

Research Article

Application of the particle swarm optimization algorithm in the fuzzy overlay method to identify the promising areas of Zailik gold mineralization in the northwest of Iran

Mohammadjafar Mohammadzadeh*, Mohammadmahdi Rajaei

Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology

Keywords: *Zailik, Gold mineralization, Fuzzy overlay, Artificial neural network, Particle swarm optimization*

1-Introduction

The cost and time limitations for mineral sampling (Parsa et al., 2022), modeling, and grade estimation methods are used, which are very important due to the complexity of geological conditions (Ehteram et al., 2023). Mineral resource modeling is the set of processes integrating evidence, such as investigating exploration data and extracting mineralization predictive instance patterns to identify promising mineralization areas. The purpose of two-dimensional surface modeling is to detect surface anomalies from the background, which is usually used in the early stages of exploration as one of the tools for determining the location of drilling boreholes. In new methods, achieving optimal modeling will only be possible with the simultaneous use of geological sciences, mathematics (statistics and probabilities), and computer engineering (artificial intelligence). Today, with the advancement of technology and the use of computer programs developed in the past and the form of artificial intelligence methods (machine learning algorithms and meta-heuristic optimization algorithms), the modeling of mineral resources is done with minimal errors. This research combines the artificial neural network (machine learning algorithm) and the particle swarm optimization method (meta-heuristic optimization algorithm) to identify gold mineralization promising areas using the fuzzy overlay method in the Zailik region in northwest Iran. The general process of performing this research is as follows:

- 1) Analyzing litho-geochemical data and performing necessary pre-processing on gold and related paragenesis elements.
- 2) Prediction and estimation of gold grade using ANN and ANN-PSO methods.
- 3) Comparison of quantitative evaluation criteria such as coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) function.
- 4) Quantifying geological evidence such as lithology and alteration types such as argillic, propylitic, siliceous, and iron oxide.
- 5) Determining relative and comparative importance coefficients in artificial intelligence methods and geological parameters in "Expert Choice" software.
- 6) Determining the promising areas of gold mineralization using the fuzzy overlay method in "Arc GIS" software.

2-Material and methods

In the Zailik exploratory area, due to the expansion and width of the mineral material inside the excavated trenches, sampling was done unsystematically with variable distances and lengths (Fig. 1). These samples were analyzed in the laboratory for detecting gold using the Fire Assay (FA) method and other elements using the ICP-OES method. Also, in addition to determining the grade in each sample, that sample's lithology and alteration characteristics were recorded. According to the results of the correlation coefficients matrix, cluster analysis, and the second component in the principal component analysis, the elements Ag, As, Sb, Pb, and Mo were introduced as the most crucial gold mineralization paragenesis in the exploration Area.

3- Results and discussions

The map of all geochemical and geological layers with the "AND" fuzzy operator (considering that several pieces of evidence are necessary to prove the hypothesis) is combined with the fuzzy overlay method in "ArcGIS" software To create the vein mineralization final model in the Zailik Area . The final predictive map of the promising mineralization areas to continue the exploratory operations (proposal of drilling points) is illustrated in Figure 2. As shown in Figure 2,

* Corresponding author: mohammadzadeh.mj.t@gmail.com

DOI: 10.22055/AAG.2023.43227.2351

Received: 2023-04-04

Accepted: 2023-06-10

the detected anomaly in the S01 vein in the north and northeast parts of the vein is more appropriate than in other regions and confirmed by all the geological and geochemical evidence.

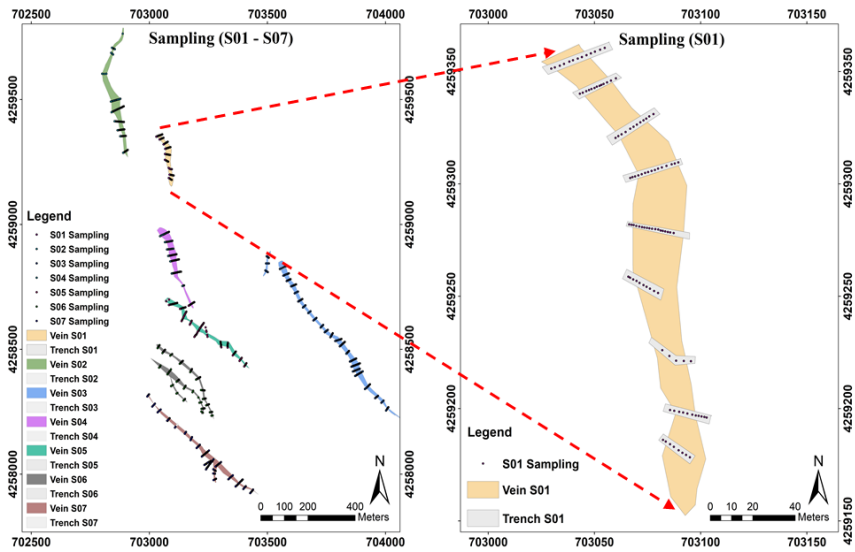
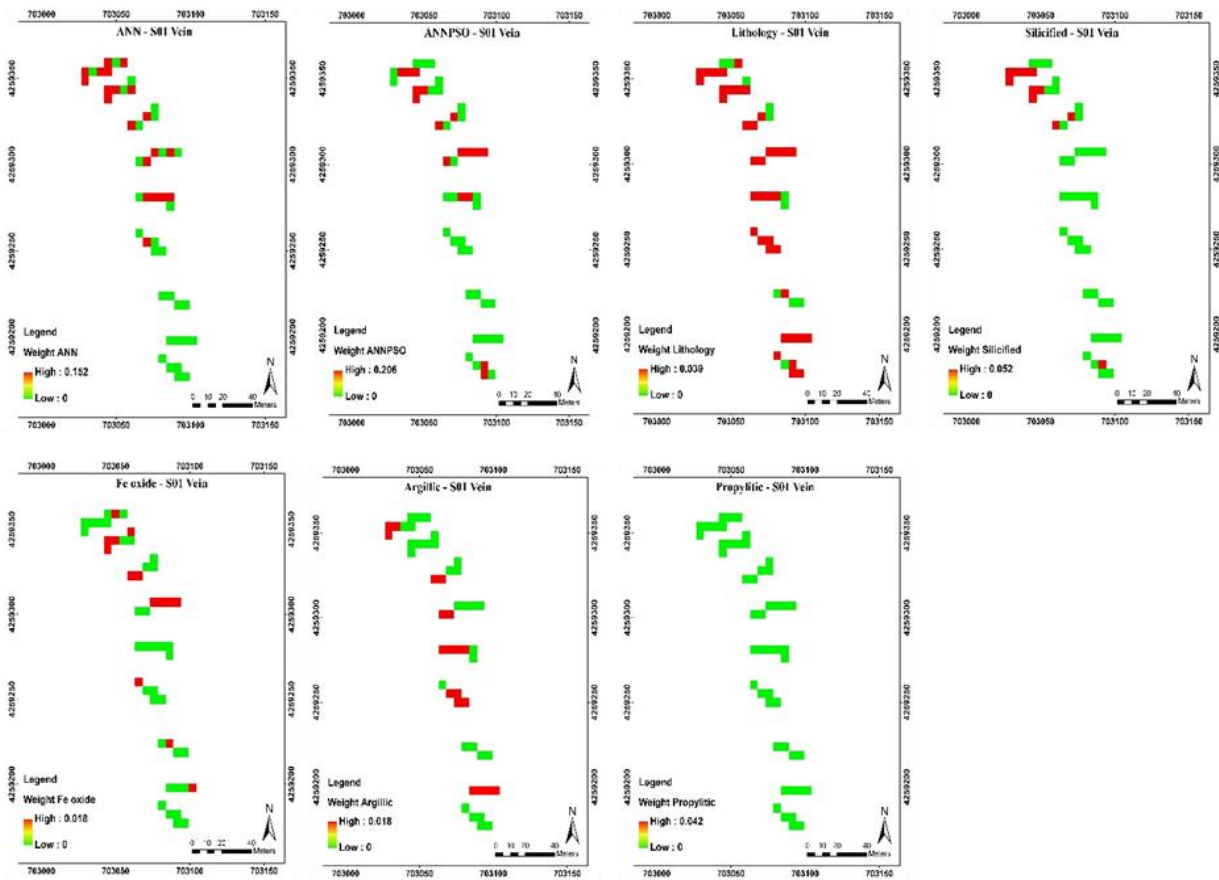


Fig. 1. The location of the samples collected in the trenches of S07-S01 veins



(a)

Fig 2. (a) Fuzzy weights map of geochemical and geological layers of vein S01.

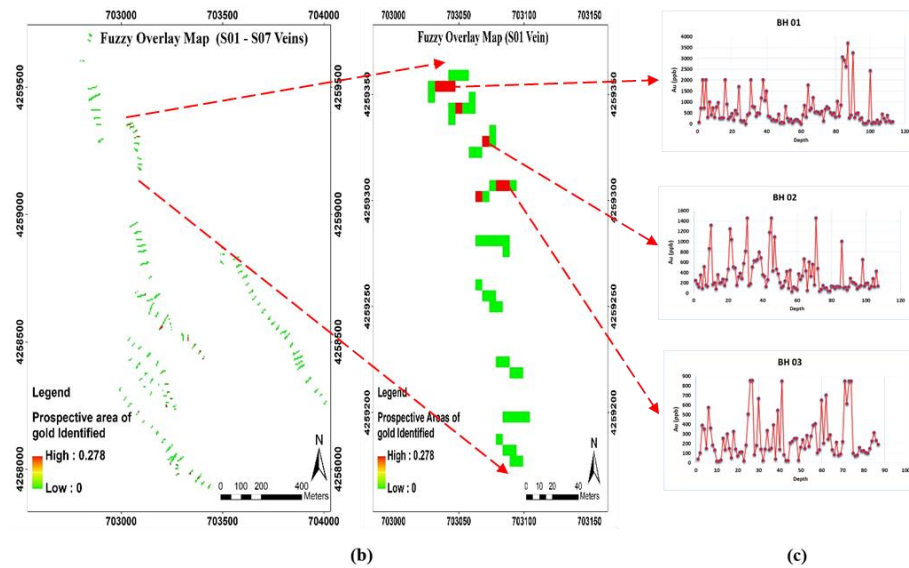


Fig. 2. Continued. (b) Combined map using fuzzy overlay method and determining the final promising areas of veins S01-S07 (c) Drilling points

4-Conclusion

In this research, to determine the gold mineralization promising area in the Zailik exploration region, the fuzzy overlay method used geochemical (ANN and ANN-PSO) and geological layers (lithology, argillic, propylitic, siliceous, and iron oxide changes). According to the modeling done in geochemical data, the ANN-PSO method and between geological evidence lithology were principal factors in the final decision to determine promising areas for mineralization. In the modeling performed with ANN and ANN-PSO methods, gold paragenesis (Ag, As, Sb, Pb, Mo) was used as input data to estimate gold grade. The estimated value's locations were in satisfactory agreement with each other, and the geological evidence related to gold mineralization shows the accuracy of the modeling in the ANN-PSO method. In these areas, creating a robust silicified alteration zone with high amounts of iron oxides and the scattered alteration halos formation around this zone (advanced argillic with moderate amounts of iron oxide) indicates the formation of a prone and promising anomaly for gold mineralization in the area., the three drilled boreholes results were used, and the reliability of the proposed promising areas was confirmed, to check the accuracy of the final modeling map.

5- References

- Ehteram, M., Khozani, Z.S., Soltani-Mohammadi, S., Abbaszadeh, M., 2023. Estimating Ore Grade Using Evolutionary Machine Learning Models. Springer Nature Singapore, P. 101. https://doi.org/10.1007/978-981-19-8106-7_1
- Parsa, M., Carranza, E.J.M., Ahmadi, B., 2022. Deep GMDH Neural Networks for Predictive Mapping of Mineral Prospectivity in Terrains Hosting Few but Large Mineral Deposits. *Natural Resources Research* 31(1), 37-50. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09984-5>

HOW TO CITE THIS ARTICLE:

Mohammadzadeh, M., Rajaei, M., 2024. Application of the particle swarm optimization algorithm in the fuzzy overlay method to identify the promising areas of Zailik gold mineralization in the northwest of Iran. *Adv. Appl. Geol.* 13(4), 930–952.

DOI: 10.22055/AAG.2023.43227.2351

URL: https://aag.scu.ac.ir/article_18601.html

©2024 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

روش‌های تلفیقی هوش مصنوعی در شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زائی طلائی زایلیک شمال غرب ایران

محمد جعفر محمدزاده

دانشکده مهندسی معدن دانشگاه صنعتی سهند تبریز

محمد مهدی رجایی

دانشکده مهندسی معدن دانشگاه صنعتی سهند تبریز

mohammadzadeh.mj.t@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۱/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۲۰

چکیده

در این مقاله جهت شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زائی طلا از تلفیق روش‌های هوش مصنوعی و شواهد زمین‌شناسی استفاده شد. مقادیر عیار طلا در محدوده اکتشافی زایلیک واقع در شمال غرب ایران، توسط دو روش (۱) هوش مصنوعی شبکه عصبی مصنوعی و (۲) تلفیق آن با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، مورد تخمین قرار گرفت و همچنین جنس سنگ‌های تشکیل‌دهنده و دگرسانی‌های منطقه مورد مطالعه نیز به عنوان پارامترهای زمین‌شناسی انتخاب گردید. پس از اخذ نظرات کارشناسی متخصصین علوم زمین و معدن، پارامترهای زمین‌شناسی وزن‌دهی شده و همچنین جهت امتیازدهی به روش‌های هوش مصنوعی تخمین‌گر مقادیر ژئوشیمیایی طلا نیز از ضریب تعیین و تابع جذر میانگین مربعات خطا استفاده گردید. تمامی این روش‌ها جهت مقایسه نهایی وارد سیستم سلسله‌مراتبی در نرم‌افزار Expert Choice شد. نتایج نشان می‌دهد که بیشترین امتیاز در بین پارامترهای زمین‌شناسی، مربوط به سنگ‌شناسی و همچنین بین روش‌های هوش مصنوعی نیز، با توجه به بیشتر بودن ضریب تعیین و کمتر بودن تابع خطا، به روش تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تعلق دارد. در نهایت در نرم‌افزار ArcGIS تمامی روش‌های مذکور توسط روش برهم‌نهی فازی با یکدیگر تلفیق شده و با توجه به مدل‌سازی ارائه شده نهایی، قسمت‌های شمال و شمال شرق منطقه مورد بررسی، به عنوان مناطق مستعد کانی‌زائی طلا، جهت ادامه اکتشاف ریشه کانی‌زائی، پیشنهاد گردید.

واژه‌های کلیدی: زایلیک، کانی‌زائی طلا، برهم‌نهی فازی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ازدحام ذرات

۱- مقدمه

به علت محدودیت‌های هزینه‌ای و زمان جهت انجام نمونه‌برداری‌های معدنی (Parsa et al., 2022) از روش‌های مدل‌سازی و تخمین عیار استفاده می‌شود که به علت پیچیدگی شرایط زمین‌شناسی، این روش‌ها بسیار مهم می‌باشند (Ehteram et al., 2023). مجموعه فرایندها، شامل بررسی داده‌های اکتشافی، استخراج الگوهای شاهد پیش‌گوی کانی‌سازی و در نهایت ترکیب و تلفیق این شواهد، به منظور شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زائی، مدل‌سازی منابع معدنی نامیده می‌شود. این نوع مدل‌سازی به دو دسته کلی مدل‌سازی سطحی دویبعدی و مدل‌سازی عمقی سه‌بعدی تقسیم می‌گردد

(Zhang et al., 2020). به طور کلی در گذشته مدل‌سازی منابع معدنی، با استفاده از روش‌های سنتی مانند نزدیکترین همسایگی، عکس مجذور فاصله و یا روش‌های زمین‌آماری انجام می‌گرفت که از نظر زمان و هزینه، اقتصادی نبوده و با خطاهایی همراه بود (Zhang et al., 2020; Bastante et al., 2008; Pardo-Igúzquiza et al., 2013; Ahmadi and Sadat Koodehi, 2018; Dumakor-Dupey and Arya, 2021). به عنوان مثال در روش زمین‌آماري کربچینگ، می‌بایست پیش فرض‌هایی لحاظ شود که سبب بروز خطاهایی در تخمین عیار می‌شد (Wu and Zhou, 1993). در روش‌های جدید رسیدن به مدل‌سازی مطلوب، بدون به‌کارگیری هم‌زمان علوم

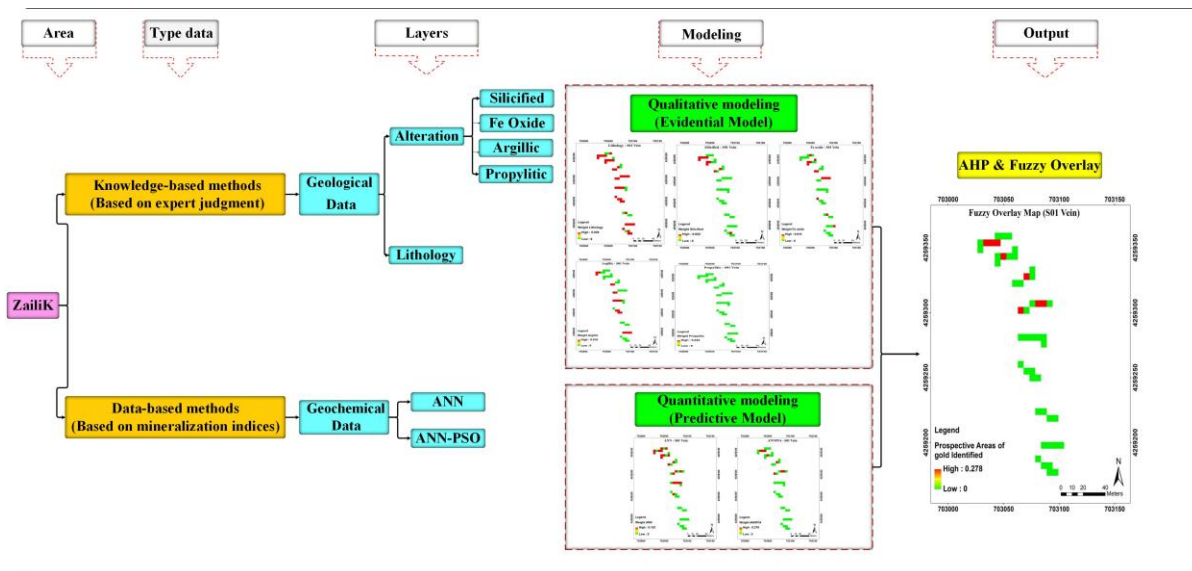
امیدبخش کانی‌زائی طلا و تشخیص آنومالی‌های سطحی از زمینه در منطقه زایلیک در شمال غرب ایران بوده که این نوع مدل سازی در مراحل اولیه اکتشاف به عنوان یکی از ابزارهای تعیین محل گمانه‌های حفاری مورد استفاده قرار گرفت. بدین منظور از دو نوع داده، یکی داده‌های داده - محور و دیگری داده‌های دانش - محور استفاده شد. در روش داده - محور ابتدا کلیه اندیس‌های کمی، شناخته شده و ارتباط این اندیس‌ها با شواهد و الگوهای زمین‌شناسی مقایسه می‌گردد. سپس نقاطی جستجو می‌شود که مشابه این اندیس‌ها، در آن مناطق حضور دارند. در این حالت مناطقی را که دارای خصوصیات مشابه می‌باشند، به عنوان مناطق امیدبخش و مناسب برای ادامه عملیات اکتشاف در نظر گرفته می‌شود (Carranza, 2009). این نوع مدل‌سازی به شدت از چندین فاکتور مانند کافی بودن داده‌های آموزشی ورودی، فراوانی متغیرهای پیش‌گو و همچنین تعیین دقیق پارامترهای دخیل در الگوریتم‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های بهینه‌ساز فرا ابتکاری جهت آموزش مدل تأثیر می‌پذیرد. بنابراین انتخاب نوع الگوریتم مورد استفاده در این نوع مدل‌سازی بسیار مهم می‌باشد. از طرف دیگر تجارب اجرای عملیات اکتشاف و بررسی‌های ارتباط بین ذخایر معدنی شناخته شده و الگوهای زمین‌شناسی، به عنوان اساس روش دانش - محور در تهیه مدل‌سازی منابع معدنی در نظر گرفته می‌شود (Carranza, 2009). شکل ۱ چگونگی استفاده هم‌زمان از داده‌های داده - محور و دانش - محور و همچنین روش‌های مورد استفاده در این پژوهش را نشان داده و روند کلی انجام این پژوهش به ترتیب زیر است:

- ۱) تحلیل داده‌های لیتوژئوشیمیایی و انجام پیش‌پردازش‌های لازم بر روی عناصر طلا و پاراژنهای مرتبط
- ۲) پیش‌بینی و تخمین طلا با استفاده از روش‌های ANN و ANN - PSO
- ۳) مقایسه معیارهای ارزیابی کمی مانند ضریب تعیین (R^2) و تابع جذر میانگین مربعات خطا (Root Mean Square Error, RMSE)
- ۴) کمی نمودن شواهد زمین‌شناسی مانند سنگ‌شناسی (Lithology) و انواع دگرسانی (Alteration) مانند آرژیلیکی، پروپیلیتیکی، سیلیسی (Silicified) و اکسید آهن

زمین‌شناسی، ریاضیات (آمار و احتمالات) و مهندسی کامپیوتر (هوش مصنوعی) میسر نخواهد بود. امروزه با پیشرفت تکنولوژی و استفاده از برنامه‌های کامپیوتری روش‌های گذشته توسعه یافته و در قالب روش‌های هوش مصنوعی (الگوریتم‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری)، مدل‌سازی منابع معدنی با کمترین خطا انجام می‌پذیرد. از جمله مهمترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین جنگل تصادفی (Random forest) (Jafrasteh et al., 2018)، نروفازی (Neuro Fuzzy) (Ziaii et al., 2012; Chudasama, 2022)، ماشین بردار پشتیبان (Support vector machine) (Tenorio et al., 2015) و از متداول‌ترین و مشهورترین این الگوریتم‌ها روش شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) (Mahmoudabadi et al., 2009) است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین در واقع مدل‌های پیش‌گوی خود کالیبراسیون محسوب می‌شوند که قادر به شناسایی الگوهای اکتشافی مورد نظر و کمینه کردن خطاهای پیش‌بینی حاصل از توابع رگرسیونی پیچیده با استفاده از تکرار فرآیند آموزش می‌باشند. زمانی که فرآیند آموزش به بلوغ کامل برسد و اتمام یابد، مدل پیش‌گوی تولید شده قادر به شناسایی اهداف اکتشافی کشف شده خواهد بود. ویژگی مشترک الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری، الهام گرفتن از سیستم‌های بیولوژیکی برای حل مسائل بهینه‌سازی بوده که این روش‌ها امروزه از جذابیت زیادی برای مهندسی اکتشاف معدن برخوردار است (Tahmasebi and Hezarkhani, 2012; Bazdar et al., 2015; Fattahi and Ghadimi, 2016; Chen and An, 2016; Moeini and Torab, 2017; Roshanravan et al., 2019; Gu et al., 2019; Ghezelbash et al., 2020, Soltani-Mohammadi et al., 2020). از مهمترین این الگوریتم‌ها، بهینه‌ساز ازدحام ذرات بوده که به طور گسترده در علوم مهندسی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Al-Thanoon et al., 2019; Buyuk and Karaman, 2021; Dong and Jian, 2015; Li et al., 2013; Shahrestani et al., 2020; Tang et al., 2019; Xi et al., 2016). در این پژوهش، از تلفیق روش شبکه عصبی مصنوعی (الگوریتم یادگیری ماشین) و روش بهینه‌ساز ازدحام ذرات (particle swarm optimization) (الگوریتم بهینه‌ساز فرا ابتکاری) استفاده شد. به طور کلی هدف اصلی از نگارش این مقاله، مدل‌سازی سطحی دوبعدی با استفاده از روش‌های تلفیقی فوق و روش برهم‌نهی فازی (Fuzzy Overlay)، به منظور شناسایی مناطق

۶) تعیین مناطق امیدبخش کانی‌زائی طلا با استفاده از روش
برهم‌نهی فازی در نرم‌افزار Arc GIS

۵) تعیین ضرایب اهمیت نسبی و مقایسه‌ای در روش‌های
هوش مصنوعی و پارامترهای زمین‌شناسی در نرم‌افزار Expert
Choice.



شکل ۱- فلوجارت روش‌های ارائه شده
Fig. 1. Flowchart of presented methods

۲- زمین‌شناسی و متالورژی منطقه مورد مطالعه

در محدوده اکتشافی زایلیک، شواهد سنگ‌شناسی و دگرسانی‌های آرژیلیکی، پروپیلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن که در مدل برهم‌نهی فازی، جهت تشخیص مناطق امیدبخش کانی‌زائی طلا استفاده شده، به شرح زیر می‌باشد:

۲-۱- سنگ‌شناسی

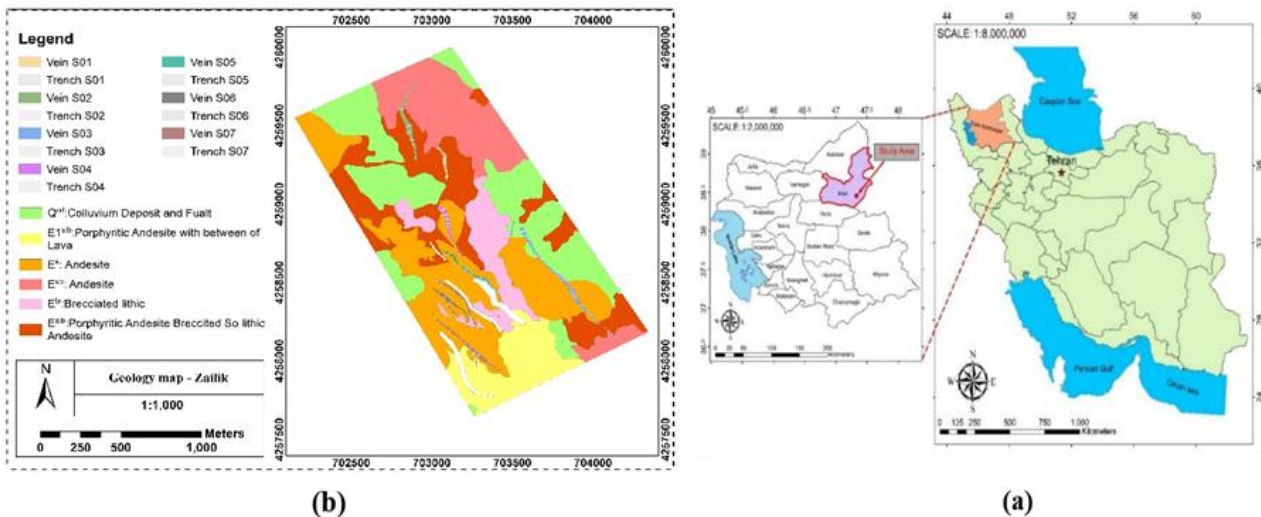
واحدهای زمین‌شناسی مشاهده شده در این محدوده اکتشافی، عمدتاً واحدهای آندزیتی، لیتیک توف آندزیتی، آندزیت بازالت، بازالت و میان‌لایه‌هایی از بازالت در داخل واحدهای آندزیتی می‌باشد. دایک‌های بازیک در فاز نهایی ماگماتیسیم محدوده در داخل واحدهای قدیمی تزریق شده‌اند که عمدتاً مافیک هستند (Miranvari et al., 2019). این محدوده شامل سنگ‌های آذرآواری با ترکیب آندزیت پورفیری پروپیلیتی شده با میان‌لایه‌های آندزیت لیتیک‌دار با سیمای برشی (E^{alb})، لیتیک توف آندزیتی تا برش ولکانیکی (E^{la})، آندزیت پورفیری با میان‌لایه‌هایی از لاوا (E^{1alb})، گدازه‌های آندزیتی (E^a)، آندزیت بازالت (E^{ab})، رسوبات کواترنری (Q^{cd})، همچنین دایک‌هایی با ترکیب بازالت - الیوین بازالت است (شکل ۲).

محدوده زایلیک بخشی از کمربند فلز زایی اهر - جلفا در ناحیه ارسباران بوده و در ادامه جنوبی کمربند متالورژیک قفقاز کوچک و در زون ساختاری البرز - آذربایجان (Nabavi, 1984) واقع است. شکل ۲ - a موقعیت تقریبی محدوده زایلیک را در شمال غرب ایران نشان می‌دهد. در این پهنه انواع کانه‌زائی مس پرفیری، اسکارن‌های مس و آهن و طلای اپی‌ترمال تشکیل شده و توده‌های آتشفشانی میوسن پیشین، کانسارهای بزرگی از نوع مس و مولیبدن پورفیری - اسکارنی وابسته به توده‌های نفوذی را تشکیل داده و توده‌های آتشفشانی میوسن پسین نیز، با کانی‌سازی طلا همراه می‌باشد (Miranvari et al., 2019). این محدوده توسط مجموعه‌ای از سنگ‌های آتشفشانی ائوسن بالایی با ترکیب آندزیت-آندزیت بازالت و سنگ‌های آذرآواری وابسته به آنها پوشیده شده و تعدادی دایک داسیتی و توده‌های کوچک مونزونیتی به داخل این مجموعه نفوذ کرده است. فعالیت چرخه های گرمایی که متعاقب نفوذ این دایک‌ها رخ داده، سبب ایجاد انواع دگرسانی‌ها و کانی‌سازی‌های مرتبط با آن شده و کانی‌سازی طلا به صورت رگه‌های سیلیسی و زون‌های سیلیسی شده مشاهده می‌شود (Miranvari et al., 2019).

۲-۲- دگرسانی

بخش عمده دگرسانی این محدوده، دگرسانی آرژیلیک با شدت‌های مختلف در حاشیه رگه‌های سیلیسی بوده که با نزدیک تر شدن به رگه بر شدت این دگرسانی افزوده شده است. دگرسانی پروپیلیتیک نیز به دلیل وجود کانی‌های سبزرنگی مانند کلریت، به رنگ سبز بوده و کانی‌های مافیک مانند پیروکسن بیش تر دچار این دگرسانی شده و به کلریت و اپیدوت تبدیل شده‌اند. دگرسانی سیلیسی با گسترش کمتر نسبت به سایر دگرسانی‌های منطقه، در سنگ میزبان آندزیتی به صورت رگه و رگچه اتفاق افتاده است. اهمیت دگرسانی سیلیسی بسیار بالاست چرا که سیلیسی شدن یا افزایش مقدار درصد کوارتز و اکسیدهای سیلیسی (چرت، اوپال و کلسدونی) توسط محلول‌های ماگمایی یا گرمایی، حاکی از کانی‌سازی طلا علی‌الخصوص در ذخایر اپی‌ترمال می‌باشد (Calagari and

Hosseinzadeh, 2006). در محدوده زایلیک، دو زون کانی‌زائی طلا به صورت رگچه‌های برشی سیلیسی در شمال محدوده و همچنین رگه - رگچه‌های سیلیسی در جنوب محدوده وجود داشته که با توجه به این زون‌ها، دگرسانی نوع سیلیسی نسبتاً زیادی در منطقه قابل مشاهده است. اکسیدهای آهن منطقه زایلیک نیز همراه با زون‌ها و رگه‌های سیلیسی بوده که با فرایندهای اکسیداسیون، احیا و کانی‌های سولفیدی اکسیدشده مرتبط می‌باشد. میزان و شدت اکسیدهای آبدار آهن (هماتیت، گوتیت، لیمونیت و ...) در حد متوسط و شدید بوده که همراهی آن با دگرسانی سیلیسی، ارتباط بسیار نزدیکی با کانی‌سازی طلا در سیستم اپی‌ترمال محدوده دارد (Miranvari et al., 2019). شکل ۳ تصاویر تعدادی از دگرسانی‌ها، واحدهای سنگی و مقاطع نازک در محدوده اکتشافی زایلیک را نشان می‌دهد.

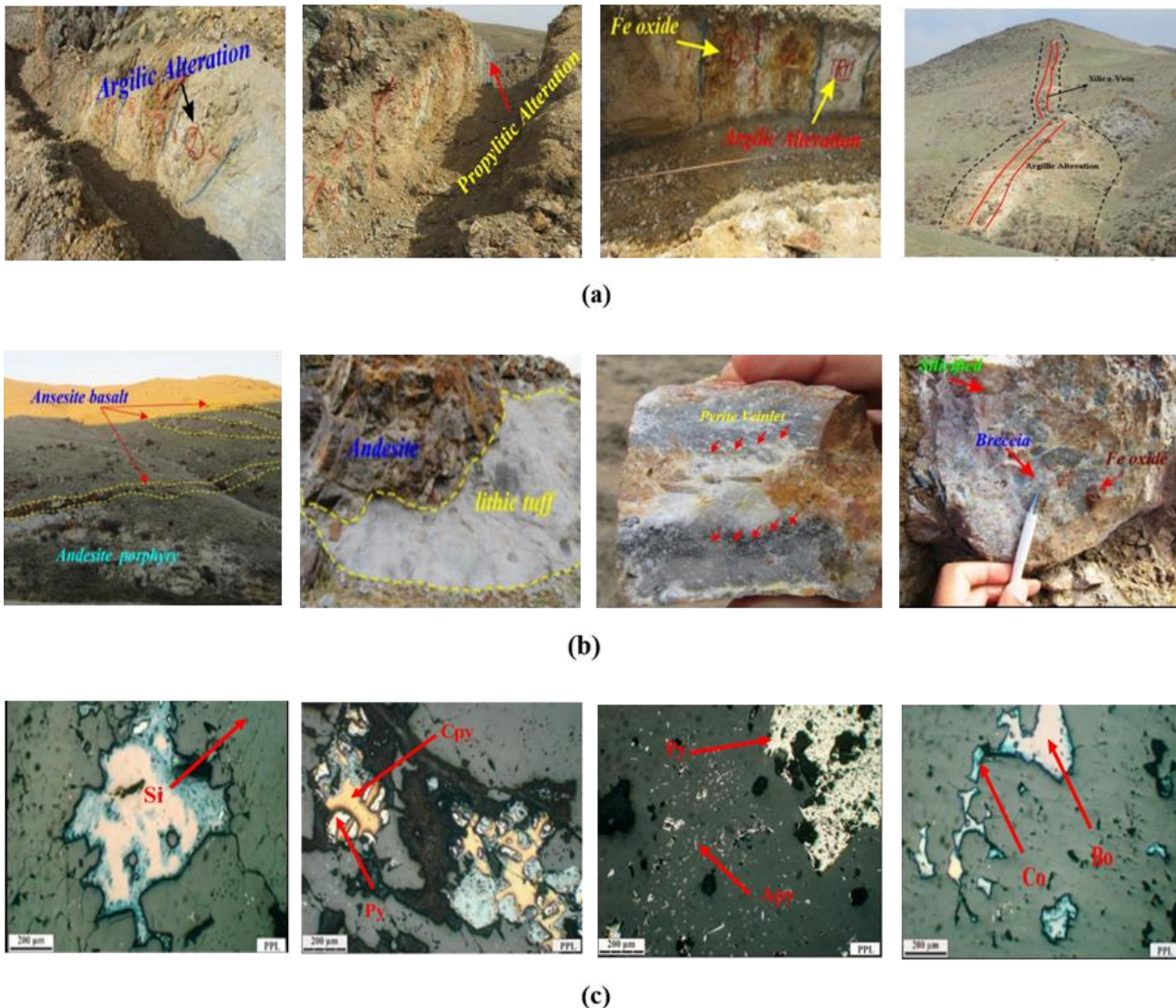


شکل ۲- محدوده اکتشافی زایلیک (a) موقعیت تقریبی محدوده مورد مطالعه و (b) نقشه زمین‌شناسی
Fig. 2. Zailik exploration area (a) Approximate location of the studied area and (b) Geological map

شکل ۵ مشخصات یکی از ترانسه‌های رگه S01 و جدول ۱ و جدول ۲ پارامترهای آماری و ضرایب همبستگی نمونه‌های برداشت شده را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج ماتریس ضرایب همبستگی (جدول ۲) و بررسی خوشه اول در آنالیز خوشه‌ای (شکل ۶ - a) و همچنین نتایج مولفه دوم در آنالیز مولفه اصلی (شکل ۶ - b)، مجموعه عناصر Ag, As, Sb, Pb, Mo به عنوان مهمترین پاراژنز کانی‌سازی طلا در محدوده معرفی شدند.

۳- روش پژوهش

در محدوده اکتشافی زایلیک، با توجه به گسترش و عرض ماده معدنی در داخل ترانسه‌های حفر شده، نمونه‌برداری به صورت غیر سیستماتیک با فواصل و طول‌های متغیر انجام شد (شکل ۴). تجزیه این نمونه‌ها در آزمایشگاه برای عنصر طلا، با استفاده از روش FA (Fire Assay) و برای سایر عناصر به روش ICP-OES انجام گردید. همچنین علاوه بر تعیین عیار در هر نمونه، مشخصات سنگ‌شناسی و دگرسانی آن نمونه نیز ثبت گردید.



شکل ۳- محدوده اکتشافی زایلیک (a) تصاویری از دگرسانی‌های آرژیلیک، پروپیلیتی و اکسید آهن در داخل ترانشه‌های حفر شده در رگه S01 (راستای حفر ترانشه‌ها شمال خاور - جنوب باختر) و همچنین شکل سمت راست تصویر دگرسانی آرژیلیکی احاطه‌کننده رگه سیلیسی S01 (دید به سمت شمال باختر) و (b) اشکال سمت چپ تصاویری از واحدهای سنگی آندزیتی در محدوده زایلیک (دید به سمت شمال خاور) و اشکال سمت راست تصاویری از کانی‌های محدوده اکتشافی زایلیک و (c) تصویرهای میکروسکوپی با نور PPL که نشان‌دهنده وجود کانی‌های پیریت، کالکوپیریت، آرسنوپیریت، بورنیت، کوولیت و سیلیس در مقاطع نازک تهیه شده از سنگ‌های محدوده اکتشافی زایلیک است. علائم اختصاری کانی‌ها: Si: سیلیس، Py: پیریت، Cpy: کالکوپیریت، Apy: آرسنوپیریت، Bo: بورنیت، Co: کوولیت (Whitney and Evans, 2010).

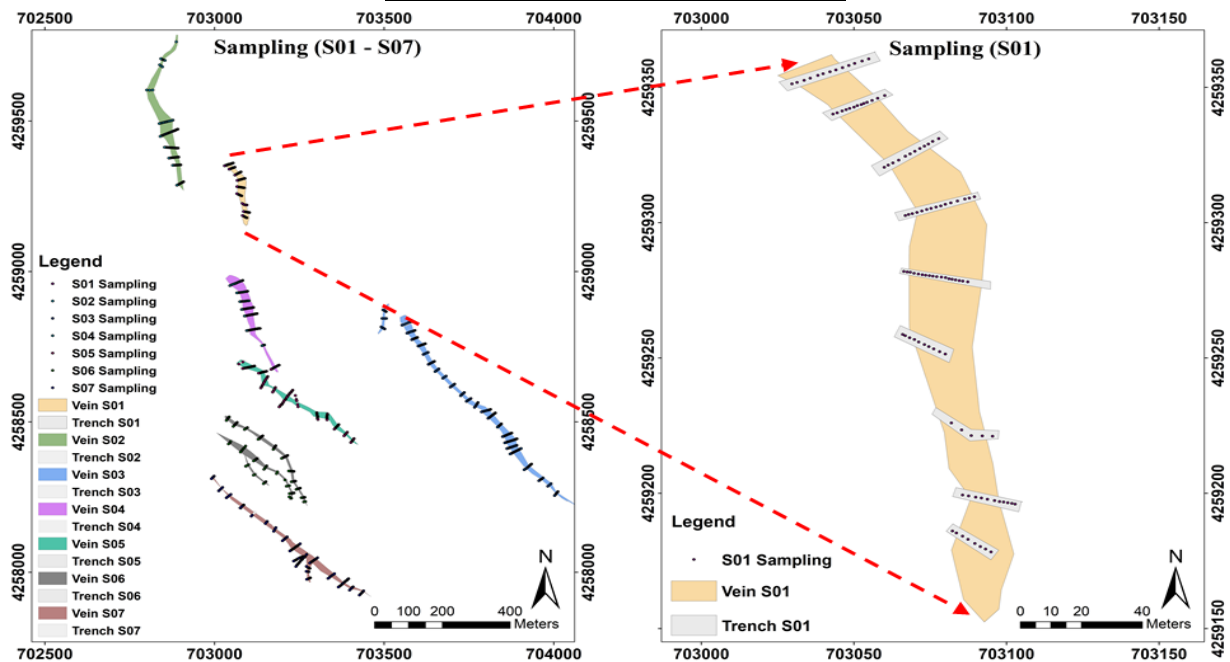
Fig. 3. Zailik exploratory area (a) Pictures of argillic, propylitic, and iron oxide alterations inside the trenches in the S01 vein (northeast-southwest direction of the trenches) and also the image on the right side of the argillic alteration image surrounding the silica vein S01 (view to the north-west) and (b) the figures on the left are images of andesitic rock units in the zailik area (view to the north-east) and the figures on the right are images of the minerals of the exploration range of zailik and (c) microscopic images with PPL light that show It shows the presence of pyrite, chalcopyrite, arsenopyrite, bornite, covellite, and silica minerals in thin sections prepared from the rocks of zailik exploration area. The mineral abbreviations are Si: silica, Py: Pyrite, Cpy: Chalcopyrite, Apy: Arsenopyrite, Bo: Bornite, Co: Covellite (Whitney and Evans, 2010).

جدول ۱- مقادیر پارامترهای آماری داده‌های خام (ppm)
Table 1. Raw data statistical parameter values (ppm)

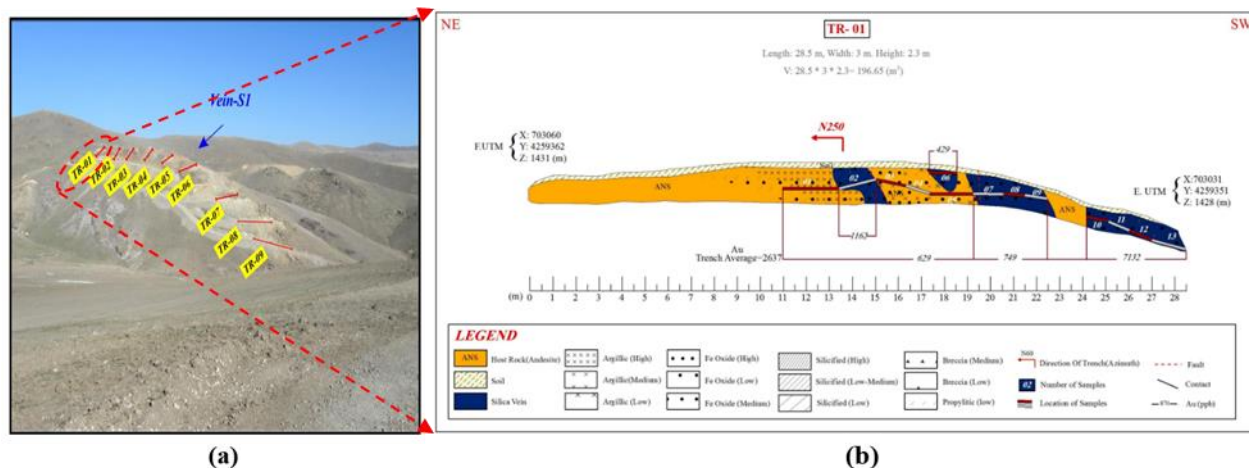
	Au(ppb)	Ag	As	Mo	Pb	Sb
Min	3.75	0.18	0.38	0.64	7.00	0.74
Max	5982.35	54.69	1379.43	356.00	2806.09	729.29
Mean	523.94	7.96	106.11	9.46	620.73	61.71
Median	276.00	4.70	65.60	6.04	544.00	22.70
S. Dev	718.29	9.16	153.95	14.68	481.54	106.18
Skewness	3.88	2.23	4.53	13.83	1.62	3.25
Kurtosis	21.03	5.96	25.37	308.76	4.04	11.85

جدول ۲- ضرایب همبستگی پارازنهای طلا
Table 2. Correlation coefficients of Au paragenes

	Au	Ag	As	Mo	Pb	Sb
Au	1.00					
Ag	0.67	1.00				
As	0.45	0.48	1.00			
Mo	0.32	0.24	0.20	1.00		
Pb	0.57	0.64	0.25	0.25	1.00	
Sb	0.47	0.67	0.50	0.17	0.47	1.00

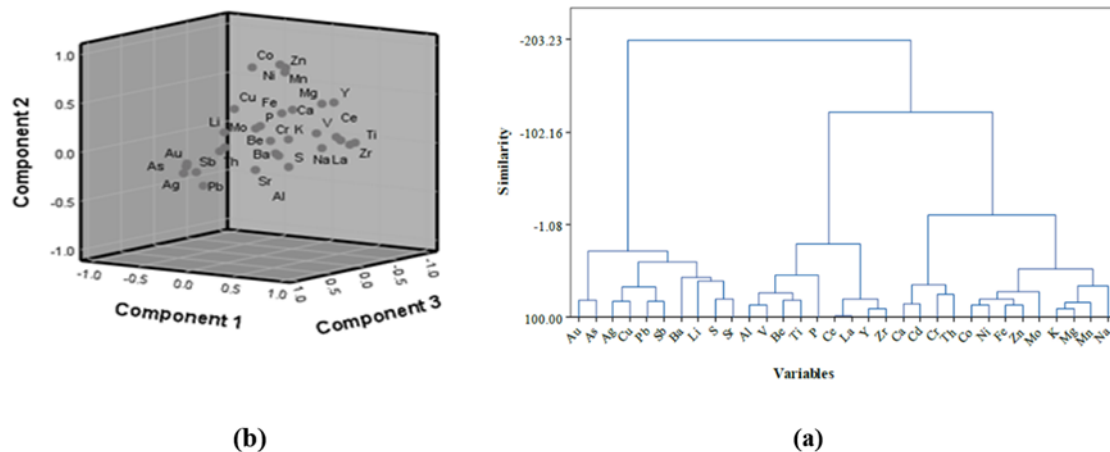


شکل ۴ - موقعیت نمونه‌های برداشت شده در ترانشه‌ها رگه‌های S01 - S07
Fig. 4. The location of the samples collected in the trenches of S07-S01 veins



شکل ۵- رگه S01 (a) موقعیت ترانشه‌ها در رگه و (b) نمونه برداری و ثبت مشخصات زمین‌شناسی

Fig. 5. Vein S01 (a) Location of trenches in the vein and (b) Sampling and recording of geological characteristics



شکل ۶- (a) آنالیز خوشه‌ای و (b) آنالیز مولفه اصلی

Fig. 6. (a) Cluster analysis and (b) Principal component analysis

راه حل برای اخذ نتایج مناسب، بهینه‌سازی پارامترهای ANN (اوزان و بایاس) با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند PSO است (Error! Reference source not found). PSO (Poli et al., 2007) شباهت‌های زیادی به سایر الگوریتم‌های هوش ازدحامی مانند کرم شب‌تاب (Lin et al., 2021; Shamshirband et al., 2020)، کلونی زنبور عسل (Tsai et al., 2009) و کلونی مورچه‌ها (Yang, 2010) دارد. کندی و ابرهارت (Kennedy and Eberhart, 1995) الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی به نام بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) پیشنهاد کردند. این تکنیک محاسباتی تکاملی، از فعالیت اجتماعی برخی از حیوانات به نام ذره، مانند پرندگان و ماهی‌ها الهام گرفته شده است (Kennedy and

۳-۱- تلفیق شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌ساز ازدحام ذرات

یکی از مهم‌ترین روش‌های هوش مصنوعی، روش ANN بوده که معمولاً در این روش، ساختار پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron: MLP) مورد استفاده قرار می‌گیرد و مهمترین کاربرد آن پیش‌بینی و تخمین توابع می‌باشد. این ساختار متشکل از چند لایه ورودی، لایه پنهان، لایه خروجی و تعدادی نورون است (Lin et al., 2021). برای بهبود نتایج به دست آمده از آموزش ANN، می‌توان با تغییر مقداردهی آغازین، تکرار آموزش شبکه، تغییر تعداد نورون‌ها و تغییر توابع آموزش، انتقال و تمرین، دقت ANN را افزایش داد. اما بهترین

رابطه (۴)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - o_i)^2}$$

۳-۲- تحلیل سلسله مراتبی

در این پژوهش از فرایند تحلیل سلسله مراتبی (Analytical Hierarchy Process, AHP) که زیرمجموعه روش‌های سیستم تصمیم‌گیری چندمعیاره (Multi-criteria Decision Making, MCDM) می‌باشد (Maghsoudi, 2018; Mohammadzadeh et al., 2021) جهت وزن دادن به شواهد بر اساس مقایسه و قضاوت کارشناسی استفاده می‌شود. به طور کلی این فرایند، نظریه‌ای بر پایه سنجش نسبی (Relative Measurement) است که در این نوع سنجش، تمرکز روی اندازه‌گیری دقیق مقادیر نیست بلکه نسبت‌های بین آن‌ها بررسی می‌شود. این فرایند، با کمی کردن وزن معیارهای تصمیم‌گیری، سپس انجام مقایسه‌های زوجی (جفت به جفت) بین این معیارها، آنها را رتبه‌بندی کرده و امکان تصمیم‌گیری صحیح با حضور معیارهای کیفی، کمی و یا ترکیبی را فراهم می‌کند. پیاده‌سازی این روش در چهار فاز، ساخت درخت سلسله مراتبی، انجام مقایسات زوجی، محاسبه وزن‌ها و تعیین نرخ سازگاری سیستم انجام می‌شود (Saaty, 1987).

۳-۳- تلفیق لایه‌های اطلاعاتی برای تعیین نواحی

امیدبخش معدنی

روش‌های مختلفی مانند روش بولین (Boolien)، روش برهم‌نهی شاخص‌ها (Index overlay method)، روش وزن آماری شواهد (Weights of evidence) و روش منطق فازی جهت تلفیق لایه‌های اطلاعاتی وجود دارد. در سیستم‌های فازی، پدیده‌های غیرقطعی با اخذ نظرات کارشناسی بهتر توصیف شده (Riahi et al., 2022) و اطلاعات از دو منبع مهم، یکی افراد خبره که دانش و اطلاعات خود را در مورد سیستم به صورت توصیفی تعریف می‌کنند و دیگری از اندازه‌گیری‌ها و مدل‌های ریاضی به دست می‌آید که مساله مهم، ترکیب این دو نوع اطلاعات در طراحی سیستم‌های فازی است. زبان اصلی این سیستم‌ها، ریاضیات نوع فازی (به جای استفاده از ریاضیات کلاسیک) است که در این نوع ریاضیات، جهت تلفیق لایه‌های اطلاعاتی، از انواع عملگرهای "و" فازی (Fuzzy AND)، "یا" فازی (Fuzzy OR)، حاصل جبری فازی (Fuzzy algebraic product)، جمع فازی (Fuzzy algebraic sum) و عملگر

(Eberhart, 1995; Assareh et al., 2010). الگوریتم PSO متشکل از یک سری راه‌حل‌های معقول است که توسط همه ذرات به دست می‌آید. به عبارت دیگر، در الگوریتم PSO، هر ذره موقعیت خود را برای نزدیک شدن به موقعیت هدف، سازماندهی می‌کند. تعداد ذرات (m)، جمعیتی را در فضای جستجوی هدف D بعدی تشکیل می‌دهد. اگر فضای حل مسئله بهینه‌سازی D بعدی باشد، بردار فضا $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD})$ به عنوان ذره i نشان داده می‌شود، که $i = 1, 2, \dots, m, X_i$ موقعیت ذره i بوده و همچنین به عنوان یک راه حل ممکن در نظر گرفته می‌شود. سرعت و موقعیت ذرات در هر تکرار به صورت معادلات Error! Reference source not found. و Error! Reference source not found.

به روز رسانی می‌شود که $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iD})$ سرعت ذره i و $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{iD})$ موقعیت بهینه این ذره و موقعیت نهایی بهینه ذرات نیز $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}, \dots, p_{gD})$ است. در شرایط i امین ذره و t امین تکرار، v_{id}^t و x_{id}^t د امین مکان و سرعت مولفه هستند. ضرایب مثبت c_1, c_2, Γ_1 و Γ_2 اعداد تصادفی، بین ۰ تا ۱ و v وزن اینرسی PSO است. PSO با جستجوی چند نقطه‌ای می‌تواند بهینه‌سازی را به خوبی انجام داده، لذا از این الگوریتم برای بهینه کردن ANN استفاده می‌شود.

$$V_{id}^{(t+1)} = \omega \cdot [v_{id}^t + c_1 \cdot (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 \cdot (p_{gd} - x_{id}^t)] \quad (1)$$

$$x^{(t+1)} = x_{id}^t + v_{id}^{(t+1)} \quad (2)$$

پس از اجرای ANN و ANN-PSO می‌بایست عملکرد این مدل‌ها مورد ارزیابی و مقایسه قرار گیرد. از جمله معیارهای ارزیابی پر کاربرد، ضریب تعیین (R^2) و تابع جذر مربعات خطا (RMSE) است. مدلی دارای دقیق‌ترین عملکرد است که در آن R^2 به سمت عدد یک و RMSE به سمت صفر میل می‌کند. این دو معیار در معادلات Error! Reference source not found. و Error! Reference source not found. صورت ریاضی بیان شده است که O_i مقادیر مشاهده شده در واقعیت و P_i مقادیر پیش‌بینی شده توسط الگوریتم و \bar{O}_i نیز میانگین مقادیر مشاهده شده می‌باشد.

رابطه (۳)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2}$$

پارامترهای ورودی به ساختار مدل سازی، عیار پاراژنزهای طلا (Ag, As, Sb, Pb, Mo) و پارامتر خروجی طلا تعریف شد (شکل ۷). در روش ANN ضمن تقسیم بندی به داده های آموزشی، آزمون و اعتبارسنجی و همچنین تغییر تعداد نورون ها، از توابع یادگیری (Gradient descent momentum)، انتقالی (Logsig function) و تمرینی (Levenberg-Marquardt) مطابق با جدول ۳ نیز استفاده شد.

گاما (Gamma operation) استفاده می شود (Boadi et al., 2022). در این پژوهش از روش برهم نهی فازی با عملگر "و"، جهت تلفیق لایه های اطلاعاتی، برای تعیین مناطق امیدبخش و مدل سازی کانی زائی زاپلیک استفاده شد.

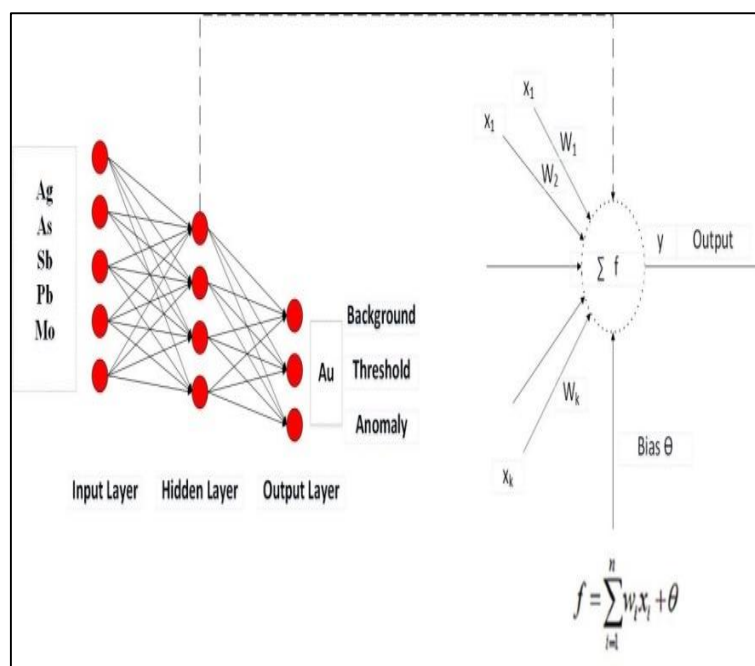
۴- یافته های تحقیق

۴-۱- تعیین لایه های ژئوشیمیایی در مدل برهم نهی فازی جهت تعیین لایه های ژئوشیمیایی، از مدل سازی با روش های ANN و ANN-PSO استفاده شد که در این روش ها

جدول ۳- انواع توابع یادگیری، انتقالی و تمرینی در ANN

Table 3. Types of learning, transfer and training functions in ANN

Learning function	Transfer function	Training function
Gradient descent momentum	Hardlims	Levenberg-Marquardt
Gradient descent	Pureline	Quasi-Newton
	Logsig	Resilient Backpropagation
	Softmax	Scaled Conjugate Gradient
	Posline	Conjugate Gradient with Powell
	Radbas function	Fletcher-Powell Conjugate Gradient
	Satline function	Polak-Ribière Conjugate Gradient



شکل ۷- ورودی و خروجی به ANN

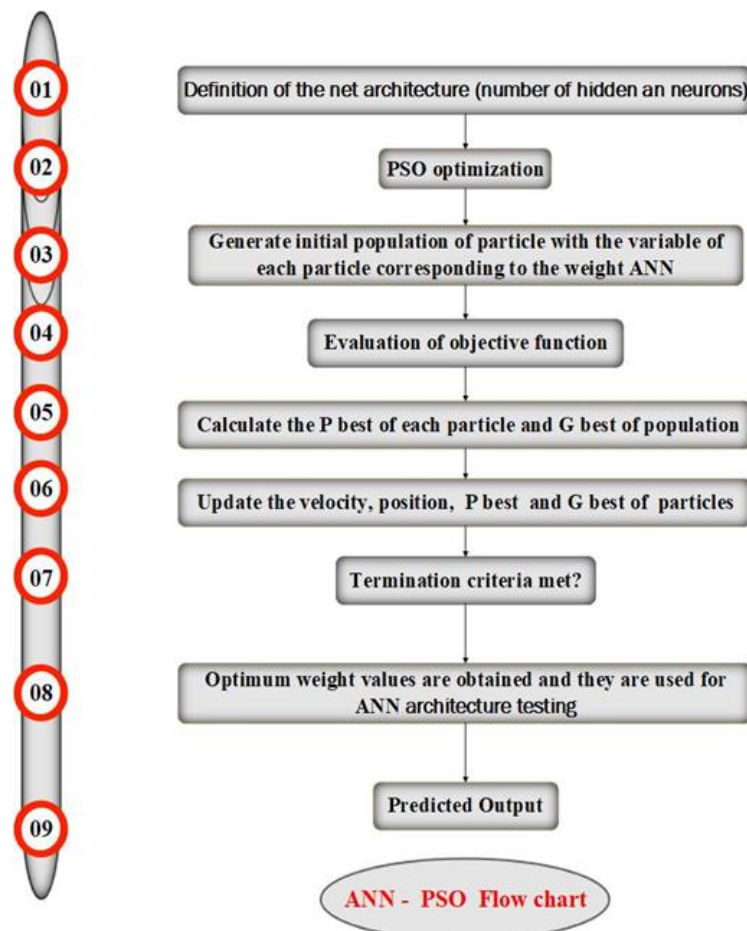
Fig. 7. Input and output to ANN

در روش ANN-PSO، پس از مقداردهی اولیه مطابق نمودارهای ضرایب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده طلا با روش‌های مختلف در رگه‌های S01-S07 در شکل ۹ و شکل ۱۰ نشان داده شده است. این نمودارها نشان می‌دهد که هر چقدر پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر باشد، مقادیر برآورد شده نسبت به مقادیر واقعی، نزدیکتر بوده و مدل‌سازی از اعتبار بیشتری برخوردار است.

جدول ۴- مقداردهی اولیه در بهینه‌ساز ازدحام ذرات

Table 4. Initialization in particle swarm optimizer

Initialization In Particle Swarm	Value
Maximum number of iterations	500
swarm size	15
C1, C2	0.05 , 0.05
r1, r2	0.45 , 0.55
w	0.4



شکل ۸- فلوچارت بهینه‌سازی ANN توسط PSO

Fig. 8. Input and output to ANN

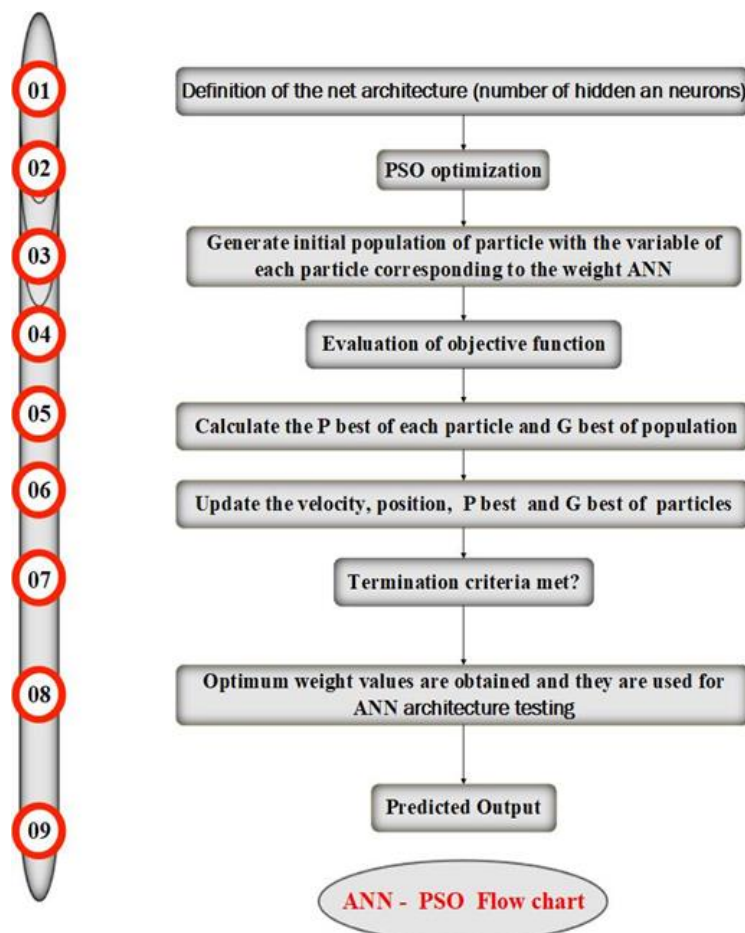
در شکل ۹ و شکل ۱۰ نشان داده شده است. این نمودارها نشان می‌دهد که هر چقدر پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر باشد، مقادیر برآورد شده نسبت به مقادیر واقعی، نزدیکتر بوده و مدل‌سازی از اعتبار بیشتری برخوردار است.

جهت بهینه‌سازی اوزان و بایاس ANN از PSO استفاده شد. نحوه عملکرد و تلفیق این دو روش در فلوجارت **Error!** **Reference source not found.** نمودارهای ضرایب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده طلا با روش‌های مختلف در رگه‌های S01-S07

جدول ۴- مقداردهی اولیه در بهینه‌ساز ازدحام ذرات

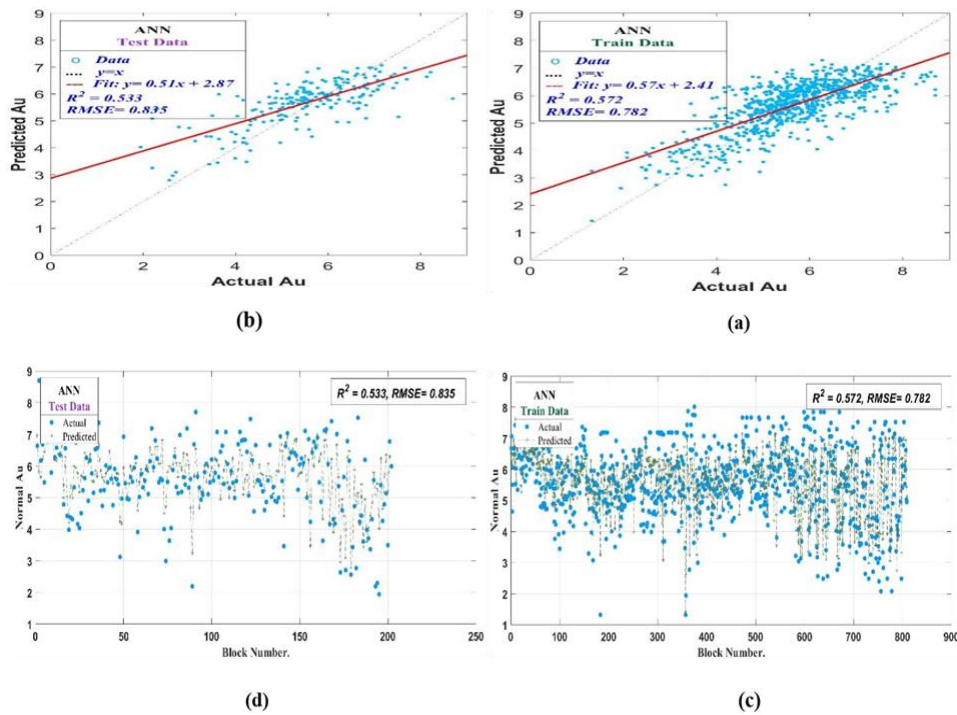
Table 4. Initialization in particle swarm optimizer

Initialization In Particle Swarm	Value
Maximum number of iterations	500
swarm size	15
C_1, C_2	0.05 , 0.05
r_1, r_2	0.45 , 0.55
w	0.4



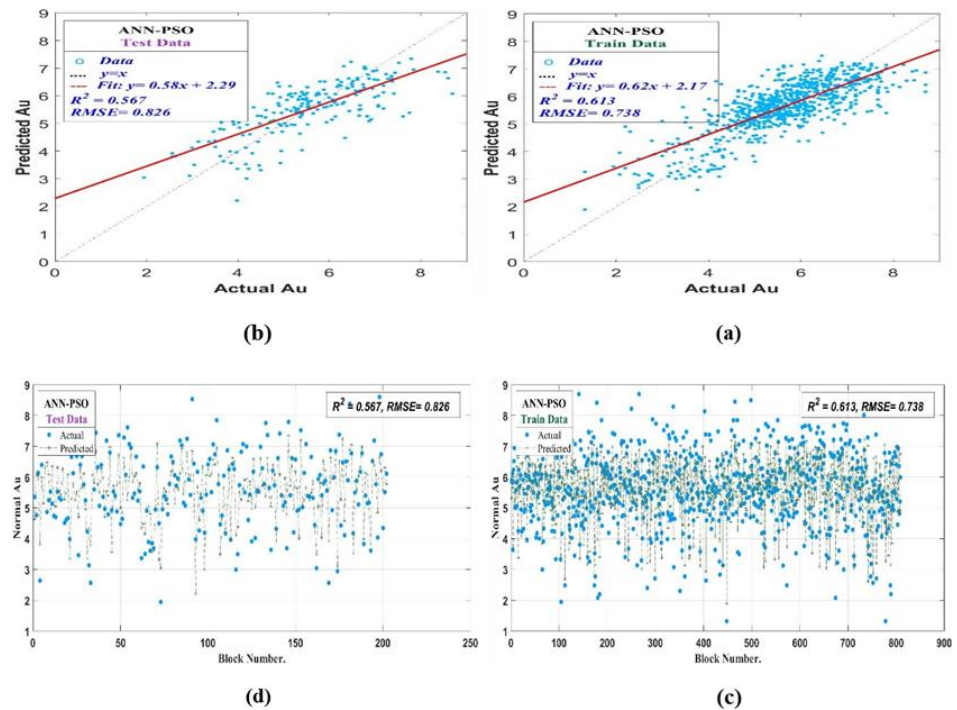
شکل ۸- فلوجارت بهینه‌سازی ANN توسط PSO

Fig. 8. Input and output to ANN



شکل ۹- روش ANN (a) و (b) مقادیر همبستگی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون، (c) و (d) اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون

Fig. 9. ANN method (a) and (b) correlation values in training data and test data, (c) and (d) Difference of predicted values and actual values in training data and test data



شکل ۱۰- روش ANN-PSO (a) و (b) مقادیر همبستگی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون، (c) و (d) اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون

Fig. 10. ANN-PSO method (a) and (b) correlation values in training data and test data, (c) and (d) Difference of predicted values and actual values in training data and test data

نشان داده شد که با توجه به شواهد زمین‌شناسی منطقه صحت این آنومالی‌ها اثبات گشته، لذا این امر، یکی دیگر از دلایل بالاتر بودن درجه اهمیت روش‌های تلفیقی در مدل برهم‌نهی فازی (علاوه بر مقایسه مقادیر ضریب تعیین و تابع خطا) است. جهت نمایش واضح‌تر آنومالی‌ها از بین رگه‌های فوق، رگه S01 انتخاب شد که در هر دو روش، آنومالی‌های احتمالی یا قطعی رگه S01 در قسمت شرق و شمال رگه، تخمین زده شده که نشان‌دهنده دقت و صحت عملکرد روش‌های مورد استفاده است.

سبز (زمینه)، زرد (آنومالی احتمالی) و قرمز (آنومالی قطعی) نشان‌دهنده شده است. در این شکل آنومالی‌های قطعی در روش ANN در رگه ۱ و در روش ANN-PSO در رگه‌های ۲،۴،۵،۶،۷ مشاهده شده به طوری که آنومالی‌های ماسک شده (Masked Anomaly) که با روش ANN نمایان نشده بودند، با استفاده از این الگوریتم از حالت پنهان خارج شده و به صورت آنومالی‌های قطعی نشان داده شد که با توجه به شواهد زمین‌شناسی منطقه صحت این آنومالی‌ها اثبات گشته، لذا این امر، یکی دیگر از دلایل بالاتر بودن درجه اهمیت روش‌های تلفیقی در مدل برهم‌نهی فازی (علاوه بر مقایسه مقادیر ضریب تعیین و تابع خطا) است. جهت نمایش واضح‌تر آنومالی‌ها از بین رگه‌های فوق، رگه S01 انتخاب شد که در هر دو روش، آنومالی‌های احتمالی یا قطعی رگه S01 در قسمت شرق و شمال رگه، تخمین زده شده که نشان‌دهنده دقت و صحت عملکرد روش‌های مورد استفاده است.

با توجه به در شکل ۱۲ جداسازی آنومالی از زمینه و تفکیک جوامع لیتوژئوشیمیایی عنصر طلا در منطقه زایلیک، به صورت نقاط سبز (زمینه)، زرد (آنومالی احتمالی) و قرمز (آنومالی قطعی) نشان‌دهنده شده است. در این شکل آنومالی‌های قطعی در روش ANN در رگه ۱ و در روش ANN-PSO در رگه‌های ۲،۴،۵،۶،۷ مشاهده شده به طوری که آنومالی‌های ماسک شده (Masked Anomaly) که با روش ANN نمایان نشده بودند، با استفاده از این الگوریتم از حالت پنهان خارج شده و به صورت آنومالی‌های قطعی

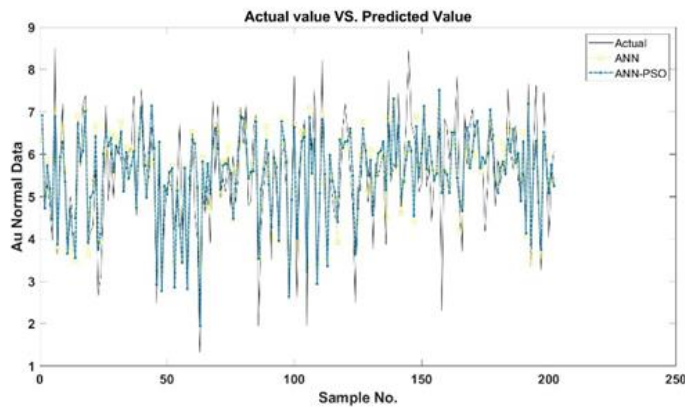
جدول ۵ و مقایسه مقادیر خطا و ضریب تعیین در مدل‌سازی‌ها، مشخص شد که روش ANN-PSO، نسبت به روش ANN دارای بیشترین ضریب تعیین و کمترین تابع خطا بوده، لذا نسبت به داده‌های واقعی بیشترین همبستگی را داشته و مدل‌سازی از صحت بالاتری برخوردار است. همچنین در نرم‌افزار متلب با نوشتن کدهای دستوری، داده‌های تصادفی یکسان تهیه شده و به عنوان ورودی به این نرم‌افزار وارد شدند تا پس از اجرا توسط الگوریتم‌های ANN و ANN-PSO و به دست آوردن خروجی از مقادیر پیش‌بینی شده طلا، قابلیت مقایسه با یکدیگر را داشته باشند. همانگونه که در شکل ۱۱-a نشان داده شده، مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی طلا در یک دامنه قرار گرفته که این امر نشان دیگری از دقت و صحت مدل‌سازی در روش جدید ANN-PSO است.

در شکل ۱۲ جداسازی آنومالی از زمینه و تفکیک جوامع لیتوژئوشیمیایی عنصر طلا در منطقه زایلیک، به صورت نقاط

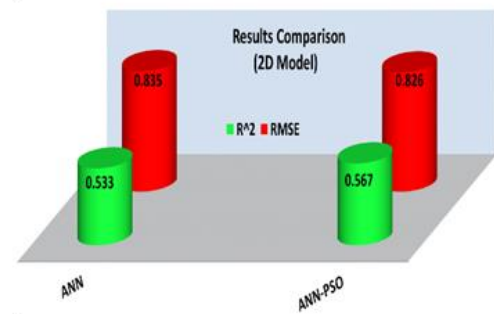
جدول ۵- مقایسه مقادیر همبستگی و توابع خطا

Table 5. Comparison of correlation values and error functions

Model	Train Data		Test Data	
	R2	RMSE	R2	RMSE
ANN	0.572	0.782	0.533	0.835
ANN-PSO	0.613	0.738	0.567	0.826



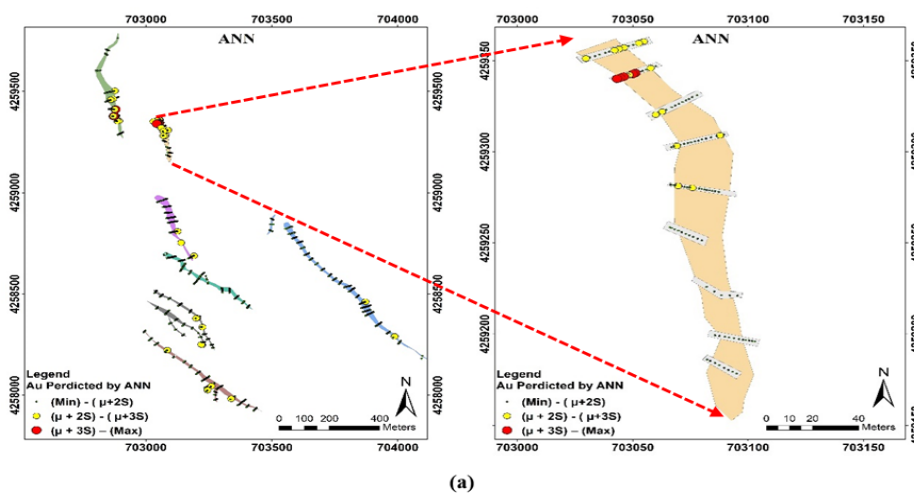
(b)



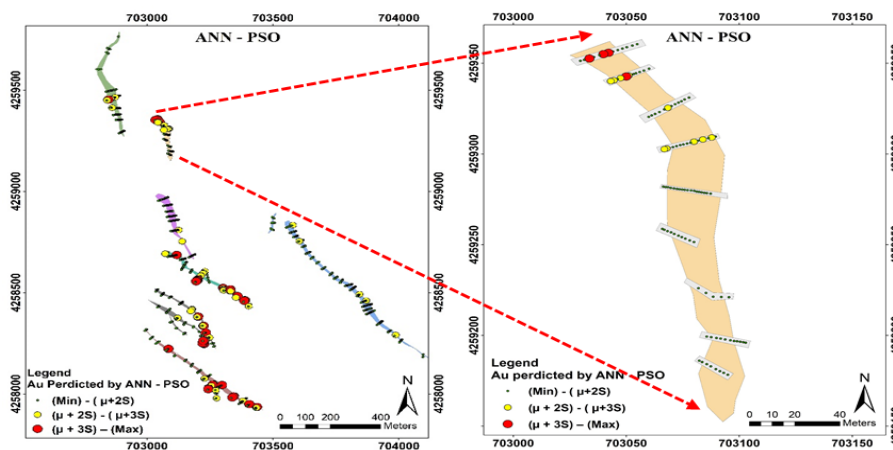
(a)

شکل ۱۱- (a) مقایسه مقادیر ضریب تعیین و تابع خطا و (b) مقایسه مقادیر طلا پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی

Fig. 11. (a) Comparison of coefficient of determination and error function values and (b) Comparison of predicted gold values and actual values



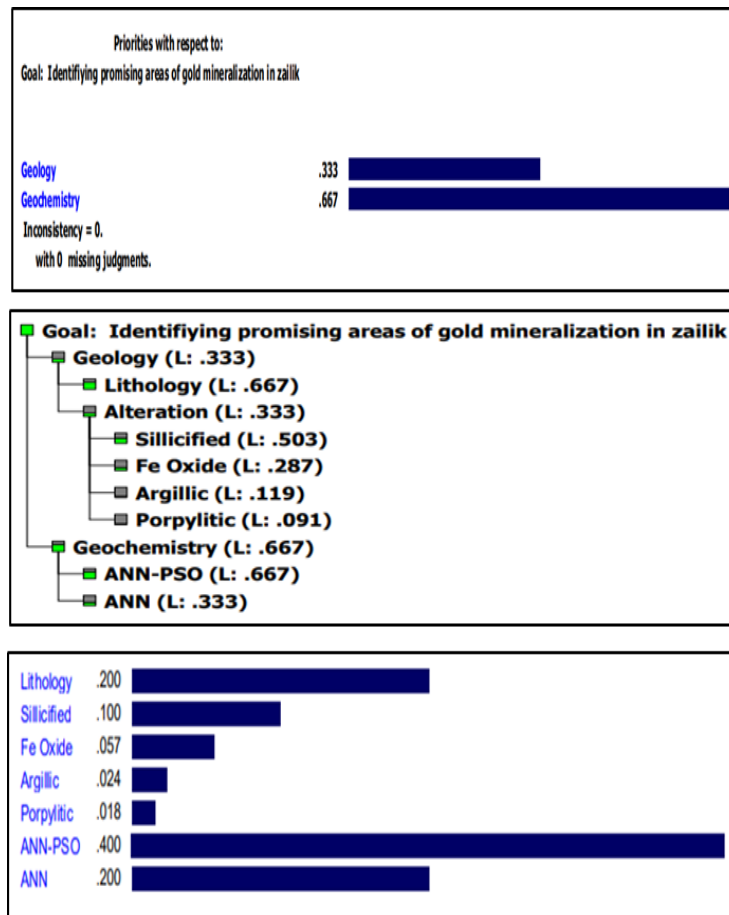
(a)



(b)

شکل ۱۲- مدل‌سازی طلا در رگه‌های S01 تا S07 (a) ANN و (b) ANN-PSO

Fig. 12. Gold modeling in veins S01 to S07 (a) ANN and (b) ANN-PSO



شکل ۱۳- ضرایب اهمیت نسبی روش‌های مورد استفاده در روش سلسله مراتبی

Fig. 13. Relative importance coefficients of the methods used in the hierarchical method

میزان نیز مربوط به پارامتر دگرسانی پروپیلیتیکی می‌باشد. لازم به ذکر است اعداد به دست آمده بر مبنای قضاوت کارشناسی پس از مشورت با متخصصان زمین‌شناسی و اکتشاف به دست آمده است. در جدول ۶ امتیاز دهی کارشناسی به پارامترهای موثر در نرم افزار Expert Choice قید شده است.

۴-۴- برهم‌نهی فازی

به منظور ایجاد مدل‌سازی نهایی کانی‌زائی رگه‌های محدوده زایلیک، نقشه فازی تمامی لایه‌های ژئوشیمیایی و زمین‌شناسی (شکل ۱۴- a) با عملگر فازی AND (با توجه به اینکه چند شاهد به صورت هم‌زمان برای اثبات فرضیه لازم است)، به روش برهم‌نهی فازی در نرم افزار Arc GIS با یکدیگر تلفیق شده و نقشه پیشگوی مناطق امیدبخش کانی‌زائی، جهت ادامه عملیات اکتشافی (پیشنهاد نقاط حفاری) به صورت شکل ۱۴- b به دست آمد. همانطور که در شکل نیز مشخص شده است، میزان آنومالی در رگه S01 در قسمت شمال و شمال‌شرق رگه بیشتر

۴-۲- تعیین لایه‌های زمین‌شناسی در مدل برهم‌نهی فازی

مطالعات سنگ‌شناسی و دگرسانی‌های آرژیلیکی، پروپیلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن، به عنوان پارامترهای زمین‌شناسی مؤثر در شکل‌گیری ماده معدنی در محدوده طلای زایلیک، با در نظر گرفتن مدل‌های مفهومی ذخایر طلای رگه‌ای، دانش و قضاوت کارشناسی، نوع پارامتر و در نهایت تعداد داده‌های موجود از هر کدام از این پارامترها، در مدل برهم‌نهی فازی تعیین شدند.

۴-۳- تعیین درجه اهمیت نسبی

جهت تعیین درجه اهمیت نسبی روش‌های مورد استفاده در مدل‌سازی نهایی، از روش سلسله مراتبی مطابق شکل ۱۳ استفاده شد که با توجه به ضریب ناسازگاری (Inconsistency) نزدیک به عدد صفر (۰/۰۶)، اعتبار روش استفاده شده مورد تأیید قرار گرفت. همانطور که در شکل ۱۳ نشان داده شده است بیشترین درجه اهمیت را روش ANN-PSO داشته و کمترین

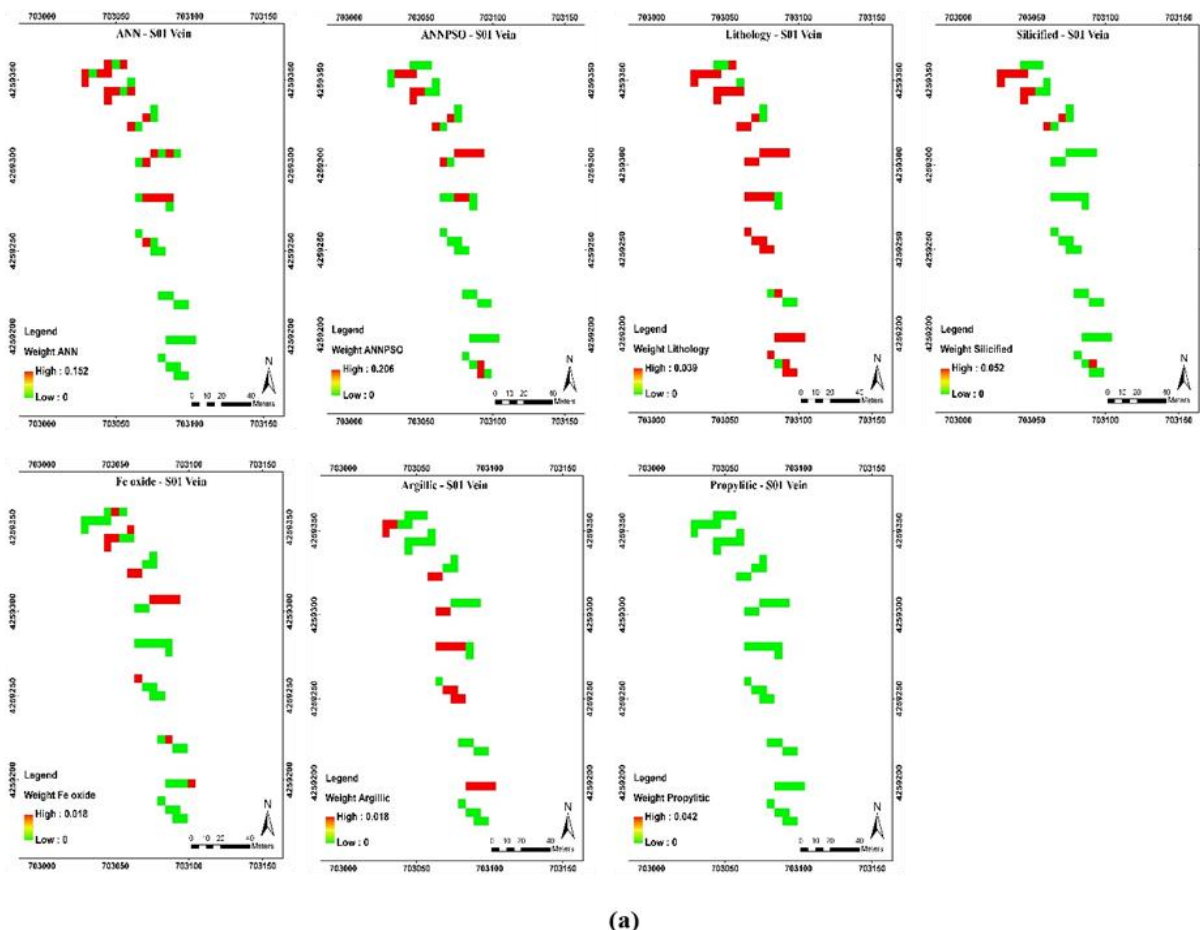
از سایر قسمت‌های این رگه بوده که تمامی شواهد زمین‌شناسی و ژئوشیمیایی نیز این موضوع را تأیید می‌کند.

جدول ۶- جدول مربوط به وزن‌دهی پارامترهای موثر در روش سلسله مراتبی

Table 6. The table related to the weighting of the effective parameters in the hierarchical method

	Silicified	Fe Oxide	Argillic	Porphyritic
Silicified		2.0	4.0	6.0
Fe Oxide			4.0	2.0
Argillic				2.0
Porphyritic	Incon: 0.06			

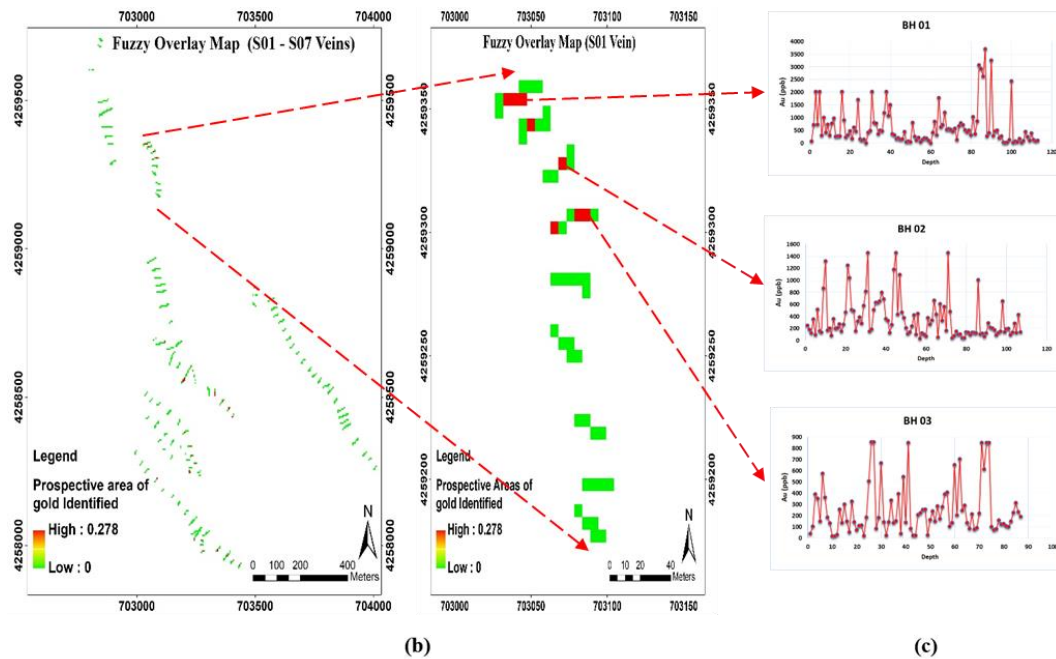
	ANN-PSO	ANN
ANN-PSO		2.0
ANN	Incon: 0.00	



(a)

شکل ۱۴- (a) نقشه اوزان فازی لایه‌های ژئوشیمیایی و زمین‌شناسی رگه S01، (b) نقشه تلفیقی با استفاده از روش برهم‌نهی فازی و تعیین مناطق امیدبخش نهایی رگه‌های S01-S07 و (c) نقاط حفاری

Fig. 14. (a) Fuzzy weights map of geochemical and geological layers of vein S01, (b) Combined map using fuzzy overlay method and determining the final promising areas of veins S01-S07 and (c) Drilling points



ادامه شکل ۱۴

Fig. 14. Continued

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش به منظور شناسایی مناطق امیدبخش کانی زائی طلا و تشخیص آنومالی های سطحی از زمینه در منطقه زایلیک شمال غرب ایران، مدل سازی سطحی دوبعدی با استفاده از روش برهم نهی فازی (Fuzzy Overlay) انجام شد که این نوع مدل سازی به عنوان ابزاری جهت تعیین محل گمانه های حفاری پیشاهنگ مورد استفاده قرار گرفت. داده های مورد استفاده، پارامترهای زمین شناسی مانند سنگ شناسی، دگرسانی های آرژیلیکی، پروپیلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن و همچنین نتایج مدل سازی های ژئوشیمیایی با استفاده از روش های هوش مصنوعی ANN-PSO و ANN بودند. جهت اعتبارسنجی مدل سازی های ژئوشیمیایی به روش هوش مصنوعی، با مقایسه کمی معیارهای ارزیابی دقت، نشان داده شد که روش ANN-PSO نسبت به روش ANN، دارای بیشترین ضریب تعیین ($R^2=0.567$) و کمترین تابع خطا ($RMSE=0.826$) بوده، لذا از درجه اهمیت بیشتری در تصمیم گیری نهائی جهت تعیین محل آنومالی برخوردار شد. همچنین موقعیت مکانی محل مقادیر تخمین زده شده، انطباق مناسبی با یکدیگر و لیتولوژی و دگرسانی های مرتبط با کانی سازی Au داشتند. شواهد زمین شناسی مورد استفاده سنگ شناسی، دگرسانی های آرژیلیکی،

پروپیلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن بوده که پس از تبدیل نمودن این پارامترها به اعداد ریاضی، به همراه مقادیر تخمین زده شده در روش های هوش مصنوعی، جهت وزن دهی به سیستم سلسله مراتبی در نرم افزار Expert Choise وارد شدند. با توجه به قضاوت های کارشناسی در شواهد زمین شناسی، پارامتر سنگ شناسی از درجه اهمیت بیشتری در تصمیم گیری نهائی جهت تعیین مناطق امیدبخش کانی زائی برخوردار شدند. تمامی مقادیر تخمین زده شده در روش های هوش مصنوعی و همچنین پارامترهای زمین شناسی به عنوان لایه های شاهد، با استفاده از روش برهم نهی فازی در نرم افزار ArcGIS ادغام گشته و پس از مدل سازی سطحی دوبعدی، مناطق امیدبخش کانی زائی طلا تعیین و مشخص شد و به عنوان نقاط حفاری های اکتشافی پیشاهنگ پیشنهاد شدند. بر اساس نتایج به دست آمده از مدل سازی نهائی، به عنوان مثال در رگه S01 در مناطق شمال و شمال شرق رگه، مقادیر بالایی از عیار Au، در کانی های سیلیسی و در زون های دگرسانی سیلیسی شده تخمین زده شدند. ایجاد زون دگرسانی سیلیسی قوی به همراه مقادیر بالایی از اکسیدهای آهن و تشکیل هاله های دگرسانی پراکنده در اطراف این زون (آرژیلیک پیشرفته با مقادیر متوسط اکسید آهن و آرژیلیک متوسط با مقادیر پائینی از اکسید آهن)، بیانگر تشکیل یک آنومالی مستعد و امیدبخش

مدل سازی نهایی، از نتایج حفاری ۳ گمانه استفاده شد که این گمانه های اکتشافی در مناطق پیشنهادی امیدبخش کانی زائی طلا در قسمت های شمال و شرق رگه S01 حفاری شدند و مقادیر بالای عیار Au به دست آمده از نتایج آنالیز نمونه های گمانه ای، صحت مناطق امیدبخش کانی زائی طلای پیشنهادی را مورد تأیید قرار داد.

کانی سازی Au در منطقه است. همچنین نتایج به دست آمده از مدل سازی نهایی در بخش های جنوبی منطقه با کانی سازی آندزیت در حاشیه رگه های سیلیسی نیز پتانسیل متوسطی از حضور پراکنده کانی های Au دار را نشان داده است و پراکندگی آلتراسیون پروپیلیتیک (کانی های کلریت و اپیدوت) در این کانی ها نیز بیانگر ایجاد یک محیط دگرسانی مستعد و امیدبخش کانی سازی Au می باشد. به منظور بررسی صحت نقشه

مراجع

- Ahmadi, R., Sadat Koodehi, S.M., 2018. Classification and reserve estimation of Robat Arregije Pb-Zn deposit, Khomein Township, Markazi Province, using geostatistical methods. *New Findings in Applied Geology* 12(24), 39-53. <https://doi.org/10.22084/nfag.2018.15657.1296>
- Al-Thanoon, N.A., Qasim, O.S., Algamal, Z.Y., 2019. A new hybrid firefly algorithm and particle swarm optimization for tuning parameter estimation in penalized support vector machine with application in chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 184, 142-152. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2018.12.003>
- Assareh, E., Behrang, M.A., Assari, M.R., Ghanbarzadeh, A., 2010. Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran. *Energy* 35(12), 5223-5229. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.07.043>
- Bastante, F.G., Ordóñez, C., Taboada, J., Matías, J.M., 2008. Comparison of indicator kriging, conditional indicator simulation and multiple-point statistics used to model slate deposits. *Engineering Geology* 98(1), 50-59. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.01.006>
- Bazdar, H., Fattahi, H., Ghadimi, F., 2015. Hybrid ANN with Invasive Weed Optimization Algorithm, a New Technique for Prediction of Gold and Silver in Zarshuran Gold Deposit, Iran. *Tethys* 3(3), 273-285. https://jtethys.journals.pnu.ac.ir/article_2865_7f601223c226ec0095dc9790e30f7987.pdf
- Boadi, B., Sunder Raju, P.V., Wemegah, D.D., 2022. Analysing multi-index overlay and fuzzy logic models for lode-gold prospectivity mapping in the Ahafo gold district – Southwestern Ghana. *Ore Geology Reviews* 148, 105059. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2022.105059>
- Buyuk, E., Karaman, A. 2021. Modeling Magnetotelluric Data from Tuzla-Çanakale Hydrothermal System with Particle Swarm Optimization to Image Cap Rock Structure. 82nd EAGE Annual Conference & Exhibition, Amsterdam, Netherland <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202112599>
- Calagari, A.A., Hosseinzadeh, G., 2006. The mineralogy of copper-bearing skarn to the east of the Sungun-Chay river, East-Azarbaidjan, Iran. *Journal of Asian Earth Sciences* 28(4), 423-438. <https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2005.11.009>
- Carranza, E.J.M. 2009. Data-Driven Modeling of Mineral Prospectivity. In Hale, M., (Ed.), *Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry*. Elsevier Science B.V., PP. 249-310. [https://doi.org/10.1016/S1874-2734\(09\)70012-9](https://doi.org/10.1016/S1874-2734(09)70012-9)
- Carranza, E.J.M. 2009. Knowledge-Driven Modeling of Mineral Prospectivity. In Carranza, E.J.M., (Ed.), *Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry*. Elsevier Science B.V., Martin Hale, pp. 189-247. [https://doi.org/10.1016/S1874-2734\(09\)70011-7](https://doi.org/10.1016/S1874-2734(09)70011-7)
- Chen, Y., An, A., 2016. Application of ant colony algorithm to geochemical anomaly detection. *Journal of Geochemical Exploration* 164, 75-85. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2015.11.011>
- Chudasama, B., 2022. Fuzzy inference systems for mineral prospectivity modeling-optimized using Monte Carlo simulations. *MethodsX* 9, 101629. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2022.101629>
- Dong, H., Jian, G., 2015. Parameter Selection of a Support Vector Machine, Based on a Chaotic Particle Swarm Optimization Algorithm. *Cybernetics and Information Technologies* 15(3), 140-149. <https://doi.org/10.1515/cait-2015-0047>
- Dumakor-Dupey, N.K., Arya, S., 2021. Machine Learning—A Review of Applications in Mineral Resource Estimation. *Energies* 14(14), 4079. <https://doi.org/10.3390/en14144079>

- Ehteram, M., Khozani, Z.S., Soltani-Mohammadi, S., Abbaszadeh, M., 2023. Estimating Ore Grade Using Evolutionary Machine Learning Models. Springer Nature Singapore, P. 101. https://doi.org/10.1007/978-981-19-8106-7_1
- Fattahi, H., Ghadimi, F., 2016. A hybrid artificial neural network with particle swarm optimization for estimation of heavy metals of rainwater in the industrial region-a case study. *Journal of Tethys* 4(2), 154-168. https://journals.pnu.ac.ir/article_3112_986fd323f0ab2f577c0f6acb23e4bc56.pdf
- Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., 2018. Comparison of U-spatial statistics and C-A fractal models for delineating anomaly patterns of porphyry-type Cu geochemical signatures in the Varzaghan district, NW Iran. *Comptes Rendus Geoscience* 350(4), 180-191. <https://doi.org/10.1016/j.crte.2018.02.003>
- Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., Carranza, E.J.M., 2020. Optimization of geochemical anomaly detection using a novel genetic K-means clustering (GKMC) algorithm. *Computers & Geosciences* 134, 104335. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.104335>
- Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., Carranza, E.J.M., 2020. Sensitivity analysis of prospectivity modeling to evidence maps: Enhancing success of targeting for epithermal gold, Takab district, NW Iran. *Ore Geology Reviews* 120, 103394. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2020.103394>
- Gu, Y., Bao, Z., Song, X., Patil, S., Ling, K., 2019. Complex lithology prediction using probabilistic neural network improved by continuous restricted Boltzmann machine and particle swarm optimization. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 179, 966-978. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.05.032>
- Jafrasteh, B., Fathianpour, N., Suárez, A., 2018. Comparison of machine learning methods for copper ore grade estimation. *Computational Geosciences* 22(5), 1371-1388. <https://doi.org/10.1007/s10596-018-9758-0>
- Kennedy, J., Eberhart, R. 1995, 27 Nov.-1 Dec. 1995. Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 International Conference on Neural Networks, Perth, WA, Australia.* <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Li, X.-l., Li, L.H., Zhang, B.-l., Guo, Q.J., 2013. Hybrid self-adaptive learning based particle swarm optimization and support vector regression model for grade estimation. *Neurocomputing* 118, 179-190. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.03.002>
- Lin, N., Chen, Y., Liu, H., Liu, H., 2021. A Comparative Study of Machine Learning Models with Hyperparameter Optimization Algorithm for Mapping Mineral Prospectivity. *Minerals* 11(2), 159. <https://doi.org/10.3390/min11020159>
- Mahmoudabadi, H., Izadi, M., Menhaj, M.B., 2009. A hybrid method for grade estimation using genetic algorithm and neural networks. *Computational Geosciences* 13(1), 91-101. <https://doi.org/10.1007/s10596-008-9107-9>
- Miranvari, A.S., Calagari, A., Siahcheshm, K., Sohrabi, G., 2019. Geochemical study of alteration zones around Au-bearing silicic veins at Zailic, East of Ahar, East-Azarbaidjan Province. *Iranian Journal of Crystallography and Mineralogy* 27(2), 347-360. <https://doi.org/10.29252/ijcm.27.2.347>
- Moeini, H., Torab, F.M., 2017. Comparing compositional multivariate outliers with autoencoder networks in anomaly detection at Hamich exploration area, east of Iran. *Journal of Geochemical Exploration* 180, 15-23. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2017.05.008>
- Mohammadzadeh, M., Nasser, A., Mahboubiaghdam, M., Jahangiri, M., 2021. Mineral prospectivity mapping of Cu-Au by integrating AHP technique with ARAS and WASPAS models in the Sonajil area, E-Azerbaijan. *Zeitschrift der Deutschen Gesellschaft für Geowissenschaften*, 171-186. <https://doi.org/10.1127/zdgg/2021/0256>
- Nabavi, M., 1984. An introduction to the geology of Iran, Geological Survey of Iran. Tehran University Publications. Tehran.
- Pardo-Igúzquiza, E., Dowd, P.A., Baltuille, J.M., Chica-Olmo, M., 2013. Geostatistical modelling of a coal seam for resource risk assessment. *International Journal of Coal Geology* 112, 134-140. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2012.11.004>
- Parsa, M., Carranza, E.J.M., Ahmadi, B., 2022. Deep GMDH Neural Networks for Predictive Mapping of Mineral Prospectivity in Terrains Hosting Few but Large Mineral Deposits. *Natural Resources Research* 31(1), 37-50. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09984-5>

- Poli, R., Kennedy, J., Blackwell, T., 2007. Particle swarm optimization. *Swarm Intelligence* 1(1), 33-57. <https://doi.org/10.1007/s11721-007-0002-0>
- Riahi, S., Bahroudi, A., Abedi, M., Aslani, S., Lentz, D.R., 2022. Evidential data integration to produce porphyry Cu prospectivity map, using a combination of knowledge and data-driven methods. *Geophysical Prospecting* 70(2), 421-437. <https://doi.org/10.1111/1365-2478.13169>
- Roshanravan, B., Aghajani, H., Yousefi, M., Kreuzer, O., 2019. Particle Swarm Optimization Algorithm for Neuro-Fuzzy Prospectivity Analysis Using Continuously Weighted Spatial Exploration Data. *Natural Resources Research* 28(2), 309-325. <https://doi.org/10.1007/s11053-018-9385-4>
- Saaty, R.W., 1987. The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. *Mathematical Modelling* 9(3), 161-176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)
- Shahrestani, S., Mokhtari, A.R., Fatehi, M., 2020. The use of unmixing technique in stream sediment geochemical exploration. *Journal of Geochemical Exploration* 208, 106339. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2019.106339>
- Shamshirband, S., Esmailbeiki, F., Zarehaghi, D., Neyshabouri, M., Samadianfard, S., Ghorbani, M.A., Mosavi, A., Nabipour, N., Chau, K.W., 2020. Comparative analysis of hybrid models of firefly optimization algorithm with support vector machines and multilayer perceptron for predicting soil temperature at different depths. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics* 14(1), 939-953. <https://doi.org/10.1080/19942060.2020.1788644>
- Soltani-Mohammadi, S., Hoseinian, F.S., Abbaszadeh, M., Khodadadzadeh, M., 2022. Grade estimation using a hybrid method of back-propagation artificial neural network and particle swarm optimization with integrated samples coordinate and local variability. *Computers & Geosciences* 159, 104981. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2021.104981>
- Tahmasebi, P., Hezarkhani, A., 2012. A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation. *Computers & Geosciences* 42, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.02.004>
- Tang, X., Hong, H., Shu, Y., Tang, H., Li, J., Liu, W., 2019. Urban waterlogging susceptibility assessment based on a PSO-SVM method using a novel repeatedly random sampling idea to select negative samples. *Journal of Hydrology* 576, 583-595. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.06.058>
- Tenorio, V.O., Bandopadhyay, S., Misra, D., Naidu, S., Kelley, J., 2015. Support vector machines applied for resource estimation of underwater glacier-type platinum deposits. *Application Of Computers and Operations Research in the Mineral Industry*, 18, 309-323.
- Tsai, P.W., Pan, J.S., Liao, B.Y., Chu, S.C., 2009. Enhanced artificial bee colony optimization. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control* 5(12), 5081-5092. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1120166>
- Whitney, D.L., Evans, B.W., 2010. Abbreviations for names of rock-forming minerals. *American mineralogist* 95(1), 185-187
- Wu, X., Zhou, Y., 1993. Reserve estimation using neural network techniques. *Computers & Geosciences* 19(4), 567-575. [https://doi.org/10.1016/0098-3004\(93\)90082-G](https://doi.org/10.1016/0098-3004(93)90082-G)
- Xi, M., Sun, J., Liu, L., Fan, F., Wu, X., 2016. Cancer Feature Selection and Classification Using a Binary Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization and Support Vector Machine. *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2016, 3572705. <https://doi.org/10.1155/2016/3572705>
- Yang, X.S., 2010. *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. Luniver press. United Kingdom.
- Zhang, Z., Zhang, J., Wang, G., Carranza, E.J.M., Pang, Z., Wang, H., 2020. From 2D to 3D Modeling of Mineral Prospectivity Using Multi-source Geoscience Datasets, Wulong Gold District, China. *Natural Resources Research* 29(1), 345-364. <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09614-6>
- Ziaii, M., Doulati Ardejani, F., Ziaei, M., Soleymani, A.A., 2012. Neuro-fuzzy modeling based genetic algorithms for identification of geochemical anomalies in mining geochemistry. *Applied Geochemistry* 27(3), 663-676. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2011.12.020>