



RESEARCH ARTICLE

doi 10.22067/econg.2025.1138



Separation of alteration zones using remote sensing images and support vector machines, case study: Zaglic area, Arasbaran metallogenic zone, NW Iran

Habibollah Bazdar ¹ , Ali Imamalipour ^{2*}

¹ Ph.D. Student, Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

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

ARTICLE INFO

Article History

Received: 01 January 2025
Revised: 11 May 2025
Accepted: 17 May 2025

Keywords

Separation of alteration zones
support vector machine
remote sensing
porphyry deposits
Arasbaran metallogenic zone

ABSTRACT

The separation of alteration zones plays a significant role in the exploration of porphyry copper-epithermal gold deposits and is one of the key issues in the exploration operations of these deposits. In the general exploration stage and in the large-scale exploration stage of these deposits, one of the most important guides for determining suitable areas for exploratory drilling in the detailed exploration stage is the recognition and separation of alteration zones. In this study, alteration zones have been separated using satellite images and support vector machine. The study area is the Zaglic area near the city of Ahar, located in East Azerbaijan province. The images obtained from the satellite were digitized for modeling using a support vector machine and four classes were determined for data classification, namely "silica vein", "argillic", "propylitic" and "stockwork". After data preparation, the data were classified into four defined classes using a support vector machine and the accuracy of the model in correctly classifying the data was calculated to be 90.24 percent. Finally, alteration map was drawn with the predicted data and compared with the previously collected map, which showed the appropriate performance of the model.

*Corresponding author

Ali Imamalipour
✉ a.imamalipour@urmia.ac.ir

How to cite this article

Bazdar, H. and Imamalipour, A., 2025. Separation of alteration zones using remote sensing images and support vector machines, case study: Zaglic area, Arasbaran metallogenic zone, NW Iran. *Journal of Economic Geology*, 17(2): 27–48. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.2025.1138>



©2025 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Studies of the alteration of host rocks are one of the appropriate guides in the exploration of hydrothermal deposits, including porphyry deposits. In porphyry systems, alterations are usually observed that can be referred to as potassic, phyllic, advanced argillic and propylitic alterations. These alterations provide a very suitable exploration prospect for determining the location of the deposit. Potassic alteration is usually accompanied by mineralization. Therefore, by separating potassic alteration, areas with high mineralization potential can be distinguished. In this study, alteration zones are predicted using data obtained from ASTER satellite images and intelligent support vector machine modeling. The Zaglic region, as the study area of this study, is located in the Arasbaran metallogenic zone in northwest Iran. This area is located at coordinates 20°26'38"N and 59°20'47"E, 25 km southeast of Ahar city and 5 km north of Naqduz Village in East Azerbaijan Province.

Materials and methods

In this study, satellite data obtained from the ASTER and the alteration map of the area were used to build an intelligent model. ASTER provides high-resolution satellite images of the Earth in 14 different bands of the electromagnetic spectrum in the visible to thermal infrared range. The resolution of ASTER images is ranges from 15 to 90 meters. ASTER bands were downloaded in the desired area through the relevant website (<https://earthexplorer.usgs.gov>). This website provides ASTER images in different areas for free. Of course, the downloaded data format is HDF, but we need the bands in numerical form to use the data. For this reason, the data were corrected and processed using ENVI version 5.6 software. Initially, radiometric and atmospheric corrections were made to the data. Then, the band data were obtained digitally through ENVI software and the file was extracted through the desired area tool and saved in Excel format. The resulting Excel file was such that 90-meter square grids were defined on the ground and the numerical value of each band was represented the numerical intensity of the absorbed reflection of the desired band at that point (center of

the square). Therefore, the input to the model was the numerical ASTER bands and the output of the model was the type of alteration at that point. The type of alteration was extracted from the alteration map of the desired area.

Results

The most important parameter among the parameters of a support vector machine is the choice of kernel. Here we use the RBF kernel function in modeling because this function has a good ability to analyze high-dimensional data. On the other hand, for implementation, it requires setting two parameters; one is C (penalty parameter) and the other is λ which determines the width of the kernel function. The division of the number of training and test data is such that 80% of the data is considered for the training dataset and the remaining data is considered as the test dataset. This ratio was also optimized by keeping other parameters constant and changing the percentage of data in the training and test datasets and the value was determined to be 80%. After dividing the dataset into two sets of training and testing data, it is time to determine the two parameters λ and C. By considering the value of λ as a constant, we find the optimal value of C. According to the obtained values, the value of the parameter C was considered to be 2. The value of epsilon was also determined by trial and error to be 10^{-7} . The value of λ was optimized by using different values and running the model, and its value was determined to be 1. Finally, by optimizing the required parameters, the best value obtained for modeling was an accuracy of 90.24%. After determining the optimized parameters of the support vector machine, modeling was performed using the data and the output map was drawn based on the prediction of the type of alteration in the study area. Also additionally, in order to compare with the existing alteration map of the study area, the predicted map was implemented on the alteration map of the area.

Discussion

As mentioned above, by optimizing the model, we achieved a resolution accuracy of 90.24%, which is adequate for modeling that only uses satellite images to separate alterations. Finally, the alteration map of the region was drawn using the model output based on the prediction of the alteration type of each point.

According to the results obtained, the following are suggested:

- The obtained model is capable of separating alterations and rock units and it is recommended to use it in similar studies.
- It is recommended to use data from other satellites and compare it with the results obtained from the ASTER data.
- In order to conduct comparative research, classification should be performed with other intelligent methods.

- In addition to the alteration type, the amount of elements using geochemical data can also be considered as an output and modeling can be performed.

Acknowledgements

We sincerely thank the editor and reviewers of the Journal of Economic Geology for their useful and valuable comments.



تفکیک زون‌های دگرسانی با استفاده از تصاویر سنجش از دور و ماشین بردار پشتیبان، بررسی موردی: ناحیه زگلیک، زون متالوژنی ارسباران، شمال غرب ایران

حبیب‌اله بازدار^۱، علی امامعلی‌پور^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

^۲ دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

چکیده

تفکیک مناطق دگرسانی در اکتشاف کانسارهای مس پورفیری-طلائی اپی ترمالی نقش به سزایی دارد و یکی از موارد کلیدی در عملیات اکتشاف این کانسارهاست. در مرحله اکتشاف عمومی و در مقیاس وسیع اکتشافی این کانسارها، یکی از مهم‌ترین راهنماها برای تعیین مناطق مناسب جهت حفاری اکتشافی در مرحله اکتشاف تفصیلی، شناخت و تفکیک مناطق دگرسانی است. در این پژوهش با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و یک مدل هوشمند توسط ماشین بردار پشتیبان، مناطق دگرسانی تفکیک شده است. منطقه مورد بررسی ناحیه زگلیک در نزدیکی شهر اهر واقع در استان آذربایجان شرقی است. تصاویر به دست آمده از ماهواره برای مدل‌سازی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، رقومی شده و چهار رده برای طبقه‌بندی داده‌ها با نام‌های رگه سیلیسی، آرژیلیک، پروپلیتیک و استوک ورک تعیین شد. بعد از آماده‌سازی داده‌ها با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، داده‌ها در چهار رده تعریف شده طبقه‌بندی شد و دقت مدل در طبقه‌بندی صحیح داده‌ها ۹۴/۲۴ درصد محاسبه شد. در نهایت، نقشه دگرسانی محدوده با داده‌های پیش‌بینی شده ترسیم و با نقشه برداشت شده قبلی مقایسه شد که عملکرد مناسب مدل را نشان می‌داد.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۱۲
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۲/۲۱
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۲۷

واژه‌های کلیدی

تفکیک مناطق دگرسانی
ماشین بردار پشتیبان
سنجش از دور
کانسارهای پورفیری
زون متالوژنی ارسباران

نویسنده مسئول

علی امامعلی‌پور

a.imamalipour@urmia.ac.ir

استناد به این مقاله

بازدار، حبیب‌اله و امامعلی‌پور، علی، ۱۴۰۴. تفکیک زون‌های دگرسانی با استفاده از تصاویر سنجش از دور و ماشین بردار پشتیبان، بررسی موردی: ناحیه زگلیک، زون متالوژنی ارسباران، شمال غرب ایران. زمین‌شناسی اقتصادی، ۱۷(۲): ۲۷-۴۸. <https://doi.org/10.22067/econg.2025.1138>

مقدمه

بررسی‌های دگرسانی سنگ‌های درون‌گیر یکی از راهنماهای مناسب در اکتشاف ذخایر گرمابی، از جمله ذخایر پورفیری و کانی‌زایی‌های همراه از جمله کانسارهای اپی‌ترمال است. در این نوع ذخایر، به طور معمول دگرسانی‌هایی مشاهده می‌شود که می‌توان به دگرسانی‌های پتاسیک، فلیک، آرژلیک پیشرفته و پروپلیتیک اشاره کرد. این دگرسانی‌ها چشم‌انداز اکتشافی بسیار مناسبی برای تعیین مختصات کانسار ارائه می‌دهند. دگرسانی پتاسیک به طور معمول با کانه‌زایی همراه است؛ بنابراین با تفکیک و جداسازی دگرسانی پتاسیک، می‌توان مناطق با پتانسیل کانه‌زایی بالا را تفکیک کرد.

بررسی‌های دگرسانی به طور مرسوم و سنتی با استفاده از کانی‌شناسی سنگ‌های ناحیه مورد بررسی به صورت سطحی و عمیق با استفاده از تجزیه نمونه‌ها انجام می‌شود که می‌توان به پژوهش‌های مهوری و همکاران (Mehvari et al., 2010)، امامعلی‌پور و همکاران (Imamalipour et al., 2011)، تقی‌پور و مکی‌زاده (Taghipour and Mackizadeh, 2011)، یوسفی و مرادیان (Yousefi and Moradian, 2012)، حسینی دینانی و همکاران (Hosseini Dinani et al., 2012)، رجب‌زاده و اسماعیلی (Rajabzadeh and Esmaeili, 2013)، معانی‌جو و مستقیمی (Maanijou and Mostaghimi, 2014)، علیخانی و همکاران (Alikhani et al., 2014)، مهرابی و همکاران (Mehrabi et al., 2014)، زراسوندی و همکاران (Zarasvandi et al., 2015)، کمیلی و همکاران (Komeili et al., 2017)، هاشمیان و همکاران (Hashemian et al., 2019)، بومری و همکاران (Boomeri et al., 2019)، مهرابی و همکاران (Mehrabi et al., 2021)، رمضان‌ی و همکاران (Ramezani et al., 2021)، زراسوندی و همکاران (Zarasvandi et al., 2022) و حشمت‌نیا و همکاران (Heshmatnia et al., 2022) اشاره کرد. به طور معمول در این نوع بررسی‌ها، پس از اینکه نمونه‌ها تجزیه و کانی‌ها و عناصر

شاخص مشخص شد، بر اساس کانی‌های شاخص، زون دگرسانی تعیین می‌شود.

استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و تجزیه آنها نیز از روش‌های مرسوم تفکیک دگرسانی مرتبط با کانسارهای گرمابی است که در این زمینه می‌توان به پژوهش‌های مظلومی بجستانی و رسا (Mazloumi Bajestani and Rasa, 2010)، عبدی و کریم‌پور (Abdi and Karimpour, 2012)، کشکویی جهرمی و قشقایی (Kashkoei Jahroomi and Qishlaqi, 2016)، عزتی و همکاران (Ezzati et al., 2016)، ریاحی و همکاران (Riahi et al., 2017) اشاره کرد. در این بررسی‌ها، معمولاً تجزیه تصاویر ماهواره‌ای به صورت بصری انجام می‌شود. با استفاده از تصحیحات و روش‌های آشکارسازی مانند نسبت بانندی، نوعی از دگرسانی آشکارسازی شده و با رنگ به خصوص مشخص می‌شود.

در سالیان اخیر، تفکیک دگرسانی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و روش‌های هوشمند نیز انجام شده است که می‌توان به پژوهش‌های عثمان و گلوگن (Othman and Gloaguen, 2014)، استفاده از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، نقشه زمین‌شناسی افیولیت موات واقع در شمال شرق عراق، بازی و ملگانی (Bazi and Melgani, 2006)، استفاده از ماشین بردار پشتیبان، تقسیم‌بندی تصاویر سنجش از راه دور، براون و همکاران (Brown et al., 2000)، الگوریتم مدل‌سازی ترکیبی و نیز ماشین بردار پشتیبان را برای طبقه‌بندی داده‌های سنجش از راه دور، هوانگ و همکاران (Huang et al., 2002)، استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای و روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، کراکل و ریدینگ (Cracknell and Reading, 2013)، تفکیک لیتولوژیکی با روش‌های ماشین بردار پشتیبان و نیز جنگل تصادفی، فودی و ماتور (Foody and Mathur, 2004)، طبقه‌بندی عکس‌های هوایی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، گالتیری و کرامپ (Gualtieri and Crompt, 1999)، طبقه‌بندی داده‌های طیفی به دست آمده از ماهواره با روش ماشین بردار پشتیبان، گاسمی و همکاران (Gasmi et al., 2016)، تهیه نقشه زمین‌شناسی با ماشین بردار

در این پژوهش، با استفاده از داده‌های به دست آمده از تصاویر ماهواره ای **استر** و مدل‌سازی هوشمند ماشین بردار پشتیبان، زون‌های دگرسانی پیش‌بینی می‌شوند. منطقه زگلک به عنوان منطقه مورد بررسی این پژوهش، در پهنه فلززایی ارسباران در شمال غرب ایران واقع شده است. این محدوده با مختصات $25^{\circ} 00'$ شمال شرقی در $38^{\circ} 26' 30''$ عرض شمالی و $47^{\circ} 20' 00''$ تا $47^{\circ} 23' 00''$ طول شرقی در 25 کیلومتری جنوب شرقی شهرستان اهر و در 5 کیلومتری شمال روستای نقدوز در استان آذربایجان شرقی قرار دارد.

کارهای مشابه پژوهش‌های بیان‌شده در مورد کاربرد روش‌های هوش مصنوعی با داده‌های دورسنجی، در منابع زیر نیز انجام شده است:

(Melgani and Bruzzone, 2004; Pal, 2005; Kovacevic et al., 2009; Cracknell and Reading, 2014; Khodadadzadeh et al., 2014; Pournamdari and Hashim, 2014; He et al., 2015; Harvey and Fotopoulos, 2016; Ge et al., 2018).

روش مطالعه

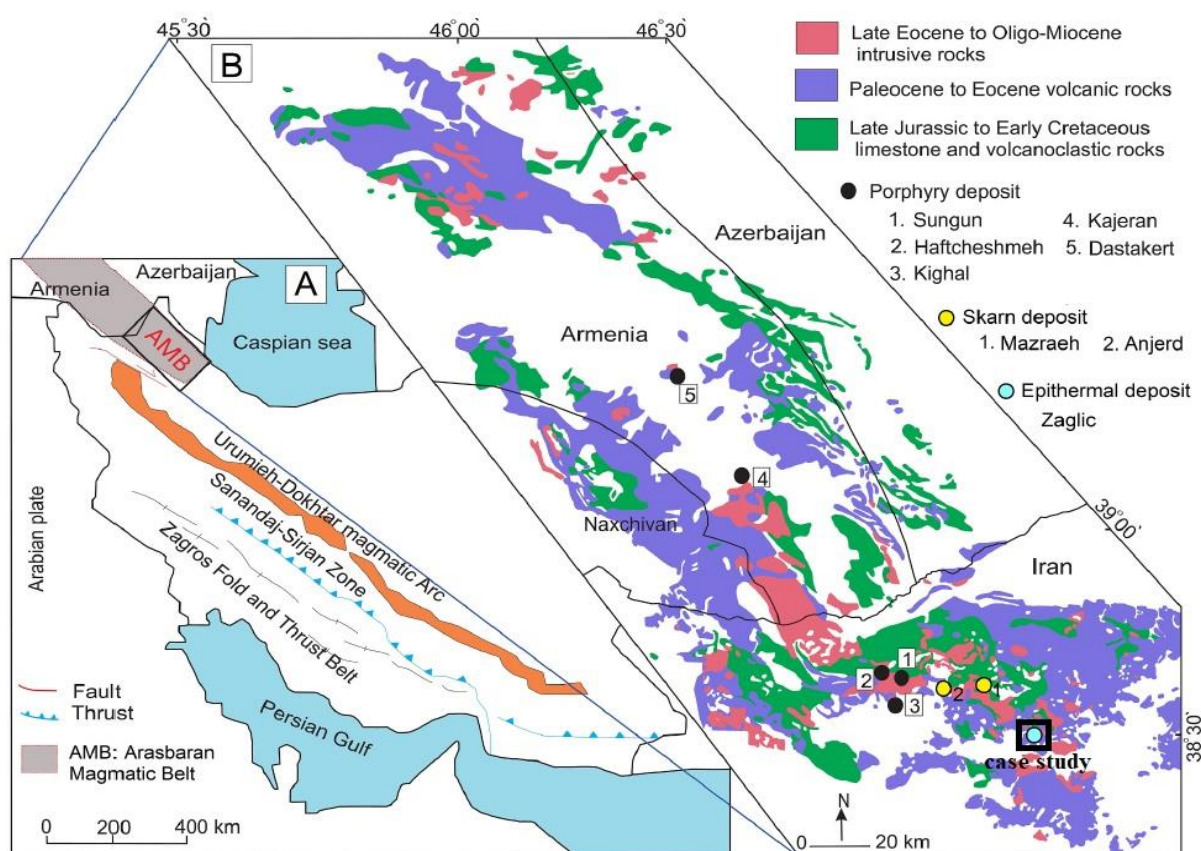
زمین‌شناسی منطقه ارسباران

ناحیه ارسباران در شمال غرب ایران و در استان‌های آذربایجان شرقی و اردبیل با وسعت تقریبی 22255 کیلومترمربع قرار دارد. ناحیه فلززایی اهر- ارسباران، مطابق تقسیم‌بندی واحدهای ساختمانی ایران توسط نبوی (Nabavi, 1976) در کمربند البرز- آذربایجان قرار می‌گیرد. **کمربند ماگمایی ارسباران** میزبان چندین ذخیره مس پورفیری و طلای اپی‌ترمال شناخته‌شده (شکل ۱- A و B) است که به طور متغیر در سراسر کوه‌زایی قفقاز کوچک واقع شده‌اند (Hassanpour et al., 2015). توالی‌های ولکانیکی کالک‌آلکال و ولکانیکی- رسوبی ائوسن پسین تا پلیوسن پسین، هسته اصلی کمربند ماگمایی ارسباران را تشکیل می‌دهند که بر روی یک سنگ بستر با ترکیبی شامل مجموعه‌های سنگ آهک و سنگ‌های پیرو کلاستیک قرار گرفته است (Aghazadeh et al., 2012).

پشتیبان و تجزیه مؤلفه اصلی، ضیایی و همکاران (Ziaei et al., 2007)، تفکیک پتانسیل معدنی پنهان از منطقه کانی‌زایی پراکنده با استفاده ترکیب زون‌بندی زمین‌شیمیایی عمودی و شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های زمین‌شناسی، زمین‌شیمیایی و سنجش از راه دور، وانگ و چانگ یو (Wang and ChangYu, 2010)، تفکیک لیتولوژیکی با تصاویر سنجش از راه دور و روش ماشین بردار پشتیبان، یو و همکاران (Yu et al., 2012)، تفکیک لیتولوژیکی با ماشین بردار پشتیبان و داده‌های سنجش از راه دور، بهرام بیگی و معین‌زاده (Bahrambeygi and Moeinzadeh, 2017)، تفکیک واحدهای سنگی پیچیده ملانژ افیولیتی با استفاده از داده‌های فراطیفی هایپریون و شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان، شبل و همکاران (Shebl et al., 2023)، تهیه نقشه لیتولوژیکی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان و داده‌های ماهواره‌ای پریسما، فورسون و آمپونساه (Forson and Amponsah, 2023)، مدل‌سازی داده‌های ژئوفیزیک، سنجش از دور و زمین‌شناسی با ماشین‌های بردار پشتیبان، غنیم و همکاران (Ghoneim et al., 2024)، تفکیک واحدهای سنگی با ماشین بردار پشتیبان و داده‌های Landsat-8/9، لو و همکاران (Lu et al., 2023)، تفکیک واحدهای سنگی با ماشین بردار پشتیبان بر اساس بهینه‌سازی ازدحام ذرات و داده‌های ماهواره‌ای، حسین و همکاران (Hussain et al., 2025)، استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و روش‌های هوشمند برای تفکیک لیتولوژیکی، موندال و همکاران (Mondal et al., 2024)، شناسایی مناطق دارای پتانسیل کرومیتیت با داده‌های ماهواره‌ای و ماشین بردار پشتیبان، شریف و همکاران (Shereif et al., 2024)، تهیه نقشه لیتولوژیکی با داده‌های سنجش از دور و ماشین بردار پشتیبان، پریرا و همکاران (Pereira et al., 2023)، تهیه نقشه لیتولوژیکی با داده‌های سنجش از دور و الگوریتم یادگیری ماشین J48 و رحمانی و همکاران (Rahmani et al., 2025)، تهیه نقشه‌های لیتولوژیکی کانسار مس پورفیری سرچشمه با داده‌های پریسما و ماشین بردار پشتیبان، اشاره کرد.

(2012) است. ذخایر کوچک تر شامل ذخایر مس-مولیبدن پورفیری هفت چشمه، کیقل، شله بوران، صاحب دیوان و نیاز به همراه ذخایر مس اسکارن مزرعه و انجرد است (Hosseinzadeh, 1999; Hassanpour and Rajabpour, 2019; Hassanpour and Rajabpour, 2020).

ذخایر فلزی در حد رده جهانی این ناحیه شامل ذخایر مس-مولیبدن پورفیری سونگون با ذخیره ۶۸۰ میلیون تن کانسنگ با عیار مس ۰/۶۹ درصد و مولیبدن ۲۵۰ ppm (Hassanpour, 2013) و کاجاران در ارمنستان با ذخیره ۱۸۱ میلیون تن کانسنگ با عیار مس ۰/۶۶ درصد و مولیبدن ۵۰۰ ppm (Moritz et al.,



شکل ۱. نقشه زمین‌شناسی ناحیه فلززایی ارسباران و موقعیت کانسارهای مهم شناخته‌شده واقع شده در آن. موقعیت منطقه مورد بررسی به صورت چهارگوش در نقشه مشخص شده است (Rajabpour et al., 2022).

Fig. 1. Geological map of the Arasbaran metallogenic zone and the location of the important known deposits located there. The location of the study area is marked as a rectangle on the map (Rajabpour et al., 2022).

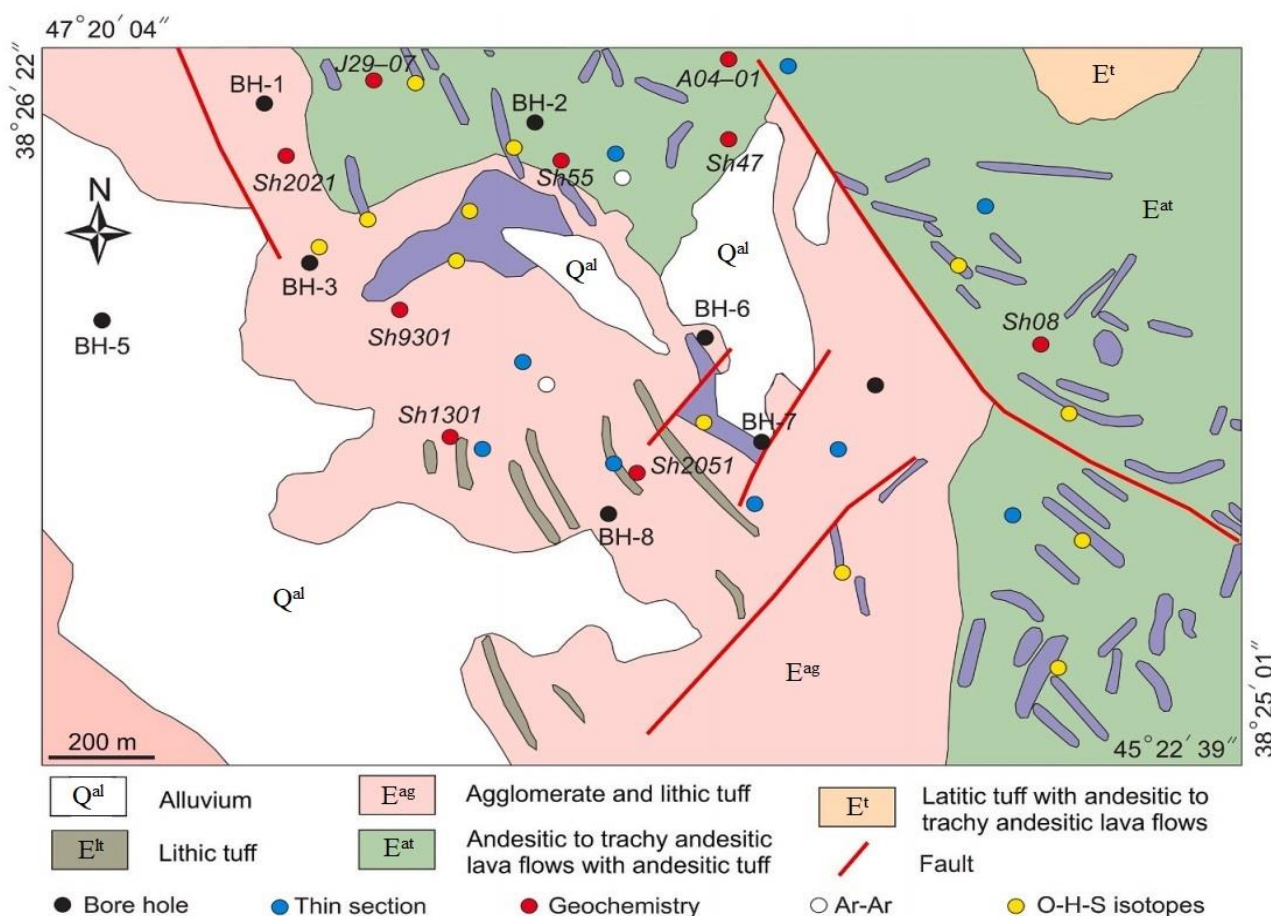
زمین‌شناسی زگلیک

و سپس با توده‌های آتشفشانی حدواسط کالک آلکان و فلسیک-آلکان و قلیایی فلسیک-فلزیک معمولی دنبال شده است (Rajabpour et al., 2022). این منطقه شامل رخنمون‌هایی از سنگ‌های آتشفشانی و آذرآواری ائوسن و سنگ‌های رسوبی

چهار رویداد ماگمایی را در منطقه اهر در طول ژوراسیک پسین تا ترشیری مشخص کرده است که اغلب با سنگ‌های آتشفشانی حدواسط سیلیسی غیراشباع و قلیایی تا شوشونیتی حدواسط شروع

آندزیتی تا تراکی آندزیتی و توف سنگی به طور متنوع تحت تأثیر دگرسانی سیلیسی، سربستی، آرژیلیک و پروپیلیتیک منطقه‌ای قرار گرفته و کانی‌سازی اصلی در آنها اتفاق افتاده است. سیلیسی شدن به ویژه در بخش شرقی و مرکزی ناحیه رخداد و دگرسانی‌های سربستی و آرژیلیک در حاشیه‌ها در سنگ‌های آتشفشانی و آذرآواری در ناحیه زگلیک رایج است. علاوه بر این، رگه های سیلیسی، رگه های استوک‌ورک و اکسیدهای سوپرژن آهن به طور غالب در منطقه متمایز هستند (Rajabpour et al., 2022).

کوآترنر است. واحدهای سنگی اغلب شامل پورفیری ائوسن پسین و آندزیت میکروولیتی، تراکی - آندزیت تا آندزیت لایت و توف سنگی هستند (شکل ۲). آنها اغلب از پلاژیو کلاز (آندزین - الیگو کلاز)، هورنبلند، کلینوپیروکسن و مقدار کمی بیوتیت و کوآرتز تشکیل شده‌اند. جریان‌های گدازه‌ای آندزیتی اغلب توسط سنگ‌های توفی ریزدانه با ترکیب متوسط، حاوی پلاژیو کلاز، هورنبلند، پیروکسن و بیوتیت پوشیده شده‌اند. این واحد سنگی به تدریج در حال تبدیل شدن به توف آندزیتی و برش آندزیتی است. توف سنگی جوان‌ترین سنگ آتشفشانی این منطقه است که بر روی واحدهای یادشده قرار دارد. به طور قابل توجهی، سنگ‌های



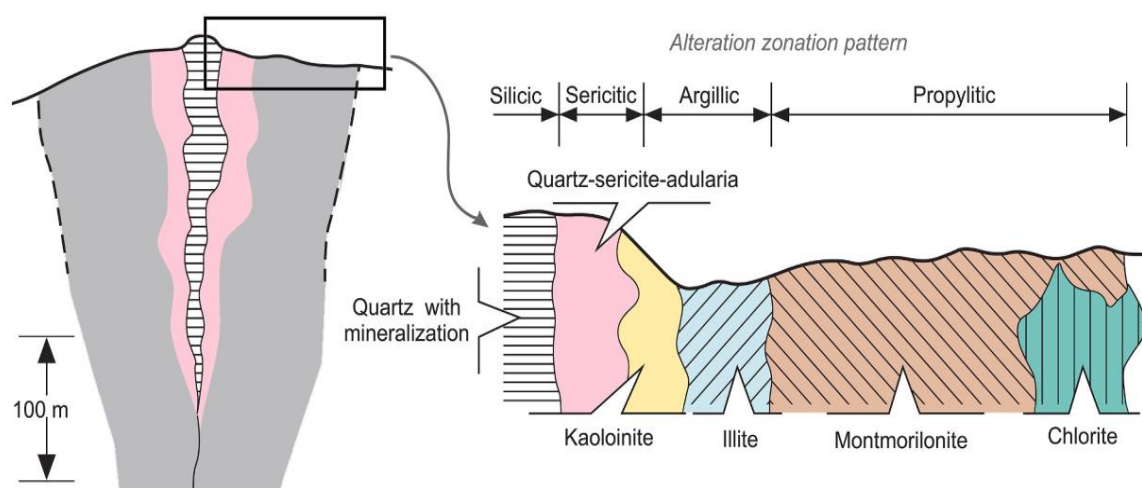
شکل ۲. نقشه زمین‌شناسی محدوده زگلیک (Rajabpour et al., 2022)

Fig. 2. Geological map of Zaglic deposit (Rajabpour et al., 2022)

دگرسانی و کانی‌زایی

سنگ‌های میزبان در زگلیک به صورت گسترده تحت تأثیر دگرسانی به شکل رگه‌ای، قرار گرفته‌اند (شکل ۳).

الگوی مورفولوژیکی کلی مناطق دگرسانی در زگلیک پهنه‌بندی را از هسته کوارتز تا توده سنگ دگرسان‌نشده نشان می‌دهد.



شکل ۳. الگوی دگرسانی و زون‌بندی آن در منطقه زگلیک از هسته سیلیسی به سمت سنگ درون‌گیر دگرسان‌نشده (Rajabpour et al., 2022)

Fig. 3. Alteration pattern and zoning in the Zaglic area from the silicic core to the unaltered host rock (Rajabpour et al., 2022)

به صورت آرژیلیک با تغییرات سریستیکی در حاشیه‌هاست. دگرسانی سریستی به صورت محلی به صورت هاله در اطراف رگه‌های سیلیسی رخ داده و اغلب از مجموعه ریزدانه سریست، کوارتز و آدولاریا تشکیل شده است. دگرسانی آرژیلیک به طور گسترده در منطقه رخ داده است. در نواحی با دگرسانی زیاد، پشته‌های سیلیسی به علت مقاومت بالای رگه‌های سیلیسی در مقابل فرسایش، به طور گسترده‌ای رخمون دارند. در نمونه‌های دستی، در اثر دگرسانی آرژیلیک، بیشتر پلاژیو کلاز و ماتریکس ریزدانه سنگ اولیه به کانی‌های رسی شامل کائولینیت، ایلیت و مونتموریلونیت، کوارتز ثانویه و مقدار کمی سریست ریزدانه تبدیل شده است. برش‌های گرمابی مونومیکت با دگرسانی سیلیسی، سریستی و آرژیلیک همراه هستند. به طور محلی، رگه و ماتریس برش‌های گرمابی، میزبان مجموعه‌های کانی‌زایی پراکنده

دگرسانی سیلیسی در زگلیک به سه شکل رخ داده است: ۱- رگه‌های سیلیسی گسترده به همراه رگچه‌های استوک‌ورک، ۲- پشته‌های سیلیسی که به طور گسترده در قسمت‌های بالایی دگرسانی آرژیلیک رخمون دارند و ۳- سیلیسی شدن تقریباً همه واحدهای سنگی. رگه‌های سیلیسی در مساحتی به وسعت ۳/۵ کیلومتر در ۱ کیلومتر با روند شمال غربی - جنوبی ایجاد شده‌اند. هاله‌های رگه‌های سیلیسی به طور گسترده به دگرسانی‌های سریستی و آرژیلیک تغییر یافته‌اند. در نمونه‌های دستی، رگه‌ها حاوی پیریت و اکسید آهن سوپرژن هستند. به طور کلی، سیلیس به صورت سیلیس دودی، شفاف و آمورف (کلسدونی) در منطقه وجود دارد. دگرسانی‌های سریستی و آرژیلیک به طور گسترده در سنگ‌های آتشفشانی و آذرآواری اتفاق افتاده است که به صورت یک ناحیه دگرسانی دایره‌ای به قطر ۱/۵ کیلومتر و بیشتر

- حضور سربست همراه بخش سیلیسی.

داده‌ها و روش مطالعه

در این پژوهش از داده‌های ماهواره‌ای به دست آمده از سنجه استر و نقشه دگرسانی منطقه به منظور ساخت یک مدل هوشمند استفاده شد. به این صورت که ابتدا ۱۴ باند استر محدوده مورد بررسی به صورت رقومی در آمده که هر پیکسل ۳۰ متر در ۳۰ متر روی زمین شامل ۱۴ عدد می‌شد که هر کدام از این اعداد مقدار عددی هر کدام از باندهای استر در پیکسل مورد نظر بود. سپس با تطابق نقشه دگرسانی و پیکسل‌های عددی به دست آمده، از هر نوع دگرسانی تعیین شده در محدوده، نقاطی به صورت نمونه برداشت شد که به عنوان پایگاه داده مدل هوشمند در نظر گرفته شد. مانند اغلب روش‌های هوشمند که داده‌ها به دو دسته ورودی و خروجی تقسیم می‌شوند، در اینجا، باندهای رقومی استر به عنوان ورودی و نوع دگرسانی به عنوان خروجی مدل تعیین شده است و مدل هوشمند ساخته شده برای پیش‌بینی نوع دگرسانی در محدوده مورد بررسی، استفاده شد. در ادامه کلیاتی درباره ماشین بردار پشتیبان و ماهواره استر بیان می‌شود.

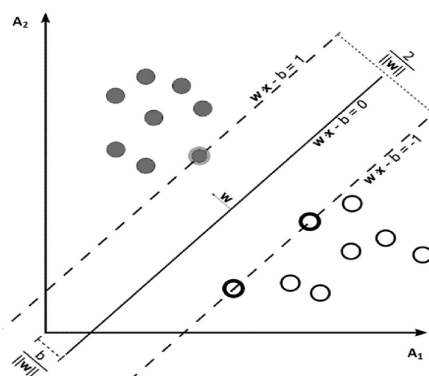
ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان که برای نخستین بار توسط کورتس و وپنیک (Cortes and Vapnik, 1995) معرفی شد، مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک الگوریتم یادگیری مجهز به رویکرد یادگیری هوشمند است که داده‌ها را تجزیه و تحلیل می‌کند و الگوهای داده‌های ورودی / خروجی را پیدا می‌کند. روش آموزش ماشین بردار پشتیبان به نتایج خروجی بهینه سریع‌تر هم‌گرا می‌شود و نیازی به کنترل مؤلفه‌های مدل نیست (Suykens et al., 2002; Curilem et al., 2011). نتایج کاربردهای این روش در سال‌های اخیر در حوزه‌های مختلف علوم از جمله مهندسی، پزشکی، هواشناسی و... نشان داده است که این روش نسبت به روش‌های هوشمند قدیمی‌تر مانند شبکه عصبی مصنوعی، برای

از جمله پیریت و کالکوپیریت است. ماتریکس برش اغلب از باطله و کانی‌زایی گرمابی همراه با تکه‌های لبه‌دار آندزیت دگرسان شده تشکیل شده است. به طور کلی، کانی‌زایی کوارتز- سولفید طلا در حاشیه‌های برشی شده، با کائولینیت- ایلیت در مواد سیمان و متن برش‌ها و سولفیدهای پرکننده شکاف‌ها معمول است. ماتریس برش‌های گرمابی اغلب به صورت کوارتز- سربست- کلریت- پیریت و در مقیاس کوچک‌تر، به کانی‌های رسی (سربستی- آرژیلیک) دگرسان شده است. بیشتر برش‌ها یک ماتریس سیال متشکل از خرده سنگ و کوارتز+ پیریت و کالکوپیریت را نشان می‌دهند. دگرسانی پروپیلیتییک کلریت، اپیدوت و کلسیت به صورت محلی در قسمت‌های شمال شرقی و جنوب شرقی دگرسانی آرژیلیک رخ داده است. به طور کلی، بافت اصلی که در رگه‌ها مشاهده می‌شود، شامل کوارتز توده‌ای، پوسته‌ای، برش و نواری است. دگرسانی‌های مرتبط با کانی‌زایی، محدود به هاله‌های نسبتاً باریک مناطق سیلیسی شده نزدیک به رگه‌هاست که با تغییرات سربستی (کوارتز+ سربست $\pm$ آدولاریا)، آرژیلیک (کائولینیت+ ایلیت+ مونت موریلونیت) و پروپیلیتییک (اپیدوت+ کلریت+ کلسیت) هم‌مرز هستند. کانی‌زایی در منطقه اغلب در رگه و رگچه‌های سیلیسی و برش‌های گرمابی که حاوی مقدار کمی سولفید هستند، اتفاق افتاده است. رگه‌های سیلیسی در محدوده زگلیک، ۱۲۵ تا ۸۵۰ متر طول و ۳ تا ۸ متر عرض دارند. پیریت معمولاً با کالکوپیریت، مولیدنیت، بورنیت و کوولیت همراه است. طلا اغلب به صورت دانه‌های میکروسکوپی آزاد در سیلیس و **ادخال** در پیریت یافت می‌شود (Ebrahimi et al., 2011). با توجه به مطالب بالا، می‌توان دگرسانی حاشیه رگه در محدوده اکتشافی زگلیک را با توجه به شواهد زیر با دگرسانی حاشیه رگه کانسارهای اپی‌ترمال با درجه سولفید کم مقایسه کرد: - نبود کانی‌های شاخص محیط‌های اسیدی به ویژه آلونیت (ژاروسیت از منشأ ثانویه در برخی موارد دیده شده است)؛ - نبود زون کلریتی همراه بخش آرژیلیک؛ - وجود ایلیت به عنوان کانی اصلی بخش آرژیلیک و

دوگانی لاگرانژ برای تبدیل مسئله کوچک‌سازی مورد نظر به فرم دوگانی آن که در آن به جای تابع پیچیده فی که ما را به فضایی با ابعاد بالا می‌برد، تابع ساده‌تری به نام **تابع هسته** که ضرب برداری تابع فی است، استفاده می‌کنیم. از توابع هسته مختلفی از جمله هسته‌های نمایی، چندجمله‌ای و سیگموئید می‌توان استفاده کرد. الگوریتم اولیه معرفی شده توسط ولادیمیر وپنیک در سال ۱۹۶۳ برای حالت غیر خطی بود و بعد توسط وپنیک و کورینا کورتس در سال ۱۹۹۳ حالت غیر خطی آن نیز ارائه شد. برای بررسی جزئیات بیشتر از این الگوریتم منابع معرفی شده در بالا پیشنهاد می‌شود.

طبقه‌بندی و همچنین رگرسیون برتری دارد. اساس کار این روش بر مبنای طبقه‌بندی داده‌ها به صورت خطی است و این طبقه‌بندی توسط خطی انجام می‌شود که به اصطلاح **بالاترین حاشیه اطمینان** را دارا باشد (شکل ۴). ترسیم این خط با حل معادله مربوطه با روش‌های برنامه‌نویسی غیرخطی انجام می‌شود که این روش‌ها برای حل مسائل، دارای روش‌های شناخته شده‌ای هستند. در ابتدا به خاطر اینکه الگوریتم توانایی این را داشته باشد که داده‌های پیچیده که پیدا کردن ارتباط بین آنها دشوار است را طبقه‌بندی کند، باید داده‌ها به فضای دیگری با ابعاد بالاتر منتقل شوند و این انتقال با تابعی به نام **تابع فی** انجام می‌شود. برای اینکه بتوانیم مسئله ابعاد خیلی بالا را با استفاده از این روش‌ها حل کنیم، از قضیه



شکل ۴. تقسیم‌کننده بهینه، ابر صفحه نامیده می‌شود. نقاط نزدیک به این صفحه در هر یک از دسته‌ها، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند (Adib et al., 2018).

Fig. 4. The optimal divider is called the hyperplane. The points close to this plane in each of the clusters are called support vectors (Adib et al., 2018).

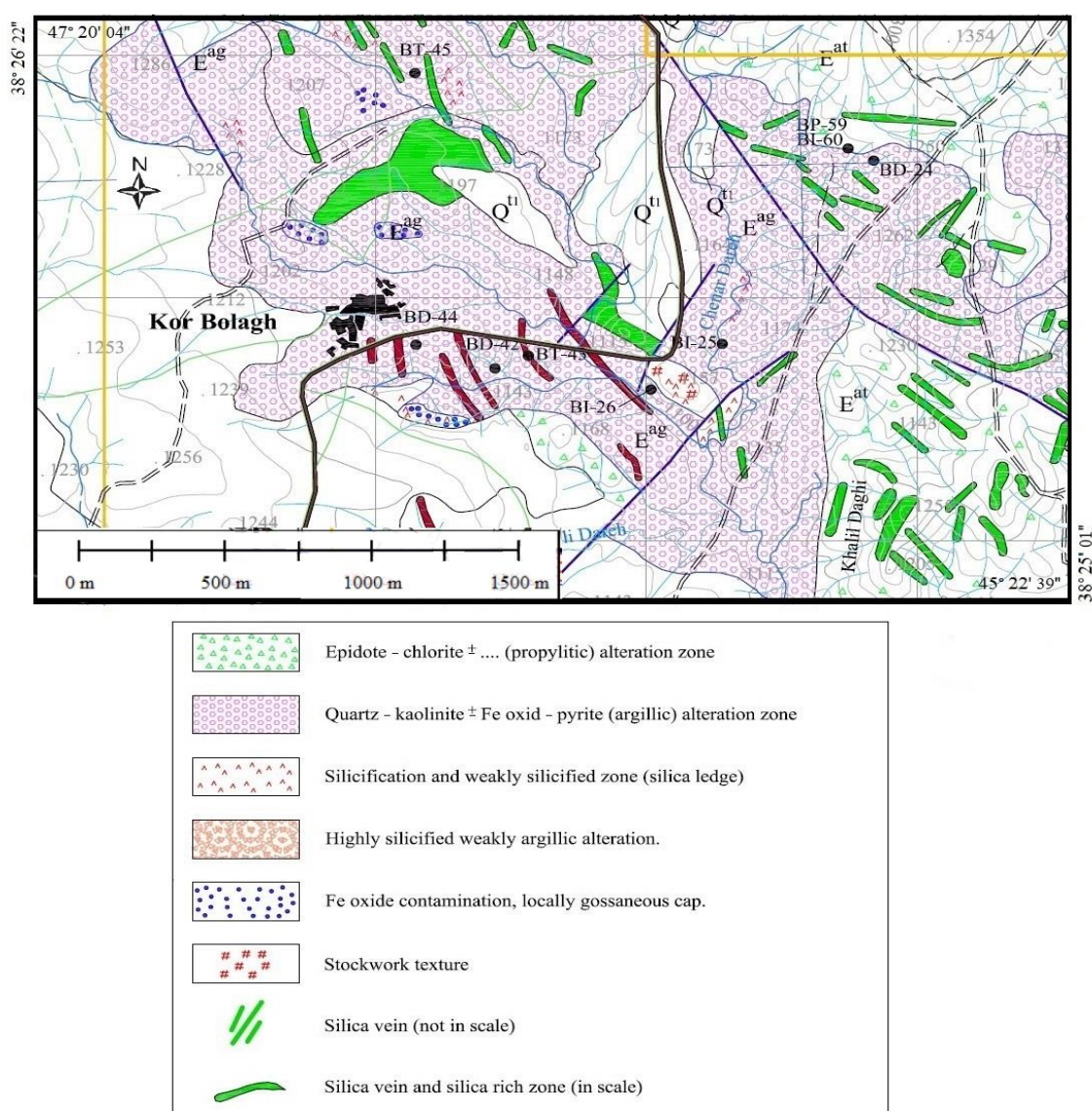
مجموعه داده

۲۰۲۲ است. این پایگاه تصاویر استر را در مناطق مختلف به صورت رایگان ارائه می‌کند. البته تصاویر بارگیری شده با فرمت HDF بوده و برای استفاده از داده‌ها برای مدل‌سازی با ماشین بردار پشتیبان باید به فرمت CSV و فایل اکسل تبدیل شوند. به همین دلیل با استفاده از نرم‌افزار ENVI نسخه ۵/۶ تصحیح و پردازش داده‌ها انجام شد. در ابتدا تصحیحات رادیومتری و اتمسفری روی داده‌ها انجام شد. سپس داده‌های باندها به صورت

استر تصاویر ماهواره‌ای از زمین را با قدرت تفکیک بالا و در ۱۴ باند مختلف از طیف الکترومغناطیسی در بازه طیف مرئی تا فروسرخ حرارتی را تهیه می‌کند. قدرت تفکیک تصاویر استر از ۱۵ تا ۹۰ متر است. بارگیری باندهای استر در منطقه مورد نظر از طریق پایگاه اینترنتی <https://earthexplorer.usgs.gov> انجام گرفته و تاریخ تصویربرداری داده‌های بارگیری شده، آوریل

برای هم اندازه کردن پیکسل‌ها، ابعاد پیکسل همه باندها ۹۰ متر در نظر گرفته شد. بنابراین، ورودی مدل، باندهای استر به صورت عددی (شدت بازتاب جذب‌شده) و خروجی مدل، نوع دگرسانی در آن نقطه بود. نوع دگرسانی از روی نقشه دگرسانی منطقه مورد نظر استخراج شد. نقشه دگرسانی منطقه مورد نظر در **شکل ۵** ارائه شده است.

رقومی از طریق نرم‌افزار ENVI و استخراج فایل از طریق ابزار **منطقه مورد نظر** و ذخیره آن با فرمت اکسل به دست آمد. فایل اکسل به دست آمده به این صورت بود که شبکه‌های مربعی ۹۰ متری روی زمین تعریف شده و مقدار عددی هر باند، شدت عددی بازتاب جذب‌شده باند مورد نظر در آن نقطه (مرکز مربع) بود. به علت اینکه برای تفکیک رگه‌های سیلیسی به باندهای فرسرخ حرارتی نیاز بوده و قدرت تفکیک باندهای حرارتی ۹۰ متر است،



شکل ۵. نقشه دگرسانی منطقه زگلیک (Kavoshgaran, 2012)

Fig. 5. Alteration map of the Zaglic area (Kavoshgaran, 2012)

آماده‌سازی داده‌ها

با استفاده از جدول همبستگی، از بین ۱۴ باند موجود استر، ۹ باند به عنوان ورودی مدل انتخاب شد. از ۹ باند انتخاب شده، ۳ باند فرسرخ حرارتی، ۳ باند فرسرخ مرئی نزدیک و ۳ باند نیز فرسرخ کوتاه بود. همچنین خروجی مدل که نوع دگرسانی و واحدهای سنگی موجود در منطقه بود، با ۴ رده شامل پروپلیتیک، آرژیلیک، رگه سیلیسی و استوک ورک تقسیم شد. با استفاده از ژئو رفرنس کردن نقشه دگرسانی، داده‌های خروجی که شامل ۴ رده مدنظر بود، از روی نقشه به عنوان نقاط با ورودی و خروجی معلوم انتخاب شدند. به این ترتیب، ۱۱۵۳ نقطه با رده آرژیلیک، ۶۹۳ نقطه با رده پروپلیتیک، ۱۵۸ نقطه با رده رگه سیلیسی و ۳۵ نقطه با رده استوک ورک به عنوان نقاط معلوم برای آموزش مدل انتخاب شدند. مجموع این نقاط معلوم، ۲۰۳۹ نقطه از مجموع ۹۸۰۴ نقطه موجود بود.

مدل سازی داده‌های استر با نرم افزار وکا (ماشین بردار پشتیبان)

وکا نرم‌افزاری در حوزه مدل‌سازی با روش‌های هوشمند و یادگیری ماشین است که نخستین بار توسط دانشگاه وایکاتو نیوزلند معرفی شده و در چند سال اخیر نسخه‌های به روز شده آن عرضه شده است. این نرم‌افزار که در محیط جاوا نوشته و توسعه یافته است، توانمندی‌های کاربردی در زمینه پیش پردازش داده‌ها، طبقه‌بندی، خوشه‌بندی، تجزیه و تحلیل رگرسیون، ایجاد قوانین انجمنی، استخراج ویژگی و تجسم داده‌ها دارد.

آماده‌سازی داده‌ها برای مدل سازی با وکا

داده‌ها برای استفاده و مدل‌سازی با وکا به قالب خاصی نیاز دارند. داده‌ها در یک فایل اکسل به این ترتیب مرتب می‌شوند که هر سطر بیانگر یک نمونه است و ۹ ستون اول، مربوط به اندازه باندها و ستون دهم رده یا برجسب مربوط به نوع دگرسانی یا واحد سنگی را نشان می‌دهد. در نهایت، فایل اکسل با فرمت text

ذخیره می‌شود. هر نمونه شامل چند ویژگی اندازه‌گیری شده (که در اینجا ۹ باند استر است (B1-B9)) و نیز برجسب ویژگی است. بعد از تهیه و آماده‌سازی مجموعه داده، فراخوانی داده‌ها توسط نرم‌افزار انجام می‌شود. این نرم‌افزار قابلیت مدل‌سازی با روش‌های هوشمند متنوع را داراست. به طور کلی، مدل‌سازی با روش‌های هوشمند به دو دسته طبقه‌بندی و رگرسیون تقسیم می‌شود. با توجه به اینکه در اینجا خروجی مدل از نوع عددی نیست و شامل برجسب یا رده است، روش مدل‌سازی ما از نوع طبقه‌بندی است. ماشین بردار پشتیبان هر دو قابلیت رگرسیون و طبقه‌بندی را داراست. با فراخوانی داده‌ها، به سربرگ طبقه‌بندی رفته و روش ماشین بردار پشتیبان را انتخاب می‌کنیم. این روش دارای مؤلفه‌هایی است که باید تنظیم شوند. تنظیم آنها خود به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی می‌تواند تعریف شود. ما در اینجا با آزمون و خطا آنها را تنظیم کرده و دست کم خطای مدل‌سازی را دنبال خواهیم کرد.

تعیین مؤلفه‌های ماشین بردار پشتیبان

مهم‌ترین مؤلفه در بین مؤلفه‌های ماشین بردار پشتیبان، انتخاب کرنل است. کرنل از مجموعه‌ای از توابع ریاضی تشکیل شده که الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان از آنها استفاده می‌کنند و در حقیقت می‌توان کرنل را به صورت هسته الگوریتم برشمرد. اصلی‌ترین کاربرد تابع کرنل این است که داده‌های ورودی را دریافت کرده و آنها را به شکل و قالب مورد نیاز برای استفاده الگوریتم تبدیل کند. انواع مختلفی از توابع کرنل برای ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود که به عنوان مثال می‌توان توابع کرنل خطی، غیرخطی، چند جمله‌ای، تابع پایه شعاعی و سیگموئید را نام برد. توابع کرنل، برای انواع داده‌ها مانند داده‌های ترتیبی، نمودارها، متن، تصاویر و همچنین بردارها به کار می‌رود. تابع کرنل RBF از پر کاربردترین توابع کرنل است؛ برای اینکه دارای پاسخ محلی و متناهی در کل بازه محور x است. در اینجا ما از تابع کرنل RBF در مدل‌سازی استفاده می‌کنیم؛ زیرا این تابع توانایی خوبی برای تجزیه داده‌ها با ابعاد بالا را دارد. از طرفی برای اجرا نیازمند تنظیم

عنوان مجموعه داده آزمون در نظر گرفته می‌شود. این نسبت نیز با ثابت گرفتن سایر مؤلفه‌ها و تغییر درصد داده‌های مجموعه داده آموزش و آزمون بهینه شد (جدول ۱) و مقدار ۸۰ درصد تعیین شد.

دو مؤلفه است: یکی C (مؤلفه جریمه) و دیگری λ که عرض تابع کرنل را تعیین می‌کند. رابطه تابع کرنل RBF به صورت زیر است:

$$K(x_i, x_j) = \exp\{-\lambda \|x_i - x_j\|^2\}, \quad \lambda > 0$$

تقسیم‌بندی تعداد داده‌های آموزش و آزمون به این ترتیب است که ۸۰ درصد داده‌ها برای مجموعه داده آموزش و مابقی داده‌ها به

جدول ۱. تعیین میزان بهینه درصد تقسیم مجموعه داده به آموزش و آزمون داده‌های منطقه زگلک

Table 1. Determining the optimal percentage of dividing the dataset into training and testing data for the Zaglic area

training dataset	test dataset	Model accuracy for the test dataset
65	35	77.28 %
70	30	78 %
75	25	78.48 %
80	20	81.12 %
85	15	80.76 %

بهینه آن در **جدول ۲** نشان داده شده است. با توجه به مقادیر به دست آمده، مقدار مؤلفه C ، ۲ در نظر گرفته می‌شود.

بعد از تقسیم مجموعه داده به دو مجموعه داده آموزش و آزمون، نوبت به تعیین دو مؤلفه λ و C می‌رسد. با ثابت در نظر گرفتن مقدار λ ، مقدار بهینه C را پیدا می‌کنیم. مقادیر مختلف C و مقدار

جدول ۲. تعیین مقدار بهینه مؤلفه C داده‌های منطقه زگلک

Table 2. Determining the optimal value of the C parameter for the data of the Zaglic area

C value	Model accuracy for the test dataset
0.5	80.52 %
1	88.74 %
1.5	88.82 %
2	89.93 %
2.5	89.63 %

با بهینه‌سازی مؤلفه‌های مورد نیاز، چنان‌که در **جدول ۳** نشان داده شده است؛ بهترین مقدار به دست آمده برای مدل‌سازی، دقت ۹۰/۲۴ درصد به دست آمد.

مقدار **اپسیلون** نیز با آزمون و خطا، میزان 10^{-7} تعیین شد. در نهایت، مقدار λ با استفاده از مقادیر مختلف و اجرای مدل بهینه‌شد که نتایج آن در **جدول ۳** نشان داده شده است.

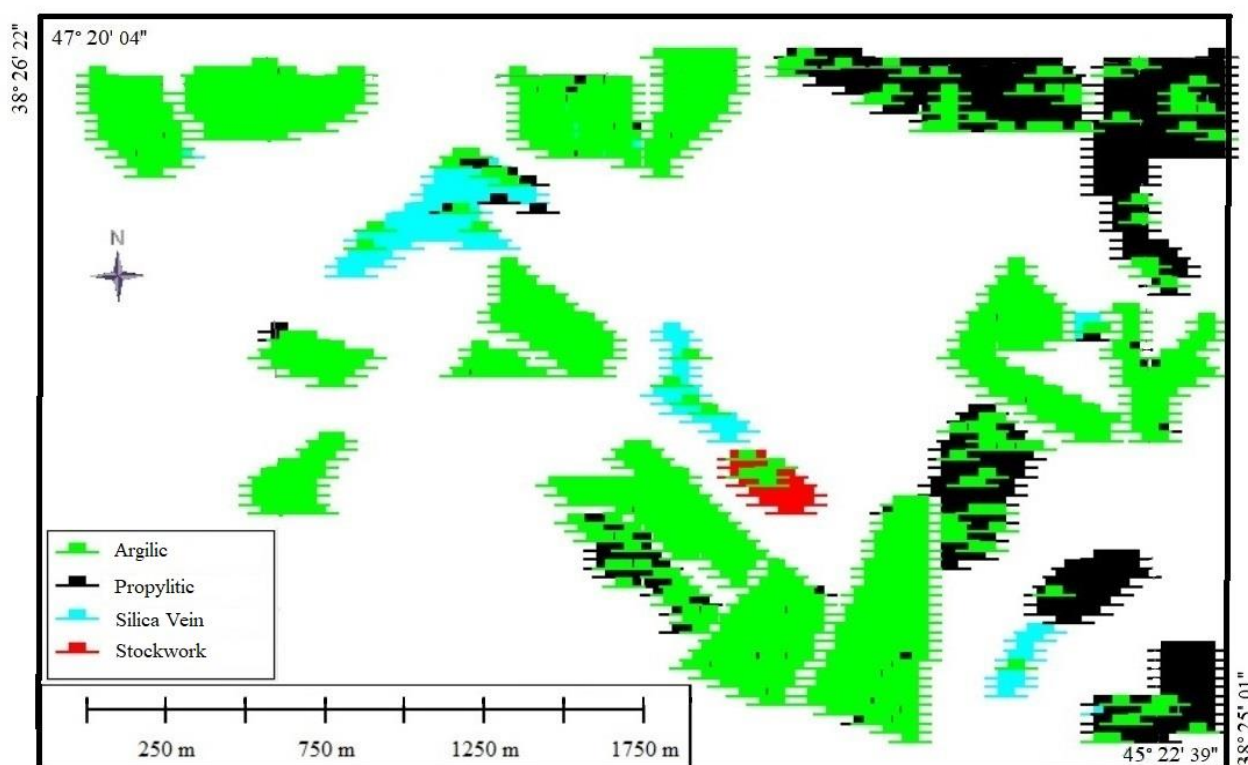
جدول ۳. تعیین مقدار بهینه λ داده‌های منطقه زگلکTable 3. Determining the optimal value of λ

λ value	Model accuracy for the test dataset
0.001	74.64 %
0.01	81.12 %
0.1	83.16 %
1	90.24 %
1.5	85.20 %

ترسیم نقشه‌های دگرسانی

بعد از تعیین مؤلفه‌های بهینه‌شده ماشین بردار پشتیبان، مدل‌سازی با استفاده از داده‌ها انجام شده و نقشه خروجی بر اساس پیش‌بینی نوع دگرسانی در محدوده مورد بررسی رسم می‌شود که در اینجا به آن می‌پردازیم:

با استفاده از داده‌های خروجی مدل ماشین بردار پشتیبان که نوع دگرسانی هر نقطه را پیش‌بینی می‌کند، نقشه دگرسانی منطقه مورد بررسی رسم شد که در شکل ۶ نشان داده شده است.

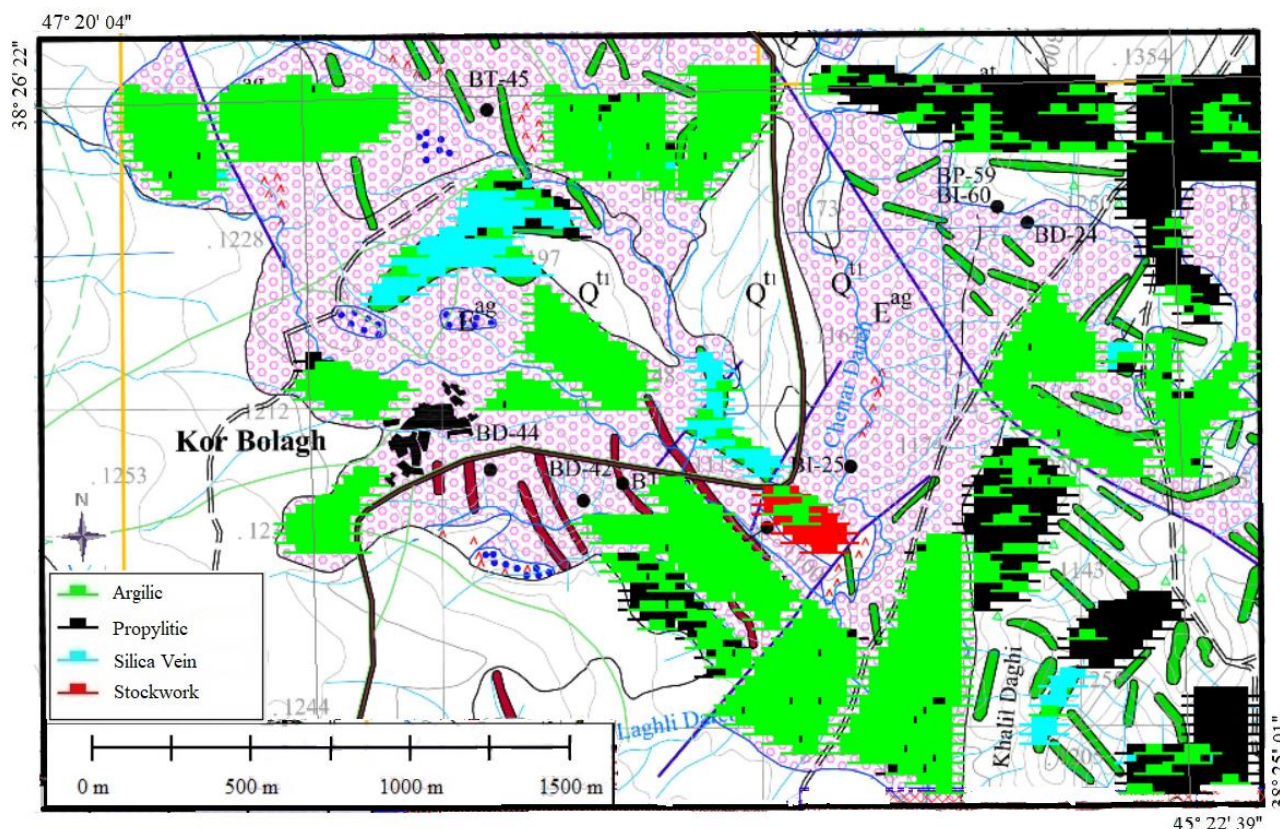


شکل ۶. نقشه دگرسانی پیش‌بینی شده محدوده زگلک بر اساس خروجی ماشین بردار پشتیبان

Fig. 6. Predicted alteration map of the Zaglic area based on the output of the support vector machine

پایاده‌سازی شد که در شکل ۷ نشان داده شده است.

همچنین به منظور مقایسه با نقشه دگرسانی موجود منطقه مورد بررسی، نقشه پیش‌بینی شده بر روی نقشه دگرسانی محدوده



شکل ۷. مقایسه نقشه خروجی مدل با نقشه دگرسانی محدوده زگلک

Fig. 7. Comparison of the model output map with the alteration map of the Zaglic area

بحث و نتیجه‌گیری

درستی، متعلق به رده آرژلیک با درستی طبقه‌بندی ۹۶ درصد، همچنین کمترین درستی مربوط به رده استوک‌ورک با دقت حدود ۷۷ درصد بود. رده‌های رگه سیلیسی و پروپلیتیک درستی طبقه‌بندی حدود ۸۳ درصد نشان دادند. در نهایت، با در نظر گرفتن همه نقاط، درستی طبقه‌بندی، ۹۰/۲۴ درصد تعیین شد که برای مدل‌سازی که فقط از تصاویر ماهواره‌ای برای تفکیک دگرسانی استفاده می‌کند، دقت مناسبی است. در نهایت، نقشه دگرسانی منطقه با استفاده از خروجی مدل بر اساس پیش‌بینی نوع دگرسانی هر نقطه رسم شد. با توجه به نتایج به دست آمده، موارد زیر

در این پژوهش، تفکیک دگرسانی با استفاده از داده‌های دورسنجی و همچنین ماشین بردار پشتیبان در منطقه کانی‌زایی زگلک انجام شد. نقشه دگرسانی مبنا (شکل ۵) با استفاده از عملیات برداشت زمینی نمونه‌ها و بررسی‌های کانی‌شناسی تهیه شد، لذا به عنوان مبنای درستی طبقه‌بندی مدل، مورد استفاده قرار گرفت. با بهینه‌سازی مدل و اجرای آن، پیش‌بینی رده متعلق به هر نقطه در نقاط مورد نظر تعیین شد. مقایسه نتایج خروجی مدل و پیش‌بینی رده نقاط نشان داد که در بین ۴ رده تعریف‌شده، بالاترین

پیشنهاد می‌شود:

- مدل به دست آمده قابلیت تفکیک دگرسانی و واحدهای سنگی را دارد و پیشنهاد می‌شود در بررسی‌های مشابه استفاده شود.
- پیشنهاد می‌شود از داده‌های سایر ماهواره‌ها نیز استفاده شده و با نتایج به دست آمده از داده‌های استر مقایسه شود.
- برای انجام کار پژوهشی مقایسه‌ای، طبقه‌بندی با سایر روش‌های هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی و... انجام شود.
- خروجی مدل و هدف در این پژوهش، تعیین نوع دگرسانی بود. پیشنهاد می‌شود با استفاده از داده‌های زمین‌شیمیایی موجود منطقه،

تخمین عناصر مانند میزان مس و یا سایر عناصر، به عنوان خروجی در نظر گرفته و مدل‌سازی انجام شود.

تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

قدردانی

از سردبیر و داوران محترم نشریه زمین‌شناسی اقتصادی به خاطر نظرات مفید و ارزشمند صمیمانه قدردانی به عمل می‌آید.

1. Support Vector Machine (SVM)
2. Random forests (RF)
3. Principal component analysis (PCA)
4. Zone Dispersed Mineralization (ZDM)
5. Precursore IperSpettrale della Missione Applicativa (PRISMA)
6. Advanced Space-borne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER)
7. Arasbaran Magmatic Belt (AMB)
8. Lesser Caucasus (LS)
9. Inclusion
10. Maximum margin
11. Quadratic programming (QP)
12. Phi function
13. Kernel function
14. Region of Interest (ROI)
15. Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis)
16. Data Preprocessing
17. Classification
18. Clustering
19. Regression
20. Associate Rules
21. Feature Extraction
22. Data Visualization
23. Attribute
24. Attribute class
25. Kernel
26. Radial basis function (RBF)
27. epsilon

References

- Abdi, M. and Karimpour, M.H., 2012. Geology, alteration, mineralization, petrogenesis, geochronology, geochemistry and airborne geophysics of Kuh Shah prospecting area, SW Birjand. *Journal of Economic Geology*, 4(1): 77–107. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v4i1.13394>
- Adib, H., Kazerooni, N., Falsafi, A., Adhami, M.A., Dehghan, M. and Golnari, A., 2018. Prediction of sulfur content in propane and butane after gas purification on a treatment unit. *Oil & Gas Science and Technology–Revue d'IFP Energies nouvelles*, 73: 70. <https://doi.org/10.2516/ogst/2018021>
- Aghazadeh, M., Castro, A. and Badrzadeh, Z., 2012. U-Pb age dating of Cenozoic plutonism in the Arasbaran magmatic zone, NW Iran. 34th International Geological Congress, brisbane convention and exhibition centre, Brisbane, Australia.
- Alikhani, M., Shamanian, G.H. and Jafari Zangloulou, M., 2014. Mineralization and hydrothermal alteration of the Tajroud vein system, south of Neyshabour. *Journal of Economic Geology*, 5(2): 325–339. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v5i2.31886>
- Bahrambeygi, B. and Moeinzadeh, H., 2017. Comparison of support vector machine and neural network classification method in hyperspectral mapping of ophiolite mélanges—A case study of east of Iran. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1): 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.01.007>
- Bazi, Y. and Melgani, F., 2006. Toward an optimal SVM classification system for hyperspectral remote sensing images. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 44(11): 3374–3385. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.880628>
- Boomeri, M., Biabangard, H. and Zeinadini, Z., 2019. Investigation of petrography, mineralogy and alteration of northern part of the Chahfiruzeh porphyry copper deposit, northwest of Shar-e-Babak, Kerman. *Journal of Economic Geology*, 11(1): 57–80. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v11i1.63353>
- Brown, M., Lewis, H.G. and Gunn, S.R., 2000. Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 38(5): 2346–2360. <https://doi.org/10.1109/36.868891>
- Cortes, C. and Vapnik, V., 1995. Support-Vector Networks. *Machine Learning* 20: 273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Cracknell, M.J. and Reading, A.M., 2013. The upside of uncertainty: Identification of lithology contact zones from airborne geophysics and satellite data using random forests and support vector machines. *Geophysics*, 78(3): WB113–WB126. <https://doi.org/10.1190/geo2012-0411.1>
- Cracknell, M.J. and Reading, A.M., 2014. Geological mapping using remote sensing data: A comparison of five machine learning algorithms, their response to variations in the spatial distribution of training data and the use of explicit spatial information. *Computers & Geosciences*, 63: 22–33. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2013.10.008>
- Curilem, M., Acuña, G., Cubillos, F. and Vyhmeister, E., 2011. Neural networks and support vector machine models applied to energy consumption optimization in semiautogeneous grinding. *Chemical Engineering Transactions*, 25: 761–766. <http://dx.doi.org/10.3303/CET1125127>
- Ebrahimi, S., Alirezaei, S. and Pan, Y., 2011. Geological setting, alteration, and fluid inclusion characteristics of Zaglic and Safikhanloo epithermal gold prospects, NW Iran. A.N. Sial, J. S. Bettencourt, C.P.D. Campos and V.P. Ferreira, (Editors), *Granite-Related Ore Deposits*, Geological Society of London, England, pp. 133–147. <https://doi.org/10.1144/SP350.8>
- Ezzati, S.A., Mehrnia, S.R. and Ajayebi, K.S., 2016. Remote Sensing Analysis of Mineralized Alteration in the Ramand Area (Qazvin Province). *Journal of Economic Geology*, 8(1): 223–238. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v8i1.20972>
- Foody, G.M. and Mathur, A., 2004. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 42(6): 1335–1343. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.827257>
- Forson, E.D. and Amponsah, P.O., 2023. Mineral prospectivity mapping over the Gomoa Area of

- Ghana's southern Kibi-Winneba belt using support vector machine and naive bayes. *Journal of African Earth Sciences*, 206: 105024. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2023.105024>
- Gasmi, A., Gomez, C., Zouari, H., Masse, A. and Ducrot, D., 2016. PCA and SVM as geo-computational methods for geological mapping in the southern of Tunisia, using ASTER remote sensing data set. *Arabian Journal of Geosciences*, 9(20): 753. <https://doi.org/10.1007/s12517-016-2791-1>
- Ge, W., Cheng, Q., Jing, L., Armenakis, C. and Ding, H., 2018. Lithological discrimination using ASTER and Sentinel-2A in the Shibanzing ophiolite complex of Beishan orogenic in Inner Mongolia, China. *Advances in Space Research*, 62(7): 1702–1716. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.06.036>
- Ghoneim, S.M., Hamimi, Z., Abdelrahman, K., Khalifa, M.A., Shabban, M. and Abdelmaksoud, A.S., 2024. Machine learning and remote sensing-based lithological mapping of the Duwi Shear-Belt area, Central Eastern Desert, Egypt. *Scientific Reports*, 14(1): 17010. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-66199-3>
- Gualtieri, J.A. and Cromp, R.F., 1999. Support vector machines for hyperspectral remote sensing classification. 27th AIPR Workshop: Advances in Computer-Assisted Recognition, International Society for Optics and Photonics, Bellingham, USA. <https://doi.org/10.1117/12.339824>
- Harvey, A. and Fotopoulos, G., 2016. Geological mapping using machine learning algorithms. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences XLI-B8*: 423–430. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLI-B8-423-2016>
- Hashemian, E., Jamali, H. and Ahmadian, J., 2019. Mineralogy, alteration, fluid inclusion and geochemical constraints of the Tappeh-Khargoosh Cu-Au deposit (SW Ardestan). *Journal of Economic Geology*, 10(2): 299–324. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v10i2.62445>
- Hassanpour, S., 2013. The alteration, mineralogy and geochronology (SHRIMP U–Pb and 40 Ar/39 Ar) of copper-bearing Anjerd skarn, north of the Shayvar Mountain, NW Iran. *International Journal of Earth Sciences*, 102: 687–699. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.1007/s00531-012-0819-7>
- Hassanpour, S., Alirezaei, S., Selby, D. and Sergeev, S., 2015. SHRIMP zircon U–Pb and biotite and hornblende Ar–Ar geochronology of Sungun, Haftcheshmeh, Kighal, and Niaz porphyry Cu–Mo systems: evidence for an early Miocene porphyry-style mineralization in northwest Iran. *International Journal of Earth Sciences*, 104: 45–59. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.1007/s00531-014-1071-0>
- Hassanpour, S. and Rajabpour, S., 2019. The kighal porphyry Cu–Mo deposit, NW Iran: insights into origin and evolution of the mineralizing fluids. *Russian Geology and Geophysics*, 60(10): 1141–1162. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.15372/RGG2019115>
- Hassanpour, S. and Rajabpour, S., 2020. Magmatic–hydrothermal evolution of the Anjerd Cu skarn deposit, NW Iran: perspectives on mineral chemistry, fluid inclusions and stable isotopes. *Ore Geology Reviews*, 117: 103269. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.103269>
- He, J., Harris, J., Sawada, M. and Behnia, P., 2015. A comparison of classification algorithms using Landsat-7 and Landsat-8 data for mapping lithology in Canada's Arctic. *International Journal of remote sensing*, 36(8): 2252–2276. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1035410>
- Heshmatnia, S., Tale Fazel, E. and Oroji, A., 2022. The role of sulfidation of Fe-carbonate rocks in increasing gold contents at the Zarshuran deposit (northern Takab), Takab-Angouran metallogenic district. *Journal of Economic Geology* 14(4): 89–114. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.2022.75417.1042>
- Hosseini Dinani, H., Bagheri, H. and Shamsipour Dehkordi, R., 2012. Mineralization and geochemical studies in the Kalchouyeh occurrence, southwest of Naein. *Journal of Economic Geology*, 4(2): 241–256. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v4i2.16494>
- Hosseinzadeh, G., 1999. Study of economic geology on the Anjerd skarn, North of Ahar Town. Unpublished MSc. Thesis. University of Tabriz, Tabriz, Iran. (in Persian)
- Huang, C., Davis, L. and Townshend, J., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of remote sensing*, 23(4): 725–749. <https://doi.org/10.1080/01431160110040323>

- Hussain, M., Li, H., Beshr, A.M. and Memon, F. A., 2025. Remote sensing-based structural and lithological mapping for prospecting polymetallic mineralization at Xiaoshan region, China. *Earth Science Informatics* 18(1): 82.
<https://doi.org/10.1007/s12145-024-01614-x>
- Imamali-pour, A., Abdeli Eslamlo, H. and Haj Alilou, B., 2011. Geochemistry of hydrothermal alterations associated with epithermal gold mineralization in Masjeddaghi area, east of Jolfa, NW Iran. *Journal of Economic Geology*, 2(2): 199–215. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v2i2.7851>
- Kashkoei Jahroomi, M. and Qishlaqi, A., 2016. A new approach for hydrothermal alteration mapping by selecting and interpreting principal components in Landsat ETM+ images. *Journal of Economic Geology*, 8(1): 181–199. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v8i1.31997>
- Kavoshgaran, C. E., 2012. Final report on general gold exploration in the Zeglik-Sarilar area, National Iranian Copper Industries Company (NICICO), Tehran, 254 pp. (in Persian)
- Khodadadzadeh, M., Li, J., Plaza, A., Ghassemian, H., Bioucas-Dias, J. M. and Li, X., 2014. Spectral-spatial classification of hyperspectral data using local and global probabilities for mixed pixel characterization. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 52(10): 6298–6314.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2296031>
- Komeili, S.S., Khalili, M., Asadi Haroni, H., Bagheri, H. and Ayati, F., 2017. The nature of hydrothermal fluids in the Kahang porphyry copper deposit (Northeast of Isfahan) based on mineralogical, fluid inclusion and stable isotopic data. *Journal of Economic Geology*, 8(2): 285–305. (in Persian with English abstract),
<https://doi.org/10.22067/econg.v8i2.37178>
- Kovacevic, M., Bajat, B., Trivic, B. and Pavlovic, R., 2009. Geological units classification of multispectral images by using support vector machines. 2009 International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, United States, Ieee.
<https://doi.org/10.1109/INCOS.2009.44>
- Lu, J., Han, L., Liu, L., Wang, J., Xia, Z., Jin, D. and Zha, X., 2023. Lithology classification in semi-arid area combining multi-source remote sensing images using support vector machine optimized by improved particle swarm algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 119: 103318.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103318>
- Maanijou, M. and Mostaghimi, M., 2014. The mass balance calculation of hydrothermal alteration in Sarcheshmeh porphyry copper deposit. *Journal of Economic Geology*, 5(2): 175–199. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v5i2.31718>
- Mazloumi Bajestani, A. and Rasa, I., 2010. Alteration and petrology of Intrusive Rocks associated with Gold Mineralization at Kuh-E-Zar Gold Deposit, Torbat-e-Heydaryeh. *Journal of Economic Geology*, 1(1): 57–69. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v1i1.3681>
- Mehrabi, B., Chaghaneh, N. and Tale Fazel, E., 2014. Intermediate sulfidation epithermal mineralization of No. 4 anomaly of Golojeh deposit (N. Zanjan) based on mineralogical, alteration and ore fluid geochemistry features. *Journal of Economic Geology*, 6(1): 1–22. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v6i1.38302>
- Mehrabi, B., Ghasemi Siani, M. and Fazeli, T., 2021. Fluid inclusions, mineralogy and mineral chemistry of the porphyry-epithermal Sari Gunay epithermal ore deposit - the Kurdistan province. *Journal of Economic Geology*, 12(4): 509–530. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v12i4.83516>
- Mehvari, R., Shamsipour Dehkordi, R., Bagheri, H., Noghreyan, M. and Mackizadeh, M. A., 2010. Mineralogy and fluid inclusion studies in kalchoye Copper- gold deposit, East of Esfahan. *Journal of Economic Geology*, 1(1): 47–55. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v1i1.3680>
- Melgani, F. and Bruzzone, L., 2004. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 42(8): 1778–1790.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.831865>
- Mondal, S., Guha, A. and Pal, S.K., 2024. Support vector machine-based integration of AVIRIS NG hyperspectral and ground geophysical data for identifying potential zones for chromite

- exploration—A study in Tamil Nadu, India. *Advances in Space Research*, 73(2): 1475–1490. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2022.04.048>
- Moritz, R., Selby, D., Ovtcharova, M., Mederer, J., Melkonyan, R., Hovakimyan, S., Tayan, R., Popkhadze, N., Gugushvili, V. and Ramazanov, V., 2012. Diversity of geodynamic settings during Cu, Au and Mo ore formation in the Lesser Caucasus: new age constraints. *Proceedings 1st Triennial European Mineralogy and Crystallography Meeting*, Frankfurt, Germany.
- Nabavi, M., 1976. An introduction to the Iranian geology. Geological Survey of Iran, Tehran, 110 pp. (in Persian)
- Othman, A. and Gloaguen, R., 2014. Improving lithological mapping by SVM classification of spectral and morphological features: The discovery of a new chromite body in the Mawat ophiolite complex (Kurdistan, NE Iraq). *Remote Sensing*, 6(8): 6867–6896. <https://doi.org/10.3390/rs6086867>
- Pal, M., 2005. Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of remote sensing*, 26(1): 217–222. <https://doi.org/10.1080/01431160412331269698>
- Pereira, J., Pereira, A., Gil, A. and Mantas, V. M., 2023. Lithology mapping with satellite images, fieldwork-based spectral data, and machine learning algorithms: The case study of Beiras Group (Central Portugal). *Catena*, 220: 106653. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106653>
- Pournamdari, M. and Hashim, M., 2014. Detection of chromite bearing mineralized zones in Abdasht ophiolite complex using ASTER and ETM+ remote sensing data. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(5): 1973–1983. <https://doi.org/10.1007/s12517-013-0927-0>
- Rahmani, N., Sekandari, M., Pour, A.B., Ranjbar, H. and Carranza, E.J.M., 2025. Evaluation of support vector machine classifiers for lithological mapping using PRISMA hyperspectral remote sensing data: Sahand–Bazman magmatic arc, central Iran. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 37: 101449. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101449>
- Rajabpour, S., Hassanpour, S., Radmard, K. and Moghaddasi, S.J., 2022. Nature and genesis of the Zaglic Au deposit, NW Iran: Constraints from geochemical studies. *Journal of Geochemical Exploration*, 238: 107001. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2022.107001>
- Rajabzadeh, M.A. and Esmaeili, S., 2013. Study on mineralization at Jian copper deposit, Fars province, using petrographical and geochemical data. *Journal of Economic Geology*, 5(1): 93–104. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v5i1.22912>
- Ramezani, Z., Alirezadei, S. and Einali, M., 2021. The mineralogy, texture and fluid inclusion characteristics of Meideh silicic zone, north Pariz, Kerman copper belt; investigation of genetic relations with porphyry systems. *Journal of Economic Geology*, 13(4): 667–695. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.2021.51673.84923>
- Riahi, S., Fathianpour, N. and Tabatabaei, S.H., 2017. Presenting a mapping method based on fuzzy Logic and TOPSIS multi criteria decision-making methods to detect promising porphyry copper mineralization areas in the east of the Sarcheshmeh copper metallogenic district. *Journal of Economic Geology*, 9(2): 357–374. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/econg.v9i2.45829>
- Shebl, A., Abriha, D., Fahil, A.S., El-Dokouny, H.A., Elrasheed, A.A. and Csámer, Á., 2023. PRISMA hyperspectral data for lithological mapping in the Egyptian Eastern Desert: Evaluating the support vector machine, random forest, and XG boost machine learning algorithms. *Ore Geology Reviews*, 161: 105652. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105652>
- Shereif, A.S., Shebl, A., Mahmoud, A.S. and Csámer, Á., 2024. Enhanced Lithological Mapping in El-Missikat and El-Erediya Areas, Central Eastern Desert, Egypt, Leveraging Remote Sensing Techniques and Machine Learning Algorithms. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 62: 4512527. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2024.3471982>
- Suykens, J.A., De Brabanter, J., Lukas, L. and Vandewalle, J., 2002. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation. *Neurocomputing*, 48(1–4): 85–105. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(01\)00644-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00644-0)
- Taghipour, B. and Mackizadeh, M.A., 2011. Petrogenesis of skarn related Cu-porphyry intrusion deposit, Ali-Abad- Darreh Zereschk, Yazd. *Journal of Economic Geology*, 3(1): 79–92.

- (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v3i1.11444>
- Wang, Z. and Chang Yu, Z., 2010. Rocks/Minerals Information Extraction from EO-1 Hyperion Data Base on SVM. 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, IEEE Computer Society, Changsha, China. <https://doi.org/10.1109/ICICTA.2010.341>
- Yousefi, S.J. and Moradian, A., 2012. Mineralization model for Chahar Gonbad copper-gold deposit (Sirjan), using mineralogical, alteration and geochemical data and multivariate statistical methods. *Journal of Economic Geology*, 4(1): 135–153. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v4i1.13397>
- Yu, L., Porwal, A., Holden, E.-J. and Dentith, M. C., 2012. Towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines. *Computers & Geosciences*, 45: 229–239.
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.11.019>
- Zarasvandi, A., Asadi, F., Pourkaseb, H., Ahmadnejad, F. and Zamanian, H., 2015. Hydrothermal Fluid evolution in the Dalli porphyry Cu-Au Deposit: Fluid Inclusion microthermometry studies. *Journal of Economic Geology*, 7(2): 277–306. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.v7i2.38447>
- Zarasvandi, A., Tashi, M., Rezaei, M., Saki, A. and Mousivand, F., 2022. Geology and geochemistry of the Choran porphyry-epithermal Cu-Au deposit in the Dehej-Sarduveh subzone, Urumieh-Dokhtar magmatic arc. *Journal of Economic Geology*, 14(1): 39–66. (in Persian with English abstract)
<https://doi.org/10.22067/econg.2021.52017.87614>
- Ziaii, M., Abedi, A. and Ziaii, M., 2007, September. Prediction of hidden ore bodies by new integrated computational model in marginal Lut region in east of Iran. In *Proceedings of Exploration 07: Fifth Decennial International Conference Mineral Exploration*, Toronto, Canada.
<https://www.911metallurgist.com/wp-content/uploads/2015/10/Prediction-of-Hidden-Ore-Bodies-by-New-Integrated-Computational-Model-in-Marginal-Lut-region-in-East-of-Iran.pdf>