



Imam Khomeini International University  
Vol. 9, No. 4, Winter 2024



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

## Research Paper

# Mineral Potential Mapping Using Principal Coordinate Analysis and Principal Component Analysis in 1:100,000 Scale Porang Sheet, South Khorasan Province

Geranian H.<sup>1\*</sup>

1- Associate Professor, Dept. of Mining Engineering, Birjand University of Technology, Birjand, Iran

Received: 13 Sep. 2023

Accepted: 13 May 2024

**Abstract:** The 1:100,000-scale Porang sheet in South Khorasan province is prone to skarn, massive sulfide, and sedimentary mineralization due to the presence of intermediate to ultrabasic volcanic and plutonic rocks and the variety of sedimentary rocks. This paper introduces the Principal Coordinate Analysis (PCoA) method. The PCoA method, along with the Principal Component Analysis (PCA) and Correspondence Analysis (CA) methods, has been used to identify the possible type of mineralization in the study area. Geological and mineralogical data and the analysis results of 25 elements from 314 stream sediment samples, taken from the study area, have been used for this purpose. The results of the data analysis show that the D1 coordinate, PC1 score, and location in the first cluster maps of the samples are most likely related to the mineralization in ultrabasic, basic, and listivinite rocks. After that, the D2 and D3 dimension maps, the PC2 and PC5 score maps, and the sample location map in the fifth cluster related to sedimentary rocks attribute the most probability to sedimentary mineralization, especially of Mn and Fe mineralization types, in the study area. Finally, there is the possibility of skarn and massive sulfide mineralization, whose locations can be predicted by the D4 dimension maps, the PC3 score map, and the sample location maps in second, third, and fourth clusters. Also, the comparison of data analysis results with two multivariate statistical methods shows that by choosing the number of dimensionality reductions, the principal components method can cover more variability than the principal dimensions method. While connecting the principal coordinate maps to the mineralization is easier and more reliable than the principal component score maps. Therefore, the proposal of this paper is the simultaneous use of PCoA and PCA methods to analyze geochemical data in an exploration region.

**Keywords:** Principal coordinate analysis, Principal component analysis, Mineral potential mapping, Multivariate statistics, Porang sheet.

### How to cite this article

Geranian, H. (2024). "Mineral potential mapping using principal coordinate analysis and principal component analysis methods in 1:100,000 scale porang sheet, South Khorasan province". Journal of Mineral Resources Engineering, 9(4): 17-38.

DOI: 10.30479/jmre.2024.19317.1664

\*Corresponding Author Email: [h.geranian@birjandut.ac.ir](mailto:h.geranian@birjandut.ac.ir)

### COPYRIGHTS



©2024 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

The Principal Component Analysis (PCA) method is better known as a dimensionality reduction method. This method is used in the analysis of geochemical data to identify relationships between variables and group the samples to determine geochemical anomalies and mineral potential mapping [1-4]. At the same time, the Principal Coordinate Analysis (PCoA) method is also used as a powerful dimension reduction method to analyze a proximity matrix [5-7], which has received less attention from geoscience experts. Therefore, this paper introduces this method and will examine its application in mineral potential mapping. For this purpose, the geological and geochemical data of the 1:100,000 Porang sheet in South Khorasan province will be used to identify the type and potential of mineralization in this sheet. The principal component analysis and correspondence analysis, as well-known and conventional methods, will also be used to compare and check the accuracy of the obtained results.

## METHODS

The PCoA method is one of the multi-dimensional scaling techniques that is used to reduce the dimension of a dataset for better display and analysis. In this method, a confusion matrix, such as a correlation or distance matrix, is first calculated. Then, the entries in this matrix are affected by the average of the samples, variables, and total data. Finally, the singular value decomposition technique is used to estimate the eigenvalues and eigenvectors of this matrix.

In this paper, the PCoA, PCA, and CA methods are used on the exploration data of the Porang sheet. These data include geological and mine data and the analysis results of 25 elements from 314 samples taken from stream sediments in the study area.

## FINDINGS AND ARGUMENT

The obtained results of the PCoA and PCA methods show that the possibility of mineralization related to ultrabasic, basic, and listivinite rocks in the study area is highest because the D1 dimension maps and PC1 score maps are associated with this mineralization (Figures 1 and 2). After that, the D2 and D3 dimension maps and the PC2 and PC5 score maps related to sedimentary rocks attribute the most probability to sedimentary mineralization, especially Mn and Fe mineralization in the Porang sheet (Figures 1 and 2). Finally, there is the possibility of skarn and massive sulfide mineralization, whose locations can be predicted by the D4 dimension maps and the PC3 score map (Figures 1 and 2).

Figure 3 shows the location of the samples from each cluster on the geological map of the study area that was obtained by the CA method. According to the overlap of the location of the samples with the rock units and elements placed in each cluster, the highest probability of mineralization can be attributed to ultrabasic-basic rocks and listonites, samples of the first cluster, and then to sediment mineralizations of Mn and Fe elements, samples of the fifth cluster, in the study area. The location of samples of the second, third, and fourth clusters in sedimentary rocks can be associated with possible skarn mineralization.

## CONCLUSIONS

In this paper, while introducing the Principal Coordinate Analysis (PCoA) method, the PCoA method was used along with the conventional PCA and CA methods to predict the probability of mineralization in the 1:100,000 Porang sheet. The results of these multivariate statistical methods show that the probability of mineralization related to ultrabasic, basic, and listivinites is higher in the study area.

The comparison of data analysis results with PCoA and PCA methods shows that by choosing the number of dimensionality reductions, the principal component method can cover more variability than the principal dimension method. In contrast, connecting the principal coordinate maps to the mineralization is easier and more reliable than the principal component score maps. Therefore, the proposal of this paper is the simultaneous use of PCoA and PCA methods to analyze geochemical data in an exploration region.

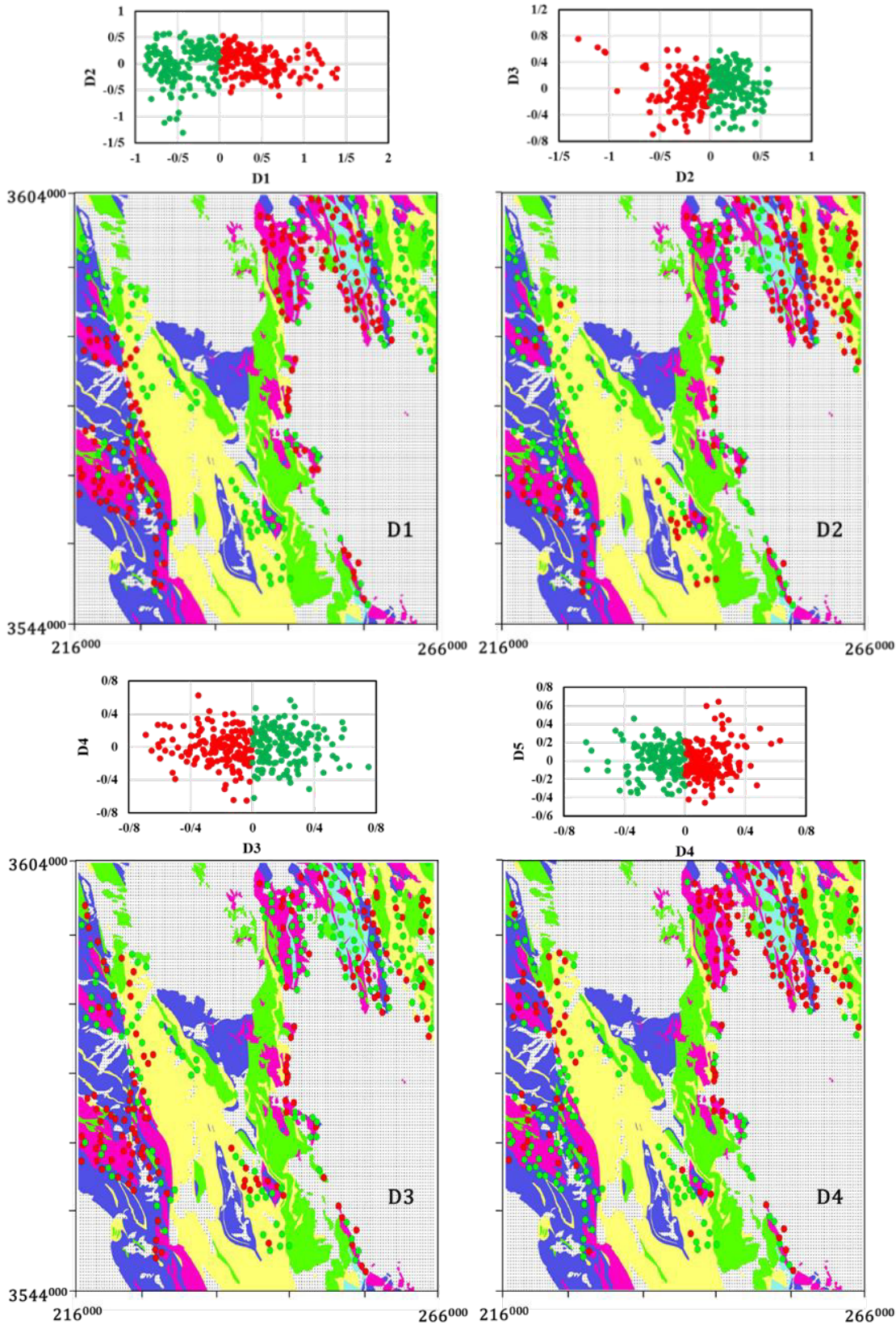


Figure 1. Coordinates of the samples in the principal dimensions obtained by the PCoA method along with their separated locations on the geological map of the Porang sheet

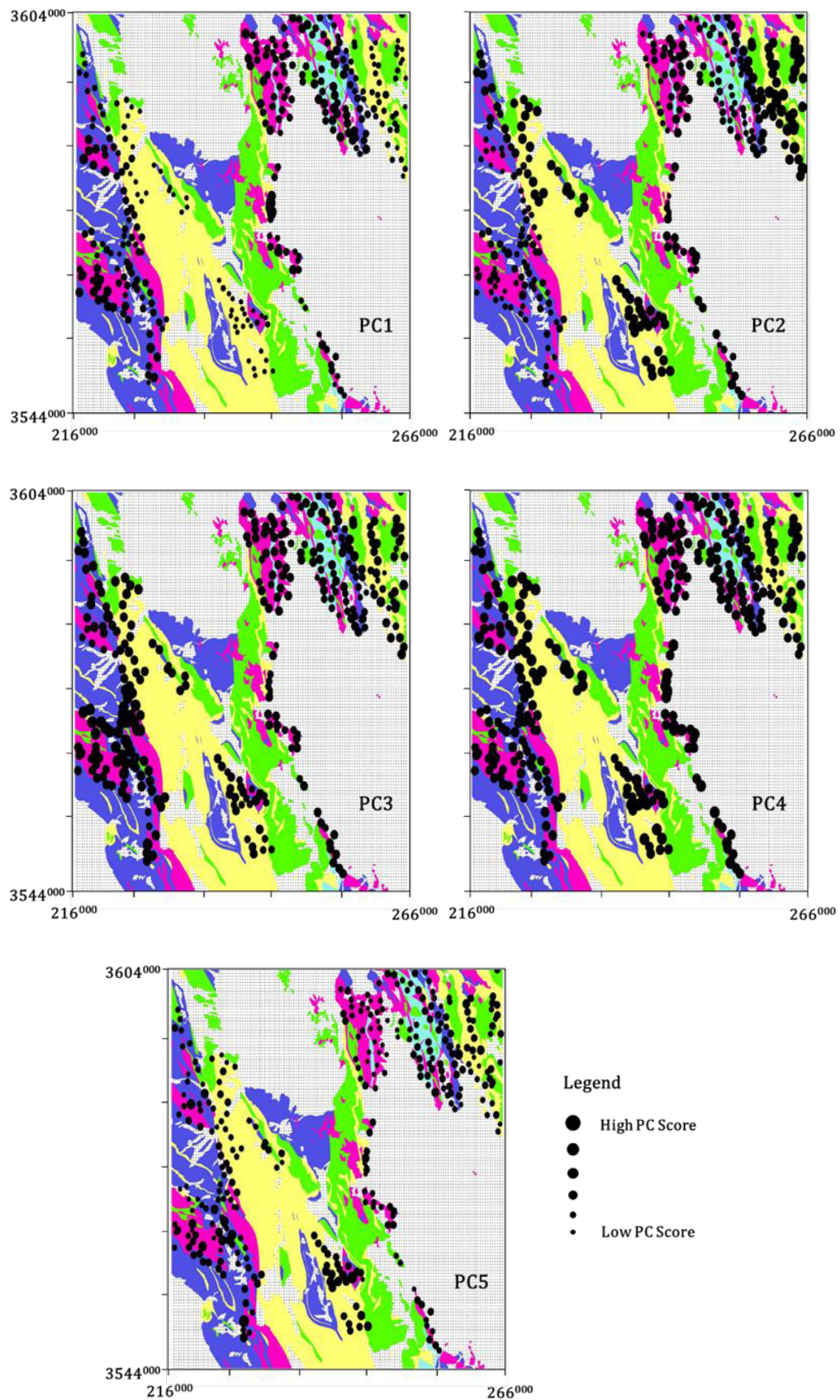
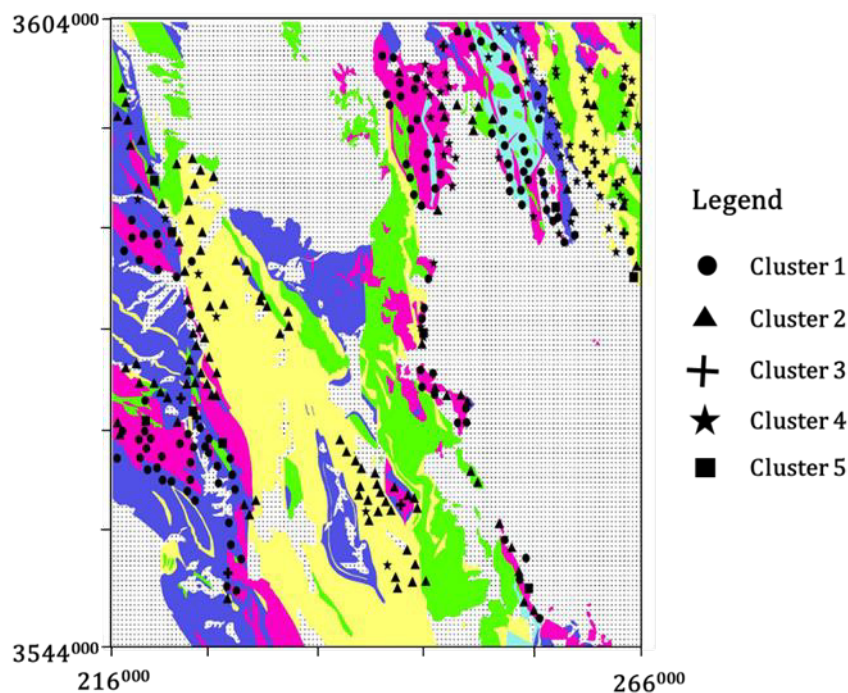


Figure 2. PC score maps obtained by the PCA method on the geological map of the Porang sheet



**Figure 3.** Location of the samples from each cluster obtained by the CA method on the geological map of the Porang sheet

## REFERENCES

- [1] Su, Q., Yu, H., Xu, X., Chen, B., Yang, L., Fu, T., Liu, W., and Chen, G. (2023). "Using Principal Component Analysis (PCA) Combined with Multivariate Change-Point Analysis to Identify Brine Layers Based on the Geochemistry of the Core Sediment". *Water*, 15(10): 1926.
- [2] Zuo, R., Wang, J., Xiong, Y., and Wang, Z. (2021). "The processing methods of geochemical exploration data: past, present, and future". *Applied Geochemistry*, 132: 105072.
- [3] Li, H., Li, Z., Ouyang, Y., Yang, Deng, Y., Jiang, Q., Deng, T., Shang, P., Lin, Y., and Zeng, H. (2022). "Application of principal component analysis and a spectrum-area fractal model to identify geochemical anomalies associated with vanadium mineralization in northeastern Jiangxi Province, South China". *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 22(3): geochem2021-090. DOI: <https://doi.org/10.1144/geochem2021-090>.
- [4] Geranian, H., and Carranza, E. J. M. (2022). "Mapping of Regional-scale Multi-element Geochemical Anomalies Using Hierarchical Clustering Algorithms". *Natural Resources Research*, 31(4): 1841-1865.
- [5] Wang, Y., Sun, F., Lin, W., and Zhang, S. (2022). "AC-PCoA: Adjustment for confounding factors using principal coordinate analysis". *PLOS Computational Biology*, 18(7): e1010184.
- [6] Rencher, A. C., and Christensen, W. F. (2012). "Methods of Multivariate Analysis". 3rd Edition, Wiley, Hoboken, pp. 800.
- [7] Gower, J. C. (2005). "Principal Coordinates Analysis. In: Encyclopedia of Biostatistics". John Wiley & Sons, 1-5.



## پتانسیل یابی کانی سازی با روش های تحلیل مختصات اصلی و مولفه های اصلی در برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ، استان خراسان جنوبی

حمید گرانیان<sup>۱\*</sup>

۱- دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی بیرجند، بیرجند

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۲۴

دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۲۲

### چکیده

برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ در استان خراسان جنوبی به دلیل دارا بودن سنگ های ولکانیکی و پلوتونیک حد واسط تا فوق بازیک و تنوع سنگ های رسوبی، مستعد کانی سازی های اسکارنی، ماسیوسولفیدی و رسوبی است. در این مقاله ضمن معرفی روش تحلیل مختصات اصلی (PCoA)، از این روش به همراه روش تحلیل مولفه های اصلی (PCA) و تحلیل تطبیقی (CA) برای شناسایی نوع کانی سازی محتمل در این برگه استفاده شده است. برای این منظور داده های زمین شناسی و معدنی به همراه نتایج تجزیه ۲۵ عنصر بر روی ۳۱۴ نمونه رسوبات آبراهه ای از منطقه مورد مطالعه به کار رفته است. نتایج تحلیل داده ها نشان می دهد که نقشه های مختصات نمونه ها در بعد D1، امتیاز نمونه ها در مولفه PC1 و موقعیت نمونه ها در خوشه اول با کانی سازی در سنگ های اولترابازیک، بازیک و لیستونیت ها به عنوان محتمل ترین پتانسیل ارتباط دارند. پس از آن نقشه های بعد D2 و D3، مولفه PC2 و PC5 و نمونه های خوشه پنجم مرتبط با سنگ های رسوبی بیشترین احتمال را به کانی سازی های رسوبی به ویژه از نوع Fe و Mn در منطقه نسبت می دهند. کمترین احتمال کانی سازی مرتبط با کانی سازی های اسکارنی و ماسیوسولفیدی است که نقشه های بعد D4، مولفه PC3 و نقشه موقعیت نمونه های خوشه های دوم، سوم و چهارم محدوده آنها را پیش بینی می کند. همچنین مقایسه نتایج تحلیل داده ها با روش های آمار چندمتغیره نشان می دهد که در کاهش یافتن بعد داده های اولیه، روش مولفه های اصلی نسبت به روش بعدهای اصلی تغییر پذیری بیشتری را پوشش می دهد. در حالی که ارتباط دادن نقشه های مختصات نمونه ها در بعدهای اصلی نسبت به نقشه های امتیاز نمونه ها در مولفه های اصلی و نمونه های هر خوشه با کانی سازی راحت تر و با اعتبار بالاتری صورت می گیرد، بنابراین پیشنهاد این مقاله استفاده همزمان از دو روش PCA و PCoA در کنار سایر روش های آمار چندمتغیره برای تحلیل داده های ژئوشیمیایی در یک منطقه است.

### کلمات کلیدی

تحلیل مختصات اصلی، تحلیل مولفه های اصلی، پتانسیل یابی کانی سازی، تحلیل تطبیقی، برگه پرنگ.

### استناد به این مقاله

گرانیان، ح؛ ۱۴۰۳؛ "پتانسیل یابی کانی سازی با روش های تحلیل مختصات اصلی و مولفه های اصلی در برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ، استان خراسان جنوبی". نشریه مهندسی منابع معدنی، دوره نهم، شماره ۴، ص ۳۸-۱۷.

DOI: 10.30479/jmre.2024.19317.1664



## ۱- مقدمه

روش تحلیل مختصات اصلی در علم ژنتیک صورت گرفته است که می‌توان به بررسی تنوع ژنتیکی کهور پاکستانی [۲۰] و بررسی روابط فیلوژنی و تنوع ژنتیکی جمعیت‌های درختچه‌ها [۲۱] اشاره کرد.

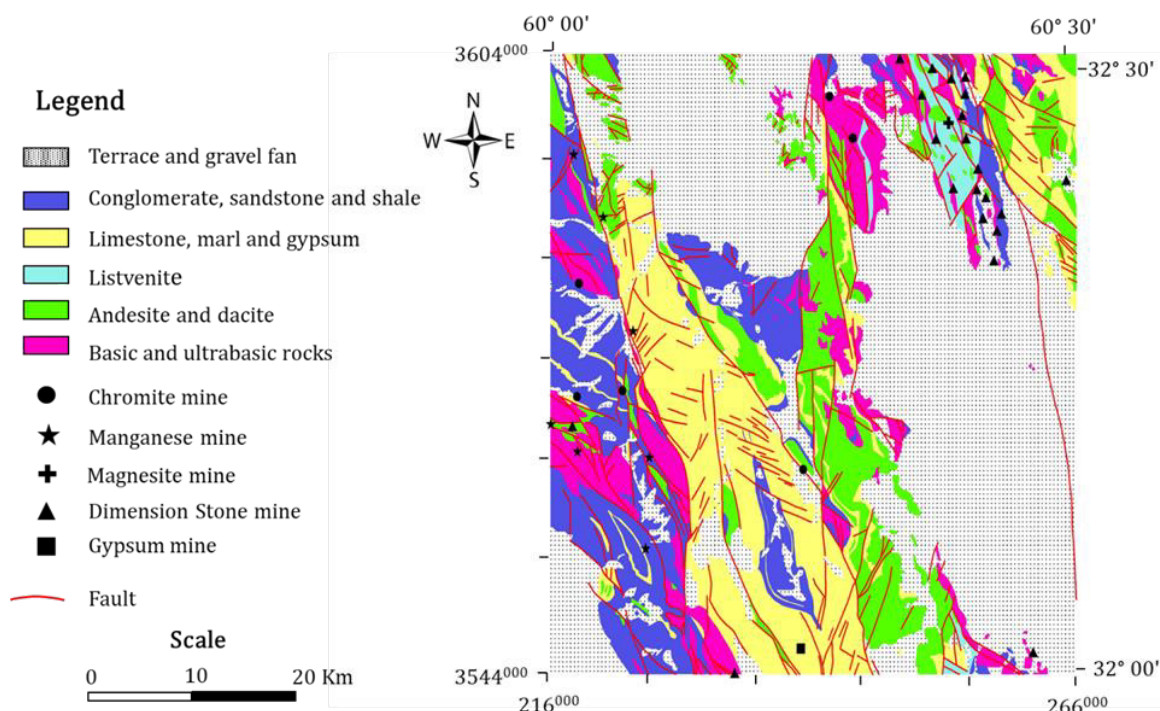
از آنجا که روش PCoA برای متخصصین علوم زمین کمتر شناخته شده است، بنابراین در این مقاله ضمن معرفی این روش، کاربرد آن را در پتانسیل‌یابی کانی‌سازی مورد بررسی قرار خواهیم داد. برای این منظور از داده‌های زمین‌شناسی و ژئوشیمیایی برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ در استان خراسان جنوبی استفاده خواهد شد تا نوع و پتانسیل کانی‌سازی در این برگه شناسایی شود. برای مقایسه از روش‌های شناخته شده و مرسوم تحلیل مولفه‌های اصلی به همراه تحلیل تطبیقی<sup>۴</sup> (CA) نیز استفاده شده است تا بتوان نتایج را با یکدیگر مقایسه کرد.

## ۲- زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ در استان خراسان جنوبی، در فاصله حدود ۹۰ کیلومتری شرق شهر بیرجند و در شهرستان سربیشه واقع شده است. این برگه در مختصات جغرافیایی '۰۰ ۶۰° تا '۳۰ ۶۰° طول شرقی و '۰۰ ۳۲° تا '۳۰ ۳۲° عرض شمالی و از نظر تقسیم‌بندی زمین‌شناسی- ساختمانی، در پهنه فلیشی شرق ایران و در زون سیستان قرار دارد. این زون یک اشتقاق درون قاره‌ای بین بلوک لوت و بلوک هیرمند و حاصل برخورد این دو بلوک است. بیشتر واحدهای سنگی این زون نیز شامل رخساره‌های فلیشی، افیولیت ملانژ، شیست‌ها و سنگ‌های آتشفشانی ترشیاری هستند [۲۲، ۲۳].

شکل ۱ نقشه ساده شده‌ای از واحدهای سنگی برگه پرنگ را نشان می‌دهد. قدیمی‌ترین واحد سنگی منطقه را سنگ‌های اولترابازیک تا بازیک همراه با نهشته‌های رسوبی تشکیل می‌دهند که متعلق به کرتاسه هستند. سنگ‌های فوق مافیک عمدتاً لرزولیت، هارزبورگیت، سرپانتینیت و گابرو به همراه توف‌های بازالتی هستند که به صورت توپوگرافی خشن در بخش جنوب‌غربی منطقه دیده می‌شوند [۲۳]. در حالی که نهشته‌های رسوبی را بیشتر شیل، ماسه‌سنگ و واحدهای آهکی به همراه آمیزه‌های افیولیتی تشکیل می‌دهند که به صورت توپوگرافی ملایم و تپه ماهوری در بخش‌های جنوب‌غربی و شمال شرقی منطقه واقع شده‌اند (شکل ۱). سنگ‌های لیستونیتی کرتاسه نیز در مرز بین این دو گروه سنگ‌ها قرار دارند. واحدهای سنگی دوره پالئوسن تا میوسن نیز شامل سنگ‌های آهکی

پردازش آماری داده‌های ژئوشیمیایی از اصول اولیه و شناخته شده در تحلیل داده‌های اکتشافی محسوب می‌شود. با توجه به تجزیه چند عنصری نمونه‌های ژئوشیمیایی، استفاده از روش‌های آمار چندمتغیره برای این تحلیل لازم به نظر می‌رسد. روش‌های تحلیل تمایز (DA)، تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل فاکتوری (FA)، رگرسیون چندگانه (MR)، کلاسه‌بندی (CA) و تحلیل خوشه‌ای (CA) جزو روش‌های آماری چندمتغیره مرسوم در بررسی داده‌های ژئوشیمیایی هستند [۲۱]. هدف اصلی از تحلیل‌های چندمتغیره، شناخت و مدل‌سازی ساختار داده‌ها است؛ تا بتوان در گام بعدی این ساختارها را با فرآیندهای زمین‌شناسی مرتبط کرد [۴، ۳]. این ارتباط ضمن توجه و تفسیر شرایط زمین‌شناسی، پتانسیل‌یابی کانی‌سازی را در محدوده مورد اکتشاف مشخص می‌کند [۵، ۶]. روش تحلیل مولفه‌های اصلی<sup>۱</sup> (PCA) بیشتر به عنوان یک روش کاهش بعد داده‌ها شناخته می‌شود که در تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی برای شناخت روابط بین متغیرها و گروه‌بندی نمونه‌ها، برای تعیین آنومالی‌های ژئوشیمیایی و پتانسیل‌یابی به طور گسترده‌ای استفاده شده است [۱۲-۷]. در حالی که روش تحلیل مختصات اصلی<sup>۲</sup> (PCoA) نیز به عنوان یک روش قدرتمند کاهش بعد برای تجزیه و تحلیل یک ماتریس مجاورتی<sup>۳</sup> به کار می‌رود که کمتر مورد توجه متخصصین علوم زمین قرار گرفته است. از کاربردهای روش PCoA می‌توان به ارتباط بین پارامترهای میزان کربن، نیتروژن، ترکیبات شیمیایی (به ویژه عناصر اصلی) و pH در شناسایی ژنر خاک‌های مرتبط با یخچال‌های طبیعی اشاره کرد که در اثر ذوب یخچال‌ها در معرض هوازدگی و فرآیندهای میکروبی بعدی قرار گرفته‌اند [۱۳، ۱۴]. همچنین از این روش در شناسایی نوع و محل رسوبات ناشی از فعالیت‌های گرمایی زیردریایی به کمک میکروارگانیسم‌های مختلف [۱۵]، ارتباط بین پارامترهای فیزیکی خاک با منشاء باکتری‌ها و میکروارگانیسم‌های خاک [۱۶]، استفاده از داده‌های ریزماهورهای و ژئوشیمی پوسته در تعیین منشاء صدف‌های زیردریایی [۱۷]، کاربرد نشانگرهای زیستی در تعیین اثرات محیط زیستی استخراج غیرمعارف نفت و گاز در ایالت پنسیلوانیا [۱۸] و شناسایی تنوع ژن‌ها و میکروارگانیسم‌های دخیل در اکسیداسیون آرسنیت از باطله‌های معدن [۱۹] استفاده شده است. در ایران نیز تحقیقاتی در خصوص کاربرد



شکل ۱: نقشه ساده شده زمین‌شناسی برکه پرنگ به همراه موقعیت معادن آن [۲۳]

### ۳- معرفی روش تحلیل مختصات اصلی

روش تحلیل مختصات اصلی (PCoA) یکی از تکنیک‌های مقیاس‌گذاری چندبعدی<sup>۵</sup> است که برای کاهش بعد داده‌ها برای نمایش بهتر آنها به کار می‌رود. این روش اولین بار توسط Torgerson و Gower در دهه شصت میلادی ارایه شده است [۲۵]. برای یک مجموعه داده چند بعدی که دارای  $n$  نمونه است و هر نمونه دارای  $p$  متغیر است، داریم:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad x_i \in \mathbb{R}^p \quad (1)$$

اولین گام در روش PCoA محاسبه ماتریس درهم‌ریختگی<sup>۶</sup> مربعی  $n \times n$  بعدی است که درایه‌های آن نشان‌دهنده شباهت یا نزدیکی بین دو جفت نمونه است. این ماتریس می‌تواند ماتریس فاصله اقلیدسی یا ماتریس همبستگی بین نمونه‌ها باشد. به طور مثال، در ماتریس فواصل بین نمونه‌ها ( $D = [\delta_{ij}]$ )،  $\delta_{ij}$  فاصله بین نمونه  $i$ ام از نمونه  $j$ ام است. مراحل الگوریتم PCoA عبارتند از [۲۶-۲۹]:

۱- محاسبه ماتریس  $A = (a_{ij}) = (-\frac{1}{2}\delta_{ij}^2)$  که دارای ابعاد  $n \times n$  است.

۲- محاسبه ماتریس  $B = (b_{ij})$  از رابطه زیر:

توده‌ای و نومولیت‌دار، ماسه‌سنگ‌های قرمز تا صورتی دانه درشت، لایه‌های مارنی و گچی، کنگلومرا و نهشت‌های فلیشی هستند [۲۳]. در بخش‌های میانی و شمال شرقی برکه توده‌های آندزیتی، داسیتی تا ریوداسیتی رخمون دارند که متعلق به دوره میوسن تا پلیستوسن است. جوانترین واحدهای سنگی برکه را نیز رسوبات پادگانه، نهشت‌های مخروط افکنه، رسوبات آبرفتی و پهنه‌های رسی و نمکی تشکیل می‌دهند که متعلق به کواترنه بوده و بیشتر در بخش‌های شمال غربی و جنوب شرقی دیده می‌شوند (شکل ۱).

گسل‌های اصلی منطقه از نوع امتداد لغز بوده که روند تقریبی شمالی- جنوبی دارند. این گسل‌ها باعث ایجاد تاق‌دیس- ناودیس‌های مرکب بزرگی در بخش جنوبی برکه شده که ساختارهای منطقه را نیز کنترل می‌کنند [۲۳، ۲۲]. وجود رخسارهای فلیشی و آمیزه‌های رنگی به همراه توده‌های نفوذی و ولکانیکی در برکه پرنگ باعث شده است که این منطقه دارای توان اقتصادی کانی‌سازی کرومیت، منیزیت، لیستونیت‌های طلا‌دار، کانی‌سازی‌های اسکارنی و ماسیوسولفیدی باشد [۲۳]. در برکه پرنگ ۳ معدن کرومیت، ۷ معدن منیزیت، ۱ معدن منگنز، ۲۵ معدن سنگ تزئینی و ۱ معدن گچ وجود دارد که موقعیت آن‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است.



هر نمونه تاثیرگذار است در حالی که در نقشه بعدهای اصلی در روش PCoA، تعداد متغیرهای کمتری موثر هستند. هدف این مقاله، استفاده از این تفاوت الگوریتمها در بررسی و تفسیر داده‌های ژئوشیمیایی و نشان‌دهنده مزایا و معایب هر کدام است.

#### ۴- معرفی داده‌های ژئوشیمیایی

از برگه پرنگ، ۳۱۴ نمونه ژئوشیمیایی رسوبات آبراهه‌ای برداشت شده است که شکل ۲ پراکندگی آنها را نشان می‌دهد. برای هر نمونه بخش کوچکتر از ۸۰ مش آن برای تجزیه شیمیایی به روش ICP-OES انتخاب شده است. نمونه‌برداری توسط کارشناسان سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور و تجزیه شیمیایی نیز در همین سازمان صورت گرفته است. برای ارزیابی دقت نمونه‌برداری‌ها و تجزیه شیمیایی عناصر، نمونه‌برداری تکراری انجام شده که مقدار انحراف معیار نسبی (RSD) به روش تامپسون و هوارث برای کلیه عناصر کمتر از ۱۰ درصد است.

جدول ۱ پارامترهای آمار توصیفی ۲۵ عنصر از داده‌های ژئوشیمیایی منطقه را نشان می‌دهد. سایر عناصر به دلیل داشتن تعداد بالای داده‌های سنسورد حذف شده‌اند. این پارامترها پس از جایگزینی داده‌های سنسورد به روش درست‌نمایی کوهن به دست آمده‌اند [۳۶]. مقایسه مقدار میانگین عناصر در جدول ۱ با عدد کلارک نشان‌دهنده غنی‌شدگی منطقه مورد مطالعه نسبت به کلیه عناصر کمیاب و تهی‌شدگی نسبت به عناصر اصلی و فرعی است. مقادیر چولگی و کشیدگی نیز نشان‌دهنده غیرنرمال بودن توزیع داده‌ها برای اکثر عناصر است. در حالی که منحنی توزیع عناصری از قبیل Al، Fe، K، Na، P، Pb، Ti و V تقریباً نرمال هستند. غنی‌شدگی سنگ‌های برگه پرنگ نسبت به عناصر کمیاب و فلزی و غیرنرمال بودن توزیع داده‌ها نشان‌دهنده چند جامعه‌ای بودن توزیع داده‌ها و احتمال وجود آنومالی ژئوشیمیایی (تشکیل پدیده کانی‌زایی) در منطقه است. شکل ۳ هیستوگرام فراوانی تعدادی از عناصر را نشان می‌دهد که دلالت بر چند جامعه‌ای بودن توزیع داده‌ها است. با توجه به بسته بودن سیستم عددی داده‌های ژئوشیمیایی، مقدار پارامترهای مرکز و واریانس clr نیز در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۲ ضریب همبستگی اسپیرمن بین عناصر را نشان می‌دهد (به دلیل غیرنرمال بودن توزیع داده‌ها از ضریب

$$b_{ij} = a_{ij} - \bar{a}_{i0} - \bar{a}_{0j} + \bar{a}_{00} \quad (2)$$

که پارامترهای رابطه ۲ از روابط زیر به دست می‌آیند:

$$\bar{a}_{i0} = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n}, \quad \bar{a}_{0j} = \frac{\sum_{i=1}^n a_{ij}}{n}, \quad (3)$$

$$\bar{a}_{00} = \frac{\sum_{i,j} a_{ij}}{n \times n}$$

شکل ماتریس محاسبات یاد شده به صورت زیر خواهد بود:

$$B = \left( I - \frac{1}{n} J \right) A \left( I - \frac{1}{n} J \right) \quad (4)$$

که در آن:

$I$ : ماتریس یک‌ه با ابعاد  $n \times n$

$J$ : ماتریس واحد با ابعاد  $n \times n$  است.

۳- استفاده از روش تجزیه طیفی مقدار منفرد برای محاسبه مقادیر و بردارهای ویژه ماتریس  $B$  از رابطه زیر:

$$B = VCV' \quad (5)$$

که در آن:

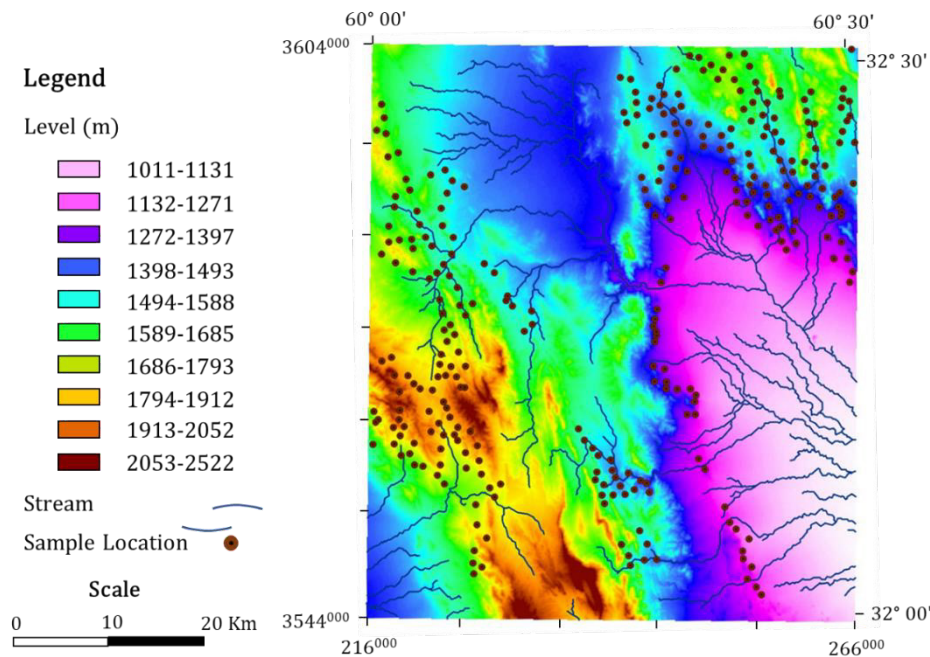
ستون‌های ماتریس  $V$  بردارهای ویژه ( $v_i$ ) و عناصر روی قطر اصلی ماتریس  $D$  مقادیر ویژه ( $\lambda_i$ ) ماتریس  $B$  است.

۴- از آنجا که ماتریس  $B$  یک ماتریس مثبت نیمه معین با رتبه  $q$  است (یعنی عدد از مقادیر ویژه مثبت و بقیه صفر هستند)، بنابراین ماتریس کاهش بعد یافته داده‌ها برابر است با:

$$Z = \left( \sqrt{\lambda_1} v_1, \sqrt{\lambda_2} v_2, \dots, \sqrt{\lambda_q} v_q \right) = \begin{bmatrix} z'_1 \\ z'_2 \\ \vdots \\ z'_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

سطرهای ماتریس  $Z$  مختصات نقاط در دستگاه کاهش بعد یافته جدید خواهد بود.

مقایسه محاسبات در الگوریتم PCoA با الگوریتم PCA نشان می‌دهد که در روش PCoA، کاهش بعد داده‌ها بر اساس مقادیر فواصل بین نمونه‌ها صورت می‌گیرد. در حالی که در روش PCA کاهش بعد بر پایه حداکثر واریانس بین نمونه‌ها است. بدین معنی که عملیات الگوریتم PCoA بر پایه میانگین داده‌ها است؛ در حالی که در الگوریتم PCA بر اساس واریانس داده‌ها است، بنابراین در نقشه امتیازهای مولفه‌های اصلی در روش PCA همه متغیرها با توجه به وزن خود در مقدار امتیاز



شکل ۲: پراکندگی نمونه‌های ژئوشیمیایی رسوبات آبراه‌های بر روی نقشه ارتفاعی برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ

استاندارد بر روی این داده‌ها به نتایج گمراه‌کننده منجر خواهد شد [۳۰-۳۲]. بهترین روش برای پیش‌پردازش این داده‌ها، استفاده از روش‌های انتقال نسبت لگاریتمی برای تبدیل آنها از سیستم بسته به باز است. این روش‌های انتقال شامل نسبت لگاریتمی افزایشی (alr)، نسبت لگاریتمی میان مرکز (clr) و نسبت لگاریتمی ایزومتریک (ilr) هستند که در این مقاله به دلیل حفظ بعد داده‌ها، از روش clr استفاده شده است. همچنین به منظور حذف تاثیر واحد اندازه‌گیری و برآورد فاصله بین نمونه‌ها، استانداردسازی آنها با انتقال داده‌ها به بازه صفر تا یک صورت گرفته است [۳۴،۳۳]. در این مقاله، برای اجرای الگوریتم‌های PCA، PCoA و CA از کدنویسی در نرم‌افزار متلب استفاده شده است.

#### ۵-۱- تحلیل مختصات اصلی (PCoA)

مطابق توضیحات ارائه شده در بخش ۳ مقاله، تحلیل مختصات اصلی را می‌توان به دو صورت انجام داد. در صورت استفاده از ماتریس همبستگی بین متغیرها به عنوان ماتریس درهم‌ریختگی، تحلیل در مد R (تحلیل متغیرها) و در صورت استفاده از ماتریس فاصله بین نمونه‌ها، تحلیل در مد Q (تحلیل نمونه‌ها) صورت خواهد گرفت. شکل ۴ نتایج تحلیل PCoA را در مد R نشان می‌دهد. در این شکل، مختصات متغیرها در

همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن به جای ضریب همبستگی پیرسون استفاده شده است که به دلیل مستقل بودن از توزیع داده‌ها جواب‌های بهتر و درست‌تری نسبت به ضریب همبستگی پیرسون ارائه می‌دهد [۴۰]. مطابق داده‌های این جدول ضریب همبستگی بسیار قوی (ضریب همبستگی بالاتر از ۰/۸) بین عناصر منیزیم، کبالت، کروم و نیکل مشاهده می‌شود. همچنین ضریب همبستگی قوی (ضریب همبستگی بین ۰/۶ تا ۰/۸) بین عناصر آهن با کلسیم، کبالت و کروم، منیزیم با آهن، نیکل با آهن، سیلیس با کلسیم، استرانسیم با کلسیم و آهن و وانادیم با فسفر وجود دارد. ضرایب همبستگی متوسط (ضریب همبستگی بین ۰/۴ تا ۰/۶) بین عناصر نیز در جدول ۲ مشخص شده است که از شاخص‌ترین آنها می‌توان به کبالت با کلسیم، نیکل با کلسیم، لانتانیم و لیتیم، آهن با مس و سرب با کروم اشاره کرد (ضرایب همبستگی متوسط با رنگ سبز و ضرایب همبستگی ضعیف یعنی کمتر از ۰/۴ با رنگ مشکی در جدول ۲ مشخص شده است).

#### ۵- پردازش داده‌های ژئوشیمیایی

داده‌های ژئوشیمیایی ماهیت ترکیبی یا بسته دارند. بدین معنی که مجموع مقادیر آنها دارای مقدار ثابت (معمولا ۱ یا ۱۰۰ درصد) است، بنابراین به کار بردن روش‌های آمار

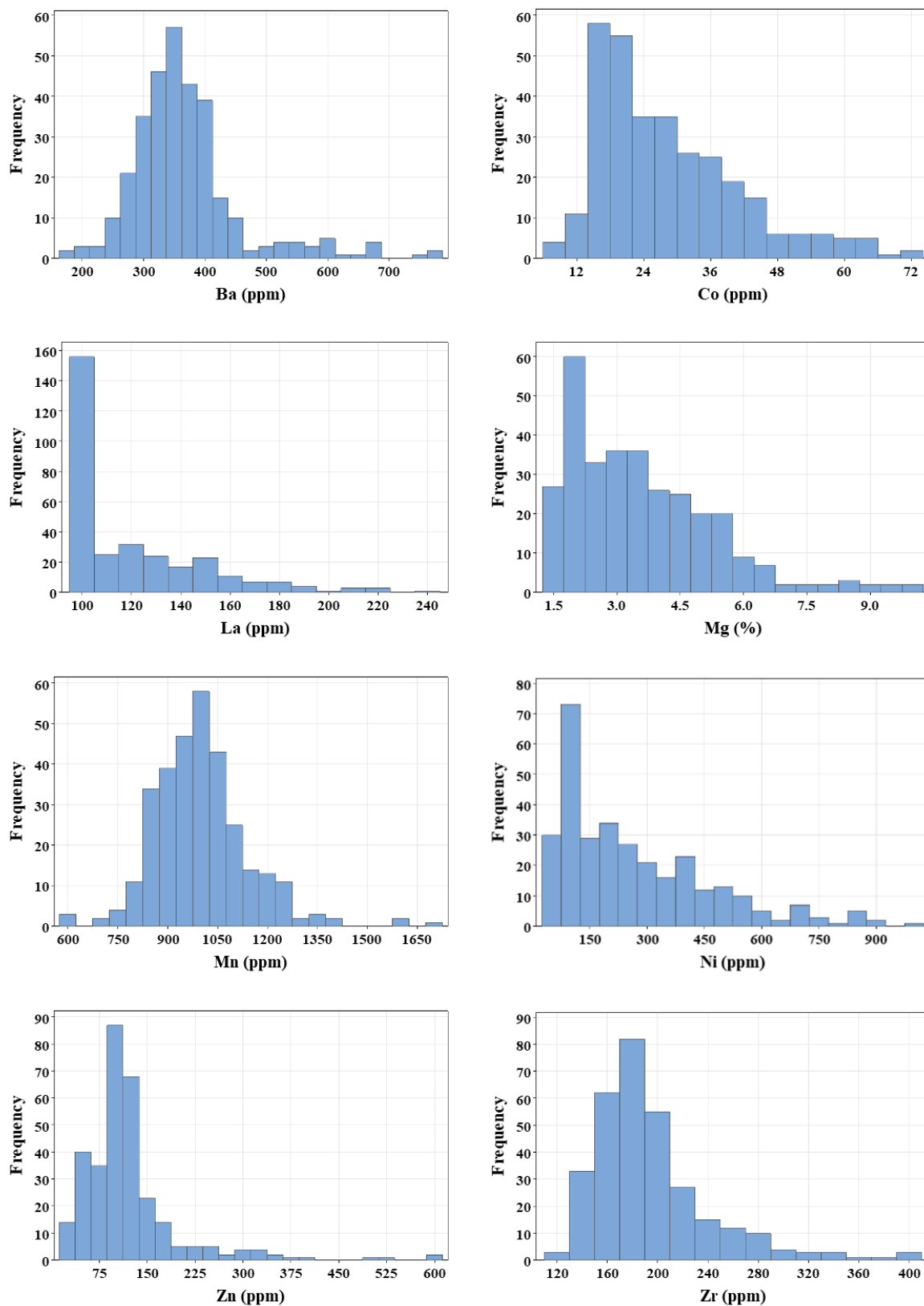
جدول ۱: پارامترهای آمار توصیفی داده‌های ژئوشیمیایی برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرتنگ

متغیر (واحد)	میانگین	انحراف معیار	کمینه	میان	بیشینه	چولگی	کشیدگی	مرکز	پراش clr
Al (%)	۳,۸۳	۰,۵۳	۲,۱۷	۳,۸۳	۵,۷۲	۰,۰۵	۰,۴۴	۳,۷۹	۰,۰۲۷
As (ppm)	۱۱,۸۳	۹,۳۰	۱۰,۰۰	۱۰,۰۰	۱۰,۶۰۰	۷,۴۱	۶۲,۰۲	۱۰,۸۵	۰,۰۹۰
Ba (ppm)	۳۶۸,۳۵	۹۱,۴۶	۱۷۲,۰۰	۳۵۳,۵۰	۷۸۱,۰۰	۱,۶۶	۴,۳۰	۳۵۸,۶۰	۰,۰۶۹
B (ppm)	۷۰,۳۱	۵۱,۲۹	۱۴,۰۰	۶۵,۰۰	۸۸۶,۰۰	۱۳,۰۴	۲۰,۵۶۸	۶۴,۷۹	۰,۱۲۶
Ca (%)	۱۵,۴۹	۵,۵۰	۶,۶۴	۱۴,۱۴	۴۱,۷۱	۱,۸۲	۴,۹۲	۱۴,۷۱	۰,۱۳۴
Co (ppm)	۲۷,۸۸	۱۲,۹۴	۷,۰۰	۲۵,۰۰	۷۳,۰۰	۱,۰۸	۰,۸۱	۲۵,۲۴	۰,۱۳۲
Cr (ppm)	۳۸۰,۰	۲۸۷,۸	۹۰,۰	۳۱۲,۵	۳۰۰,۰	۳,۵۶	۲۳,۷۶	۳۱۰,۸۷	۰,۲۹۲
Cu (ppm)	۳۲,۳۳	۱۶,۱۴	۱۸,۰۰	۳۰,۰۰	۱۸۶,۰۰	۵,۳۱	۴۰,۳۰	۳۱,۲۹	۰,۰۹۶
Fe (%)	۳,۴۴	۰,۶۲	۱,۶۱	۳,۵۰	۵,۱۷	-۰,۱۶	۰,۱۱	۳,۳۸	۰,۰۱۸
K (%)	۱,۶۹	۰,۳۰	۰,۸۳	۱,۶۶	۲,۸۲	۰,۲۵	۰,۸۱	۱,۶۶	۰,۰۴۰
La (ppm)	۱۲۰,۳۶	۲۷,۹۲	۱۰۰,۰۰	۱۰۶,۵۰	۲۴۲,۰۰	۱,۶۰	۲,۴۱	۱۱۷,۶۵	۰,۰۲۷
Li (ppm)	۵۳,۵۸	۹,۱۹	۵۰,۰۰	۵۰,۰۰	۱۰۷,۰۰	۳,۲۰	۱۰,۹۳	۵۲,۹۸	۰,۰۱۷
Mg (%)	۳,۶۲	۱,۷۲	۱,۴۵	۳,۲۶	۹,۹۵	۱,۲۴	۱,۶۹	۳,۲۶	۰,۱۴۵
Mn (%)	۰,۰۹۹	۰,۰۱۴	۰,۰۵۸	۰,۰۹۹	۰,۱۶۸	۰,۹۱	۳,۱۲	۰,۰۹۸	۰,۰۱۲
Na (%)	۱,۴۷	۰,۳۱	۰,۶۷	۱,۴۸	۲,۸۲	۰,۸۲	۲,۷۲	۱,۴۴	۰,۰۴۰
Ni (ppm)	۲۶۸,۶	۲۰۰,۷	۵۷,۰	۲۱۰,۰	۹۷۷,۰	۱,۱۹	۰,۹۵	۲۰۴,۰۴	۰,۴۶۴
P (%)	۰,۰۴۹	۰,۰۱۱	۰,۰۲۱	۰,۰۴۹	۰,۰۹۲	۰,۷۲	۱,۰۶	۰,۰۴۸	۰,۰۲۷
Pb (ppm)	۳۱,۵۵	۶,۷۴	۱۰,۰۰	۳۱,۰۰	۵۴,۰۰	۰,۲۷	۰,۷۴	۳۰,۷۹	۰,۰۶۴
Sb (ppm)	۳۲,۸۶	۴,۸۲	۳,۰۰	۳۰,۰۰	۶۹,۰۰	۲,۶۶	۱۱,۴۴	۳۲,۵۶	۰,۰۲۱
Si (%)	۲۶,۳۵	۲,۵۸	۱۳,۹۱	۲۶,۸۳	۳۲,۹۰	-۱,۷۱	۵,۲۲	۲۶,۲۱	۰,۰۱۹
Sr (ppm)	۵۲۸,۷۸	۱۳۸,۸۱	۳۰۸,۰۰	۴۹۰,۵۰	۱۲۲۸,۰۰	۲,۲۸	۶,۸۲	۵۱۴,۶۲	۰,۰۷۷
Ti (%)	۰,۳۷	۰,۰۶	۰,۱۸	۰,۳۷	۰,۶۵	۰,۰۴	۲,۰۰	۰,۳۶۷	۰,۰۳۳
V (ppm)	۱۰۴,۲۲	۱۹,۳۱	۳۹,۰۰	۱۰۳,۰۰	۱۶۴,۰۰	۰,۰۹	۰,۸۱	۱۰۲,۳۳	۰,۰۲۷
Zn (ppm)	۱۲۲,۱۶	۸۰,۰۲	۲۷,۰۰	۱۰۷,۰۰	۶۰۰,۰۰	۲,۸۰	۱۱,۲۳	۱۰۴,۴۵	۰,۳۱۵
Zr (ppm)	۱۹۴,۱۹	۴۸,۲۰	۱۱۲,۰۰	۱۸۲,۰۰	۴۰۷,۰۰	۱,۶۴	۳,۵۹	۱۸۹,۱۵	۰,۰۵۸

همچنین نمودارهای بعد ۴ نسبت به سایر بعدها در شکل ۴ نشان می‌دهند که عناصر  $Pb$  و  $Sb$ ,  $Li$ ,  $Zn$ ,  $Cu$ ,  $B$ ,  $As$  با دارا بودن مختصات مثبت و عناصر  $Ti$ ,  $Al$  و  $V$  با دارا بودن مختصات منفی از سایر عناصر قابل تفکیک و تشخیص هستند. در نتیجه این بعد را می‌توان به کانی‌سازی‌های مرتبط با فعالیت‌های هیدروترمال یعنی کانسارهای اسکارنی و ماسیوسولفیدی در منطقه نسبت داد. در نمودارهای بعد ۵، عناصر  $Sr$  و  $Ba$  با مختصات مثبت و عناصر  $Zr$  و  $Li$  با مختصات منفی نیز از سایر عناصر جدا شده‌اند.

در گام دوم و برای تحلیل و بررسی وضعیت نمونه‌ها، از ماتریس فاصله اقلیدسی بین نمونه‌ها به عنوان ماتریس درهم‌ریختگی استفاده شد که نتایج تحلیل داده‌ها (ماتریس  $۳۱۴ \times ۲۵$  بعدی) در شکل ۵ آمده است.

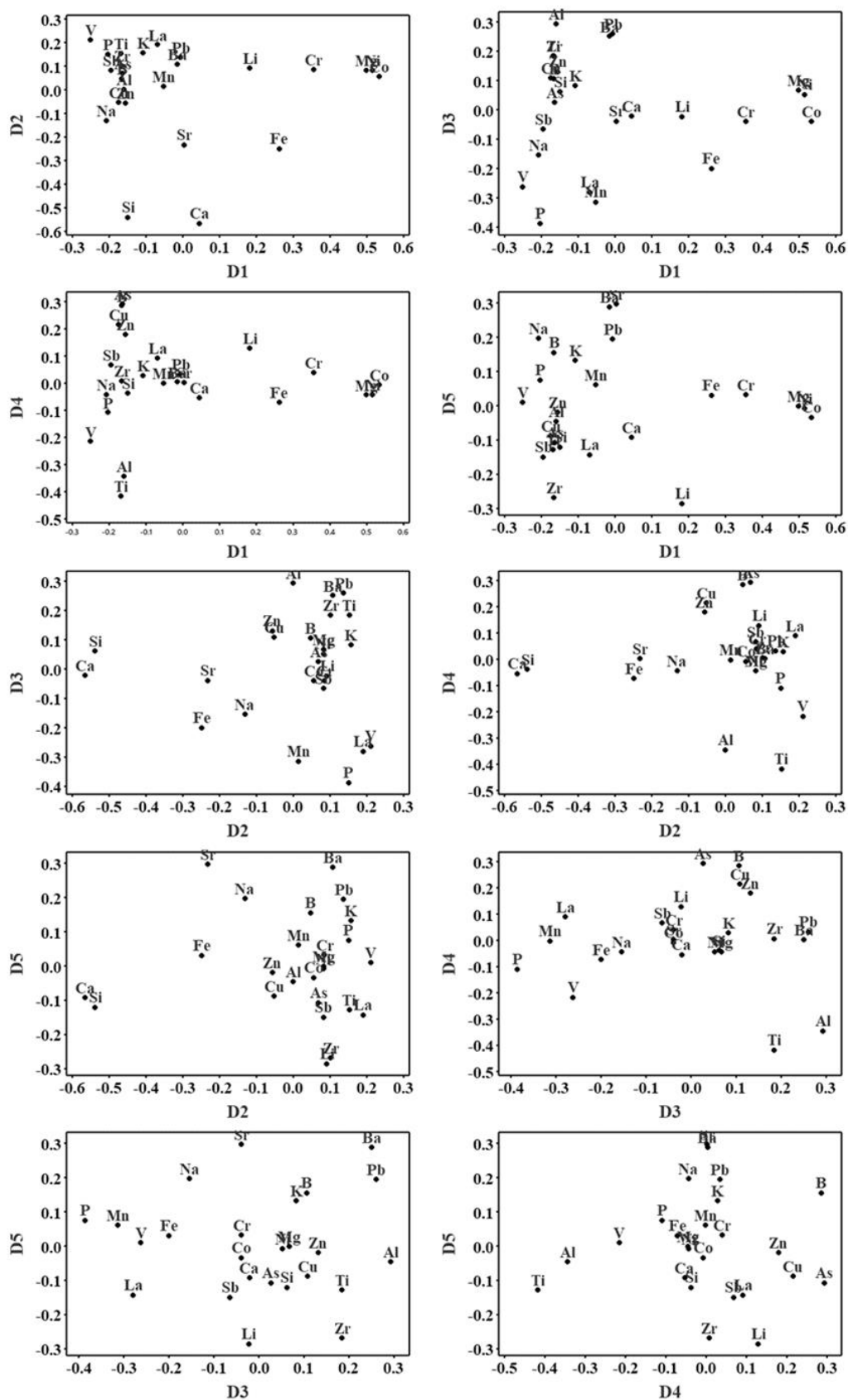
۵ بعد اولیه‌ای نشان داده شده است که به ترتیب بیشترین تغییرپذیری بین داده‌ها را پوشش می‌دهند. نمودارهای بعد ۱ نسبت به سایر بعدها در شکل ۴ نشان می‌دهند که مختصات عناصری از قبیل  $Cr$  و  $Mg$ ,  $Ni$ ,  $Co$  دارای مقادیر بالایی در این نمودارها هستند، به طوری که از سایر عناصر جدا شده‌اند، بنابراین بعد ۱ را می‌توان به کانی‌سازی عناصر در سنگ‌های اولترابازیک و بازیک نسبت داد. در مقابل عناصر  $Fe$ ,  $Si$ ,  $Ca$ ,  $Sr$  و  $Na$  دارای مختصات منفی در نمودارهای بعد ۲ نسبت به سایر بعدها بوده و از سایر عناصر تفکیک شده‌اند، بنابراین بعد ۲ نشان‌دهنده عناصر اصلی و سنگ‌ساز در منطقه مورد مطالعه است. در بخش مختصات منفی بعد ۳ نیز عناصر  $P$ ,  $La$ ,  $Mn$  و  $V$  از سایر عناصر جدا شده‌اند. این بعد می‌تواند با کانی‌سازی‌های رسوبی به ویژه کانسار منگنز مرتبط باشد.



شکل ۳: هیستوگرام فراوانی تعدادی از عناصر در منطقه مورد مطالعه

جدول ۳: ضریب همبستگی اسپیرمن عناصر در بزرگه ۱۱۰۰۰،۰۰۰۰ بزرگ (ضرایب همبستگی بسیار قوی با رنگ آبی و متوسط با رنگ سبز نشان داده شده است).

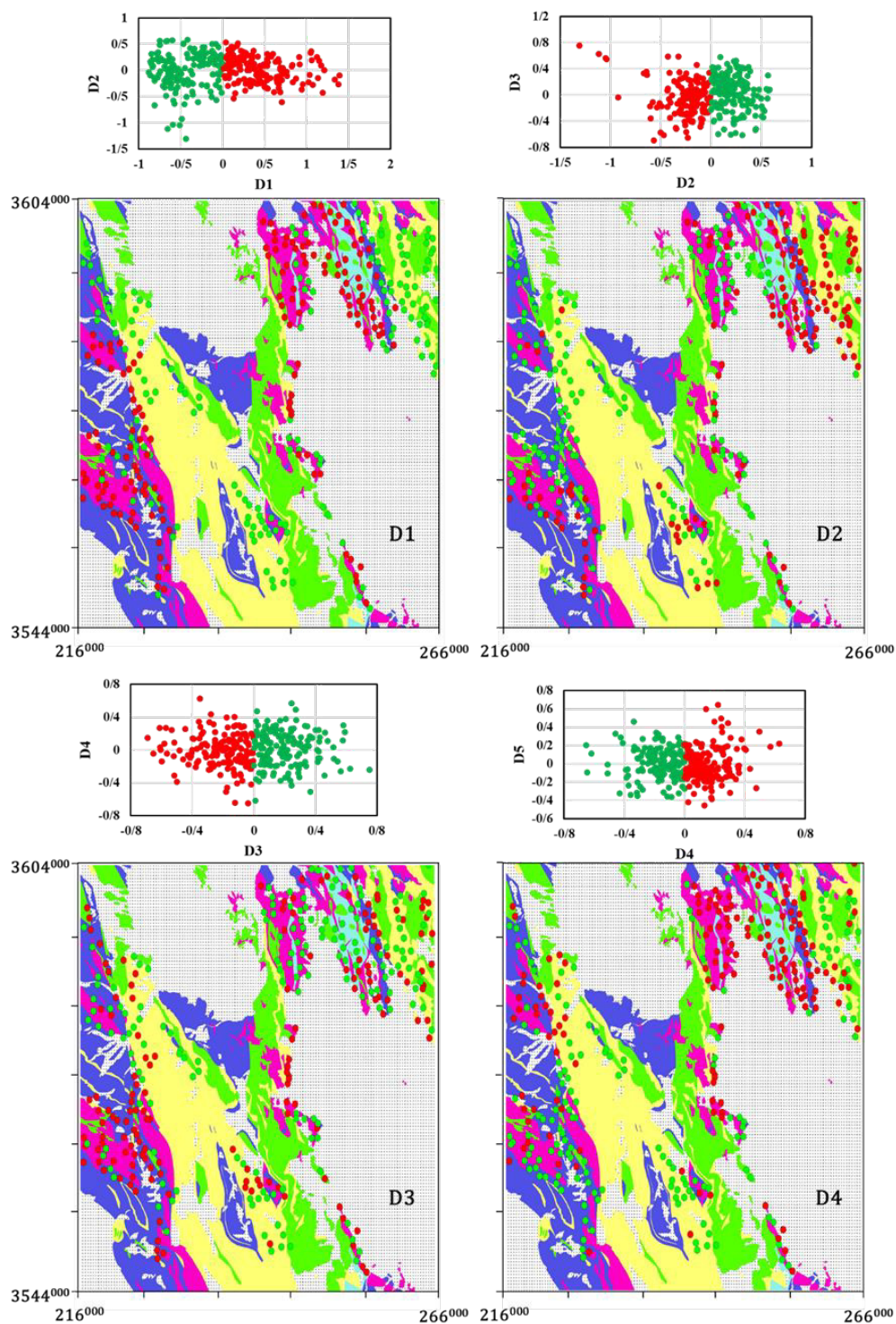
	Al	As	Ba	B	Ca	Co	Cr	Cu	Fe	K	La	Li	Mg	Mn	Na	Ni	P	Pb	Sb	Si	Sr	Ti	V	Zn
As	0.005																							
Ba	0.440	-0.044																						
B	0.409	0.137	0.420																					
Ca	-0.303	0.177	0.151	-0.159																				
Co	-0.092	0.026	-0.388	-0.036	-0.543																			
Cr	-0.196	0.026	-0.353	-0.159	-0.427	0.914																		
Cu	0.140	0.255	-0.273	-0.086	-0.100	0.395	0.336																	
Fe	0.257	0.009	-0.249	0.057	-0.727	0.769	0.689	0.442																
K	0.199	0.128	0.358	0.575	0.232	-0.242	-0.327	-0.083	-0.284															
La	-0.069	0.314	-0.113	0.144	-0.096	0.467	0.408	0.293	0.283	0.281														
Li	0.023	0.138	-0.180	0.203	-0.481	0.582	0.497	0.264	0.529	-0.030	0.390													
Mg	-0.164	0.006	-0.417	-0.096	-0.543	0.947	0.899	0.309	0.709	-0.316	0.433	0.535												
Mn	0.016	0.102	0.013	0.104	-0.171	0.435	0.410	0.275	0.522	-0.074	0.359	0.262	0.376											
Na	0.176	0.057	0.006	0.078	-0.314	0.177	0.143	0.218	0.228	0.229	0.321	0.074	0.129	0.242										
Ni	-0.174	0.024	-0.431	-0.090	-0.539	0.960	0.928	0.341	0.718	-0.310	0.400	0.543	0.960	0.356	0.158									
P	0.111	0.281	-0.102	0.096	-0.027	0.422	0.382	0.523	0.411	0.200	0.477	0.186	0.315	0.445	0.398	0.382								
Pb	0.353	0.026	0.340	0.382	0.107	-0.377	-0.450	-0.147	-0.121	0.187	-0.292	-0.187	-0.479	-0.019	-0.040	-0.440	-0.038							
Sb	0.037	0.262	0.131	-0.027	0.415	-0.091	-0.075	-0.012	-0.218	0.287	0.227	-0.143	-0.130	-0.022	-0.021	-0.125	0.266	0.054						
Si	0.388	-0.301	0.130	0.257	-0.794	0.064	-0.033	-0.197	0.330	-0.093	-0.219	0.125	0.049	-0.021	0.312	0.063	-0.249	0.181	-0.440					
Sr	-0.218	0.023	0.353	0.106	0.656	-0.487	-0.427	-0.328	-0.649	0.201	-0.157	-0.257	-0.440	-0.203	-0.410	-0.487	-0.271	0.181	0.118	-0.457				
Ti	0.578	0.045	0.409	0.187	0.084	-0.196	-0.131	0.029	0.134	0.228	0.005	-0.238	-0.301	0.183	0.199	-0.266	0.340	0.283	0.259	0.044	-0.078			
V	0.194	0.266	0.046	0.089	0.199	0.229	0.253	0.469	0.211	0.430	0.505	0.108	0.085	0.308	0.330	0.109	0.628	-0.119	0.369	-0.371	-0.138	0.492		
Zn	-0.277	0.081	-0.123	-0.345	0.390	-0.184	-0.128	-0.078	-0.309	-0.129	-0.088	-0.328	-0.221	-0.027	-0.200	-0.188	-0.053	0.242	0.122	-0.283	0.281	0.014	-0.043	
Zr	0.248	-0.169	0.172	-0.160	0.040	-0.054	0.029	-0.170	0.072	-0.221	-0.236	-0.283	-0.079	0.056	-0.042	-0.049	0.029	0.209	0.209	0.028	-0.057	0.470	0.001	0.160



شکل ۴: نتایج تحلیل مختصات اصلی به کمک ماتریس همبستگی بین متغیرها

برمی‌گیرد) در بخش بالایی و موقعیت آنها به صورت تفکیک شده در بخش پایینی بر روی نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

در این شکل، نمودارهای پراکندگی نمونه‌ها در مختصات جدید (۵ بعد اولیه و اصلی که حدود ۷۳ درصد تغییرپذیری را در



شکل ۵: مختصات نمونه‌ها در بعدهای اصلی به دست آمده از روش PCoA (شکل‌های بالایی) به همراه موقعیت تفکیک شده آنها بر روی نقشه زمین‌شناسی برگه پرنگ (شکل‌های پایینی)

تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) به کار رفته است. برای این منظور، روش پیشنهادی فیلموزر و همکاران بر روی داده‌ها پیاده‌سازی شده است تا مقادیر ویژه، بردارهای ویژه و امتیازهای مولفه‌های اصلی به دست آیند [۳۵]. جدول ۳ نتایج پنج مولفه اصلی اول را نشان می‌دهد که حدود ۸۳ درصد تغییرپذیری را پوشش می‌دهند. مطابق داده‌های این جدول، عناصر Co، Cr، Mg و Ni با علامت مثبت و عناصر Pb و Sb با علامت

جدول ۳: نتایج مقادیر ویژه و بردارهای ویژه چهار مولفه‌ی اصلی اول روش PCA

بردارهای ویژه					عناصر
PC5	PC4	PC3	PC2	PC1	
۰٫۰۸۰	۰٫۱۳۸	۰٫۰۶۹	۰٫۱۱۷	-۰٫۰۸۳	Al
۰٫۲۵۰	-۰٫۵۱۰	-۰٫۵۸۸	۰٫۰۲۳	-۰٫۰۵۷	As
-۰٫۲۶۳	۰٫۰۰۶	۰٫۰۲۰۴	۰٫۱۳۴	-۰٫۱۷۰	Ba
-۰٫۰۲۷	-۰٫۴۷۲	۰٫۱۶۳	۰٫۴۵۴	-۰٫۰۸۸	B
-۰٫۵۲۹	۰٫۰۷۷	-۰٫۲۹۴	-۰٫۲۲۷	۰٫۲۳۹	Ca
۰٫۰۲۸	-۰٫۰۶۸	۰٫۰۷۹	۰٫۰۰۱	۰٫۳۲۸	Co
-۰٫۱۶۹	۰٫۰۸۴	۰٫۰۴۹	-۰٫۱۴۹	۰٫۴۵۷	Cr
۰٫۱۷۱	۰٫۴۳۳	-۰٫۴۷۹	-۰٫۱۰۹	-۰٫۰۲۱	Cu
۰٫۱۶۷	۰٫۱۱۱	۰٫۰۹۷	۰٫۰۸۱	۰٫۰۶۰	Fe
-۰٫۰۳۱	-۰٫۰۸۱	۰٫۰۲۶	۰٫۱۳۳	-۰٫۱۲۱	K
۰٫۰۳۲	-۰٫۰۴۱	-۰٫۱۲۹	۰٫۰۰۹	۰٫۰۰۴	La
-۰٫۰۶۳	-۰٫۰۴۱	-۰٫۰۴۷	۰٫۰۳۶	۰٫۰۰۱	Li
-۰٫۱۴۶	-۰٫۰۸۶	-۰٫۰۰۵	-۰٫۰۳۰	۰٫۳۱۵	Mg
۰٫۰۴۲	۰٫۰۳۵	۰٫۰۲۴	۰٫۰۳۶	-۰٫۰۱۸	Mn
۰٫۳۰۸	۰٫۱۳۴	۰٫۰۸۴	۰٫۱۱۴	-۰٫۰۲۹	Na
-۰٫۰۸۳	-۰٫۱۰۲	۰٫۰۰۱	-۰٫۰۵۶	۰٫۵۸۴	Ni
۰٫۱۹۵	۰٫۱۲۸	-۰٫۱۰۷	۰٫۰۱۹	-۰٫۰۱۱	P
۰٫۱۰۷	-۰٫۰۱۲	۰٫۱۲۰	۰٫۰۲۴	-۰٫۱۶۵	Pb
-۰٫۰۶۵	۰٫۰۳۳	-۰٫۰۴۹	-۰٫۰۱۱	-۰٫۰۸۰	Sb
۰٫۰۶۴	۰٫۰۳۸	۰٫۱۵۵	۰٫۰۹۵	-۰٫۰۴۱	Si
-۰٫۴۶۹	-۰٫۰۹۸	-۰٫۰۲۴	-۰٫۰۵۶	-۰٫۱۷۵	Sr
۰٫۰۹۹	۰٫۱۷۹	۰٫۱۳۰	۰٫۰۷۰	-۰٫۱۰۱	Ti
۰٫۰۷۴	۰٫۱۳۱	-۰٫۰۳۸	۰٫۰۵۴	-۰٫۰۴۵	V
۰٫۲۵۶	-۰٫۳۱۱	۰٫۳۱۰	-۰٫۷۸۱	-۰٫۱۸۷	Zn
-۰٫۰۶۶	۰٫۲۴۳	۰٫۲۳۲	۰٫۰۳۶	-۰٫۰۸۰	Zr
۰٫۱۰۵	۰٫۱۲۸	۰٫۱۸۹	۰٫۳۹۳	۱٫۳۹۳	مقادیر ویژه
۸۳٫۱	۷۹٫۲	۷۴٫۵	۶۷٫۲	۵۲٫۴	واریانس جمعی

نشان داده شده است. در این شکل‌ها، نمونه‌های توجیه‌کننده بعدهای اصلی به رنگ قرمز و سایر نمونه‌ها به رنگ سبز است. شکل ۵-D1 نشان‌دهنده همپوشانی بسیار بالایی بین نمونه‌های مرتبط با بعد ۱ (نمونه‌های قرمز رنگ) با سنگ‌های اولترابازیک و بازیک است. این همپوشانی در هر سه بخش رخنمون‌دار این سنگ‌ها در منطقه مورد مطالعه، یعنی در بخش‌های شمال‌شرقی، جنوب‌غربی و میانی برگه مشاهده می‌شود. این نکته نشان می‌دهد که نتایج تحلیل داده‌ها در هر دو مد R و Q مربوط به بعد ۱ با هم یکسان است، بنابراین بعد ۱ را می‌توان به کانی‌سازی‌های احتمالی مرتبط با سنگ‌های اولترابازیک تا بازیک و لیستونیت‌ها در منطقه نسبت داد. نمونه‌های مرتبط با بعد ۲ نیز بیشتر بر روی سنگ‌های رسوبی (کنگلومر، شیل، ماسه‌سنگ، سنگ آهک، مارن و ژئپس) واقع شده‌اند (شکل ۵-D2). هرچند تعدادی از این نمونه‌ها با لیستونیت‌ها و سنگ‌های اولترابازیک در بخش شمال‌شرقی برگه همپوشانی دارد، ولی از آنجا که تعداد این همپوشانی‌ها محدود است، بعد ۲ را می‌توان به عناصر سنگ‌ساز و کانی‌سازی در سنگ‌های رسوبی منسوب دانست.

شکل ۵-D3 نشان می‌دهد که نمونه‌های توجیه‌کننده بعد ۳ بیشتر بر روی سنگ‌های رسوبی قرار گرفته‌اند. بخشی از نمونه‌هایی که بر روی سنگ‌های آهکی و مارنی واقع شده‌اند و در مجاورت سنگ‌های لیستونیتی و بازالتی قرار دارند (به ویژه نمونه‌های قرار گرفته در بخش شمال‌شرقی برگه) می‌توانند مستعد کانی‌سازی رسوبی آهن و منگنز باشند، بنابراین بعد ۳ را می‌توان به کانی‌سازی احتمالی Fe و Mn در سنگ‌های رسوبی نسبت داد. نمونه‌های مرتبط با بعد ۴ در تمامی سنگ‌ها پراکنده هستند (شکل ۵-D4)، ولی دو سری از نمونه‌ها (نمونه‌های قرار گرفته در انتهای بخش‌های شمال‌شرقی و شمال‌غربی برگه) که با سنگ‌های آندزیت و داسیت همپوشانی دارند می‌توانند مستعد کانی‌سازی‌های مرتبط با فعالیت‌های هیدروترمال باشند. همچنین نمونه‌های قرار گرفته بر روی سنگ‌های آهکی احتمال داشتن کانی‌سازی اسکارنی را دارند، بنابراین نقشه بعد ۴ را می‌توان به کانی‌سازی‌های اسکارنی و ماسیوسولفیدی نسبت داد. از آنجا که تفکیک عناصر در بعد ۵ نسبت به سایر بعدها به صورت معنی‌دار صورت نگرفته است؛ بنابراین از ترسیم بعد ۵ در این بخش صرف‌نظر شد.

## ۵-۲- تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA)

در مرحله بعدی و برای مقایسه نتایج به دست آمده، روش



بنابراین PC2 می‌تواند با کانی‌سازی در سنگ‌های رسوبی کربناته و هیدرولیز شده ارتباط داشته باشد. در مقابل، شکل PC3-6 نشان می‌دهد که ارتباط بین PC3 با کانی‌سازی هیدروترمال بسیار ضعیف است، زیرا تعداد داده‌ها با امتیاز PC پایین کم بوده و تعداد اندکی از آنها نیز با سنگ‌های آندزیتی و داسیتی ارتباط دارند.

نمونه‌ها با امتیاز PC بالا در شکل PC4-6، بیشتر در مرز بین سنگ‌های اولترابازیک-بازیک و سنگ‌های رسوبی کنگلومرا، ماسه‌سنگ و شیل قرار دارند. با توجه به وضعیت توپوگرافی منطقه مورد مطالعه (شکل ۲) منشاء عیار این نمونه‌ها به سنگ‌های اولترابازیک تا بازیک بر می‌گردد، ولی به دلیل پایین بودن عیار عناصر اصلی مرتبط با کانی‌سازی در این سنگ‌ها (عناصر Mn، Ni، Cr، Co) در نمونه‌های مورد نظر، ارتباط دادن این مولفه اصلی با کانی‌سازی در منطقه ضعیف به نظر می‌رسد. در حالی که همپوشانی نمونه‌ها با امتیاز PC بالا در بخش شمال شرقی و جنوبی شکل PC5-6 با سنگ‌های رسوبی، می‌تواند ارتباط این مولفه را با کانی‌سازی احتمالی Fe و Mn در سنگ‌های رسوبی برقرار کند. هر چند این ارتباط را نمی‌توان به کل منطقه مورد مطالعه نسبت داد.

### ۵-۳- تحلیل تطبیقی (CA)

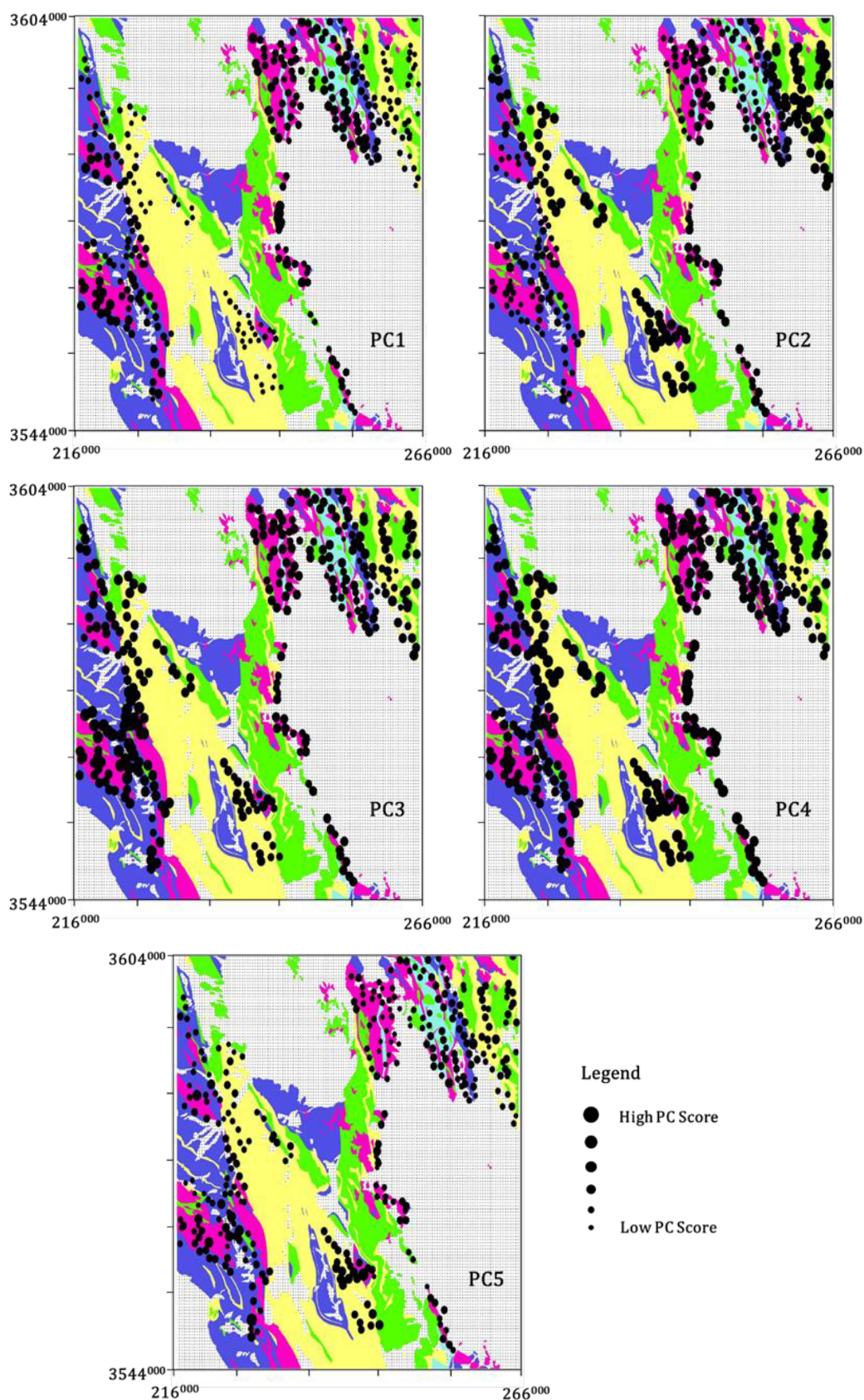
در ادامه از روش تحلیل تطبیقی به عنوان یک روش آماری چند متغیری استفاده شده است که در یک دستگاه مختصات و تحت یک سیستم فاکتوری می‌تواند موقعیت متغیرهای نسبت به هم و توام با موقعیت نمونه‌ها را به نمایش بگذارد. در این روش ماتریس داده‌های  $314 \times 25$  بعدی تبدیل به ماتریس داده‌های خروجی  $339 \times 24$  بعدی شده است که برای تفسیر آن می‌توان از تحلیل تطبیقی فاکتوری و یا تحلیل تطبیقی خوشه‌ای استفاده کرد (برای جزییات بیشتر به منبع [۴۳] مراجعه شود). در این مقاله، تحلیل تطبیقی خوشه‌ای برای تفسیر نتایج به کار رفته است. برای این منظور داده‌ها به ۵ خوشه (همانند دو روش قبل) تفکیک شده‌اند. در خوشه اول عناصر Li، La، Cr، Co و Ni به همراه ۱۱۱ نمونه حضور دارند. در سایر خوشه‌ها نیز به ترتیب در خوشه دوم عناصر Ba، B، Sr، Pb، Zr به همراه ۱۱۴ نمونه، در خوشه سوم عناصر Al، As، Ca، Cu، K، Mg و Si به همراه ۱۱ نمونه، در خوشه چهارم عناصر V، Sb و Zn به همراه ۶۹ نمونه و در خوشه پنجم عناصر P، Fe، Mn و Ti به همراه ۹ نمونه قرار گرفته‌اند.

شکل ۷ موقعیت نمونه‌های هر خوشه را بر روی نقشه

منفی خود را در PC1 نشان می‌دهند. افیولیت‌های شرق ایران حاوی سنگ‌هایی است که فرآیندهای سرپانتینه شدن، کربناته شدن و لیستونیت‌شدن در آنها اتفاق افتاده است که نتیجه آن می‌تواند تمرکز ترکیبات سولفیدی و کربناته عناصر فوق در سنگ‌های اولترابازیک و یا تجزیه این ترکیبات و تمرکز آنها در سنگ‌ها لیستونیتی باشد، بنابراین مولفه اصلی اول را می‌توان به کانی‌سازی‌های مرتبط با سنگ‌های اولترابازیک تا بازیک و لیستونیت‌ها نسبت داد [۳۸، ۳۷]. عنصر پتاسیم با ضریب مثبت و عنصر روی با ضریب منفی در PC2 دارای بالاترین اثر هستند. از آنجا که عنصر بور و آلومینیم نیز در این مولفه ضریب بالایی دارد، این مولفه می‌تواند با کانی‌سازی در سنگ‌های رسوبی هوازده (هیدرولیز شده) مرتبط باشد [۴۰، ۳۹].

در PC3 عناصر Cu، As، La با ضریب منفی و عنصر Si با ضریب مثبت حضور دارند، بنابراین این مولفه را می‌توان به کانی‌سازی هیدروترمال (مثلاً ماسیوسولفیدی در منطقه) نسبت داد [۴۲، ۴۱]. البته به نقش منفی عناصر در امتیازات این مولفه باید توجه داشت. در مقابل، عناصر V، Ti، Al و Zr با ضریب مثبت و عنصر B با ضریب منفی خود را در PC4 نشان می‌دهند. در این مولفه عناصر As با ضریب منفی و عنصر Cu با ضریب مثبت نیز تاثیرگذار هستند. به لحاظ شرایط زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه (فراوانی بالای عناصر سنگین کمیاب و وجود کانی‌های سیلیکاته‌ای از قبیل تالک، هارزبورگیت و سرپانتینیت با قابلیت هوازده‌گی بالا در سنگ‌های اولترابازیک و بازیک)، این مولفه اصلی می‌تواند با کانی‌سازی در سنگ‌های اولترابازیک-بازیک و رسوبات حاصل از هوازده‌گی این سنگ‌ها مرتبط باشد [۳۸، ۳۷]. در مولفه PC5 عناصر Fe، Mn، Na و P دارای ضریب مثبت و عناصر Ba، Ca، Li و Sr دارای ضریب منفی هستند، بنابراین بخش امتیازات بالای این مولفه می‌تواند با کانی‌سازی احتمالی Fe و Mn در سنگ‌های رسوبی ارتباط داشته باشد.

شکل ۶ نقشه امتیازهای ۵ مولفه اصلی اول را نشان می‌دهد که داده‌ها بر اساس مقدار امتیازها به بخش‌های مختلف (۶ بخش) تفکیک شده است. شکل PC1-6 نشان می‌دهد که داده‌ها با امتیازهای PC بالا بیشتر بر روی سنگ‌های اولترابازیک، بازیک و لیستونیت‌ها و اطراف آنها قرار گرفته‌اند، بنابراین همان‌طور که قبلاً ذکر شد، این مولفه با کانی‌سازی در این نوع سنگ‌ها مرتبط است. در شکل PC2-6 داده‌ها با امتیازهای PC بالا با سنگ‌های رسوبی (سنگ آهک، مارن و گچ) همپوشانی دارند (به استثناء داده‌های بخش میانی برگه)،



شکل ۶: نقشه امتیازهای ۵ مولفه‌های اصلی اول به دست آمده از روش PCA بر روی نقشه زمین‌شناسی برگه

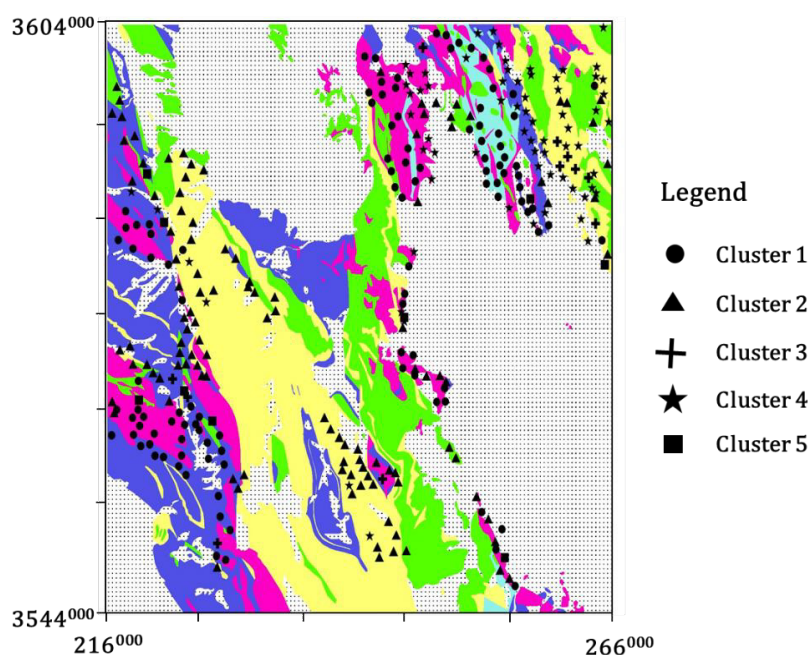
تطبیقی نشان می‌دهد که مولفه‌های اصلی به دست آمده از روش PCA نسبت به بعدهای اصلی به دست آمده از روش PCoA دارای پوشش تغییرپذیری بیشتری هستند (پوشش ۸۳ درصدی ۵ مولفه اصلی اول نسبت به پوشش ۷۳ درصدی ۵ بعد اصلی اول). یکی از مهم‌ترین نکات حاصل از تحلیل داده‌ها با سه روش یاد شده، یکسان بودن نتایج ارتباط D1 (از روش PCA)، PC1 (از روش PCA) و خوشه اول (از روش CA) با کانی‌سازی احتمالی در سنگ‌های اولترابازیک تا بازیک است. از آنجا که بعد و مولفه اصلی اول بیشتر تغییرپذیری را پوشش می‌دهد و مهم‌ترین نقش را در توزیع داده‌ها دارد، بنابراین احتمال کانی‌سازی مرتبط با سنگ‌های اولترابازیک، بازیک و لیستونیت‌ها در برگه پرنگ بیشتر است. البته وجود معادن متعدد کرومیت و منیزیت در این منطقه نیز می‌تواند تاییدکننده این نکته باشد.

بعد D2 به همراه خوشه دوم و چهارم به کانی‌سازی احتمالی در کلیه سنگ‌های رسوبی نسبت داده شد. در حالی که مولفه PC2 به همراه خوشه سوم فقط به کانی‌سازی احتمالی در بخش سنگ‌های رسوبی کربناته و هیدرولیز شده دلالت دارد. همچنین بعد D3، مولفه PC5 و خوشه پنجم نیز هر سه به کانی‌سازی احتمالی Fe و Mn در سنگ‌های رسوبی اشاره دارند. وجود کانسار منگنز و اندیس‌های رسوبی آهن در

زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. نمونه‌های خوشه اول بیشتر بر روی واحدهای سنگی اولترابازیک-بازیک و لیستونیت‌ها قرار دارد که با توجه به عناصر قرار گرفته در این خوشه می‌توان احتمال کانی‌سازی‌های آنها را محتمل دانست. نمونه‌های خوشه دوم با سنگ‌های رسوبی، نمونه‌های خوشه سوم بیشتر در بخش شمال شرقی برگه و با سنگ‌های آهکی، مارن و ژئپس، نمونه‌های خوشه چهارم با کلیه واحدهای رسوبی واقع در بخش شمال شرقی برگه و نمونه‌های خوشه پنجم بیشتر در مرز بین واحدهای سنگی اولترابازیک-بازیک با سنگ‌های رسوبی کنگلومرا، ماسه‌سنگ و شیل همپوشانی دارند. با توجه به همپوشانی نمونه‌ها با واحدهای سنگی و عناصر قرار گرفته در هر خوشه می‌توان بالاترین احتمال کانی‌سازی را به سنگ‌های اولترابازیک-بازیک و لیستونیت‌ها (نمونه‌های خوشه اول) و پس از آن به کانی‌سازی رسوبی عناصر Mn و Fe (نمونه‌های خوشه پنجم) در منطقه نسبت داد. قرارگیری نمونه‌های خوشه دوم، سوم و چهارم نیز در سنگ‌های رسوبی می‌تواند با کانی‌سازی احتمالی از نوع اسکارن همراه باشد.

#### ۴-۵- مقایسه نتایج

نتایج تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی برگه پرنگ با سه روش تحلیل مختصات اصلی، تحلیل مولفه‌های اصلی و تحلیل



شکل ۷: موقعیت نمونه‌های هر خوشه به دست آمده از روش تحلیل تطبیقی بر روی نقشه زمین‌شناسی برگه پرنگ

می‌تواند تاییدکننده و تکمیل‌کننده یکدیگر باشند.

#### ۷- سپاس‌گزاری

از سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور به دلیل در اختیار گذاشتن داده‌های زمین‌شناسی و ژئوشیمیایی برگه پرنگ تشکر و قدردانی می‌گردد.

#### ۸- مراجع

- [1] Haldar, S. K. (2018). "Mineral Exploration: Principles and Applications 2nd Edition". Elsevier, pp. 378.
- [2] Talapatra, A. K. (2020). "Geochemical Exploration and Modelling of Concealed Mineral Deposits". Springer, pp. 210.
- [3] Sikakwe, G. U., Nwachukwu, A. N., Uwa, C. U., and Abam Eyong, G. (2020). "Geochemical data handling, using multivariate statistical methods for environmental monitoring and pollution studies". Environmental Technology & Innovation, 18: 100645.
- [4] Iwamori, H., Yoshida, K., Nakamura, H., Kuwatani, T., Hamada, M., Haraguchi, S., and Ueki, K. (2017). "Classification of geochemical data based on multivariate statistical analyses: Complementary roles of cluster, principal component, and independent component analyses". Geochemistry, Geophysics, Geosystems, 18: 994-1012.
- [5] Wang, W., Xie, S., and Carranza, E. J. M. (2023). "Introduction to the thematic collection: applications of innovations in geochemical data analysis". Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis, 23(1). DOI: <https://doi.org/10.1144/geochem2022-058>.
- [6] Rollinson, H., and Pease, V. (2021). "Using Geochemical Data to Understand Geological Processes". Cambridge University Press, pp. 346.
- [7] Su, Q., Yu, H., Xu, X., Chen, B., Yang, L., Fu, T., Liu, W., and Chen, G. (2023). "Using Principal Component Analysis (PCA) Combined with Multivariate Change-Point Analysis to Identify Brine Layers Based on the Geochemistry of the Core Sediment". Water, 15(10): 1926.
- [8] Zuo, R., Wang, J., Xiong, Y., and Wang, Z. (2021). "The processing methods of geochemical exploration data: past, present, and future". Applied Geochemistry, 132: 105072.
- [9] Jimenez-Espinosa, R., Sousa, A. J., and Chica-Olmo, M. (1993). "Identification of geochemical anomalies using principal component analysis and factorial kriging analysis". Journal of Geochemical Exploration, 46(3):

برگه پرنگ می‌تواند این موضوع را تایید کند. یکی از نکات برتر تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی منطقه با روش PCoA، ارتباط خوب بین بعد D4 با کانی‌سازی‌های احتمالی اسکارنی و ماسیوسولفیدی در برگه پرنگ است. در حالی که این ارتباط برای مولفه‌های PC3 و PC4 ضعیف و در نمونه‌های خوشه‌های دوم و چهارم خیلی پراکنده است، بنابراین می‌توان گفت که تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی با روش‌های PCoA، PCA و CA می‌تواند تاییدکننده و تکمیل‌کننده یکدیگر باشند.

#### ۶- نتیجه‌گیری

تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی به کمک روش‌های آمار چند متغیره یک عملیات متداول در پردازش داده‌های اکتشافی محسوب می‌شود. در این مقاله ضمن معرفی روش تحلیل مختصات اصلی (PCoA)، از این روش به همراه روش‌های مرسوم تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) و تحلیل طبیعی (CA) برای پیش‌بینی احتمال کانی‌سازی در برگه ۱:۱۰۰,۰۰۰ پرنگ استفاده شد. نتایج این سه تحلیل نشان داد که احتمال کانی‌سازی مرتبط با سنگ‌های اولترابازیک، بازیک و لیستونیت‌ها در منطقه از هم بالاتر است؛ که نقشه‌های بعد D1، مولفه PC1 و موقعیت نمونه‌های خوشه اول با این کانی‌سازی ارتباط دارند. پس از آن نقشه‌های بعد D2 و D3، مولفه PC2 و PC5 و نمونه‌های خوشه پنجم مرتبط با سنگ‌های رسوبی بیشترین احتمال را به کانی‌سازی‌های رسوبی به ویژه Mn و Fe در برگه پرنگ نسبت می‌دهند. در نهایت احتمال کانی‌سازی‌های اسکارنی و ماسیوسولفیدی قرار دارند که نقشه‌های بعد D4، مولفه PC3 و نقشه‌ی موقعیت نمونه‌های خوشه دوم، سوم و چهارم می‌تواند محدوده آنها را پیش‌بینی کند.

روش تحلیل مختصات اصلی همانند روش تحلیل مولفه‌های اصلی می‌تواند با کاهش دادن بعد داده‌ها، امکان تحلیل راحت‌تر آنها را میسر کند. تاثیر دادن میانگین نمونه‌ها، میانگین متغیرها و میانگین کل بر روی هر داده مزیت و تفاوت این روش نسبت به روش تحلیل مولفه‌های اصلی است. نتایج این مقاله نشان داد که مولفه‌های اصلی انتخابی، تغییرپذیری بیشتری از داده‌ها را نسبت به بعدهای اصلی (مختصات اصلی) پوشش می‌دهند. در مقابل ارتباط دادن نقشه‌های بعدهای اصلی با کانی‌سازی راحت‌تر و با اعتبار بالاتری صورت می‌گیرد. بنابراین می‌توان گفت که در تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی در یک منطقه، به طور همزمان با دو روش PCoA و PCA و استفاده از سایر روش‌های آمار چند متغیره همچون CA

- Righetti, T. L., Hazen, T. C., and Lamendella, R. (2022). "Geochemistry and Multiomics Data Differentiate Streams in Pennsylvania Based on Unconventional Oil and Gas Activity". *Microbiology Spectrum*, 10(5): e00770-22.
- [19] Zeng, X. C., Wang, G. E. J., Wang, N., Chen, X., Mu, Y., Li, H., Yang, Y., Liu, Y., and Wang, Y. (2016). "Functions and Unique Diversity of Genes and Microorganisms Involved in Arsenite Oxidation from the Tailings of a Realgar Mine". *Applied and Environmental Microbiology*, 82: 7019-7029.
- [۲۰] نصیری، س.، یوسفی، م.، حائری نسب، م.؛ ۱۴۰۰؛ "بررسی تنوع ژنتیکی کهور پاکستانی (*Prosopis juliflora*) در استان خوزستان به روش CDDP". *مجله پژوهش‌های گیاهی*، دوره ۳۴، شماره ۱، ص ۱۹۴-۱۸۲.
- [۲۱] صدیقی، ش.، ایرانبخش، ع.، مهدی حمدی، س. م.، مهرگان، ا.؛ ۱۴۰۰؛ "بررسی روابط فیلوژنی و تنوع ژنتیکی جمعیت‌های *Rosmarinus Seidlitzia* با استفاده از نشانگر ISSR در برخی مناطق ایران". *مجله رستنیها*، دوره ۲۲، شماره ۱، ص ۲۹-۲۰.
- [۲۲] آقانیاتی، س. ع.؛ ۱۳۹۳؛ "زمین‌شناسی ایران". انتشارات سازمان زمین‌شناسی ایران، تهران، ۶۴۰ صفحه.
- [۲۳] شهرابی، م.، عربشاهی، ع. ه.، حسینی، م.، شعبانی، ک.؛ ۱۳۸۶؛ "گزارش نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ پرنگ". سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور، گزارش برگه ۸۰۵۴، ۲۰ صفحه.
- [24] Jentzer, M., Fournier, M., Agard, P., Omrani, J., Khatib, M. M., and Whitechurch, H. (2017). "Neogene to Present paleostress field in Eastern Iran (Sistan belt) and implications for regional geodynamics". *Tectonics*, 36(2): 321-339.
- [25] Wang, Y., Sun, F., Lin, W., and Zhang, S. (2022). "AC-PCoA: Adjustment for confounding factors using principal coordinate analysis". *PLOS Computational Biology*, 18(7): e1010184.
- [26] Gower, J. C. (2005). "Principal Coordinates Analysis". In: *Encyclopedia of Biostatistics*, John Wiley & Sons, 1-5.
- [27] Podani, J., and Mikl, I. (2002). "Resemblance Coefficients and the Horseshoe Effect in Principal Coordinates Analysis". *Ecology*, 83(12): 3331-3343.
- [28] Rencher, A. C., and Christensen, W. F. (2012). "Methods of Multivariate Analysis". 3rd Edition, Wiley, Hoboken, pp. 800.
- [29] Pavoine, S., Dufour, A. B., and Chessel, D. (2004). "From dissimilarities among species to dissimilarities among communities: a double principal coordinate analysis". *Journal of Theoretical Biology*, 228: 523-537.
- 245-256.
- [10] Li, H., Li, Z., Ouyang, Y., Yang, Deng, Y., Jiang, Q., Deng, T., Shang, P., Lin, Y., and Zeng, H. (2022). "Application of principal component analysis and a spectrum-area fractal model to identify geochemical anomalies associated with vanadium mineralization in northeastern Jiangxi Province, South China". *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 22(3). DOI: <https://doi.org/10.1144/geochem2021-090>.
- [11] Sadeghi, M., Morris, G. A., Carranza, E. J. M., Laderberger, A., and Andersson, M. (2013). "Rare earth element distribution and mineralization in Sweden: an application of principal component analysis to FOREGS soil geochemistry". *Journal of Geochemical Exploration*, 133: 160-175.
- [12] Geranian, H., and Carranza, E. J. M. (2022). "Mapping of Regional-scale Multi-element Geochemical Anomalies Using Hierarchical Clustering Algorithms". *Natural Resources Research*, 31(4): 1841-1865.
- [13] Wojcik, R., Donhauser, J., Frey, B., and Benning, L. G. (2020). "Time since deglaciation and geomorphological disturbances determine the patterns of geochemical, mineralogical and microbial successions in an Icelandic foreland". *Geoderma*, 379: 114578.
- [14] Wojcik, R., Donhauser, J., Frey, B., Holm, S., Holland, A., Anesio, A. M., Pearce, D. A., Malard, L., Wagner, D., and Benning, L. G. (2019). "Linkages between geochemistry and microbiology in a proglacial terrain in the High Arctic". *Annals of Glaciology*, 59(77): 95-110.
- [15] Adam, N., Kriete, C., Garbe-Schonberg, D., Gonnella, G., Krause, S., Schippers, A., Kurtz, S., Schwarz-Schampera, U., Han, Y., Indenbirken, D., and Perner, M. (2019). "Microbial Community Compositions and Geochemistry of Sediments with Increasing Distance to the Hydrothermal Vent Outlet in the Kairei Field". *Geomicrobiology Journal*, 37(3): 242-254. DOI: 10.1080/01490451.2019.1694107.
- [16] Crits-Christoph, A., Robinson, C. K., Barnum, T., Fricke, F., Davila, A., Jedynek, B., McKay, C. P., and DiRuggiero, J. (2013). "Colonization patterns of soil microbial communities in the Atacama Desert". *Microbiome*, 1(1): 28.
- [17] Gardner, J. P. A., Silva, C. N. S., Norrie, C. R., and Dunphy, B. J. (2021). "Combining genotypic and phenotypic variation in a geospatial framework to identify sources of mussels in northern New Zealand". *Scientific Reports*, 11: 8196.
- [18] Campa, M. F., Chen See, J. R., Unverdorben, L. V., Wright, O. G., Roth, K. A., Niles, J. M., Ressler, D., Macatugal, E. M. S., Putt, A. D., Techtmann, S. M.,

- A., and Zinn, Y. L. (2020). "Trace elements in soils developed from metamorphic ultrabasic rocks in Minas Gerais, Brazil". *Geoderma Regional*, 21: e00279.
- [39] [39] Lentz, D. R. (2003). "Geochemistry of Sediments and Sedimentary Rocks: Evolutionary Considerations to Mineral Deposit-Forming Environments". Geological Assn of Canada, pp. 184.
- [۴۰] حسنی‌پاک، ع. ا.؛ ۱۳۹۵؛ "اصول اکتشافات ژئوشیمیایی". انتشارات دانشگاه تهران، ۶۱۶ صفحه.
- [41] Mousivand, F., Rastad, E., Peter, J. M., and Maghfouri, S. (2018). "Metallogeny of volcanogenic massive sulfide deposits of Iran". *Ore Geology Reviews*, 95: 974-1007.
- [42] Bau, M., Romer, R. L., Lüders, V., and Dulski, P. (2003). "Tracing element sources of hydrothermal mineral deposits: REE and Y distribution and Sr-Nd-Pb isotopes in fluorite from MVT deposits in the Pennine Orefield, England". *Mineralium Deposita*, 38: 992-1008.
- [۴۳] گرانیان، ح.؛ ۱۴۰۰؛ "شناسایی الگوهای ژئوشیمیایی در محدوده کانی‌زایی خوینرود به روش تحلیل تطبیقی و خوشه‌بندی DENCLUE". نشریه مهندسی معدن، دوره ۱۶، شماره ۵۳، ص ۳۲-۵۰.
- [30] Greenacre, M. (2018). "Compositional Data Analysis in Practice". Chapman and Hall/CRC, pp. 136.
- [31] Pawlowsky-Glahn, V., Egozcue, J. J., and Tolosana-Delgado, R. (2015). "Modeling and Analysis of Compositional Data". Wiley, pp. 256.
- [۳۲] گرانیان، ح.؛ ۱۴۰۰؛ "کاربرد تبدیل‌های چند متغیره در تحلیل داده‌های ژئوشیمی محدوده اکتشافی همیچ، استان خراسان جنوبی". نشریه روش‌های تحلیلی و عددی در مهندسی معدن، دوره ۱۱، شماره ۲۷، ص ۱۸-۱.
- [33] Zhou, S., Zhou, K., Wang, J., Yang, G., and Wang, S. (2017). "Application of cluster analysis to geochemical compositional data for identifying ore-related geochemical anomalies". *Frontiers of Earth Science*, 12(3): 491-505.
- [34] Wang, L., Liu, B., McKinley, J. M., Cooper, M. R., Li, C., Kong, Y., and Shan, M. (2021). "Compositional data analysis of regional geochemical data in the Lhasa area of Tibet, China". *Applied Geochemistry*, 135: 105108.
- [35] Filzmoser, P., Hron, K., and Reimann, C. (2009). "Principal component analysis for compositional data with outliers". *Environmetrics*, 20: 621-632.
- [36] Sanford, R. F., Pierson, C. T., and Crovelli, R. A. (1993). "An objective replacement method for censored geochemical data". *Mathematical Geology*, 25: 59-80.
- [37] Boskabadi, A., Pitcairn, I., Leybourne, M. I., Teagle, D. A. H., Cooper, M. J., Hadizadeh, H., Nasiri Bezenjani, T., and Monazzami Bagherzadeh, R. (2020). "Carbonation of ophiolitic ultramafic rocks: Listvenite formation in the Late Cretaceous ophiolites of eastern Iran". *Lithos*, 352-353: 105307.
- [38] Vilela, E. F., Guimarães Guilherme, L. R., Silva, C.

<sup>1</sup> Principal Component Analysis

<sup>2</sup> Principal Coordinate Analysis

<sup>3</sup> Proximity Matrix

<sup>4</sup> Correspondence Analysis

<sup>5</sup> Multidimensional Scaling

<sup>6</sup> Confusion Matrix