررسی قرار گیرد.

۶- مراجع

- [۱] قدیانیلو، م.، علیمرادی، ا.، یوسفی، م.؛ ۱۴۰۱؛ "شناسایی نواحی امیدبخش کانی‌سازی مس پورفیری در ناحیه چهارگنبد استان کرمان با استفاده از روش هوشمند یادگیری سریع". نشریه مهندسی منابع معدنی، دوره ۷، شماره ۱، ص ۳۹-۶۱.



شکل ۷: نقشه توزیع تکینگی ($\alpha < 2$) تخمین زده شده با روش SVM برای عنصر Cu و Au؛ الف) همپوشانی تکینگی طلا و سنگ کوارتز دیوریت پورفیری، آندزیت و محدوده آنومالی مغناطیسی، ب) همپوشانی تکینگی مس و سنگ کوارتز دیوریت پورفیری، آندزیت و محدوده آنومالی مغناطیسی

- anomalies in the Esfordi phosphate mine, Central Iran*". Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis, 21(2): geochem2020-035.
- [12] Jozani Kohan, G. (2006). "Fractal's cutie-environment Method for Separation geochemical anomalies from the background". In: 10th Society for Geological of Iran Congress, Tehran: University of Tarbiat Modares.
- [۱۳] پیروزیخت، م.، احدی، م.، اسفندیاری، ب.؛ ۱۳۸۷؛ "کاربرد روش فرکتالی عیار - مساحت جهت تعیین و جداسازی ناهنجاری‌ها از زمینه در نقشه‌های ژئوشیمیایی رسوبات آبراهه‌ای (مطالعه موردی: برگه ۱:۵۰۰۰۰ سه چاهون)". دومین کنفرانس مهندسی معدن، تهران.
- [14] Ghannadpour, S. S., and Hezarkhani, A. (2022). "A new method for determining geochemical anomalies: U-N and U-A fractal models". International Journal of Mining and Geo-Engineering, 56(2): 181-190.
- [۱۵] گرانیان، ح.، طباطبایی، س.ح.، اسدی هارونی، ه.، محمدی، آ.؛ ۱۳۹۴؛ "کاربرد روش آنالیز تمایز و ماشین بردار پشتیبان مرحله‌ای در مدل سازی کانی‌زایی کانسارهای طلای داشکسن". نشریه مهندسی معدن، دوره ۱۰، شماره ۲۴، ص ۵۳-۶۵.
- [16] Nathwani, C. L., Wilkinson, J. J., Fry, G., Armstrong, R. N., Smith, D. J., and Ihlenfeld, C. (2022). "Machine learning for geochemical exploration: classifying metallogenic fertility in arc magmas and insights into porphyry copper deposit formation". Mineralium Deposita, 57: 1143-1166.
- [17] Zaremotlagh, S., and Hezarkhani, A. (2017). "The use of decision tree induction and artificial neural networks for recognizing the geochemical distribution patterns of LREE in the Choghart deposit, Central Iran". Journal of African Earth Sciences, 128: 37-46.
- [18] Lin, N., Chen, Y., Liu, H., and Liu, H. (2021). "A Comparative Study of Machine Learning Models with Hyperparameter Optimization Algorithm for Mapping Mineral Prospectivity". Minerals, 11(2): 159.
- [۱۹] شهرابی، ج.، ذوالقدرشجاعی، ع.؛ ۱۳۹۰؛ "داده کاوی پیشرفته- مفاهیم و الگوریتم‌ها". انتشارات جهاد دانشگاهی واحد دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
- [20] Yang, J., Grunsky, E., and Cheng, Q. (2019). "A novel hierarchical clustering analysis method based on Kullback-Leibler divergence and application on dalaimiao geochemical exploration data". Computers and Geosciences, 123: 10-19.
- [21] Zaki, M. J., and Meira Jr, W. (2014). "Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms". Cambridge: Cambridge University Press. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511810114>.
- [22] Häme, T., Sirro, L., Kilpi, J., Seitsonen, L., Andersson,
- [2] Afzal, P., Farhadi, S., Boveiri Konari, M., Shamseddin Meigooni, M., and Daneshvar Saein, L. (2022). "Geochemical Anomaly Detection in the Irankuh District Using Hybrid Machine Learning Technique and Fractal Modeling". Geopersia, 12(1): 191-199.
- [3] Ghavami riabi, R. (2007). "Geochemical Exploration of base metal massive sulphide deposits in the eastern part of Namaqua Province and environmental South Africa". Ph.D Thesis, Pretoria University.
- [4] Cloutier, V., Lefebvre, R., Therrien, R., and Savard, M. M. (2008). "Multivariate statistical analysis of geochemical data as indicative of the hydrogeochemical evolution of groundwater in a sedimentary rock aquifer system". Journal of Hydrology, 353(3): 294-313.
- [5] Bachmann, K., Menzel, P., Tolosana-Delgado, R., Schmidt, C., Hill, M., and Gutzmer, J. (2019). "Multivariate geochemical classification of chromitite seams in the Bushveld Complex, South Africa". Applied Geochemistry, 103: 106-117.
- [6] Rusk, B. G., Reed, M. H., and Dilles, J. H. (2008). "Fluid Inclusion Evidence for Magmatic-Hydrothermal Fluid Evolution in the Porphyry Copper-Molybdenum Deposit at Butte, Montana". Economic Geology, 103: 307-334.
- [7] Zhao, Z., Qiao, K., Liu, Y., Chen, J., and Li, C. (2022). "Geochemical Data Mining by Integrated Multivariate Component Data Analysis: The Heilongjiang Duobaoshan Area (China) Case Study". Minerals, 12(8):1035.
- [8] Yu, X., Xiao, F., Zhou, Y., Wang, Y., and Wang, K. (2019). "Application of hierarchical clustering, singularity mapping, and Kohonen neural network to identify Ag-Au-Pb-Zn polymetallic mineralization associated geochemical anomaly in Pangxidong district". Journal of Geochemical Exploration, 203: 87-95.
- [9] Afzal, P., Fadakar Alghalandis, Y., Moarefvand, P., Rashidnejad Omran, N., and Asadi Haroni, H. (2012). "Application of power-spectrum-volume fractal method for detecting hypogene, supergene enrichment, leached and barren zones in Kahang Cu porphyry deposit, Central Iran". Journal of Geochemical Exploration, 112: 131-138.
- [10] Xiang, Z., Gu, X., Wang, E., Wang, X., Zhang, Y., and Wang, Y. (2019). "Delineation of deep prospecting targets by combining factor and fractal analysis in the Kekeshala skarn Cu deposit, NW China". Journal of Geochemical Exploration, 198: 71-81.
- [11] Shamseddin Meigooni, M., Lotfi, M., Afzal, P., Nezafati, N., and Kargar Razi, M. (2021). "Application of multivariate geostatistical simulation and fractal analysis for detection of rare-earth element geochemical

- [33] Zuo, R., and Carranza, E. J. M. (2011). "Support vector machine: A tool for mapping mineral prospectivity". Computers & Geosciences, 37(12): 1967-1975.
- [34] Abedi, M., Norouzi, G. H., and Bahroudi, A. (2012). "Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas". Computers & Geosciences. 46: 272-283.
- [35] Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A., and Soltani Mohammadi, S. (2013). "An SVM-based machine learning method for the separation of alteration zones in Sungun porphyry copper deposit". Chemie der Erde – Geochemistry, 73(4): 545-554.
- [36] Mantero, P., Moser, G., and Serpico, S. B. (2005). "Partially supervised classification of remote sensing images using SVM-based probability density estimation". IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 43(3): 559-570.
- [37] Ge, W., Cheng, Q., Tang, Y., Jing, L., and Gao, C. (2018). "Lithological Classification Using Sentinel-2A Data in the Shibanjing Ophiolite Complex in Inner Mongolia, China". Remote Sensing, 10(4): 638.
- [38] Chen, Y., and Wu, W. (2017). "Mapping mineral prospectivity using an extreme learning machine regression". Ore Geology Reviews, 80: 200-213.
- [39] Shabankareh, M., and Hezarkhani, A. (2017). "Application of support vector machines for copper potential mapping in Kerman region, Iran". Journal of African Earth Sciences, 128: 116-126.
- [40] Wang, Z., Zuo, R., and Dong, Y. (2020). "Mapping Himalayan leucogranites using a hybrid method of metric learning and support vector machine". Computers and Geosciences, 138: 104455.
- [41] Srivastava, D., and Bhambhu, L. (2010). "Data classification using support vector machine". Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 12(1): 1-7.
- [42] ماهوش محمدی، ن.، هزارخانی، ا.، ۱۳۹۹؛ "مقایسه روش‌های طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال برای تفکیک واحدهای دگرسانی منطقه تخت گنبد". فصلنامه زمین شناسی ایران، دوره ۱۴، شماره ۵۳، ص ۴۳-۳۱.
- [43] Mountrakis, G., Im, J., and Ogole, C. (2011). "Support vector machines in remote sensing: A review". ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 63(3): 247-259.
- [44] اسدی هارونی، ه.، سن سلیمانی، ع.، ۱۳۹۰؛ "مطالعات مرحله پی جویی کانسار مس - طلا پورفیبری دالی در استان مرکزی". فصلنامه علمی پژوهشی زمین و منابع واحد لاهیجان، دوره ۴، شماره ۲، ص ۱۶-۹.
- K., and Melkas, T. (2020). "A Hierarchical Clustering Method for Land Cover Change Detection and Identification". Remote Sensing, 12(11): 1751.
- [23] Han, J., Kamber, M., and Pei, J. (2012). "Data Mining: Concepts and Techniques". 3rd Edition, Morgan Kaufmann. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>.
- [24] Liu, Y., Zhou, K., and Cheng, Q. (2017). "A new method for geochemical anomaly separation based on the distribution patterns of singularity indices". Computers & Geosciences, 105: 139-147.
- [25] Zhang, Y., Liu, S., Zhang, L., and Zhou, Y., Liang, J., Lu, J., Hu, X., Liu, L., Chen, L., Zhang, J., Xu, C., and Dong, X. (2022). "Application of Singularity Theory to the Distribution of Heavy Metals in Surface Sediments of the Zhongsha Islands". Journal of Marine Science and Engineering, 10(11): 1697.
- [26] Cheng, Q. (2007). "Mapping singularities with stream sediment geochemical data for prediction of undiscovered mineral deposits in Gejiu, Yunnan Province, China". Ore Geology Reviews, 32(1-2): 314-324.
- [27] Li, C., Liu, B., Guo, K., and Binbin, L. (2021). "Regional Geochemical Anomaly Identification Based on Multiple-Point Geostatistical Simulation and Local Singularity Analysis- A Case Study in Mila Mountain Region, Southern Tibet". Minerals, 11(10): 1037.
- [28] Mandelbrot, B. (1974). "Intermittent turbulence in self-similar cascades: divergence of high moments and dimension of the carrier". Journal of Fluid Mechanics, 62: 331-358.
- [۲۹] جعفری، م.، ا.، نظریور، ا.، رستمی پایدار، ق.؛ ۱۴۰۰؛ "کاربرد روش‌های شاخص سینگولاریتی (SI)، فازی-گاما و AHP برای پتانسیل‌یابی سرب و روی در ورقه خنداب، منطقه فلززائی ملایر- اصفهان". فصلنامه علمی علوم زمین، دوره ۴، شماره ۱۱، ص ۹۶-۷۹.
- [30] Yu, H., and Kim, S. (2012). "SVM Tutorial — Classification, Regression and Ranking". In: Rozenberg, G., Bäck, T., Kok, J. N. (Eds.), Handbook of Natural Computing. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [31] Xiong, Y., and Zuo, R. (2020). "Recognizing multivariate geochemical anomalies for mineral exploration by combining deep learning and one-class support vector machine". Computers & Geosciences, 140: 104484.
- [32] Jiakang, L., Castagna, J., Dong-an, L., and Bian, X. (2004). "Reservoir prediction via SVM pattern recognition". SEG Technical Program Expanded Abstracts, 425-428.

- [49] Emami, M. (1991). "Explanatory text of the Qom, Geological Quadrangle Map, scale 1:250,000". Geological Survey of Iran.
- [45] Asadi Haroni, H. (2008). "First Stage Drilling Report on Dalli Porphyry Cu-Au Prospect, Central Province of Iran". Technical Report.
- [46] Shahabpour, J. (2007). "Island-arc affinity of the Central Iranian Volcani". Journal of Asian Earth Sciences, 30(5-6): 652-665.
- [47] Saremi, F. (2014). "Hydrothermal alteration mapping using combination of the ASTER data and spectroscopic minerals in the Dalli porphyry Cu-Au deposit, Delijan, Markazi province". M.Sc. Thesis, Shahid Chamran University, Ahvaz.
- [48] Stöcklin, J., and Setudinia, A. (1972). "Location map of the Dalli deposit, scale 1:100,000". Geological Survey of Iran.
- [۵۰] دایی جواد، ح.، اسدی هارونی، ه.، طباطبایی، س. ح؛ ۱۳۸۷؛ "تلفیق داده‌های اکتشافی در محدوده اندیس مس - طلا پورفیری دالی با استفاده از منطق فازی جهت تعیین نقاط حفاری". دومین کنفرانس مهندسی معدن ایران، تهران.

¹ singularity Index